INSTITUTO DE ENGENHARIA NUCLEAR

RAFAEL GOMES DA COSTA

SISTEMA DE AUXÍLIO PARA O DIRECIONAMENTO DA ATENÇÃO NO DIAGNÓSTICO DE ACIDENTES EM USINAS NUCLEARES BASEADO EM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Rio de Janeiro
2009

RAFAEL GOMES DA COSTA

SISTEMA DE AUXÍLIO PARA O DIRECIONAMENTO DA ATENÇÃO NO DIAGNÓSTICO DE ACIDENTES EM USINAS NUCLEARES BASEADO EM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Dissertação apresentada ao Programa de Pós graduação em Ciência e Tecnologia Nucleares do Instituto de Engenharia Nuclear da Comissão Nacional de Energia Nuclear como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Grau de Mestre em Ciências em Engenharia Nuclear - Profissional em Engenharia de Reatores

Orientadores: Prof. Dr. Antônio Carlos de Abreu Mol
Prof. Dr. Paulo Victor Rodrigues de Carvalho

Rio de Janeiro
2009

COST Gomes da Costa, Rafael.
Sistema de Auxílio para o Direcionamento da Atenção no Diagnóstico de Acidentes em Usinas Nucleares Baseado em Inteligência Artificial / Rafael Gomes da Costa – Rio de Janeiro: CNEN/IEN, 2009.

100f.

Orientadores: Antônio Carlos de Abreu Mol e Paulo Victor Rodrigues de Carvalho

Dissertação (Mestrado em Engenharia de Reatores) – Instituto de Engenharia Nuclear, PPGIEN, 2009.

1.Redes Neurais; 2.Lógica Nebulosa; 3.Controle de Processos; 4.Ergonomia Cognitiva.

SISTEMA DE AUXÍLIO PARA O DIRECIONAMENTO DA ATENÇÃO NO DIAGNÓSTICO DE ACIDENTES EM USINAS NUCLEARES BASEADO EM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Rafael Gomes da Costa

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA E TECNOLOGIA NUCLEARES DO INSTITUTO DE ENGENHARIA NUCLEAR DA COMISSÃO NACIONAL DE ENERGIA NUCLEAR COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA NUCLEAR –PROFISSIONAL EM ENGENHARIA DE REATORES

Aprovada por:

_____
Prof. Dr. Antônio Carlos de Abreu Mol, D.Sc.

_____
Prof.Dr. Paulo Victor Rodrigues de Carvalho, D. Sc.

_____
Prof.Dr. Celso Marcelo Franklin Lapa, D.Sc.

_____
Prof.Dr. Issac José Antônio Luquetti dos Santos, D.Sc.

_____
Prof. Dr. Mario Cesar Rodreiguez Vidal, D.Sc

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL
JULHO DE 2009

Esta dissertação é dedicada a minha mãe, Julieta e ao meu irmão, Washington.

AGRADECIMENTOS

Aos meus orientadores e amigos, Antônio Carlos de Abreu Mol e Paulo Victor Rodrigues de Carvalho, agradeço pela dedicação, confiança e apoio devotados para a realização desta dissertação.

Aos funcionários do programa de pós-graduação do IEN, por toda ajuda no encaminhamento da pesquisa.

À Comissão Nacional de Energia Nuclear, que através do Instituto de Engenharia Nuclear, proporcionou a estrutura necessária e o financiamento desta pesquisa.

Cabe ainda agradecer ao Prof. Cláudio Márcio do N. A. Pereira pela importante interlocução.

Aos amigos de sempre: Victor Freitas, Warley Costa, Bruno Costa, Edinho, Fausto e, por fim, ao Anderson que me ajudou desde os tempos da disciplina Calculo 1, nos anos de graduação na UFF.

Aos meus pais e ao meu irmão, por representarem eterna fonte dos valores que têm pautado a minha existência.

A Bruna, pelo carinho, antiga amizade e companheirismo que dividiu comigo as angústias e realizações destes últimos anos...

Resumo da Dissertação apresentada ao IEN/CNEN como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M. Sc.)

SISTEMA DE AUXÍLIO PARA O DIRENCIONAMNETO DA ATENÇÃO NO DIAGNÓSTICO DE ACIDENTES EM USINAS NUCLEARES BASEADO EM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Rafael Gomes da Costa
Julho/2009
Orientadores: Antônio Carlos de Abreu Mol
Paulo Victor Rodrigues de Carvalho

Resumo: A identificação de transientes numa central nuclear é freqüentemente uma tarefa muito difícil e, normalmente, depende, basicamente, da cognição humana. A identificação precoce dos desvios inesperados nos comportamentos com estado estacionário é um passo essencial para a operação, controle e gestão de acidentes em centrais nucleares. As bases para a identificação estão na percepção de que diferentes falhas e anomalias no sistema conduzem a distintos padrões evolutivos nas variáveis envolvidas no processo.

Durante um evento anormal, o operador deve controlar uma grande quantidade de informação a partir dos instrumentos, próprios a cada tipo específico de evento. Contudo, diversos modelos baseados em sistemas especialistas, redes neurais e lógica fuzzy estão sendo desenvolvidos para a identificação de transientes.

No presente trabalho, a investigação centra-se na possibilidade de se utilizar uma ferramenta de modelagem Neuro-Fuzzy para uma eficiente identificação de transientes, com o objetivo de auxiliar o operador a tomar decisões em relação ao procedimento a ser seguido em situações de acidentes / transientes em centrais nucleares. O sistema proposto utiliza redes neurais artificiais (RNA), como primeiro nível de diagnóstico. A partir da identificação de transientes preliminar desenvolvida pela RNA, o sistema de lógica fuzzy analisa os resultados, emitindo importante grau de confiabilidade. Uma avaliação preliminar do sistema desenvolvido foi feita no Laboratório de Interface Homem-Sistema (LABIHS).

Abstract of Dissertation presented to IEN/CNEN as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

AID SYSTEM IN THE ATTENTION DIRECTION FOR ACCIDENTS DIAGNOSIS AT NUCLEAR POWER PLANTS BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Rafael Gomes da Costa
July/ 2009
Advisors: Antônio Carlos de Abreu Mol
Paulo Victor Rodrigues de Carvalho

Abstract : Transient identification in Nuclear Power Plant (NPP) is often a very hard task and may involve a great amount of human cognition. The early identification of unexpected departures from steady state behavior is an essential step for the operation, control and accident management in NPPs. The bases for the transient identification relay on the evidence that different system faults and anomalies lead to different pattern evolution in the involved process variables. During an abnormal event, the operator must monitor a great amount of information from the instruments that represents a specific type of event. Several systems based on specialist systems, neural-networks, and fuzzy logic have been developed for transient identification. In the work, we investigate the possibility of using a Neuro-Fuzzy modeling tool for efficient transient identification, aiming to helping the operator crew to take decisions relative to the procedure to be followed in situations of accidents/transients at NPPs. The proposed system uses artificial neural networks (ANN) as first level transient diagnostic. After the ANN has done the preliminary transient type identification, a fuzzy-logic system analyzes the results emitting reliability degree of it. A preliminary evaluation of the developed system was made at the Human-System Interface Laboratory (LABIHS). The obtained results show that the system can help the operators to take decisions during transients/accidents in the plant.

Sumario

CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO....1
1.1 Trabalhos Relacionados.... 3
1.2 Objetivo.... 5
1.3 Estrutura desta dissertação.... 6
CAPÍTULO 2 - ERGONOMIA E GERENCIAMENTO DE FALHAS EM USINAS NUCLEARES 7
2.1 Gerenciamento de falhas na operação de sistemas complexos.... 9
2.2 Sistema cognitivo conjunto.... 12
2.3 A importância da atenção no gerenciamento de falhas.... 13
2.4 O direcionamento da atenção entre os agentes de um sistema cognitivo conjunto.... 15
2.1.4 Referência comum de pré-atenção.... 17
CAPÍTULO 3 - CONCEITOS BÁSICOS DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E LÓGICA NEBULOSA .21
3.1 Redes Neurais Artificiais.... 21
3.1.1 Redes Perceptrons de Multicamadas (MCP).... 22
3.1.2 Escolha de um Modelo de Redes Neurais Artificiais.... 23
3.2 Lógica Nebulosa.... 25
3.2.1 Conjuntos Nebulosos.... 26
3.2.2 Função de Pertinência e Termos Lingüisticos.... 27
3.2.3 Operadores Nebulosos.... 28
3.2.4 Regras Nebulosas.... 28
3.2.5 O processo Nebuloso.... 29
CAPÍTULO 4 - DESCRIÇÃO DO MODELO DE IDENTIFICAÇÃO DE TRANSIENTES 31
4.1 Sistema de Seleção de Eventos.... 31
4.2 Sistema de Identificação de Eventos em Ambientes Ruidosos.... 33
4.3 Sistema de Identificação de Eventos em Ambientes Ruidosos Dinâmicos.... 34
4.4 Sistema Nebuloso na Determinação do Grau de Confiança na Identificação do Evento.... 37
4.4.1 Formação do Conjunto Nebuloso.... 38
4.4.2 Regras Nebulosas.... 41
CAPÍTULO 5 - DESCRIÇÃO DOS SISTEMAS RELACIONADOS COM A SEGURANÇA DE REATORES NUCLEARES E OS ACIDENTES ESCOLHIDOS PARA O TESTE DO SISTEMA 42
5.1 - Introdução.... 43
5.2 - Principais Sistemas de uma Usina Nuclear PWR.... 43
5.2.1 - Sistema de Refrigeração do Reator.... 44
5.2.2 – Sistema de Remoção do Calor Residual.... 46
5.2.3 – Sistema de Vapor Principal.... 46
5.2.4 – Sistema de Limitação.... 47
5.2.5 – Sistema de Proteção do Reator.... 47
5.3 – Escolha do Conjunto de Acidentes para Teste do Método.... 49
CAPÍTULO 6 - APLICAÇÃO DO MÉTODO AO CONJUNTO DE ACIDENTES ESCOLHIDOS PARA O TESTE 52
6.1 Treinamento das RNAs e Determinação dos Parâmetros do Sistema.... 54
6.2 Lógica Nebulosa.... 55
6.2.1. Atribuições de funções de pertinência e termos lingüísticos.... 56
6.2.2 Partição dos domínios.... 56
6.2.3 Criação das regras para o módulo nebuloso básico.... 56
6.2.4 Módulo Nebuloso LOCA.... 58
6.2.5 Módulo Nebuloso MFW.... 65
6.2.6 Módulo de Nebuloso NORMAL.... 66
6.2.7 Módulo Nebuloso SGTR.... 67
6.3 Fase de Operação do Sistema.... 68
6.4 Análise dos resultados.... 82
CAPÍTULO 7 - CONCLUSÕES E SUGESTÕES....84
CAPÍTULO 8 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS....86

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 3.1. – NEURÔNIO ARTIFICIAL.....21

FIGURA 3.2. - REDE MCP..... 22

FIGURA 3.3. – RNA JUMP.....24

FIGURA 3.4. – ILUSTRAÇÃO DAS DUAS DIREÇÕES DO FLUXO DO SINAL.....24

FIGURA 3.5. – (A) FUNÇÃO PERTINÊNACIA CONJUNTO CRISP (B) FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA CONJUNTO NEBULOSO.....27

FIGURA 3.6. – ATIVAÇÃO DA REGRA.....29

FIGURA 3.7. : ILUSTRAÇÃO DO CILCLO QUE ENVOLVE O PROCESSO.....30

FIGURA 4.1 : MÓDULO NEURAL BÁSICO COM DUAS SAÍDAS: CLASSE A E CLASSSE B 32

FIGURA 4.2. –PILHA DE 4 MÓDULOS NEURAIS BÁSICOS COM SAÍDAS A E B.....32

FIGURA 4.3. – CONJUNTO DE MÓDULOS MII, CADA MII ACRESENTA 4 MNB.....33

FIGURA 4.4. – RNA COM JANELA TEMPORAL MÓVEL.....35

FIGURA 4.5. – DIAGRAMA DE BLOCOS DO SISTEMA DINÂMICO DE IDENTIFICAÇÃO.....37

FIGURA 4.6. – APRESENTAÇÃO DO MII.....38

FIGURA 4.7. – CONJUNTO NEBULOSO PARA VARIÁVEL EVENTO_DO_MÓDULO.....39

FIGURA 4.8. – CONJUNTO NEBULOSO PARA VARIÁVEL EVENTO_1.....39

FIGURA 4.9. –CONJUNTO NEBULOSO PARA VARIÁVEL EVENTO_2.....40

FIGURA 4.10. :CONJUNTO NEBULOSO PARA VARIÁVEL EVENTO_3.....40

FIGURA 4.11 :CONJUNTO NEBULOSO PARA VARIÁVEL GRAU DE CONFIANÇA.....41

FIGURA 6.1. –NÍVEL DO GERADOR DE VAPOR DURANTE O ACIDENTE MFW.....54

FIGURA 6.2. – REGRAS DE INFÊRENCIA FUZZY DO TIPO SE/E/ENTÃO.....57

FIGURA 6.3. – VISUALIZAÇÃO DA REGRAS FUZZY DAS VARIÁVEIS DE ENTRADA E SAÍDA.....57

FIGURA 6.4. – MÓDULO NEBULOSO LOCA.....58

FIGURA 6.5. – LOCA: TERMOS LINGUÍSTICO, FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA E PARTIÇÃO DO DOMÍNIO.....59

FIGURA 6.6. – MFW: TERMOS LINGUÍSTICO, FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA E PARTIÇÃO DO DOMÍNIO 59

FIGURA 6.7. – NORMAL: TERMOS LINGUÍSTICO, FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA E PARTIÇÃO DO DOMÍNIO 60

FIGURA 6.8. – SGTR: TERMOS LINGUÍSTICO, FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA E PARTIÇÃO DO DOMÍNIO 60

FIGURA 6.9. –CONFIANÇA DO SISTEMA ESPECALAISTA LOCA : TERMOS LINGUÍSTICOS, FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA E PARTIÇÃO DO DOMÍNIO.....61

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

Desde que as primeiras usinas nucleares para produção de energia elétrica que começaram a operar nos anos 60, existe grande preocupação com a segurança das instalações e, conseqüentemente, algum tipo de sistema de gestão de risco. Seja pelo fato do estigma que ronda o setor em função de sua gênese bélica, seja pelas dificuldades de aceitação pelo público em geral, ou pela conscientização da própria indústria nuclear, que sempre demonstrou a preocupação em evitar e mitigar as conseqüências de acidentes. Nestes projetos pioneiros o controle de risco se baseava em sistemas técnicos e no conceito de defesa em profundidade. Esta abordagem parte da análise dos possíveis acidentes que são ligados a falhas técnicas, por meio de regras simples determinísticas, do tipo SE (falha) ENTÃO (acidente), um processo denominado Análise de Segurança, realizado a partir dos aportes da Engenharia da Confiabilidade. De posse de uma árvore de falhas resultante da análise de segurança, são estudadas formas de evitar os acidentes, normalmente mediante sucessivas linhas de defesas físicas, garantindo que se uma destas linhas falhe, a defesa seguinte evite, ou diminua a gravidade do acidente. Por exemplo, em reatores nucleares diversas barreiras físicas são concebidas para evitar a liberação de produtos radioativos para o meio ambiente. Neste tipo de sistema de gestão de risco baseado em *hardware*, ou seja equipamentos, componentes e sistemas técnicos, os esforços são concentrados na fase do projeto, que utiliza conceitos de redundância, diversificação e equipamentos altamente qualificados. O sistema de trabalho é baseado em tarefas que prescrevem a forma correta (e segura) de se trabalhar e os procedimentos são escritos de tal maneira a evitar o risco de erro humano (definido a partir da comparação entre o trabalho real e a maneira como o procedimento determina essa execução), minimizando o papel consciente do indivíduo, cuja principal tarefa é aplicar os procedimentos a risca de modo a manter o sistema operando conforme as especificações técnicas de projeto.

Fato que já foi constatado por diversos pesquisadores, a administração por tarefas, a proceduralização e normatização do trabalho é uma característica essencial das organizações que lidam com tecnologias perigosas, e as usinas nucleares não são uma exceção (LA PORTE & THOMAS, 1995; DE TERSSAC & LEPLAT, 1990; DE TERSSAC, 1992; HIRSHHORN, 1993;

VICENTE, 1999). Este fato decorre da apropriação pela engenharia de segurança de resultados de pesquisas sobre o "erro humano", como por exemplo, a constatação de que do ponto de vista cognitivo procedimentos reduzem o nível de complexidade, diminuindo a probabilidade de ocorrência de erros (RASMUSSEN & JENSEN, 1974), ou de que a obrigação de seguir procedimentos a risca, reduzindo a autonomia dos trabalhadores, diminui a possibilidade de erros humanos, especialmente as violações de rotina (REASON, 1990).

