COPPE UFRJ
Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia

UMA ANÁLISE PARCIAL DE SENSIBILIDADE DOS PARÂMETROS DAS REDES NEURAIS COM FUNÇÕES DE BASE RADIAL QUANDO APLICADAS AO DIAGNÓSTICO DE ACIDENTES DE CENTRAIS NUCLEARES

Carla Regina Gomes

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Nuclear, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia Nuclear.

Orientador: José Antônio Carlos Canedo Medeiros

Rio de Janeiro
Março de 2015

UMA ANÁLISE PARCIAL DE SENSIBILIDADE DOS PARÂMETROS DAS REDES NEURAIS COM FUNÇÕES DE BASE RADIAL QUANDO APLICADAS AO DIAGNÓSTICO DE ACIDENTES DE CENTRAIS NUCLEARES

Carla Regina Gomes

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA NUCLEAR.

Examinada por:

_____
Prof. José Antônio Carlos Canedo Medeiros, D.Sc.

_____
Prof. Eduardo Gomes Dutra do Carmo, D.Sc.

_____
Prof. Antonio Carlos de Abreu Mól, D.Sc.

_____
Prof. Cláudio Márcio do Nascimento Abreu Pereira, D.Sc.

_____
Prof. Pedro Luiz da Cruz Saldanha, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL
MARÇO DE 2015

Gomes, Carla Regina

Uma Análise Parcial de Sensibilidade dos Parâmetros das Redes Neurais com Funções de Base Radial Quando Aplicadas ao Diagnóstico de Acidentes de Centrais Nucleares/ Carla Regina Gomes. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2015.

XIX, 138 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: José Antônio Carlos Canedo Medeiros

Tese (doutorado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Nuclear, 2015.

Referências Bibliográficas: p. 71-77.

1. Diagnóstico de Acidentes Nucleares. 2. Rede Neuronal Artificial de Funções de Base Radial Gaussiana. 3. Aproximação de Funções. I. Medeiros, José Antônio Carlos Canedo. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Nuclear. III. Título.

A Deus Pai,

A Deus Filho,

A Deus Espírito Santo,

Por meio de N. Sra. da Conceição Aparecida.

À Maria José Porfírio Gomes, minha mãe, minha amiga, meu anjo (*in memoriam*).

AGRADECIMENTOS

São Tomás de Aquino ensina que a gratidão é uma realidade humana complexa e que se compõe de três níveis: o primeiro consiste em reconhecer o benefício recebido; o segundo, em louvar e dar graças e o terceiro em retribuir, de acordo com as suas possibilidades e com as circunstâncias mais oportunas de tempo e de lugar. Desta forma, ao finalizar o curso de doutorado, não posso deixar de reconhecer todo o benefício recebido, graças ao apoio de diversas pessoas que devo aqui relacioná-las:

A Deus por me sustentar no momento mais difícil e por me conceder, no seu infinito amor de Pai, a força, a saúde e a sabedoria necessárias para a realização deste trabalho.

Ao meu pai, José Jorge Gomes, pela sua presença, pelo incentivo e pela compreensão em todos os momentos da minha vida e especialmente no momento da partida da minha mãe, desta vida.

Ao meu orientador, prof. Dr. José Antônio Carlos Canedo Medeiros, pela confiança depositada em mim, para a realização deste trabalho, por todos os conhecimentos transmitidos tão sabiamente e pela incessante paciência, com que elucidou às minhas constantes dúvidas, sem a qual a realização deste trabalho seria inviável. A ele, o meu respeito, admiração e gratidão.

Ao Programa de Engenharia Nuclear da COPPE/UFRJ pela oportunidade, que me foi concedida, de fazer parte do programa.

A Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro – UFRRJ, instituição da qual sou docente, por investir na minha capacitação, ao me conceder o horário especial para servidor estudante, para cursar este doutorado.

Aos professores do Programa de Engenharia Nuclear: Roberto Schirru, Fernando Carvalho e Su Jian, pelos conhecimentos transmitidos nas disciplinas sobre:

Algoritmos Genéticos, Física de Reatores e Engenharia de Reatores, respectivamente e que foram tão importantes para a minha formação.

Aos membros da banca examinadora, que ao aceitarem participar desta defesa de tese, dedicaram parte de seus tempos na leitura, nas correções e nas sugestões, que contribuíram para o aperfeiçoamento desse trabalho.

Aos secretários do Programa de Engenharia Nuclear: Josevalda (Jô), Liliane (Lili), Reginaldo, Washington e Simone, pela solicitude, com a qual sempre me atenderam.

Aos colegas do Laboratório de Monitoramento e Processamento (LMP): Andressa, Márcio, Alexandre, Douglas e Frederico. Aos colegas do PEN: Dillyane, Lílian e Nilton (ex-alunos, que se tornaram colegas de turma) e também ao colega Jonni Guiler. Agradeço por todas as ideias compartilhadas e pelo incentivo, durante os momentos de estudo.

Aos colegas de trabalho da UFRRJ e amigos: Brígida Sartini, Erito Marques e Marcelo Farias, por assumirem a minha carga horária, para que eu conseguisse o afastamento integral, por um semestre, para a conclusão deste trabalho. E, também, a José Airton e Rosemberg Vicente, por me incentivarem a fazer a inscrição, no processo seletivo para este doutorado.

Assim, registro aqui, os meus sinceros agradecimentos a todos que de forma direta ou indireta me apoiaram neste processo de aprendizado e que contribuíram para a concretização do presente trabalho.

"Sabemos como é a vida: num dia dá tudo certo e no outro as coisas já não são tão perfeitas assim. Altos e baixos fazem parte da construção do nosso caráter. Afinal, cada momento, cada situação, que enfrentamos em nossas trajetórias é um desafio, uma oportunidade única de aprender, de se tornar uma pessoa melhor. Só depende de nós, das nossas escolhas... Não sei se estou perto ou longe demais, se peguei o rumo certo ou errado. Sei apenas que sigo em frente, vivendo dias iguais de forma diferente. Já não caminho mais sozinho, levo comigo cada recordação, cada vivência, cada lição. E, mesmo que tudo não ande da forma que eu gostaria, saber que já não sou o mesmo de ontem, me faz perceber que valeu a pena."

Albert Einstein

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

UMA ANÁLISE PARCIAL DE SENSIBILIDADE DOS PARÂMETROS DAS REDES NEURAIS COM FUNÇÕES DE BASE RADIAL QUANDO APLICADAS AO DIAGNÓSTICO DE ACIDENTES DE CENTRAIS NUCLEARES

Carla Regina Gomes

Março/2015

Orientador: José Antônio Carlos Canedo Medeiros

Programa: Engenharia Nuclear

O presente trabalho tem por objetivo apresentar uma aplicação, de um tipo de rede neuronal artificial, que opera de acordo com a teoria da aproximação universal e da interpolação, em espaços multidimensionais, por funções de base radial, na identificação de acidentes nucleares de base de projeto postulados, para uma usina com reator à água pressurizada. O tipo de rede utilizado é a rede neuronal de funções de base radial, sobre a qual é apresentado, especificamente, um estudo, embasado pela teoria de condicionamento de sistemas lineares, de como a variação de um dos seus parâmetros pode influenciar na precisão da resposta da rede. Dessa forma, o modelo proposto foi aplicado inicialmente na classificação de três acidentes nucleares e, posteriormente, na extensão de um conjunto maior contendo dezessete acidentes nucleares de base de projeto, postulados para o referido tipo de central nuclear. Os resultados obtidos na avaliação do desempenho da rede confirmaram sua eficiência como um método alternativo e simples e que fornece resultados rápidos, com uma precisão aceitável.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.)

A SENSITIVITY OF PARTIAL ANALYSIS PARAMETERS OF NEURAL NETWORK WITH RADIAL BASIS FUNCTIONS WHEN APPLIED TO CENTRAL DIAGNOSTIC NUCLEAR ACCIDENT

Carla Regina Gomes

March /2015

Advisor: José Antônio Carlos Canedo Medeiros

Department: Nuclear Engineering

This paper aims to present an application of a type of artificial neural network, which operates according to the theory of universal approximation and interpolation in multidimensional spaces for radial basis functions, the identification of nuclear accidents postulated, for a plant with the pressurized water reactor. The type of network used is the neural network of the radial basis functions, which are brought about, specifically, a study confirmed the conditioning theory of linear systems, such as the variation of its parameters may influence the accuracy of the response network. Thus, the proposed model was initially applied in the classification of three nuclear accidents and, subsequently, to the extent of a larger set containing seventeen design basis of nuclear accidents, postulates for that type of nuclear power plant. The results in network performance evaluation confirmed its effectiveness as an alternative and simple method that provides fast results with acceptable accuracy

SUMÁRIO

RESUMO.....viii
ABSTRACT.....ix
LISTA DE FIGURAS xii
LISTA DE TABELAS xvi
LISTA DE ABREVITURAS, ACRÔNIMOS E SIGLAS..... xvii
LISTA DE SÍMBOLOS xix
CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO 1
1.1 – O Problema da Identificação de Acidentes Nucleares..... 1
1.2 – Revisão Bibliográfica 3
1.3 – Motivação, Proposta e Contribuição do Trabalho. 9
1.4 – Organização do Trabalho..... 13
CAPÍTULO 2 - PRINCIPAIS ACIDENTES NUCLEARES POSTULADOS PARA UMA USINA PWR..... 16
2.1 – Breve Descrição de uma Usina Nuclear PWR 16
2.2 – Acidentes Nucleares Postulados para uma Usina Nuclear PWR 20
2.3 – O Escopo de Aplicação do Trabalho Desenvolvido..... 25
CAPÍTULO 3 - A REDE NEURONAL DE FUNÇÃO DE BASE RADIAL..... 28
3.1 – As Redes Neuronais Artificiais 28
3.1.1 – O Neurônio Biológico..... 29
3.1.2 – O Neurônio Artificial..... 30
3.1.3 – As Redes Neuronais Artificiais..... 32
3.2 - A Rede Neuronal de Funções de Base Radial..... 35
3.2.1 – Formulação Matemática da Rede FBR..... 37
3.2.2 - As Funções de Base Radial 40
CAPÍTULO 4 - A IDENTIFICAÇÃO DE ACIDENTES ATRAVÉS DA REDE NEURONAL DE FUNÇÃO DE BASE RADIAL GAUSSIANA 46

4.1 – Definição dos Parâmetros da Rede 46

4.2 – Dados para Treinamento e Teste da Rede 47

4.3 – Identificação de Três Acidentes Nucleares 50

4.4 - Identificação de Dezessete Acidentes Nucleares 55

4.5 – Similaridades entre os Acidentes Nucleares 62

4.6 – Análise de Sensibilidade do Ajuste dos Parâmetros da Rede 65

CAPÍTULO 5 - CONCLUSÕES 68

5.1 – Conclusões 68

5.2 – Trabalhos Futuros 70

REFERÊNCIAS 72

APÊNDICE A – GRÁFICO DAS VARIÁVEIS DE ESTADO NOS ACIDENTES .. 79

APÊNDICE B - GRÁFICOS DAS ASSINATURAS DOS ACIDENTES PARA TREINAMENTO DA REDE 88

APÊNDICE C – GRÁFICO DAS SIMILARIDADES ENTRE AS ASSINATURAS DOS ACIDENTES 94

APÊNDICE D - GRÁFICOS DAS ASSINATURAS DOS ACIDENTES COM RUÍDO 98

APÊNDICE E - GRÁFICO DA FAIXA DE SEPARAÇÃO ESTABELECIDA PARA A CLASSIFICAÇÃO DOS TRÊS ACIDENTES COM RUÍDO 116

APÊNDICE F – GRÁFICO DA FAIXA DE SEPARAÇÃO ESTABELECIDA PARA A CLASSIFICAÇÃO DOS DEZESSETE ACIDENTES COM RUÍDO 123

APÊNDICE G – CONDICIONAMENTO DE SISTEMAS LINEARES 129

G.1- Normas Matriciais 129

G.2 – Número de Condição 130

APÊNDICE H – ANÁLISE DE MATEMÁTICA DA SENSIBILIDADE DA RESPOSTA DA REDE AO PARÂMETRO DISPERSÃO 133

APÊNDICE I – GRÁFICO DA RESPOSTA DA REDE PARA DIFERENTES NÍVEIS DE RUÍDO, PARA DIFERENTES PARÂMETROS DE DISPERSÃO 135

135

LISTA DE FIGURAS

Figura 2. 1:Diagrama Esquemático Simplificado de uma Usina Nuclear PWR. 17
Figura 2. 2: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente loca. 27
Figura 3. 1: Diagrama Simplificado de um Neurônio Biológico..... 29
Figura 3. 2:Diagrama Simplificado de um Modelo de um Neurônio Artificial. 30
Figura 3. 3: Funções de Ativação..... 32
Figura 3. 4: Diagrama Esquemático Simplificado da Arquitetura de uma Rede FBR 35
Figura 3. 5: Aproximação por Funções de Base Radial..... 36
Figura 3. 6: Funções de Base Radial Bidimensionais. 42
Figura 3. 7: Funções de Base Radial Tridimensionais..... 42
Figura 3. 8: Gráfico Tridimensional da Função Gaussiana..... 44
Figura 4. 1: Gráfico da Assinatura do Acidente Loca..... 48
Figura 4. 2: Gráfico da Assinatura do Acidente Loca com Ruído.....49
Figura 4. 3: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão (Spread) da Gaussiana de $\sigma = 7.5$. 54
Figura 4. 4: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão (Spread) da Gaussiana de $\sigma = 4.0$. 60
Figura 4.5: Similaridade entre as assinaturas dos acidentes trip e tripr.....64
Figura 4. 6: Gráfico do Número de Condição $K(F)$.....65
Figura A. 1: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente blckt. 78
Figura A. 2: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente blck. 79
Figura A. 3: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente loca. 79
Figura A. 4: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente mefwi. 80
Figura A. 5: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente mfwso. 80
Figura A. 6: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente mfwbr. 81
Figura A. 7: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente mfwbt. 81
Figura A. 8: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente mfwi. 82
Figura A. 9: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente mfwis. 82
Figura A. 10: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente mstmi. 83
Figura A. 11: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente mstms. 83
Figura A. 12: Gráfico das Variáveis de Estado na Condição Normal de Operação. .. 84
Figura A. 13: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente sglo.....84

Figura A. 14: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente stml.....85
Figura A. 15: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente trip……....85
Figura A. 16: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente tripr.....86
Figura A. 17: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente tript.....86
Figura B. 1: Gráfico da Assinatura do Acidente blckt..... 88
Figura B. 2: Gráfico da Assinatura do Acidente blck..... 89
Figura B. 3: Gráfico da Assinatura do Acidente loca..... 89
Figura B. 4: Gráfico da Assinatura do Acidente mefwi..... 89
Figura B. 5: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwso..... 90
Figura B. 6: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwbr..... 90
Figura B. 7: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwbt..... 90
Figura B. 8: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwi..... 91
Figura B. 9: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwis..... 91
Figura B. 10: Gráfico da Assinatura do Acidente mstmi..... 91
Figura B. 11: Gráfico da Assinatura do Acidente mstms..... 92
Figura B. 12: Gráfico da Assinatura do Acidente norm..... 92
Figura B. 13: Gráfico da Assinatura do Acidente sglo..... 92
Figura B. 14: Gráfico da Assinatura do Acidente stml..... 93
Figura B. 15: Gráfico da Assinatura do Acidente trip..... 93
Figura B. 16: Gráfico da Assinatura do Acidente tripr..... 93
Figura B. 17: Gráfico da Assinatura do Acidente tript..... 94
Figura C. 1: Similaridade entre as assinaturas dos acidentes mefwi e mfwi..... 95
Figura C. 2: Similaridade entre as assinaturas dos acidentes mfwso e mfwis..... 96
Figura C. 3: Similaridade entre as assinaturas dos acidentes mstmi e tript..... 96
Figura C. 4: Similaridade entre as assinaturas dos acidentes trip e tripr..... 97
Figura D. 1: Gráfico da Assinatura do Acidente blckt com Ruído.....98
Figura D. 2: Gráfico da Assinatura do Acidente blck com Ruído.....99
Figura D. 3: Gráfico da Assinatura do Acidente loca com Ruído.....100
Figura D. 4: Gráfico da Assinatura do Acidente mefwicom Ruído.....101
Figura D. 5: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwso com Ruído.....102
Figura D. 6: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwbr com Ruído.....103
Figura D. 7: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwbt com Ruído.....104
Figura D. 8: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwi com Ruído.....105
Figura D. 9: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwis com Ruído.....106

Figura D. 10: Gráfico da Assinatura do Acidente mstmi com Ruído.....107
Figura D. 11: Gráfico da Assinatura do Acidente mstms com Ruído.....108
Figura D. 12: Gráfico da Assinatura do Acidente norm com Ruído.....109
Figura D. 13: Gráfico da Assinatura do Acidente sglo com Ruído.....110
Figura D. 14: Gráfico da Assinatura do Acidente stml com Ruído.....111
Figura D. 15: Gráfico da Assinatura do Acidente trip com Ruído.....112
Figura D. 16: Gráfico da Assinatura do Acidente tripr com Ruído.....113
Figura D. 17: Gráfico da Assinatura do Acidente tript com Ruído.....114
Figura E. 1: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 0.5$.....116
Figura E. 2: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 1.0$..... 116
Figura E. 3: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 1.5$..... 117
Figura E. 4: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 3.0$..... 117
Figura E. 5: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 3.5$..... 118
Figura E. 6: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 4.0$.....118
Figura E. 7: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 5.65$..... 119
Figura E. 8: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 7.5$..... 119
Figura E. 9: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 9.5$. 120
Figura E. 10 : Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 11.0$..... 120
Figura E. 11: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 12.5$..... 121
Figura F. 1: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 0.5$..... 123
Figura F. 2: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 1.0$..... 124

Figura F. 3: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 1.5. 124
Figura F. 4: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 3.0. 125
Figura F. 5: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 3.5. 125
Figura F. 6: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 4.0. 126
Figura F. 7: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 5.65. 126
Figura F. 8: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 7.5. 127
Figura F. 9: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 9.5. 127
Figura F. 10: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 11.0. 128
Figura F. 11: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 12.5. 128
Figura I. 1: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes, com o Percentual de Ruído de 1% em suas Assinaturas. 135
Figura I. 2: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes, com o Percentual de Ruído de 2% em suas Assinaturas. 136
Figura I. 3: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes, com o Percentual de Ruído de 2.5% em suas Assinaturas. 137
Figura I. 4: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes, com o Percentual de Ruído de 5% em suas Assinaturas. 138

LISTA DE TABELAS

Tabela 2. 1: Acidentes Nucleares Postulados para a Usina PWR de Angra 2. 24
Tabela 2. 2: Variáveis de Estados dos Acidentes Postulados. 26
Tabela 3. 1: Funções de Ativação. 31
Tabela 3. 2: Funções de Base Radial. 41
Tabela 4. 1: Vetores de saída da Rede.....50
Tabela 4. 2: Erro da Rede na Identificação 51
Tabela 4. 3: Erro Médio Quadrático da Rede 51
Tabela 4. 4: Erro da Rede na Identificação do Acidente A2 52
Tabela 4. 5: Erro da Rede na Identificação do Acidente 52
Tabela 4. 6: Erro da Rede na Identificação do Acidente 53
Tabela 4. 7: Erro Médio Quadrático da Rede com Ruído nas 3 53
Tabela 4. 8: Vetores de Saída da 56
Tabela 4. 9: Erro da Rede FBR na Identificação dos Dezessete Acidentes sem Ruído. 57
Tabela 4. 10: Erro da Rede FBR na Identificação dos Dezessete Acidentes com Ruído. 58
Tabela 4. 11: Erro Médio Quadrático 60
Tabela 4. 12: Erro Médio Quadrático da Rede com Ruído 60
Tabela 4. 13: Distância Euclidiana entre os Acidentes. 64

LISTA DE ABREVITURAS, ACRÔNIMOS E SIGLAS

AIEA – Agência Internacional de Energia Atômica.

ATWS - Transientes operacionais com falha do sistema de desligamento rápido do reator.

AVQ – *Adaptaive Vector Quantization*.

BLCK – Acidente postulado de perda de alimentação elétrica externa, sem desligamento do reator.

BLCKT – Acidente postulado de perda de alimentação elétrica externa, com desligamento do reator.

CMC – Conjunto Mínimo de Centroides.

CNEN – Comissão Nacional de Energia Nuclear.

COPPE - Instituto Alberto Luiz Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia

EUA – Estados Unidos da América

FBR – Função de base radial.

FNN – *Fuzzy Neural Network*

GMDH – *Group Method of Data Handling*

I.A. – Inteligência Artificial.

LMP - Laboratório de Monitoramento e Processamento

LOCA – *Loss of Coolant Accident* (Acidente postulado perda de refrigeração do reator).

MEFWI – Acidente postulado de isolamento da alimentação principal e auxiliar, sem desligamento do reator.

MFWBR – Acidente postulado de ruptura da linha de alimentação principal.

MFWBT – Acidente postulado de ruptura da linha de alimentação principal, sem desligamento do reator.

MFWI – Acidente postulado de isolamento da alimentação principal, sem desligamento do reator.

MFWIS – Acidente postulado de isolamento da alimentação principal.

MFWSO – Acidente postulado de isolamento da alimentação principal e auxiliar.

MLP - *Multilayer Perceptron*

MSTMI – Acidente postulado de isolamento da linha de vapor principal, sem desligamento do reator.

MSTMS – Acidente postulado de isolamento da linha de vapor principal.

NORMAL – Condição normal de potência de operação.

PNN – *Probabilistic Neural Network*

PWR – Reator à água pressurizada.

QEA – Algoritmo de Inspiração Quântica.

RFAS – Relatório Final de Análise de Segurança.

RNA – Redes Neuronais Artificiais.

SGLO – Acidente postulado de ruptura nos tubos do gerador de vapor.

STML – Acidente postulado de ruptura da linha de vapor principal.

SVC - *Support Vector Classification*

TMI – *Three Mile Island*

TRIP – Acidente postulado de desligamento da turbina e do reator.

TRIPR – Acidente postulado de desligamento do reator.

TRIPT – Acidente postulado de desligamento da turbina, sem desligamento do reator.

UFRJ – Universidade Federal do Rio de Janeiro

UFRRJ – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro

U. S. NRC – *United States Nuclear Regulatory Commission.*

LISTA DE SÍMBOLOS

c_j Centro da função de base radial.

C^{-1} Matriz inversa da matriz de covariância.

f Função de ativação do neurônio

F Hiperfície de interpolação.

N Número de dados para treinamento da rede

H Vetor de saída da rede neuronal.

$k(F)$ Número de condição da matriz de interpolação

$\mathbf{R}$ Conjunto dos números reais.

$\mathbf{R}^m$ Espaço euclidiano m-dimensional.

w_i Peso sináptico.

w_0 Bias

W Vetor de Pesos.

x_i Entrada do neurônio.

y_i Saída do neurônio.

Y Vetor de saída desejada

μ Vetor de média.

v_k Campo local induzido do neurônio.

δ Perturbação nos dados

σ Dispersão da função de base radial.

φ Função de base radial.

Φ Matriz de interpolação.

Φ^{-1} Matriz inversa da matriz de interpolação.

$\| \ \|$ Norma

$\| \cdot \|_2$ Norma euclidiana

$\| \cdot \|_\infty$ Norma do máximo

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

Neste capítulo, serão apresentados: a descrição inicial do problema a ser estudado, a revisão bibliográfica das contribuições publicadas, referentes ao problema da identificação de transientes e acidentes nucleares e a proposta deste trabalho, destacando-se as contribuições do mesmo para as pesquisas nesta área. Por fim, é apresentada a sua forma de organização.

1.1 – O Problema da Identificação de Acidentes Nucleares

Segundo Santos *et. al*. (2008) as usinas nucleares são projetadas, construídas e operadas seguindo elevados padrões de qualidade, utilizando materiais e equipamentos de alta qualidade, através da criteriosa observância das especificações durante a sua construção e com a implementação de um programa de treinamento para os operadores e para o grupo de manutenção, de forma que, caso ocorram: condições de transientes, acidentes, erros de operação, operações em condições anormais e mau funcionamento de componentes, não haja liberação de produtos de fissão e material radioativo para o meio ambiente.

O objetivo geral da **segurança nuclear** consiste no desenvolvimento, na manutenção e no aperfeiçoamento de mecanismos eficazes de defesa, que possam garantir a proteção: dos operadores da usina, da sociedade, do entorno dela e do meio ambiente, contra acidentes nucleares.

As **usinas nucleares** constituem um sistema altamente complexo, na qual a tarefa da instrumentação e controle é tornar possível a operação da usina pelo homem ou por meio de dispositivos automáticos. Os dispositivos de instrumentação e controle

abrangem os sistemas de medição, proteção, controle, acionamento e monitoração, bem como a sala de controle (CFOL1, 1997).

A **sala de controle** de uma central nuclear, que é tripulada 24 horas por dia, contém os controles e dispositivos de monitoração associados a cada sistema importante na usina: chaves elétricas, luzes de indicação, medidores e outros instrumentos que informam o estado da usina. Na sala de controle estão também painéis anunciadores, que alertam o operador para a existência de condições anormais. Um computador providencia informações técnicas, tais como a temperatura e pressão de um certo sistema e permissões para a interação entre o operador e a usina (CBOUN, 2003).

Para que a sua operação seja segura e eficaz, sistemas de monitoramentos computadorizados vêm sendo cada vez mais aperfeiçoados. Isto se faz necessário para que a quantidade de informação apresentada pelos sensores da usina seja compatível com a capacidade cognitiva dos seus operadores. Esses sistemas de monitoramentos computadorizados têm a finalidade de auxiliar os operadores da usina, na tomada de decisão, no que tange à identificação correta, de um evento que esteja em curso e, consequentemente, na minimização das ocorrências de transientes ou acidentes, que possam ser provocados por falhas humanas, considerando-se o alto grau de complexidade do trabalho desenvolvido.

A preocupação com a questão da interface homem-máquina é abordada na norma NUREG 0711 (2012), ao afirmar que uma importante percepção, dos estudos referentes aos acidentes nucleares ocorridos em: *Three Mile Island* (TMI) (1979), em Chernobyl (1986) e em outras centrais nucleares, é que os erros resultantes de fatores de deficiências humanas, tais como: a má concepção da sala de controle, os procedimentos e treinamentos foram fatores que contribuiram significativamente para a ocorrência desses acidentes nas centrais nucleares.

Esse documento é a terceira revisão do documento NUREG 0711 (1994), que foi publicado para estabelecer os critérios para a revisão dos aspectos de engenharia de fatores humanos na certificação dos projetos para plantas nucleares. Ele é usado pela equipe da Comissão Reguladora Nuclear dos Estados Unidos da América (*U. S. Nuclear Regulatory Commission* – U. S. NRC) para revisar os programas de

engenharia de fatores humanos, dos requerentes de licenças para construção, das licenças de funcionamento, das certificações de projeto padrão, das licenças operacionais combinadas e das alterações das licenças em centrais nucleares.

De acordo com a norma supracitada a **engenharia de fatores humanos** corresponde à aplicação do conhecimento sobre as capacidades e limitações humanas para projetar a planta, os seus sistemas e equipamentos. Ela oferece garantias razoáveis de que o projeto da planta, os sistemas, os equipamentos, as tarefas humanas e do ambiente de trabalho sejam compatíveis com os atributos sensoriais, perceptivos, cognitivos e físicos das pessoas que operaram, mantêm e apoiam a instalação.

O **problema da identificação de acidentes** pode ser formulado como o problema do desenvolvimento de um sistema, que seja capaz de identificar e classificar corretamente um evento de operação anormal, que esteja ocorrendo em uma usina nuclear, a partir do conhecimento de um conjunto de assinaturas, correspondentes aos acidentes de base de projeto, que são postulados para este tipo de instalação nuclear. Aqui, entende-se por **assinatura**, aos padrões definidos pela evolução temporal das variáveis de estado, que são responsáveis pela caracterização dos acidentes postulados.

De acordo com Medeiros (2005), quando um evento de operação anormal precisa ser identificado, o sistema de diagnóstico procura comparar os padrões definidos pelas assinaturas correspondentes às condições operacionais da usina, com os padrões definidos pelas assinaturas (conhecidas) de cada um dos acidentes postulados e, então, classificar o evento em curso, pelo evento ao qual ele estiver mais próximo (no sentido euclidiano).

Em face do exposto, o problema da identificação de acidentes nucleares motivou a realização de pesquisas, para auxiliar os operadores na tarefa de monitoração das usinas nucleares utilizando, dentre outras, as técnicas de Inteligência Artificial (I. A.), cujas contribuições serão descritas sucintamente, a seguir.

1.2 – Revisão Bibliográfica

Nesta seção será delineado o atual estado da arte, acerca do problema de classificação de transientes e de diagnóstico de acidentes em usinas nucleares, para o qual se destacam, na literatura, os seguintes trabalhos, baseados em técnicas de I. A.:

BARTLETT e UHRIG (1992) utilizaram a rede neuronal *perceptron* de múltiplas camadas para diagnosticar 7 eventos, com 27 variáveis de estado, sendo que o conjunto de treinamento foi montado em um intervalo de 250 segundos, totalizando 500 amostras. A saída da rede identificava o acidente de acordo com uma codificação binária de 3 bits. Além disso, eles utilizaram um algoritmo de otimização estocástica como treinamento. Os resultados mostraram um bom desempenho desse modelo, entretanto ele não considerava eventos desconhecidos.

ALVES, MARTINEZ e SCHIRRU (1993) utilizaram um conjunto de redes neuronais artificiais (RNA) com treinamento *Backpropagation*, para analisar algumas variáveis, previamente escolhidas, de forma que o comportamento dos transientes ao longo do tempo e o seu inter-relacionamento fosse verificado com o intuito de identificar o acidente. Baseado em simulações computacionais, o sistema mostrou-se capaz de determinar os acidentes, com precisão, em torno de 50%. Para eventos não reconhecidos pelo sistema, um módulo baseado em sistema especialista, com interface amigável interagia com os operadores para obter informações adicionais, com respeito às condições da usina, para poder completar o diagnóstico.

BASU e BARTLETT (1994) propuseram uma melhoria no método de BARTLETT e UHRIG (1992), com duas RNA (uma para determinar se a planta está em condição normal ou não e a outra para efetuar a classificação final) que foram utilizadas para identificar 27 transientes em um reator refrigerado à água fervente, com 97 variáveis de estado. A limitação deste modelo é que ele não considera a evolução temporal das variáveis de estado e apenas assumia, para a classificação, valores tomados pelas variáveis, em um único instante de tempo.

BARTAL, LIN e UHRIG (1995) desenvolveram um classificador baseado em redes neuronais probabilísticas (cuja principal característica é a medida de proximidade), que foram utilizadas para classificar 72 cenários de 13 tipos de transientes diferentes, observados para valores de 76 variáveis, ao longo do tempo. A principal contribuição

deste trabalho reside no fato de que o classificador era capaz de fornecer uma resposta "não sei" para eventos não considerados no conjunto de treinamento da rede, além da inclusão de um mecanismo denominado *Acumulação de Evidências* (no qual os resultados das classificações parciais são considerados para a classificação final), no qual a classificação final é feita através da votação majoritária dos valores obtidos em cada instante de tempo.

FURUKAWA, UEDA e KITAMURA (1995) propuseram um método de classificação de eventos, com classificador independente, para cada variável observada, baseado em redes do tipo mapas auto organizáveis. O classificador recebe em sua entrada a série temporal completa da variável selecionada e produz na saída, a melhor classificação parcial possível em conjuntos de classes (ou seja, cada evento é incluído em uma das superclasses que são separáveis a partir da informação trazida por uma simples variável). A interseção dos conjuntos de classes (*i. e.*, as superclasses) gerada por todos os classificadores produz a classificação final. A dificuldade deste método ocorre nos casos para os quais a função discriminante (critério de classificação) venha a ser muito complexa e seja necessária uma análise da interação entre duas ou mais variáveis.

JEONG, FURUTA e KONDO (1996) propuseram um modo alternativo para identificação de transientes, utilizando redes do tipo *feedforward,* denominado "*adaptative template matching*" (casamento de molde adaptativo), que usa as informações contidas no passado. Este algoritmo não só identifica transientes como também avalia diversos transientes do mesmo tipo com diferentes níveis de severidade. Os resultados mostraram um bom desempenho do método, com 90% de acertos.

ALVARENGA (1997) apresentou um trabalho combinando: RNA do tipo *Adaptative Vector Quantization* (AVQ), lógica nebulosa e algoritmos genéticos para diagnosticar 16 acidentes postulados para a usina nuclear de Angra 2. As redes do tipo AVQ geravam os centróides das classes representativas de cada acidente postulado e os centroides, por sua vez, eram utilizados para particionar os eixos das variáveis em conjuntos nebulosos, estabelecendo, desta forma, as zonas de influência de cada acidente. Por fim, o algoritmo genético era utilizado para posicionar estes centroides

no eixo do tempo de modo a obter uma partição ótima do espaço de busca para produzir uma classificação final mais consistente e confiável.

PEREIRA, SCHIRRU e MARTINEZ (1998) apresentaram uma nova metodologia para identificação de transientes utilizando algoritmo genético para otimizar um sistema de classificação baseado em medidas diretas de distância euclidiana, sem utilizar redes neuronais. Neste método, que os autores denominaram Conjunto Mínimo de Centroides (CMC), a ideia principal consiste em particionar o espaço de busca utilizando um algoritmo genético para encontrar subconjuntos das classes (as subclasses), cujos centroides representam classes com o máximo de classificações corretas possíveis, considerando um ou mais centroides por classe.

ROVERSO (1998) comparou três métodos para classificação de eventos dinâmicos, representados por séries temporais: os dois primeiros utilizaram algoritmos de agrupamento de padrões (*clustering*) baseados em conjuntos nebulosos e redes neuronais de funções de base radial e Mapas de Kohonen, que conseguem avaliar as distâncias das amostras às classes do conjunto de treinamento. O terceiro método utilizou um tipo especial de RNA recorrente conhecida como Classificador de Elman (ou Redes de Elman), que tem a capacidade de lidar diretamente com as séries temporais, sem a necessidade do agrupamento de padrões. Dos três métodos comparados, este último foi o que obteve o melhor desempenho.

ROVERSO (2000a) utilizou, novamente, modelos para identificação de acidentes, que empregam sistemas tanto nebulosos quanto neurais. Já neste trabalho foram investigadas quatro principais abordagens: redes FBR e redes cascata-FBR combinadas com agrupamento fuzzy, redes auto-organizáveis e redes neurais recorrentes. Os principais critérios de avaliação adotados foram: precisão de identificação, confiabilidade (ou seja, o reconhecimento correto de um evento desconhecido como tal), robustez (ao ruído e às mudanças nas condições iniciais), e desempenho em tempo real. Uma série de testes iniciais, sobre um pequeno conjunto de transientes, em usinas com reator à água fervente, foi recentemente seguido por mais testes avançados sobre transientes em usinas PWR, correspondentes a várias ocorrências de eventos de rejeição de carga rápida (planta ilhamento).

ROVERSO (2000b) realizou novamente um estudo sistemático com o objetivo de comparar modelos de redes neurais alternativas e modelos para executar a tarefa de mapeamento dos dados de medições de um processo. Quatro abordagens principais foram investigadas: função de base radial (FBR), redes neurais cascata-FBR combinados com agrupamento fuzzy, redes neurais mapa de auto-organização e as redes neurais recorrentes. Os principais critérios de avaliação adotados foram precisão na identificação, confiabilidade, robustez e desempenho em tempo real. Além disso, neste trabalho foi descrito como os conjuntos de redes neurais recorrentes podem superar algumas das limitações encontradas nestes primeiros protótipos e foi dado um exemplo, que envolve a identificação de eventos anômalos em uma usina nuclear do tipo PWR 900 MW.

ALMEIDA (2001) aprimorou o trabalho de PEREIRA, SCHIRRU e MARTINEZ (1998) substituindo o critério de classificação baseado em medida direta de distância euclidiana pelo método baseado em medidas de pertinências possibilísticas, utilizando conjuntos nebulosos. Estes conjuntos permitem uma avaliação das zonas de influência dos centroides e tornando o processo de identificação mais consistente que o método anterior, pois possibilita o estabelecimento de um limiar para a obtenção de classificação "*não sei*" para transientes desconhecidos ou fora do conjunto de treinamento. Finalmente a identificação do transiente em curso é efetuada com base na acumulação de evidências das classificações efetuadas em instantes anteriores.

MOL (2002) propôs um sistema de identificação de transientes com inclusão de ruídos, baseado em redes neurais artificiais, com a capacidade da resposta "*não sei"* na identificação dinâmica de eventos desconhecidos, ou seja, para eventos não pertencentes ao conjunto de aprendizado, utilizado durante o treinamento. Nesse método são consideradas 17 variáveis como conjunto mínimo de variáveis capazes de caracterizar 16 condições operacionais de uma usina nuclear com reator à água pressurizada e são utilizadas duas redes, sendo que uma delas é responsável pela identificação dinâmica de um conjunto recente de valores de entrada, através de uma janela de tempo móvel e a segunda rede é responsável por validar a identificação realizada pela primeira rede, através da validação de cada variável, permitindo, desta forma, uma resposta "*não sei"* para os eventos desconhecidos. Com o intuito de potencializar a robustez da rede, o treinamento é realizado, com o acréscimo de ruído

aos dados. Utilizaram-se as redes do tipo multicamadas, com treinamento *backpropagation.*

MEDEIROS (2005) propôs um sistema de diagnóstico, que classifica um evento anômalo baseado nas assinaturas de 17 variáveis de estado de 3 transientes nucleares, utilizando Enxames de Partículas como ferramenta de otimização. Este sistema mede a distância euclidiana entre o conjunto de variáveis do evento anômalo em um determinado instante *t* e o centroide das variáveis do transiente de base. A técnica de Enxame de Partículas é utilizada para encontrar a melhor posição dos centroides (vetores de *Voronoi*) dos transientes de base, que maximizam o número de classificações corretas.

SHI, X., XIE, C., WANG, Y.(2006) apresentaram o desenvolvimento de um sistema de diagnóstico automático de falhas, nas usinas nucleares, para minimizar os possíveis desastres nucleares causados por diagnósticos imprecisos, feitos pelos operadores. Nesse trabalho, métodos de codificação binária e decimal combinados foram empregados na rede neural de funções de base radial. A rede foi treinada por meio do algoritmo de otimização genética, com base nas condições de falhas freqüentes, no sistema de condensação e de água de alimentação de uma usina nuclear. Verificou-se que o método proposto melhorou a velocidade do diagnóstico e a precisão.

NICOLAU (2010) apresentou um método de identificação de transientes de uma usina nuclear com reator a água pressurizada utilizando Algoritmos de Inspiração Quântica e Inteligência de Enxames como ferramenta de otimização, para classificar um evento anômalo, dentro da assinatura de três acidentes nucleares postulados. O Algoritmo de Inspiração Quântica foi usado para encontrar a melhor posição dos centroides protótipos de cada transiente, dentro das assinaturas de três acidentes de base de projeto postulados, que maximize o número de classificações corretas. Esta abordagem estabeleceu um modelo de solução correspondente à pesquisa dos Vetores de *Voronoi* para identificação das classes dos transientes.

NO, Y. G., et. al (2012) apresentaram 4 técnicas de I.A. para a identificação de acidentes severos em usinas nucleares do tipo PWR: *Support Vector Classification* (SVC), *Probabilistic Neural Network* (PNN), *Group Method of Data Handling*

(GMDH) e *Fuzzy Neural Network* (FNN). Estas técnicas foram utilizadas para identificar três tipos de eventos inicializadores: perna quente e perna fria do acidente LOCA e o acidente SGTR. As técnicas do SVC e do PNN foram usadas para a classificação do evento e as técnicas do GMHD e da FNN foram utilizadas para prever, com precisão, o momento de início de cada acidente severo.

Em BAKHSHAYESH, K. M. e GHOFRANI, M. B. (2013) encontra-se uma revisão dos trabalhos publicados na literatura sobre as diversas técnicas avançadas, como: Redes Neuronais, Sistemas *Fuzzy*, Algoritmos Genéticos, Métodos Estatísticos, Algoritmos de Inspiração Quântica, Enxame de Partículas, dentre outros e que foram utilizadas na identificação de transientes e acidentes em usinas nucleares, nas duas últimas décadas, destacando-se as suas principais diferenças.

NICOLAU (2014) aplicou o Algoritmo de Inspiração Quântica (QEA) no Problema de Identificação e Diagnóstico de Acidentes de uma Usina Nuclear (PDA) e também no Problema da Recarga do Combustível Nuclear. A aplicação do QEA no PDA objetivou dar continuidade ao trabalho desenvolvido em NICOLAU (2010) e buscou o desenvolvimento de um método de classificação de acidentes com a resposta "Não Sei", para eventos desconhecidos, sem a necessidade de um evento iniciador.

1.3 – Motivação, Proposta e Contribuição do Trabalho.

Na Seção 1.1 foram expostas: a motivação e a necessidade do desenvolvimento e do aperfeiçoamento de sistemas, que auxiliem os operadores das usinas nucleares, no diagnóstico de transientes e acidentes nucleares, mostrando então, a relevância do problema em questão.

Na Seção 1.2 foi mostrada, através da revisão da literatura, que a utilização das redes neuronais artificiais, como ferramenta para a identificação de transientes e acidentes nucleares, já vem sendo adotada, com sucesso, conforme visto nas contribuições dadas pelas pesquisas desenvolvidas nesta área.

No que tange ao uso, particularmente, das redes FBR, quando aplicadas no referido problema, verificou-se que:

BARTAL, LIN e UHRIG (1995) reconheceram, pela primeira vez, a necessidade de o classificador ser capaz de dar a resposta "não sei" para um tipo de transiente que não constasse na base de conhecimento acumulado da rede, ou seja, o classificador deveria ter algum tipo de medida de proximidade entre os novos dados e o seu conjunto de treinamento. Também era do interesse que esta medida de proximidade também pudesse servir como uma explicação para a decisão do classificador, da forma como os sistemas especialistas baseados em casos-raciocínio fazem. Assim, a rede FBR foi utilizada para desempenhar essa tarefa, uma vez que são inerentemente conscientes da distância ao conjunto de treinamento.

Em relação aos três métodos utilizados em ROVERSO (1998), para a classificação de eventos, no primeiro foram adotados algoritmos de agrupamento de padrões *clusters,* baseados em conjuntos nebulosos e redes neurais que conseguem avaliar as distâncias entre as amostras e o centroide das classes do conjunto de treinamento, no caso, as funções de base radial. O segundo método de classificação também foi baseado em conjuntos nebulosos e redes FBR, porém com a diferença de que as classificações feitas pelas redes FBR não eram independentes uma das outras como no primeiro. As funções de base radial na camada escondida produziam uma resposta localizada para o padrão de entrada, *i. e.*, eles produziam uma resposta significantemente diferente de zero somente quando o padrão de entrada estava dentro de uma região pequena localizada no espaço das entradas.

Já em ROVERSO (2000a) o interesse principal era o que a classificação não ocorresse apenas sobre os valores assumidos pelas variáveis escolhidas em um único instante de tempo, *i. e.*, interessava que a classificação levasse em consideração a evolução temporal das variáveis observadas. Para isso, a solução adotada foi a da amostragem dos dados de entrada dada pela média dos conjuntos nebulosos nas três janelas de tempo e usando esses valores como entradas para três classificadores FBR independentes. Cada rede FBR teve, então, uma entrada para cada cluster e uma saída para cada classe de evento. Assim, as redes FBR foram treinadas para reconhecer um

evento protótipo, para cada classe de evento. Durante a operação, as classificações geradas pela rede FBR foram ponderadas de acordo com um valor de confiança correspondente à adesão máxima possibilística, nas respectivas janelas de tempo e combinados para produzir uma classificação final do evento.

Em ROVERSO (2000b) é relatada a primeira fase do projeto denominado ALADDIN, que utiliza uma combinação de agrupamento fuzzy e redes neurais artificiais para abordar o problema da classificação de transientes em processos dinâmicos, incluindo o uso de wavelets. Ele afirma que a principal motivação para o desenvolvimento de um sistema deste tipo é derivado da necessidade de encontrar novos métodos para realizar a estruturação / supressão de um sistema de alarme de uma central nuclear. Nesse trabalho são utilizados os mesmos tipos de redes de ROVERSO (2000a), sendo descrito como os conjuntos de redes neurais recorrentes podem superar algumas das limitações encontradas nesses primeiros protótipos.

SHI, X., XIE, C., WANG, Y.(2006) utilizaram redes de funções de base radial, no diagnóstico de falhas, em usinas nucleares. Neste trabalho, a codificação mista de um sistema binário e de um sistema decimal é introduzida na topologia e nos parâmetros da rede, que é treinada por meio de algoritmo de otimização genética.

Visando complementar tais contribuições, o presente trabalho apresenta o emprego de uma única rede neuronal artificial de funções de base radial gaussiana, na identificação de acidentes nucleares, em usinas, com reatores à água pressurizada. Uma só rede foi utilizada, especificamente, para permitir a realização de um estudo de como um dos parâmetros da rede, influencia fortemente na precisão do classificador. A análise da sensibilidade desse parâmetro é investigada pelo estudo do **número de condicionamento** desse sistema. Esse conceito tem por objetivo estabelecer uma estimativa da precisão, que se pode obter, para uma boa solução aproximada do problema, uma vez que ao se verificar a robustez da rede, em relação à presença de dados ruidosos, constata-se que o número de condição é o responsável por determinar a maior ou menor influência que uma perturbação introduzida nos dados do sistema, pode ter na sua solução.

Dessa forma, a avaliação do desempenho da rede é realizada inicialmente na identificação de três acidentes e posteriormente, na extensão para um conjunto maior, contendo dezessete acidentes nucleares de base de projeto que são postulados para uma usina nuclear com reator à água pressurizada, a partir do conhecimento das suas assinaturas.

A motivação para o emprego deste modelo de rede, no problema em questão, provém do fato de que uma vez que o problema do desenvolvimento de sistemas de identificação pode ser visto como a aproximação de um sistema real, por um modelo apropriado e com uma precisão aceitável, a partir do conhecimento de um conjunto de dados de entrada e saída então, o problema da identificação de acidentes também pode ser visto como um **problema de aproximação de funções**.

Bishop (1995) afirma que, historicamente, o *Teorema da Aproximação Universal* teve suas origens, quando foi apresentado, em 1900, o 13º Problema de Hilbert, que diz respeito à questão de saber se funções de várias variáveis podem ser representadas em termos de superposição (combinações lineares) de funções de poucas variáveis. Em 1957, Kolmogorov mostrou que toda a função contínua de várias variáveis (em um domínio de entrada fechado e limitado) pode ser representada como a sobreposição de um número menor de funções de uma variável. No campo das redes neuronais esse teorema afirma que toda função contínua pode ser representada por uma rede neuronal com duas camadas intermediárias.

À luz dessa teoria, dentre os vários tipos de redes neuronais, as redes perceptrons multicamadas (MLP – *Multilayer Perceptron*) pertencem à categoria dos aproximadores universais de funções. Entretanto, a lentidão no treinamento da rede MLP, provocada pelo elevado número de camadas intermediárias e o uso do algoritmo de retropropagação de erro (*Backpropagation*), motivou o desenvolvimento de redes, com uma única camada intermediária. Cybenko (1989) foi o primeiro pesquisador a demonstrar rigorosamente que uma rede com uma única camada intermediária é suficiente para aproximar uniformemente qualquer função contínua, definida num hipercubo unitário (o Teorema da Aproximação Universal de Funções) (HAYKIN, 2001).

Segundo Hassoun (1995), as redes de função de base radial (FBR) foram propostas independentemente por: BROOMHEAD e LOWE (1988), LEE e KIL (1988), MOODY e DARKEN (1988, 1989) e POGGIO e GIROSI (1990). Haykin (2001) detalha que Broomhead e Lowe (1988) foram os primeiros a explorar o uso de funções de base radial no projeto das redes neuronais. Poggio e Girosi (1990) enfatizaram o uso da Teoria da Regularização aplicada nas redes FBR como um método para melhorar a generalização sobre novos dados. Hartman *et. al.* (1990) mostraram que as redes FBR, com uma única camada oculta de unidades gaussianas são aproximadoras universais. A prova mais rigorosa desta propriedade foi notavelmente apresentada por Park e Sandberg (1991, 1993), que formularam o Teorema da Aproximação Universal para as redes de funções de base radial.

Uma das principais vantagens do uso das redes de funções de base radial, em relação às redes MLP é que essas redes, além de eficientes, são muito mais simples, em sua arquitetura e mantendo a propriedade da aproximação universal de funções equiparável às das redes MLP. Segundo Dias (2006) o treinamento de uma rede de funções de base radial é mais rápido, visto que, apenas uma pequena fração de unidades escondidas responde a um dado padrão de entrada, pois são unidades localmente sintonizáveis e sensíveis apenas a padrões próximos de seus **campos receptivos** (região de afetação ou, equivalentemente, o raio de influência, que um neurônio particular cobre).

Esta abordagem é inspirada na propriedade de alguns neurônios biológicos chamada de resposta localmente sintonizada (*locally tuned response*). Tais células nervosas respondem seletivamente a um intervalo finito do espaço de sinais de entrada (HASSOUN, 1995).

1.4 – Organização do Trabalho

O presente trabalho está organizado em 05 capítulos e 09 apêndices, descritos sumariamente a seguir:

O presente capítulo apresentou: a contextualização do problema abordado, a revisão bibliográfica dos trabalhos correlatos, as contribuições propostas por este trabalho, para as pesquisas na área e a forma de organização do mesmo.

O segundo capítulo inicia-se com uma breve descrição do funcionamento de uma usina nuclear com reator à água pressurizada e, a seguir, faz-se uma descrição sucinta dos principais acidentes nucleares de base de projeto postulados, que constam no RFAS e que serão utilizados neste trabalho.

O terceiro capítulo discorre sobre a teoria das redes neuronais artificiais e, particularmente, das redes de funções de base radial gaussiana.

O quarto capítulo descreve os testes realizados para a avaliação do desempenho da rede de funções de base radial quando aplicadas ao problema da identificação dos acidentes nucleares de base de projeto, postulados para a usina com reator a água pressurizada de Angra 2. Além disso, é apresentada a análise da sensibilidade de um dos parâmetros da rede de funções de base radial gaussiana, na precisão da resposta da rede.

O quinto capítulo apresenta a análise dos resultados obtidos no capítulo anterior, bem como as suas conclusões e as sugestões para trabalhos futuros.

Por fim, no apêndice A, são apresentados os gráficos das variáveis de estados que caracterizam os acidentes; no Apêndice B são apresentados os gráficos das assinaturas dos acidentes, sem ruído, utilizados no treinamento da rede; no Apêndice C são apresentados os gráficos das similaridades entre as assinaturas dos acidentes; no Apêndice D são mostrados os gráficos das assinaturas dos acidentes com ruído, utilizadas na validação da rede; no Apêndice E são mostrados os gráficos da faixa de separação estabelecida para a classificação de três acidentes, com ruído; no Apêndice F, são mostrados os gráficos da faixa de separação estabelecida para a classificação dos dezessete acidentes, com ruído; no Apêndice G são apresentados os conceitos básicos sobre o condicionamento de sistemas lineares; no Apêndice H é apresentada uma análise matemática do parâmetro dispersão na resposta da rede e, finalmente, no

Apêndice I são mostrados os gráficos da resposta da rede para os diferentes níveis de ruído, para diferentes valores de dispersão da função gaussiana.

CAPÍTULO 2

PRINCIPAIS ACIDENTES NUCLEARES POSTULADOS PARA UMA USINA PWR

Neste capítulo, será feita uma breve descrição do funcionamento de uma Central Nuclear PWR e dos principais acidentes nucleares postulados, para este tipo de instalação nuclear e também é introduzido o escopo do trabalho desenvolvido.

2.1 – Breve Descrição de uma Usina Nuclear PWR

De acordo com: o Glossário de Termos usados em Energia Nuclear, o Glossário de Segurança Nuclear (2012) e com a apostila educativa de Energia Nuclear, ambos da Comissão Nacional de Energia Nuclear (CNEN), definem-se:

Uma **usina nucleoelétrica** (ou, simplesmente, **usina**) é definida como uma instalação fixa, dotada de um único reator nuclear para a produção de energia elétrica.

A **fissão nuclear** é o processo que consiste na divisão do núcleo de um átomo pesado (por exemplo, do urânio-235) em dois menores, com liberação de energia, quando atingido por um nêutron.

Numa **reação de fissão em cadeia**, um núcleo de um material físsil absorve um nêutron e fissiona-se, liberando dois ou três nêutrons, que, por sua vez, são absorvidos por outros núcleos físseis, repetindo o processo.

Um **reator nuclear** é equipamento no qual a reação de fissão em cadeia, pode ser iniciada, mantida e controlada. Reatores nucleares são usados na indústria de energia para produzir vapor, gerando eletricidade em usinas termonucleares.

Um **reator à água pressurizada** - PWR (*Pressurized Water Reactor*) é um tipo de reator, que utiliza água leve, sob alta pressão, para a remoção do calor gerado pela fissão nuclear e para a *moderação* (redução da velocidade dos nêutrons liberados no processo da fissão nuclear). É importante destacar que os reatores PWR são projetados de maneira que um aumento de temperatura do refrigerante e/ou do combustível, devido a aumento da potência do reator ou redução da potência do grupo turbina-gerador, acarreta uma redução na população de neutrons disponíveis para fissão, e uma consequente redução da potência do reator ou da taxa de subida (CBOUN, 2003).

Uma **usina nuclear do tipo PWR** é aquela que utiliza o reator à água pressurizada. Nela existem três circuitos distintos, constituídos de sub-circuitos menores, independentes uns dos outros e cuja finalidade é impedir o contato da água que passa no reator com as demais águas dos circuitos. A Figura 2.1 abaixo ilustra um diagrama esquemático simplificado de uma usina nuclear PWR.

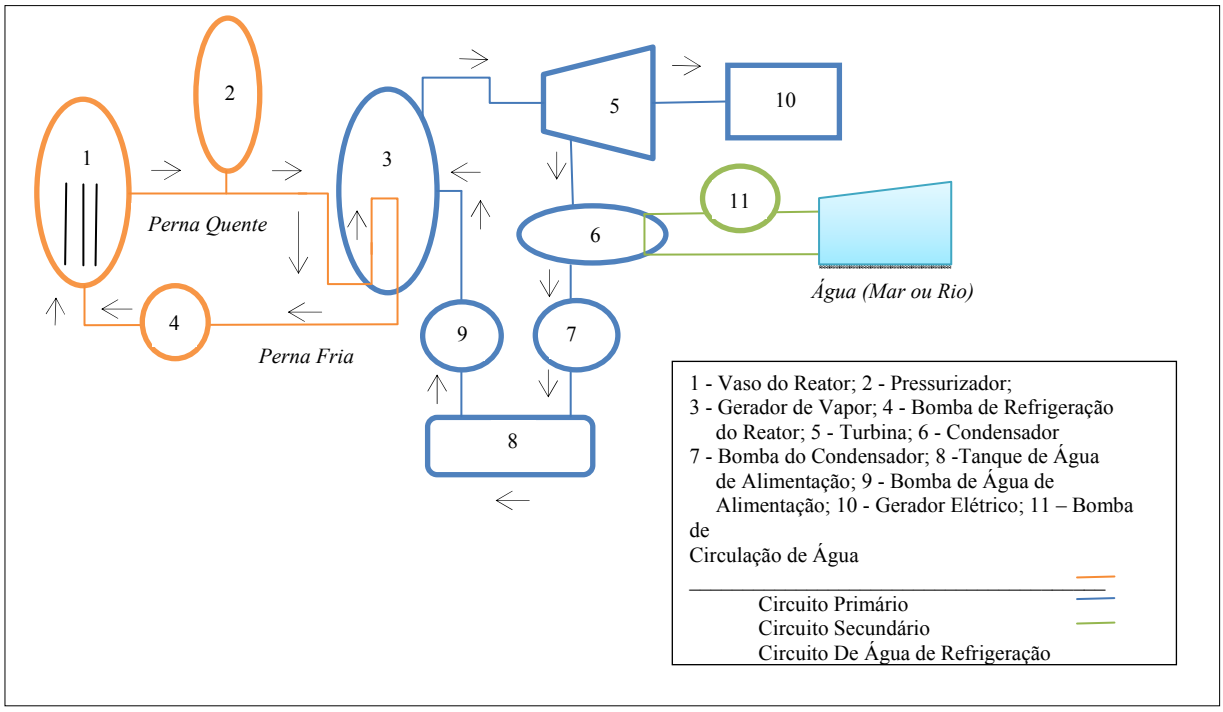

Figura 2. 1:Diagrama Esquemático Simplificado de uma Usina Nuclear PWR.

Os circuitos de uma usina nuclear PWR podem ser descritos da seguinte maneira:

No **circuito primário** (**circuito refrigerante pressurizado**), a água circula através do reator onde ela é aquecida. Um pressurizador mantém a água do circuito primário sob alta pressão, o que permite que a água seja aquecida à temperatura extremamente alta com pouquíssima fervura. A água, ao circular pelo reator, fica radioativa (CBOUN, 2003). A "**perna quente**" compreende a tubulação entre a saída do reator e a entrada do gerador de vapor e a "**perna fria**" compreende a interligação da saída do gerador de vapor até a entrada do reator.

O **circuito secundário** consiste em um circuito fechado, contendo água, que é vaporizada ao receber o calor fornecido pelo circuito primário, no gerador de vapor. O vapor de água movimenta as turbinas e ao deixá-las vai para o condensador, onde é resfriado, por uma fonte externa natural. A água resultante da condensação volta para o gerador de vapor, recomeçando o ciclo.

No **terceiro circuito** (**circuito de água de refrigeração**) o vapor de água produzido no sistema secundário é, então, transformado em água através de um sistema de condensação, ou seja, através de um condensador que, por sua vez, é resfriado por um sistema de refrigeração de água. Esse sistema bombeia água do mar, água fria, através de circuitos de resfriamento que ficam dentro do condensador.

Nesses circuitos, destacam-se as seguintes componentes, conforme CFOL1 (1997) e CBOUN (2003):

No interior do **vaso do reator**, que faz parte do circuito primário, a água é aquecida pela energia liberada pela fissão dos átomos de urânio. Ele é o coração da usina.

Os **geradores de vapor** são trocadores de calor verticais com tubos"U". O refrigerante principal passa por dentro dos tubos trocando calor com a água de alimentação dos geradores de vapor. O gerador de vapor é o responsável pela separação física do circuito primário e do secundário, *i. e.*, o gerador de vapor realiza uma troca de calor entre as águas do circuito primário e as do circuito secundário.

As **bombas de refrigeração do reator** são bombas centrífugas verticais de um estágio com rotores axiais e motores situados acima das mesmas. Elas fazem circular o refrigerante em cada circuito entre o reator e os geradores de vapor.

O **pressurizador** é um vaso de pressão vertical ligado a uma perna quente do circuito primário através de uma linha de surto. Na sua parte inferior estão os bocais onde se situam as barras elétricas de aquecimento. Em sua parte superior encontram-se os bocais de ligação com as válvulas de alívio de segurança, bem como com as linhas de aspersão (*spray*). O pressurizador tem a função de manter a pressão no circuito primário e de acomodar as mudanças de volume de água, ocasionadas pelas variações de temperatura. Encontra-se acoplado à perna quente.

A **Turbina** tem a função de acionar o gerador elétrico, ao ser movimentada pelo vapor, no qual a água do circuito secundário é transformada, pela troca de calor com a água proveniente do circuito primário.

O **Condensador** transforma o vapor do circuito secundário em água, que retorna para o gerador de vapor;

A **Bomba de alimentação é** responsável pelo retorno da água do condensador ao gerador de vapor.

Existem, em uma usina nuclear outros sistemas, tais como: o sistema de refrigeração do reator, o sistema de remoção do calor residual, o sistema de vapor principal, o sistema de limitação e o sistema de proteção do reator e outros sistemas nucleares auxiliares e complementares. As descrições detalhadas desses sistemas supracitados podem ser encontradas em Mol (2002) e em (CFOL1, 1997).

As usinas nucleares, por suas características peculiares, apresentam certas limitações específicas de operação, como, por exemplo, as variações de tensão e apresentam também limites bem definidos para determinados transientes e para desligamentos, tendo em vista os esforços cíclicos decorrentes, que podem afetar a integridade do sistema de refrigeração do reator, no decorrer da vida útil da usina; verifica-se, assim, que desligamentos frequentes dessas usinas se tornam indesejáveis (CBOUN, 2003).

2.2 – Acidentes Nucleares Postulados para uma Usina Nuclear PWR

De acordo com: o Glossário de Segurança Nuclear (2012), CNEN-NN 1.14 (2002) e *IAEA Safety Glossary (*2007), definem-se:

Um **transiente** (ou transitório) é definido como um evento no qual os parâmetros físicos que caracterizam um processo, tais como temperatura e/ou pressão do sistema de refrigeração do reator variam com o tempo, podendo ser causados por: adição ou remoção de veneno (material que apresenta alta seção de choque para absorção de nêutrons), aumento ou diminuição da carga elétrica no gerador da turbina ou pelas condições de acidente.

Um **acidente** é definido como um desvio inesperado e significativo das condições normais de operação de uma instalação, incluindo ocorrências previstas, acidentes postulados ou acidentes severos, tais que possam resultar em danos à propriedade ou ao meio ambiente ou ainda em exposições de trabalhadores ou de indivíduos do público acima dos limites primários de dose equivalente estabelecida pela CNEN.

Um **acidente postulado** é acidente considerado como de ocorrência admissível para fins de análise, visando ao estabelecimento de condições de segurança, capazes de impedir e/ou minimizar eventuais consequências.

Os **acidentes de base do projeto** constituem as condições de acidente contra os quais uma instalação é concebida, de acordo com critérios de projeto estabelecidos, e para os quais os danos ao combustível e a liberação de material radioativo são mantidos dentro de limites autorizados.

Um **acidente severo** é um acidente que excede as bases de projeto e que acarreta falhas em estruturas, sistemas e componentes, impedindo, dessa forma, a refrigeração do núcleo do reator, conforme projetada, levando a uma degradação significativa do mesmo.

Segundo ALVARENGA (1997), de acordo com as exigências da **CNEN**[1], no capítulo quinze, do **Relatório Final de Análise de Segurança (RFAS)** [2]constam os acidentes nucleares de base de projeto, postulados para a usina nuclear PWR. Os eventos iniciadores destes acidentes podem ocorrer tanto no circuito primário como no secundário ou como em decorrência de fatores externos à usina. Conforme ALVARENGA (1997) e MOL (2002), a seguir, será fornecida, de forma sucinta, uma caracterização do conjunto de dezessete acidentes nucleares de base de projeto, resultantes de simulação computacional da usina nuclear PWR de Angra 2, que está localizada no município de Angra dos Reis – R.J., para a potência de operação de 100%. A descrição detalhada destes acidentes encontra-se em MOL (2002).

O tempo total de simulação foi de sessenta e um segundos, no qual o primeiro segundo corresponde à condição normal de operação.

1) **Isolamento da linha de vapor principal**– consiste no fechamento inadvertido de todas as válvulas da linha de vapor principal. No início deste acidente ocorre um decréscimo na remoção do calor, causando um aumento da temperatura no circuito primário. O acréscimo da temperatura provoca uma realimentação negativa da reatividade, com consequente diminuição de potência do núcleo. Neste caso ocorre o desligamento do reator.

2) **Isolamento da água de alimentação principal**– a perda da água de alimentação principal pode ser o resultado de falhas nas bombas ou o mau funcionamento de válvulas, causando o isolamento da linha de alimentação. A primeira consequência deste acidente é a redução da capacidade do circuito secundário em remover o calor gerado no núcleo do reator. Neste caso ocorre o desligamento do reator.

---

[1] Em todos os países, é atribuição do governo federal a regulamentação e a fiscalização da utilização da energia nuclear. No Brasil, tal responsabilidade é da alçada da CNEN (CBOUN, 2003).

[2] Detalhes sobre esse relatório estão disponíveis em:
< http://www.nrc.gov/reactors/new-reactors/design-cert/epr/reports.html#fsar ar>

3) **Isolamento da água de alimentação principal e auxiliar**– a perda total de água de alimentação provoca a diminuição do nível do gerador de vapor. Com a perda total de água de alimentação todas as bombas de refrigeração são desligadas, acarretando a queda de barras, que reduzem a potência do reator, suspendendo o aumento de pressão do refrigerante. Neste caso ocorre o desligamento do reator.

4) **Ruptura da linha de alimentação principal**– a ocorrência deste acidente pode interromper o suprimento de água para os geradores de vapor. Neste caso ocorre o desligamento do reator.

5) **Ruptura da linha de vapor principal**– é equivalente, no âmbito do RFAS, a uma abertura inadvertida de uma válvula de alívio ou de segurança, provocando uma liberação de vapor pela ruptura, que resulta na despressurização do sistema de vapor principal. Neste caso ocorre o desligamento do reator.

6) **Perda de refrigerante do circuito primário** (LOCA – *Loss of Coolant Accident*) – consiste na perda de refrigeração do reator, pela ruptura na tubulação do circuito primário. É classificado em pequeno, médio e grande LOCA, dependendo do tamanho e da localização da ruptura. Neste caso ocorre o desligamento do reator.

7) **Ruptura de tubos do gerador de vapor** – na ocorrência de vazamentos, nos tubos em formato de U dos geradores de vapor, haverá uma transferência do refrigerante radioativo para o circuito de água vapor, devido à alta diferença de pressão existente entre o circuito primário e o secundário. Neste caso ocorre o desligamento do reator.

8) **Perda de alimentação elétrica externa** – na perda total de energia elétrica externa ocorre uma perda de potência para os equipamentos auxiliares da usina, dentre eles, as bombas de refrigeração do reator. Neste caso ocorre o desligamento do reator.

9) **Desligamento da Turbina**– a ocorrência deste acidente pode ser gerada pelo equipamento de proteção da turbina, pelo gerador ou pelo condensador. Neste caso ocorre o desligamento do reator.

Os próximos cinco acidentes, a serem citados, segundo MOL (2002), correspondem às variações de alguns dos acidentes descritos anteriormente, para os quais é postulada a falha do desligamento automático do reator.

10) **Isolamento das linhas de vapor, do sistema de vapor principal, sem desligamento do reator**.

11) **Isolamento da água alimentação principal, do sistema de água de alimentação principal, sem desligamento do reator**.

12) **Isolamento de ambos os sistemas de alimentação principal e auxiliar, sem desligamento do reator**.

13) **Ruptura das linhas de alimentação principal, sem desligamento do reator**.

14) **Perda total de alimentação elétrica externa, sem desligamento do reator**.

15) **Desligamento da turbina, sem desligamento do reator**.

Considerou-se também o evento de operação normal na usina, a seguir:

16) **Condição normal de potência**– é a condição normal de potência, sem a ocorrência de nenhum tipo de transiente ou acidente.

E como último acidente escolhido, tem-se:

17) **Desligamento rápido do reator**.

Importa ressaltar que o desligamento parcial ou total do reator se refere ao caso em que se têm problemas na rede elétrica, no próprio reator ou no sistema secundário. O desligamento parcial ocorre no caso de rejeição de carga ou desligamento rápido da

turbina. No caso do desligamento rápido do reator, todas as barras de controle caem por gravidade para dentro do núcleo, desligando o reator (CFOL1, 1997).

Mol (2002) informa que os transientes operacionais com falha do sistema de desligamento rápido do reator (ATWS) podem ser causados devido ao fato do sinal de desligamento não conseguir percorrer o caminho até os magnetos de sustentação das barras de controle. Entretanto, para este caso a inserção ou queda das barras de controle ainda é possível, através da limitação da potência do reator.

As usinas nucleares, por suas características peculiares, apresentam certas limitações específicas de operação, como, por exemplo, as variações de tensão e apresentam também limites bem definidos para determinados transientes e para desligamentos, tendo em vista os esforços cíclicos decorrentes, que podem afetar a integridade do sistema de refrigeração do reator, no decorrer da vida útil da usina; verifica-se, assim, que desligamentos frequentes dessas usinas se tornam indesejáveis (CBOUN, 2003).

A Tabela 2.1, a seguir, apresenta uma nomenclatura e uma abreviatura para tais acidentes, na ordem em que foram apresentados como conjunto de treinamento utilizado, para a avaliação do desempenho, da rede neuronal de função de base radial gaussiana, que será apresentado no Capítulo 4, do presente estudo.

Tabela 2. 1: Acidentes Nucleares Postulados para a Usina PWR de Angra 2.

Acidente	Descrição	Abreviatura
A1	Perda de alimentação elétrica externa, com desligamento do reator	blckt
A2	Perda de alimentação elétrica externa, sem desligamento do reator	blck
A3	Perda de refrigerante do circuito primário	loca
A4	Isolamento da alimentação principal e auxiliar, sem desligamento do reator	mefwi
A5	Isolamento da alimentação principal e auxiliar	mfwso
A6	Ruptura da linha de alimentação principal	mfwbr
A7	Ruptura da linha de alimentação principal, sem desligamento do reator	mfwbt
A8	Isolamento da alimentação principal, sem desligamento do reator	mfwi
A9	Isolamento da alimentação principal	mfwis
A10	Isolamento da linha de vapor principal, sem desligamento do reator	mstmi

A11	Isolamento da linha de vapor principal	mstms
A12	Condição normal de potência a 100%	norm
A13	Ruptura de tubos do gerador de vapor	sglo
A14	Ruptura da linha de vapor principal	stml
A15	Desligamento da turbina e do reator	trip
A16	Desligamento do reator	tripr
A17	Desligamento da turbina, sem desligamento do reator	tript

2.3 – O Escopo de Aplicação do Trabalho Desenvolvido

No presente trabalho, foi utilizado o mesmo conjunto, de dezessete acidentes nucleares, de base de projeto, postulados para a usina nuclear PWR de Angra 2, que serviu de base para os testes realizados nos trabalhos de ALVARENGA (1997) e de MOL (2002) e que foram sumariamente caracterizados, na seção anterior. No teste de desempenho da rede, aqui realizado, inicialmente foi utilizado um conjunto menor, contendo três acidentes nucleares, a saber: A2 (blck), A3 (loca) e A16 (sglo). Depois foi realizada uma extensão deste teste, para todo o conjunto dos dezessete acidentes nucleares, conforme a Tabela 2.1.

De acordo com ALVARENGA (1997), o intervalo de tempo mínimo de monitoração do acidente, para permitir a sua correta identificação é de sessenta segundos, no qual o primeiro segundo corresponde à condição normal de potência. Esse intervalo de tempo, com intervalos de amostragem de um segundo, é considerado o suficiente para que os acidentes possam ser destacados um dos outros, devido à evolução particular de uma ou mais variáveis de estado do sistema.

Em um sistema dinâmico, as **variáveis de estado** são definidas como o conjunto mínimo de variáveis que determinam o seu estado, *i. e.*, determinam o comportamento do sistema, em qualquer instante de tempo. Na Tabela 2.2, encontra-se a lista das dezessete variáveis de estado, juntamente com a indicação das suas respectivas unidades, que também foram utilizadas nos trabalhos de ALVARENGA (1997) e de MOL (2002). Segundo ALVARENGA (1997) estas variáveis escolhidas,

correspondem àquelas, medidas pela instrumentação da usina, que mais contribuem para a caracterização dos acidentes em questão.

Tabela 2. 2: Variáveis de Estados dos Acidentes Postulados.

Variáveis	Descrição	Unidades
V1	Vazão no núcleo do reator	%
V2	Temperatura na perna quente	ºC
V3	Temperatura na perna fria	ºC
V4	Vazão no núcleo do reator	Kg/s
V5	Nível no gerador de vapor – faixa larga	%
V6	Nível no gerador de vapor – faixa estreita	%
V7	Pressão de vapor no gerador de vapor	Mpa
V8	Vazão de água de alimentação do gerador de vapor	Kg/s
V9	Vazão do sistema de vapor principal	Kg/s
V10	Vazão do refrigerante pela ruptura do circuito primário	Kg/s
V11	Vazão no circuito primário	Kg/s
V12	Pressão do circuito primário	Mpa
V13	Potência térmica	%
V14	Potência nuclear	%
V15	Margem de sub resfriamento	ºC
V16	Nível do pressurizador	%
V17	Temperatura media do núcleo do reator	ºC

Em MOL (2002) é ressaltado que as variáveis de número V1, V2, V3, V4, V10, V11,V12,V13, V14, V15, V16 e V17, são referentes ao circuito primário e as de número V5, V6, V7, V8 e V9 referem-se ao circuito secundário.

Para exemplificar, na Figura 2.2 abaixo é ilustrada a representação gráfica das curvas que descrevem cada uma das dezessete variáveis de estado, no acidente A3, conforme a Tabela 2.2, normalizadas no intervalo [0,1].

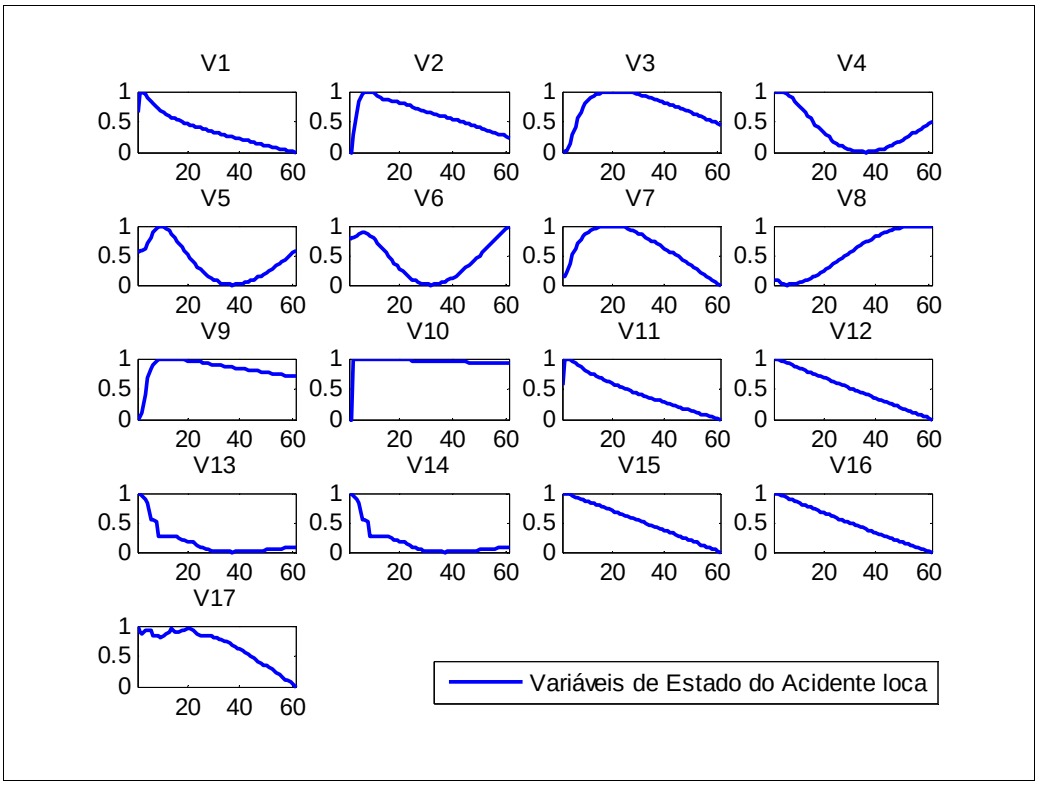

Figura 2. 2: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente loca.

No Apêndice A, do presente trabalho, encontram-se todos os gráficos das variáveis de estado, em cada um dos acidentes citados na Tabela 2.1.

Antes de apresentar, nessa tese, a descrição da aplicação da rede de funções de base radial na identificação dos acidentes nucleares, faz-se necessário apresentar, para uma melhor compreensão do modelo de rede utilizado, um estudo detalhado sobre as principais características da rede de função de base radial. Tal estudo será apresentado no capítulo a seguir.

CAPÍTULO 3

A REDE NEURONAL DE FUNÇÃO DE BASE RADIAL

Neste capítulo, serão abordados os conceitos e as definições fundamentais sobre a teoria das redes neuronais artificiais e, em particular, da rede de funções de base radial gaussiana, que será aplicada, no presente trabalho, no problema da identificação de acidentes nucleares.

3.1 – As Redes Neuronais Artificiais

As **redes neurais** ou **redes neuronais artificiais** (RNA) podem ser definidas como uma técnica da Inteligência Artificial, que tem como objetivo simular o comportamento do cérebro humano, para a resolução de problemas. O seu atrativo principal consiste na capacidade de aprendizagem, por meio de exemplos e na generalização das informações aprendidas.

De acordo com Braga, Carvalho e Ludemir (2007) as RNA foram desenvolvidas inicialmente, na década de 40, por Walter Pitts (matemático) e por Warren McCulloch (psicólogo e neurofisiologista), cujo trabalho publicado em 1943 e intitulado "*A Logical Calculus of the Ideas Immament in Nervous Activity*" se concentrou em descrever um modelo artificial do neurônio biológico (conhecidos por *neurônios MCP,* das iniciais dos nomes McCulloch e Pitts) e as suas capacidades computacionais.

Donald Hebb ao publicar em 1949 o livro "*The Organization of Behavior*" demonstrou que a capacidade de aprendizagem da rede se dá através da variação dos seus pesos. Esta capacidade é baseada no modo do aprendizado dos neurônios biológicos, que se dá através do reforço das ligações sinápticas entre os neurônios excitados (teoria conhecida como *regra de Hebb*).

3.1.1 – O Neurônio Biológico

O **neurônio biológico** é composto, de forma simplificada, pelo corpo celular (soma), pelos dendritos e pelo axônio, onde cada um deles possui funções específicas, porém complementares entre si (BRAGA, CARVALHO, LUDEMIR, 2007).

O **corpo celular** contém o **núcleo** do neurônio, que é responsável por gerar os impulsos nervosos. Os **dendritos** são ramificações do neurônio, que têm a função de receber as informações (os impulsos) provenientes de outros neurônios e de levá-las até o corpo celular, onde a informação é processada (BRAGA, CARVALHO, LUDEMIR, 2007). Os **axônios** têm a função de transmitir os impulsos provenientes do corpo celular para suas extremidades, sendo a saída do sinal. As extremidades do axônio de um neurônio são conectadas com os dendritos de outros neurônios nas **sinapses** (local onde a atividade de um neurônio influencia a atividade do outro), formando as redes neurais biológicas. A Figura 3.1 abaixo ilustra um diagrama simplificado de um neurônio biológico.

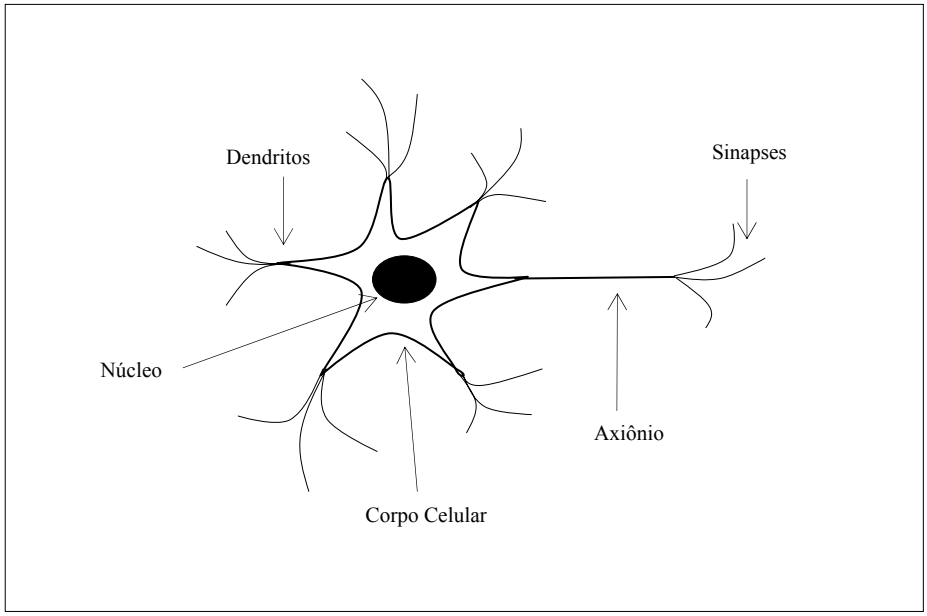

Figura 3. 1: Diagrama Simplificado de um Neurônio Biológico

3.1.2 – O Neurônio Artificial

O neurônio **artificial** pode ser visto como um processador de informação, que é o núcleo, com múltiplas entradas e uma saída, a qual pode se interligar a outros neurônios, formando a base para o projeto de uma rede neuronal artificial. A Figura 3.2 abaixo ilustra um diagrama simplificado do modelo de um neurônio artificial

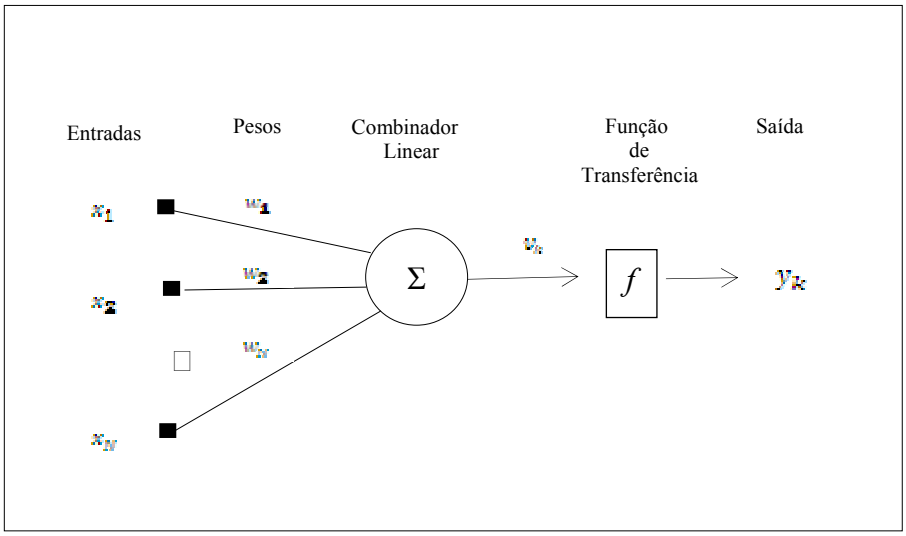

Figura 3. 2:Diagrama Simplificado de um Modelo de um Neurônio Artificial.

As entradas de um neurônio são ponderadas por meio de pesos sinápticos e agregadas por meio de uma operação soma e, então, aplicadas ao núcleo que transforma o sinal agregado em um sinal de saída por meio de uma função denominada **função de transferência** ou **função de ativação**.

Segundo Haykin (2001), o modelo matemático de um neurônio artificial pode ser descrito da seguinte maneira: os sinais de entrada $(x_1,..., x_N)$ são multiplicados pelos pesos sinápticos $(w_1,..., w_N)$e agregados por meio da uma soma ponderada (combinador linear) para produzir um **sinal de ativação** v_k :

$$v_k = \sum_{i=1}^{N} w_i x_i + w_0 \qquad (3.1),$$

Em que v_k é também chamado de **campo local induzido** do neurônio. Os valores para v_k podem ser positivos ou negativos, dependendo das sinapses correspondentes serem inibitórias ou excitatórias.

O modelo neuronal inclui também um **bias** w_0, que tem por função aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação, dependendo se ele é positivo ou negativo, respectivamente (HAYKIN, 2001). O bias gera uma transformação afim no sinal de ativação.

O sinal de saída y_k do neurônio é obtido pela aplicação de uma transformação f ao sinal de ativação v_k:

$$y_k = f(v_k) \tag{3.2}$$

O valor da saída do neurônio, que é determinado pela **função de ativação** *f,* é comparado com o valor de um limiar (*threshold*), que se for atingido é passado adiante através da saída, caso contrário, o sinal não é transferido adiante. A Tabela 3.1 apresenta alguns tipos de funções de ativação, com as suas respectivas equações, conforme Haykin (2001).

Tabela 3. 1: Funções de Ativação.

Função de Ativação	**Forma Analítica**
Limiar	$f(v) = \begin{cases} 1, se \quad v \geq 0 \\ 0, se \quad v < 0 \end{cases}$
Linear por Partes	$f(v) = \begin{cases} 1, se \quad v \geq \theta_2 \\ v, se \quad \theta_1 < v < \theta_2 \\ 0, se \quad v \leq \theta_1 \end{cases}$, onde $f(v) \in [0,1]$
Sigmoide Logística	$f(v) = \dfrac{1}{1 + \exp(-kv)}$ $\quad k \in \mathbf{R}$
Sigmoide Tangente Hiperbólica	$f(v) = \tanh(v) = \dfrac{\exp(v) - \exp(-v)}{\exp(v) + \exp(-v)}$, onde $f(v) \in [-1,1]$

Gaussiana	$f(v) = \dfrac{e^{-(v-c)^2}}{r^2} \quad r > 0, c \in \mathbf{R}$

A Figura 3.3 abaixo ilustra os gráficos das quatro primeiras funções de ativação da Tabela 3.1. O gráfico da função gaussiana será ilustrado na Subseção 3.2.2.

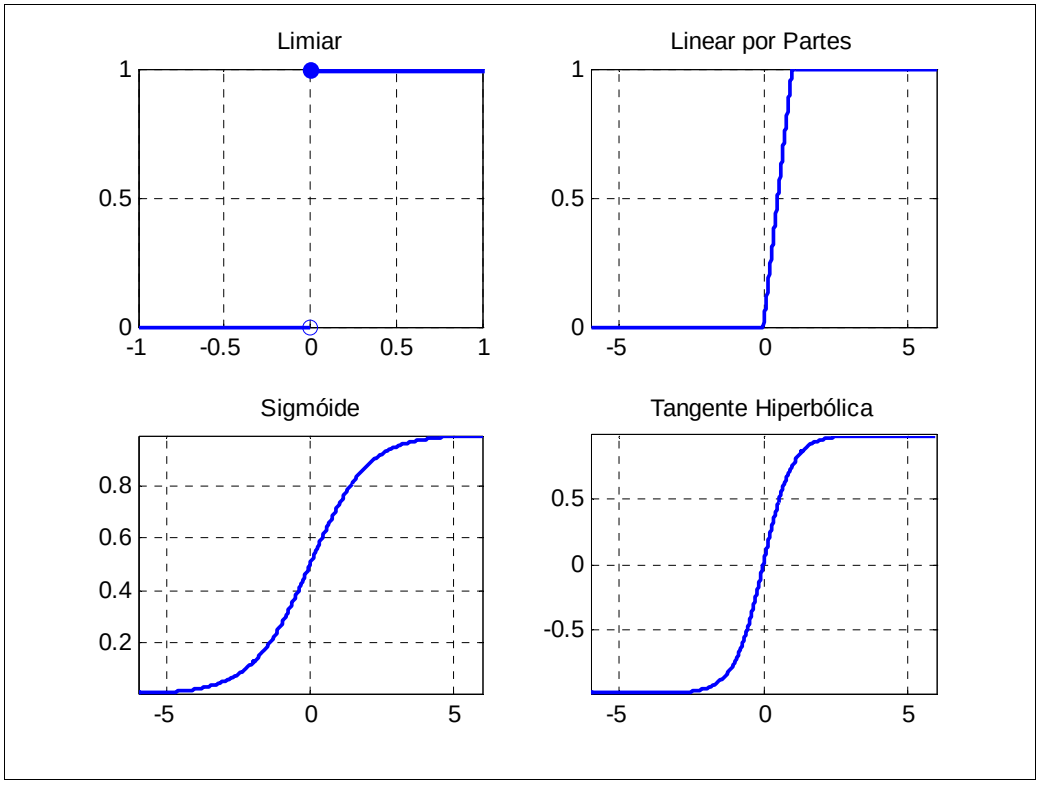

Figura 3. 3: Funções de Ativação.

De acordo com Haykin (2001), a função de limiar expressa o modelo neural de McCulloch e Pitts; A função linear por partes pode ser vista como uma aproximação de um amplificador não linear; a função sigmoide logística é definida como uma função estritamente crescente, que exibe um balanceamento adequado entre comportamento linear e não linear (produzindo valores e a função tangente hiperbólica produz valores de saída do neurônio no intervalo [-1,1]. A função gaussiana será caracterizada na Subseção 3.2.2.

3.1.3 – As Redes Neuronais Artificiais

As RNA são estruturas formadas por unidades de processamento simples conhecidas por **neurônios**, que estão dispostos em camadas e interligados por conexões conhecidas como **pesos sinápticos,** que armazenam o conhecimento da rede, que é adquirido, a partir de seu ambiente, através de um processo de **aprendizagem**.

A partir dos dados que são apresentados às redes neuronais, elas são capazes de extrair as características relevantes destes dados fornecidos e de armazenar todo o conhecimento necessário para a resolução de um determinado problema, através de um processo de treinamento.

A **arquitetura** da rede estabelece a maneira pela qual os seus neurônios estão estruturados e está relacionada com o algoritmo de aprendizagem usado para realizar o treinamento da rede.

Em geral, as RNA apresentam a seguinte estrutura:

i) Uma **camada de entrada**, que representa apenas os sinais de entrada da rede, não possuindo nenhum neurônio e, portanto, não se realizando qualquer computação nesta camada. Sua função consiste em distribuir os dados de entrada para os neurônios da camada seguinte;

ii) Uma, várias ou nenhuma **camada intermediária** (ou **camada oculta**), sendo que cada camada é constituída de um ou mais neurônios ocultos (ou unidades ocultas) e cuja função é capacitar a rede a extrair as características dos dados de entrada;

iii) Uma **camada de saída**, que contém, necessariamente, um número de neurônios igual ao número de sinais de saída da rede. Os neurônios desta camada são responsáveis por transmitir a resposta da rede.

De acordo a forma de organização dos neurônios nas RNA, identificam-se duas classes de arquiteturas de rede:

i) As redes **alimentadas adiante** (*feedforward*), nas quais a conexão entre os neurônios da rede ocorrem em uma única direção, da camada de entrada para a camada de saída, sendo que os neurônios da mesma camada não são conectados;

ii) As redes **recorrentes**, nas quais a saída de alguns neurônios alimentam os neurônios da mesma camada (inclusive o próprio) ou de camadas anteriores.

O processo de **aprendizagem** de uma rede neuronal ocorre por meio do ajuste dos seus pesos sinápticos, de acordo com a resposta da rede aos dados de entrada. O modo como é realizado este ajuste é quem determina o tipo do aprendizado da rede. Assim, o aprendizado pode ser: **supervisionado,** quando a rede aprende utilizando exemplos fornecidos, por um supervisor (professor) externo ou **não supervisionado**, quando utiliza apenas os dados de entrada.

No aprendizado supervisionado a rede é treinada com pares de conjuntos da forma entrada e saída desejada, também chamado de **conjunto de treinamento**. Ao apresentar a rede os dados de entrada, ela produz uma saída, que é comparada à saída desejada. Busca-se minimizar a diferença entre a saída desejada e a saída produzida pela rede (o **erro** da rede), através do ajuste dos seus pesos sinápticos.

No aprendizado não supervisionado a rede não recebe as informações sobre a saída desejada e o treinamento é realizado apenas com os dados de entrada, a partir dos quais são extraídas as características comuns, desse conjunto de padrões, agrupando-os em classes representativas destas características comuns aos dados.

O procedimento (conjunto de regras bem definidas e determinadas, *a priori*) utilizado para realizar o processo de aprendizagem é chamado de **algoritmo de aprendizagem**. Sua função é modificar os pesos da rede, de forma ordenada, para alcançar o objetivo do projeto desejado. Portanto, os algoritmos de aprendizagem utilizados para o treinamento das redes diferem entre si, basicamente, pela maneira como a variação dos pesos é calculada. É pelo algoritmo de aprendizagem, que a rede armazena o conhecimento.

Assim, de acordo com Braga, Carvalho e Ludemir (2007) a definição da estrutura das RNA para a resolução de um determinado problema depende de vários fatores, dentre eles: complexidade do problema, dimensionalidade do espaço de entrada, características dinâmicas ou estáticas, conhecimento, *a priori,* sobre o problema e da representatividade dos dados.

3.2 - A Rede Neuronal de Funções de Base Radial

A **rede neuronal de funções de base radial** (rede FBR) é um tipo de rede *feedforward*, com treinamento supervisionado e constituído por uma camada de entrada, que serve como unidade sensorial e por duas camadas de neurônios, a saber: uma única camada intermediária (oculta), totalmente conectada à entrada e uma camada de saída. A Figura 3.4 abaixo ilustra, de forma esquematizada, a arquitetura simplificada da rede FBR.

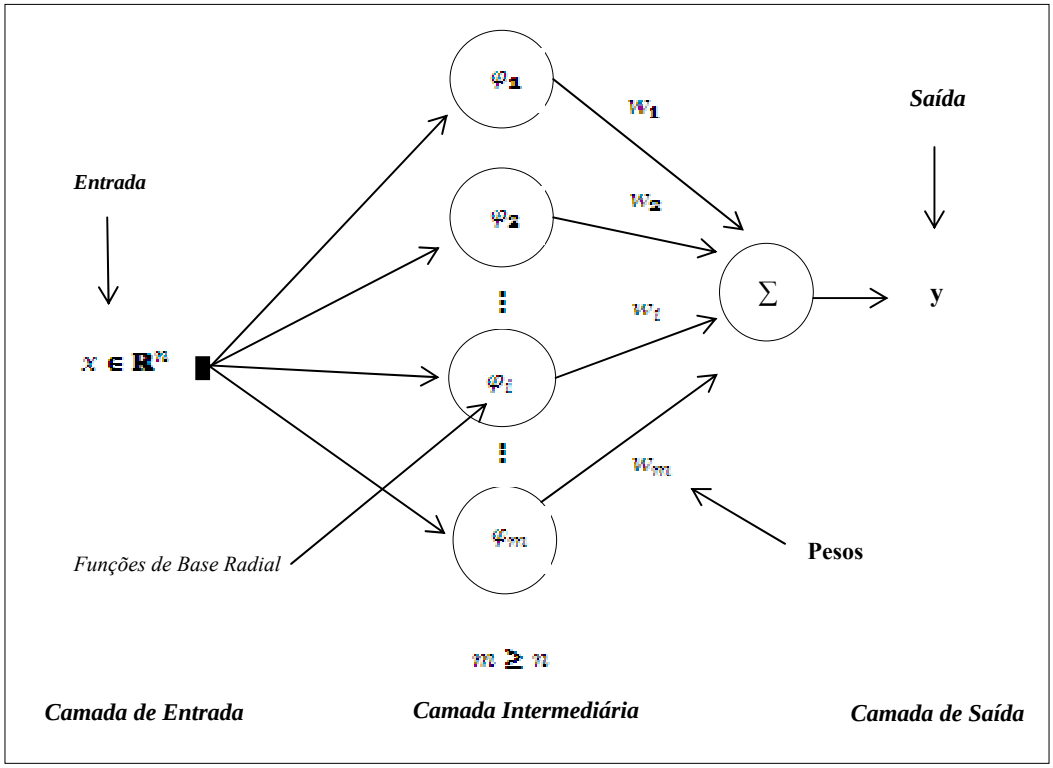

Figura 3. 4: Diagrama Esquemático Simplificado da Arquitetura de uma Rede FBR

Na camada intermediária é aplicada uma transformação não linear do espaço de entrada para o espaço oculto, de alta dimensionalidade[3]. Os neurônios da camada intermediária são caracterizados, por possuírem somente as funções de base radial como função de ativação. De acordo com Haykin (2001) as unidades ocultas fornecem um conjunto de funções (as funções de base radial) que constituem uma base arbitrária para os vetores de entrada, quando eles são projetados no espaço das unidades ocultas.

A camada de saída é constituída por neurônios lineares e fornece a resposta da rede ao sinal de ativação aplicado à camada de entrada.

O processo de aprendizagem da rede FBR consiste em encontrar uma **hipersuperfície**[4] (gerada pela combinação linear das funções de base radial), a partir de um conjunto de pontos que são apresentados e que forneça uma melhor aproximação, no sentido da interpolação, para os dados de treinamento, passando obrigatoriamente em todos os pontos de dados de treinamento. A Figura 3.5 abaixo ilustra um exemplo simplificado da ideia do processo de aproximação de uma função contínua através da combinação linear de funções de base radial.

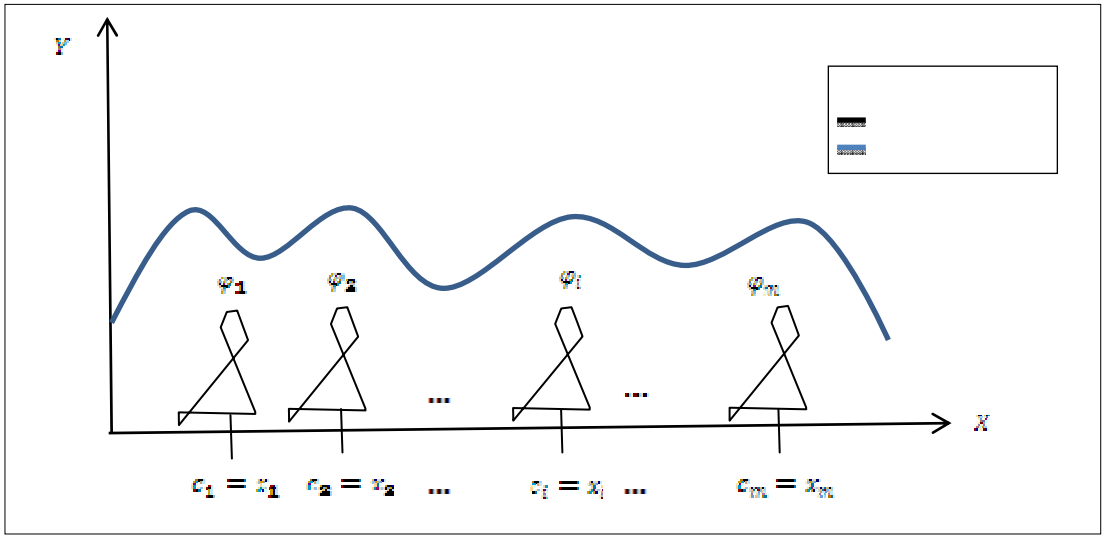

Figura 3. 5: Aproximação por Funções de Base Radial.

[3] De acordo com Haykin (2001), isso se deve ao *Teorema de Cover* sobre a separabilidade de padrões, que afirma que um problema complexo de classificação de padrões dispostos, não linearmente, em um espaço de alta dimensionalidade, tem maior probabilidade de ser linearmente separável, do que em um espaço de baixa dimensão.

[4] O radical **hiperfície** é utilizado quando um conjunto $\mathcal{H} \subset \mathbf{R}^{n+1}$ é localmente o gráfico de uma função real de *n* variáveis (LIMA, 2005).

A rede opera em duas fases: **fase de treinamento** que realiza um ajuste otimizado para uma superfície, baseado nos pontos de dados conhecidos que são apresentados à rede na forma de exemplos de padrões de entrada-saída e a **fase de generalização**, que realiza a interpolação entre os pontos de dados, sendo realizada ao longo da superfície gerada pelo processo de ajuste, como a aproximação ótima para a superfície verdadeira (HAYKIN, 2001).

Sob o ponto de vista da rede FBR, a resolução do problema de interpolação multivariada, em um espaço de alta dimensionalidade, se reduz à determinação de um conjunto de parâmetros *w* (os pesos da rede) que forneça a melhor aproximação possível para a função, a partir do conjunto de dados de treinamento.

3.2.1 – Formulação Matemática da Rede FBR

Conforme Haykin (2001) considere uma rede alimentada adiante (*feed-forward*), com uma camada de entrada, uma única camada intermediária e uma camada de saída. Sem perda de generalidade, pode-se considerar a camada de saída constituída de um único neurônio. A rede é projetada para realizar um mapeamento não linear do espaço de entrada para o espaço oculto seguido de um mapeamento linear do espaço oculto para o espaço de saída.

O problema da **interpolação exata** pode ser sumariamente formulado da seguinte maneira: considere um conjunto de *N* pontos distintos $\{x_i \in \mathbf{R}^m, \forall i = 1, \ldots, N\}$ e o conjunto $\{y_i \subset \mathbb{R}, \forall i = 1, \ldots, N\}$ de *N* números reais. Deseja-se encontrar uma função $F: \mathbf{R}^m \to \mathbf{R}$ tal que

$$F(x_i) = y_i, \forall i = 1, \ldots, N \qquad (3.3),$$

em que *F* representa geometricamente a hipersuperfície de interpolação, que deve passar por todos os *N* pontos dos dados de treinamento.

Na abordagem das funções de base radial, para interpolação exata multivariada, a função interpoladora F tem a forma (POWEL, 1987):

$$F(x_i) = \sum_{j=1}^{N} w_j . \varphi(\|x_i - c_j\|), \ \forall i, = 1, ..., N \qquad (3.4),$$

em que os seguintes parâmetros representam:

i) $w_j, \forall j = 1, ..., N$ - os pesos sinápticos da rede (os coeficientes de interpolação, com relação à alguma base, na qual a função de interpolação é descrita);

ii) N - o número de pontos de treinamento;

iii) F - a hipersuperfície de interpolação;

iv) $c_j, \ \forall j = 1, ..., N$ - os centros da função de base radial;

v) $\{\varphi(\|x_i - c_j\|)\}, \forall i, j = 1, ..., N$ - o conjunto das N funções de base radial e o símbolo $\| \ \|$ representa a **norma euclidiana**.

Pode-se assumir, sem perda de generalidade:

$$c_j = x_j, \forall j = 1, ..., N \qquad (3.5)$$

De (3.3), pode-se também expressar a Equação 3.4 na seguinte forma matricial:

$$\begin{bmatrix} \varphi(\|x_1 - x_1\|) & \varphi(\|x_1 - x_2\|) & \cdots & \varphi(\|x_1 - x_N\|) \\ \varphi(\|x_2 - x_1\|) & \varphi(\|x_2 - x_2\|) & \cdots & \varphi(\|x_2 - x_N\|) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi(\|x_N - x_1\|) & \varphi(\|x_N - x_2\|) & \cdots & \varphi(\|x_N - x_N\|) \end{bmatrix} . \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix} \qquad (3.6),$$

Em que:

i) Ambos os vetores

$$Y = [y_1, y_2, ..., y_N]^T \quad \text{e} \quad W = [w_1, w_2, ..., w_N]^T \qquad (3.7)$$

têm dimensão N x 1 e são ditos, respectivamente, o **vetor saída desejada** e o **vetor de peso** linear, sendo N o tamanho da amostra de treinamento.

ii) E a matriz:

$$\begin{bmatrix} \varphi(\|x_1 - x_1\|) & \varphi(\|x_1 - x_2\|) & \cdots & \varphi(\|x_1 - x_N\|) \\ \varphi(\|x_2 - x_1\|) & \varphi(\|x_2 - x_2\|) & \cdots & \varphi(\|x_2 - x_N\|) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi(\|x_N - x_1\|) & \varphi(\|x_N - x_2\|) & \cdots & \varphi(\|x_N - x_N\|) \end{bmatrix} \tag{3.8}$$

É dita a **matriz de interpolação**.

A Expressão matricial 3.6 pode ser reescrita como:

$$\Phi \, . W = Y \tag{3.9}$$

Em que a determinação do vetor de pesos W depende da existência da matriz inversa Φ^{-1} da matriz de interpolação Φ.

Uma importante contribuição para o desenvolvimento das redes FBR foi dada por Micchelli (1986) ao demonstrar que se o conjunto de pontos $\{x_i \in \mathbf{R}^m, \forall i = 1, \ldots, N\}$ é distinto, então a matriz Φ é **não singular** [5] e, portanto, admite a matriz inversa Φ^{-1}.

Logo, o vetor de pesos W é dado por:

$$W = \Phi^{-1} . Y \tag{3.10}$$

E, finalmente, o **vetor de saída da rede** H é dado por:

$$H = \Phi \, . W \tag{3.11}$$

[5] Uma matriz quadrada é dita **não singular** se o seu determinante for diferente de zero (LIMA, 1992).

Importa ressaltar, que os vetores *Y* e *H* diferem entre si, pelo fato de que o primeiro representa o vetor de saída desejada, em que as coordenadas são oriundas dos pontos de interpolação (*i. e.*, dos dados fornecidos para o treinamento) e o segundo representa o vetor de saída da rede, em as coordenadas são resultantes do processo de treinamento da rede FBR.

3.2.2 - As Funções de Base Radial

Uma **função de base radial** (FBR) (unidimensional) é uma função real $\varphi(x, c)$, não linear e que depende da distância euclidiana $\| \|$entre o centro $c \in \mathbf{R}$, da função φ, a um ponto $x \in \mathbf{R}$. Sua principal característica reside no fato de que a resposta desta classe de funções cresce ou decresce, **monotonicamente**[6], com o distanciamento de um ponto central. Uma função de base radial é definida como uma função que satisfaz a seguinte equação:

$$\varphi(x) = \varphi(\|x - c\|) \tag{3.12}$$

Historicamente, segundo Hassoun (1995), o primeiro trabalho encontrado na literatura sobre as funções de base radial foi o de Medgassy (1961). Posteriormente, Micchelli (1986) e Powell (1987) foram os primeiros a utilizarem para a interpolação exata, de um conjunto de pontos em um espaço real multidimensional. Poggio e Girosi (1989) utilizaram essas funções para aproximações de funções suaves multivariadas.

As funções de base radial têm sido usadas de forma bem-sucedida, na reconstrução de funções multivariadas de dados dispersos, pelo fato de que elas podem ser utilizadas em qualquer espaço de dimensão finita e podem ser usadas para dados espalhados arbitrariamente, sem nenhuma regularidade entre eles, além de permitirem uma interpolação suave, cuja estrutura é simples.

---

[6] Uma função *f* é dita **monotonicamente crescente** (ou **decrescente**) em um conjunto $X \subset \mathbf{R}^m$, se $\forall x, y \in A, x < y \rightarrow f(x) < f(y)$ ($ou\ \forall x, y \in A, x < y \rightarrow f(x) > f(y)$) (LIMA, 1992).