Assim, o sistema de trabalho concebido para organizações que lidam com tecnologias perigosas ao tratar aspectos de fatores humanos da mesma forma como trata de sistemas físicos, especialmente no setor nuclear (NEA, 2004), elegeu como seus principais objetivos controlar e reduzir a variabilidade e autonomia dos agentes humanos por meio de prescrições: procedimentos rígidos a serem seguidos como um roteiro, uma hierarquia rígida e divisão de trabalho, responsabilidades claramente definidas, etc. Sendo assim, seguir prescrições à risca é a base para uma operação confiável no que concerne ao fator humano. Neste paradigma, o erro humano – o problema a ser evitado – é usualmente definido como qualquer desvio do desempenho em relação a uma seqüência de ações prescrita ou especificada. Segundo este ponto de vista, respostas dúbias de sistemas de ajuda, por exemplo, "*existe 80% de chance de estar ocorrendo um LOCA"* prejudicariam o trabalho dos operadores ao fornecerem informações incertas, não dando uma resposta – sim ou não – a respeito da situação. Neste contexto, para sistemas que auxiliam o operador no diagnóstico de acidente, não bastaria apenas que o sistema fosse rápido, a identificação também deveria fornecer uma resposta "não sei" para acidentes desconhecidos, isto é, não pertencentes ao conjunto de aprendizado, pois a idéia de um diagnóstico errado poderia trazer sérias conseqüências, tanto para pessoas quanto para a usina.

Entretanto, os relativamente raros estudos de campo em organizações que lidam com tecnologias perigosas, como usinas nucleares, têm mostrado que instruções e procedimentos escritos quase nunca podem ser seguidos à risca, devido a variabilidade das situações e processos e ao fato de os trabalhadores se esforçarem para se tornar mais eficientes e produtivos para lidar com as pressões temporais e demais restrições ambientais de um contexto de trabalho cada vez mais competitivo (VICENTE, 1995; CARVALHO et al., 2005, 2006). Nestas situações, os operadores constantemente lidam com informações incertas. Essas dificuldades para o diagnóstico de eventos em instalações que foram projetadas com elevado grau de complexidade quanto usinas nucleares e, principalmente, a necessidade de se lidar com centenas de variáveis simultaneamente em caso de acidente ensejou o surgimento de sistemas de diagnóstico baseados em inteligência artificial (IA) que possam interagir com operadores, os quais descreveremos a seguir.

1.1 Trabalhos Relacionados

O grande número de variáveis monitoradas em um instalação nuclear, produzindo padrões bastante complexos que conseqüentemente torna extremamente difícil seu reconhecimento pelo operador, motivou nos últimos anos a publicação de trabalhos, utilizando técnicas de inteligência artificial (IA), que auxiliassem o operador na tarefa de monitoração de uma usina nuclear. Estas técnicas conseguem dar uma abordagem favorável ao problema da complexidade do espaço de busca, não necessitando das condições de continuidade e existência de derivadas normalmente exigidas pelos métodos clássicos. Seguindo então esta tendência, diversos pesquisadores começaram a utilizar sistemas especialistas (SE), redes neurais artificiais, lógica nebulosa (LN) e algoritmos genéticos (AG) para resolver problemas relacionados à monitoração de uma usina nuclear, principalmente no que se refere ao problema de validação dos sinais e identificação de transientes.

Com relação ao problema de identificação de transientes em centrais nucleares, diversos trabalhos podem ser citados. O trabalho publicado por BARTLETT e UHRIG (1992) utilizou RNA no diagnóstico de 7 cenários. Os autores utilizaram uma rede multicamadas perceptron (MCP). A saída da RNA identificava o acidente segundo uma codificação binária de três bits. Com os resultados o autor demonstrou o bom desempenho obtido por esse modelo de RNAs no diagnóstico de acidentes. Entretanto, não foi considerado o tratamento de eventos desconhecidos do treinamentos das RNAs.

Em 1997, ALVARENGA (1997) apresentou um trabalho baseado em redes neurais artificiais, lógica nebulosa e algoritmos genéticos para diagnóstico de alguns acidentes postulados para a usina nuclear ANGRA-II, usando para isto um conjunto de 17 variáveis da usina. Inicialmente as RNAs do tipo *Adaptive Vector Quantization (AVQ)* geraram, de forma preliminar, os centróides das classes que representam cada acidente. Posteriormente estes centróides foram utilizados para dividir os eixos das variáveis em conjuntos nebulosos, estabelecendo as zonas de influência de cada acidente. Finalmente utilizou algoritmos genéticos para otimizar a posição destes centróides no eixo do tempo, de modo a obter uma partição que produzisse uma classificação final mais consistente e confiável. Entretanto, também, não foi considerado o tratamento de eventos desconhecidos.

O método desenvolvido por PEREIRA et al. (1998) apresenta uma nova metodologia para identificação de transientes, usando algoritmos genéticos para otimizar um sistema de classificação baseado em medidas diretas de distâncias euclidianas. Diferentemente dos métodos

normalmente vistos na literatura, neste método não são utilizadas RNA no processo de identificação do evento. A idéia principal deste método, denominado pelos autores como método do *Conjunto Mínimo de Centróides* (CMC), é dividir o espaço de busca utilizando algoritmos genéticos(AG), de modo a encontrar subconjuntos das classes, definidos como subclasses, cujos centróides representem as classes com o máximo de classificações corretas possível, considerando um ou mais centróides por classe.

ALMEIDA (2000) aprimorou o método desenvolvido por PEREIRA et al. (1998), substituindo o critério de classificação baseado em medidas diretas de distâncias euclidianas por outro baseado em medidas de pertinências possibilísticas, utilizando conjuntos nebulosos. O critério de pertinências possibilísticas permite uma avaliação das zonas de influência dos centróides, tornando o processo de identificação mais consistente que o método anterior, possibilitando o estabelecimento de um limiar para a obtenção de classificações "*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 evidência das classificações efetuadas em instantes anteriores.

O trabalho apresentado por Shahla Keyvan (2001) comparou o desempenho de uma nova ferramenta baseada em técnicas tradicionais de análise de ruídos com RNAs no monitoramento das condições dos componentes do reator. Os métodos foram aplicados na identificação do mau funcionamento da bomba de um reator experimental (*Experimental Breeder Reactor* – EBRII). Através de estudos de análise de séries temporais e modelos de regressão de dados, foi identificado um parâmetro – *Contribution Ratio* (CR) - relacionado à degradação da bomba, que por sua vez foi utilizado no desenvolvimento da ferramenta de monitoração baseada em técnicas convencionais. Os resultados indicaram que RNAs são técnicas mais simples do que as técnicas convencionais de análise de ruído, por não necessitarem de informações adicionais que correlacionem a entrada com a saída, ou qualquer informação mais detalhada sobre a degradação dinâmica. Por outro lado, modelos de regressão e análise de ruído podem fornecer técnicas mais sensíveis para monitoramento de um problema detectado dentro de um componente. Por fim, este trabalho recomenda a utilização de técnicas baseadas em RNAs no reconhecimento de padrões devido a simplicidade de seu uso, ficando a técnica baseada no CR como complemento, devido à sua sensibilidade, para identificar e monitorar um determinado problema detectado dentro de um componente.

Mais recentemente o trabalho apresentado por MOL et al. (2002) explorou o bom desempenho obtido nas RNAs multicamadas com algoritmo de treinamento *backpropagation*, mesmo quando aplicados a dados com ruído. O sistema apresentado também possuía um

procedimento de validação de diagnóstico de modo a obter uma saída “não sei” para os eventos fora do escopo de treinamento.

1.2 Objetivo

Operadores de sistemas complexos lidam com situações incertas e tomam decisões sem um conjunto completo de informações a respeito do estado dos sistemas (CARVALHO et al., 2005). Deste modo, sistemas que auxiliem o operador a se antecipar a eventos, dando informações conclusivas ou não a respeito da situação, podem ser bastante úteis para obtenção da possível solução.

Sendo assim, o objetivo deste trabalho é utilizar redes neurais artificiais (RNA) em conjunto com lógica nebulosa, no desenvolvimento de uma ferramenta para auxílio à operação, que indicará diversas possibilidades de ocorrência de eventos, com os respectivos graus de confiança, de modo que o operador possa direcionar sua atenção e antecipar sua forma de intervenção. Para este fim, um conjunto de RNAs fará a seleção dos prováveis eventos em curso, enquanto a estrutura baseada em lógica nebulosa dará o grau de confiança de cada uma das identificações realizada pelas RNAs. O sistema utiliza telas direcionadoras da atenção que sinalizam antecipadamente o(s) tipo(s) de acidente que pode(m) estar se iniciando na planta, como também o a probabilidade desta indicação estar correta, permitindo que o operador planeje seu futuro próximo, buscando as informações e ajudas necessárias para lidar com determinado evento, antes que as indicações tradicionais vindas do sistema alarme convencional, ocorram.

1.3 Estrutura desta dissertação

Por ordem de capítulos veremos, no capítulo 2, alguns conceitos básicos sobre ergonomia e erro humano no gerenciamento de falhas em sistema complexos. O Capítulo 3 faz uma breve revisão de redes neurais artificiais, em particular um modelo especial de rede multicamadas, a rede Jump e os conceitos básicos sobre lógica nebulosa. O Capítulo 4 descreve o método de identificação de transientes com inclusão de ruídos. O Capítulo 5 apresenta a descrição dos sistemas relacionados com a segurança de reatores nucleares, os principais acidentes postulados para uma usina nuclear PWR e os acidentes escolhidos para o teste do sistema. O Capítulo 6 apresenta o sistema desenvolvido para teste do método e sua aplicação ao conjunto de acidentes escolhidos no simulador do LABIHS-IEN. Finalmente, o Capítulo 7 apresenta as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

CAPÍTULO 2

ERGONOMIA E GERENCIAMENTO DE FALHAS EM USINAS NUCLEARES

Para a ergonomia o gerenciamento de falhas em sistemas complexos não pode ser feito sem a contribuição efetiva de seus operadores, que precisam de autonomia para lidar com as situações de incerteza características destes sistemas. Segundos os aportes da ergonomia, os saberes locais e contingenciais desenvolvidos pelos operadores evitam falhas (FAVERGE, 1970,1980), os operadores recuperam as falhas do sistema, eles adaptam e são capazes de interpretar procedimentos e situações incertas (AMALBERTI, 1992). Os operadores ainda preenchem os brancos e os aspectos implícitos dos procedimentos (CARVALHO et al, 2007). O ser humano possui uma capacidade cognitiva que favorece o julgamento de aspectos qualitativos por reconhecimento de padrões, uma capacidade de síntese e de interpretação de representações analógicas, uma capacidade de racionar rapidamente em função dos casos mais prováveis (RASMUSSEN & JENSEN, 1974).

Segundo WOODS (1995) os seres humanos usam propriedades cognitivas especiais, como a da pré-atenção, quando monitoram sistemas. A pré-atenção não é uma decisão consciente ou um julgamento, mas sim um tipo de processo de reconhecimento direcionado. Os operadores não estão sempre conscientes dos aspectos normais, esperados, ou irrelevantes do seu fluxo de atividade, mas eles são capazes de reconhecer o anômalo quando são previamente alertados, ou quando ele é pertinente ao contexto maior e as suas metas, fazendo com que desvios das características normais do sistema sejam antecipadamente observados.

Para AMALBERTI (1996) e POYET (1990) afastar o homem do controle direto da produção e reduzir sua capacidade de intervenção seria prejudicial, principalmente em situações de perturbação do sistema, uma vez que o homem desenvolve atividades adaptativas para fazer frente às situações imprevistas: *"... operadores são capazes de resistir e atualizar as prescrições em função do contexto da atividade"* (POYET, 1990). AMALBERTI (1996) sustenta ainda que funções metacognitivas, como metaconhecimento, metaconfiança são fundamentais para que o operador humano possa avaliar a relação entre custo cognitivo e o risco de determinada ação. O custo cognitivo está relacionado à possibilidade de perda de controle cognitivo que, por exemplo, a mudança do nível de abstração (regras para conhecimento) acarretaria para os operadores. Atividades ao nível do conhecimento exigem muito mais das habilidades cognitivas, envolvendo raciocínio indutivo e dedutivo, interpretação e compreensão da informação disponível,

identificação de meta, resolução de problema, identificação e seleção do curso da ação. Ao envolverem um alto custo cognitivo, estas atividades são naturalmente evitadas pelos operadores, que se preocupam em otimizar sua capacidade cognitiva, resguardando forças para lidar com situações mais complexas, e não as utilizando para a resolução de problemas por eles considerados menores. Assim, a antecipação de uma provável situação de acidente pode diminuir o custo cognitivo, uma vez que operador terá ao seu dispor mais tempo para lidar com situações complexas de diagnóstico.

Estas são as razões que a ergonomia nos apresenta para aceitar o preâmbulo do homem como agente recuperador: a possibilidade efetiva para exercer um controle e uma intervenção direta sobre os sistemas técnicos, muitas vezes restringida pela obrigatoriedade da aplicação estrita de procedimentos.

A aplicação dos modernos conceitos de sistemas complexos ao estudo das organizações (PAVARD & DUGDALE, 1997) traz novos problemas para a aplicação estrita de procedimentos como base da confiabilidade humana, que resumimos da seguinte maneira: considerando o princípio da racionalidade limitada e da limitação da informação daí decorrente, todos os eventos passíveis de serem encontrados pelos atores em sistemas complexos não podem ser inteiramente previstos. Uma parte da realidade com a qual eles se confrontam está além do campo de aplicação da regra. As principais limitações que o atual sistema de trabalho dos operadores de usinas nucleares baseados em prescrições e na suposição de que existe sempre uma maneira *correta* de executar o trabalho (administração por tarefa) são:

1. A concepção procedural do trabalho dos operadores, baseada em instruções detalhadas que se supõe sejam seguidas a risca, possui limitações em função da dificuldade dos projetistas dos sistemas de preverem as ações que serão efetivamente necessárias em situações novas e devido às restrições impostas pela variabilidade no contexto de trabalho.

2. A limitação da questão 1 faz com que os operadores das usinas nucleares tenham dificuldades para determinar quando os procedimentos que eles, supostamente, devem seguir a risca, não são mais apropriados para lidar com uma situação nova.

3. A não consideração da questão 2 no projeto do trabalho dos operadores faz com que a equipe de operação não tenha a ajuda necessária para saber se (e quando) procedimentos poderiam ser modificados, momentaneamente e sem afetar a segurança, para diagnosticar situações de perigo de modo rápido e seguro.

4. Em função da questão 3, em situações incertas não familiares, nas quais não podem contar com o suporte das prescrições e informações do tipo SIM ou NÃO, CERTO ou ERRADO os operadores ficam sem qualquer tipo de ajuda específica para o diagnóstico da situação.

Em resumo, todas as informações necessárias e suficientes para lidar com as situações não podem ser disponibilizadas por meio de regras formais explícitas, tarefas previamente concebidas e respostas sempre positivas. Este fato justifica a introdução de sistemas de ajuda que forneçam indicações parciais, a respeito de situações que podem estar evoluindo que suportem as estratégias cognitivas usadas pelos seres humanos. Estas estratégias cognitivas, que foram forjadas ao longo dos milhares de anos de evolução do nosso sistema nervoso, como percepção seletiva, educação da atenção, reconhecimento de padrões, uso de regras simples do tipo condição-ação, analogias, teste de hipóteses (tentativa e erro) são inerentes ao contínuo processo de sintonia dos seres humanos com seu ambiente e precisam ser integradas ao sistema de trabalho das organizações que lidam com tecnologias perigosas.

2.1 Gerenciamento de falhas na operação de sistemas complexos

O gerenciamento de falhas, isto é, a identificação e resposta a condições anormais de operação, é um componente fundamental do papel do operador no controle supervisório de sistemas dinâmicos. Evidências de acidentes (Federal Communications Comission USA 1991), de estudos de campo (COOK et al. 1991, MOLL VAN CHARANTE 1993), de reavaliações de projetos (COPPER 1977, FINK 1984), de investigações experimentais (KRAGT 1984 e outros) e ainda através de modelos matemáticos (SORKIN e WOODS 1985) todas apontando para as dificuldades do pessoal de operação em identificar, priorizar e responder de forma adequada a condições anormais de operação, apesar da existência dos mais diversos tipos de sistemas de alarme (desde anunciadores tradicionais até sistemas computadorizados) e ferramentas de auxílio ao diagnóstico.

Foram identificados diversos fatores que contribuem para as dificuldades no gerenciamento de falhas apresentado pelos sistemas de alarme (LEES 1993): alarmes sem sentido, mensagens de alarme ambíguas ou sub-especificadas, inflação de alarmes, alarmes que indicam o estado do sistema em vez de anomalias são apenas uma pequena parte destas dificuldades. A dinâmica temporal é também relevante. Os períodos onde uma grande quantidade

de alarmes ocorre são, provavelmente, aqueles onde é maior a carga cognitiva e a atividade dos operadores, resultando na chamada avalanche de alarmes. É precisamente durante este período de alta carga de trabalho que os artefatos tecnológicos deveriam prover a necessária ajuda aos operadores para o diagnóstico da situação. Entretanto, é neste período que ocorrem, por exemplo, a maior parte dos alarmes sem sentido, oriundos de sistemas que não fazem parte da solução do problema, de modo que sistemas de alarme mal projetados distraem os operadores e interrompem suas atividades, tornando o diagnóstico mais difícil e dificultando as atividades de priorização de informações. Estes fatores constituem o chamado problema dos sistemas de alarme (WOODS, 1995).