Na literatura, são encontrados vários tipos de funções de base radial. A Tabela 3.2 abaixo apresenta alguns dos tipos mais utilizados, considerando-se o caso unidimensional, conforme em Bishop (1995):

Tabela 3. 2: Funções de Base Radial.

Funções de Base Radial	Forma Analítica
Multiquádrica	$\varphi(x) = \sqrt{x^2 + \sigma^2}, \sigma > 0$
Multiquádrica Inversa	$\varphi(x) = \dfrac{1}{\sqrt{x^2 + \sigma^2}}, \sigma > 0$
Spline de Folha Fina (*Thin Plate Spline*)	$\varphi(x) = x^2 . ln(x)$
Cúbica	$\varphi(x) = x^3$
Linear	$\varphi(x) = x$
Gaussiana	$\varphi(x) = exp\left(-\dfrac{x}{2\sigma^2}\right), \sigma > 0$

A Figura 3.6 a seguir ilustra os gráficos bidimensionais das funções de base radial da Tabela 3.2 e a Figura 3.7 ilustra os gráficos tridimensionais dessas funções, exceto para a gaussiana, que será mostrado posteriormente.

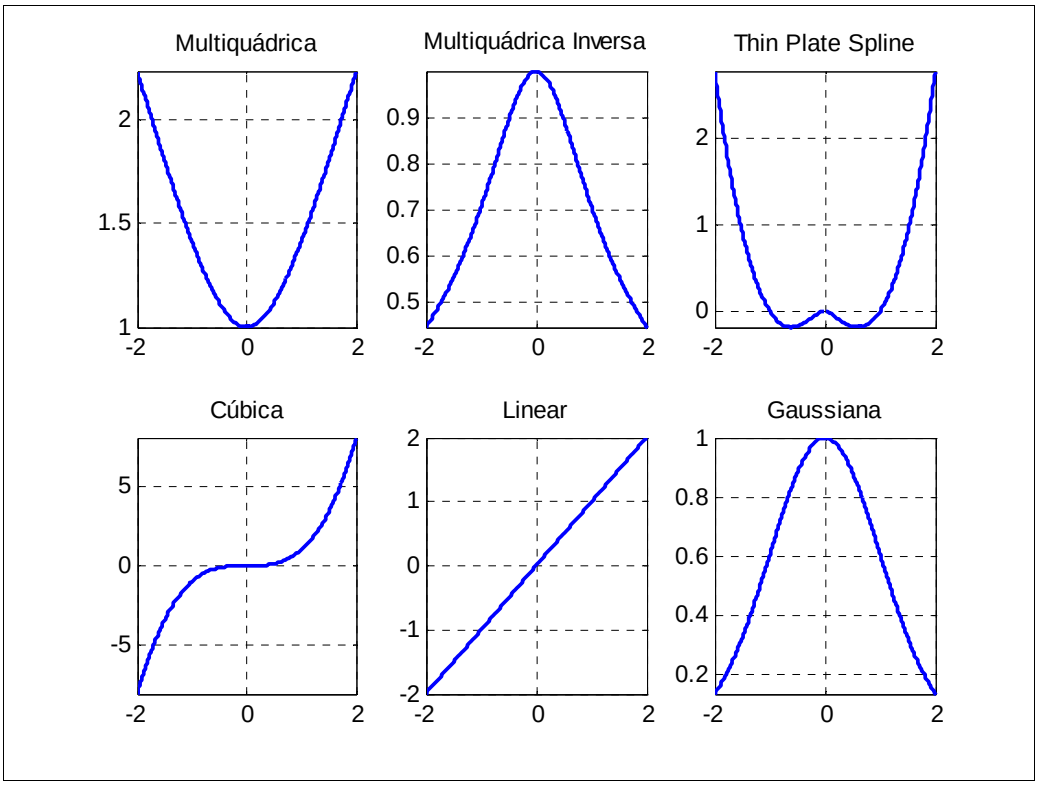

Figura 3. 6*:* Funções de Base Radial Bidimensionais.

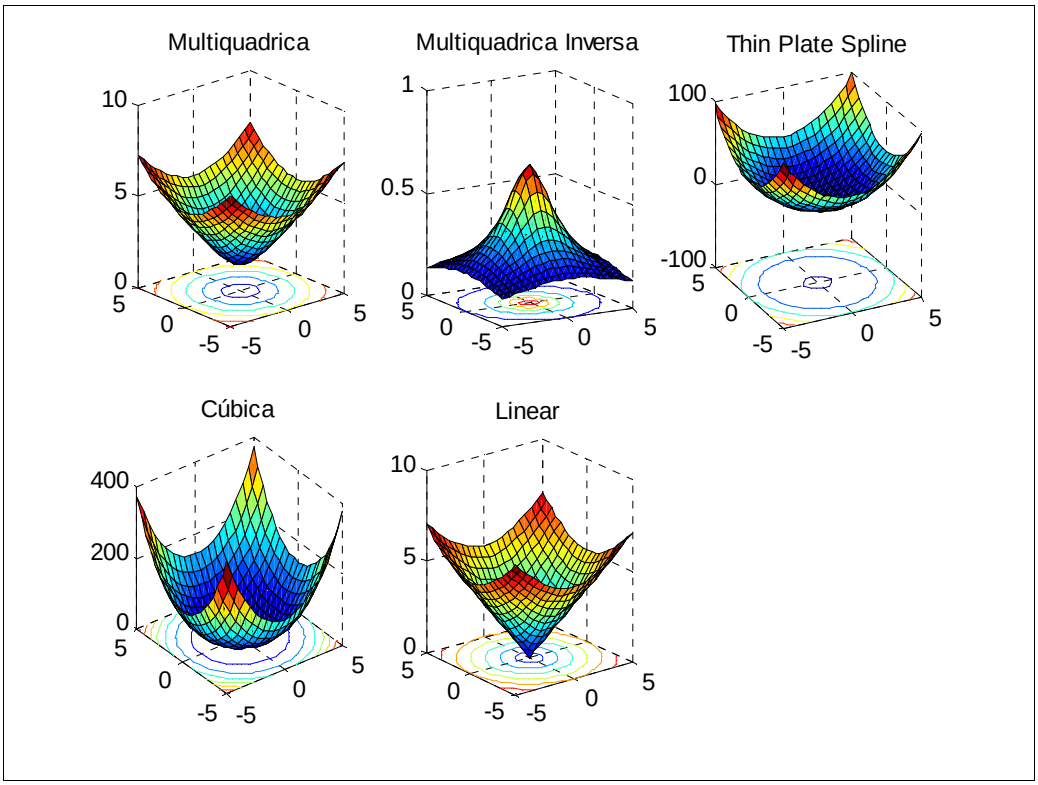

Figura 3. 7: Funções de Base Radial Tridimensionais.

No presente trabalho, dentre as funções de base radial, a que será utilizada é a função gaussiana, por ser a mais comumente utilizada em aplicações práticas. Nela, o parâmetro σ representa a **dispersão** (ou a **largura** ou, equivalentemente, o **raio de influência**) da função de base. Ele define a abertura da função gaussiana (medindo assim, o espalhamento dos dados representados pela função de base radial, em torno de seu centro) e controla a suavidade da interpolação.

Considerando-se o caso multidimensional, a expressão da função de base radial gaussiana, provém da equação da distribuição gaussiana multivariada e é definida por.

$$\varphi(x_i) = \exp\left(-\frac{\left\| x_i - c_j \right\|^2}{2.\sigma_j^{\,2}} \right) \tag{3.13}$$

Em que:

i) $\{x_i \in \mathbf{R}^m, \forall i = 1, \ldots, N\}$;

ii) $\{c_j \in \mathbf{R}^m, \forall j = 1, \ldots, N\}$ representa o **centro** da função;

iii) $\{\sigma_j \in \mathbb{R}, \forall j = 1, \ldots, N\}$ representa a sua **dispersão.**

Note que, na Equação 3.13, existem duas formas de representações geométricas distintas para as funções gaussianas, de acordo com os valores da dispersão:

i) Se $\{\sigma_j = \sigma \in \mathbb{R}, \forall j = 1, \ldots, N\}$ então, as funções gaussianas têm a forma **circular**;

ii) Se cada $\{\sigma_j \in \mathbb{R}, \forall j = 1, \ldots, N\}$ é variante em cada direção do espaço, então as funções gaussianas têm a forma **elíptica**.

No presente estudo será utilizada a gaussiana com a forma geométrica circular, pois essencialmente, uma rede FBR com o mesmo raio, para cada função de base, pode

formar uma aproximação arbitrariamente próxima de qualquer função contínua, desde que existam funções de base suficientes (MULGREW, 1996).

A Figura 3.8 a seguir ilustra os gráficos das duas formas de representação geométrica distintas, para a função gaussiana bidimensional e as suas respectivas as curvas de nível. Note que as **curvas de nível** servem para mostrar a forma geométrica circular e elíptica das gaussianas, quando tomado o valor constante ou variável para a dispersão σ, respectivamente e, além disso, o campo receptivo do neurônio de base radial é definido pelo interior destas curvas de nível (KOVACS, 2006).

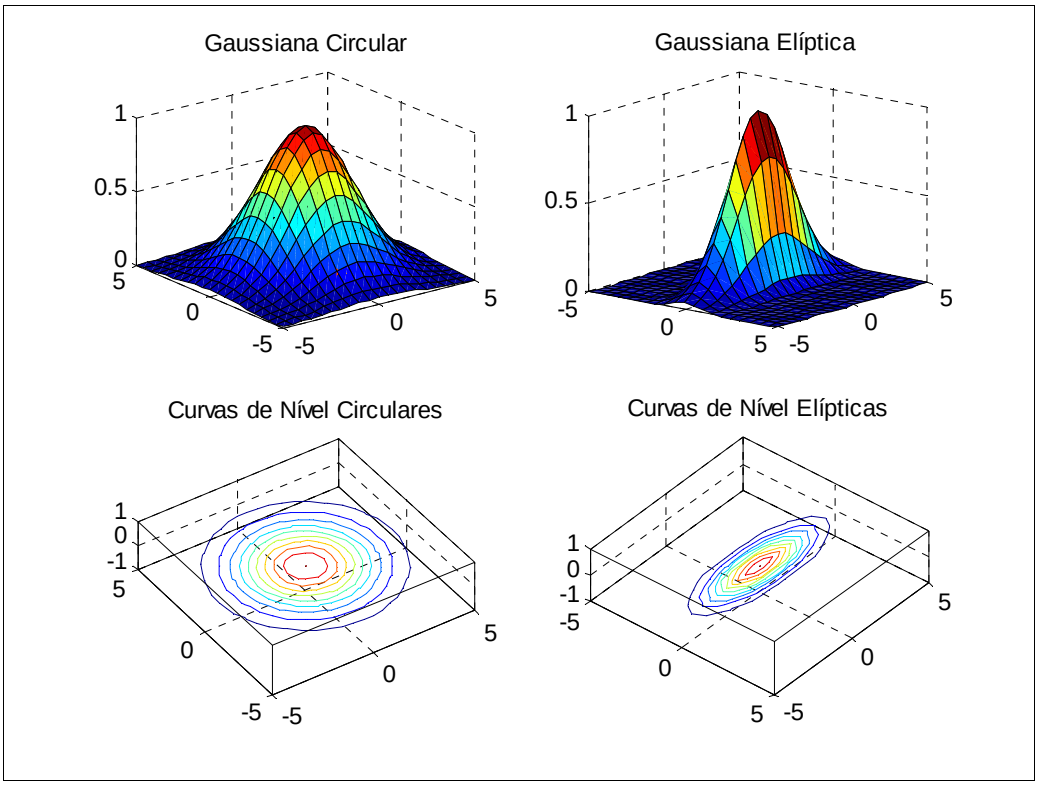

Figura 3. 8: Gráfico Tridimensional da Função Gaussiana.

Conforme em Bishop (1995), a Equação 3.13 ainda pode ser expressa na sua forma generalizada (**equação da função gaussiana multivariada generalizada**) por:

$$\varphi(x) = \exp\left(-\frac{1}{2}(x-\mu_i)^t C^{-1}(x-\mu_i)\right) \tag{3.14}$$

Em que:

i) $x \in \mathbf{R}^m$ representa os dados de entrada;

ii) $\{\mu_i \in \mathbf{R}^m, \forall i = 1, \ldots, N\}$ representa o **vetor de média** de *x*;

iii) C^{-1} representa a matriz inversa da **matriz de covariância** de *x;*

iv) A expressão $(x - \mu_i)^T C^{-1} (x - \mu_i)$ é também referida na literatura como a **distância de Mahalanobis (**ou **distância estatística**) de *x* ao vetor de médias μ e representa a hipersuperfície de um elipsoide *m*-dimensional (ou hiperelipsoide) centrado em μ.

Importa ressaltar que a Equação 3.14 provém da teoria da distribuição gaussiana multivariada, cuja fundamentação teórica pode ser encontrada em Ferreira (2011).

CAPÍTULO 4

A IDENTIFICAÇÃO DE ACIDENTES ATRAVÉS DA REDE NEURONAL DE FUNÇÃO DE BASE RADIAL GAUSSIANA

Neste capítulo, será apresentado o teste de desempenho da rede neuronal de função de base radial gaussiana, quando aplicada ao problema da identificação de acidentes nucleares de base de projeto, postulados para a usina nuclear PWR de Angra 2. Também será apresentada a análise da sensibilidade do parâmetro dispersão na resposta da rede FBR, na classificação dos acidentes.

4.1 – Definição dos Parâmetros da Rede

A aplicação da rede FBR, na identificação dos acidentes nucleares, requer que os seguintes parâmetros sejam definidos, *a priori*:

i) A localização dos centros c_j, $\forall j=1,\ldots,N$, da função de base radial;

ii) O tipo de função de base radial a ser utilizado;

iii) O valor da dispersão σ_j, $\forall j=1,\ldots,N$ da função de base radial.

No presente trabalho, os centros foram adotados conforme a Equação 3.5 e, conforme já dito, será adotada a função de base radial gaussiana, com a forma geométrica circular. Para analisar a variação do desempenho da rede, em relação ao uso de diferentes valores da dispersão da função gaussiana e visando também o seu melhor ajuste, foram testados os seguintes valores de dispersão:

$$0.50,\ 1.00,\ 1.50,\ 3.00,\ 3.50,\ 4.00,\ 5.65,\ 7.5,\ 9.5,\ 11.0 \text{ e } 12.5 \qquad (4.1)$$

Tais valores de dispersão foram escolhidos, tomando como base, àqueles que mais vêm sendo adotados nos trabalhos disponíveis na literatura e que utilizam as funções de base radial nas suas diversas aplicações.

4.2 – Dados para Treinamento e Teste da Rede

Para a realização do teste foi desenvolvida uma rotina no programa MATLAB (versão R2012b), no qual foi utilizada uma rede de base radial exata, em que o número de neurônios da camada oculta é igual ao número de vetores de entrada, tendo a seguinte estrutura: inicialmente foram apresentadas, à rede, as matrizes dos dados de treinamento, correspondentes aos dezessete acidentes postulados, conforme a Tabela 2.1, com a dimensão de 61 x 17 (intervalo de tempo x variáveis de estado dos acidentes), todas normalizadas, com os seus elementos assumindo valores no intervalo [0,1]. Os dados são normalizados para evitar que grandes variações dos valores da entrada, oriundas do uso de unidades de medidas distintas entre as variáveis, dificultem o treinamento da rede. Neste trabalho, a normalização dos dados foi feita conforme a equação:

$$EN = \frac{(x_{max} - x_{min})(E - v_{min})}{(v_{max} - v_{min})}$$

(4.2)

Em que: *EN* representa o evento normalizado, *E* representa o evento original, x_{min} e x_{max} representam, respectivamente, os extremos do intervalo de normalização (0 e 1, no caso desse trabalho) e v_{min} e v_{max} representam, respectivamente, os valores mínimo e máximo de cada atributo relativo à amostra de treinamento.

Posteriormente, executou-se a transformação de cada matriz de acidente em um vetor (coluna) de 1037 (61 x 17) coordenadas, através da concatenação de cada uma das suas colunas. Desta forma, cada acidente é representado, geometricamente, por um

ponto no espaço $\mathbf{R}^{1037}$. Estes vetores correspondem às assinaturas dos acidentes, que foram apresentadas como os dados de entrada da rede.

Na Figura 4.1 abaixo é ilustrada a representação gráfica da curva que descreve a assinatura do acidente A3, em que o eixo dos *x* representa a dimensão do vetor de entrada (1037) e o eixo dos y representa o intervalo de normalização das assinaturas. No Apêndice B, do presente trabalho, encontram-se as representações gráficas das assinaturas de todos os acidentes que constam na Tabela 2.1.

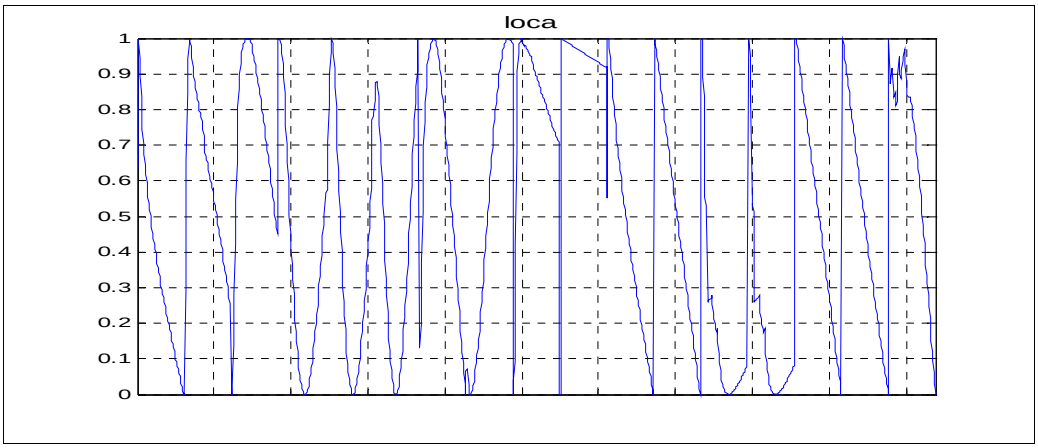

Figura 4. 1: Gráfico da Assinatura no Acidente Loca.

Definidos todos os parâmetros da rede, os próximos passos consistem em determinar: a matriz de interpolação Φ, conforme A Expressão 3.8, o vetor de pesos W, conforme a Equação 3.10 e, finalmente, o vetor de saída H da rede, conforme a Equação 3.11.

Para testar também a sensibilidade da rede, no que tange à presença de dados ruidosos, esta agora foi simulada com a apresentação de novos dados de entrada, com a introdução de ruídos, nas assinaturas dos acidentes originais, para cada um dos valores das dispersões testados, conforme (4.1), nas seguintes percentagens, do valor da faixa da variável (instrumento):

$$1\%,\ 2\%,\ 2.5\% \text{ e } 5\% \tag{4.3}$$

A Figura 4.2 a seguir ilustra, como forma de exemplificação, os gráficos do acidente A3, com cada uma das percentagens de ruído, estabelecidas acima, em sua assinatura.

Os gráficos dos demais acidentes, com suas assinaturas ruidosas, encontram-se no Apêndice D, do presente estudo.

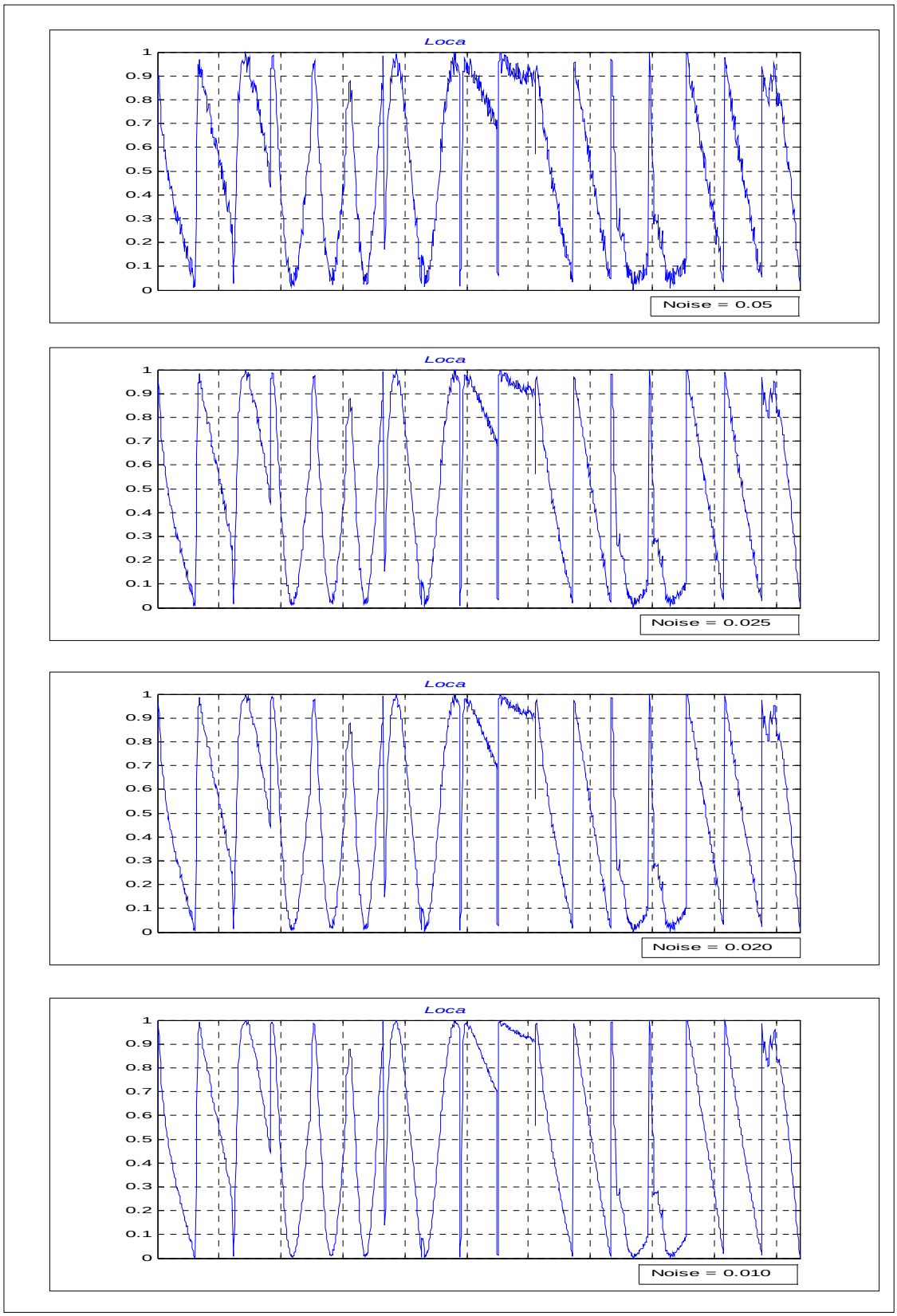

Figura 4. 2: Gráfico da Assinatura do Acidente loca com Ruído.

A classificação dos eventos com a presença de ruído nas suas assinaturas foi realizada da seguinte maneira: estabeleceu-se uma faixa, em torno da resposta para as assinaturas dos acidentes sem ruído, através de um limite inferior e de um limite superior, distantes 0.5 unidade das mesmas. Dessa forma, o evento com ruído, que esteja dentro da faixa estabelecida, será classificado pela rede de base radial gaussiana de acordo com a proximidade, com a assinatura do acidente.

O teste de desempenho foi realizado considerando-se dois cenários: inicialmente, foi escolhido, dentre os acidentes nucleares, que constam na Tabela 2.1, um conjunto formado por três acidentes nucleares e, posteriormente, com vista a verificar o comportamento da rede, no que concerne a apresentação de um conjunto maior de dados de entrada, foi realizada uma extensão deste teste, para todos os acidentes, que constam na referida tabela.

4.3 – Identificação de Três Acidentes Nucleares

Nesta seção será descrito, inicialmente, o teste de identificação de um conjunto formado por três acidentes nucleares de base de projeto postulados, dentre os que constam na Tabela 2.1.

Os acidentes escolhidos para o teste foram os mesmos já considerados em trabalhos publicados na literatura, sendo os seguintes: A2 (blck), A3 (loca) e A13 (sglo). A fim de se estabelecer um critério de identificação e separação dos acidentes, os vetores de saída da rede foram associados aos vetores de entrada, de acordo com a correspondência, mostrada na Tabela 4.1:

Tabela 4. 1: Vetores de saída da Rede FBR para Três Acidentes Nucleares.

Acidente	Saída da Rede
A2	1
A3	2

A13	3

A Tabela 4.2 abaixo apresenta um quadro comparativo do erro obtido, entre a saída resultante do treinamento da rede FBR e a saída desejada, sem a presença de ruído nas assinaturas dos acidentes, para cada valor da dispersão testado, conforme (4.1), na identificação de cada um dos três acidentes. Através desta tabela, nota-se que a rede responde exatamente em todos os pontos correspondentes aos dados de treinamento.

Tabela 4. 2: Erro da Rede na Identificação dos Três Acidentes Nucleares sem Ruído.

Dispersão	Erro		
	A2	A3	A13
σ = 0.50	0.0000	0.0000	0.0000
σ = 1.00	0.0000	0.0000	0.0000
σ = 1.50	0.0000	0.0000	0.0000
σ = 3.00	0.0000	-0.0000	0.0000
σ = 3.50	0.0000	0.0000	0.0000
σ = 4.00	-0.0000	0.0000	-0.0000
σ = 5.65	-0.0000	-0.0000	-0.0000
σ = 7.50	-0.0000	-0.0000	-0.0000
σ = 9.50	0.0000	0.0000	0.0000
σ = 11.0	0.0000	0.0000	0.0000
σ = 12.50	0.0000	0.0000	0.0000

A Tabela 4.3 abaixo apresenta o erro médio quadrático da rede, sem ruído nas três assinaturas, para cada valor de dispersão testado e calculado através da seguinte expressão:

$$E_M = \frac{\Sigma(H - Y)^2}{2} \tag{4.4}$$

Em que: E_M representa o erro médio quadrático; H é o vetor de saída da rede e Y é o vetor de resposta desejada.

Tabela 4. 3: Erro Médio Quadrático da Rede sem Ruído nas 3 Assinaturas.

Dispersão	E_M
σ = 0.50	0
σ = 1.00	0
σ = 1.50	9.8608 x 10^{-32}
σ = 3.00	1.2326 x 10^{-31}

σ = 3.50	9.8608 x 10^{-32}
σ = 4.00	1.9722 x 10^{-31}
σ = 5.65	8.8747 x 10^{-31}
σ = 7.50	1.6763 x 10^{-30}
σ = 9.50	8.8747 x 10^{-31}
σ = 11.0	0
σ = 12.50	1.9722 x 10^{-30}

As tabelas 4.4, 4.5 e 4.6 a seguir, apresentam um quadro comparativo, dos valores dos erros obtidos entre a saída da rede FBR e a saída desejada, para cada percentual de ruído introduzido, conforme (4.3), nas assinaturas dos acidentes A2, A3 e A13, respectivamente, para cada valor da dispersão testado, conforme (4.1).

Tabela 4. 4: Erro da Rede na Identificação do Acidente A2 com o Ruído.

Dispersão	Ruído			
	5%	2.5%	2%	1%
σ = 0.50	0.000	0.000	0.000	0.000
σ = 1.00	0.000	0.000	0.000	0.000
σ = 1.50	0.908	0.304	0.203	0.054
σ = 3.00	0.281	0.080	0.053	0.013
σ = 3.50	0.210	0.059	0.039	0.010
σ = 4.00	0.164	0.046	0.030	0.007
σ = 5.65	0.085	0.023	0.014	0.003
σ = 7.5	0.037	0.006	0.002	-0.001
σ = 9.5	-0.006	-0.014	-0.013	-0.008
σ = 11.0	-0.036	-0.028	-0.024	-0.014
σ = 12.5	-0.062	-0.041	-0.035	-0.019

Tabela 4. 5: Erro da Rede na Identificação do Acidente A3 com o Ruído.

Dispersão	Ruído			
	5%	2.5%	2%	1%
σ = 0.50	-0.986	-0.692	-0.536	-0.180
σ = 1.00	-0.660	-0.255	-0.174	-0.048
σ = 1.50	0.381	0.122	0.081	0.021
σ = 3.00	0.113	0.032	0.021	0.005
σ = 3.50	0.084	0.023	0.015	0.004
σ = 4.00	0.065	0.018	0.012	0.003
σ = 5.65	0.033	0.008	0.005	0.001
σ = 7.50	0.003	-0.004	-0.004	-0.003
σ = 9.5	-0.033	-0.022	-0.019	-0.010
σ = 11.0	-0.059	-0.036	-0.030	-0.016

$\sigma = 12.5$	-0.081	-0.048	-0.040	-0.021

Tabela 4. 6: Erro da Rede na Identificação do Acidente A13 com o Ruído.

Dispersão	Ruído			
	5%	2.5%	2%	1%
$\sigma = 0.50$	-1.976	-1.406	-1.094	-0.371
$\sigma = 1.00$	-1.342	-0.524	-0.359	-0.100
$\sigma = 1.50$	-0.000	-0.000	-0.000	-0.000
$\sigma = 3.00$	-0.000	-0.000	-0.000	-0.000
$\sigma = 3.50$	-0.001	-0.000	-0.000	-0.000
$\sigma = 4.00$	-0.004	-0.002	-0.001	-0.000
$\sigma = 5.65$	-0.024	-0.013	-0.010	-0.005
$\sigma = 7.50$	-0.061	-0.033	-0.027	-0.013
$\sigma = 9.5$	-0.106	-0.058	-0.047	-0.024
$\sigma = 11.0$	-0.137	-0.075	-0.061	-0.031
$\sigma = 12.5$	-0.163	-0.089	-0.072	-0.037

A Tabela 4.7 abaixo apresenta o erro médio quadrático da rede, conforme a Equação 4.4, para cada percentual de ruído testado nas três assinaturas e para cada valor de dispersão testado.

Tabela 4. 7: Erro Médio Quadrático da Rede com Ruído nas 3 Assinaturas.

Dispersão	**Ruído**			
	5%	2.5%	2%	1%
$\sigma = 0.50$	2.4404	0.7423	1.2292	0.0853
$\sigma = 1.00$	1.1194	0.1699	0.0798	0.0062
$\sigma = 1.50$	0.4854	0.0539	0.0241	0.0017
$\sigma = 3.00$	0.0459	0.0038	0.0016	1.1030×10^{-4}
$\sigma = 3.50$	0.0258	0.0021	8.8858×10^{-4}	5.9813×10^{-5}
$\sigma = 4.00$	0.0156	0.0012	5.2863×10^{-4}	3.5719×10^{-5}
$\sigma = 5.65$	0.0045	3.9068×10^{-4}	1.8236×10^{-4}	2.2117×10^{-5}
$\sigma = 7.50$	0.0026	5.7867×10^{-4}	3.7798×10^{-4}	1.0391×10^{-4}
$\sigma = 9.5$	0.0063	0.0021	0.0014	3.9511×10^{-4}
$\sigma = 11.0$	0.0119	0.0039	0.0026	7.3805×10^{-4}
$\sigma = 12.5$	0.0186	0.0060	0.0041	0.0011

Com vistas a ilustrar o comportamento da simulação da rede na identificação dos acidentes, a Figura 4.3, a seguir, mostra a representação gráfica da faixa de

classificação dos mesmos, com as percentagens de ruído (*Noise*), em suas assinaturas, conforme em (4.3), para o valor de dispersão (*Spread*), da função gaussiana de $\sigma = 7.5$. Nestes gráficos, tem-se que: o eixo dos x representa o número do acidente e o eixo dos y a resposta da rede; os círculos em azul, localizados nas coordenadas (1,1), (2,2) e (3,3) e unidos pela linha tracejada, representam as assinaturas, sem a presença de ruído, dos acidentes A2, A3 e A13, respectivamente; os asteriscos em vermelho e unidos pela linha contínua representam as assinaturas de cada um dos três acidentes, com o ruído e as linhas contínuas em preto representam as faixas, que estabelecem os limites inferior e superior para a classificação dos acidentes. No Apêndice E, do presente estudo, são mostrados os gráficos com todos os valores de dispersão adotados, conforme (4.1).

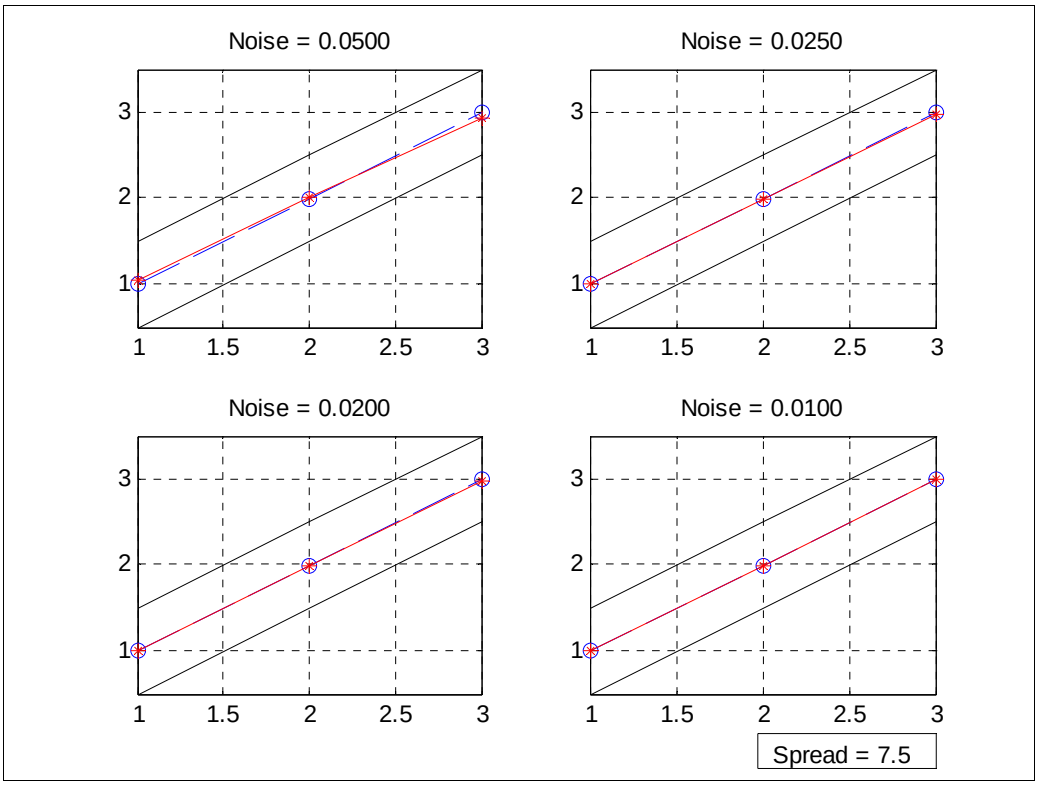

Figura 4. 3: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão (Spread) da Gaussiana de $\sigma = 7.5$.

Com os testes realizados nesta seção, verificou-se que, sem a presença de ruído nas assinaturas dos acidentes, os resultados apresentados na Tabela 4.3 são satisfatórios, pois mostram que a rede foi capaz de reconhecer corretamente todos os três acidentes, para cada um dos valores da dispersão σ da função gaussiana, obtendo-se valores de erro, com uma precisão suficiente.

No que concerne aos percentuais de ruído nas assinaturas dos acidentes e aos valores da dispersão testados, as análises dos resultados apresentados pela rede mostraram que:

i) Para o percentual de ruído de 1% nas assinaturas, as respostas encontram-se dentro da faixa de separação, para uma classificação correta dos acidentes, para todos os valores de dispersão da função gaussiana, que foram testados;

ii) Para o percentual de ruído de 2% nas assinaturas, exceto para o valor da dispersão de $\sigma = 0.5$, todas as respostas encontram-se dentro da faixa de separação, para uma classificação correta de cada acidente;

iii) Para o percentual de ruído de 2.5% nas assinaturas, exceto para os valores das dispersões de $\sigma = 0.5$ e de $\sigma = 1.0$, todas as respostas encontram-se dentro da faixa de separação, para uma classificação correta de cada acidente;

iv) Por fim, para o percentual de ruído de 5% nas assinaturas todas as respostas encontram-se dentro da faixa de separação para uma classificação correta de cada acidente, exceto para os valores das dispersões de $\sigma = 0.5$, $\sigma = 1.0$ e de $\sigma = 1.5$.

Os melhores resultados foram obtidos, para o valor de dispersão da função gaussiana no intervalo de $\sigma = 5.65$ até $\sigma = 7.5$.

4.4 - Identificação de Dezessete Acidentes Nucleares

Nesta seção, será feita a extensão do teste de identificação, para o conjunto maior contendo dezessete acidentes nucleares de base de projeto postulados para a usina PWR de Angra 2, conforme a Tabela 2.1. Considerando este cenário, os vetores de saída foram associados aos vetores de entrada, de acordo com a seguinte correspondência, mostrada na Tabela 4.8 abaixo:

Tabela 4. 8: Vetores de Saída da Rede FBR para Dezessete Acidentes.

Acidente	Saída da Rede
A1	1
A2	2
A3	3
A4	4
A5	5
A6	6
A7	7
A8	8
A9	9
A10	10
A11	11
A12	12
A13	13
A14	14
A15	15
A16	16
A17	17

A Tabela 4.9, a seguir, apresenta um quadro comparativo do erro obtido, entre a saída desejada e a saída resultante do treinamento da rede FBR, na identificação dos dezessete acidentes nucleares, sem a presença de ruído nas suas assinaturas, para cada valor da dispersão testado, conforme (4.1). Através desta tabela, pode ser observado, que a rede responde exatamente em todos os pontos correspondentes aos dados de treinamento.

Logo após, segue a Tabela 4.10, que apresenta um quadro comparativo do erro obtido entre a saída resultante da simulação da rede FBR e a saída desejada, para a identificação dos acidentes nucleares, com a presença de ruído nas suas assinaturas. Nesta tabela são mostrados os melhores resultados obtidos no teste, no que tange aos valores da dispersão considerados (4.1) e aos percentuais de ruído considerados em (4.3).

Tabela 4. 9*:* Erro da Rede FBR na Identificação dos Dezessete Acidentes sem Ruído.

Dispersão	Erro																
	A1	**A2**	**A3**	**A4**	**A5**	**A6**	**A7**	**A8**	**A9**	**A10**	**A11**	**A12**	**A13**	**A14**	**A15**	**A16**	**A17**
σ = 0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.00	0.00
σ = 1.00	-0.00	-0.00	0.00	0.00	0.00	-0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.00	0.00	-0.00	0.00	0.00
σ = 1.50	-0.00	-0.00	-0.00	0.00	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
σ = 3.00	0.00	-0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.00
σ = 3.50	0.00	-0.00	-0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
σ = 4.00	-0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.00	-0.00	0.00
σ = 5.65	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	0.00	0.00	-0.00
σ = 7.50	0.00	0.00	-0.00	0.00	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	0.00	0.00	0.00	-0.00	-0.00	-0.00	0.00
σ = 9.5	0.00	0.00	-0.00	0.00	0.00	0.00	-0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.00	0.00	-0.00	0.00	0.00	0.00
σ = 11.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.000
σ = 12.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Tabela 4. 10: Erro da Rede FBR na Identificação dos Dezessete Acidentes com Ruído.

Acidentes	Erro												
	σ = 1.50	σ = 3.00		σ = 3.50			σ = 4.00				σ = 5.65		
	1%	1%	2%	1%	2%	2.5%	1%	2%	2.5%	3%	1%	2%	2.5%
A1	0.114	0.128	0.497	0.063	0.250	0.384	0.044	0.184	0.285	0.405	-0.023	0.002	0.032
A2	0.076	0.0935	0.3948	0.047	0.199	0.308	0.034	0.148	0.2328	0.332	0.006	0.0558	0.094
A3	0.039	0.084	0.323	0.040	0.155	0.238	0.031	0.120	0.184	0.259	0.003	0.039	0.067
A4	0.023	0.052	0.288	0.019	0.124	0.204	0.005	0.076	0.134	0.205	-0.034	-0.032	-0.019
A5	0.001	0.085	0.362	0.048	0.181	0.274	0.038	0.141	0.214	0.300	-0.030	-0.025	-0.012
A6	-0.036	0.094	0.361	0.038	0.149	0.228	0.025	0.106	0.165	0.235	-0.047	-0.063	-0.061
A7	-0.055	0.053	0.239	0.012	0.077	0.126	-0.002	0.036	0.068	0.109	-0.050	-0.078	-0.084
A8	-0.086	-0.050	0.030	-0.069	-0.091	-0.085	-0.086	-0.135	-0.145	-0.147	-0.115	-0.208	-0.246
A9	-0.127	-0.030	0.076	-0.047	-0.050	-0.036	-0.056	-0.077	-0.076	-0.066	-0.119	-0.218	-0.260
A10	-0.132	0.031	0.163	0.019	0.063	0.093	0.002	0.022	0.038	0.059	-0.063	-0.122	-0.146
A11	-0.184	0.043	0.189	0.000	0.020	0.037	-0.017	-0.020	-0.015	-0.008	-0.099	-0.192	-0.234
A12	-0.172	0.038	0.147	0.004	0.017	0.026	0.003	0.014	0.021	0.031	-0.014	-0.022	-0.025
A13	-0.184	0.029	0.115	-0.002	-0.005	-0.006	-0.008	-0.017	-0.021	-0.025	-0.053	-0.104	-0.129
A14	-0.206	0.024	0.094	-0.004	-0.015	-0.024	-0.003	-0.012	-0.018	-0.026	-0.025	-0.050	-0.064
A15	-0.416	-0.054	-0.058	-0.096	-0.207	-0.266	-0.104	-0.219	-0.278	-0.339	-0.170	-0.341	-0.425

A16	-0.361	-0.088	-0.137	-0.115	-0.255	-0.332	-0.123	-0.263	-0.338	-0.415	-0.185	-0.375	-0.470
A17	-0.311	-0.042	-0.068	-0.063	-0.162	-0.222	-0.084	-0.195	-0.258	-0.326	-0.162	-0.335	-0.423

Na Tabela 4.11 e na Tabela 4.12, que seguem, é apresentado o erro médio quadrático da rede, conforme a Equação 4.4, sem ruído e com ruído, respectivamente, nas dezessete assinaturas, para cada valor de dispersão testado e para cada percentual de ruído testado.

Tabela 4. 11: Erro Médio Quadrático da Rede sem Ruído nas 17 Assinaturas.

Dispersão	E_M
σ = 0.50	4.9777 x 10^{-28}
σ = 1.00	3.8615 x 10^{-28}
σ = 1.50	3.1683 x 10^{-28}
σ = 3.00	1.1170 x 10^{-27}
σ = 3.50	8.5394 x 10^{-28}
σ = 4.00	2.1824 x 10^{-27}
σ = 5.65	1.4215 x 10^{-27}
σ = 7.50	9.5925 x 10^{-28}
σ = 9.50	1.7166 x 10^{-27}
σ = 11.0	1.5146 10^{-27}
σ = 12.50	1.1208 x 10^{-26}

Tabela 4. 12: Erro Médio Quadrático da Rede com Ruído nas 17 Assinaturas.

Dispersão	**Ruído**			
	5%	2.5%	2%	1%
σ = 0.50	201.7643	120.2657	77.2239	9.9240
σ = 1.00	111.7213	19.8337	9.6067	0.8012
σ = 1.50	71.4183	8.3207	3.8048	0.0340
σ = 3.00	16.4767	1.2535	0.5253	0.0380
σ = 3.50	3.8793	0.3682	0.1768	0.0233
σ = 4.00	2.4986	0.2774	0.1452	0.0252
σ = 5.65	1.6646	0.4174	0.2718	0.0713

σ = 7.50	202.0921	65.8163	44.2981	12.1731
σ = 9.5	321.7941	95.6217	63.2363	16.8033
σ = 11.0	382.3480	112.3383	74.1375	19.6274
σ = 12.5	424.4214	124.4629	82.1208	21.7382

Com vistas a ilustrar o comportamento da simulação da rede, na identificação dos dezessete acidentes, para cada valor de ruído (*Noise*) em suas assinaturas, conforme em (4.3), a Figura 4.4 abaixo apresenta o gráfico com a faixa de separação estabelecida para a classificação destes acidentes, para o valor de dispersão (*Spread*) σ = 4.0, em que: os círculos em azul representam os acidentes com as assinaturas sem ruído e os asteriscos em vermelho representam as assinaturas ruidosas; o eixo dos x representa o número associado a cada acidente e o eixo dos y representa a resposta da rede. Os gráficos que apresentam todos os valores de dispersão adotados, conforme (4.1), encontram-se no Apêndice F deste trabalho.

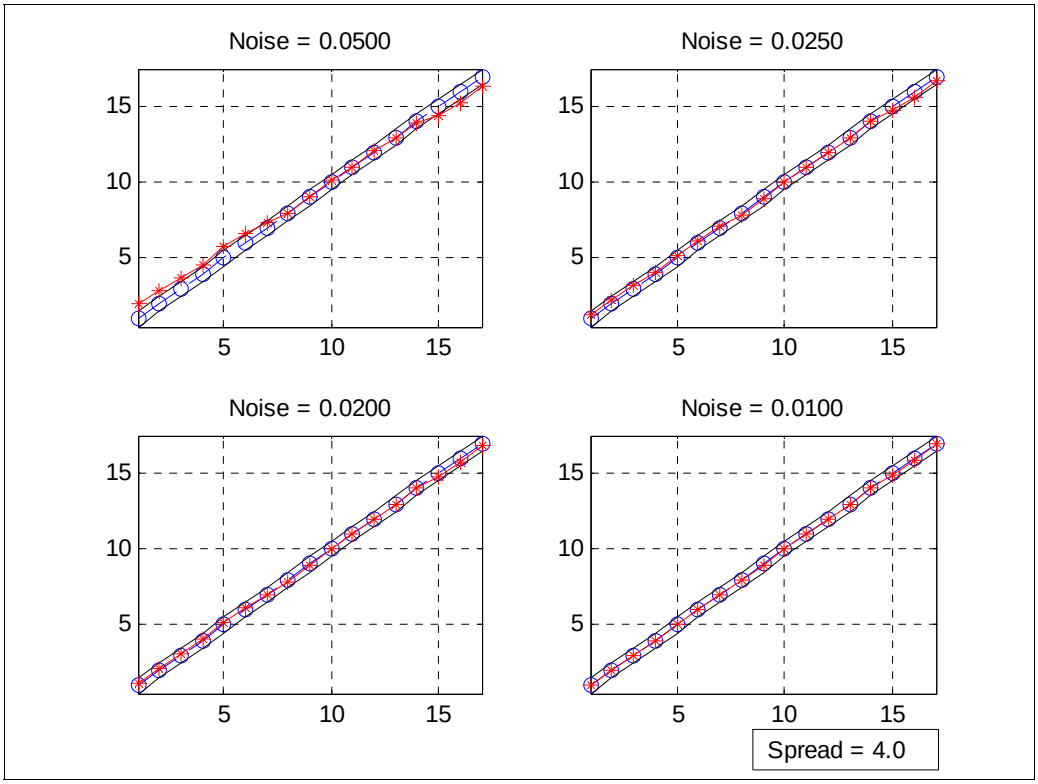

Figura 4. 4: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão (Spread) da Gaussiana de σ = 4.0.

No que concerne aos percentuais de ruído, nas assinaturas dos acidentes e aos valores da dispersão da gaussiana testados, as análises dos resultados apresentados pelas tabelas 4.8 e 4.9 mostraram que:

i) Para o percentual de ruído de 1% nas assinaturas, as respostas encontram-se dentro da faixa de separação estabelecida para uma classificação correta

dos acidentes, para os seguintes valores de dispersão da função gaussiana: $\sigma = 1.5$, $\sigma = 3.0$, $\sigma = 3.5$, $\sigma = 4.0$ e $\sigma = 5.65$;

ii) Para o percentual de ruído de 2% nas assinaturas, as respostas encontram-se dentro da faixa de separação estabelecida para uma classificação correta dos acidentes, para os seguintes valores de dispersão: $\sigma = 3.0$, $\sigma = 3.5$, e $\sigma = 4.0$ e $\sigma = 5.65$;

iii) Para o percentual de ruído de 2.5% nas assinaturas, as respostas encontram-se dentro da faixa de separação estabelecida para uma classificação correta dos acidentes, para os seguintes valores de dispersão: $\sigma = 3.5$, e $\sigma = 4.0$ e $\sigma = 5.65$;

iv) Por fim, para o percentual de ruído de 5% nas assinaturas, verificou-se que nem todas as respostas encontram-se dentro da faixa de separação estabelecida para uma classificação correta dos acidentes.

O melhor resultado foi obtido, para o valor de dispersão da função gaussiana de $\sigma = 4.0$.

4.5 – Similaridades entre os Acidentes Nucleares

Com vistas a investigar possíveis similaridades entre as assinaturas dos acidentes, que possam acarretar em confusão na classificação da rede FBR, nesta seção é apresentado, através da Tabela 4.13, da próxima página, o cálculo da distância euclidiana entre cada assinatura.

Na diagonal principal, tem-se a distância nula entre cada acidente e ele mesmo, conforme é esperado. Considerando-se como parâmetro de similaridade os acidentes cuja distância euclidiana é inferior a cinco unidades, nota-se a proximidade entre os as assinaturas dos seguintes pares de acidentes: A4 e A8, A5 e A9, A10 e A17 e A15 e A16.

Tabela 4. 13: Distância Euclidiana entre os Acidentes.

	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10	A11	A12	A13	A14	A15	A16	A17
A1	**0.00**	15.01	16.20	14.73	14.63	13.93	14.36	14.62	14.91	15.14	8.87	16.92	17.78	17.32	9.95	10.05	15.65
A2	15.01	**0.00**	16.23	12.48	17.18	19.75	10.39	12.44	18.00	6.92	17.61	19.54	16.25	18.19	18.21	18.22	8.32
A3	16.20	16.23	**0.00**	17.69	15.72	16.38	16.59	17.53	15.98	16.31	17.15	15.79	10.38	15.51	7.73	17.82	16.68
A4	14.73	12.48	17.69	**0.00**	14.03	16.06	7.94	**4.83**	14.63	10.28	15.89	18.09	18.36	16.74	14.87	14.92	10.09
A5	14.63	17.18	15.72	14.03	**0.00**	10.94	16.01	14.62	**3.19**	15.95	14.62	15.63	18.46	14.78	14.80	14.92	16.19
A6	13.93	19.75	16.38	16.06	10.94	**0.00**	16.91	16.33	9.99	19.05	12.19	13.55	19.28	14.28	12.31	12.51	19.30
A7	14.36	10.39	16.59	7.94	16.01	16.91	**0.00**	6.63	16.56	9.09	16.39	18.22	16.70	17.84	15.94	15.96	8.47
A8	14.62	12.44	17.53	**4.83**	14.62	16.33	6.63	**0.00**	15.04	10.26	16.12	18.10	18.15	16.84	15.12	15.17	9.74
A9	14.91	18.00	15.98	14.63	**3.19**	9.99	16.56	15.04	**0.00**	16.86	14.58	15.22	18.77	14.59	14.71	14.85	17.08
A10	15.14	6.92	16.31	10.28	15.95	19.05	9.09	10.26	16.86	**0.00**	16.79	18.93	16.12	17.40	17.25	17.25	**4.92**
A11	8.87	17.61	17.15	15.89	14.62	12.19	16.39	16.12	14.58	16.79	**0.00**	14.43	18.08	15.97	7.29	7.33	17.04
A12	16.92	19.54	15.79	18.09	15.63	13.55	18.22	18.10	15.22	18.93	14.43	**0.00**	16.14	11.45	14.22	14.26	18.74
A13	17.78	16.25	10.38	18.36	18.46	19.28	16.70	18.15	18.77	16.12	18.08	16.14	**0.00**	19.01	18.69	18.71	16.00
A14	17.32	18.19	15.51	16.74	14.78	14.28	17.84	16.84	14.59	17.40	15.97	11.45	19.01	**0.00**	15.05	15.16	17.09
A15	9.95	18.21	17.73	14.87	14.80	12.31	15.94	15.12	14.71	17.25	7.29	14.22	18.69	15.05	**0.00**	**0.45**	16.87
A16	10.05	18.22	17.82	14.92	14.92	12.51	15.96	15.17	14.85	17.25	7.33	14.26	18.71	15.16	**0.45**	**0.00**	16.86
A17	15.65	8.32	16.68	10.09	16.19	19.30	8.47	9.74	17.08	**4.92**	17.04	18.74	16.00	17.09	16.87	16.86	**0.00**

Com o intuito de ilustrar as similaridades entre as assinaturas, a Figura 4.5 abaixo exemplifica esta situação, através da apresentação do gráfico da similaridade entre as assinaturas dos acidentes trip e tripr. Os gráficos de todos os pares de acidentes similares encontram-se no Apêndice C, do presente trabalho.

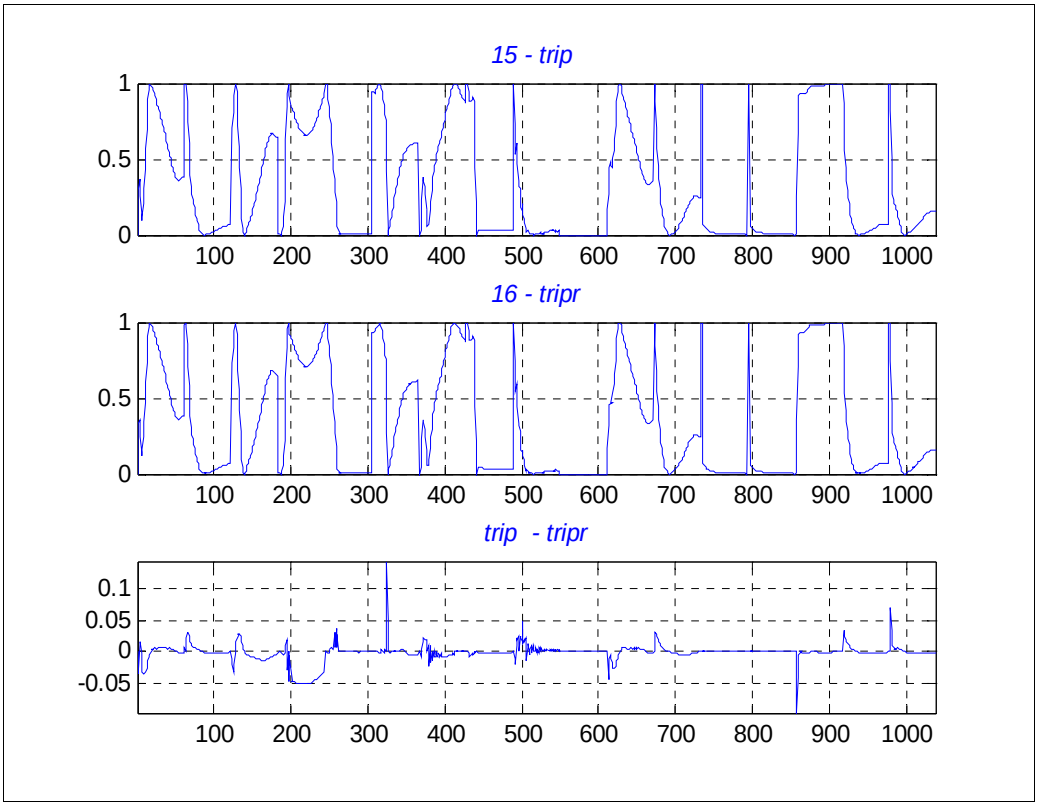

Figura 4. 5*:* Similaridade entre as assinaturas dos acidentes trip e tripr.

4.6 – Análise de Sensibilidade do Ajuste dos Parâmetros da Rede

Nesta seção é apresentado um estudo realizado para determinar uma faixa de ajuste do valor do parâmetro de dispersão da função gaussiana, para a aplicação da rede na identificação de dezessete acidentes nucleares. Tal estudo foi elaborado através da análise do número de condição *k(F)* da matriz de interpolação *Φ,* para diferentes valores do parâmetro de dispersão da gaussiana. Os conceito básico sobre a teoria de condicionamento de sistemas lineares é apresentado no Apêndice G, do presente trabalho.

O número de condição *k(F)*, da matriz de interpolação *Φ*, permite analisar a influência das assinaturas dos acidentes com ruído, no valor do vetor de pesos *W,* da rede FBR e, portanto, permite fornecer uma indicação do erro no diagnóstico do acidente, como decorrência de uma variação na matriz de interpolação *Φ*.

A Figura 4.6, a seguir, apresenta os gráficos de variação do número de condição *k(F),* em função do parâmetro de dispersão (*Spread*) da rede FBR, para cada nível de ruído (*Noise*) nas assinaturas. A partir da análise dos gráficos de *k(F)*, é possível determinar a faixa de valores do parâmetro de dispersão, para o qual o valor do número de condição *k(F)* da matriz de interpolação da rede FBR irá produzir uma resposta o mais próxima do diagnóstico correto do acidente, mesmo em presença de ruído, no sinal de assinatura, na entrada da rede.

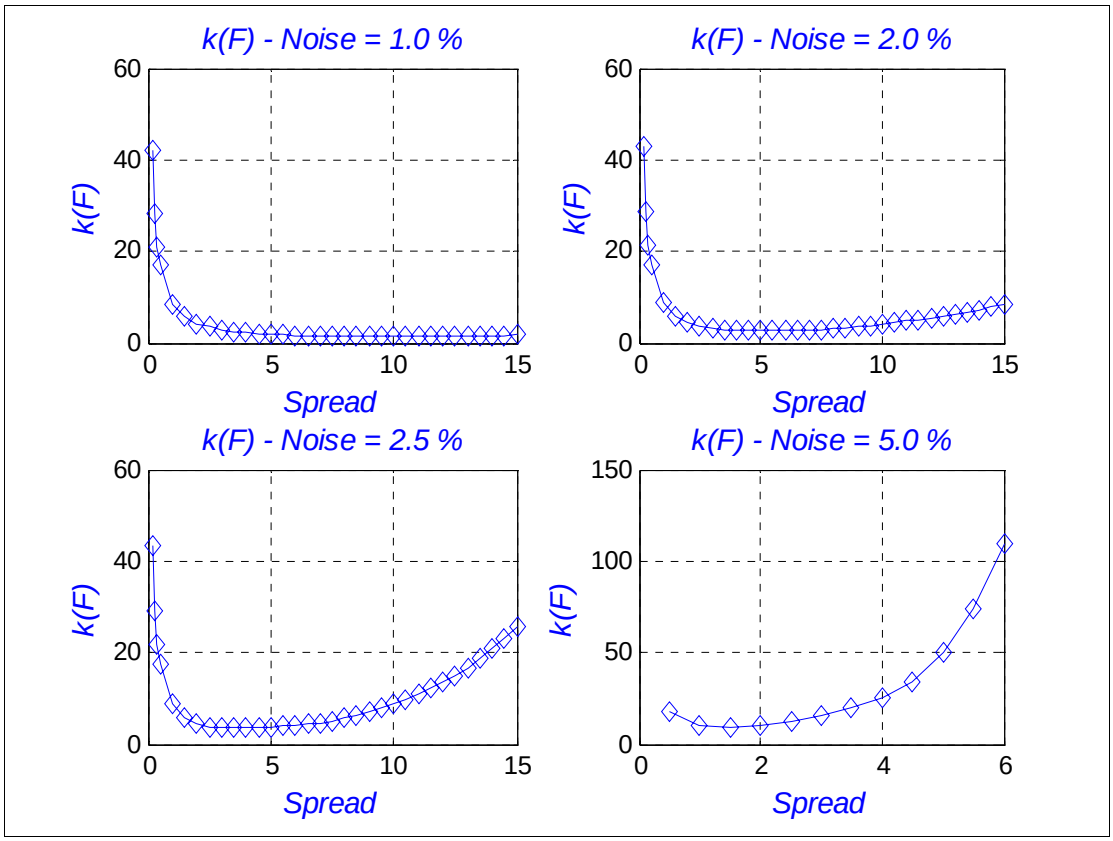

Figura 4. 6: Gráfico do número de condição *k(F).*

Analisando esses gráficos, observa-se que as regiões, nas quais o valor do número de condição *k(F)* é mais baixo, *i. e.*, o mais próximo de um, correspondem às regiões onde podem ser escolhidos os valores para o parâmetro de dispersão, de modo que os afastamentos do valor desejado sejam menores. Isso, no entanto, não garante que os valores de resposta

estarão dentro da faixa de separação desejada, para a correta identificação dos acidentes. Pelo exposto, conclui-se que os valores do parâmetro de dispersão testados na configuração da rede, embora em uma faixa menor, estão dentro da faixa de valores para os quais o número de condição *k(F)* são, realmente, os valores mais baixos.

No apêndice H é apresentada uma análise matemática da influência do ruído das assinaturas no valor do vetor pesos *W* e, portanto, na resposta do diagnóstico esperado. Nesse apêndice, também é mostrada uma análise matemática, mais geral, da sensibilidade da rede FBR. Por fim, no Apêndice *I* são mostrados os gráficos com as respostas da rede na identificação dos 17 acidentes, para os diferentes níveis de ruído de: 1%, 2%, 2,5% e 5% nas assinaturas, para diferentes valores de dispersão, entre 0.5 e 12.5.

CAPÍTULO 5

CONCLUSÕES

Neste capítulo, são apresentadas as conclusões dos resultados obtidos, no presente estudo e as sugestões para trabalhos futuros.

5.1 – Conclusões

No presente trabalho, foi avaliado o desempenho de uma única rede neuronal de funções de base radial gaussiana, que opera de acordo com a teoria da aproximação e da interpolação por funções de base radial, na identificação de acidentes nucleares de base de projeto postulados para uma usina PWR. O objetivo central dessa tese foi o de realizar uma análise de como a variação do parâmetro dispersão da função gaussiana influencia na precisão da resposta da rede FBR, averiguando assim, suas potencialidades e as suas limitações, quando aplicada no referido problema da área de engenharia nuclear.

Inicialmente foram apresentados os conceitos básicos, sobre os acidentes nucleares, objetos de estudo da presente tese, bem como os conceitos básicos da rede FBR, que serviram de suporte para o entendimento da aplicação desse tipo de rede neuronal, no decorrer do trabalho.

O teste foi realizado, aqui, em duas etapas: inicialmente foi apresentado, como dados de entrada, um conjunto composto por três acidentes nucleares. Com vistas a testar o comportamento da rede quando apresentado um conjunto maior de dados de entrada, foi apresentado um conjunto contendo os dezessete acidentes nucleares de base de projeto postulados, conforme a Tabela 2.1.

No que tange ao desempenho da rede, com os testes realizados no capítulo anterior, foi verificado que a rede apresentou um desempenho bastante satisfatório, visto que,

considerando o treinamento da rede, com as assinaturas dos acidentes, sem a presença de ruído em suas assinaturas, pôde ser observado que, independente dos valores da dispersão da função gaussiana, dentre os que foram propostos para o teste realizado, ela sempre acertou na classificação de todos os acidentes, tanto para o conjunto de três, como para o conjunto de dezessete acidentes nucleares.

No que concerne ao desempenho da rede, com as assinaturas dos acidentes com a presença de ruído, constatou-se que o valor do ruído máximo, dentre os testados, em que a rede FBR ainda é capaz de reconhecer corretamente os acidentes, varia de acordo com o valor utilizado para a dispersão da função gaussiana.

Nesse sentido, considerando o teste de identificação para três acidentes nucleares, a rede FBR classificou corretamente todos os acidentes, com o percentual de ruído de 1% nas suas respectivas assinaturas, para todos os valores da dispersão da gaussiana que foram testados. Considerando o valor máximo de ruído proposto de 5%, a classificação correta ainda permaneceu dentro da faixa estabelecida, a partir do valor da dispersão da gaussiana de σ = 3.0. Daí constatou-se que este modelo de rede mostrou-se robusto na identificação dos dados ruidosos.

Já no teste de identificação dos dezessete acidentes nucleares, dentre os valores de dispersão estabelecidos em (4.1), considerando-se o intervalo de σ = 1.5 até σ = 5.65 a rede conseguiu reconhecer todos os acidentes, com o percentual de ruído de 1% nas suas assinaturas. O percentual máximo de ruído nas assinaturas dos acidentes, para o qual a rede ainda conseguiu classifica-los corretamente, dentro da faixa estabelecida, foi o de 2.5%, no intervalo dos valores da dispersão de σ = 3.5 até σ = 5.65. Para os valores de dispersão superiores a σ = 5.65, a rede não mais classifica corretamente todos os acidentes dentro da faixa estabelecida. Daí pode-se concluir que tomando uma faixa de valores adequados, para a dispersão da função gaussiana, é possível de se obter a robustez da rede na identificação de um conjunto maior de assinaturas ruidosas.

Pelo exposto, nota-se que a precisão da resposta da rede, na classificação dos acidentes nucleares sugere uma análise da sensibilidade do parâmetro dispersão da função gaussiana. Esse parâmetro, no processo de operação da rede FBR, influencia

diretamente na resolução do sistema linear expresso pela Equação matricial 3.6. Esse processo motivou o estudo do condicionamento desse sistema, cujo conceito está relacionado com a forma de como erros se propagam dos dados de entrada para os dados de saída de um sistema. Tais erros podem ser originados: pela imprecisão dos dados obtidos experimentalmente ou computados através de operações que carregam erros de arredondamento, da inadequação de escalas ou até mesmo do próprio armazenamento dos elementos em uma aritmética finita e, obviamente, no contexto do presente trabalho, com a introdução de ruídos nos dados de entrada da rede. Sendo assim, a questão a ser investigada é a sensibilidade do sistema, em relação de até quanto a perturbação introduzida nos seus elementos pode alterar a sua resposta. Essa sensibilidade é medida pelo número de condição da matriz de interpolação Φ da rede.

Sendo assim, foi desenvolvida uma rotina para calcular o número de condição da matriz de interpolação Φ, para os valores de dispersão e níveis de ruído testados. Com a análise dos gráficos que mostraram a variação do número de condição $k(F)$, da matriz de interpolação Φ, em função do parâmetro de dispersão da rede FBR, para cada nível de ruído nas assinaturas, constatou-se que embora em uma faixa menor, os valores adotados para a dispersão das gaussianas estavam dentro da faixa de valores para os quais o número de condição $k(F)$ eram os menores.

Para concluir, além disso, cabe salientar também que, um fator relevante a ser considerado, em relação ao modelo de rede utilizado na presente tese, é a simplicidade do algoritmo da rede FBR, segundo a teoria da aproximação e interpolação por funções de base radial, cuja implementação está diretamente apoiada por uma teoria matemática bem desenvolvida, que define o modelo, além de ter um tempo computacional bem reduzido.

5.2 – Trabalhos Futuros

A fim de dar prosseguimento e complementar o presente estudo, nesta seção, serão apresentadas algumas sugestões para futuros trabalhos.

Nessa tese, com a aplicação da rede FBR, na identificação dos acidentes nucleares, foi apresentada uma análise da sua sensibilidade, em relação ao uso de diferentes valores para a dispersão das gaussianas e também uma análise da sua robustez, em relação ao uso de diferentes percentuais de ruídos nos dados de entrada. Outro parâmetro da rede FBR, que poderia ser analisado, visando um melhor desempenho desse modelo de rede é o uso dos diferentes tipos de funções de base radial, além da gaussiana, conforme a Tabela 3.2.

Outra questão a ser investigada é existência de redundância de informações no conjunto das variáveis de estado dos acidentes, conforme a Tabela 2.2, para determinar um conjunto mínimo de variáveis de estado, que ainda retenha o máximo de informações, em termos da variação total contida nos dados desse conjunto. Isso significa determinar um conjunto mínimo de variáveis de estado dos acidentes, que ainda continue sendo capaz de permitir a identificação correta dos mesmos, pela rede FBR. Para tal fim, sugere-se o estudo da possibilidade de utilização da técnica da estatística multivariada de *Análise de Componentes Principais*.

Por fim, como outra forma para melhorar a precisão da rede neuronal, poderia se desenvolver um sistema especialista em que os acidentes seriam classificados, em duas etapas, a saber: primeiramente, tendo como motivação o estudo das similaridades entre os acidentes nucleares, apresentado na Tabela 4.13, seria feita uma classificação em grupos de acidentes similares. Em seguida seria utilizada outra rede neuronal para a classificação final do acidente. Além disso, importa ressaltar que o caráter local da aproximação realizada pela rede FBR também poderia ser bem explorado na determinação da resposta "não sei" para eventos desconhecidos (fora do conjunto de treinamento da rede).

REFERÊNCIAS

ALMEIDA, J. C. S., **Método de Identificação de Transientes com Abordagem Possibilística Otimizado por Algoritmo Genético**. Dissertação de M.Sc., COPPE/UFRRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2001.

ALVARENGA, M. A. B., **Diagnóstico do Desligamento de um Reator Nuclear Através de Técnicas Avançadas de Inteligência Artificial**, Tese de D.Sc., COPPE/UFRRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 1997.

ALVES, A. C. P. D., MARTINEZ, A. S., SCHIRRU, R. "Um sistema de análise de TRIP em reatores PWR utilizando redes neuronais". In: **IX ENFIR**, pp. 343-348, Caxambu, Oct. 1993.

BAKHSHAYESH, K. M., GHOFRANI, M. B. "Transient Identification in Nuclear Power Plants: A Review". **Progress in Nuclear Energy** v. 67, pp. 23 -32, 2013.

BARTAL Y., LIN J., UHRIG, R. E. "Nuclear Power Plant Transient Diagnostics Using Artificial Neural Network that Allow Don't Know Classifications", **Nuclear Technology** v. 110, June, pp. 346-449, 1995.

BARTLETT, E. B., UHRIG R. E. "Nuclear Power Plant Status Diagnostics Using an Artificial Neural Network", **Nuclear Technology** v. 97, Mar, pp. 272-281, 1992.

BASU, A., BARTLETT, E. B. " Deteting Faults in a Nuclear Power Plant by Using a Dynamic Node Architecture Artificial Neural Network", **Nuclear Science and Engineering** v. 116, pp. 313-325, 1994.

BRAGA, A. P., CARVALHO, A. P. L. F, LUDEMIR, T. B., **Redes Neurais Artificiais: Teoria e Aplicações**. 2ª ed. Rio de Janeiro, LTC, 2007.

BISHOP, C. M., **Neural Networks for Pattern Recognition**. Oxford, Clarendon Press, 1995.

BROOMHEAD, D. S., LOWE, D. "Multivariable functional interpolation and adaptative networks," **Complex Systems,** v. 2, pp. 321-355, 1988.

CBOUN. **Curso Básico de Operação de Usinas Nucleares** – Introdução à Usina Nuclear – Parte 2. Eletronuclear, 2003.

CFOL1. **Curso de Formação de Operadores Licenciáveis – Módulo 1**. Eletronuclear, Rio de Janeiro, 1997.

CYBENKO, G. "Approximation by superpositions of a sigmoidal function". **Mathematics of Control, Signals and Systems**, v.2, Nº4, pp. 303-314, 1989.

CNEN – NN. 1.14 - Normas para Instalações Nucleares, CNEN, 2002. Disponível em: < http://www.cnen.gov.br/seguranca/normas/pdf/Nrm114.pdf.> Acesso em 15/10/2011.

DIAS, G. J. C. **Planejamento Estratégico de um Centro de Distribuição: uma Aplicação de Redes Neurais Artificiais de Funções de Bases Radiais para Previsão de Séries Temporais,** Dissertação de M.Sc., UFPR, Curitiba, PR, Brasil, 2006.

Energia Nuclear. Apostila educativa. CNEN. Disponível em: < http://www.cnen.gov.br/ensino/apostilas/energia.pdf > Acesso em 19/05/2014.

Estudo de Impacto Ambiental da Unidade 3 da Central Nuclear Almirante Álvaro Alberto - Volume 01 – Eletronuclear. Disponível em: <http://www.eletronuclear.gov.br/hotsites/eia/v01_02_caracterizacao.html#2134> Acesso em 07/12/12.

Estudo de Impacto Ambiental da Unidade 3 da Central Nuclear Almirante Álvaro Alberto - Volume 06 – Eletronuclear. Disponível em: <http://www.eletronuclear.gov.br/hotsites/eia/v06_12_analise.html#12322> Acesso em 07/12/12.

FERREIRA, D. F. **Estatística multivariada**. 2ª edição. Lavras: Editora UFLA, 2011.

FURUKAWA H., UEDA T., KITAMURA M., "Use of Self -Organizing Neural Networks for Rational Definition of Plant Diagnostic Symptoms", **Proceedings of the International Topical Meeting on Computer-Based Human Support Systems**, pp. 441-448, 1995.

GIROSI, F., POGGIO, T. "Networks and the best approximation property". **Biological Cybernetics** vol.63, pp. 169-176, 1990.

Glossário de Segurança Nuclear. CNEN, 2012. Disponível em: <www.cnen.gov.br/seguranca/normas/pdf/glossario.pdf> Acesso em 07/12/12.

Glossário de Termos Usados em Energia Nuclear. CNEN**.** Disponível em: <www.cnen.gov.br/noticias/documentos/glossario_tecnico.pdf>Acesso em 07/12/12.

HARTMAN, E. J., KEELER, J. D., and KOWALSKI, J. M. "Layered Neural Networks with Gaussian Hidden Units as Universal Approximators," **Neural Computation**, v. **2**(2), pp. 210-215, 1990.

HASSOUN, M. H. **Fundamentals of Artificial Neural Networks**. MIT Press, Cambridge, MA, 1995.

HAYKIN, S., **Redes Neurais: Princípios e Prática**. 2ª ed. Porto Alegre, Bookman, 2001.

IAEA Safety Glossary. Terminology Used in Nuclear Safety and Radiation Protection, IAEA, 2007. Disponível em: <http://www-ns.iaea.org/standards/safety-glossary.asp> Acesso em 07/12/12.

JEONG E., FURUTA K., KONDO S., "Identification of Transient in Nuclear Power Plant Using Adaptive Template Matching with Neural Network, Proceedings of the

International Topical Meeting on Nuclear Plant Instrumentation", **Control and Human Machine Interface Tecnologies**, pp. 243-250, 1996.

KINCAID, D., CHENEY, W. **Numerical Analysis**: **Mathematics of Scientific Computing**. 3rd ed. Brooks/Cole, Pacific Grove, CA., 2001.

KOVACS, Z. L., **Redes Neurais Artificiais: Fundamentos e Aplicações**. 4ª ed. São Paulo: Editora Livraria da Física, 2006.

LEE, S., KIL, R. "Multilayer Feedforward Potential Function Networks," in: **Proceedings of the IEEE Second International Conference on Neural Networks,** San Diego, vol. I, pp.161-171. IEEE, New York, 1988.

LIMA, E. L., **Curso de Análise.** Vol.1. Rio de Janeiro, IMPA, 1995.

LIMA, E. L., **Curso de Análise**. Vol.2. . 8ª ed. Rio de Janeiro, IMPA, 2005.

MEDGASSY, P. **Decomposition of Superposition of Distribution Functions**. Hungarian Academy of Sciences, Budapest, 1961.

MEDEIROS, J. A. C. C., **Enxames de Partículas como Ferramenta de Otimização em Problemas Complexos da Engenharia Nuclear**. Tese de D.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2005.

MICCHELLI, C. A. "Interpolation of Scattered Data: Distance and Conditionally Positive Definite Functions". **Constructive Approximation** v. 2, pp. 11-22, 1986.

MOL, A. C. A., **Um Sistema de Identificação de Transientes com Inclusão de Ruídos e Indicação de Eventos Desconhecidos**, Tese de D. Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2002.

MOODY, J., DARKEN, C. "Learning with Localized Receptive Fields," **Proceedings of the 1988 Connectionist Models Summer School** (Pittsburgh 1988), D. Touretzky, G. Hinton, and T. Sejnowski, Editors, pp. 133-143. Morgan Kaufmann, San Mateo, 1988.

MOODY, J., DARKEN, C. "Fast Learning in Networks of Locally-Tuned Processing Units", **Neural Computation** vol. 1, nº2, pp. 281-294, 1989.

MULGREW, B. "Applying Radial Basis Functions," **IEEE Signal Processing Magazine,** vol. 13, no. 2, pp. 50–65, 1996.

NICOLAU, A. S., **Computação Quântica e Inteligência de Enxames Aplicados na Identificação de Acidentes de uma Usina Nuclear PWR**, Dissertação de M.Sc., COPPE/UFRRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2010.

NICOLAU, A. S., **Algoritmo Evolucionário de Inspiração Quântica Aplicado na Otimização de Problemas da Engenharia Nuclear.** Tese de D. Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2014.

NO, Y. G., et. al. "Monitoring Severe Accidents Using AI Techniques". **Nucl. Eng. Technol**., vol. 44, no. 4, pp. 393-404, 2012.

NUREG 0711, Human Factors Engineering Program Review Model, Office of Nuclear Regulatory Research Washington, DC 20555-0001, 1994.

NUREG 0711, Human Factors Engineering Program Review Model. Revision 3. U.S. NRC, 2012. Disponível em: <http://www.nrc.gov/reading-rm/doc-collections/nuregs/staff/sr0711/> Acesso em 23/10/2014.

PARK, J., SANDBERG, I.W. "Universal Approximation Using Radial Basis Function Networks". **Neural Computation** vol. 3, pp. 246–257, 1991.

PARK, J., SANDBERG, I.W. “Approximation and radial basis networks”. **Neural Computation** vol. 5, pp. 305–316, 1993.

PEREIRA C. M. N. A., SCHIRRU R., MARTINEZ A. S., “Learning an Optimized Classification System from a Data Base of Time Series Patterns Using Genetic Algorithms”, 1ª ed. **Computational Mechanics Publication**, WIT Press, Inglaterra, 1998.

POGGIO, T., GIROSI, F. “A theory of networks for approximation and learning”. A.I. Memo No. 1140, **Artificial Intelligence Laboratory**, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, 1989.

POGGIO, T., GIROSI, F. "Regularization Algorithms for Learning that are Equivalent to Multilayer Networks," **Science**, 247, pp. 978-982, 1990.

POWELL, M.J.D.,"Radial basis functions for multivariable interpolation: A review", **IMA conference on "Algorithms for the Approximation of Functions and Data**, *RMCS Shrivenham,* 1985.

ROVERSO, D., “A Neural Model for Event Identification in Dynamic Processes”. In: **Report HWR-516, OECD HALDEN REACTOR PROJECT,** Institutt for Energieteknikk, Norway, 1998.

ROVERSO, D. “Neural and Fuzzy Transient Classification Systems: General Techniques and Applications in Nuclear Power Plants”. **Fuzzy Systems and Soft Computing in Nuclear Engineering**. Vol. 38, pp 208-234, 2000a.

ROVERSO, D. “Soft Computing Tools for Transient Classification”. **Information Sciences**. Elsevier Science, Oxford, UK. Vol. 127(3), pp.137–156, 2000b.

SANTOS, I. J. A. L., GRECCO, C. H. S.; CHICRALLA, R. “A Ergonomia e Fatores Humanos no Gerenciamento da Segurança de Instalações Industriais: Contribuições do

Setor Nuclear Brasileiro". In: **IV Congresso Nacional de Excelência em Gestão**, pp. 1-24, Rio de Janeiro, 2008.

SHI, X., XIE, C., WANG, Y. Nuclear Power Plant Fault Diagnosis Based on Genetic-RBF Neural Network. **Journal of Marine Science and Application**. Vol. 5(3), pp. 57-62, 2006.

APÊNDICE A – GRÁFICO DAS VARIÁVEIS DE ESTADO NOS ACIDENTES

Neste apêndice, é mostrada a representação gráfica dos padrões definidos, por cada uma das dezessete variáveis de estado, em função do tempo e normalizadas no intervalo [0,1], dos acidentes nucleares postulados, que foram usados no presente trabalho, considerando a usina operando a 100% de potência nominal.

As figuras a seguir, ilustram, em cada gráfico, as curvas que descrevem os padrões definidos, por cada uma das dezessete variáveis de estado, em função do tempo, que caracterizam cada um dos acidentes.

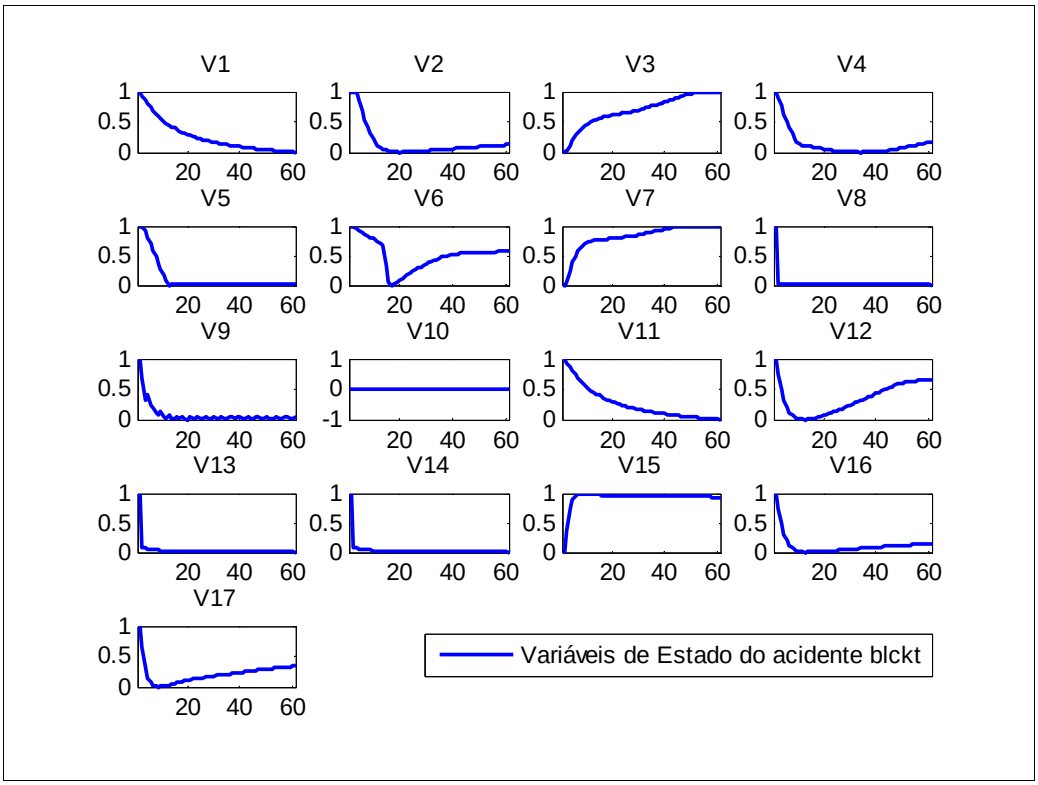

Figura A. 1: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente blckt.

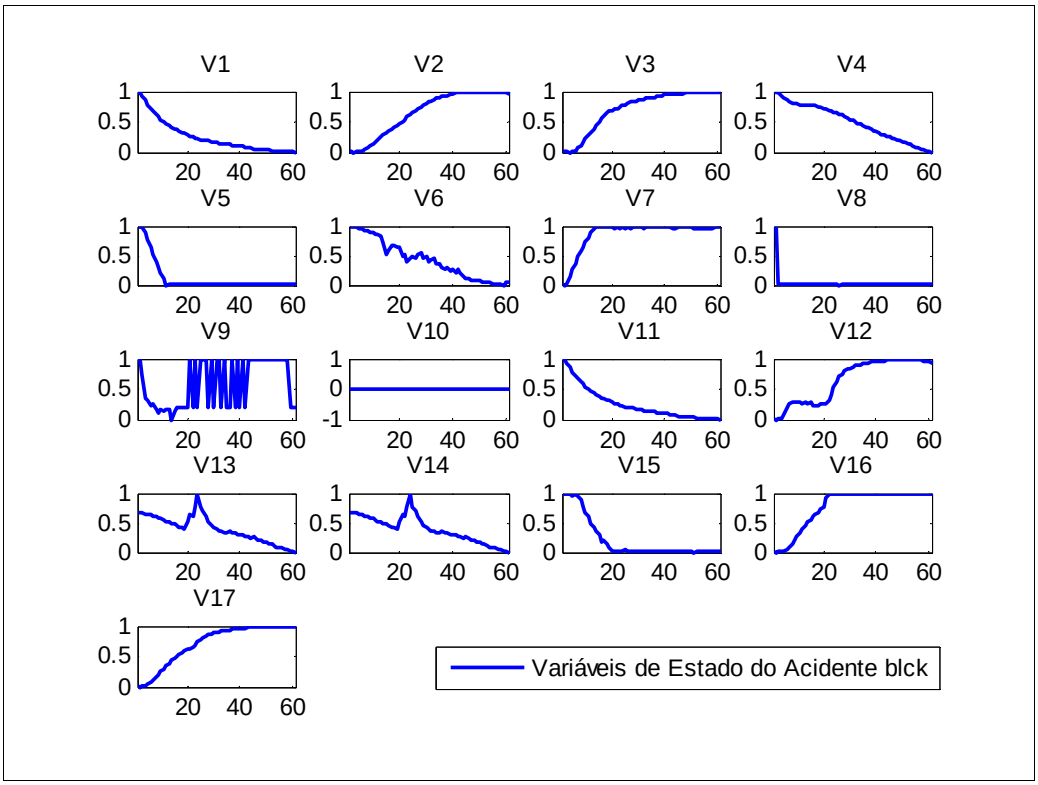

Figura A. 2*:* Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente blck.

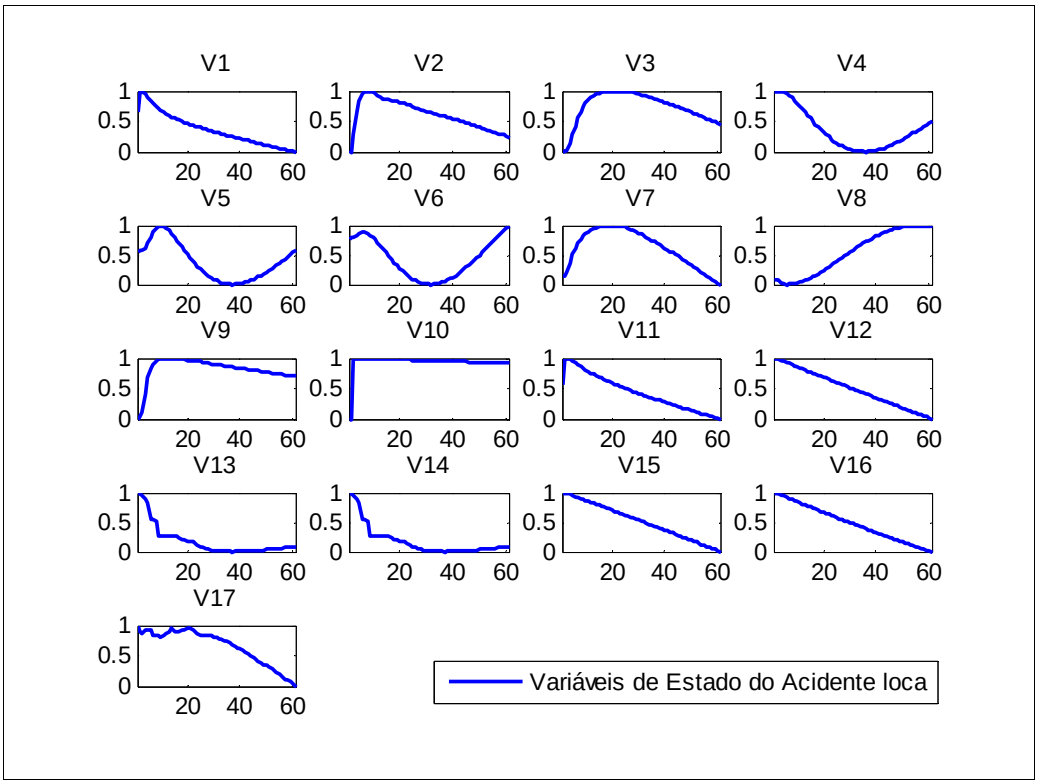

Figura A. 3: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente loca.

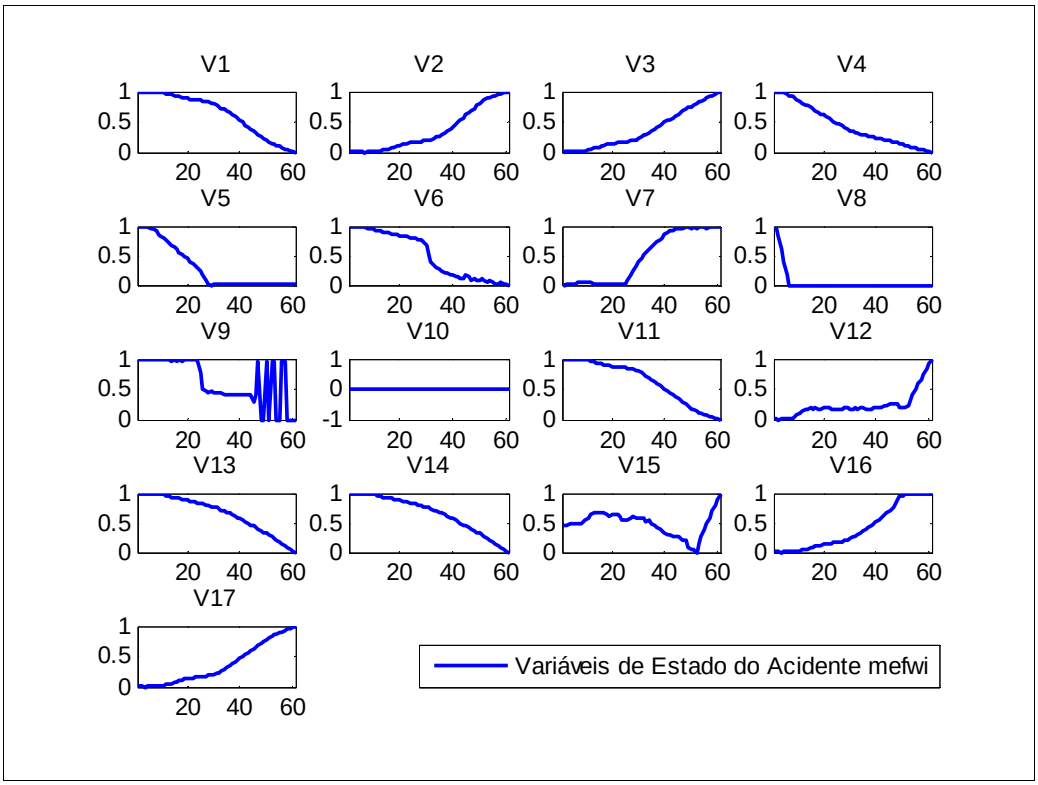

Figura A. 4: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente mefwi.

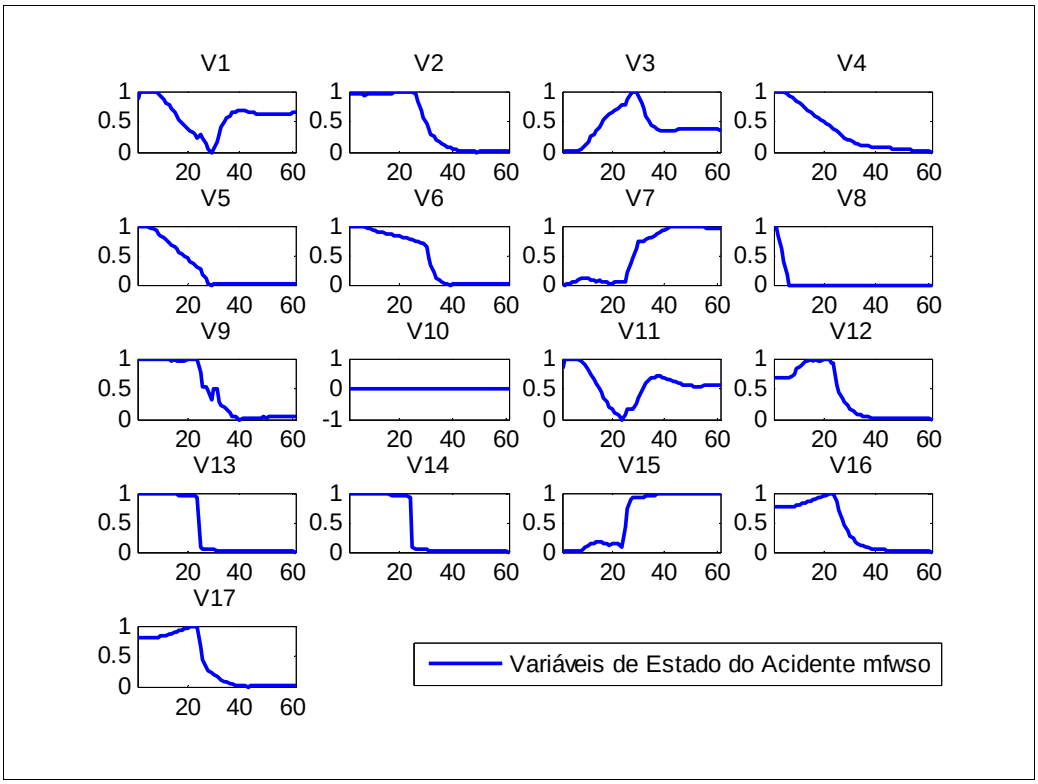

Figura A. 5: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente mfwso.

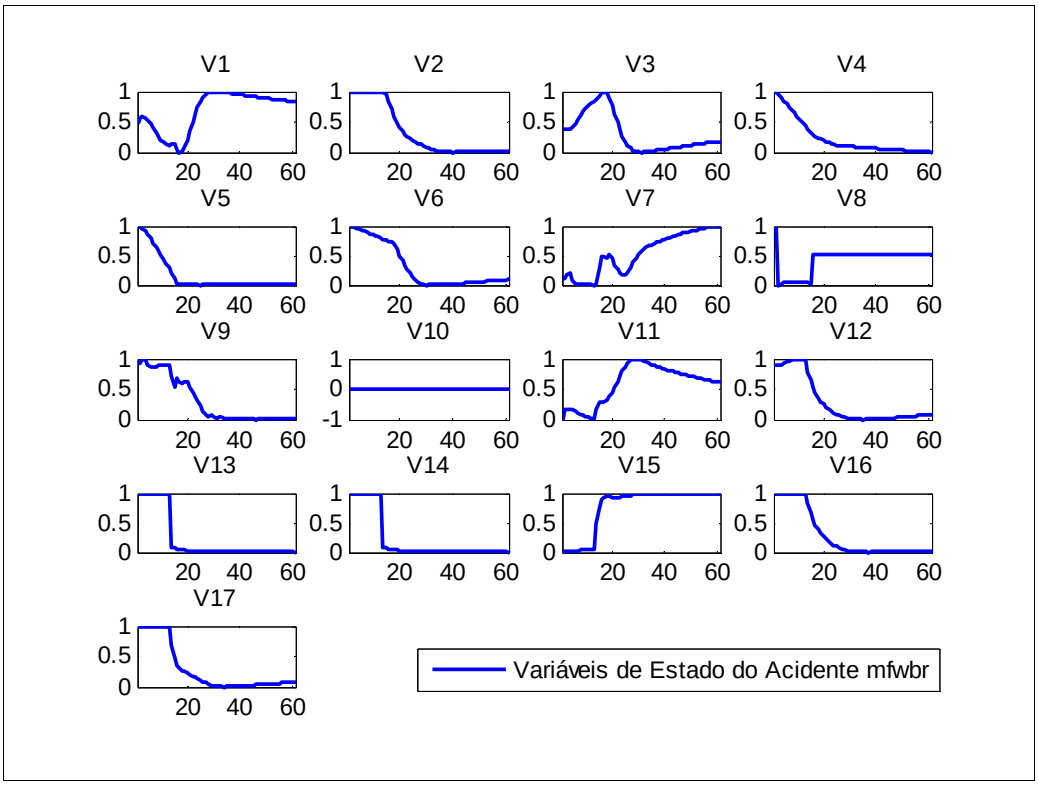

Figura A. 6: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente mfwbr.

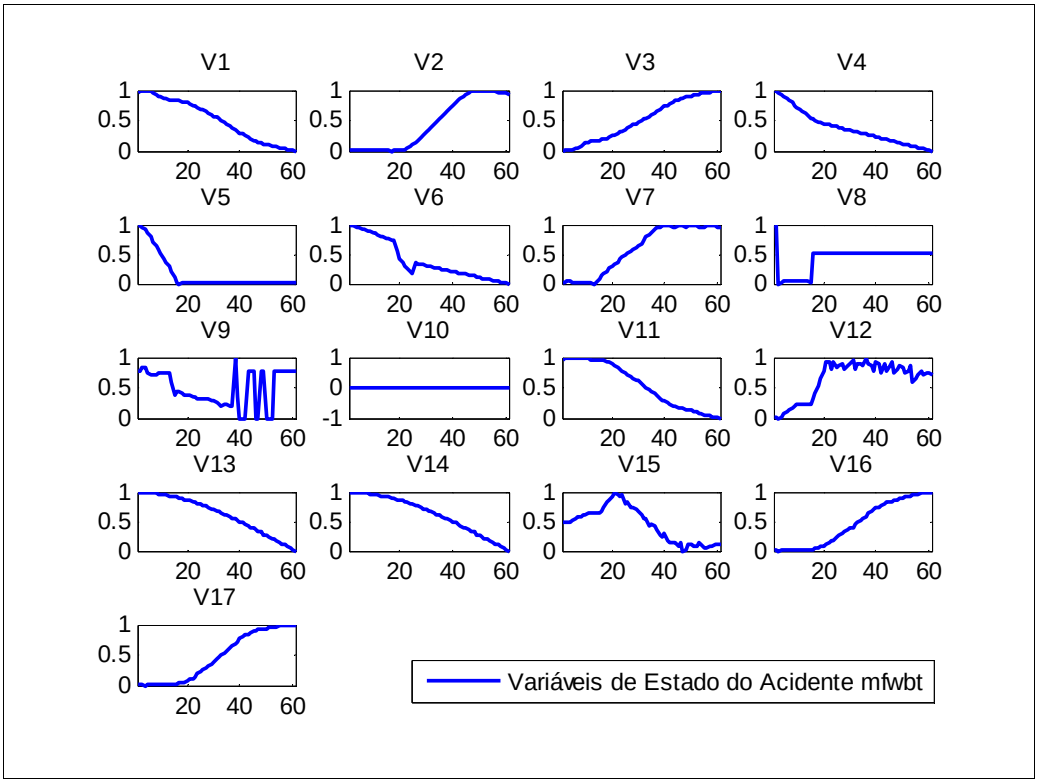

Figura A. 7: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente mfwbt.

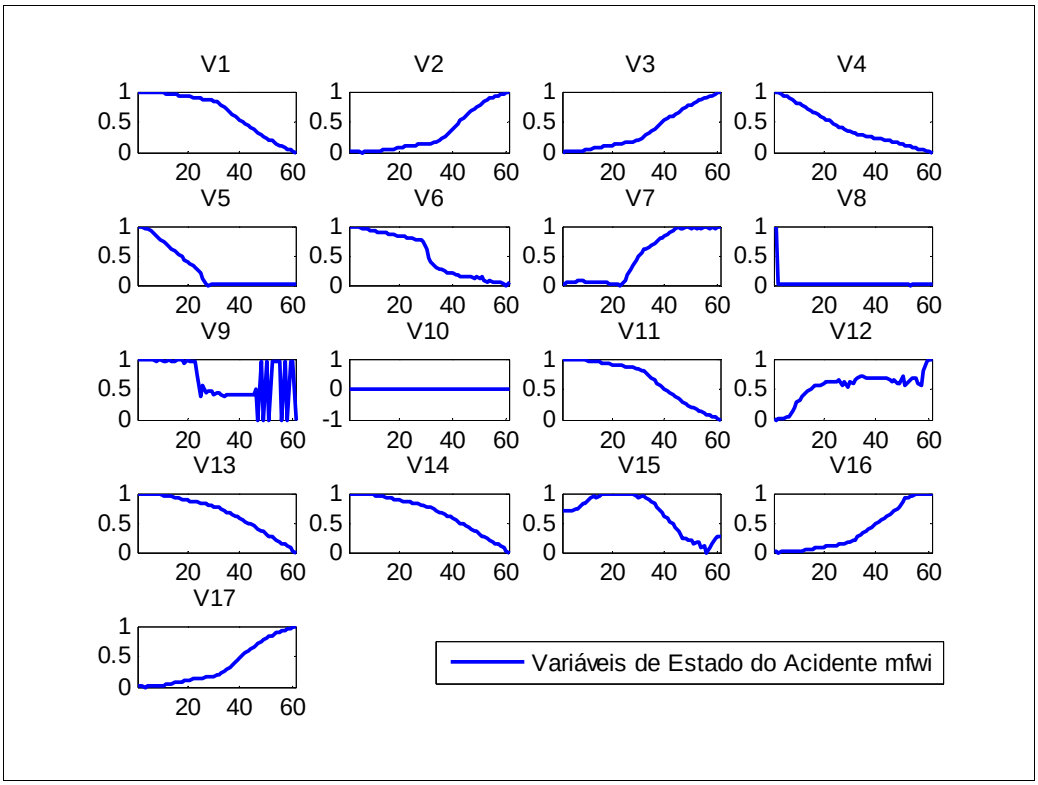

Figura A. 8: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente mfwi.

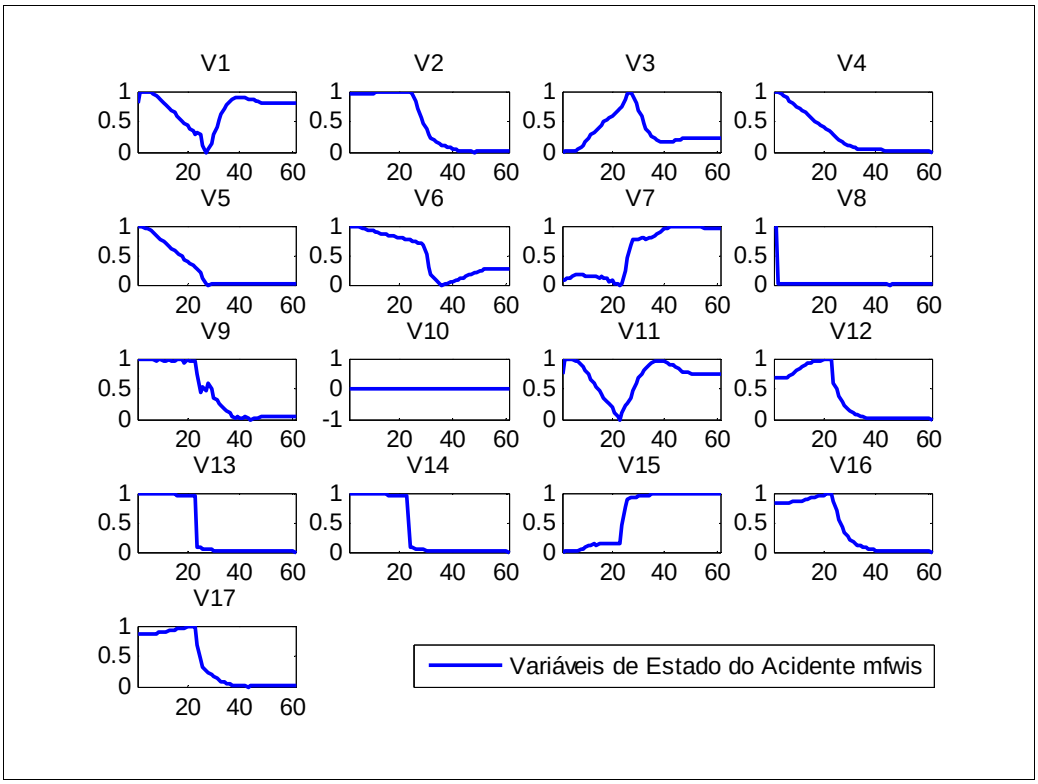

Figura A. 9: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente mfwis.

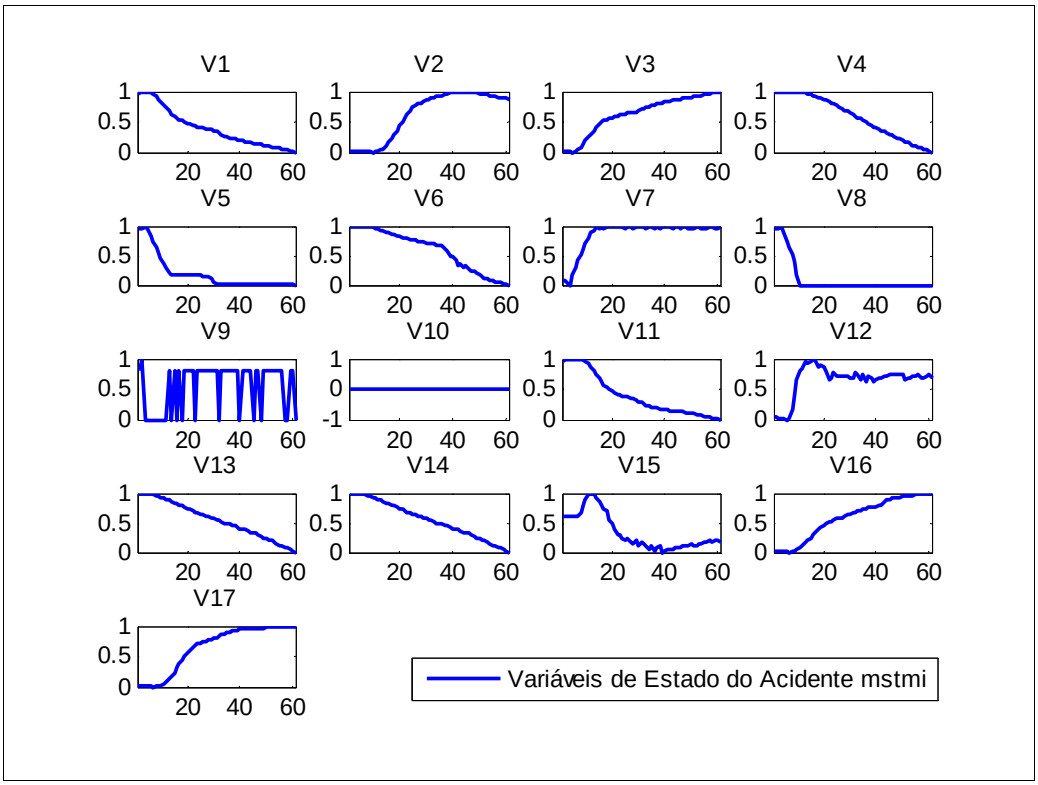

Figura A. 10: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente mstmi.