O problema dos sistemas de alarme e diagnóstico de acidentes, já reconhecido há bastante tempo, persiste, apesar das diversas tentativas de resolvê-lo. Algumas destas tentativas estavam focadas nas funções perceptivas dos sistemas de alarme. Seriam os sinais perceptivos, isto é, aqueles que marcam a presença das condições anormais de operação num processo monitorado, facilmente discrimináveis entre si e entre os demais sinais da planta (PATERSON 1990)? Outra função perceptiva dos sistemas alarmes estudada é a capacidade intrínseca que esta categoria de sinal tem de atrair a atenção das pessoas (controle exógeno da atenção). Este potencial de alertar se refere especificamente as características do sinal, por exemplo, súbito movimento, ou som, ou ambos contra um pano de fundo estável, de modo a forçar, em maior ou menor grau, o observador a se orientar na direção do sinal propriamente dito. A adequada captação destes sinais perceptivos permitirá a aquisição de informações relacionadas à ocorrência de um evento e o porquê este evento pode ser de interesse do operador.

Outros esforços foram endereçados aos aspectos da qualidade da informação presente nos sistemas de alarme. As características semânticas das mensagens de alarme realmente informam os operadores a respeito do tipo de anomalias presentes ou auxiliam na discriminação entre estados normais e anormais, ou entre diferentes tipos de condições anormais? Existem diversas maneiras pelas quais os alarmes podem ser não informativos. Algumas vezes, alarmes ocorrem muito freqüentemente e parecem tão familiares que os operadores não atuam nos casos onde alguma coisa realmente errada está acontecendo. Em outras palavras, o número de alarmes falsos é alto em relação ao número de vezes nas quais o sistema de alarme realmente sinaliza que uma condição anormal está realmente ocorrendo (SORKIN e WOODS 1985).

Outra razão do porquê alarmes não são adequadamente informativos é o problema da sua sensibilidade ao contexto (DOYLE et al. 1989). Os alarmes freqüentemente indicam o estado de uma variável, componente, ou sistema. Entretanto, o estado corrente de qualquer destes parâmetros pode ser normal ou anormal, dependendo do contexto da operação, sendo necessário,

portanto, uma consulta a dados adicionais para sua correta identificação (CARVALHO et al., 2007).

Neste trabalho, o problema dos sistemas de alarme e diagnóstico será apresentado por meio do ponto de vista no qual o sistema de alarme/diagnóstico é olhado como um agente que procura se antecipar aos problemas e direcionar a atenção de um observador humano, procurando incorporar ao projeto deste sistema funções cognitivas que vão além da percepção visual e sonora. Assim, o sistema de diagnóstico visa utilizar a habilidade dos operadores de direcionar sua atenção aos eventos potencialmente mais interessantes que ocorrem num contexto onde existe um grande número de dados, pouco tempo para execução e múltiplas tarefas a serem exploradas. O direcionamento da atenção ocorre por meio de uma indicação antecipada de possibilidade de um dado tipo de falha, integrando numa interface computadorizada os aspectos perceptivos e informativos do sistema e se utilizando da função cognitiva do direcionamento da atenção.

2.2 Sistema cognitivo conjunto

Houve tentativas de resolver o problema dos sistemas de alarme por meio da substituição de operadores pela automação, isto é, se o diagnóstico for automatizado, então a necessidade de tarefas cognitivas para interpretação dos alarmes seria eliminada. Entretanto, a experiência de campo obtida a partir da introdução de novos sistemas computadorizados para auxílio ao diagnóstico, mostra que os benefícios desta nova tecnologia no gerenciamento de falhas são muito mais sentidos em aspectos relacionados à manipulação de informações pelos operadores e a capacidade de visualização (MITCHELL e SAISI 1987, MALIN et al. 1991). Sistemas dedicados a apresentação de diagnósticos automáticos, sem preocupação com o acoplamento ao parceiro humano no gerenciamento da falhas têm sistematicamente falhado (Roth et al., 1987).

Neste trabalho, o problema gerenciamento de falhas é analisado sob a ótica de um sistema cognitivo conjunto (HOLLNAGEL & WOODS 2006). Os conceitos apresentados evoluíram a partir de observações da atividade de operadores em situação de gerenciamento de falhas (CARVALHO, 2006; CARVALHO et al 2007). Consideramos dois componentes críticos para a concepção do sistema cognitivo conjunto para diagnóstico de falhas em usinas nucleares. O primeiro é a cooperação entre os múltiplos agentes, no caso, entre agentes humanos e o sistema

computadorizado baseado em IA. O segundo é o controle da atenção a partir das demandas cognitivas durante o gerenciamento de falhas. Assim o sistema desenvolvido visa auxiliar o controle da atenção durante o gerenciamento de falhas, um importante e pouco evidenciado aspecto a ser considerado no desenvolvimento de novos sistemas de alarme e auxílio ao diagnóstico em usinas nucleares. A seguir apresentamos alguns conceitos sobre o controle da atenção durante o trabalho cooperativo no gerenciamento de falhas.

2.3 A importância da atenção no gerenciamento de falhas

O gerenciamento dinâmico de falhas em usinas nucleares ocorre num contexto cognitivo ruidoso, na presença de diversos estímulos que podem ser relevantes para a solução de problemas (WOODS 1994; VICENTE et al 2001). Há um grande número de vias de dados e os sinais que as compõem estão constantemente se modificando (isto é, seus valores nunca são absolutamente constantes, mesmo quando o sistema monitorado está numa condição estável). Neste ambiente rico em dados e incertezas os operadores humanos precisam acompanhar situações que evoluem constantemente a partir eventos não previstos e potencialmente perigosos, mas eles podem ser ajudados por sinais que, em princípio, seriam informativos ou interessantes. Como resultado, os operadores precisam construir e manter um inventário coerente da situação neste ambiente de mudanças onde múltiplos fatores precisam ser considerados, incluindo uma ou mais falhas, intervenções de outros operadores e respostas dos sistemas automáticos. O controle da atenção, dada a multiplicidade de atividades paralelas e a possibilidade da ocorrência não planejada e assíncrona de eventos potencialmente perigosos, é um aspecto fundamental para o gerenciamento de falhas.

Os operadores precisam ser capazes de lidar com várias ameaças potenciais em paralelo, devotando suficientes recursos de atenção, em duração e ordem adequada, de modo a manter o controle da evolução destas situações. Os operadores mais experientes podem até mesmo suspender tarefas importantes de modo a realizar tarefas críticas que permitam lidar com as vulnerabilidades mais relevantes do sistema, conforme o contexto ou estágio do distúrbio. Eles distribuem as tarefas menos importantes aos subordinados, ou até mesmo deixam de lado algumas atividades em favor de atividades críticas em determinadas circunstâncias (CARVALHO et al 2007). Estratégias para o gerenciamento de atividades múltiplas são específicas para cada campo de trabalho e fazem parte, inclusive, do treinamento de operadores

(por exemplo, na aviação sob o título de gerenciamento dos recursos da tripulação (CRM) e em anestesiologia, especialmente no treinamento para o gerenciamento de crises).

Eventos no processo que chegam a interface homem/sistema, por exemplo, alarmes, servem para interromper atividades em curso, imediatamente ou após seu término. Sinais de interrupção são importantes quando estamos tratando de um contexto cognitivo sobrecarregado. Quando os dados mudam e se nota a ocorrência de novos eventos, em função do que alguém deveria modificar sua atividade corrente ou sua priorização de recursos cognitivos? Compreender a ação em face de situações diversas, perigosas, em evolução e não previsíveis depende fundamentalmente do processo de atenção e da priorização das tarefas. Um critério crítico para o projeto de sistemas de gerenciamento de falhas é como o sistema auxilia a focalização da atenção do operador e o desvio desta atenção a partir de uma priorização dinâmica e antecipatória.

O ponto crítico é que o gerenciamento de falhas precisa ser executado inclusive sob uma avalanche de dados em quantidade e seqüência muito rápida – o problema da sobrecarga de dados ou avalanche de alarmes. O que é um contraste com a visão de que o gargalo no desempenho destes sistemas estaria na dificuldade de perceber imediatamente as indicações de falha a partir de um pano de fundo quiescente de um processo monitorado. Mesmo que este aspecto possa ser um gargalo em alguns casos, estudos de campo de incidentes e acidentes em gerenciamento dinâmico de falhas enfatizam o problema do desvio da atenção para áreas potencialmente mais informativas, que antecipam problemas, quando uma grande quantidade de dados muda e existe uma competição pela atenção do operador.

Dada a natureza dos processos de percepção e atenção humanos e a grande quantidade de dados disponíveis simultaneamente, o monitor humano foca seletivamente um dos muitos possíveis objetos, temas ou atividades relacionadas ao processo monitorado. Assim, o desvio do foco da atenção no âmbito do conjunto de dados apresentados pela interface é uma característica fundamental das tarefas de gerenciamento de falhas. O desvio do foco da atenção, neste contexto, não se refere à condição inicial de um foco neutro ou estado de espera (KAHNEMAN 1973). No gerenciamento de falhas, é constante a reorientação do foco da atenção para um novo e relevante evento que ocorre numa via ou canal de dados diversa daquela onde estava o foco da atenção anteriormente, ou em outros tipos de atividades cognitivas (como diagnóstico, planejamento de resposta, comunicação com outros agentes). O gerenciamento dinâmico das falhas demanda facilidades para o rápido desvio da atenção para novos estímulos potencialmente mais relevantes.

Nesta abordagem do gerenciamento de falhas baseada na atenção, a manipulação dos alarmes e os sistemas de diagnóstico são vistos como ferramentas cognitivas que auxiliam o controle da atenção de um gerente de falhas humano ou de uma equipe de gerenciamento de falhas. Ela assume, após Gopher (1991), que o controle da atenção é uma atividade cuja habilidade em executá-la pode ser desenvolvida por meio de treinamento e auxiliada por um projeto adequado dos sistemas de ajuda ao processo monitorado.

2.4 O direcionamento da atenção entre os agentes de um sistema cognitivo conjunto

Do ponto de vista da atenção ou cooperação, alarmes podem ser vistos como mensagens de um agente do sistema cognitivo conjunto, um monitor de alarmes em primeiro estágio, para outro, um agente supervisor em segundo estágio. Este agente humano, em nosso caso, monitora múltiplos canais de informação e possui uma carga de trabalho física e cognitiva que vai de moderada a elevada durante o tratamento de crises (SORKIN e WOODS 1985). Um sinal de alarme funciona como mensagem do monitor de primeiro estágio cuja intenção é direcionar a atenção do supervisor ou operador humano para uma área, tópico ou condição que esteja ocorrendo no processo monitorado. Na realidade, o sinal direcionador de atenção diz, "existe algo acontecendo no processo que eu acredito você poderá achar interessante ou importante; eu acho que você deveria dar uma olhada nele". O sinal direcionador da atenção funciona como um sinal de interrupção potencial, cuja intenção é desviar o foco da atenção do receptor.

Do ponto de vista do agente supervisor, receber o sinal direcionador da atenção, outra vez considerando que existem múltiplas demandas de diversos canais de informação competindo pela atenção deste supervisor, significa que ele/ela precisa avaliar o sinal de interrupção em paralelo com as atividades em andamento e com sua atual linha de raciocínio (configurando uma situação de dupla ou de múltiplas tarefas). O receptor, neste tipo de situação, precisa usar alguma informação parcial relacionada ao sinal direcionador da atenção e sobre a condição a qual ele se refere, de modo a decidir se deve ou não aceitar a interrupção de suas atividades e linhas de raciocínio correntes. Alguns dos sinais direcionadores da atenção ou de alarme devem ser ignorados; analogamente alguns destes sinais devem efetivamente redirecionar a atenção do agente supervisor. A qualidade do controle da atenção está diretamente relacionada com a habilidade do supervisor de avaliar o pedido de interrupção do sinal de alarme sem interromper sua linha de raciocínio corrente - sabendo quando um evento direcionador da atenção sinaliza uma informação importante e quando um evento direcionador da atenção sinaliza uma informação que pode ser deixada de lado, ou ignorada, em função do contexto corrente. De modo

geral, esta situação pode ser expressa numa metodologia ligada à teoria geral dos sinais (SORKIN e WOODS 1985). É possível que sejam cometidas falhas por excesso de desvios de atenção em falso – falsos desvios, ou por excesso de situações onde a atenção não é efetivamente desviada – desvios perdidos. Assim, em princípio, são necessários dois parâmetros para descrever o controle da atenção: um parâmetro relacionado à sensibilidade, que captura variações da habilidade do controle da atenção e um parâmetro relacionado ao critério que captura as opções sobre os custos e benefícios do excesso ou falta de desvios da atenção. Note-se que a colocação do problema em termos da teoria da detecção de sinais salienta que mesmo sistemas bastante sensitivos para o controle da atenção podem apresentar erros relativos a desvios em falso e perda de desvios da atenção.

Um sinal direcionador da atenção se refere a um evento ou condição no âmbito do processo monitorado, "olhe para isso". Como o sinal influencia no processo do controle da atenção do supervisor pode depender de informações sobre:

a) o evento de referência ou condição que o monitor de primeiro estágio pensa que é merecedora de atenção;

b) o contexto no qual este evento ou condição ocorreu.

Informações específicas sobre como o monitor avaliou este evento como merecedor de um desvio da atenção do supervisor pode ser um importante processo de direcionamento da atenção. É importante enfatizar que o direcionamento da atenção é um processo inerentemente cognitivo e cooperativo. O direcionamento da atenção é um tipo de coordenação entre agentes onde um agente pode perceber e direcionar o foco de atenção de outros agentes para partes particulares, condições ou eventos do processo monitorado. Este tipo de coordenação envolve diversas formas de referência comum. Um aspecto da referência comum envolve: "referir a alguma coisa com intenção de direcionar a atenção de outro numa maneira mentalmente econômica" (BRUNER 1986). Existem funções de referência comum também em outras direções, como no caso onde um agente pode perceber para onde e para que o outro está direcionando sua atenção, sem que para isso seja necessária uma comunicação explícita entre os agentes (VIDAL et al, 2009). A análise de cognitiva de Hutchins relativa ao controle da velocidade na descida de aviões de transporte ilustra este aspecto da referência comum (HUTCHINS 1991). As atividades físicas associadas às tarefas executadas por um piloto estão inerentemente disponíveis para o outro piloto sem necessidade de uma explícita comunicação entre eles e sem que os processos de raciocínio em andamento sejam interrompidos. Neste caso, a referência comum envolve as representações externas do processo monitorado pelas quais os agentes podem acessar o estado e interagir com o processo monitorado. É possível alguém se

referir a uma parte, condição, evento ou tarefa neste mundo (contexto) referenciado através do compartilhamento de algumas representações externas do processo monitorado. Como resultado, um agente pode direcionar ou captar o foco/atividade de outro em alguma parte, condição, evento, ou tarefa neste contexto (mundo) referenciado em maneiras mentalmente econômicas.

2.1.4 Referência comum de pré-atenção

É interessante notarmos o paradoxo que existe no coração do problema dos sistemas de alarme e do direcionamento da atenção. Dado que um agente supervisório deve executar diversas tarefas inter-relacionadas, como ele pode interpretar as informações relativas à necessidade potencial de desviar seu foco de atenção sem precisar interromper ou interferir com as tarefas ou linhas de raciocínio que já estão sob seu controle de atenção? Este paradoxo pode ser dito de outra maneira: como alguém pode habilmente ignorar um sinal que não deveria desviar seu foco de atenção no contexto corrente, sem primeiro processá-lo – sendo que neste caso ele já não teria sido ignorado.

Um engenhoso controle da atenção, sabendo quando o evento direcionador da atenção sinaliza uma informação realmente importante e quando o evento direcionador da atenção sinaliza uma informação que pode ser ignorada ou pode ser adiada de forma segura num determinado o contexto, depende do controlador do sistema supervisório, deste ambiente direcionado-por-eventos, ser capaz de notar, de alguma maneira, as mudanças potencialmente interessantes, sem que seja necessário utilizar, ou mesmo interferir nos seus limitados recursos de atenção. Analogamente aos processos de pré-atenção em percepção, algum tipo de avaliação dos processos de pré-atenção de um sinal direcionador da atenção é necessário para solucionar o paradoxo. A habilidade para levar a cabo uma avaliação de pré-atenção de sinais direcionadores da atenção depende em parte das características do sistema de alarme/ajuda ao diagnóstico e de outra parte da representação do processo monitorado. Note que a referência de pré-atenção é uma propriedade do sistema cognitivo conjunto. Ela se refere a mais que processos cognitivos no interior de uma única mente. A referência de pré-atenção está ligada a como as características do sistema de alarme e as características das representações externas do processo monitorado, disponíveis para o controlador do sistema supervisório, podem, habilmente, realizar o controle da atenção neste ambiente rico em dados e em situações dinâmicas. Os critérios para uma efetiva referência de pré-atenção exigem que os sinais direcionadores da atenção tenham as seguintes características:

(a) possam ser captados pelo controlador do sistema supervisório em paralelo com as suas linhas de raciocínio e atividades em andamento;
(b) incluam informações parciais sobre qual sinal direcionador da atenção está sendo referido, de forma que o observador possa decidir quando o sinal de interrupção avaliza uma autorização para uma troca do foco atenção ou não; e
(c) possam ser avaliados em um modo mentalmente econômico (que não requeira um ato de focalização da atenção).