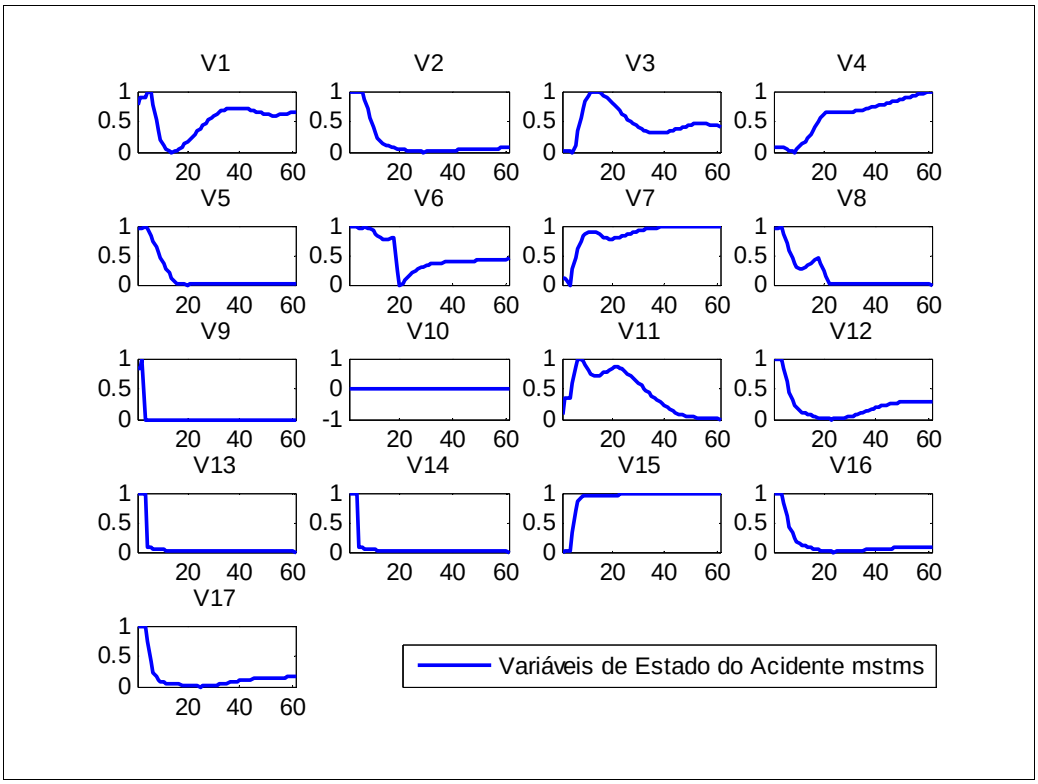

Figura A. 11: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente mstms.

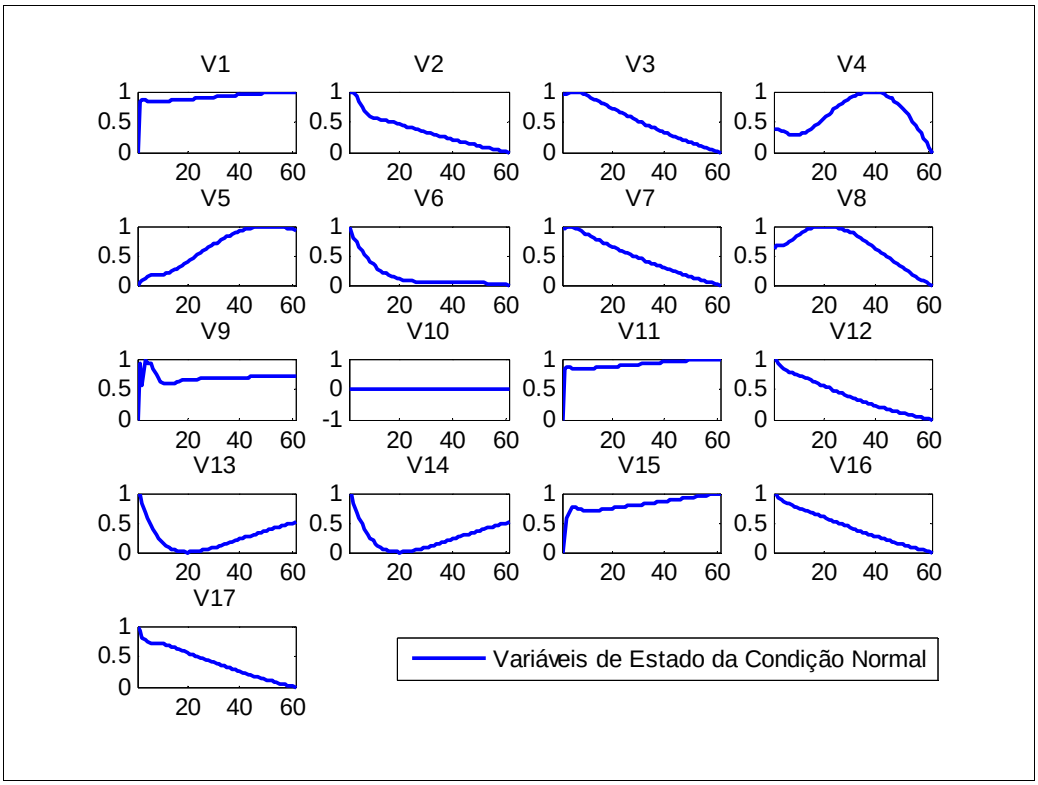

Figura A. 12: Gráfico das Variáveis de Estado na Condição Normal de Operação

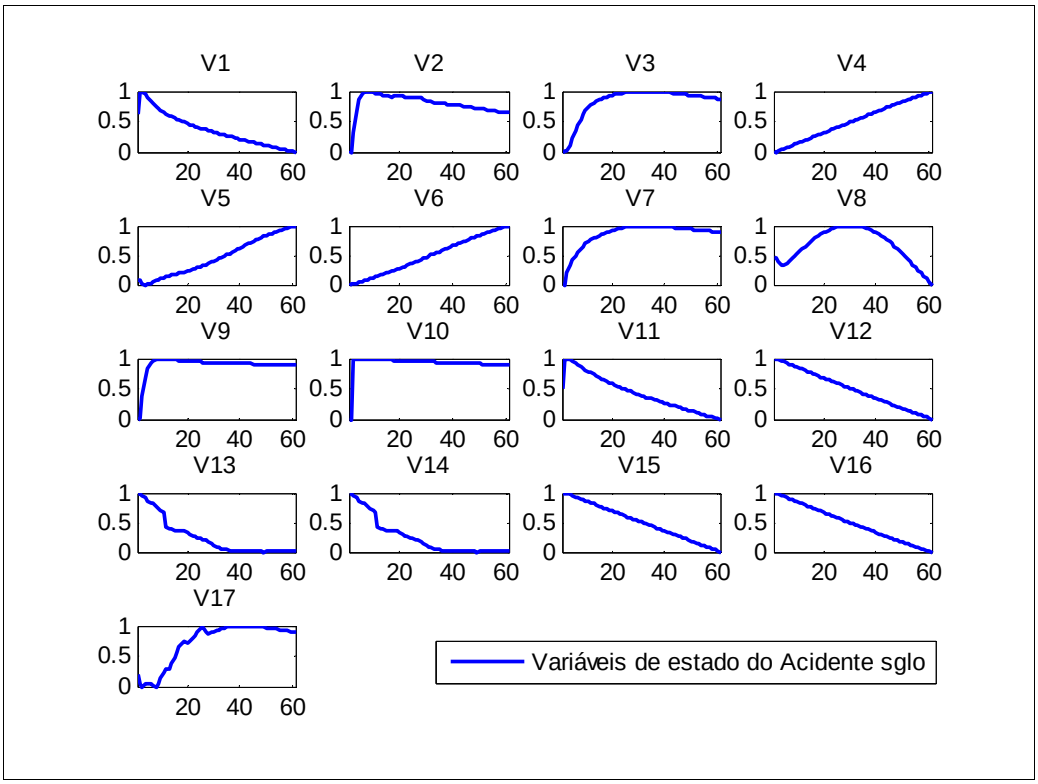

Figura A. 13*:* Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente sglo.

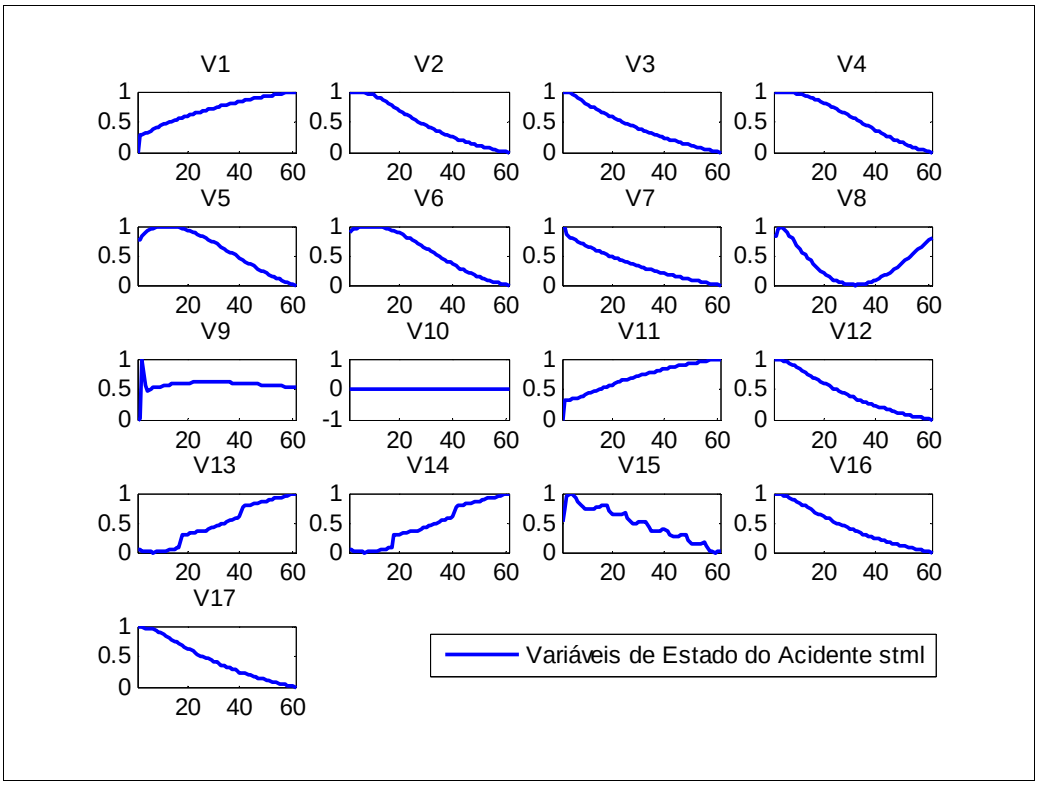

Figura A. 14: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente stml.

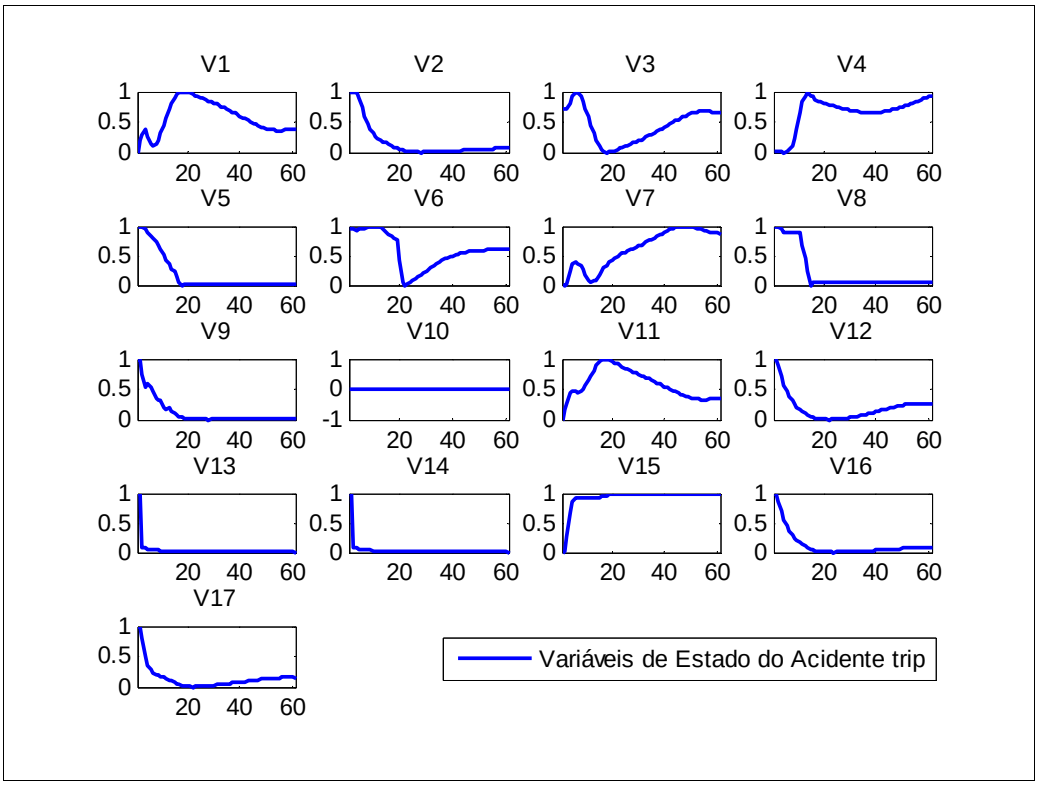

Figura A. 15: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente trip.

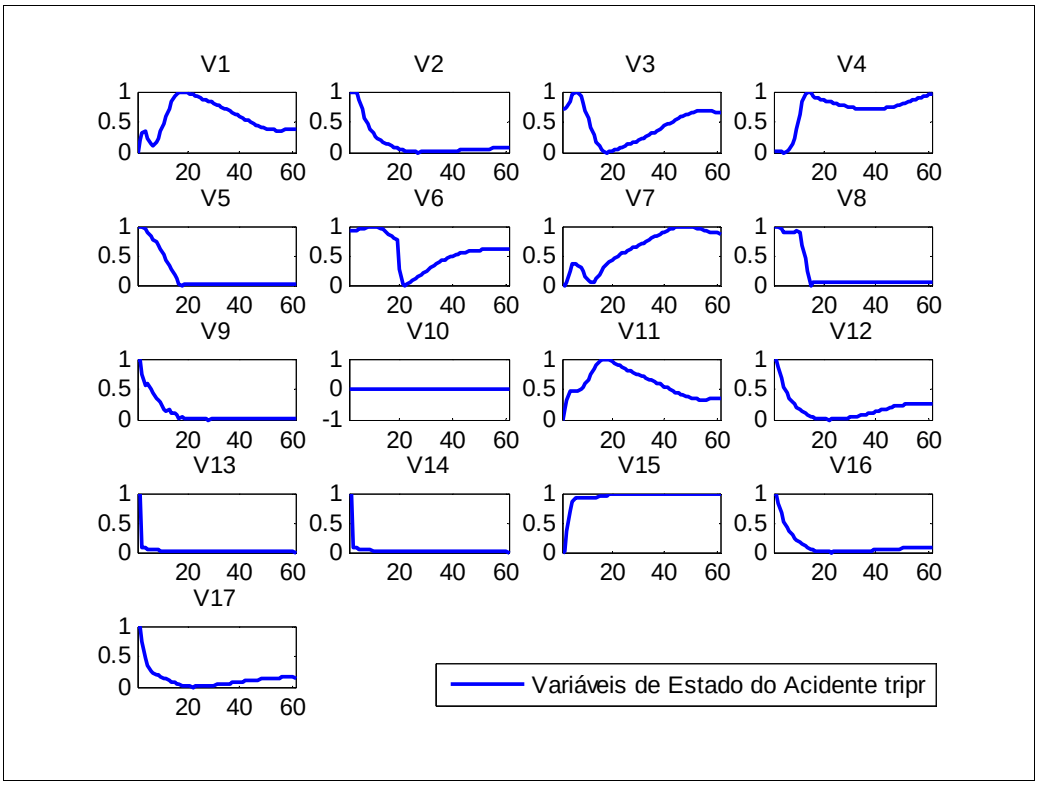

Figura A. 16: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente tripr.

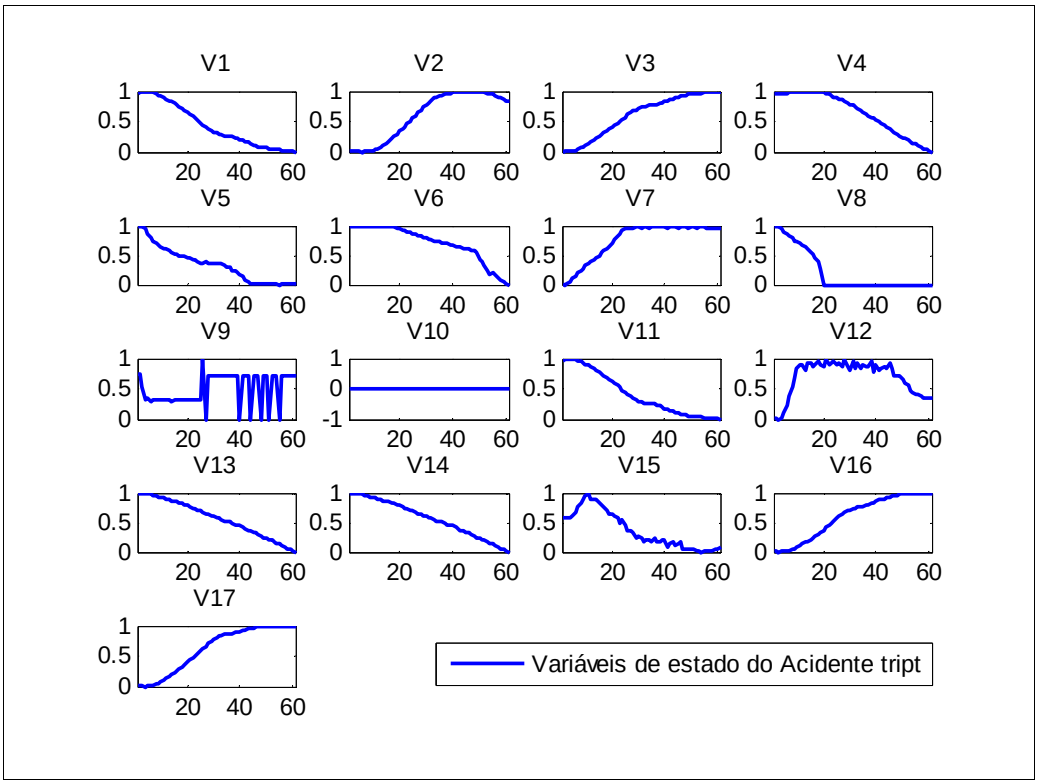

Figura A. 17: Gráfico das Variáveis de Estado no Acidente tript.

APÊNDICE B - GRÁFICOS DAS ASSINATURAS DOS ACIDENTES PARA TREINAMENTO DA REDE

Neste apêndice, é ilustrada a representação gráfica das assinaturas dos acidentes nucleares, sem a presença de ruído, que foram utilizadas no treinamento da rede.

As figuras, a seguir, ilustram, em cada gráfico, a concatenação das curvas que descrevem os padrões definidos pelas dezessete variáveis de estado *v*, em função do tempo *t*, normalizados no intervalo [0,1], para todos os dezessete acidentes utilizados no presente trabalho.

Nestes gráficos, o eixo dos *x* representa a dimensão do vetor de entrada (1037) e o eixo dos y, representa o intervalo de normalização dos dados. Esta é a representação gráfica de todos os vetores de entrada apresentados à rede, para a realização do seu treinamento.

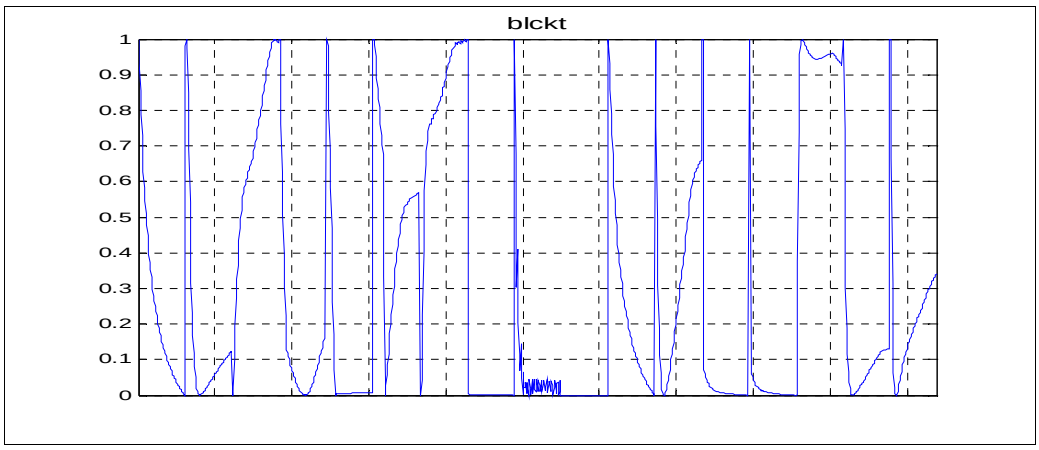

Figura B. 1: Gráfico da Assinatura do Acidente blckt.

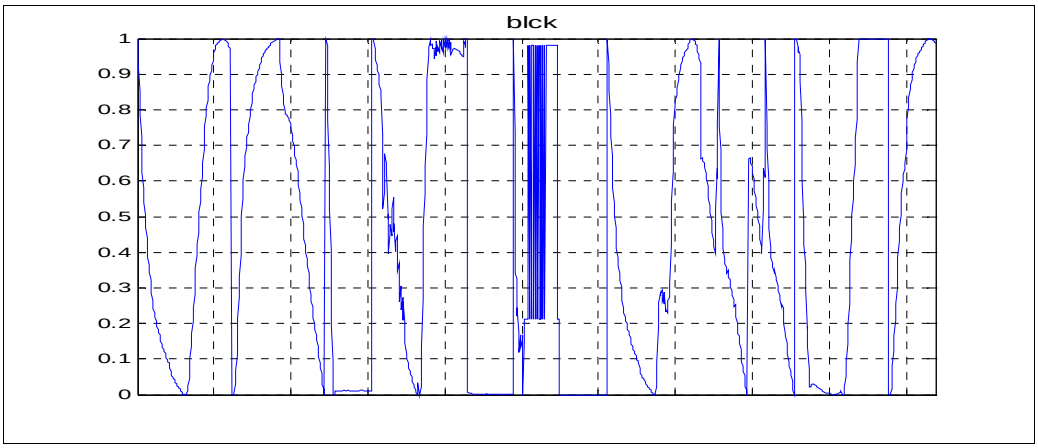

Figura B. 2: Gráfico da Assinatura do Acidente blck.

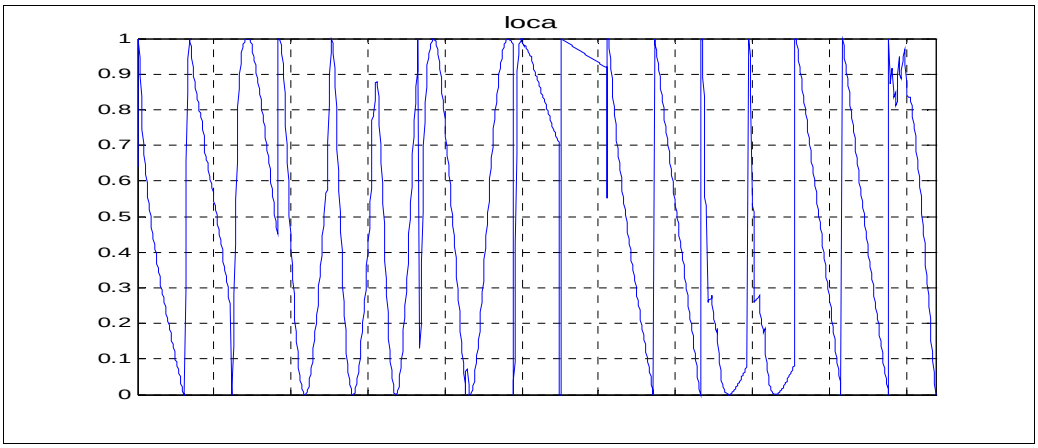

Figura B. 3: Gráfico da Assinatura do Acidente loca.

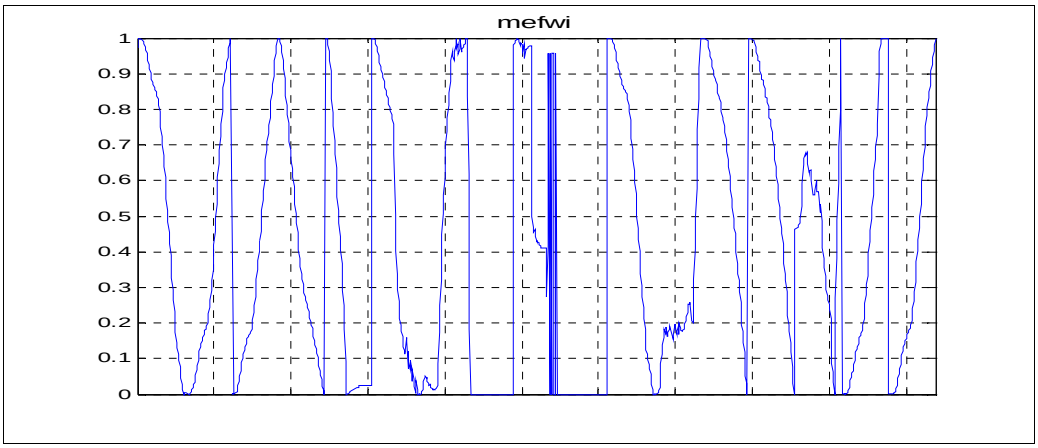

Figura B. 4: Gráfico da Assinatura do Acidente mefwi.

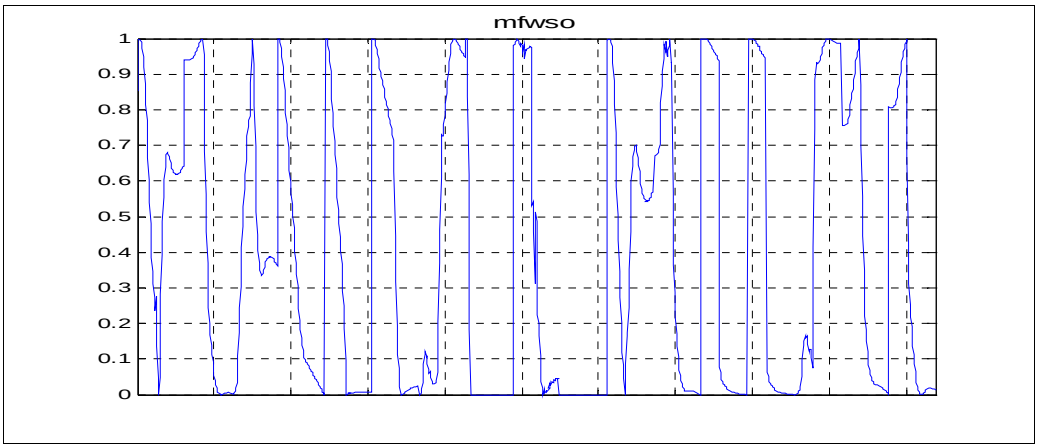

Figura B. 5: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwso.

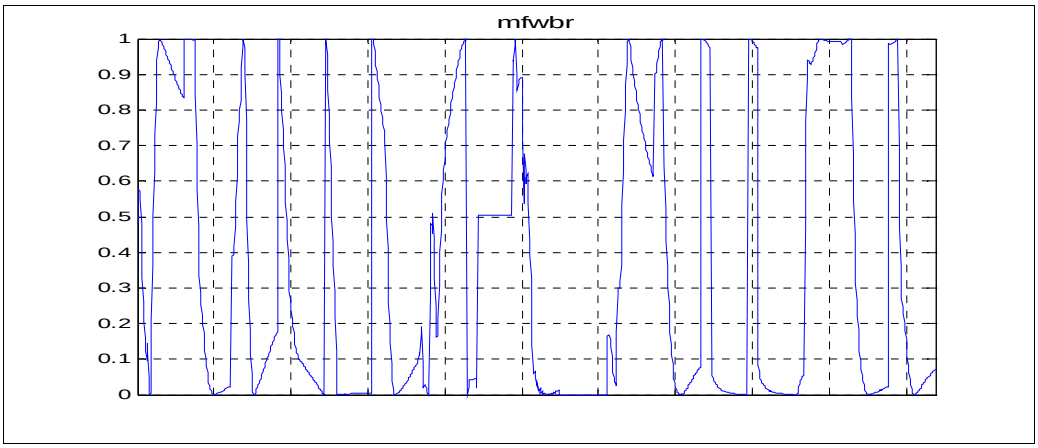

Figura B. 6: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwbr.

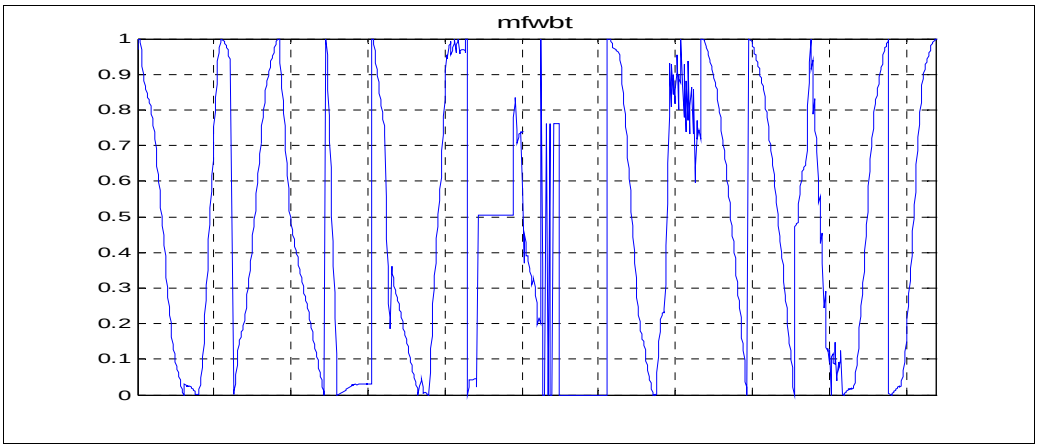

Figura B. 7: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwbt.

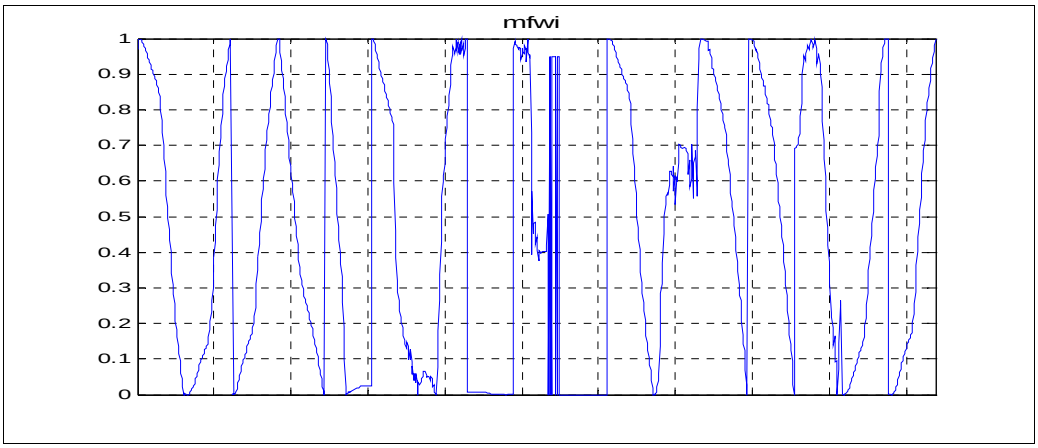

Figura B. 8: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwi.

.

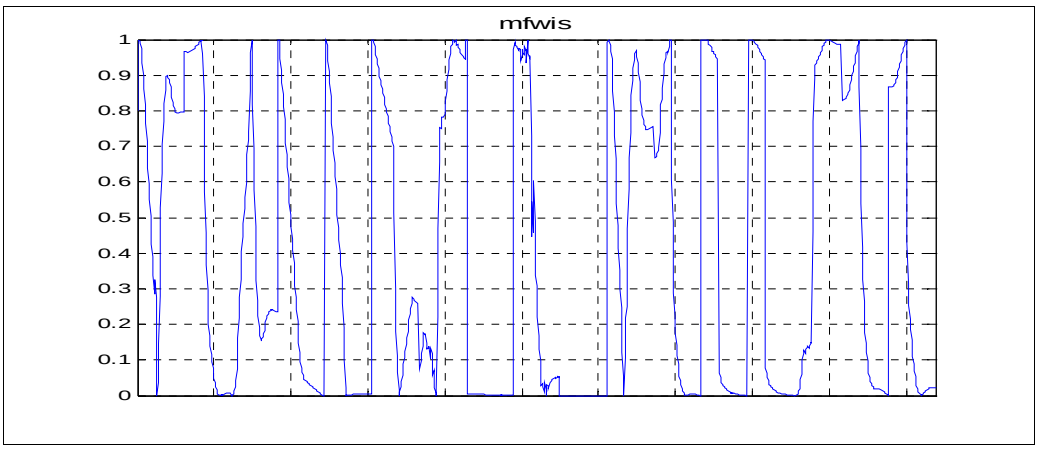

Figura B. 9: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwis.

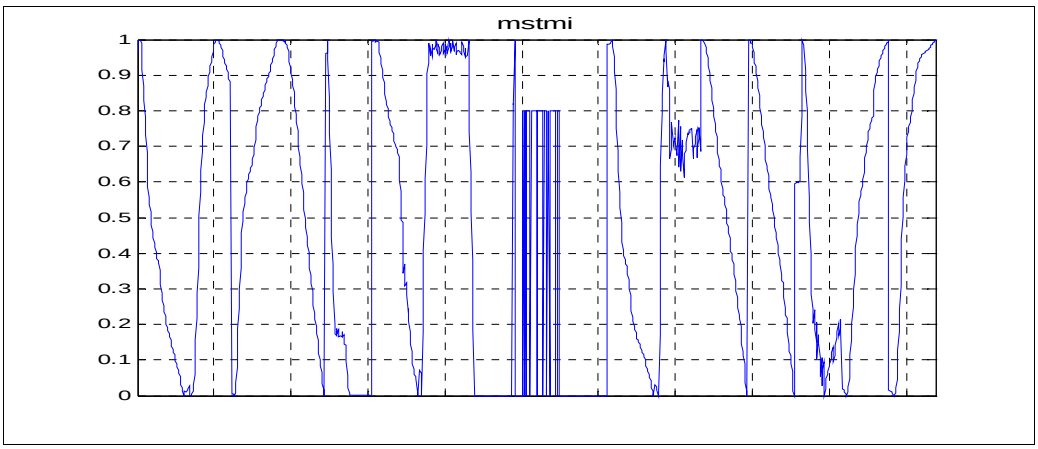

Figura B. 10: Gráfico da Assinatura do Acidente mstmi.

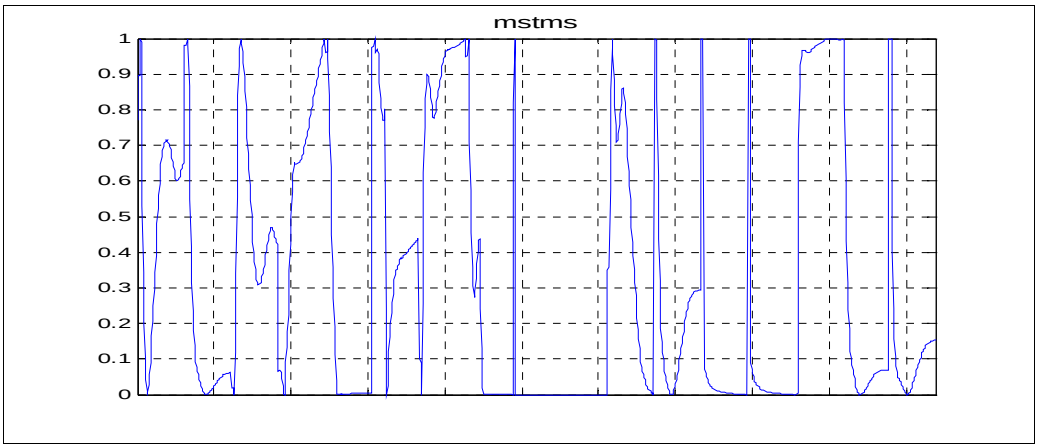

Figura B. 11: Gráfico da Assinatura do Acidente mstms.

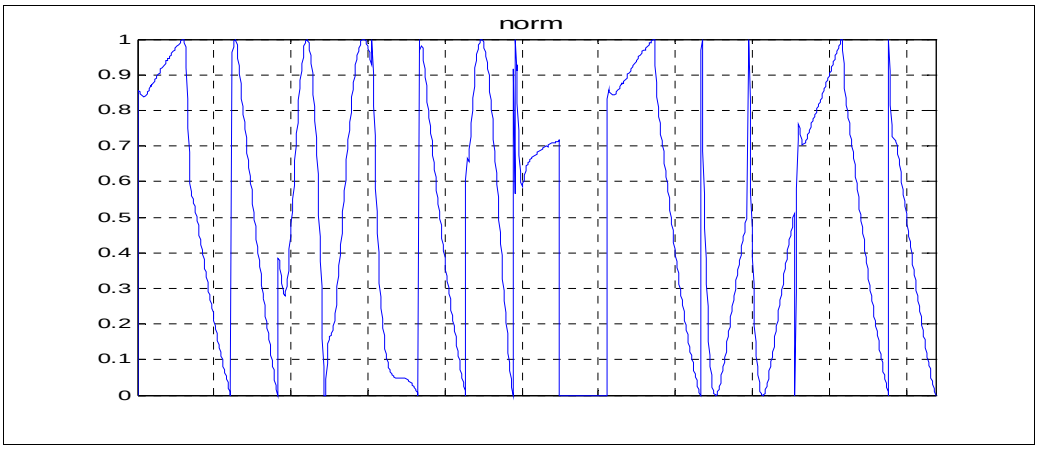

Figura B. 12: Gráfico da Assinatura do Acidente norm.

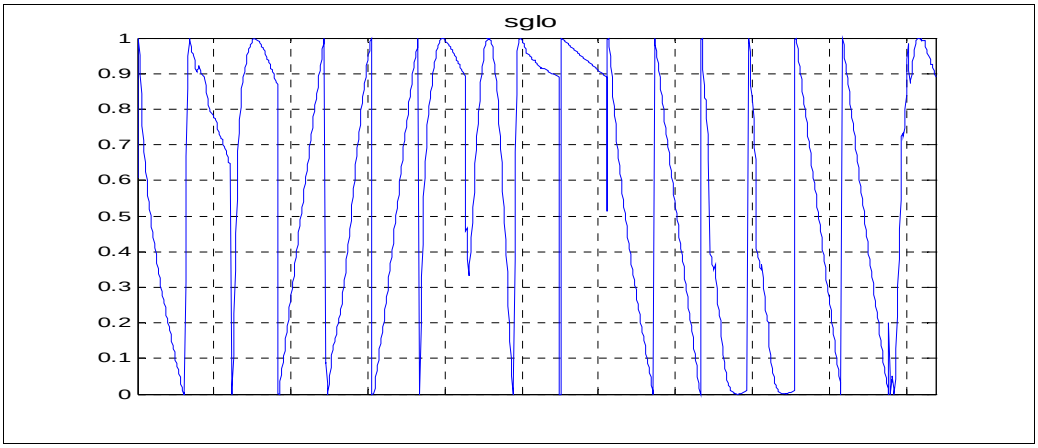

Figura B. 13: Gráfico da Assinatura do Acidente sglo.

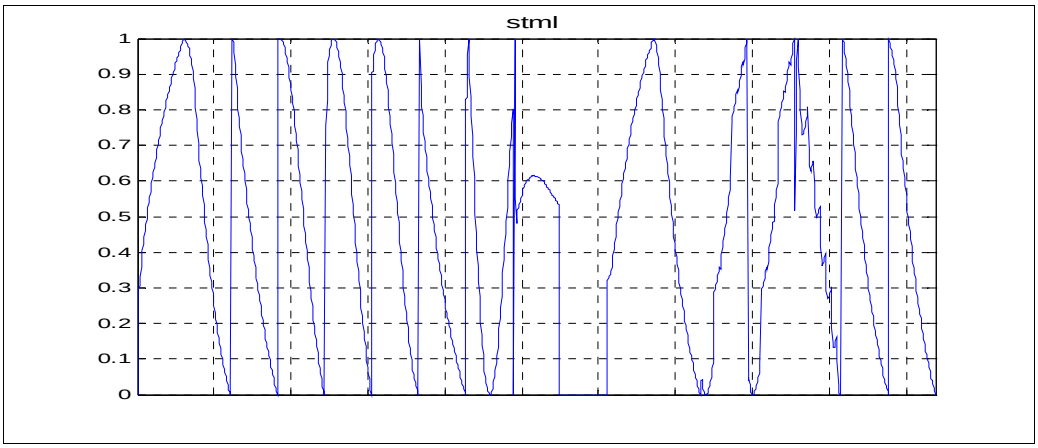

Figura B. 14: Gráfico da Assinatura do Acidente stml.

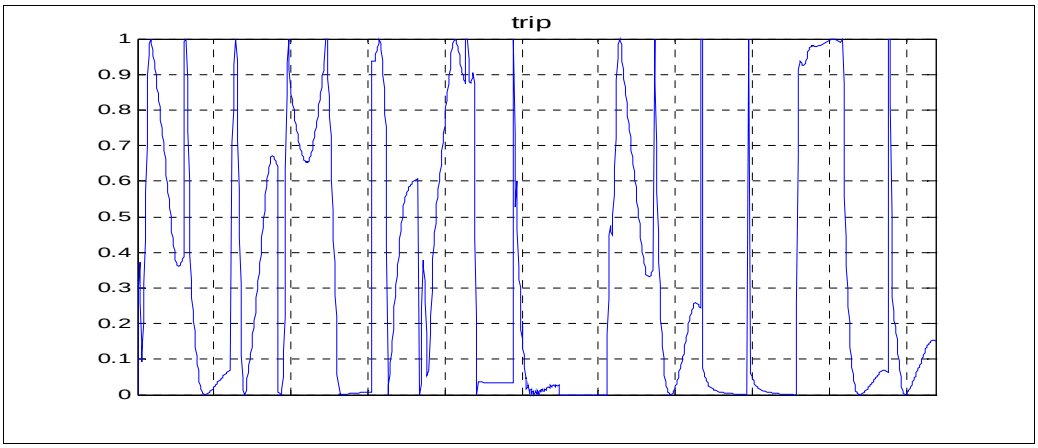

Figura B. 15: Gráfico da Assinatura do Acidente trip.

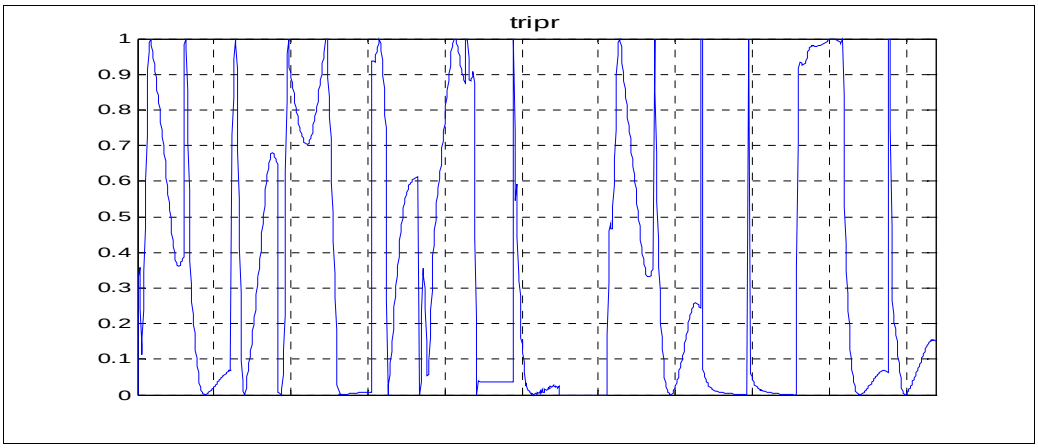

Figura B. 16: Gráfico da Assinatura do Acidente tripr.

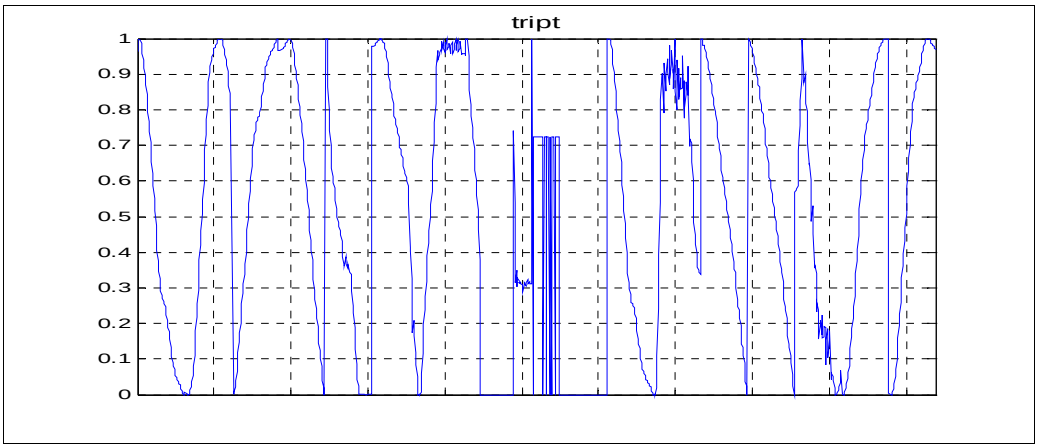

Figura B. 17: Gráfico da Assinatura do Acidente tript.

APÊNDICE C – GRÁFICO DAS SIMILARIDADES ENTRE AS ASSINATURAS DOS ACIDENTES

Neste apêndice são apresentados os gráficos das assinaturas, sem ruído, dos pares de acidentes similares, conforme os cálculos da distância euclidiana das assinaturas, que foram apresentados na Tabela 4.9.

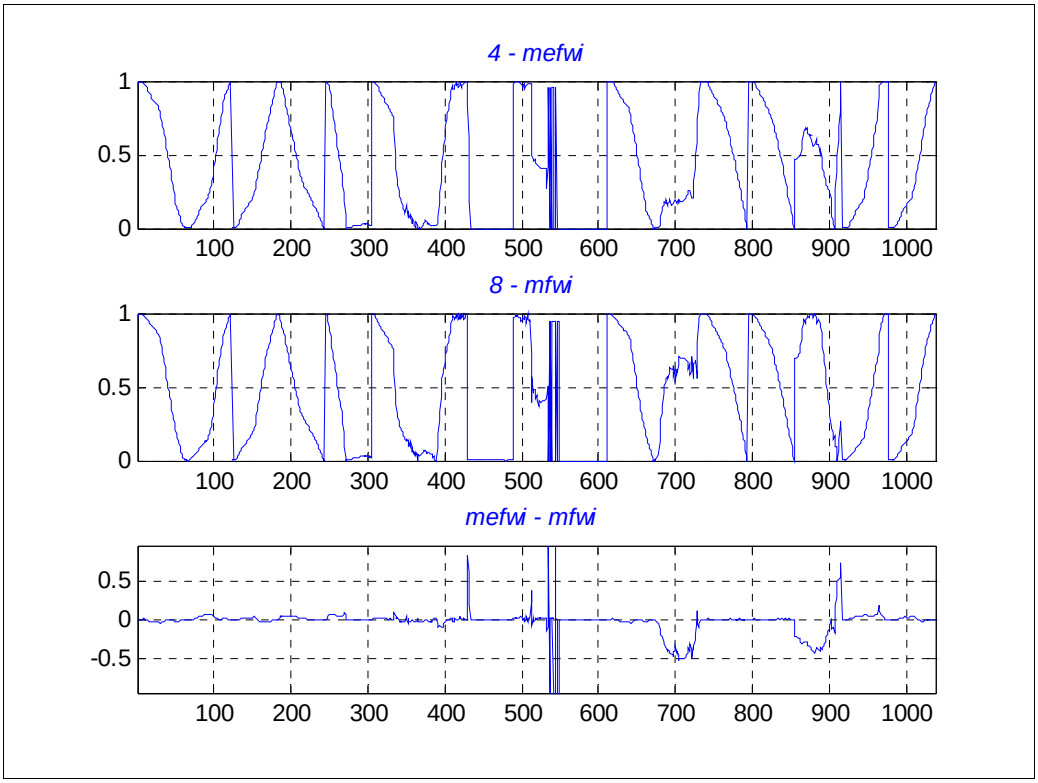

Figura C. 1: Similaridade entre as assinaturas dos acidentes mefwi e mfwi.

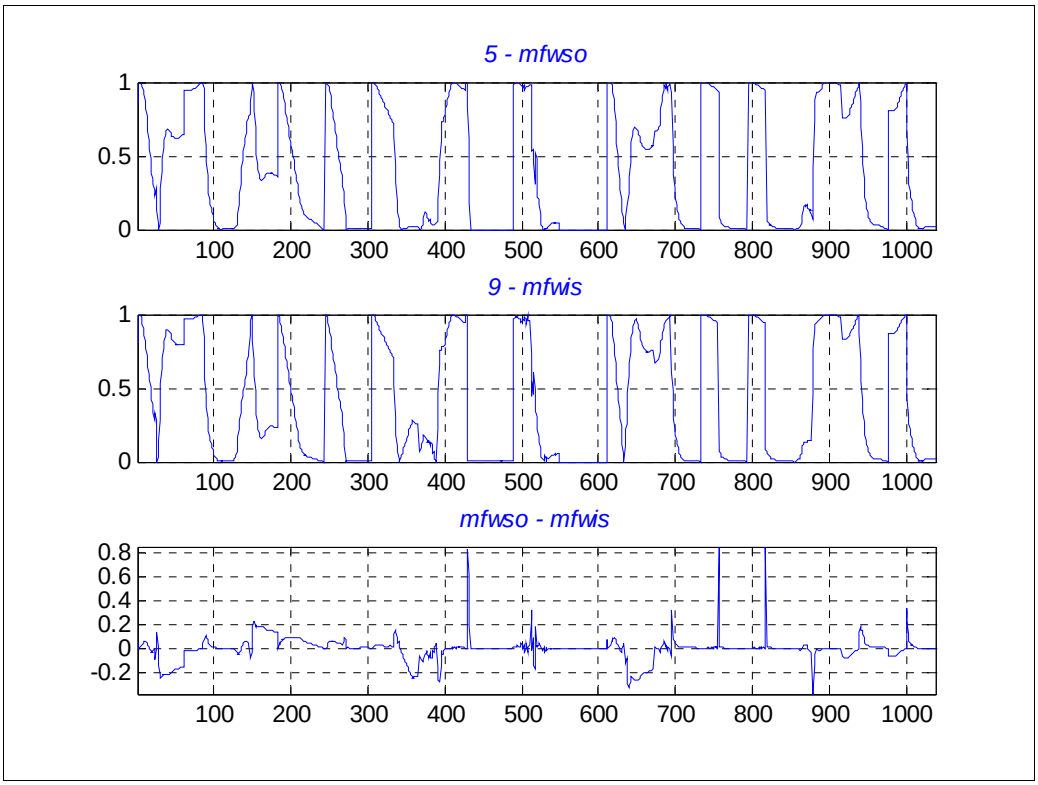

Figura C. 2: Similaridade entre as assinaturas dos acidentes mfwso e mfwis.

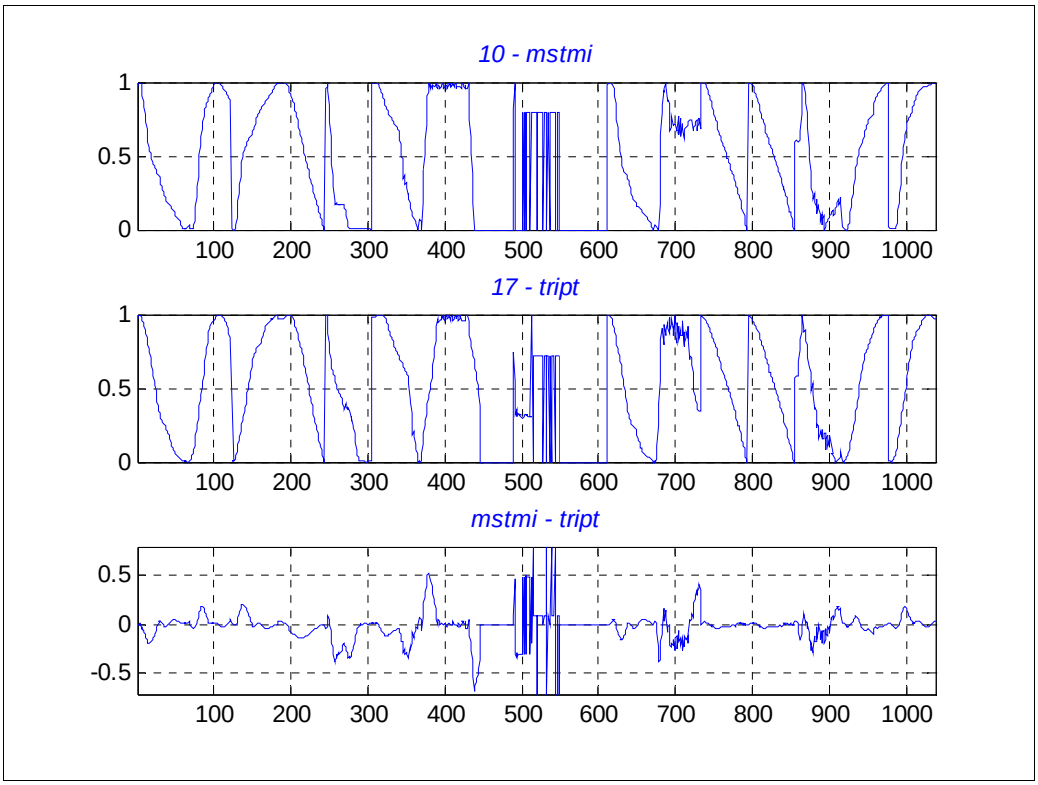

Figura C. 3: Similaridade entre as assinaturas dos acidentes mstmi e tript.

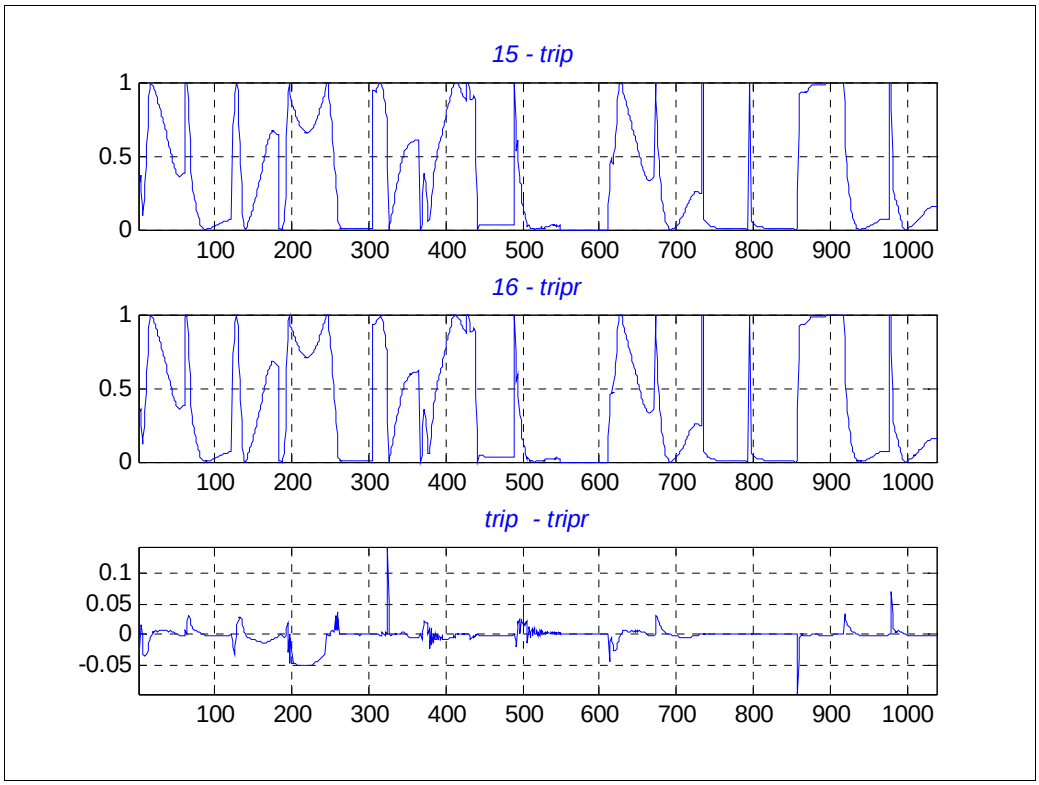

Figura C. 4: Similaridade entre as assinaturas dos acidentes trip e tripr.

APÊNDICE D - GRÁFICOS DAS ASSINATURAS DOS ACIDENTES COM RUÍDO

Neste apêndice, as figuras, a seguir, ilustram, para cada um dos acidentes nucleares, o gráfico da curva que descreve a assinatura, desses acidentes nucleares, com a presença de ruído (*Noise*), de acordo com as percentagens de (4.3).

Nestes gráficos, o eixo dos *x* representa a dimensão do vetor de entrada (1037) e o eixo dos *y* representa o intervalo de normalização dos dados. Esta é a representação gráfica de todos os vetores de entrada apresentados à rede, para a realização da sua simulação, com os dados de entrada ruidosos.

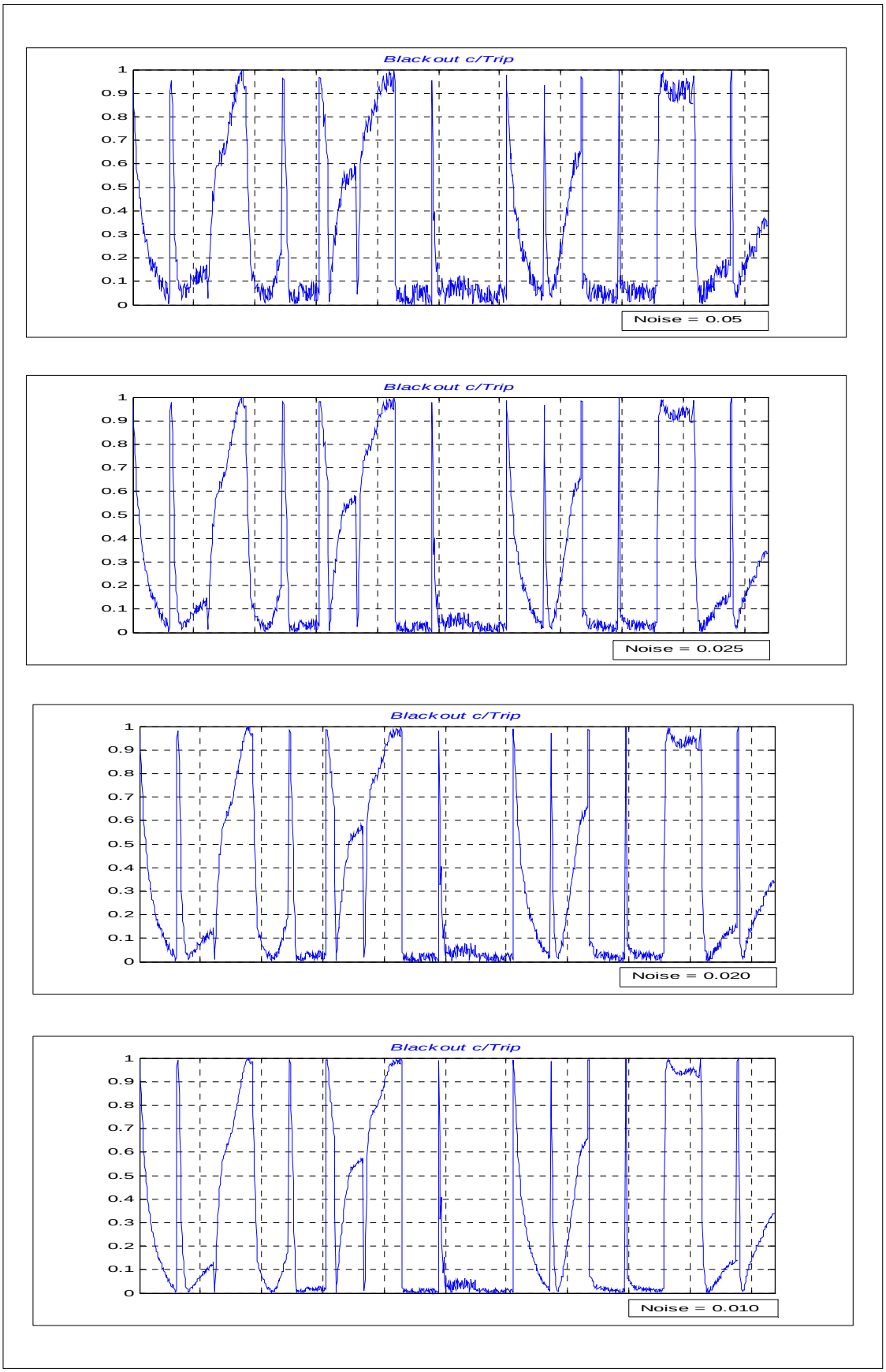

Figura D. 2: Gráfico da assinatura do Acidente blckt com

Ruído.

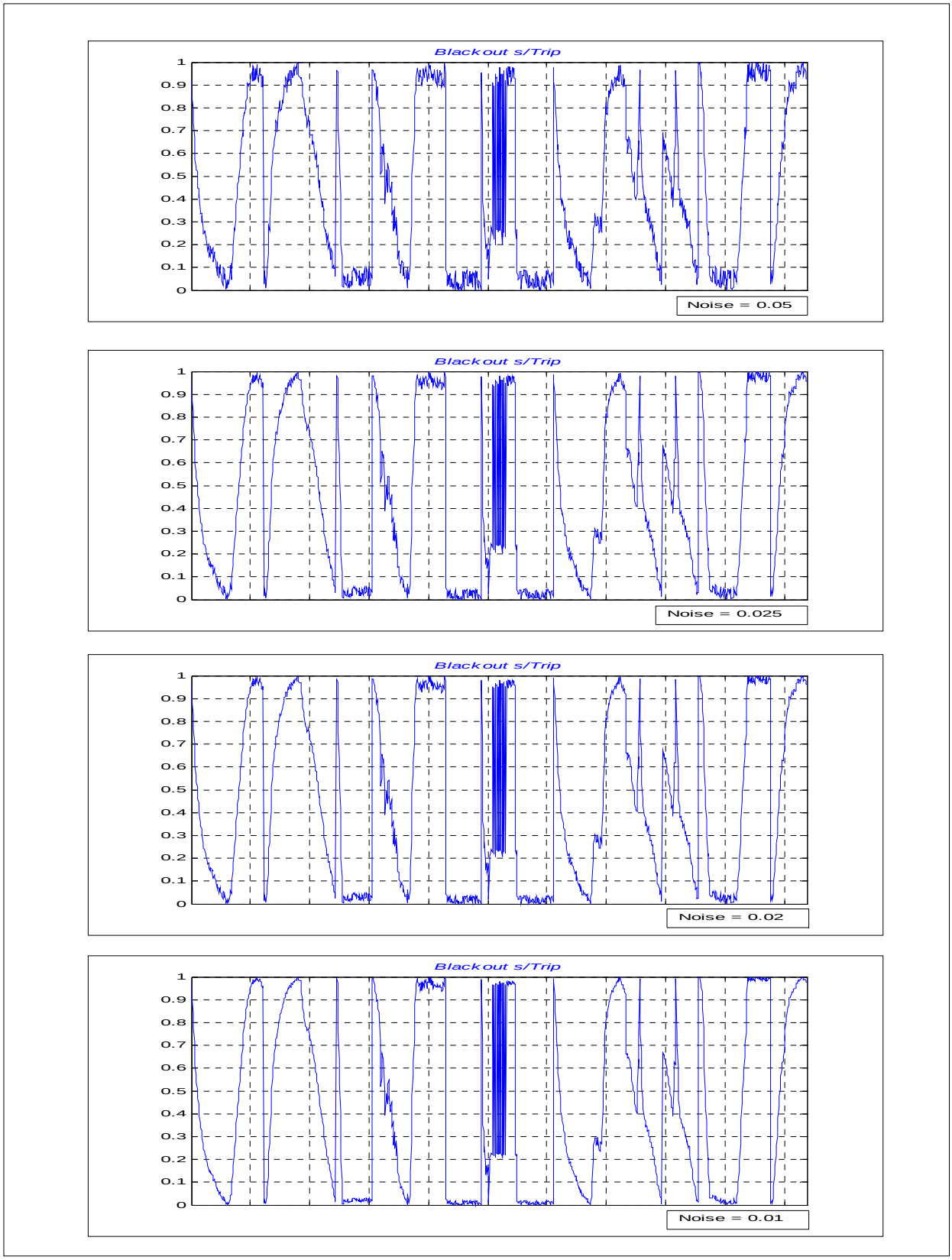

Figura D. 3: Gráfico da Assinatura do Acidente blck com Ruído.

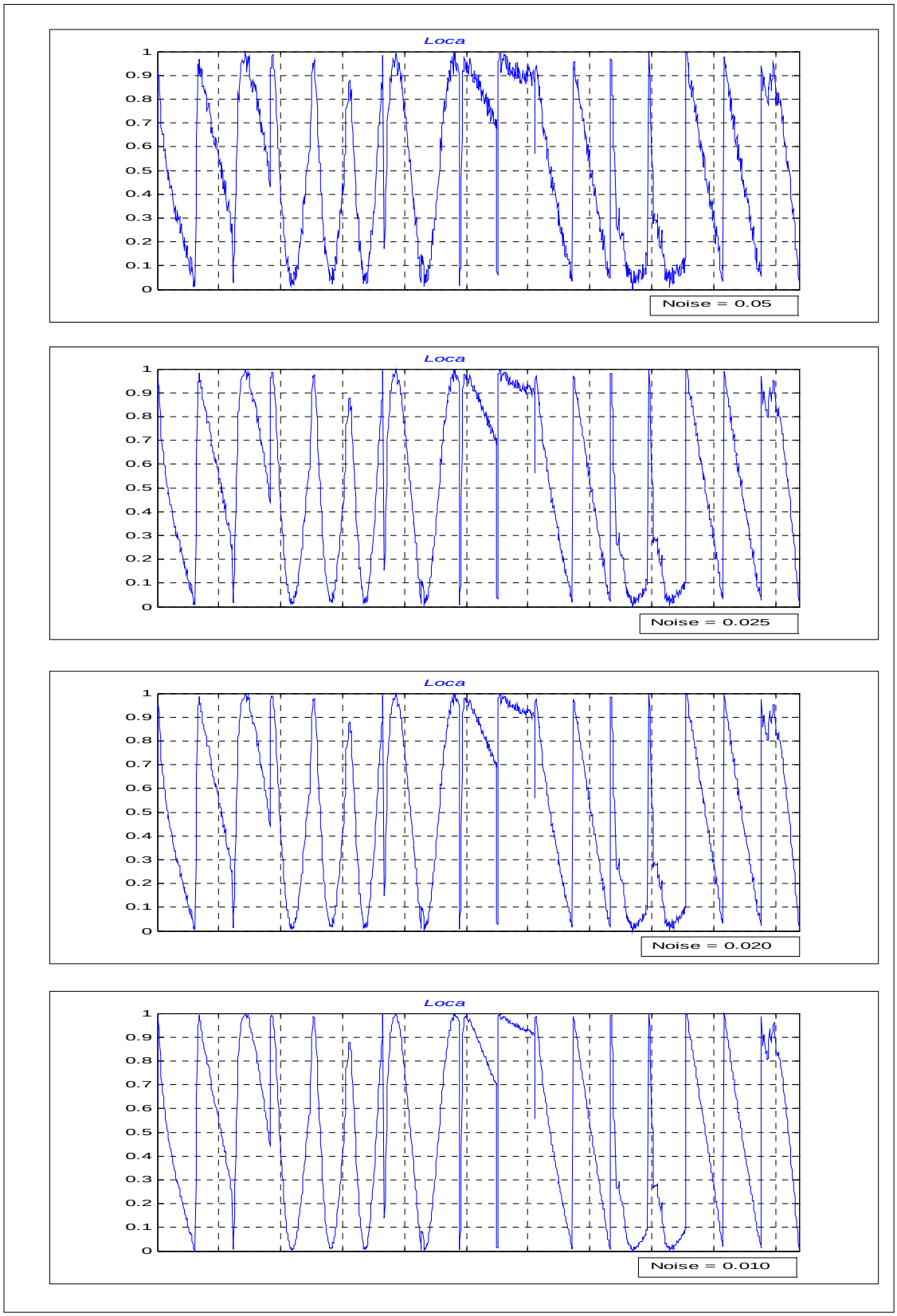

Figura D. 4: Gráfico da Assinatura do Acidente loca com Ruído.

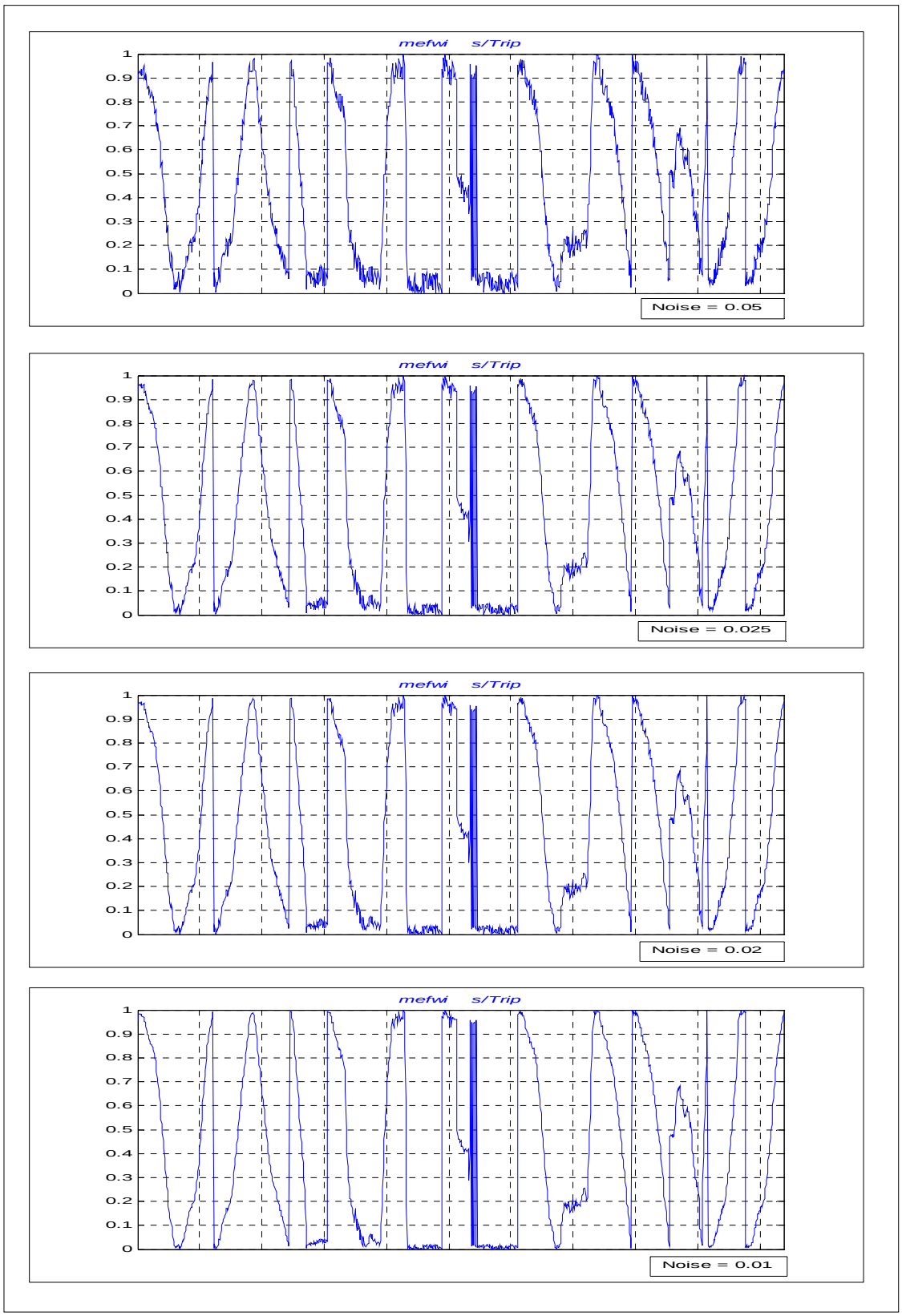

Figura D. 5: Gráfico da Assinatura do Acidente mefwi com Ruído.

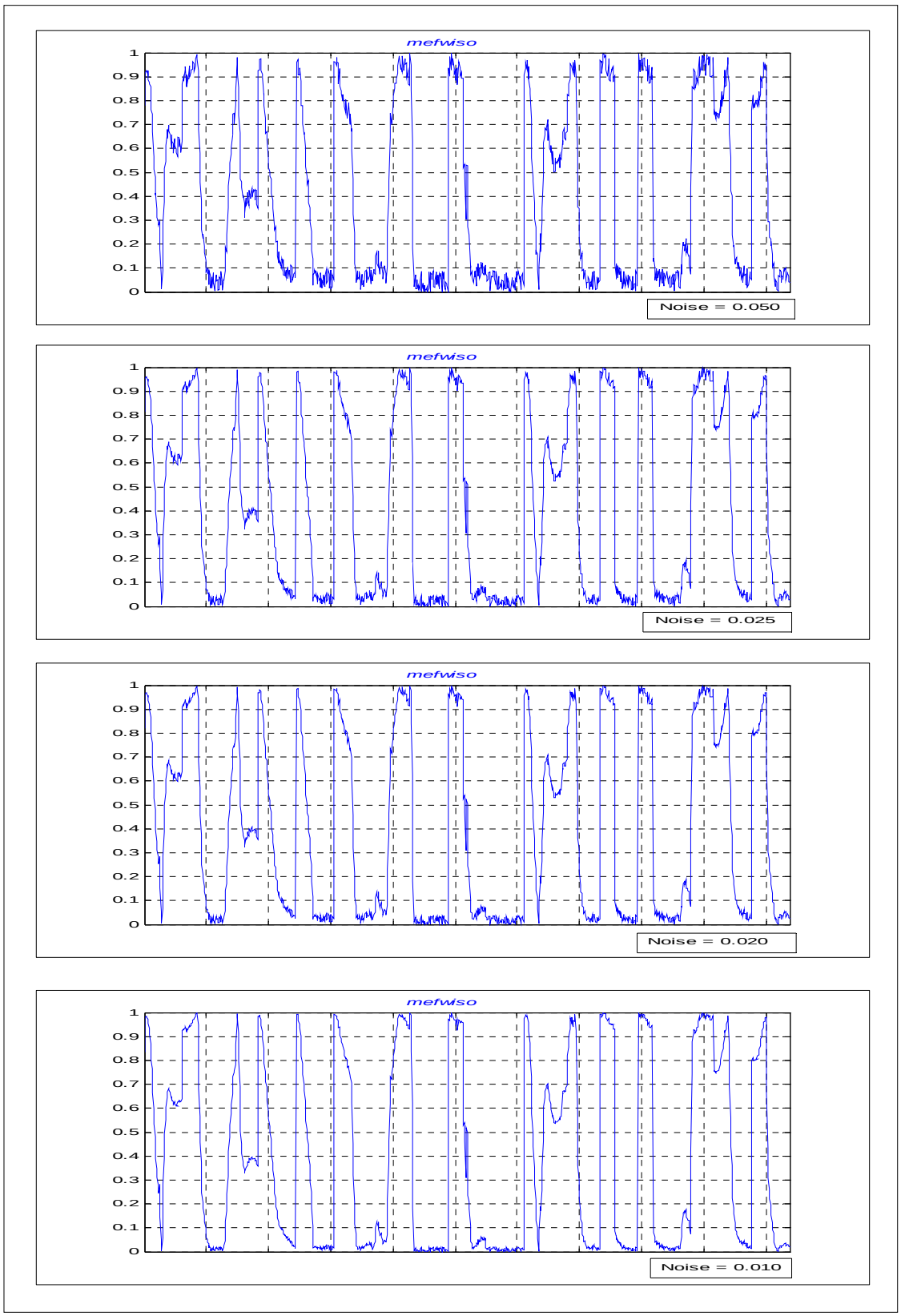

Figura D. 6: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwso com Ruído.

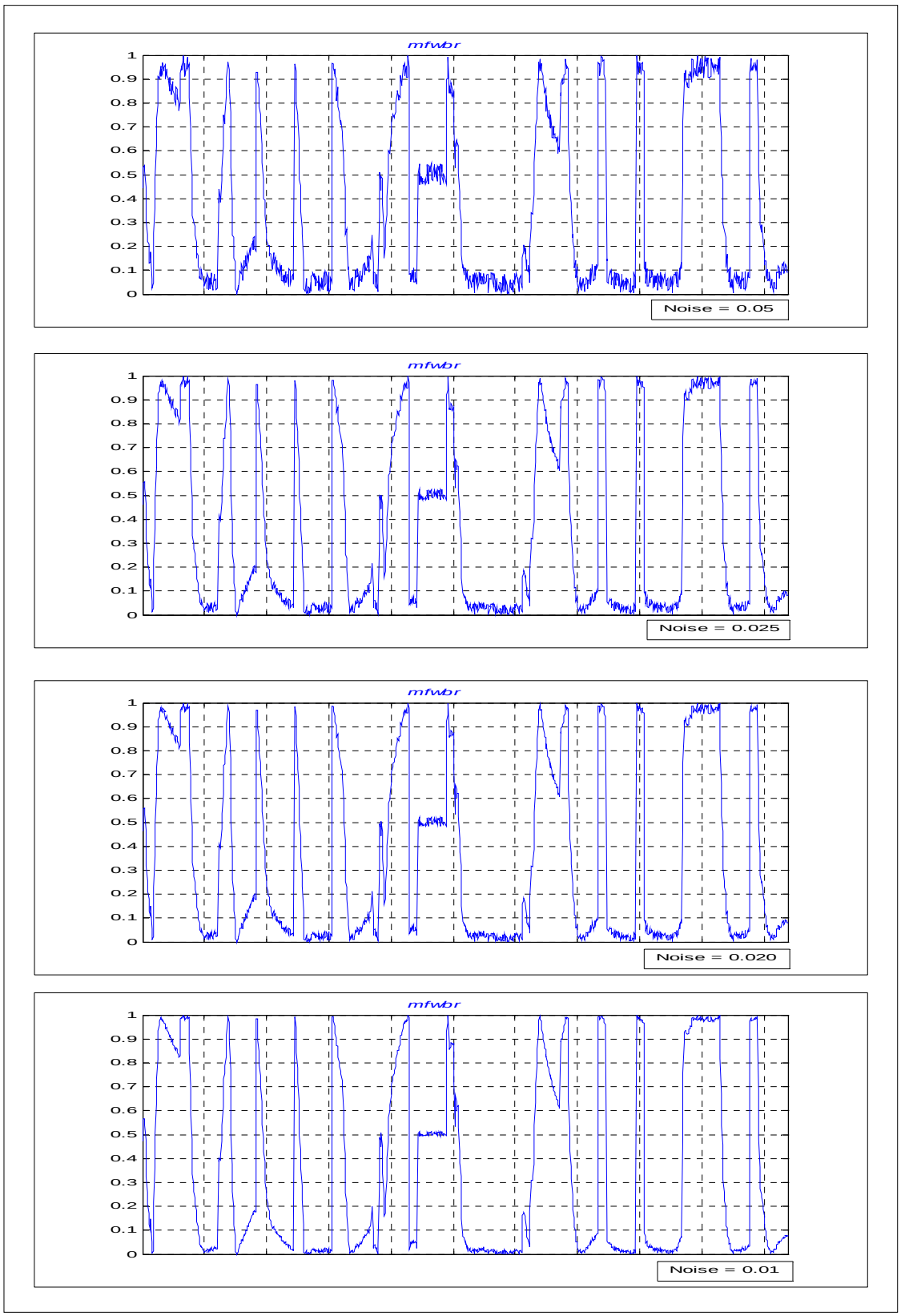

Figura D. 7: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwbr com Ruído.

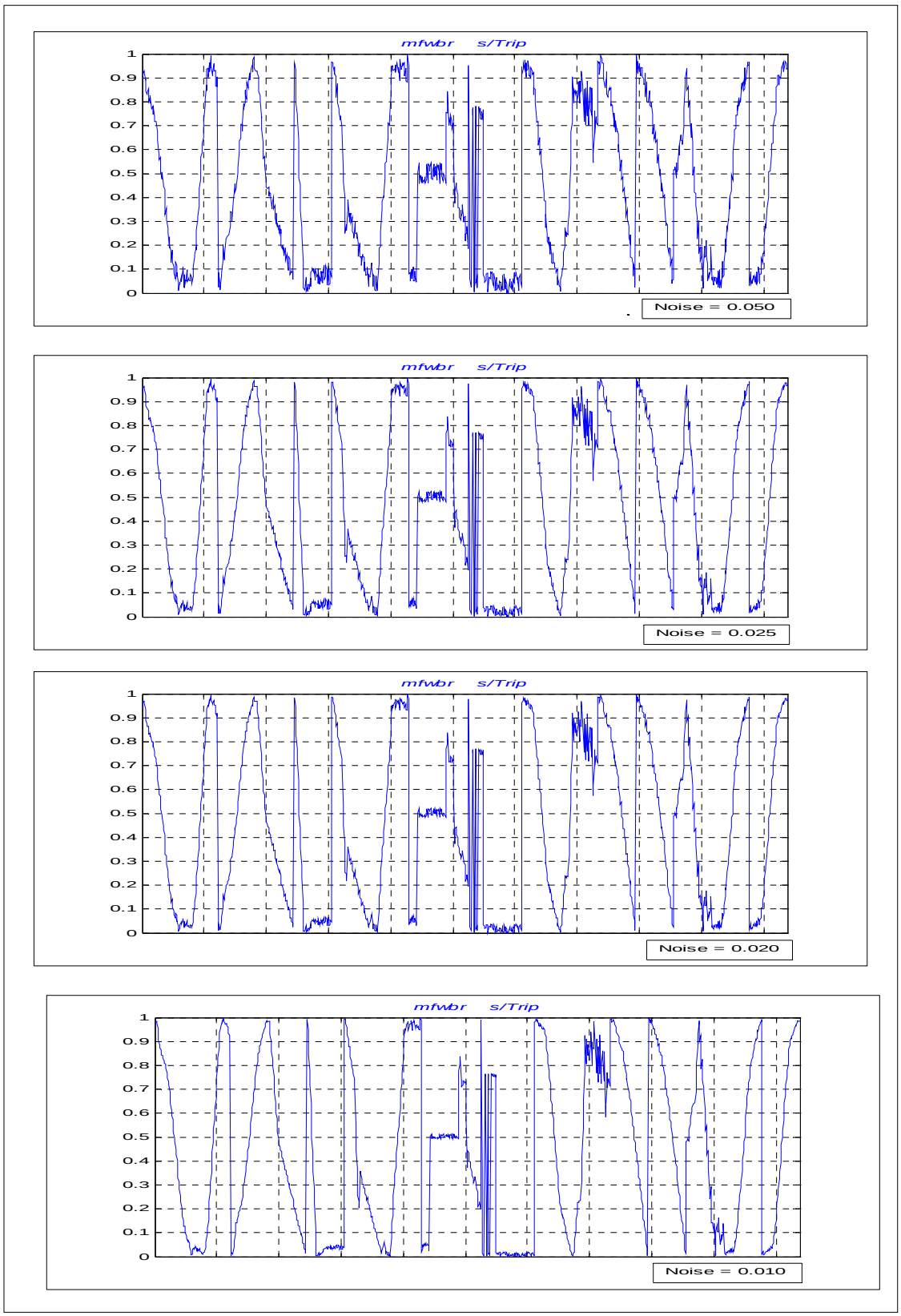

Figura D. 8: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwbt com Ruído.

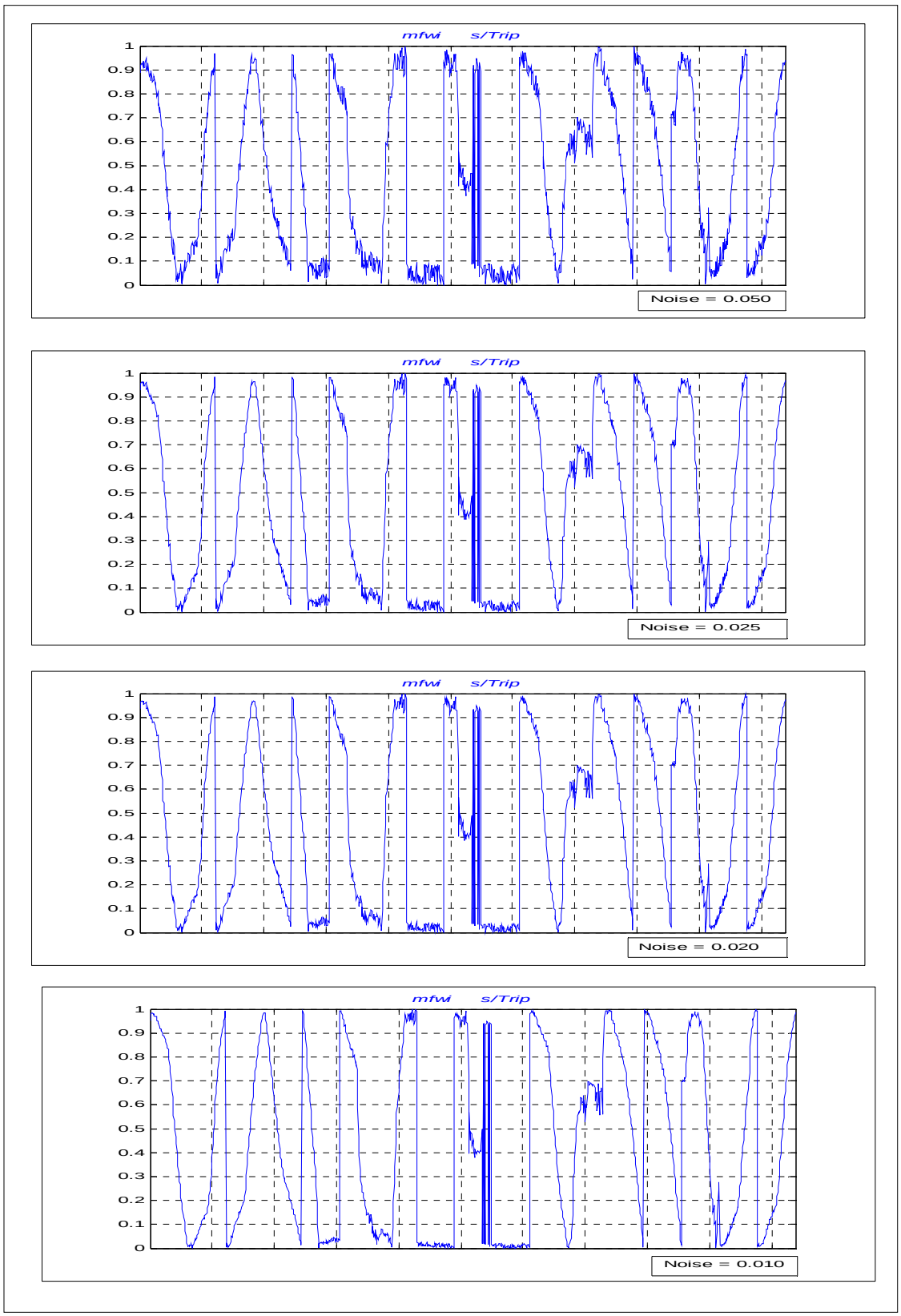

Figura D. 9: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwi com Ruído.

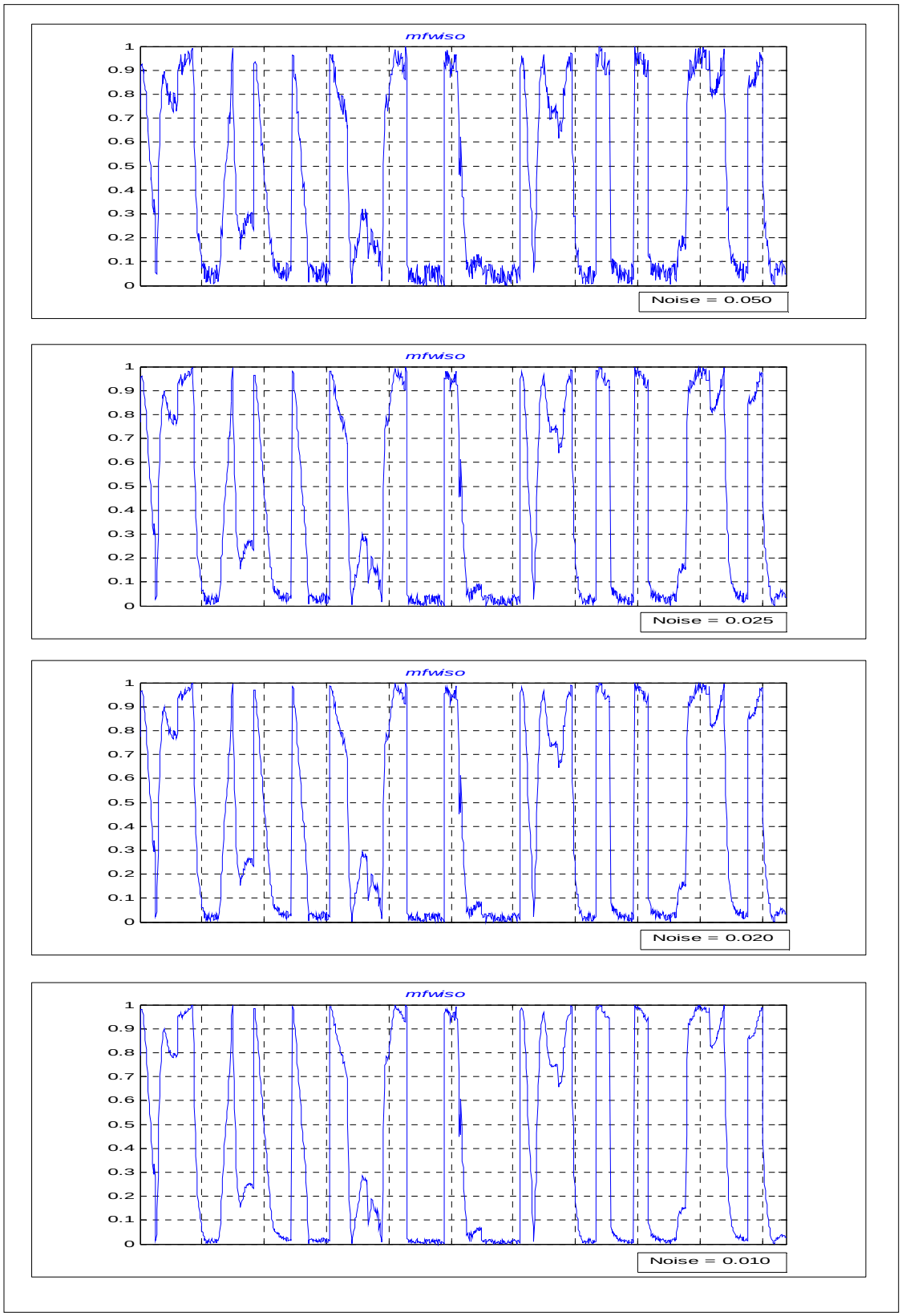

Figura D. 10: Gráfico da Assinatura do Acidente mfwis com Ruído.

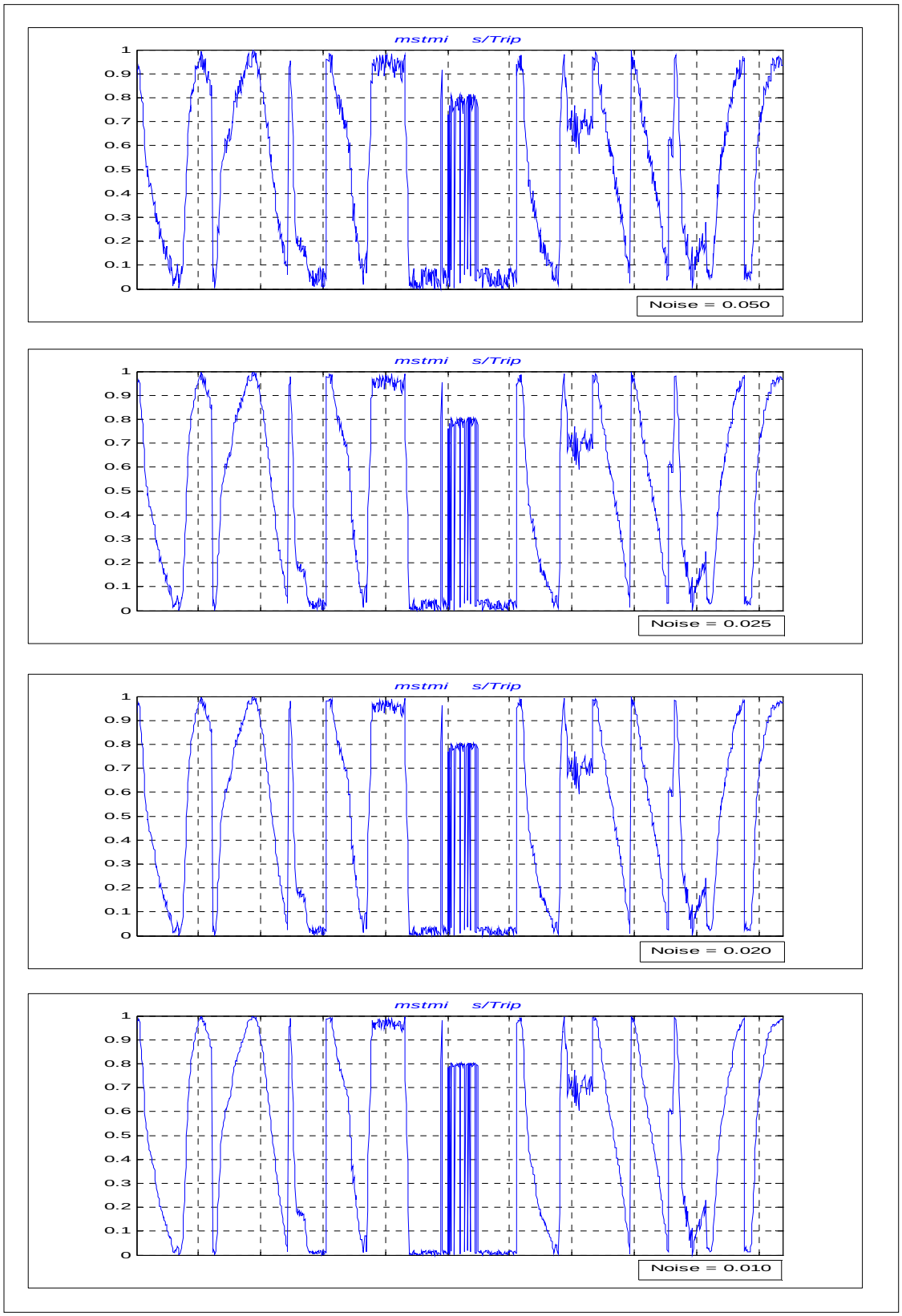

Figura D. 11: Gráfico da Assinatura do Acidente mstmi com Ruído.

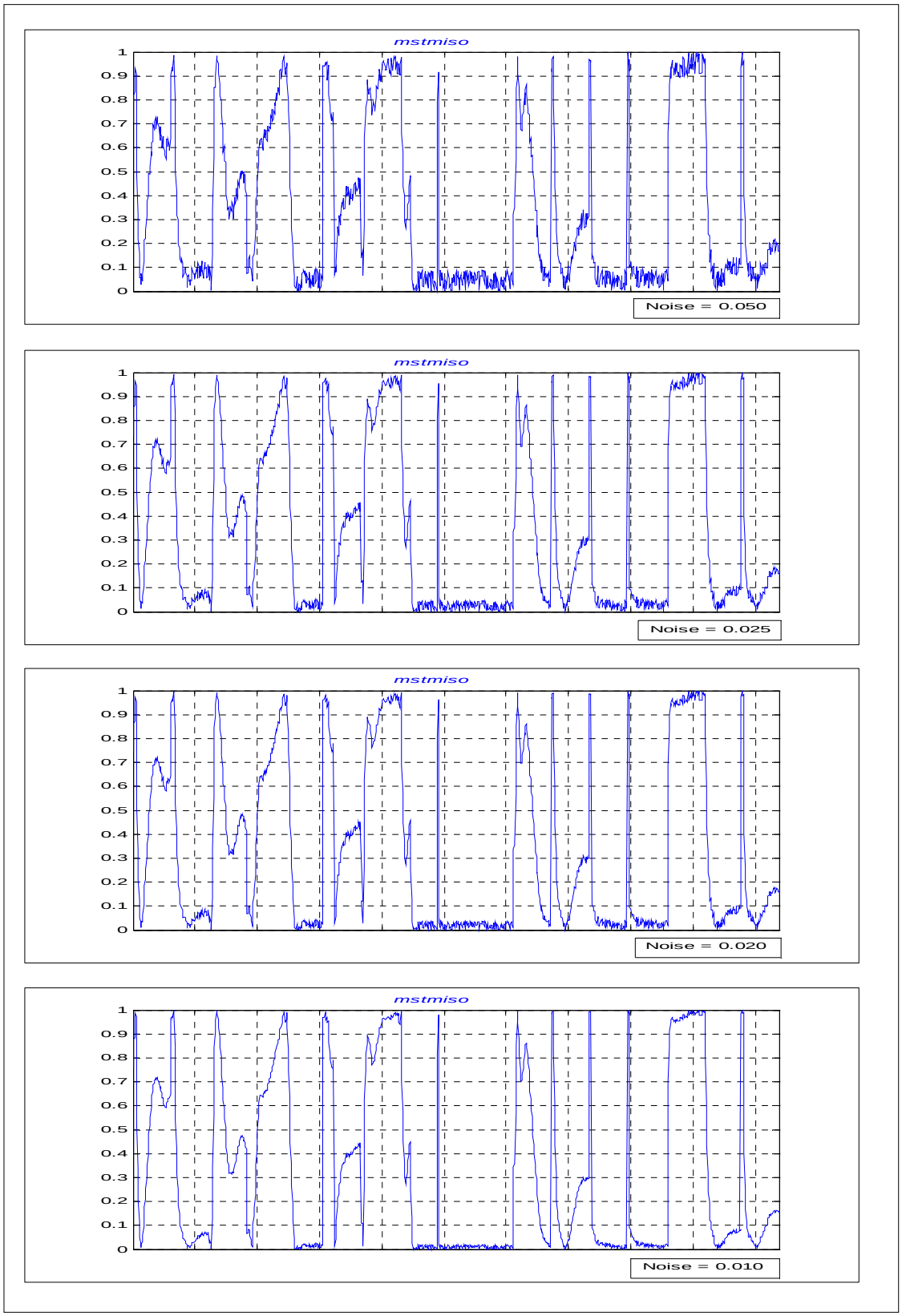

Figura D. 12: Gráfico da Assinatura do Acidente mstms com Ruído.

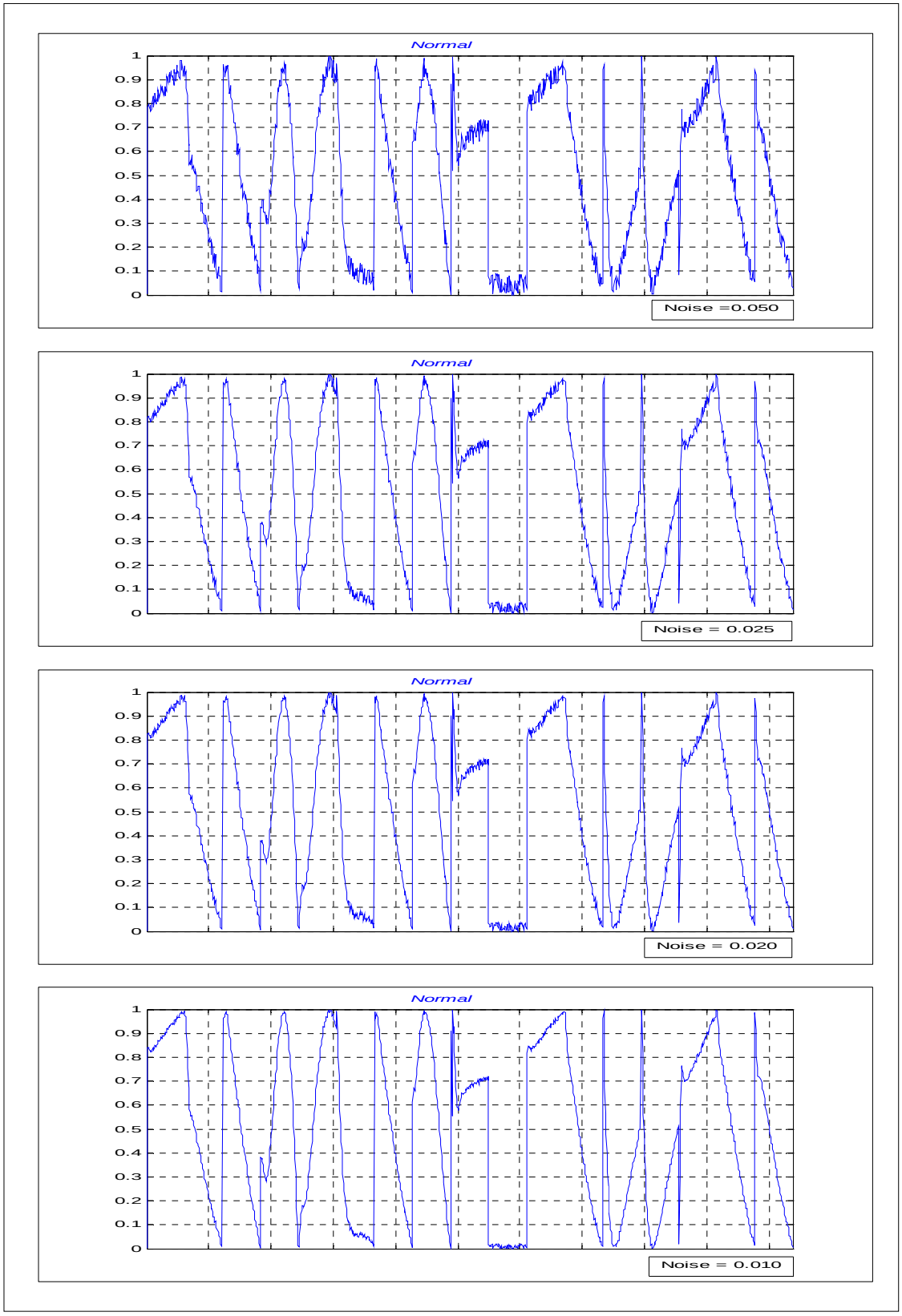

Figura D. 13: Gráfico da Assinatura do Acidente norm com Ruído.

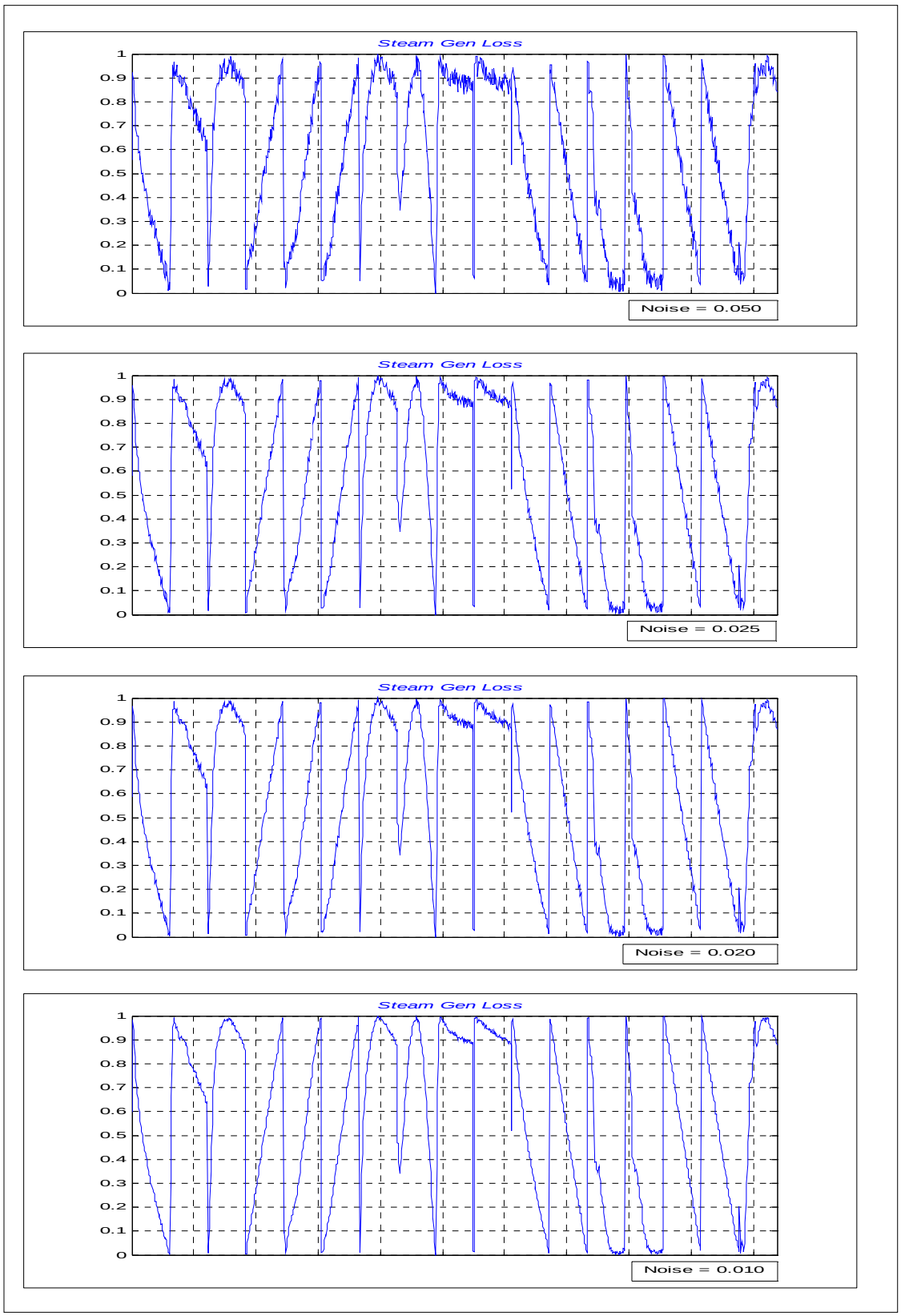

Figura D. 14: Gráfico da Assinatura do Acidente sglo com Ruído.