Note que a caracterização de direcionamento da atenção e referência de pré-atenção não é uma explicação dos mecanismos cognitivos internos que as produzem, mas sim uma caracterização de como funcionam estes processos no contexto maior de operadores que tratam de problemas de gerenciamento dinâmico de falhas com vários tipos de artefatos cognitivos. Artefatos que apóiam a referência de pré-atenção podem ser mentalmente econômicos de vários modos: antecipando problemas e situações de acidentes por meio do processamento de sinais da planta; o artefato poderia simplesmente apoiar o compartilhamento temporal (troca de tarefas) de modo a minimizar a interrupção das linhas de raciocínio e atividades; o artefato poderia apoiar o processamento paralelo usando recursos diversos (por exemplo, uma atividade em andamento que preferencialmente usa um canal visual, poderia ser interrompida por canais auditivos). Em geral, um sinal de direcionamento da atenção diz: " há algo que eu acredito que você achará interessante ou importante, de modo que você deveria dar uma olhada". Há essencialmente duas partes no conteúdo de uma mensagem de direcionamento da atenção. Primeiro, há o estado, evento, ou comportamento do processo monitorado que está sendo referenciado – o que é que o monitor pensa é merecedor de atenção? Segundo, porquê o monitor de alarme pensa que esta condição ou evento é ou interessante? Isto é quase sempre baseado numa variação de estado no âmbito do fundo estável do processo monitorado: ou um contraste entre os estados real e desejado do processo monitorado (uma condição anormal), ou o contraste entre comportamento real e o modelo ou expectativas do agente sobre o comportamento corrente ou futuro do processo (uma condição inesperada). Sinais direcionadores da atenção devem se referir à anomalia específica que é a base para o monitor emitir um alerta. Além disso, o monitor de alarme deve permitir, ou pelo menos, tornar mais fácil ao operador perceber a relação desta anomalia com o contexto, tanto do ponto de vista físico quanto cognitivo, facilitando a busca de ajuda para lidar com a situação (procedimentos, informações do sistema, cooperação de outros agentes etc.). É muito importante não confundir o próprio sinal de alarme (seu aspecto, ou o orientações contidas da mensagem) com a abrangência das indicações sobre qual é a condição ou evento

potencialmente interessante que o alarme ou informação do sistema de diagnóstico tem a capacidade oferecer.

Os alarmes precisam ajudar a encontrar uma anomalia específica no contexto maior das atividades atuais e metas dos agentes de sistema supervisório. O que é interessante depende da linha de raciocínio dos operadores e do estágio de resolução do problema para tratamento da evolução dos eventos. Exemplos de como a avaliação da situação pelo operador ou seu modelo operatório da situação afetam a interpretação de um alarme incluem:

- se a avaliação atual de situação de fundo é "funcionamento normal do sistema", então o alarme é informativo, em parte, porque ele sinaliza que as condições podem estar levando a uma fase qualitativa diferente da operação - anormal ou operação de emergência;
- se a situação de fundo ou a linha de raciocínio atual é "tentando diagnosticar uma situação inesperada" , então o alarme pode ser informativo porque apóia ou contra-indica uma ou mais hipóteses em consideração;
- se a situação de fundo ou a linha de raciocínio atual é "tentando diagnosticar uma situação inesperada" , então o alarme pode ser informativo porque funciona como uma pista para gerar mais hipóteses que poderiam explicar o comportamento do processo anômalo;
- se a situação de fundo ou a linha de raciocínio atual é "executando um plano de ação baseado em um diagnóstico" , então o alarme pode ser informativo porque funciona como uma sugestão de que a hipótese de funcionamento atual pode estar errada ou incompleta desde que o processo monitorado não esteja respondendo às intervenções como seria esperado baseado na hipótese atual de funcionamento.

O conjunto de conceitos das seções anteriores foi utilizado no desenvolvimento do sistema de ajuda ao diagnóstico de acidentes apresentado neste trabalho. Este sistema tem telas direcionadoras da atenção que sinalizam antecipadamente o tipo de acidente que pode estar se iniciando na planta, como também a probabilidade desta indicação estar correta, permitindo que o operador planeje seu futuro próximo, buscando as informações e ajudas necessárias para lidar com os eventos, antes que as indicações tradicionais vindas do sistema alarme convencional ocorram.

CAPÍTULO 3

CONCEITOS BÁSICOS DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E LÓGICA NEBULOSA

3.1 Redes Neurais Artificiais

Redes Neurais Artificiais são técnicas computacionais que apresentam um modelo matemático inspirado na estrutura cerebral e que adquirem conhecimento através da experiência (KOSKO B., 1992). Uma RNA é composta por várias unidades de processamento cujo funcionamento é bastante simples. Esta unidade (neurônios artificiais) é geralmente conectada por canais de comunicação (sinapses) que são associados a determinados pesos. Os neurônios fazem operações apenas sobre seus dados locais, que são as entradas recebidas pelas suas conexões. Como no caso da rede biológica, o comportamento "inteligente" de uma rede neural artificial vem das interações entre os neurônios da rede. Estas operações de um neurônio artificial podem ser resumidas da seguinte maneira:

- Sinais são apresentados nas entradas;
- Cada sinal é ponderado pela sinapse;
- É feita a soma dos sinais ponderados produzindo um nível de atividade ;
- Em função do nível de atividade é produzida uma determinada resposta na saída.

Suponhamos que temos *p* sinais de entrada, $x_1,...,x_p$ e sinapses $w_1,...w_p$, como mostrado na figura 3.1

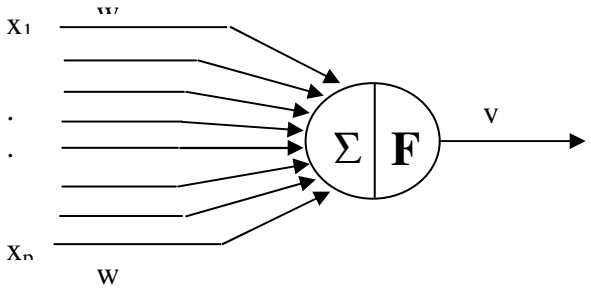


Figura 3.1 - neurônio artificial

Assim temos:

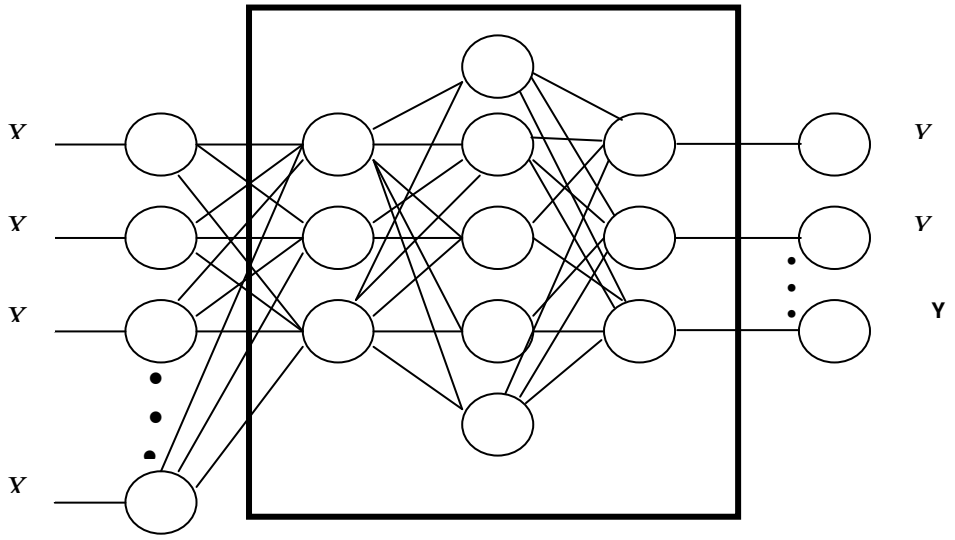
$$a = atividade = \sum_{n=1}^{p} (w_n . x_n)$$

$$y = saída = F(a)$$

As características específicas que configuram os modelos das RNAs, dependem principalmente da arquitetura e da neurodinâmica explorada (KOSKO B. 1992; KOVÁCS Z. L 1996; AZEVEDO, F. M. et al. 2000). A arquitetura define o arranjo dos neurônios e suas conexões, enquanto a neurodinâmica especifica basicamente as funções de ativação interna dos neurônios e o tipo de treinamento.

3.1.1 Redes Perceptrons de Multicamadas (MCP)

A rede MCP, figura 3.2, consiste de uma camada de entrada onde os padrões são apresentados à rede, uma ou mais camadas intermediárias onde é feita a maior parte do processamento por intermédio das conexões entre os neurônios (sinapses) que podem ser consideradas como extratores de características, e uma camada de saída onde o resultado final é concluído e apresentado.



Camada de entrada o mai Camada o e tem sido Camada de Saída para resolver diversos problemas Figura 3.2 - Rede MLP upervisionada com o algoritmo de retropropagação do erro. Basicamente, a aprendizagem por retropropagação de erro consiste em duas fases, em que cada fase percorre a rede em um sentido. Na primeira fase, o sinal se propaga para a frente através da rede, camada por camada, definindo a saída da rede para um dado padrão de entrada. A segunda fase, a resposta real da rede, é subtraída de uma resposta desejada para produzir um sinal de erro, que é então propagado para trás através da rede, contra a

direção das conexões sinápticas para atualizar os pesos das sinapses, segundo uma regra de correção de erro.

O algoritmo de aprendizado mais conhecido é o algoritmo back-propagation. Segundo este algoritmo, os ajustes dos valores das sinapses, Δwji(n), são atualizados conforme as equações 3.1 e 3.2:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta * \delta_j(n) * y_i(n) \quad (3.1)$$

$$\delta_j(n) = \frac{dF(a_j(n))}{da_j(n)} \cdot \sum \delta_k(n) \cdot w_{kj}(n) , \quad (3.2)$$ sendo que:

η é taxa de aprendizagem, k representa um neurônio da camada imediatamente posterior à camada do neurônio *j*, $\delta(n)$ é o gradiente local, y_i é a saída do neurônio *i* $F(.)$ é a função de ativação , $a_j(n)$ é a ativação do neurônio *j* e w_{ki} , a sinapse entre o neurônio *k* e *i*.

3.1.2 Escolha de um Modelo de Redes Neurais Artificiais

O modelo de RNA do tipo multicamada com algoritmo de treinamento *backpropagation* escolhido no desenvolvimento deste trabalho foi motivado pela sua ampla utilização, capacidade de generalização e, particularmente, pelos bons resultados obtidos na identificação de acidentes em usinas nucleares [10-16] , quando estes acidentes fizeram parte do conjunto de treinamento da rede. Entretanto, devido ao problema dos "falsos padrões", sistemas de identificação de transientes baseados apenas nesse modelo de redes apresentaram algumas limitações. Além deste problema, deve-se ter cuidado com outras deficiências inerentes a esse modelo de rede, como a lentidão do algoritmo de ajuste das conexões para superfícies complexas e a possibilidade do mesmo convergir para mínimos locais.

Para melhorar o desempenho da rede MCP no problema específico de identificação de transientes onde as superfícies são complexas, adotou-se o modelo de RNA multicamadas do tipo *jump*. A figura 3.3 mostra esta rede, com uma camada de entrada, duas camadas intermediárias e uma camada de saída. Para este tipo de RNA, um neurônio de qualquer camada da rede é conectado a todos os outros neurônios das camadas posteriores (não há realimentação). O fluxo de sinal através desta rede se propaga "para a frente", da esquerda para direita , passando por todas as camadas. A figura 3.4 mostra uma parte da rede *jump*, dois tipos de sinais são identificados nesta rede: (1) o "sinal de estímulo", que é o sinal de entrada vindo da primeira camada da rede, se propagando "para a frente" (neurônio por neurônio) através da rede,

emergindo na saída da rede como sinal de saída; (2) “sinal de erro”, que é o erro originário em um neurônio de saída da rede, e propagado de volta (neurônio por neurônio) através da rede.

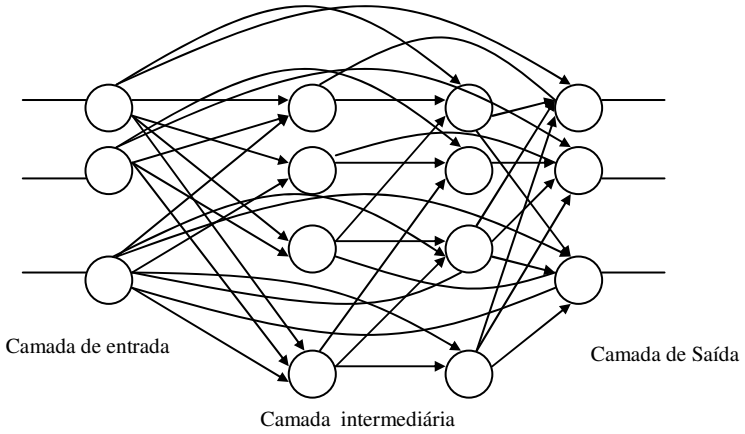


Figura 3.3 - RNA Jump

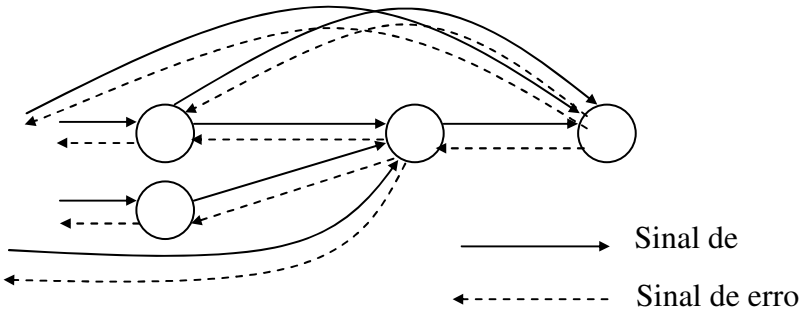


Figura 3.4 - Ilustração das duas direções do fluxo do sinal

A aplicação do método “backpropagation” neste tipo de RNA resulta como regra geral da atualização das conexões ($\Delta w_{ji}(n)$) através das seguintes equações:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta * \delta_j(n) * y_i(n) \qquad (3.3)$$

$$\delta_j(n) = \frac{dF(a_j(n))}{da_j(n)} \cdot \sum \delta_k(n) \cdot w_{kj}(n) , \qquad (3.4)$$

onde k representa qualquer neurônio das camadas posteriores à camada do neurônio *j*, $\delta(n)$ é o gradiente local, y_i é a saída do neurônio *i* $F(.)$ é a função de ativação , $a_j(n)$ é a ativação do neurônio *j* e w_{ki} a sinapse entre o neurônio *k* e *i*.

A grande diferença entre a rede *jump* utilizada neste trabalho e uma rede *feedforward* [42], em relação ao processo de treinamento pelo algoritmo *backpropagation*, é o fato que o termo de gradiente local $\delta_j(n)$, para a rede *jump*, sofre influência direta de todos os neurônios das camadas subsequentes à camada do neurônio j. Esta influência direta faz com que as alterações das sinapses das primeiras camadas da rede sejam mais sensíveis aos erros apresentados na saída da rede, possibilitando assim que a rede "jump" funcione melhor ao separar padrões em espaços muito complexos, que é o caso do espaço das variáveis de estado durante alguns eventos anormais.

3.2 Lógica Nebulosa

A lógica clássica, desenvolvida por Aristóteles, estabeleceu um conjunto de regras rígidas, baseadas em premissas e conclusões. A lógica binária apenas utiliza dois valores 0 ou 1, que representam decisões falsas ou verdadeiras, sim ou não, nunca com o mesmo significado. Uma extensão da lógica binária é a lógica multivalorada, pela qual uma variável pode assumir vários valores, por exemplo, falso e verdadeiro, ao mesmo tempo. A Lógica nebulosa (LN) é uma lógica multivalorada capaz de capturar informações vagas, geralmente descritas numa linguagem natural, e convertê-las em um formato numérico de fácil manipulação.

A LN baseia-se no princípio de que o pensamento humano é estruturado não em números, mas sim em classes de objetos, cuja transição entre pertencer ou não a um conjunto é gradual ao invés de abrupta. O raciocínio humano não trabalha somente com dicotomias (falso ou verdadeiro), mas se compõe de linguagem natural, na sua maior parte, com multiplicidade de sentidos. É esta característica, classificada de nebulosidade que sugere um aspecto de incerteza, por vezes considerado como ambigüidade.

Essa lógica está ligada à importância relativa da precisão, pois acredita-se que nada é incondicionalmente verdadeiro e por isso se opõem a toda afirmação de verdade absoluta. A LN está baseada em palavras e não em números, ou seja, através dela os valores-verdade são expressos lingüisticamente.

Esta lógica utiliza vários modificadores de predicado como, por exemplo: "muito, mais ou menos, pouco, fraco e forte" e um amplo conjunto de quantificadores,

como por exemplo: “poucos, vários, em torno de”. A lógica faz uso das probabilidades lingüísticas, que são interpretadas como números nebulosos, manipulados pela sua aritmética e manuseia todos os valores entre 0 e 1, tomando-os apenas como um limite.

Os sistemas nebulosos podem ser construídos com o auxílio da experiência de especialistas, o que permite uma interação com pessoas que já entendam o problema em análise. Trata-se de uma ferramenta poderosa para se lidar rápida e eficientemente com a imprecisão e a não linearidade.