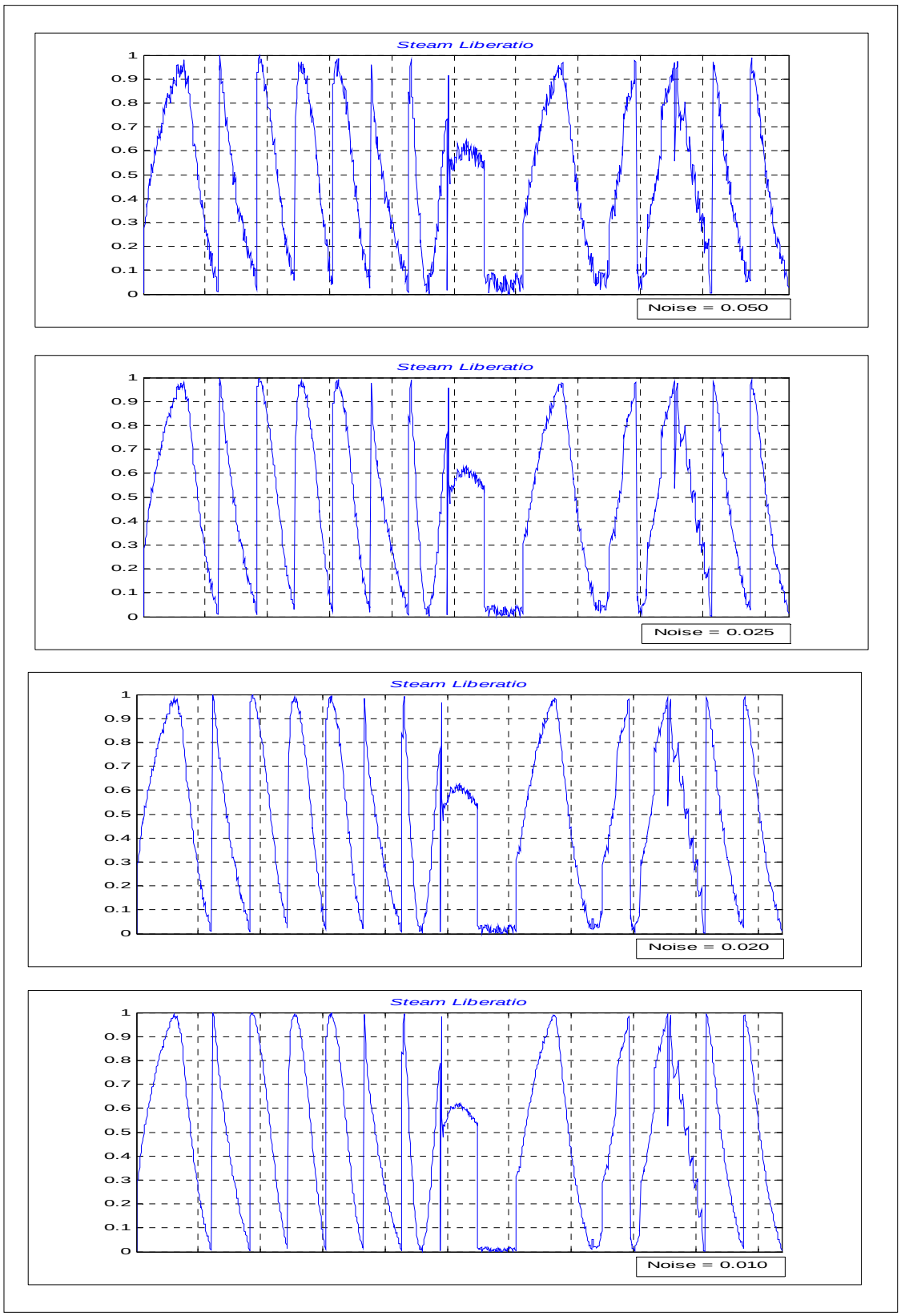

Figura D. 15: Gráfico da Assinatura do Acidente stml com Ruído.

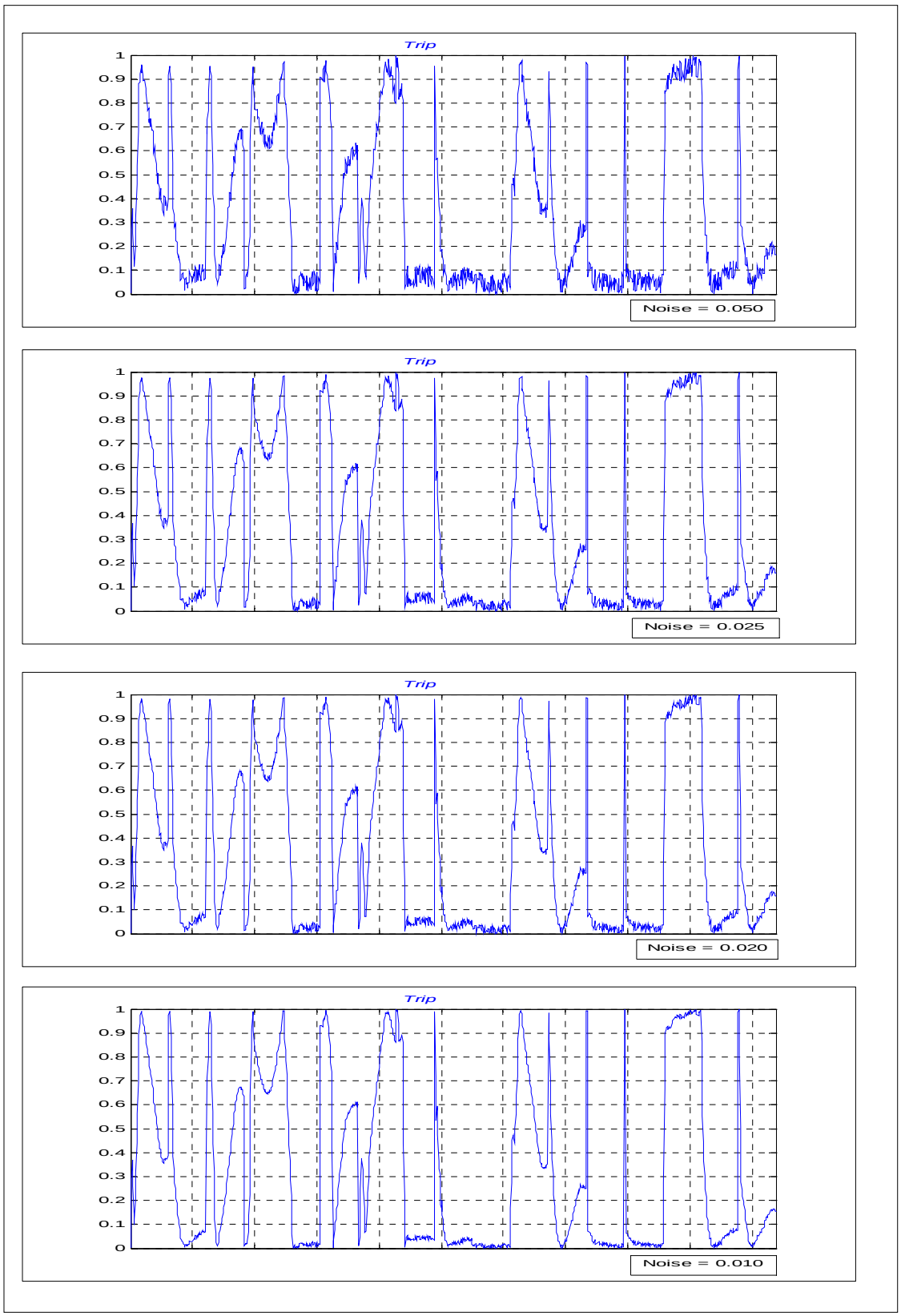

Figura D. 16: Gráfico da Assinatura do Acidente trip com Ruído.

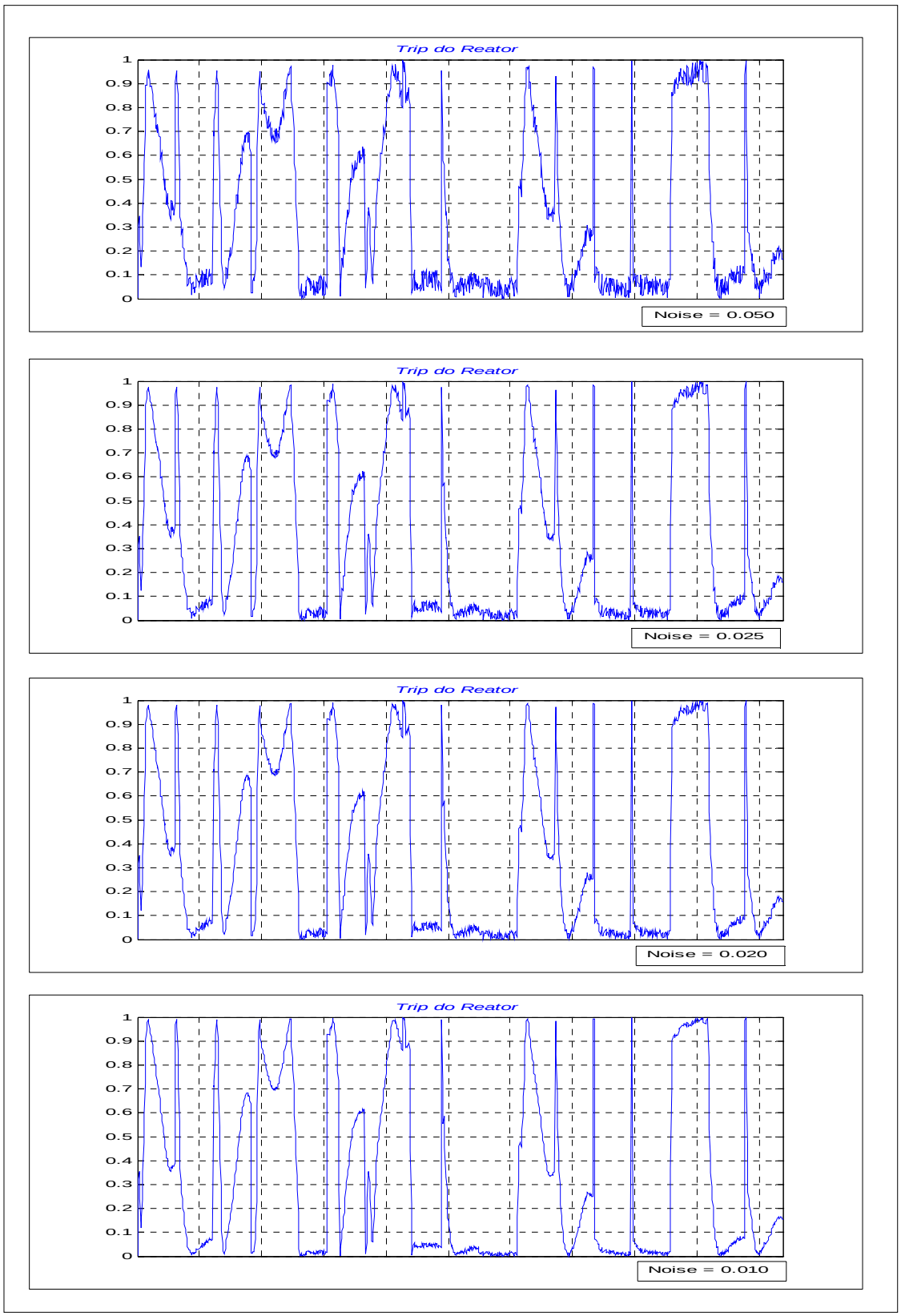

Figura D. 17: Gráfico da Assinatura do Acidente tripr com Ruído.

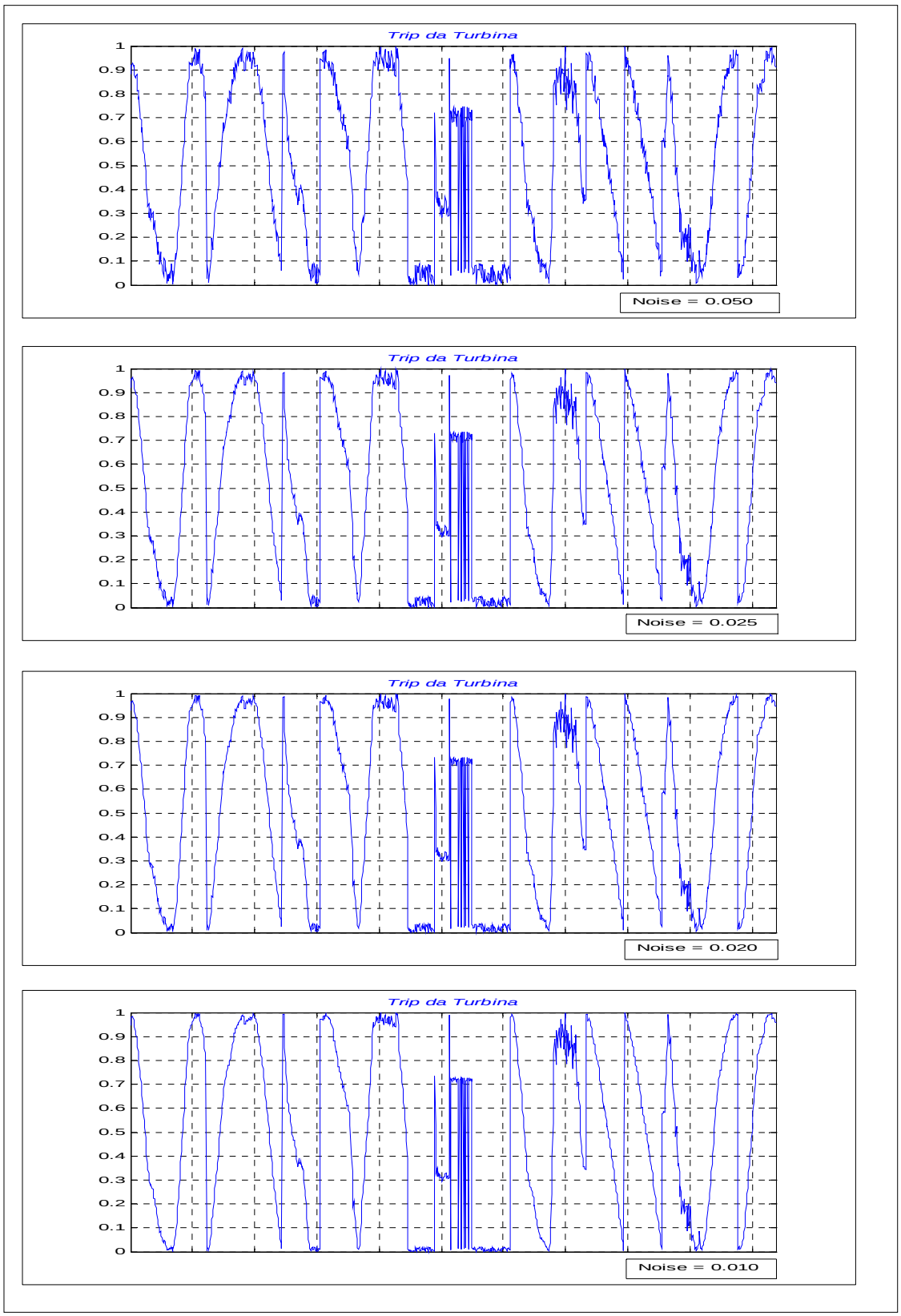

Figura D. 18: Gráfico da Assinatura do Acidente tript com Ruído.

APÊNDICE E - GRÁFICO DA FAIXA DE SEPARAÇÃO ESTABELECIDA PARA A CLASSIFICAÇÃO DOS TRÊS ACIDENTES COM RUÍDO

Neste apêndice, são apresentados os gráficos que ilustram a faixa de separação e de classificação estabelecida, para mostrar o comportamento da rede FBR na classificação dos três acidentes blck, loca e sglo, com a presença de ruído em suas assinaturas.

As figuras a seguir apresentam, em cada gráfico, a resposta da rede na classificação dos acidentes, para cada valor de dispersão (*Spread*) adotado em (4.1), os percentuais de ruído (*Noise*) adotados em (4.3).

Nestes gráficos, os círculos em azul, localizados nas coordenadas (1,1), (2,2) e (3,3), representam, respectivamente, cada um dos três acidentes blck, loca e sglo, sem a presença de ruído em suas assinaturas. Já os asteriscos em vermelhos representam estes acidentes, com as suas assinaturas com ruído. As linhas contínuas em preto representam o limite inferior e superior da faixa estabelecida, em torno da assinatura dos acidentes.

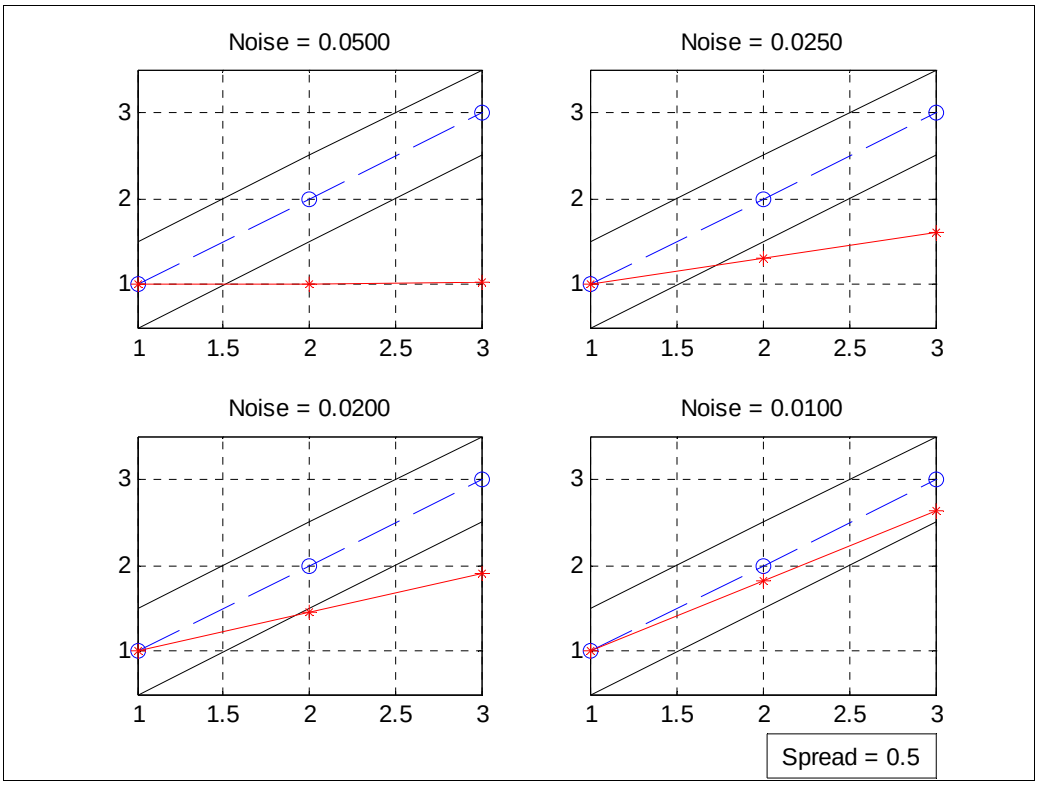

Figura E. 1: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 0.5.

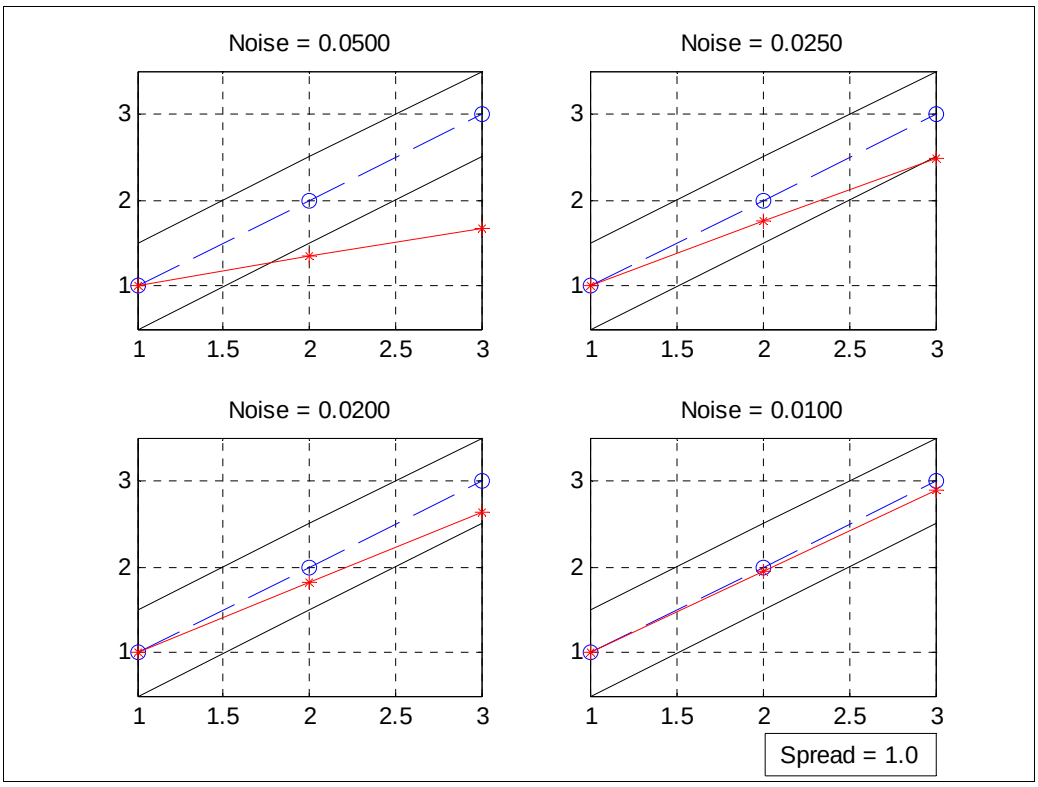

Figura E. 2: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 1.0.

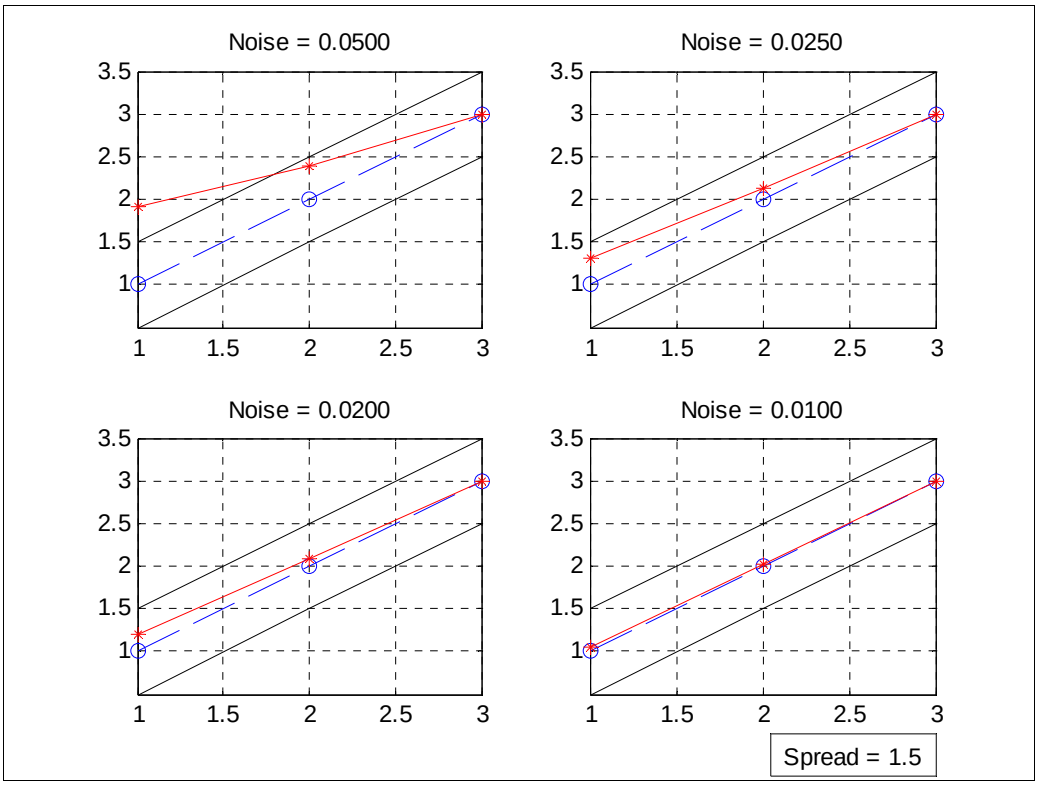

Figura E. 3: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 1.5

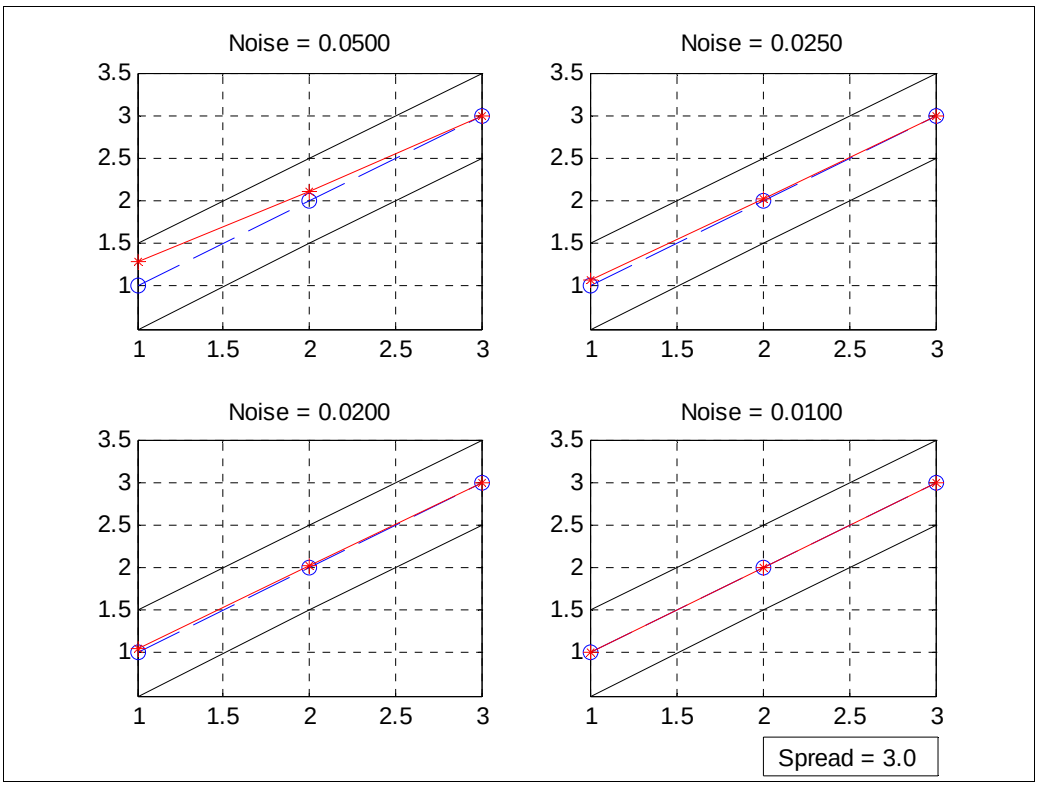

Figura E. 4: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 3.0.

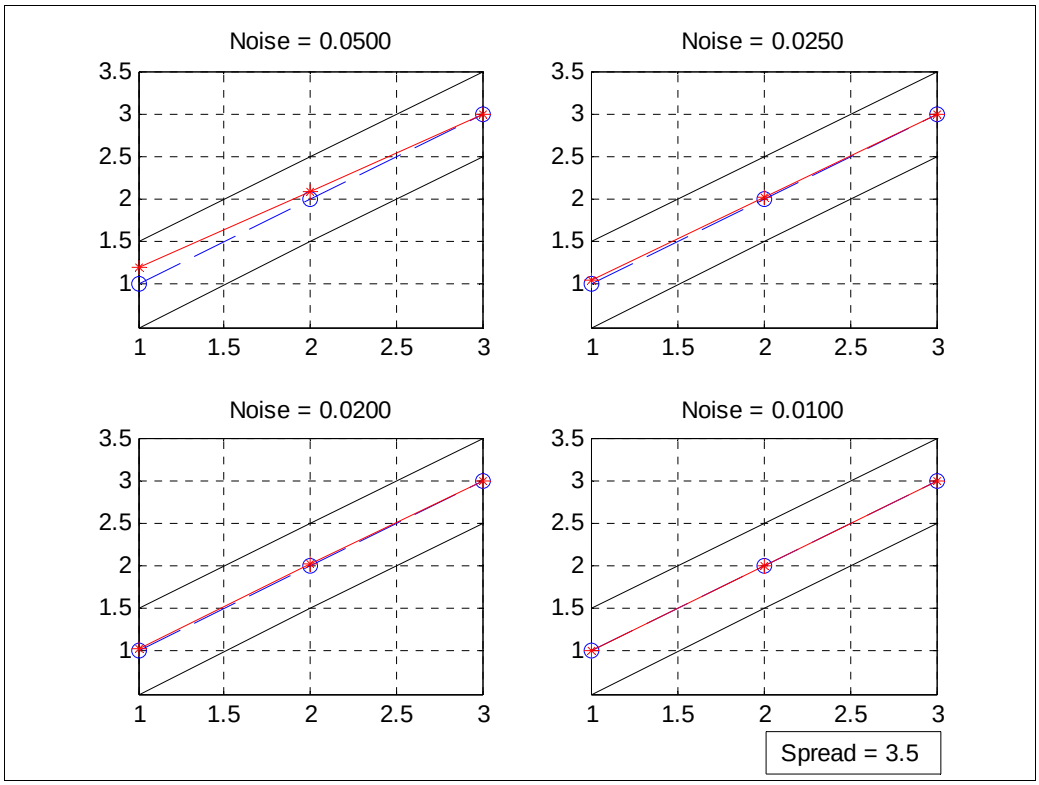

Figura E. 5: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 3.5**.**

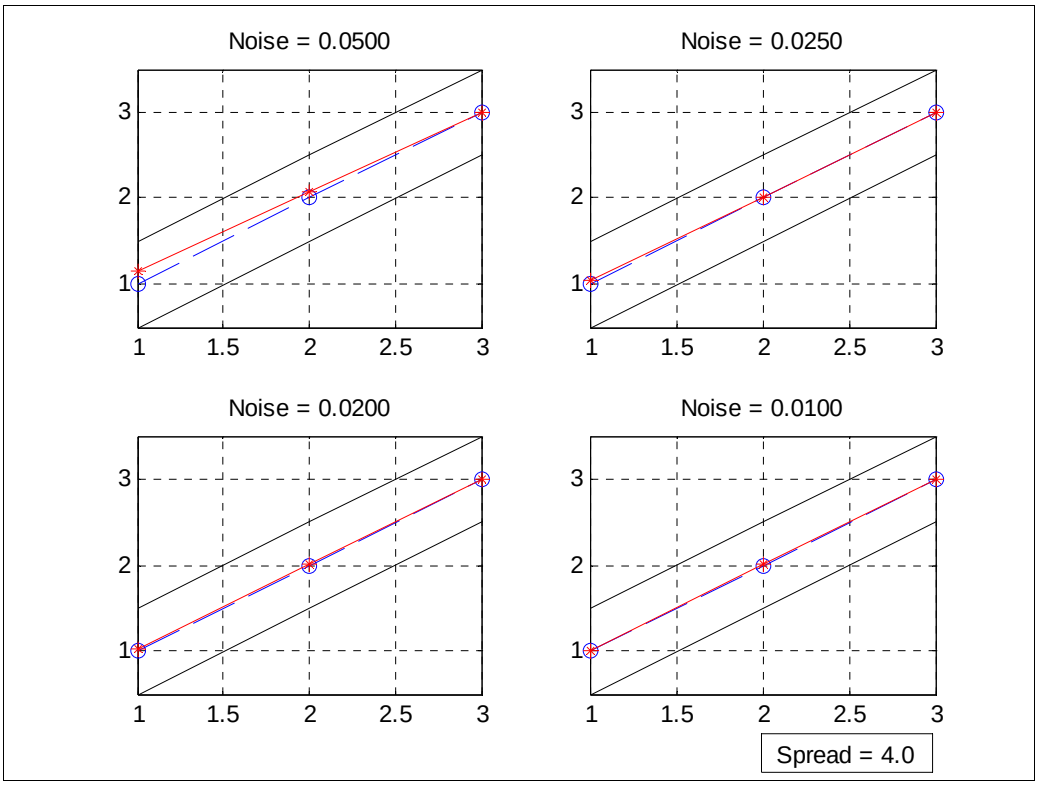

Figura E. 6: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 4.0.

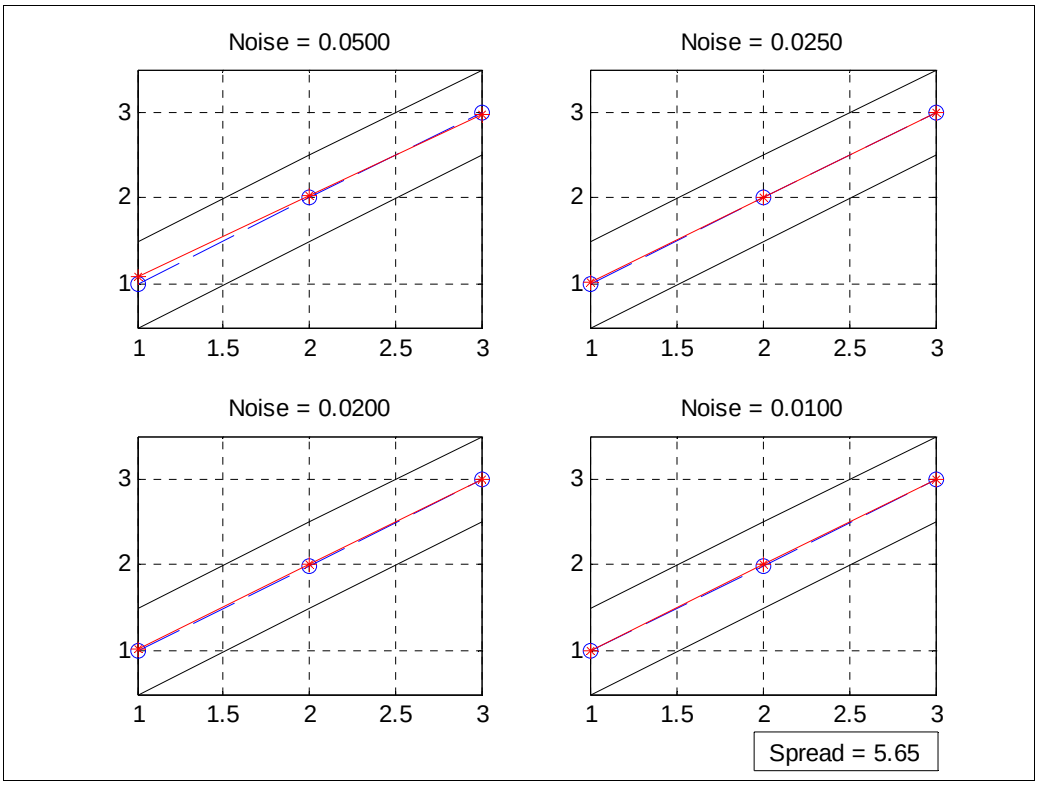

Figura E. 7: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 5.65$.

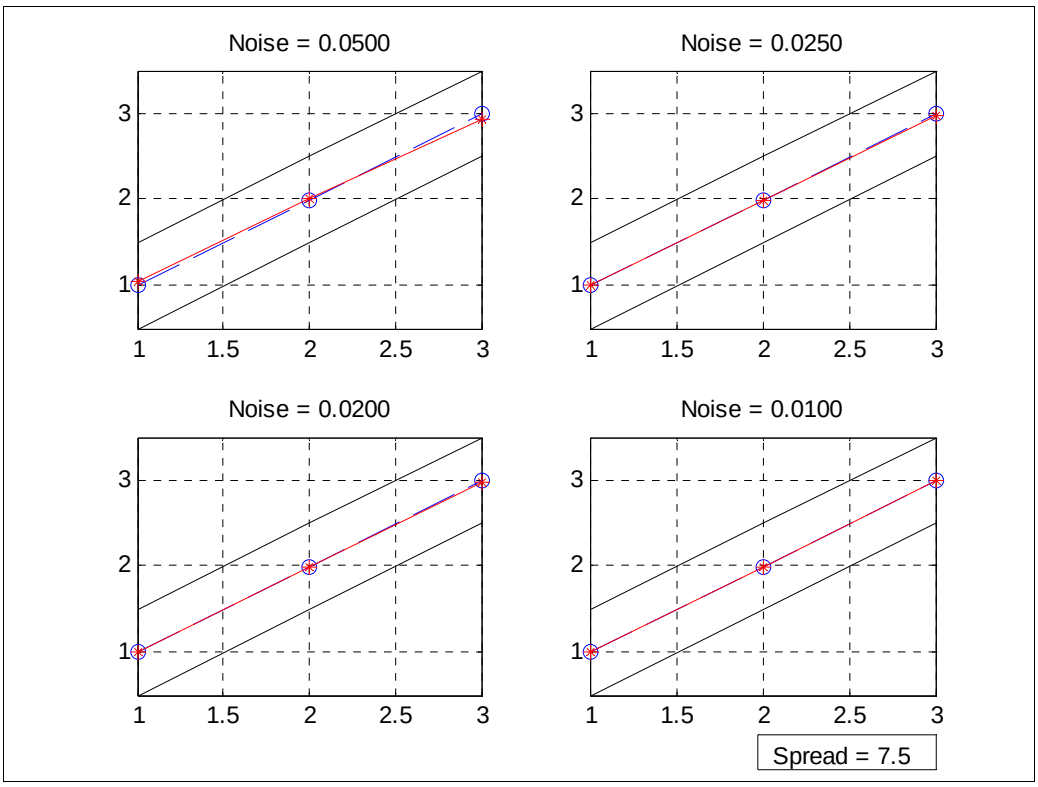

Figura E. 8: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 7.5$.

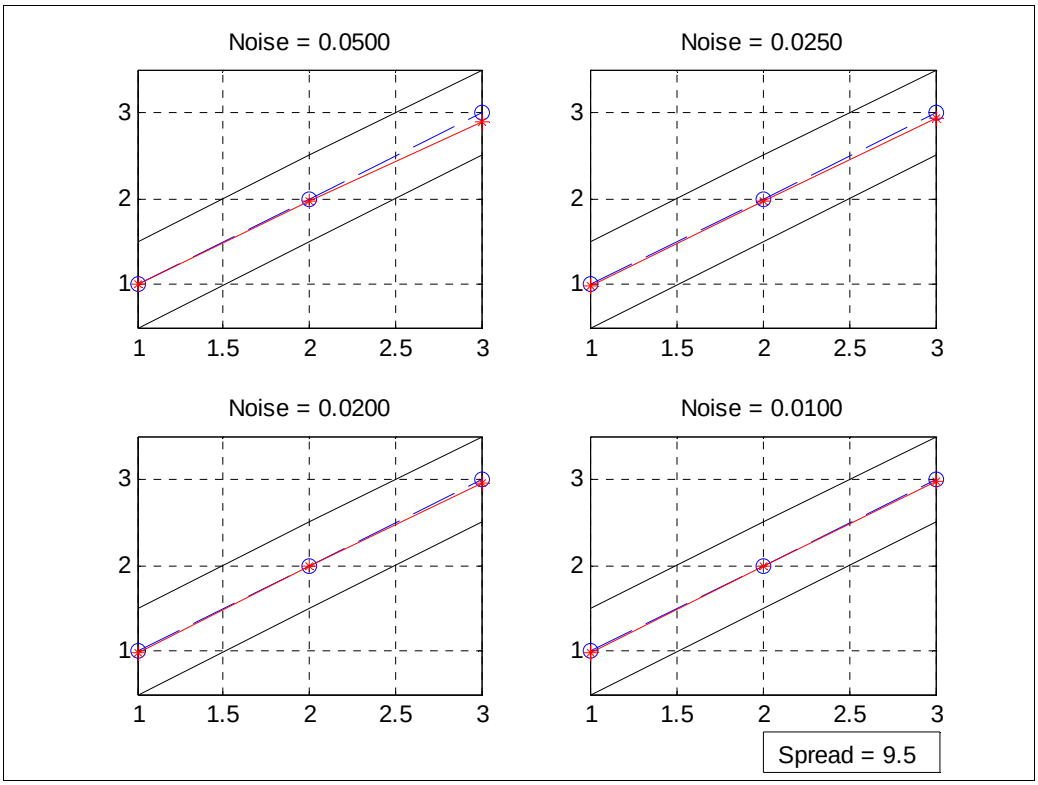

Figura E. 9: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 9.5$.

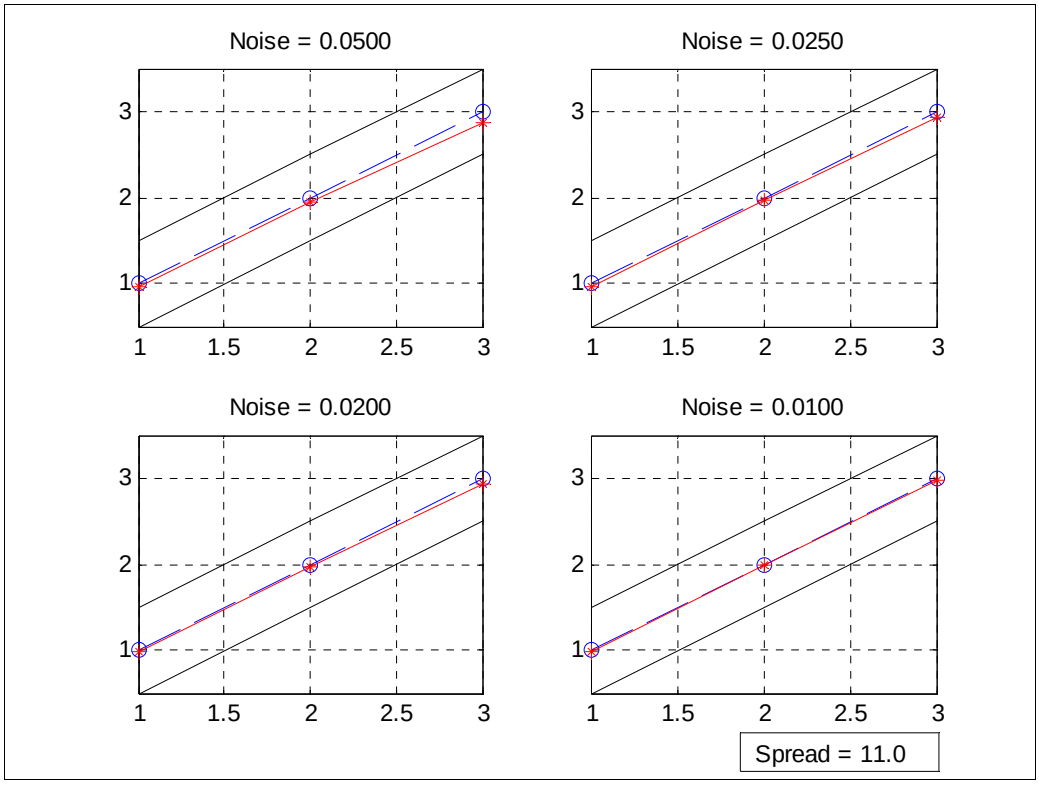

Figura E. 10: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 11.0$.

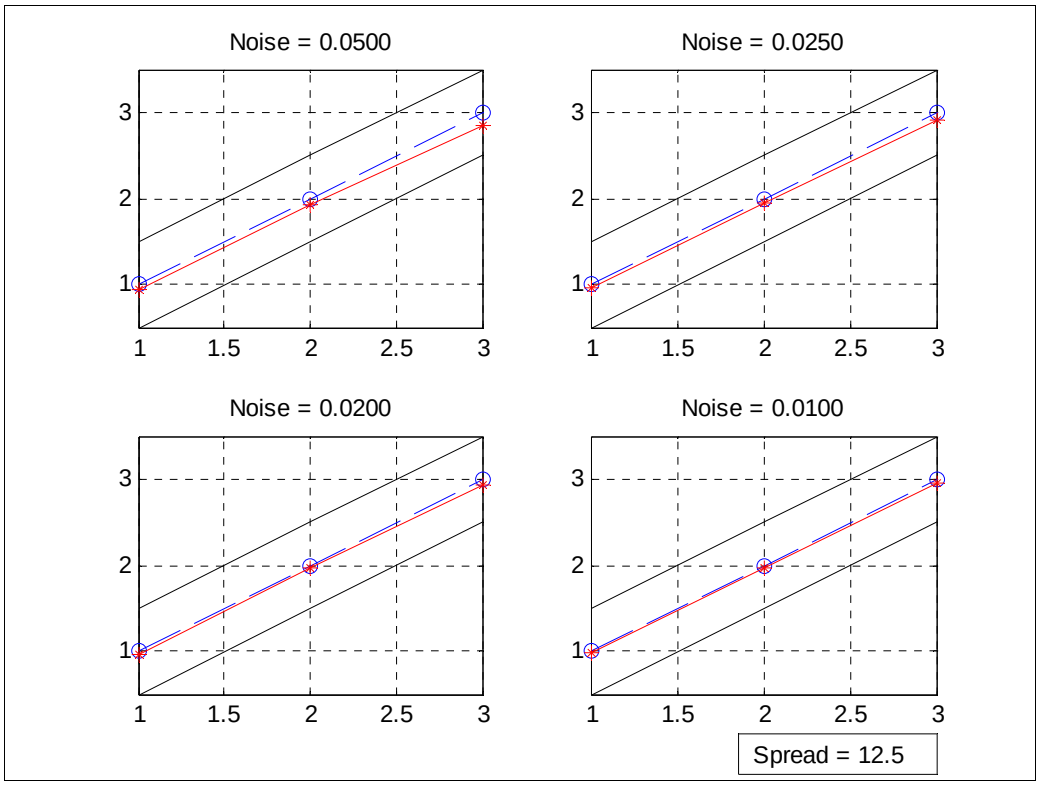

Figura E. 11: Faixa de Classificação dos Três Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 12.5.

APÊNDICE F – GRÁFICO DA FAIXA DE SEPARAÇÃO ESTABELECIDA PARA A CLASSIFICAÇÃO DOS DEZESSETE ACIDENTES COM RUÍDO

Neste apêndice, são apresentados os gráficos que ilustram a faixa de separação estabelecida, para mostrar o comportamento da rede FBR na classificação dos dezessete acidentes, com a presença de ruído em suas assinaturas.

As figuras a seguir ilustram, em cada gráfico, a resposta da rede na classificação dos acidentes, para cada valor de dispersão (*Spread*) adotado em (4.1), cada percentual de ruído (*Noise*) adotado em (4.3). Nestes gráficos, os círculos em azul representam cada um dos dezessetes acidentes, conforme a Tabela 2.1, sem a presença de ruído em suas assinaturas. Já os asteriscos em vermelhos representam os acidentes com as suas assinaturas ruidosas.

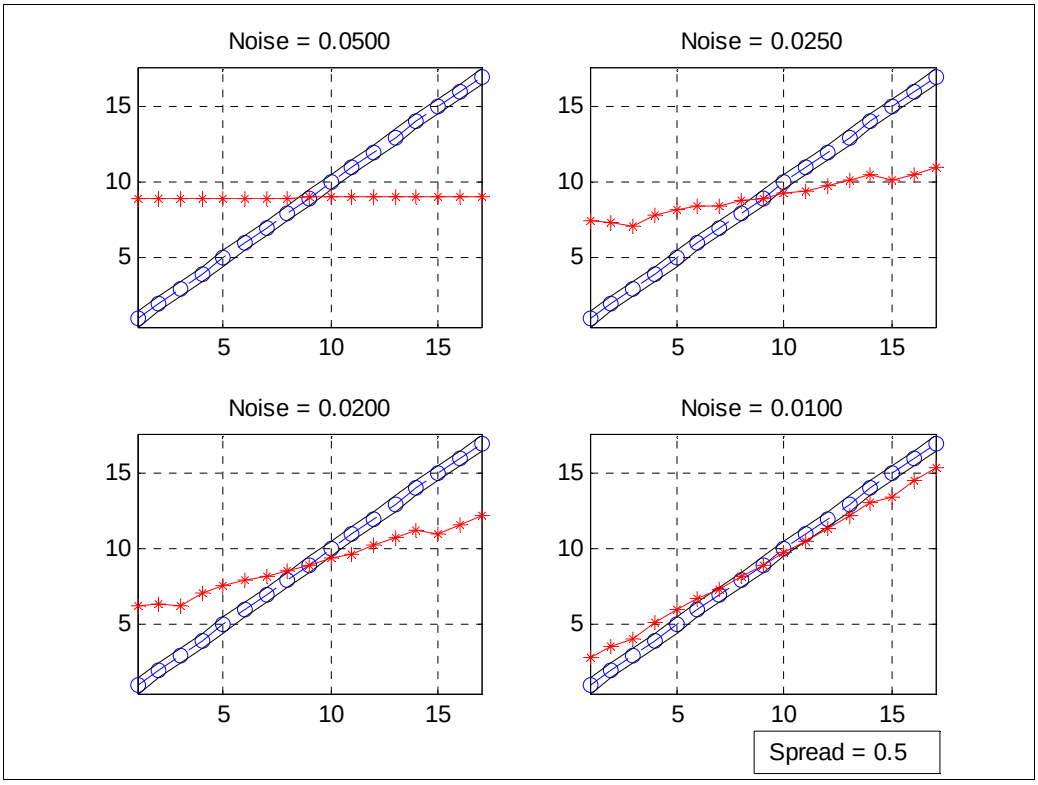

Figura F. 1: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 0.5$.

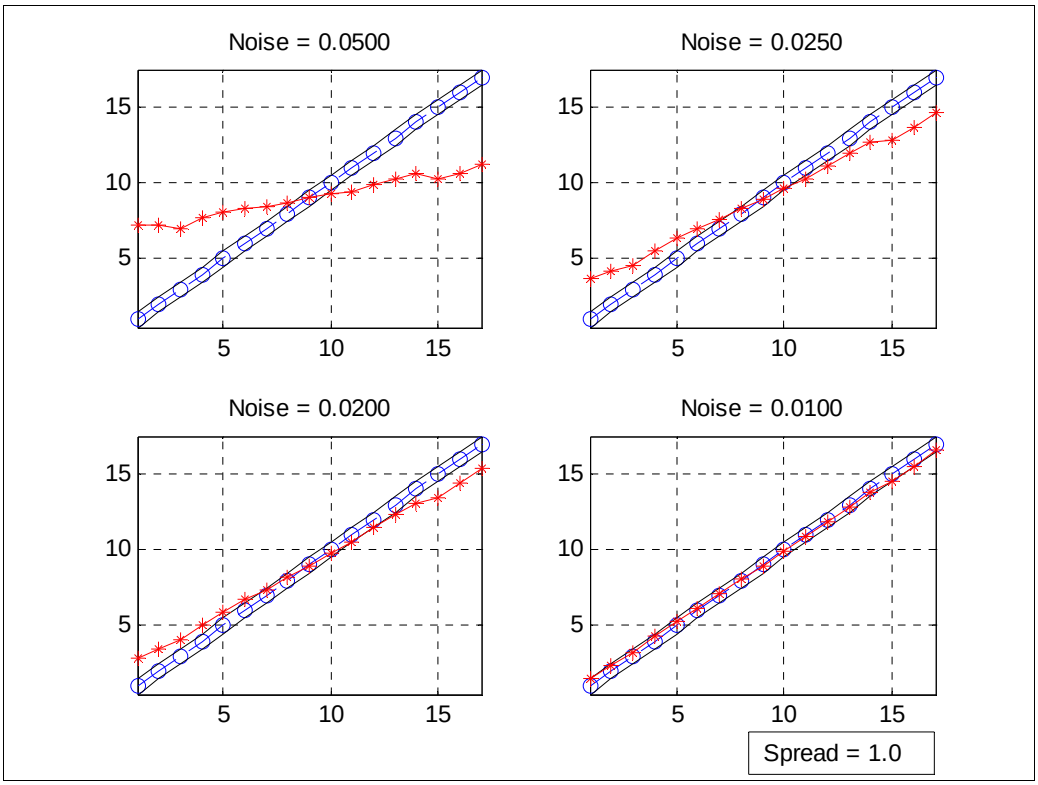

Figura F. 2: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 1.0.