3.2.1 Conjuntos Nebulosos

Na teoria dos conjuntos nebulosos existe um grau de pertinência de cada elemento a um determinado conjunto. Um conjunto nebuloso é um conjunto preciso ou exato (*crisp*) com limites imprecisos (*fuzzy ou nebuloso*). Por exemplo, na lógica exata, quando é definido o conjunto A de pessoas de estatura mediana, este é formado por todas as pessoas que medem, exatamente acima de 1,60 e abaixo 1,75m. Mas, quando esse conjunto é classificado na LN, se compõe de todas as pessoas que medem, aproximadamente, entre 1,60 e 1,75. Neste intervalo existe uma função que aponta o grau de verdade de uma variável, chamada de função de pertinência (Figura 3.5).

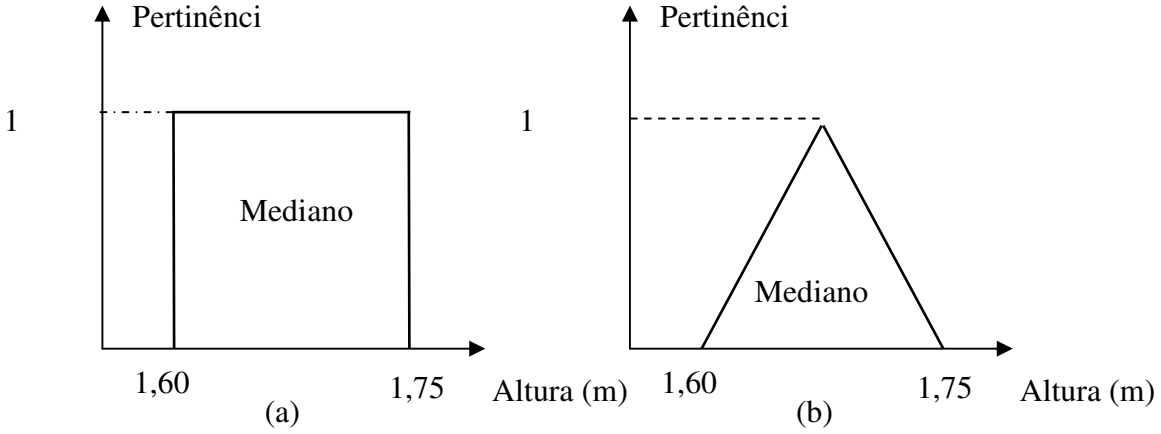


Figura 3.5 – (a) função pertinência conjunto Crisp ; (b) função pertinência conjunto nebuloso

3.2.2 Função de Pertinência e Termos Lingüisticos

Um conjunto nebuloso, formado por graus ou níveis de verdade, é descrito por uma função de pertinência μ entre o intervalo [0, 1] onde:

- 0 representa a falsidade absoluta; e
- 1, a verdade absoluta.

As funções de pertinência (FP) de operações do conjunto nebuloso são definidas da mesma forma que os conjuntos convencionais. Contudo, a teoria dos conjuntos nebulosos e a LN são generalizações dos conjuntos ordinários e da lógica clássica e proporcionam uma estrutura sistemática para representar conhecimentos qualitativos e com eles se raciocinar. Assim, há muitos exemplos em que a função de pertinência de um objeto em relação a um determinado conjunto, indica que esse objeto não pode ser nem completamente incluído, nem completamente excluído dele. Este fato significa que se pode estar mais ou menos certo sobre a verdade ou a falsidade de uma variável em questão.

Diferente dos conjuntos convencionais (não nebulosos), um conjunto nebuloso é uma classe que admite a possibilidade de pertinência parcial, demonstrado anteriormente. Os graus de pertinência refletem então, um ordenamento de elemento num certo universo.

Vários formatos de FP são encontrados na implementação de sistemas nebulosos, contudo, os conjuntos nebulosos de forma trapezoidal ou triangular são convencionalmente os mais utilizados em modelos de engenharia. Entretanto, várias funções podem representar a variação do grau de pertinência e o mapeamento do mesmo por uma determinada função, o que é de suma importância para o sucesso nas soluções de problemas lingüísticos.

Uma variável numérica possui valores numéricos como, por exemplo, idade igual 65. Uma variável lingüística possui valores que não são números, mas palavras ou frases na linguagem natural, como por exemplo, “Idade = idoso”. Um valor lingüístico é um conjunto nebuloso e todos os valores lingüísticos formam um conjunto de termos, como por exemplo, o conjunto de termos: “jovem”, “velho”, “muito jovem”, “maduro”, “não maduro” etc.

3.2.3 Operadores Nebulosos

As operações em conjuntos nebulosos (Figura 4) são as de conjunção, disjunção e negação que, passando para uma fórmula matemática, tornam-se:

- Conjunção **(e):** m (A e B) = mín (m (A), m (B))

• Disjunção **(ou):** m (A ou B) = máx (m (A), m (B))

• Negação **(não):** m (não A) = 1- m (A)

3.2.4 Regras Nebulosas

A LN objetiva modelar modos de raciocínio imprecisos, que têm um papel importante na forma humana de pensar. Observando-se a Figura 3.6, deve se considerar que, na criação de regras nebulosas o processo de inferência deve estar baseado nos operadores lógicos *se-então* e nos conjuntos: conjunção, disjunção e negação, apresentados anteriormente.

A preposição *se* refere-se aos termos "antecedentes" e a preposição *então*, aos termos "conseqüentes", relacionados às variáveis lingüísticas de entrada e de saída de um sistema nebuloso, respectivamente (ver Figura 3.6).

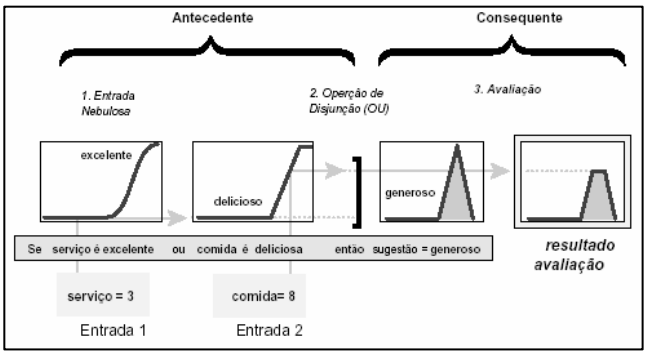


Figura 3.6 – ativação da regra

Dentre todos os modelos de inferência nebulosa, destacam-se na bibliografia pesquisada, os de Mandani (Aguiar e Oliveira, 1999), o mais usado, que utiliza os operadores e/ou relacionados à lógica de agregação e composição min/max, ilustrado.

3.2.5 O processo Nebuloso

Os elementos que compõem o ciclo de um processo nebuloso, figura 3.7, são descritos a seguir:

1) Fuzificação: Transforma as variáveis de entrada (medidas *crisp* ou exatas) em conjuntos nebulosos que representam incertezas. Transforma informação quantitativa em informação qualitativa, através de um processo de generalização. Nesta etapa os valores numéricos são transformados em graus de pertinência para um valor lingüístico. Cada valor de entrada terá um grau de pertinência em cada um dos conjuntos nebulosos. O tipo e a quantidade de funções de pertinência usados em um sistema dependem de alguns fatores tais como: precisão, estabilidade, facilidade de implementação.
2) Base das Regras - direcionam o conhecimento do sistema através das regras que regem as relações das variáveis.
3) Inferência **-** o mecanismo da inferência avalia a relevância das regras de controle num determinado momento e decide qual saída deve ter o processo.
4) Agregação - São as técnicas utilizadas na obtenção de um conjunto nebuloso de saída a partir de um conjunto de inferência nas regras.
5) Defuzificação - converte a decisão tomada pelo mecanismo de inferência num valor *Crisp* (valor numérico), transformando a informação qualitativa em informação quantitativa, através de um processo de especificação. Várias estratégias de defuzificação têm sido propostas, sendo os mais conhecidos o centróide e a média dos máximos.

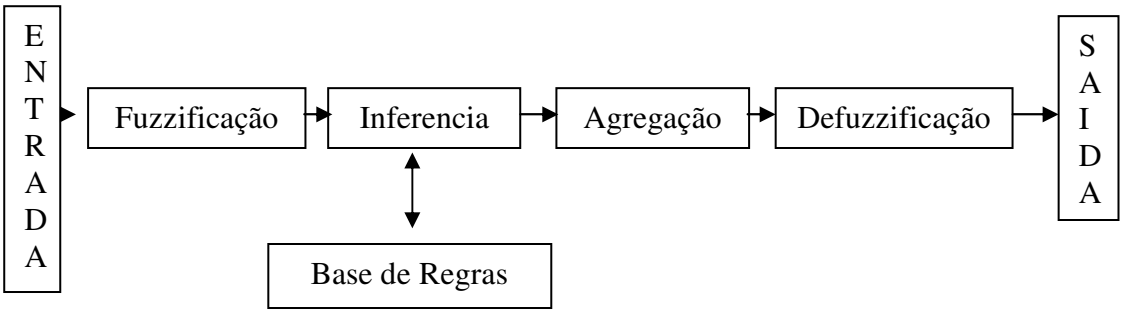


Figura 3.7 Ilustração do ciclo que envolve os processos.

CAPÍTULO 4

DESCRIÇÃO DO MODELO DE IDENTIFICAÇÃO DE TRANSIENTES

O modelo de RNA do tipo *jump* apresentado no capítulo anterior será utilizado como base no processo de identificação. O uso deste modelo foi motivado, principalmente, pela boa capacidade de generalização e pelos bons resultados obtidos pelas RNAs do tipo multicamada com algoritmo de treinamento *backpropagation* quando aplicadas ao problema de identificação de acidentes em usinas nucleares.

Nas seções a seguir, será descrita cada uma das etapas do sistema de identificação de eventos.

4.1 Sistema de Seleção de Eventos

Para selecionar qual o tipo de evento que está ocorrendo foi utilizada uma estrutura modular. Esta estrutura é composta de vários módulos, denominados de Módulos de Identificação Independente (MII), onde cada um destes é composto de até quatro módulos neurais básicos (MNB) baseados em RNA Jump. Cada MNB é responsável para identificar um determinado evento específico dentre quaisquer outros. Para este fim, cada MNB possui variáveis de processo como entrada e apenas duas saídas, uma para representar o evento pelo qual o módulo é responsável (classe A), e a outra para representar todos os demais eventos (classe B). Desta forma, foi necessário que a RNA de cada MNB fosse treinada com dois conjuntos de padrões, um conjunto representando a classe A e outro conjunto representando a classe B. Para fazer a seleção, foi atribuído uma codificação igual a 1 para saída vencedora (classe que representa o padrão de entrada em curso) e codificação zero para a outra. A figura 4.1 apresenta um MNB de seleção.

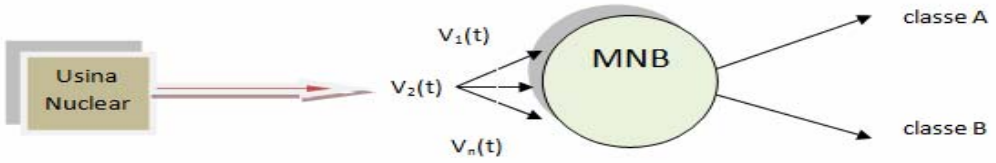


Figura 4.1- Módulo Neural Básico com duas saídas: classe A e classe B.

Cada Módulo de Identificação de Eventos é composto de uma pilha de até quatro MNB, figura 4.2, onde cada um destes módulos é responsável na identificação do evento pelo qual foi treinado. Durante a operação do sistema é de se esperar que para um determinado evento X, o MNB responsável pelo evento X apresente a saída A igual a 1(indicando que o evento X está em curso) e a saída B igual a zero, e todos os demais módulos apresente a saída A igual a zero e a saída B igual a 1 (indicando que o evento em curso não são de suas responsabilidades). Desta forma, cada módulo MII é capaz de identificar até quatro eventos.

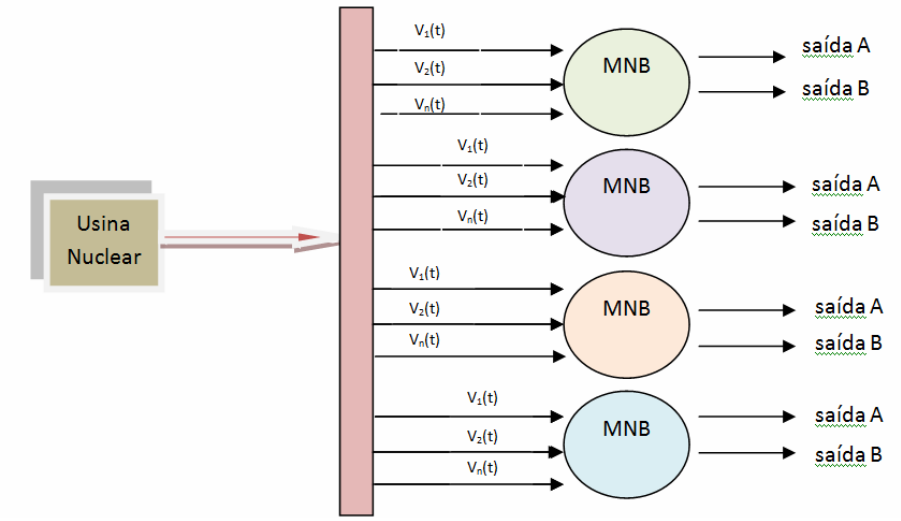


Figura 4.2- Pilha de 4 Módulos Neurais Básicos com saídas A e B, .

Finalmente a estrutura final de identificação/seleção de eventos é composta de quantos módulos MII forem necessários para abranger todos os eventos que se deseja identificar. A figura 4.3 a seguir apresenta a estrutura final para a etapa de identificação.

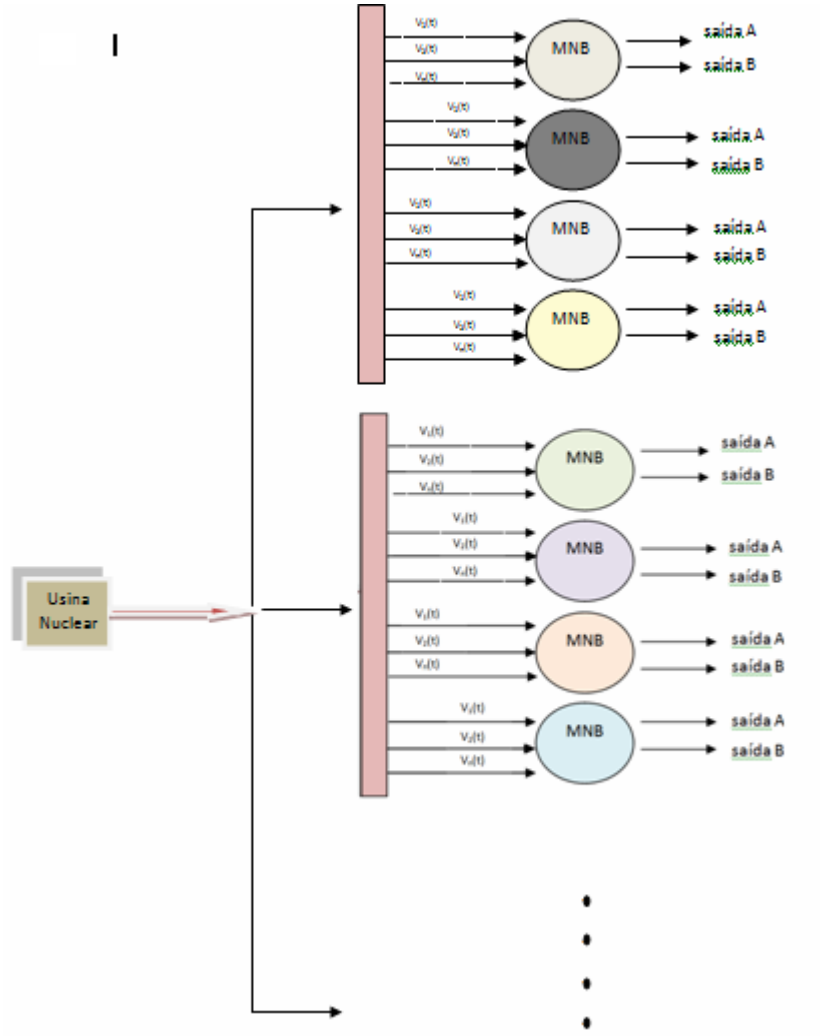


Figura 4.3 Conjuntos de Módulos MII, cada MII acrescenta 4 MNB.

4.2 Sistema de Identificação de Eventos em Ambientes Ruidosos

De modo a aumentar a capacidade de generalização e a robustez da rede ao ruído, simulando as incertezas do ambiente real da operação, faz-se necessário que uma grande quantidade de padrões seja apresentado à rede na fase de treinamento. Isto é feito adicionando exemplos de padrões com ruídos superpostos e forçando, por meio do treinamento, que a rede reconheça estes novos exemplos como pertencendo às respectivas classes originais (sem ruído). Entretanto, este tipo de arquitetura de RNA, por não ser fundamentalmente do tipo classificadora, permite que os valores apresentados nas suas saídas, em resposta a padrões de entrada que representam um mesmo evento, flutuem em torno do valor discreto esperado.

Desta forma, ao se fazer uso desse tipo de RNA na identificação de eventos, torna-se necessário associar os valores contínuos apresentados na saída da rede aos valores discretos que

representam cada um dos eventos. Para este fim é determinado o desvio (D_{ev}) de cada evento. Este desvio é definido como a diferença entre o valor esperado e o valor apresentado na saída da rede para o respectivo evento.

$$D_{ev} = | y_{ev} - \hat{y}_{ev}|, \qquad (4.1)$$

onde: ev indica o evento, y_{ev} é o valor discreto esperado, $\hat{y}_{ev}$ é o valor contínuo obtido pela RNA.

Este desvio será utilizado mais a frente para obter o grau de confiança de cada módulo.

4.3 Sistema de Identificação de Eventos em Ambientes Ruidosos Dinâmicos

O sistema apresentado anteriormente se mostrou com boa capacidade de generalização e robustez em relação ao ruído. Entretanto, a arquitetura de RNA utilizada pelo sistema, por não ter recorrência em sua estrutura interna (onde existe uma dependência direta com o tempo), não são se mostrou apta a trabalhar diretamente com sistemas dinâmicos. Desta forma, objetivando superar esta limitação, adotou-se o sistema de "janela temporal móvel", ou seja, incorporou-se à arquitetura externa da rede a dependência temporal, através da apresentação seqüencial no tempo do histórico recente das variáveis de estado utilizadas na identificação dos eventos, conforme representado na figura 4.4.

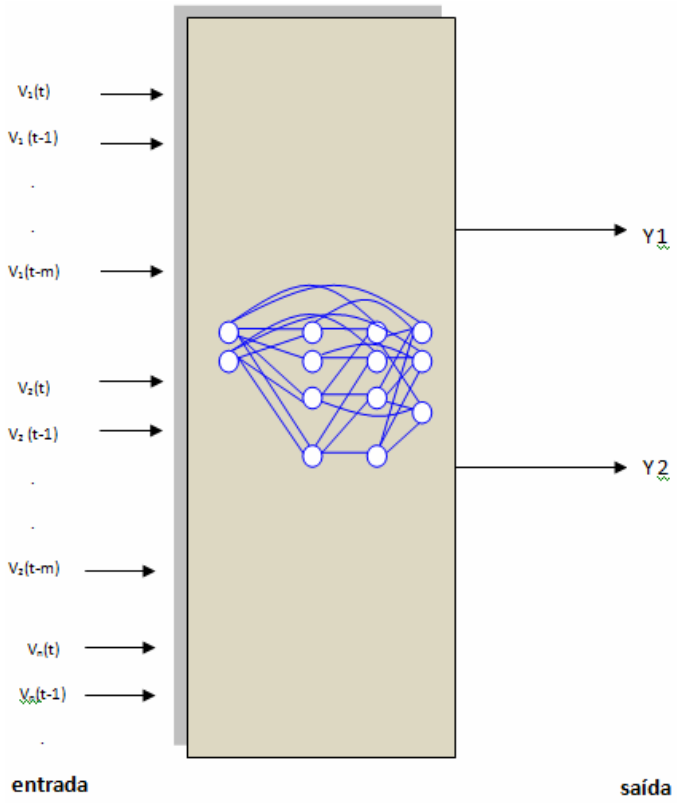


Figura 4.4 RNA com janela temporal móvel

Para que a RNA seja capaz de "aprender" a reconhecer a tendência da curva da série temporal, durante a fase de treinamento, cada padrão deve ter para cada variável de entrada um número fixo de elementos, definido pela largura da janela. A tabela 4.1, apresenta como deve ser constituído um conjunto de treinamento para um evento genérico A.

Nesta tabela, cada variável de estado pertencente ao conjunto de variáveis de entrada, $\{v_1, v_2 ... v_k\}$, utiliza uma quantidade m de colunas, definido pela largura da janela, para representar o histórico da respectiva variável. A cada nova linha, este histórico é deslocado no tempo, até que se utilizem todos os n elementos da série temporal.

Tabela 4.1 – Conjunto de treinamento com janela temporal móvel

variável $v_1(t)$				...	variável $v_k(t)$				Evento	Evento
Entrada 1	Entrada 2	...	Entrada *m*	...	Entrada 1	Entrada 2	...	Entrada *m*	Saída	Saída
$v_1(t)$	$v_1(t+1)$	...	$v_1(t+m)$	...	$v_k(t)$	$v_k(t+1)$	...	$v_k(t+m)$	A	B
$v_1(t+1)$	$v_1(t+2)$	...	$v_1(t+m+1)$	...	$v_k(t+1)$	$v_k(t+2)$	...	$v_k(t+m+1)$	A	B
. . .	. . .	...	. . .	...	. . .	. . .	...	. . .	. . .	. . .
$v_1(t+n-m)$	$v_1(t+n-m+1)$	...	$v_1(t+n)$	...	$v_k(t+n-m)$	$v_k(t+n-m+1)$	...	$v_k(t+n)$	A	B

k – número de variáveis de entrada; m – largura da janela; n – tamanho da série temporal

Devido à utilização da janela temporal móvel, o processo só se inicia após o preenchimento da mesma com o histórico recente da respectiva variável. Para cada novo instante, o conjunto de valores do histórico é deslocado no tempo, ou seja , o valor mais antigo, v[t-m], é substituído pelo próximo valor da seqüência, v[t-m+1], e assim sucessivamente até que o novo valor adquirido seja atribuído ao valor mais recente da seqüência v[t] .

A figura 4.5, apresenta o diagrama de blocos do sistema de identificação, após a inclusão da janela temporal móvel.

Neste diagrama, o histórico recente dos valores de cada uma das variáveis de estado, que representam o comportamento das diversas grandezas físicas com ruídos superpostos, são apresentados à entrada da rede neural. A cada nova aquisição, a amostra mais antiga da janela é descartada, os elementos são deslocados e o novo valor inserido.

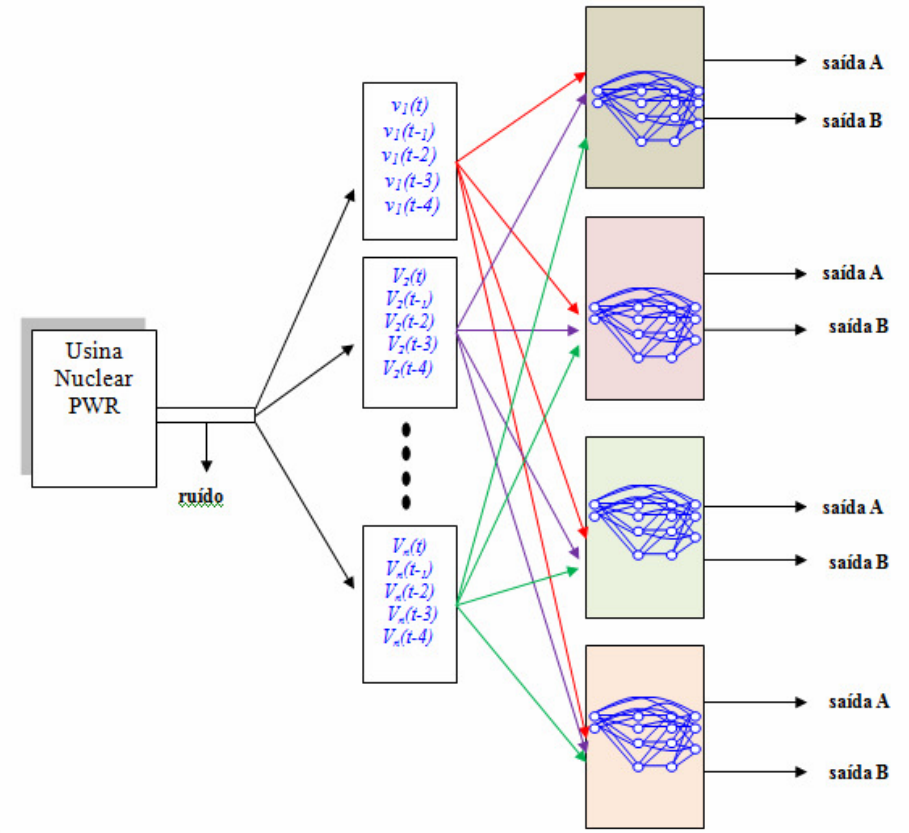


Figura 4.5 Diagrama de blocos do sistema dinâmico de identificação.

4.4 Sistema Nebuloso na Determinação do Grau de Confiança na Identificação do Evento

De modo a fornecer o grau de confiança do diagnóstico da RNA, foi utilizado um sistema baseado em lógica nebulosa. Para este fim foi proposto um módulo nebuloso básico para cada MNB do MII, figura 4.6. Para determinar o grau de confiança do evento apresentado pelo MNB , o módulo nebuloso compara a saída apresentada pelo seu respectivo MNB com as saídas apresentadas pelos demais MNB que compõe o mesmo MII.

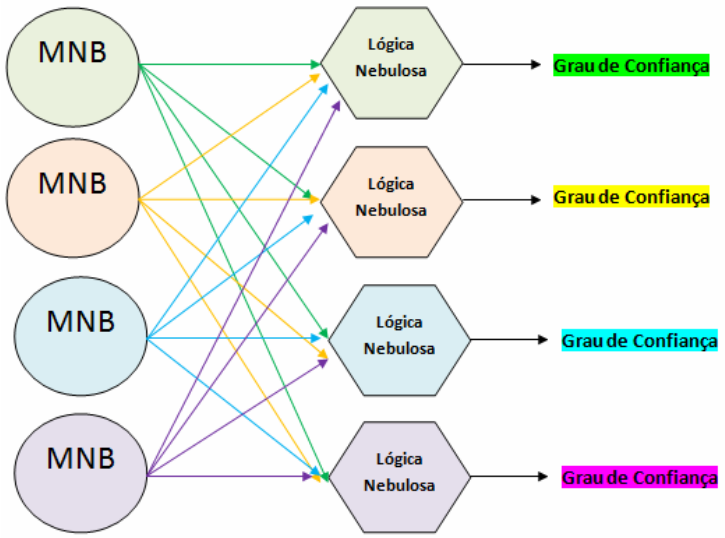


Figura 4.6 Apresenta MII , cada par representa a formação do módulo especialista com seus respectivos graus de confiança.

A seguir serão apresentadas cada uma das etapas no desenvolvimento do módulo nebuloso básico.

4.4.1 Formação do Conjunto Nebuloso

Para fazer a comparação entre as saídas dos MNB, definimos como variáveis de entradas a variável lingüística Evento_do_Módulo, para testar o grau de pertinência do evento em curso no MNB, e as variáveis lingüísticas Evento_1 , Evento_2 e Evento_3 para testar a pertinência do mesmo evento nos demais MNB do mesmo MII. Como variável de saída foi definida a variável lingüística Grau_de_Confiança. A seguir cada uma destas variáveis será definida.

a) Evento_do_Módulo - esta variável verifica a pertinência do evento em curso em cinco conjuntos nebulosos: evento_do_módulo_forte(EMF), evento_do_módulo (EM), evento_do_módulo_médio(EMM), evento_do_módulo_fraco (EMFr), não_é_evento_do_módulo (NEM). Para este fim foi utilizado como entrada o desvio calculado para o evento de responsabilidade do módulo, D_{ev}. A figura 4.7 apresenta os conjuntos nebulosos para a variável lingüistica Evento_do_Módulo.

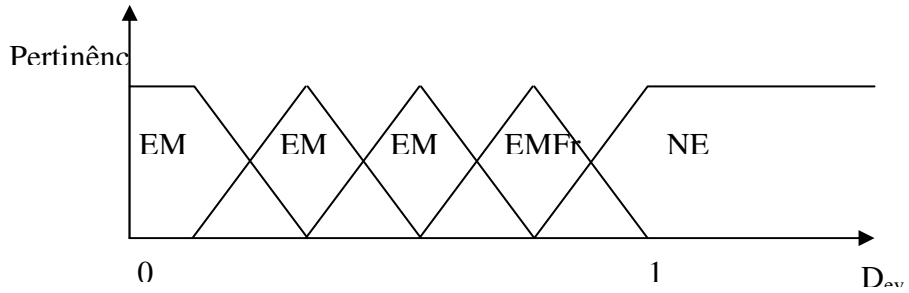


Figura 4.7 – conjuntos nebulosos para variável Evento_do_Módulo

b) Evento_1 - esta variável verifica a pertinência do evento em curso em dois conjuntos nebulosos: evento_1(E_1), não_evento_1 (NE_1). Para este fim foi utilizado como entrada o desvio calculado para o evento de responsabilidade do módulo responsável pelo evento 1 (outro módulo básico). A figura 4.8 apresenta os conjuntos nebulosos para a variável lingüistica Evento_1.

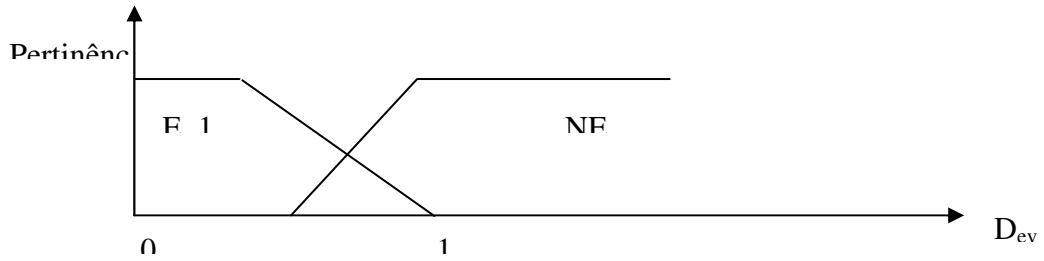


Figura 4.8 – conjuntos nebulosos para variável Evento_1

c) Evento_2 - esta variável verifica a pertinência do evento em curso em dois conjuntos nebulosos: evento_2(E_2), não_evento_2 (NE_2). Para este fim foi utilizado como entrada o desvio calculado para o evento de responsabilidade do módulo responsável pelo evento 2 (outro módulo básico). A figura 4.9 apresenta os conjuntos nebulosos para a variável lingüística Evento_2.

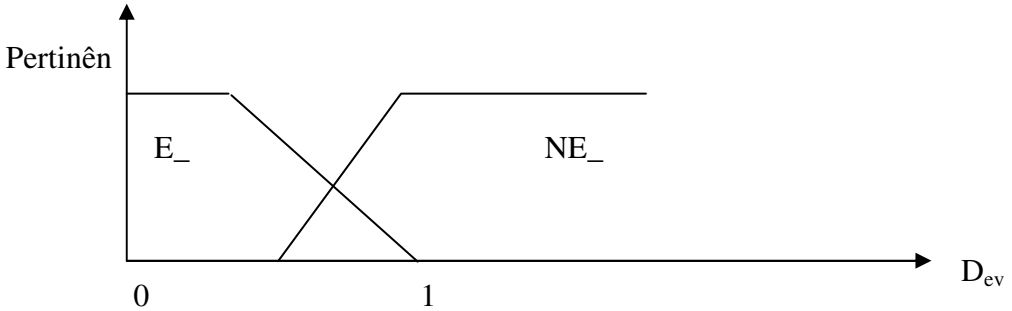


Figura 4.9 - conjunto nebuloso para variável Evento_2

d) Evento_3 - esta variável verifica a pertinência do evento em curso em dois conjuntos nebulosos: evento_3(E_3), não_evento_3 (NE_3). Para este fim foi utilizado como entrada o desvio calculado para o evento de responsabilidade do módulo responsável pelo evento 3 (outro módulo básico). A figura 4.10 apresenta os conjuntos nebulosos para a variável lingüística Evento_3.

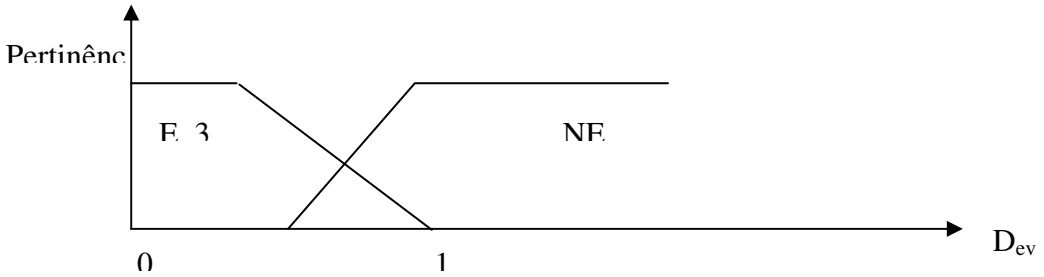


Figura 4.10 - conjunto nebuloso para variável Evento_3

e) Grau_de_Confiança - esta variável determina o grau de confiança do evento em curso em cinco conjuntos nebulosos: não confiante (NC), pouco confiante (PC), médio confiante(MEDC), confiante(C), muito confiante (MC). A figura 4.11 a seguir apresenta os conjuntos nebulosos para a variável lingüística Grau de Confiança.

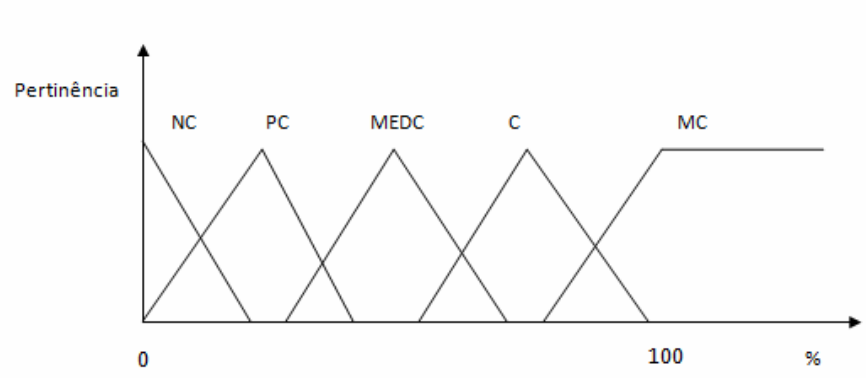


Figura 4.11 - conjunto nebuloso para variável Grau de Confiança.