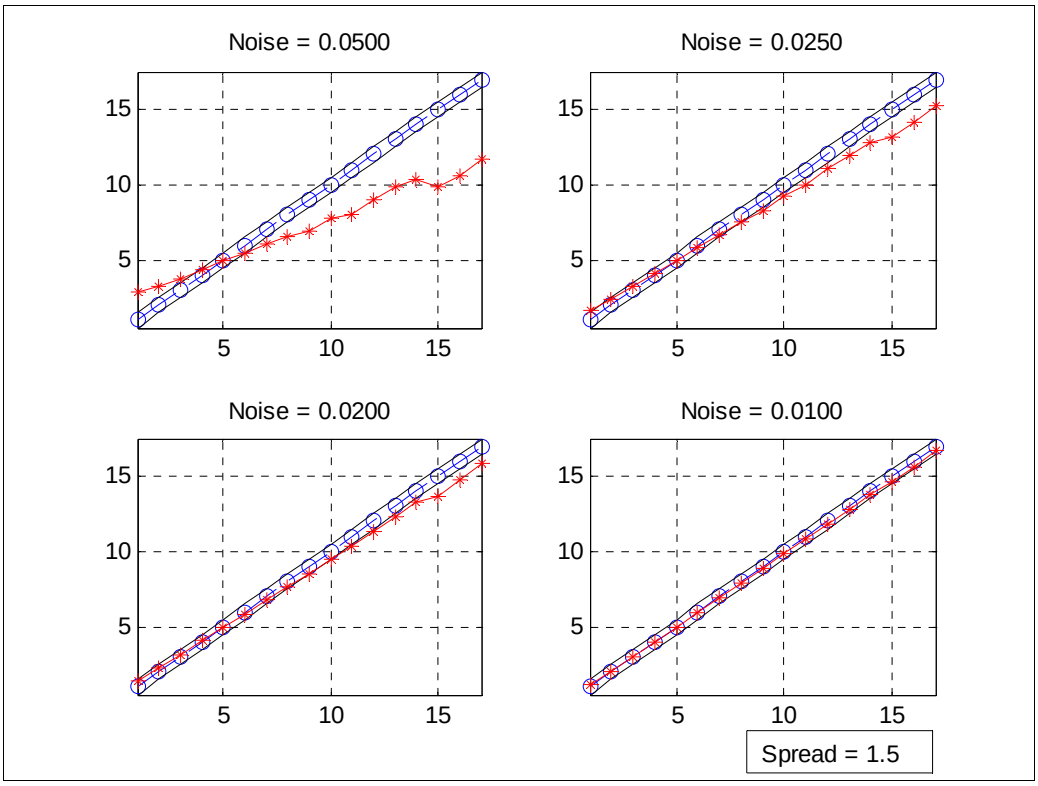

Figura F. 3: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 1.5.

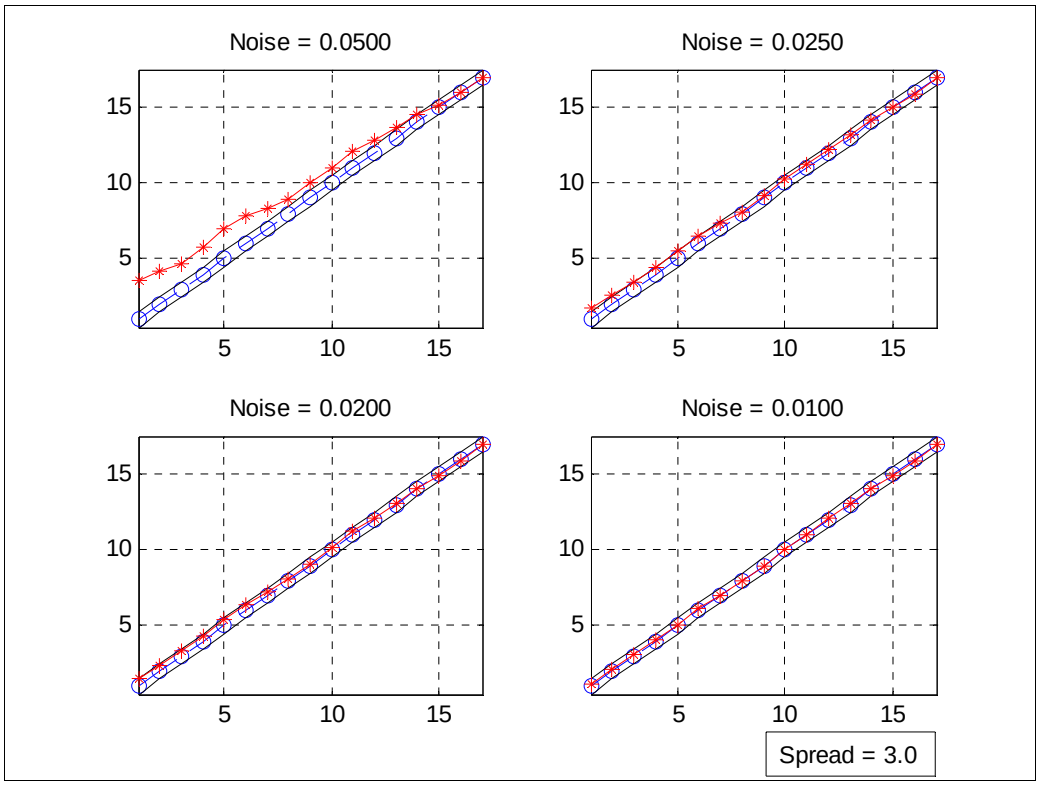

Figura F. 4: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 3.0$.

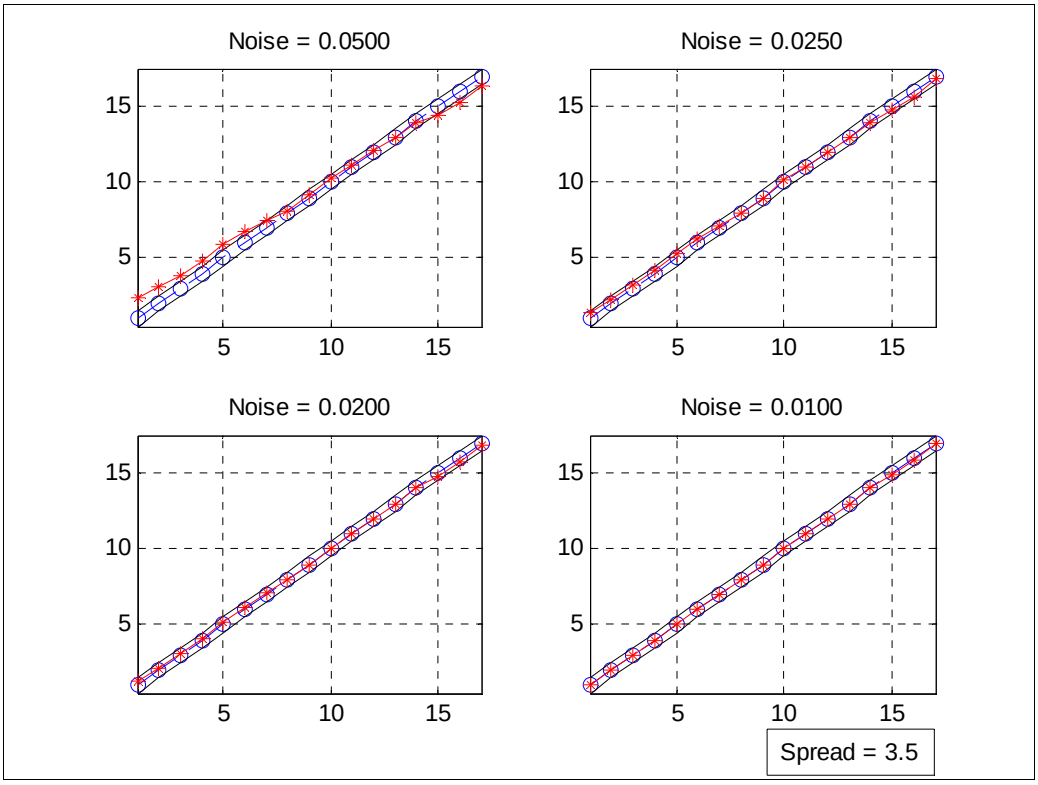

Figura F. 5: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 3.5$.

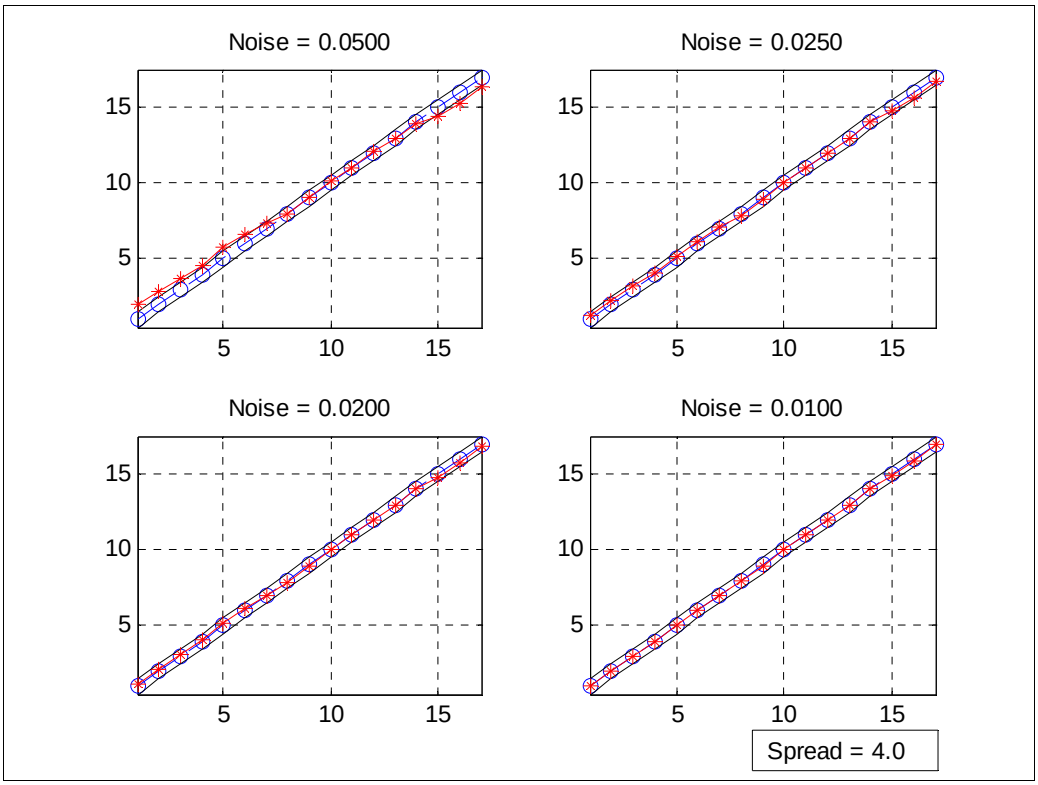

Figura F. 6: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 4.0.

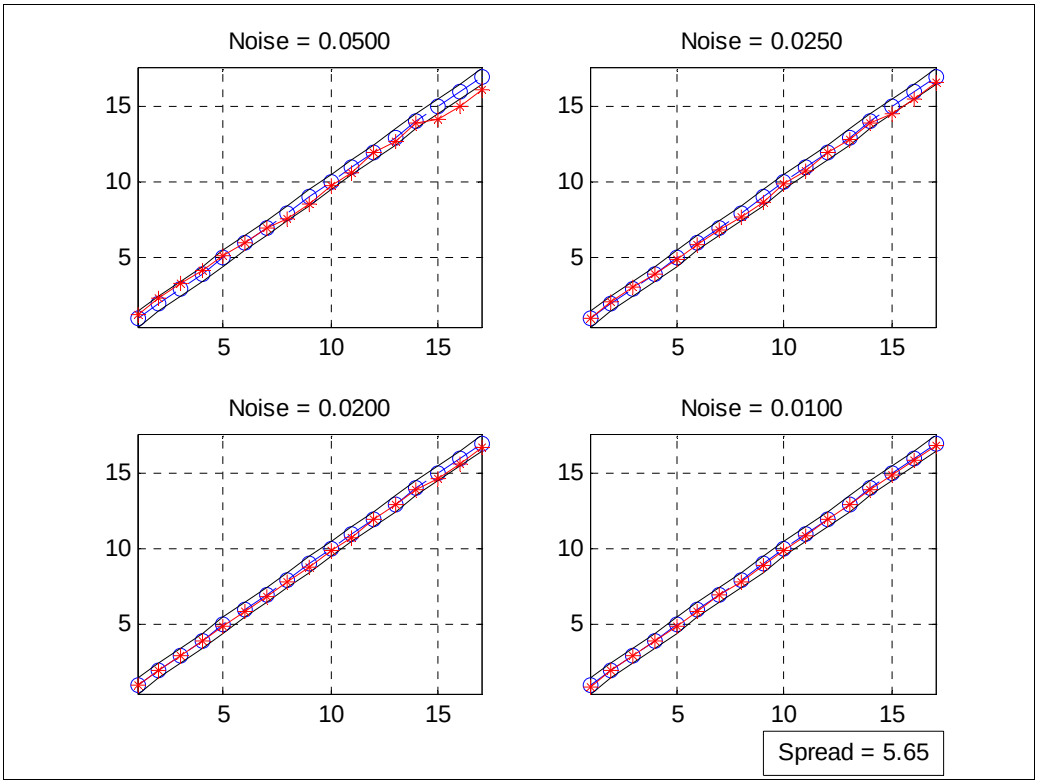

Figura F. 7: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 5.65.

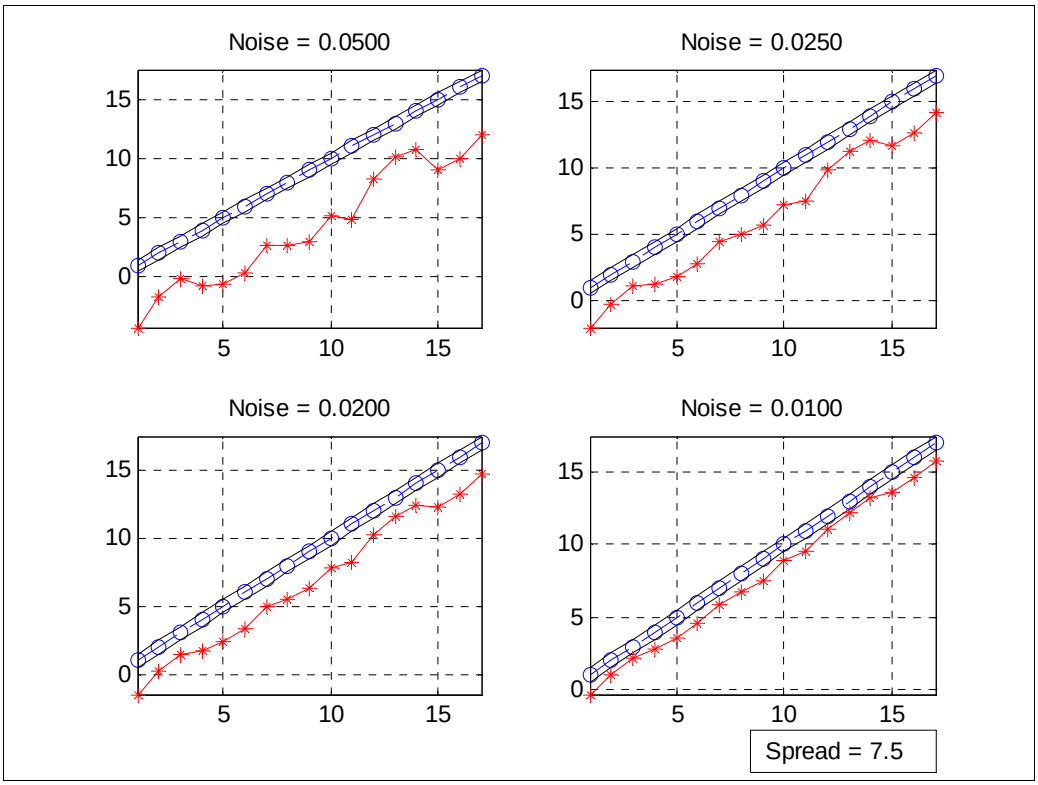

Figura F. 8: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 7.5$.

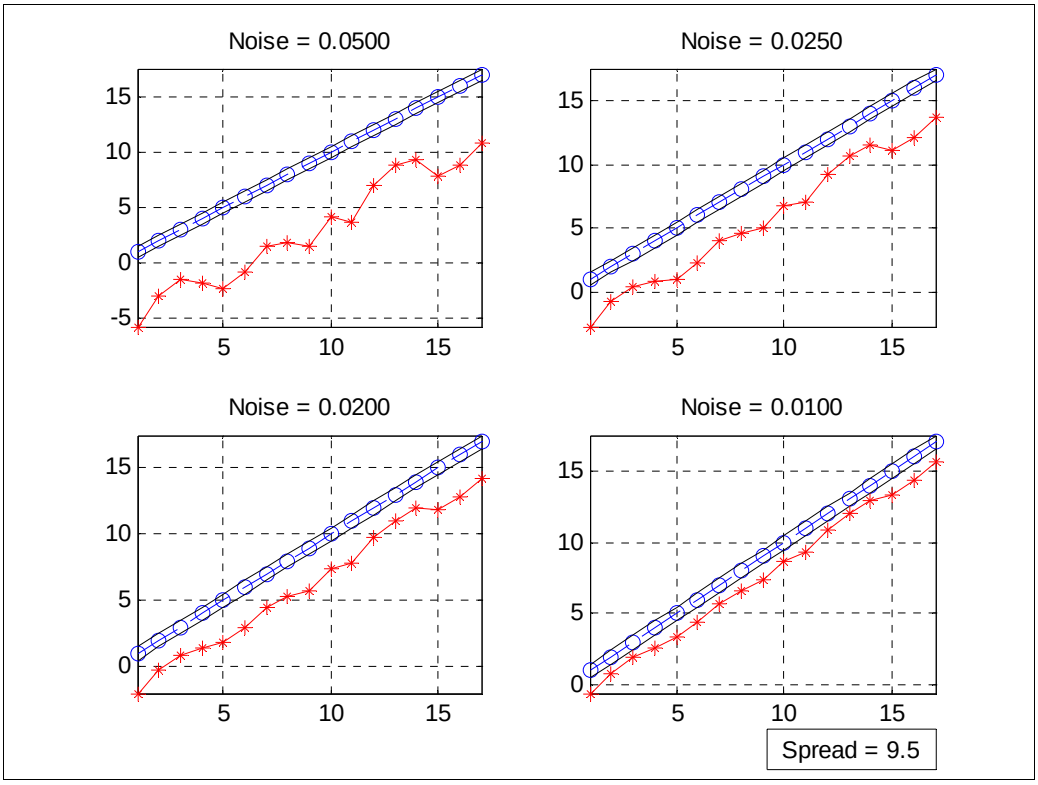

Figura F. 9: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de $\sigma = 9.5$.

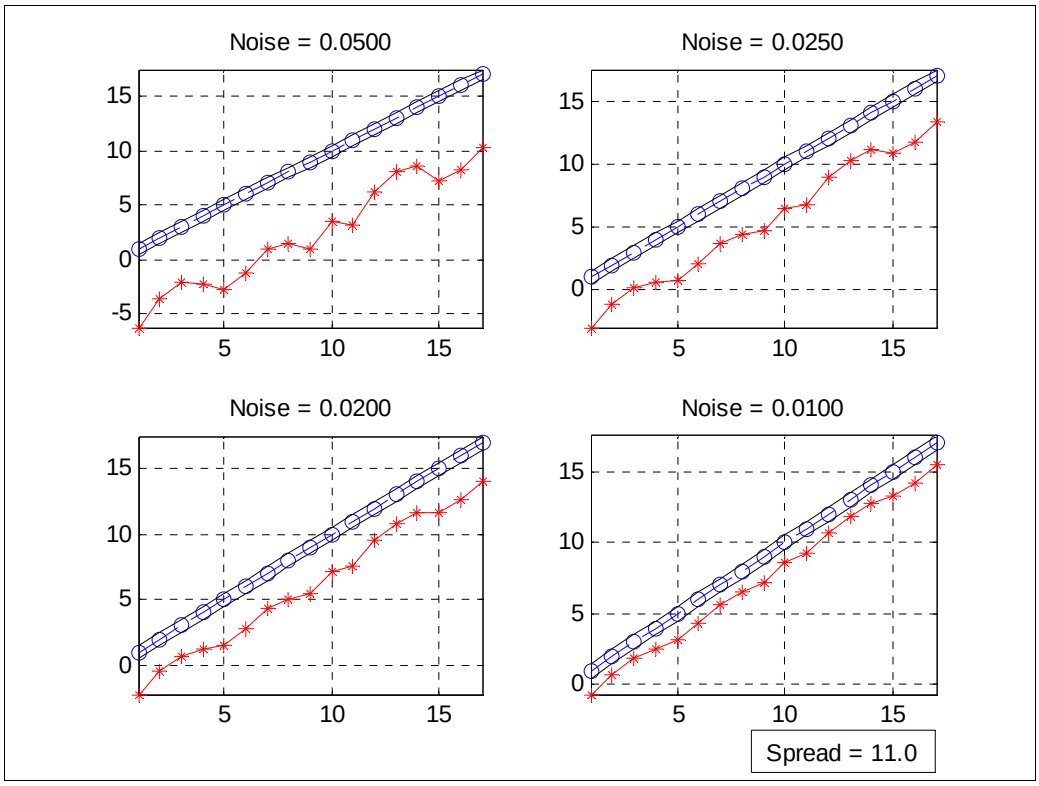

Figura F. 10: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 11.0.

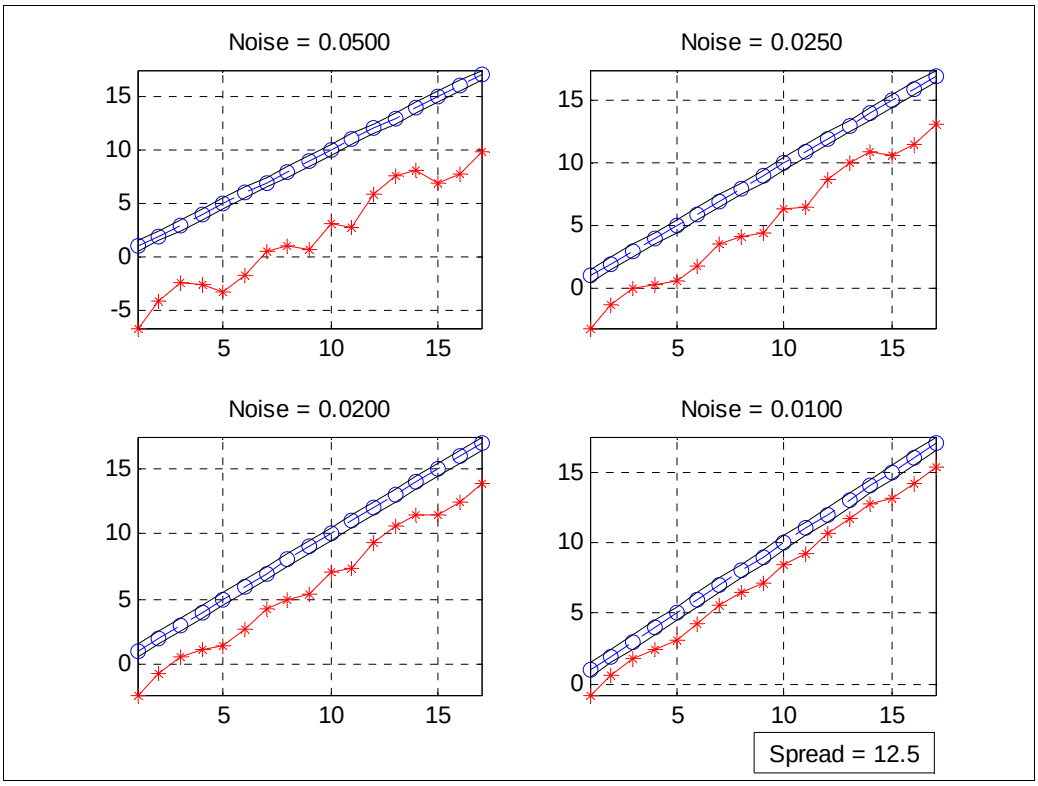

Figura F. 11: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes com Ruído, para o Valor da Dispersão da Gaussiana de σ = 12.5.

APÊNDICE G – CONDICIONAMENTO DE SISTEMAS LINEARES

Neste apêndice são apresentados os conceitos básicos sobre o condicionamento de sistemas lineares.

G.1- Normas Matriciais

Conforme em Kincaid e Cheney (2001), seja V um espaço vetorial. Uma **norma** é uma função $\|\square\|$, de V no conjunto dos números reais não negativos, que satisfaz às seguintes propriedades, para cada vetor $x \in V, \forall \lambda \subset \mathbf{R}$:

i) $\|x\| > 0$, se $x \neq 0$; (G.1)

ii) $\|\lambda x\| = |\lambda| \|x\|$; (G.2)

iii) $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|$. (G.3)

Por exemplo, se $x = (x_1, \ldots, x_n) \in \mathbf{R}^n$, a **norma euclidiana** (l_2 – norma) é definida por:

$$\|x\|_2 = \left(\sum_{i=1}^{n} x_i^2\right)^{1/2} \tag{G.4}$$

A **norma do máximo** (l_∞ – norma) é definida por:

$$\|x\|_\infty = max_{1 \leq i \leq n} |x_i| \tag{G.5}$$

Seja A uma matriz de ordem n x n. Define-se a **norma da matriz** A, induzida por uma norma vetorial, por:

$$\|A\| = \sup\{\|Av\| : v \in \mathbb{R}^n, \quad \|v\| = 1\}. \tag{G.6}$$

Em Kincaid e Cheney (2001), são demostradas, as seguintes propriedades:

i) $\|Ax\| \leq \|A\|\|x\|, \forall x \in \mathbf{R}^n$; (G.7)

ii) Se $\|\cdot\|$ é uma norma qualquer em $\mathbf{R}^n$, então a equação:

$$\|A\| = sup_{\|v\|=1} \{\|Av\| : v \in \mathbf{R}^n\} \quad (G.8)$$

define uma norma, no espaço linear de todas as matrizes *n* x *n*;

iii) A **norma do máximo,** da matriz *A*, induzida pela norma vetorial do máximo é dada por:

$$\|A\|_\infty = max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^{n} |a_{ij}| \quad (G.9)$$

iv) $\|I\| = 1$, em que *I* representa a matriz identidade; (G.10)

v) $\|AB\| \leq \|A\|\|B\|$, em que *B* é matriz de ordem *n* x *n*. (G.11)

G.2 – Número de Condição

De acordo com Kincaid e Cheney (2001), o termo **condicionamento** é usado, informalmente, para indicar o quão sensível pode ser a solução de um problema, a pequenas mudanças, relativas nos dados de entrada. Um problema é dito **mal condicionado** se pequenas alterações nos dados podem produzir grandes mudanças nas respostas. Para certos tipos de problemas, um **número de condição** pode ser definido e, se esse número for grande, indicará que o problema é mal condicionado.

Conforme em Kincaid e Cheney (2001), seja o sistema de equação linear da forma:

$$A.x = b \quad (G.12)$$

Onde *A* é uma matriz de ordem *n* x *n* e *b* é um vetor de ordem *n* x 1. Suponha que a matriz *A* seja invertível. Se A^{-1} sofre uma **perturbação**[7] gerando uma nova matriz *B,* então, a solução do sistema G.1 dada por:

---

[7] Diz-se que a função *f* sofre uma **perturbação** $\delta \in \mathbf{R}$, gerando uma nova função *F*, quando $F = f + \delta$ *(KINCAID; CHENEY, 2001).*

$$x = A^{-1}b \tag{G.13}$$

também sofrerá uma perturbação e se tornará no novo vetor

$$\bar{x} = Bb \tag{G.14}$$

A magnitude dessa perturbação em *x*, em termos absolutos e relativos, é calculada por:

$$\|x - \bar{x}\| = \|x - Bb\| = \|x - BAx\| = \|(I - BA)x\| \leq \|I - BA\|\|x\| \tag{G.15}$$

Em que $\|\square\|$ representa uma norma e *I* a matriz identidade. De (G.15) se tem:

$$\frac{\|x - \bar{x}\|}{\|x\|} \leq \|I - BA\| \tag{G.16}$$

Em que a desigualdade (G.16) fornece um limite superior para $\frac{\|x - \bar{x}\|}{\|x\|}$ e essa razão é tomada como a medida do erro relativo entre *x* e $\bar{x}$.

Suponha, agora que o vetor *b* sofre uma perturbação, se tornando o vetor $\bar{b}$. Se *x* e $\bar{x}$ satisfazem a equação G.12 e

$$A.\bar{x} = \bar{b} \tag{G.17}$$

Então, a diferença, em valor absoluto e relativo, entre *x* e $\bar{x}$ é calculada por:

$$\|x - \bar{x}\| = \|A^{-1}b - A^{-1}\bar{b}\| = \|A^{-1}(b - \bar{b})\| \leq \|A^{-1}\|\|b - \bar{b}\| \tag{G.18}$$

Que representa a medida da perturbação em *x*. Uma estimativa para a perturbação relativa é calculada por:

$$\|x - \bar{x}\| \leq \|A^{-1}\|\|(b - \bar{b})\| = \|A^{-1}\|\|Ax\|\frac{\|(b - \bar{b})\|}{\|b\|} \leq \|A^{-1}\|\|A\|\|x\|\frac{\|(b - \bar{b})\|}{\|b\|} \tag{G.19}$$

E isso implica que,

$$\frac{\|x - \bar{x}\|}{\|x\|} \leq \frac{K(A)\left\|\left(b - \bar{b}\right)\right\|}{\|b\|} \tag{G.20}$$

Em que $K(A) \equiv \|A^{-1}\|\|A\|$ é chamado de **número de condição** da matriz *A*.

Kincaid e Cheney (2001) ressaltam que:

i) A Desigualdade G.20 afirma que o erro relativo em x, não é maior do que $k(A)$ vezes o erro relativo em b;

ii) O número de condição depende da norma escolhida;

iii) Da Desigualdade G.20 nota-se que, se o número de condição for pequeno então, pequenas perturbações em b levam a pequenas perturbações em x;

iv) $k(A) \geq 1$.

Uma matriz com um número de condição alto é dita **mal condicionada.** Para toda matriz mal condicionada A, haverá casos em que a solução do sistema $A.x = b$ irá ser muito sensível, a pequenas perturbações no vector b. Para se obter uma certa precisão na determinação de x, será necessário uma maior precisão em b. Se o número de condição de A tiver um valor moderado, então a matriz A é dita **bem condicionada** (*i. e.,* pequenas perturbações em b, resultam apenas em pequenas perturbações no cálculo da solução x) (KINCAIDE; CHENEY, 2001).

APÊNDICE H – ANÁLISE DE MATEMÁTICA DA SENSIBILIDADE DA RESPOSTA DA REDE AO PARÂMETRO DISPERSÃO

Neste apêndice é apresentada uma análise matemática da influência da variação da matriz de interpolação Φ e dos valores da resposta desejada Y, na determinação do vetor de pesos W, da rede FBR.

Sejam: y a resposta desejada, w o peso da rede FBR, Φ a função de interpolação e $\delta \in \mathbf{R}$ uma perturbação provocada por algum erro nos dados.

Uma análise da sensibilidade da saída da rede FBR, em relação ao sinal de entrada x é dada por:

$$y = \phi(x)w \tag{H.1}$$

$$w = \phi^{-1}(x)y \tag{H.2}$$

$$y + \delta y = \phi(x + \delta x)w \tag{H.3}$$

$$\delta y = \phi(x + \delta x)w - y \tag{H.4}$$

Substituindo a Equação H.2 na Equação H.4, tem-se:

$$\delta y = \phi(x + \delta x)\phi^{-1}(x)y - y \tag{H.5}$$

$$\delta y = \left[\phi(x + \delta x)\phi^{-1}(x) - I\right]\mathrm{y} \tag{H.6}$$

Agora, uma análise mais geral, da sensibilidade da resposta da rede FBR, é dada por:

$$y = \phi(x)w \tag{H.7}$$

$$w = \phi^{-1}(x)y \tag{H.8}$$

$$w + \delta w = \phi^{-1}(x + \delta x)(y + \delta y) \tag{H.9}$$

$$\delta w = \phi^{-1}(x + \delta x)(y + \delta y) - w \tag{H.10}$$

Substituindo a Equação H.8 na Equação H.10, tem-se:

$$\delta w = \phi^{-1}(x + \delta x)(y + \delta y) - \phi^{-1}(x)y \tag{H.11}$$

$$\delta w = \phi^{-1}(x + \delta x)y + \phi^{-1}(x + \delta x)\delta y - \phi^{-1}(x)y \tag{H.12}$$

$$\delta w = \phi^{-1}(x + \delta x)y - \phi^{-1}(x)y + \phi^{-1}(x + \delta x)\delta y \tag{H.13}$$

$$\delta w = \left[\phi^{-1}(x + \delta x) - \phi^{-1}(x)\right]y + \phi^{-1}(x + \delta x)\delta y \tag{H.14}$$

Multiplicando o primeiro termo, do segundo membro por $\phi^{-1}(x)$, tem-se:

$$\delta w = \phi^{-1}(x)\phi(x)\left[\phi^{-1}(x + \delta x) - \phi^{-1}(x)\right]y + \phi^{-1}(x + \delta x)\delta y \tag{H.15}$$

$$\delta \mathrm{w} = \phi^{-1}(\mathrm{x})\left[\phi(\mathrm{x})\phi^{-1}(\mathrm{x} + \delta \mathrm{x}) - \mathrm{I}\right]\mathrm{y} + \phi^{-1}(\mathrm{x} + \delta \mathrm{x})\delta \mathrm{y} \tag{H.16}$$

Somando e subtraindo $\phi^{-1}(\mathrm{x})\delta \mathrm{y}$ ao segundo membro, tem-se:

$$\delta \mathrm{w} = \phi^{-1}(\mathrm{x})\left[\phi(\mathrm{x})\phi^{-1}(\mathrm{x} + \delta \mathrm{x}) - \mathrm{I}\right]\mathrm{y} + \phi^{-1}(\mathrm{x} + \delta \mathrm{x})\delta \mathrm{y} + \phi^{-1}(\mathrm{x})\delta \mathrm{y} - \phi^{-1}(\mathrm{x})\delta \mathrm{y} \tag{H.17}$$

$$\delta \mathrm{w} = \phi^{-1}(\mathrm{x})\left[\phi(\mathrm{x})\phi^{-1}(\mathrm{x} + \delta \mathrm{x}) - \mathrm{I}\right]\mathrm{y} + \phi^{-1}(\mathrm{x} + \delta \mathrm{x})\delta \mathrm{y} - \phi^{-1}(\mathrm{x})\delta \mathrm{y} + \phi^{-1}(\mathrm{x})\delta \mathrm{y} \tag{H.18}$$

$$\delta \mathrm{w} = \phi^{-1}(\mathrm{x})\left[\phi(\mathrm{x})\phi^{-1}(\mathrm{x} + \delta \mathrm{x}) - \mathrm{I}\right]\mathrm{y} + \phi^{-1}(\mathrm{x})\left[\phi^{-1}(\mathrm{x} + \delta \mathrm{x}) - \phi^{-1}(\mathrm{x})\right]\delta \mathrm{y} + \phi^{-1}(\mathrm{x})\delta \mathrm{y} \tag{H.19}$$

$$\delta \mathrm{w} = \phi^{-1}(\mathrm{x})\left[\phi(\mathrm{x})\phi^{-1}(\mathrm{x} + \delta \mathrm{x}) - \mathrm{I}\right](\mathrm{y} + \delta \mathrm{y}) + \phi^{-1}(\mathrm{x})\delta \mathrm{y} \tag{H.20}$$

Tomando uma norma, tem-se:

$$\|\delta \mathrm{w}\| \le \left\|\phi^{-1}(\mathrm{x})\right\| * \left\|\phi(\mathrm{x})\phi^{-1}(\mathrm{x} + \delta \mathrm{x}) - \mathrm{I}\right\| * \left[(\mathrm{y} + \delta \mathrm{y})\right] + \left\|\phi^{-1}(\mathrm{x})\right\| * \|\delta \mathrm{y}\| \tag{H.21}$$

Em que o símbolo * representa a operação de multiplicação. Portanto, essa última relação fornece um majorante do erro no peso sináptico *w* da rede FBR.

APÊNDICE I – GRÁFICO DA RESPOSTA DA REDE PARA DIFERENTES NÍVEIS DE RUÍDO, PARA DIFERENTES PARÂMETROS DE DISPERSÃO

Neste apêndice é mostrada uma forma alternativa de apresentação da faixa de separação estabelecida, para mostrar o comportamento da rede FBR na classificação dos dezessete acidentes, com a presença de ruído em suas assinaturas.

Logo, trata-se de uma variação do Apêndice F, na qual, cada gráfico ilustra a resposta da rede na classificação dos acidentes, para cada percentual de ruído em suas assinaturas, conforme em (4.3), cada valor de dispersão (*Spread*) adotado em (4.1), acrescido do valor de dispersão de $\sigma = 2.0$.

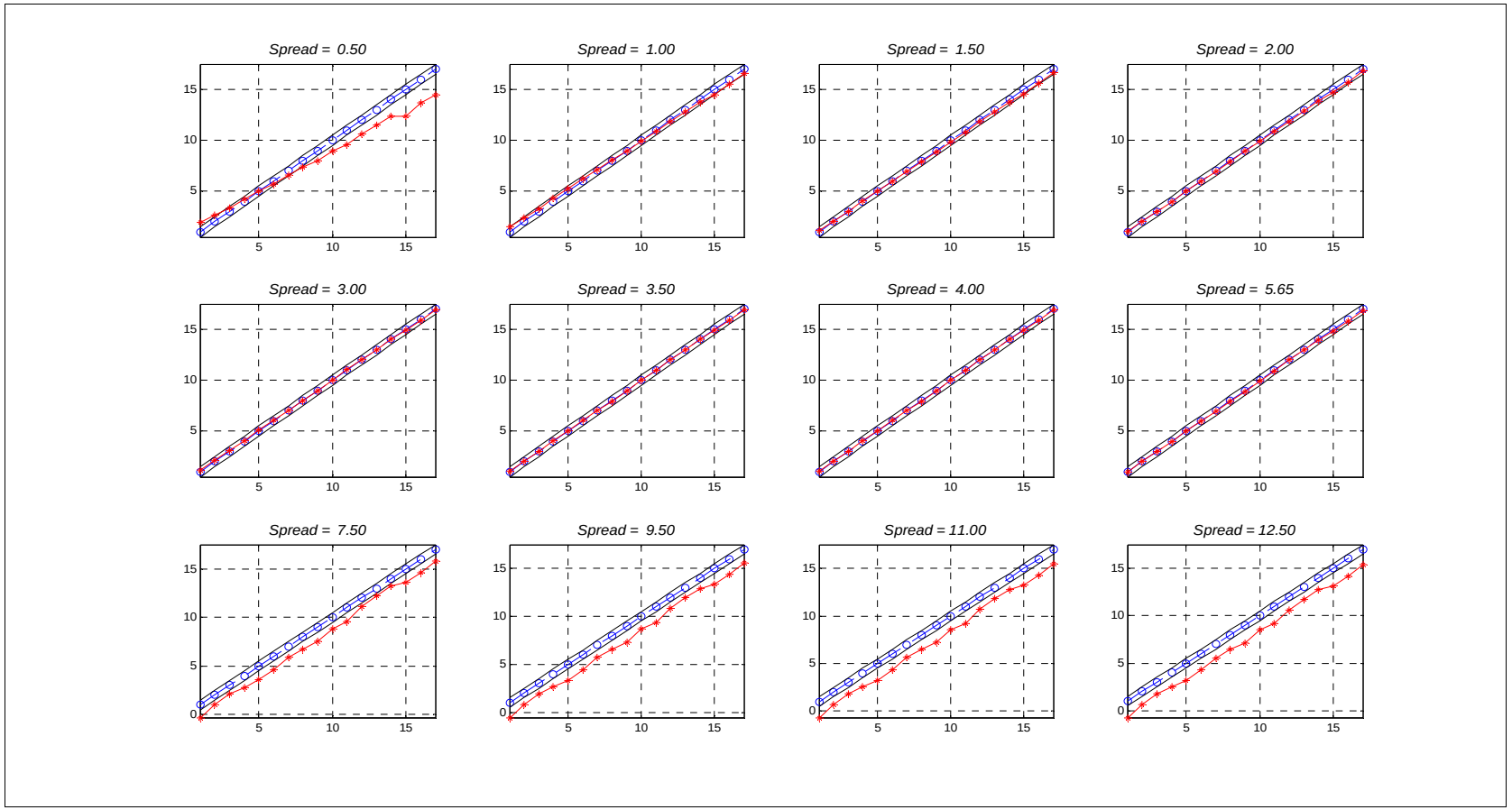

Figura I. 1: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes, com o Percentual de Ruído de 1% em suas Assinaturas.

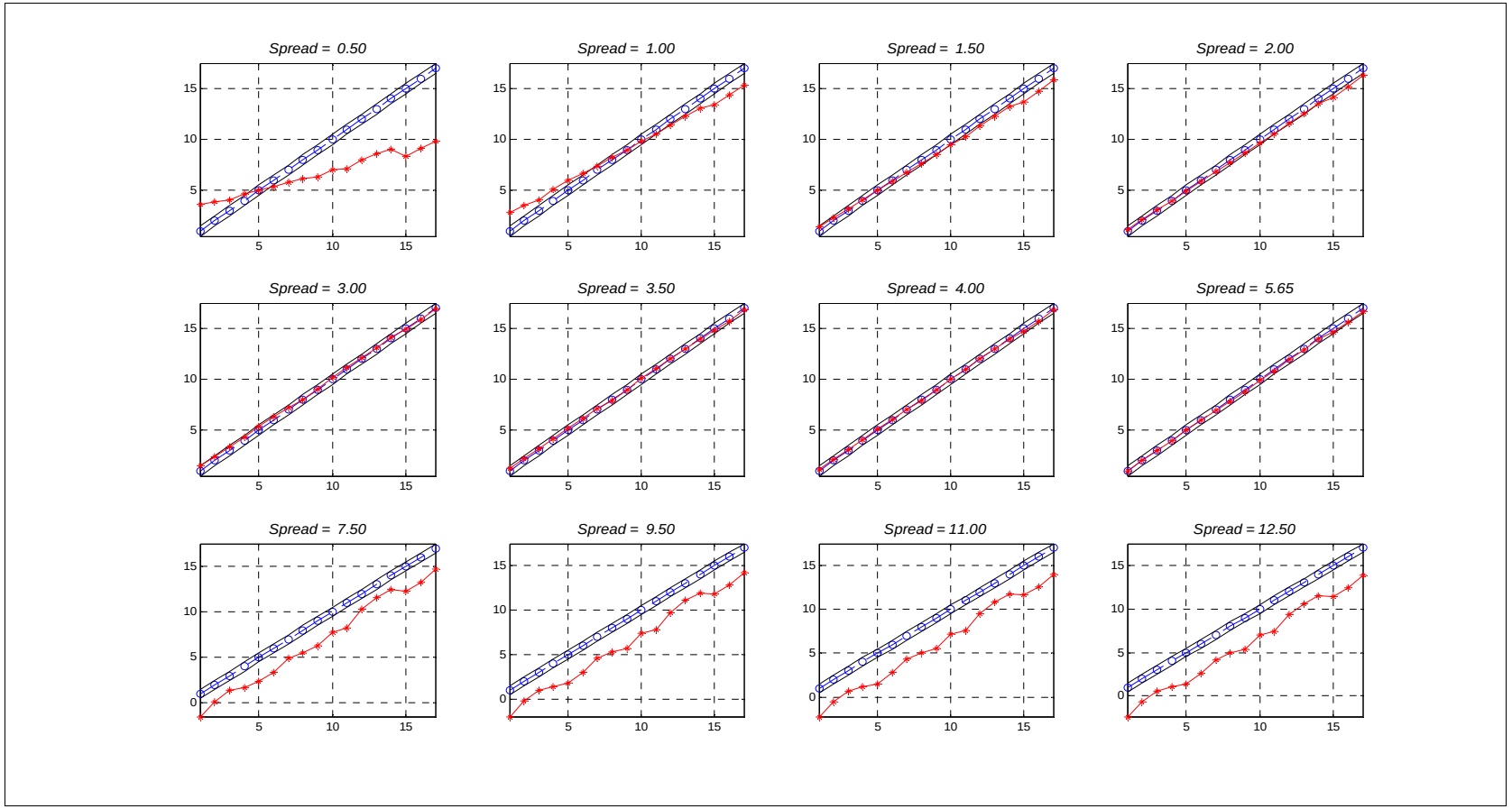

Figura I. 2: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes, com o Percentual de Ruído de 2% em suas Assinaturas.

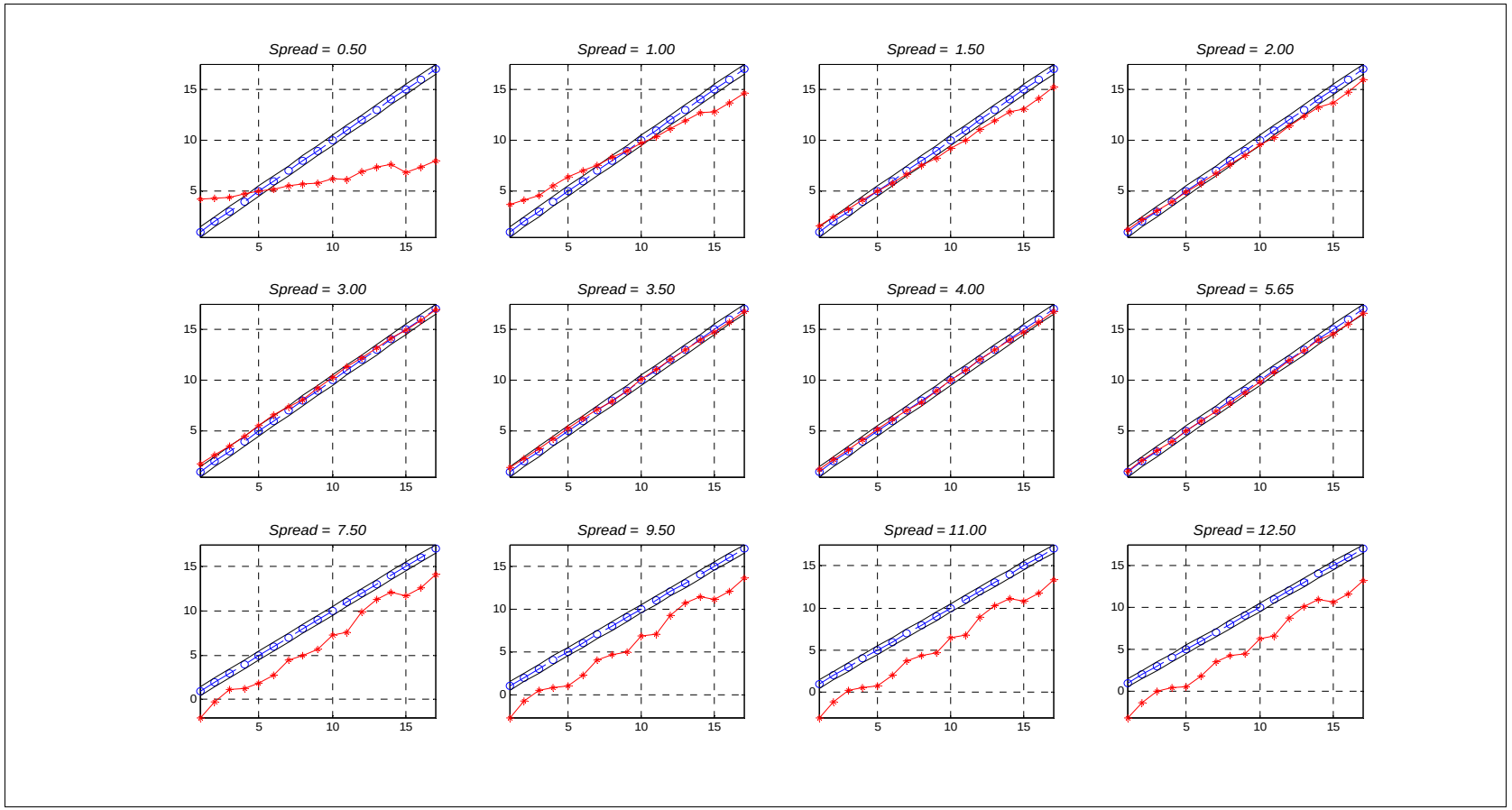

Figura I. 3: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes, com o Percentual de Ruído de 2.5% em suas Assinaturas.

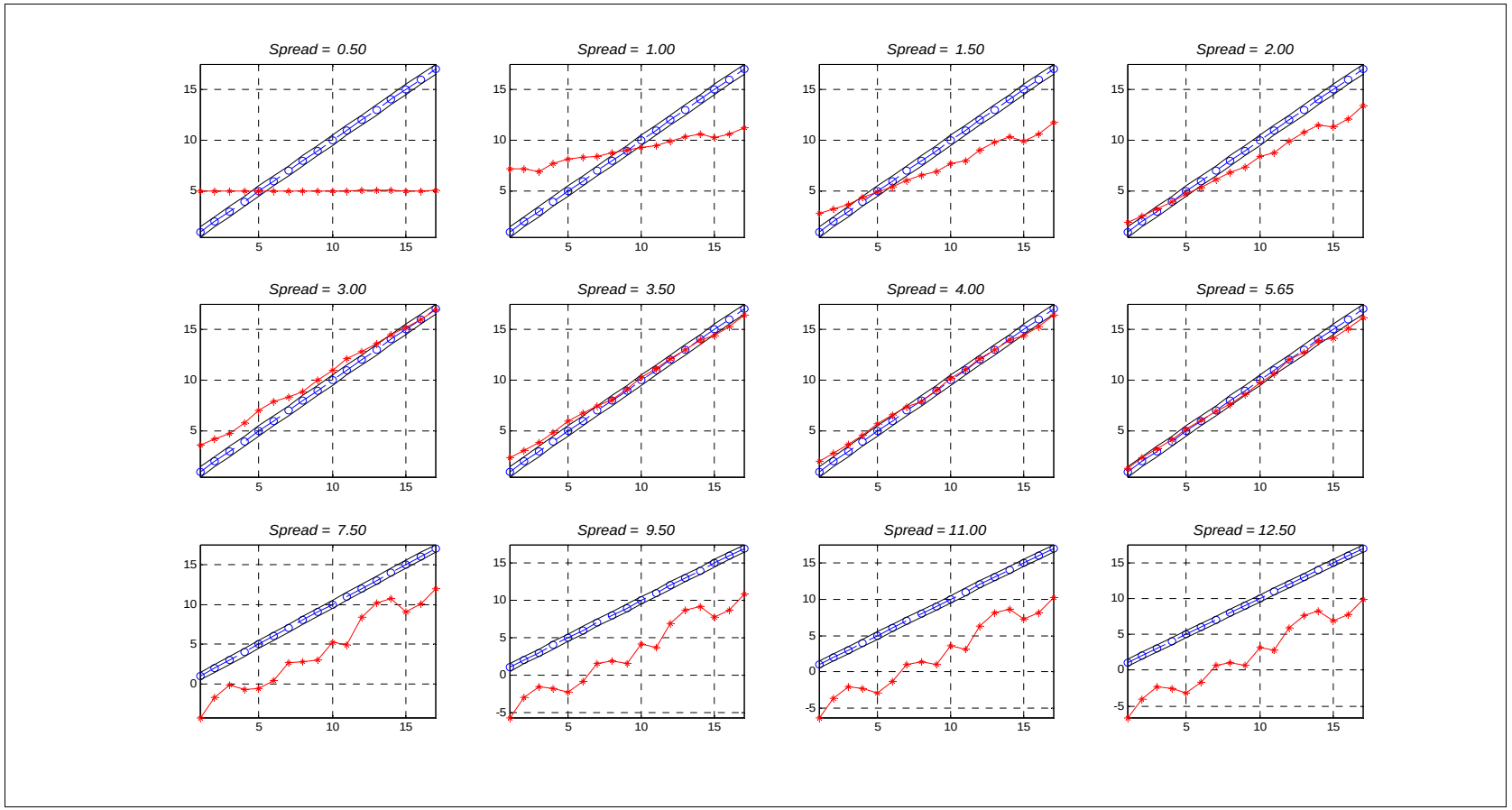

Figura I. 4: Faixa de Classificação dos Dezessete Acidentes, com o Percentual de Ruído de 5% em suas Assinaturas.