4.4.2 Regras Nebulosas

As regras da lógica nebulosa são empíricas, formadas com pensamento lógico, para demonstrar esse raciocínio serão apresentadas na tabela 4.2 algumas formações de regras lógicas.

Tabela 4.2 Exemplo de formação das regras

	forte		evento 1		evento 2		evento 3		confiante
SE	evento fraco	E	é evento 1	E	não é evento 2	E	não é evento 3	ENTÃO	Médio confiante
SE	não é evento	E	não é evento	E	não é evento 2	E	não é evento 3	ENTÃO	Não é confiante
SE	evento	E	não é evento 1	E	não é evento 2	E	é evento 3	ENTÃO	Pouco confiante
SE	Evento é fraco	E	não é evento 1	E	é evento 2	E	não é evento 3	ENTÃO	Não é confiante

O grau de confiança é determinado a partir do desvio D_{ev}.

A estrutura fuzzy de cada módulo utiliza como entrada os desvios D_{ev} encontrado para cada evento.

CAPÍTULO 5

DESCRIÇÃO DOS SISTEMAS RELACIONADOS COM A SEGURANÇA DE REATORES NUCLEARES E OS ACIDENTES ESCOLHIDOS PARA O TESTE DO SISTEMA

5.1 - Introdução

Na operação de uma usina nuclear existe a possibilidade do aparecimento de uma situação anormal, que se não for controlada, poderá causar a liberação de uma quantidade significativa de material radioativo para o meio ambiente. Desta forma, uma série de sistemas, procedimentos e funções relacionados com a segurança devem fazer parte do projeto destas centrais nucleares, de modo a controlar esses eventos anormais ou pelo menos minimizar suas conseqüências.

A filosofia básica (GLASSTONE, S., JORDAN, W. H. 1980) dos orgãos reguladores em garantir a segurança no projeto, construção e operação de usinas nucleares tem sido chamada de defesa em profundidade e se expressa em termos de três níveis de segurança.

O primeiro nível de segurança está relacionado com o projeto do reator e com os componentes associados a ele, uma vez que este deverá operar com alto grau de confiabilidade. Para este fim, os órgãos reguladores dão uma ênfase especial à qualidade dos materiais e da mão de obra utilizada na construção da usina . A usina deve ser projetada e construída para ser resistente aos fenômenos naturais. Além disso, o projeto deve permitir o monitoramento contínuo ou periódico dos sistemas e componentes, de modo a detectar possíveis falhas.

A despeito de toda a segurança oferecida pelo cuidado no projeto e construção da usina, é necessário prevenir que alguns incidentes venham a ocorrer durante o ciclo de vida da mesma. A proposta do segundo nível de segurança é fornecer meios para evitar ou lidar com esses eventos.

Finalmente, o terceiro nível de segurança é baseado no ponto de vista de que é prudente ir além dos níveis de segurança mencionados anteriormente, e incorpora sistemas adicionais e barreiras de radioatividade para proteger o público, mesmo se alguns acidentes ocorreram. Para isto, falhas de componentes e sistemas são postulados e suas conseqüências são analisadas. A análise de cada evento hipotético determina um conjunto de acidentes de base de projeto, e sistemas de segurança são, então, projetados para controlá-los.

5.2 - Principais Sistemas de uma Usina Nuclear PWR

A usina nuclear com reator de água leve pressurizada (PWR) consiste basicamente de uma reator que é resfriado por circuitos de refrigeração. Cada circuito contém um trocador de calor ou gerador de vapor, uma bomba de circulação de refrigerante e as tubulações de interligação desses componentes.

A energia liberada pela fissão, no núcleo do reator, transforma-se rapidamente em calor que aquece a água do Sistema de Refrigeração do Reator. Este calor é transportado pela água do sistema primário aos geradores de vapor, por meio de bombas de refrigeração. Nos geradores de vapor, a água do sistema primário transfere seu calor, através dos tubos destes geradores, para a água do sistema secundário que se transforma em vapor saturado. O vapor produzido é expandido nas turbinas, as quais acionam o gerador elétrico. Os tubos dos geradores de vapor promovem uma separação entre a água do sistema primário e a do sistema secundário evitando, assim, que substâncias radioativas, eventualmente presentes no sistema de refrigeração do reator, contaminem o circuito água-vapor.

No circuito água-vapor, a água de alimentação dos geradores de vapor é retirada do tanque de água de alimentação por meio das bombas de água de alimentação e preaquecida em trocadores de calor por extrações das turbinas. O vapor, após sua expansão nas turbinas, é

condensado nos condensadores e o condensado resultante é conduzido, pelas bombas de condensado principal, ao tanque de água de alimentação.

As bombas de água de refrigeração principal forçam a passagem da água pelos condensadores onde ela absorve o calor resultante da condensação do vapor e a descarrega, onde este calor é finalmente rejeitado.

A utilização do calor obtido das extrações das turbinas para preaquecer o condensado e a água de alimentação promove uma menor rejeição de calor para o meio ambiente, o que implica num aproveitamento mais eficiente da energia gerada pelo reator.

5.2.1 - Sistema de Refrigeração do Reator

O Sistema de Refrigeração do Reator consiste, basicamente, dos seguintes componentes:

- vaso de pressão do reator;
- geradores de vapor;
- bombas de refrigeração;
- tubulações principais;
- pressurizador;
- tanque de alívio do pressurizador;
- válvulas de aspersão, de alívio e de segurança

A pressão no Sistema de Refrigeração do Reator é mantida em um valor constante suficiente para evitar a ebulição e propiciar uma densidade de potência tão alta quanto possível.

As variações de volume, ocasionadas por mudanças de temperatura decorrentes de variações de potência, são compensadas pelo sistema do pressurizador. Para isto, o pressurizador é mantido parcialmente cheio com água, acima da qual existe um colchão de vapor. A pressão no sistema é mantida constante através de aspersão de água (spray) na parte superior do pressurizador e de aquecimento elétrico em sua parte inferior.

O reator e seu sistema de refrigeração consistem dos seguintes componentes principais:

- vaso de pressão do reator;
- geradores de vapor;
- bombas de refrigeração do reator;
- Sistema de Tubulações do Circuito Primário;

- Sistema de Pressurização do Refrigerante do Circuito Primário;
- Sistema de Alívio da Pressão do Refrigerante do Circuito Primário.

No vaso de pressão do reator a água de refrigeração entra pelos bocais do vaso, desce pelo espaço compreendido entre a parede do vaso de pressão e o envoltório dos elementos combustíveis, faz a volta e sobe por entre eles, onde é aquecida.

Acima do núcleo do reator encontra-se a estrutura superior do núcleo com as guias das barras de controle. Durante a operação, sua função é a de controlar a potência do reator, movimentando-se verticalmente para dentro (redução de potência) e para fora (aumento de potência) do núcleo. Em caso de acidente, sua função é desligar o reator caindo por gravidade dentro do núcleo.

O acionamento das barras de controle encontra-se acima da tampa do vaso de pressão do reator. As mudanças lentas de reatividade do núcleo do reator são compensadas, durante a operação, através da adição ou subtração do ácido bórico dissolvido no refrigerante para esta finalidade.

Os geradores de vapor são trocadores de calor verticais com tubos em forma de "U". O refrigerante principal passa por dentro dos tubos trocando calor com a água de alimentação dos geradores de vapor. Separadores de umidade retiram a água do vapor produzido, o qual, após passar por secadores de vapor, deixa o gerador.

As bombas de refrigeração do reator são bombas que 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 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 e segurança, bem como com as linhas de aspersão (spray).

O tanque de alívio, ligado diretamente ao pressurizador através de linhas de alívio, tem cerca de dois terços de seu volume preenchido com água. Acima da superfície da água encontra-se um colchão de nitrogênio. Este tanque é dimensionado de forma a acomodar a quantidade de vapor resultante de uma descarga das válvulas e está ligado a um circuito próprio de refrigeração.

Todos os componentes do circuito primário estão localizados dentro do Envoltório da Contenção.

5.2.2 – Sistema de Remoção do Calor Residual

Mesmo com o reator desligado e sem reação em cadeia, existe uma produção contínua de calor oriunda do decaimento dos elementos radioativos produzidos durante a operação. Adicionalmente, com a queda de temperatura, o calor armazenado em estruturas é liberado. Estas duas parcelas se constituem no chamado calor residual, o qual deve ser removido do sistema. Esta tarefa é realizada pelo Sistema de Remoção do Calor Residual.

5.2.3 – Sistema de Vapor Principal

O vapor saturado, produzido nos geradores de vapor aciona a turbina que está acoplada ao gerador. Após sua expansão na turbina, o vapor é condensado no condensador. O condensado é transportado através dos preaquecedores de baixa pressão para o tanque de água de alimentação. Deste tanque, a água de alimentação é bombeada através dos aquecedores de alta pressão de volta aos geradores de vapor.

Os geradores de vapor podem ser isolados do lado do vapor. Cada linha de vapor principal tem sua própria estação de válvulas, que é um bloco compacto de válvulas. Sendo assim, no caso de determinados acidentes**,** uma dada linha de vapor principal pode ser isolada e a redução de pressão efetuada, por exemplo, através da liberação de vapor para a atmosfera.

O tanque de água de alimentação tem como uma de suas funções acomodar as variações de volume no circuito secundário, e possibilitar o tratamento da água de alimentação.

As bombas de água de alimentação conduzem a água de alimentação, tanto em operação normal quanto em operação com desvio, do tanque de água de alimentação através dos aquecedores de alta pressão, de volta aos geradores de vapor.

O Sistema de Alimentação de Emergência tem a função de assegurar a alimentação dos geradores de vapor nas seguintes situações:

- acidentes internos no circuito água-vapor;
- acidentes com perda de refrigerante, pequenos e médios vazamentos;
- influências externas, durante a operação normal.

Em determinadas situações anormais de operação, parte do vapor produzido nos geradores de vapor não é admitida na turbina, sendo conduzida diretamente ao condensador através de uma estação de desvio. A estação de desvio é projetada para desviar parte da quantidade de vapor produzida à potência nominal.

5.2.4 – Sistema de Limitação

O Sistema de Limitação consiste de dispositivos que impedem que os valores limites de algumas variáveis de processo preestabelecidas sejam ultrapassados. Quando estes valores limites são atingidos, os dispositivos de limitação entram em ação para trazer a usina de volta à condição normal de operação. Isto pode resultar numa redução de potência.

5.2.5 – Sistema de Proteção do Reator

O Sistema de Proteção do Reator tem como tarefa supervisionar e processar as variáveis importantes para a segurança da usina e do meio ambiente e de iniciar ações automáticas de proteção para manter a usina dentro dos limites de segurança. A escolha das variáveis de processo a serem supervisionadas, a seleção de critérios adequados de atuação e sua conexão com os sinais que dão início a ações de proteção decorrem fundamentalmente da análise de acidentes.

O sistema de proteção do reator pertence, juntamente com os dispositivos de segurança ativos e passivos, ao sistema de segurança do reator.

A instrumentação da usina informa, ao sistema de proteção, a existência de uma condição anormal que possa interromper ou dificultar a remoção de calor do núcleo do reator ou que tenha como resultado a liberação de radioatividade inadmissível para o meio ambiente. Essas situações são reconhecidas através de discrepâncias entre os valores medidos das variáveis físicas e os valores de operação. É necessário reconhecer a tempo essas condições anormais e executar as ações necessárias para se alcançar os seguintes objetivos de proteção, a saber, garantia:

- de uma redução de potência suficiente, subcriticalidade;
- do inventário do refrigerante do sistema primário;
- do transporte do calor do sistema primário;
- da fonte fria no sistema secundário;
- da alimentação dos geradores de vapor;
- da limitação da pressão no sistema primário;

Os sinais do SPR ativam o desligamento rápido do reator (TRIP), fazem atuar alarmes, impedem a retirada de barras de controle e controlam com prioridade os dispositivos de segurança ativos necessários para o controle de cada um dos acidentes.

Para cumprir a exigência de alta disponibilidade, o TRIP é efetuado através de três ações independentes e diversas entre si:

- desligamento dos suprimentos de potência elétrica para as barras de controle;
- desligamento de todo o suprimento de potência;
- introdução por queda de todas as barras de controle, por meio da função de queda de barras do Sistema de Limitação do Reator.

Os dispositivos para essas ações são testáveis durante a operação, sem que seja atuado o desligamento rápido do reator pois apenas uma redundância do SPR é testada de cada vez.

Os principais sinais que provocam o TRIP do reator são os seguintes:

- desligamento manual;
- nível baixo de água nos geradores de vapor;
- desligamento do conjunto turbina/gerador;
- fluxo elevado de nêutrons;
- alta taxa de aumento de potência;
- pressão elevada;
- sinal de injeção de segurança;
- pressão elevada;
- sobrepotência e sobretemperatura.

5.3 – Escolha do Conjunto de Acidentes para Teste do Método

O Relatório Final de Análise de Segurança (FSAR) analisa um conjunto eventos, postulados para uma usina nuclear, visando demonstrar o cumprimento de três objetivos de segurança.

- Desligamento seguro;
- Remoção do calor residual;
- Limitação quanto a liberação de radioatividade.

Sendo assim, o conjunto de acidentes utilizados para testar o método proposto por esta dissertação foi escolhido tomando como base os acidentes de projeto postulados para uma usina nuclear PWR e que devem constar no Relatório Final de Análise de Segurança (FSAR).

Os eventos iniciadores destes acidentes podem ocorrer tanto no sistema primário quanto no secundário, que por sua vez são constituídos de subsistemas menores. A Garantia da segurança nuclear está diretamente relacionada ao funcionamento destes subsistemas. Desta forma, então, foram escolhidos os acidentes utilizados para testar o método proposto por esta dissertação, são eles:

a) Ruptura da linha de alimentação principal (MFW)- Uma ruptura da linha de alimentação principal pode interromper o suprimento de água para os geradores de vapor. No início do acidente há um aumento da remoção de calor seguida de uma diminuição do mesmo. O nível de água e pressão em todos os geradores de vapor diminui. O rápido decréscimo da pressão na linha de vapor faz com que o limite do

sistema de proteção seja alcançado, causando o desligamento rápido do reator. O mesmo sinal que causa este desligamento do reator também faz com que as válvulas que isolam as linhas de vapor sejam fechadas e as bombas das linhas de alimentação sejam desligadas. A remoção do calor de decaimento é assegurada pelas bombas de alimentação de emergência;

b) Perda de refrigeração do reator (LOCA) – O fluxo de massa de uma pequena ruptura é normalmente tão pequeno, que resulta em transientes com grandes períodos de tempo, nos quais a segurança automática disponível e as eventuais ações manuais no decurso do acidente garantem o domínio do acidente. Quanto menor for a ruptura, menos calor será removido pelo vazamento (perda de massa) e pela água fria (troca de calor) injetada pelas bombas de injeção de segurança. Como ocorre somente uma redução lenta de pressão, as bombas de injeção de segurança deverão garantir por um longo período, a complementação de massa e a remoção de calor do núcleo;

c) Rupturas de tubos geradores de vapor (SGTR) - Na ocorrência de vazamentos nos tubos em U dos geradores de vapor, haverá uma transferência de refrigerante radioativo para o circuito de água-vapor, devido à alta diferença de pressão existente entre o lado primário e o lado secundário. As principais funções das ações automáticas e manuais que se desenvolvem, são as de restringir a perda de refrigerante e a de limitar os efeitos do acidente para que não haja liberação de vapor radioativo, através das válvulas de alívio, para a atmosfera. Para isso, as potências do reator e do gerador devem ser reduzidas o mais rápido possível. Com o funcionamento das BRR, é mantida a circulação forçada, evitando a formação de bolhas de vapor na região da tampa do vaso de pressão do reator com a pressão do Sistema de Refrigeração do Reator reduzida. Com o condensador como fonte fria, evita-se que o vapor principal radioativo seja liberado para o meio ambiente. Com a redução da potência, e com a redução da pressão do Sistema de Refrigeração do Reator, a diferença de pressão entre o lado primário e secundário é reduzida, diminuindo a taxa de vazamento.

d) Desligamento da turbina (Trip) - A maior rejeição de carga de uma usina nuclear é resultado do desligamento da turbina. O desligamento da turbina pode ser gerado pelo equipamento de proteção da turbina, do gerador ou condensador. Na possibilidade das linhas alternativas para o vapor estarem indisponíveis, a pressão do

vapor irá aumentar rapidamente, com conseqüente aumento da temperatura e pressão do lado primário. O desligamento rápido do reator será ativado quando a pressão do vapor principal alcançar o limite do sistema de proteção. No lado primário o aumento da pressão será suspenso pela abertura das válvulas de alívio do pressurizador. Já no lado secundário o aumento da pressão é limitado pela abertura das válvulas de segurança das linha de vapor principal.

Os acidentes descritos anteriormente foram gerados por simulação computacional no simulador do Laboratório de Interface Homem Sistema (LABIHS) do IEN para potências de operação de 100%, no. O tempo total de simulação foi de 120 segundos (onde os primeiros 10 segundos correspondem à condição de normalidade). As variáveis escolhidas , foram aquelas que mais contribuem para a caracterização dos acidentes em questão. Assim, foram escolhidas as seguintes variáveis: Vazão no núcleo, Temperatura na perna quente, Temperatura na perna fria, Vazão no núcleo, Nível no gerador de vapor – Faixa larga, Nível no gerador de vapor – Faixa estreita, Pressão no gerador de vapor, Vazão de água de alimentação, Vazão de vapor, Pressão no pressurizador – Faixa estreita, Temperatura da margem do refrigerante, Nível do pressurizador.

CAPÍTULO 6

APLICAÇÃO DO MÉTODO AO CONJUNTO DE ACIDENTES ESCOLHIDOS PARA O TESTE

Neste capítulo, o sistema de diagnóstico de eventos proposto nesta dissertação é aplicado na identificação dos acidentes escolhidos – indicados no capítulo anterior - e que pertencem ao conjunto de acidentes postulados para uma usina nuclear tipo PWR, conforme destacadas na tabela 6.1. Cada uma destas condições de operação é constituída de 120 amostras no tempo das 12 variáveis de processo, as quais estão descritas na tabela 6.2, com indicação de suas unidades de engenharia.

Os testes de verificação do método são divididos em três fases: treinamento da rede, desenvolvimento da lógica nebulosa e a operação.

Os objetivo da fase de treinamento é ajustar a sinapse das RNAs

Na fase de operação, o sistema, já treinado, é utilizado para efetuar as classificações de amostras que seriam fornecidas pela instrumentação da usina, geradas a intervalos regulares de 1s.

Na fase de operação, são realizados testes para verificar a precisão, a robustez ao ruído e a capacidade do método de fornecer percentuais para o transiente desconhecido com ruído baixo (TRIPTUR não treinado) e, também, para os demais transientes com ruídos mais elevados.

Tabela 6.1 – Condições de Operação da Usina.

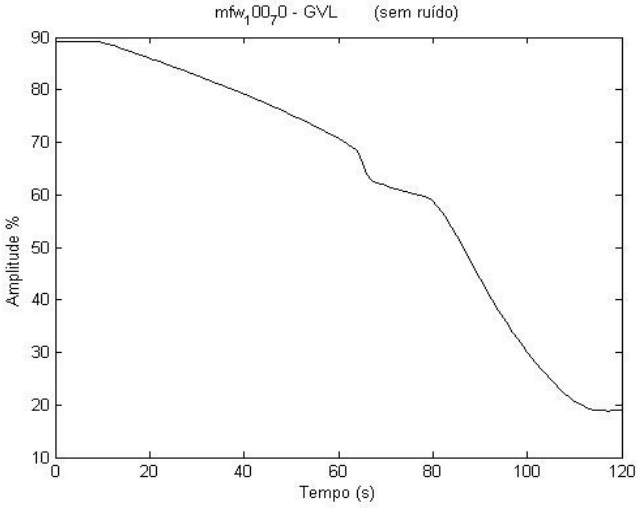
Nomenclatura	**Condição de Operação**
NORMAL	Condição normal de potência
LOCA	Perda de refrigerante do sistema primário
SGTR	Ruptura de tubos do gerador de vapor
MFW	Ruptura da alimentação principal
TRIPTUR	Desligamento da turbina

Tabela 6.2 - Variáveis de estado utilizadas no cenário de teste.

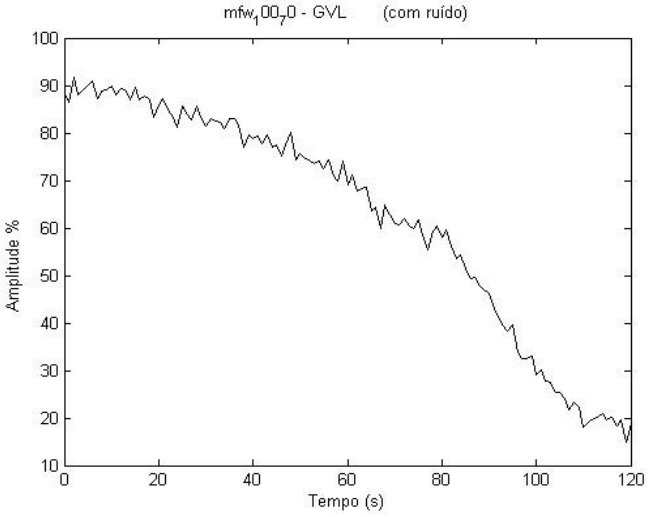
Número da Variável	**Variável de processo**	**Unidade**
1	Vazão no núcleo	%
2	Temperatura na perna quente	^{o}C
3	Temperatura na perna fria	^{o}C
4	Vazão no núcleo	*kg/s*
5	Nível no gerador de vapor – Faixa larga	%
6	Nível no gerador de vapor – Faixa estreita	%
7	Pressão no gerador de vapor	MPa

Número da Variável	Variável de processo	Unidade
8	Vazão de água de alimentação	kg/s
9	Vazão de vapor	kg/s
10	Pressão no pressurizador – Faixa estreita	kg/s
11	Temperatura da margem do refrigerante	^{o}C
12	Nível do pressurizador	%

A geração adicional de dados com ruídos para treinamento das RNAs foi feita através de uma rotina desenvolvida com o MATLAB R2008a, recebendo como entrada os dados originais (sem ruído) e , seguindo as considerações feitas na seção 4.2. A figura 6.1, ilustra o comportamento da variável nível do gerador de vapor, sem e com ruído superposto, durante a ruptura da água de alimentação (MFW).



(a)



(b)

Figura 6.1 – Nível do gerador de vapor durante o acidente MFW: (a) sem ruído; (b) com ruído.

6.1 Treinamento das RNAs e Determinação dos Parâmetros do Sistema

Nesta seção, demonstra-se como o sistema foi preparado para ser aplicado na identificação dos acidentes pertencentes a condições de operação da usina escolhida a 100% de potência nominal. Dentre os transientes, o acidente TRIPTUR foi escolhido como evento desconhecido e desta forma não fez parte do conjunto de treinamento das RNAs.

Para formar o conjunto de treinamento das RNAs, foram estabelecidos 428 padrões sem ruído, 2140 padrões com ruído de 1%, de 5% e de 10% cada . Totalizando a utilização de 6848 padrões.

Para definir o tamanho da janela e todos os parâmetros das RNAs, foram necessários vários ensaios, uma vez que não existe um critério geral, bem definido, para escolha destes parâmetros. Após estas tentativas, as RNAs que forneceram os melhores resultados apresentaram a seguinte configuração:

- camada de entrada constituída de 60 neurônios com funções de ativação linear (12 "janelas temporais móveis" com cinco elementos cada);
- 1 camada intermediária com 103 neurônios com funções de ativação logística;
- camada de saída com 2 neurônios com função de ativação do tipo logística.

6.2 Lógica Nebulosa

Para cada acidente, foi criado um sistema de lógica nebulosa, totalizando um total de 4 conjuntos nebulosos.[1] Então, as variáveis usadas no modulo são provenientes do conjunto de condições de operações da usina, são elas: LOCA, MFW, NORMAL e SGTR.

Optou-se por introduzir essas variáveis como entrada no modelo nebuloso.

Os resultados obtidos pelo módulo nebuloso LOCA, no Matlab, foram obtidos com a utilização do método de Mandani de *fuzzificação.* Já a estratégia de *defuzificação* utilizada foi o centróide.

6.2.1. Atribuições de funções de pertinência e termos lingüísticos

Na literatura especializada, não foi encontrado nenhum consenso sobre qual função de pertinência é mais adequada para cada tipo de aplicação. Desta forma, apesar do editor de pertinência do Matlab ser rico no numero de funções, para esta pesquisa, as curvas foram escolhidas de acordo com a experiência em análise de acidente em reatores nucleares - a curva em forma de trapézio e a curva triangular.

6.2.2 Partição dos domínios

Conforme a implementação do modelo no Matlab, foram particionados os domínios de entrada e saída do sistema de interferência fuzzy. O numero de partição deve ser igual ao numero de termos lingüísticos usados para avaliação do nível do acidente, para o operador.

6.2.3 Criação das regras para o módulo nebuloso básico

Após implementar as partições dos domínios, funções de pertinência e termos lingüísticos das variáveis entrada e saída no Matlab, o passo seguinte - para completar a modelagem fuzzy - foi criar um conjunto de regras entre a variável dependente e as variáveis independentes, baseado na análise empírica.

---

[1] Lembrando que não foi feita a lógica nebulosa responsável do acidente TRIPTUR, pois tal acidente não foi utilizado na fase de treinamento e, por isso, torna-se importante para ser testado na fase de operação.

Por intermédio da experiência de um operador especialista, foi possível criar 40 regras do tipo Se...Então, que foram incorporados pelo editor de regras no Matlab.

As regras obtidas, conforme os agrupamentos que deram origem ao conjunto de regras do sistema de inferência nebulosa, são mostradas a seguir, conforme as figuras 6.2 e 6.3:

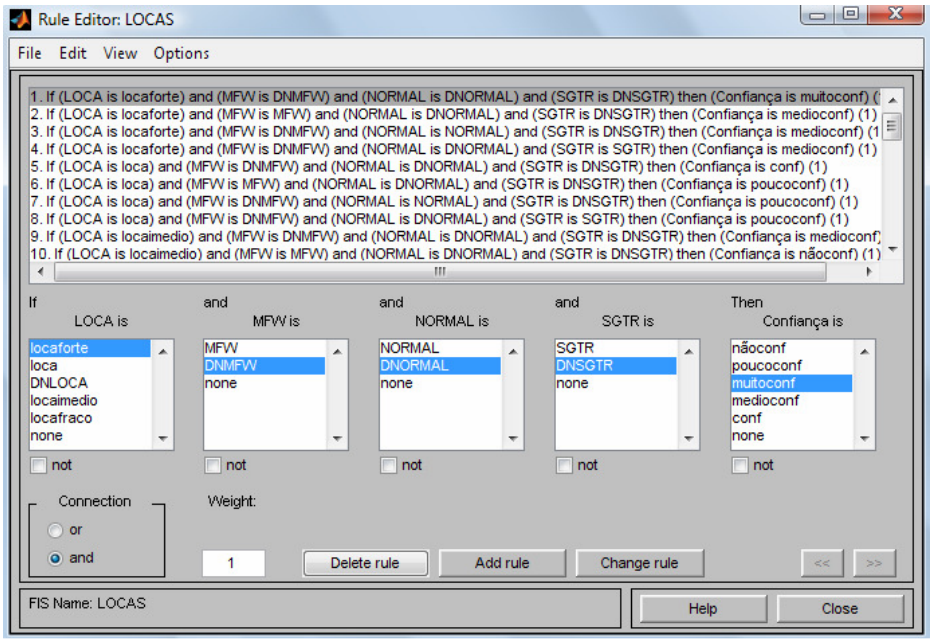


Figura 6.2- Regras de inferência fuzzy do tipo SE/E/ENTÃO, implementadas no Matlab.

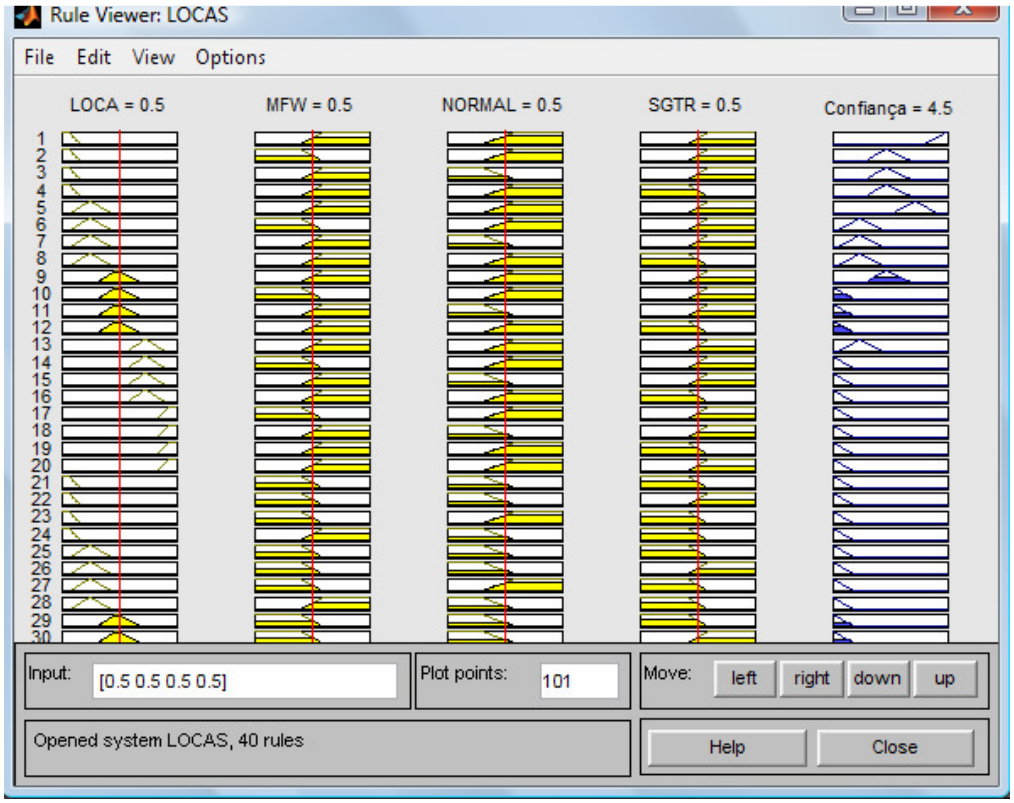


Figura 6.3- Visualização da regras fuzzy das variáveis de entrada e saída no Matlab.

6.2.4 Módulo Nebuloso LOCA

O primeiro módulo nebuloso, que será apresentado, é responsável no diagnóstico do acidente LOCA. É ele que dará a confiabilidade do acidente ser ou não ser LOCA. A seguir, nas figuras 6.4, 6.5, 6.6, 6.7 , 6.8 e 6.9, pode-se visualizar como são implementadas as variáveis no software.

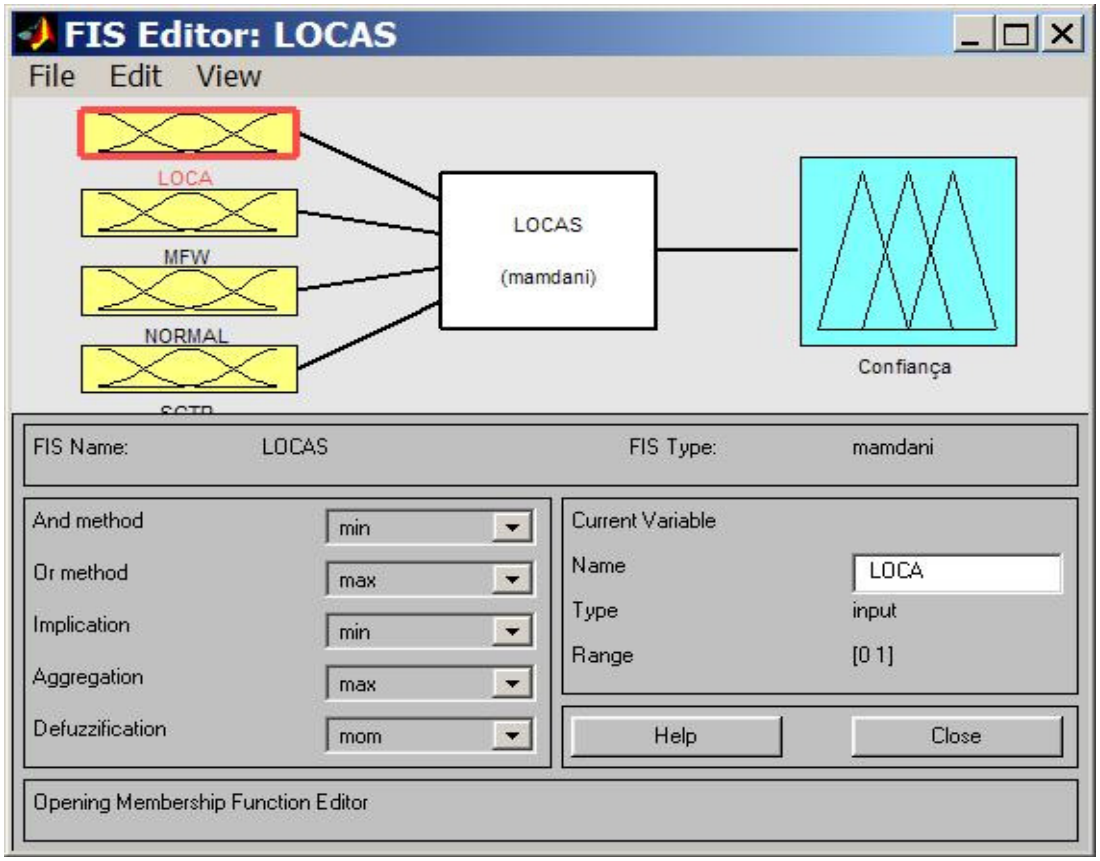


Figura 6.4- Módulo Nebuloso LOCA . Variáveis de entrada e saída implantadas no Matlab.

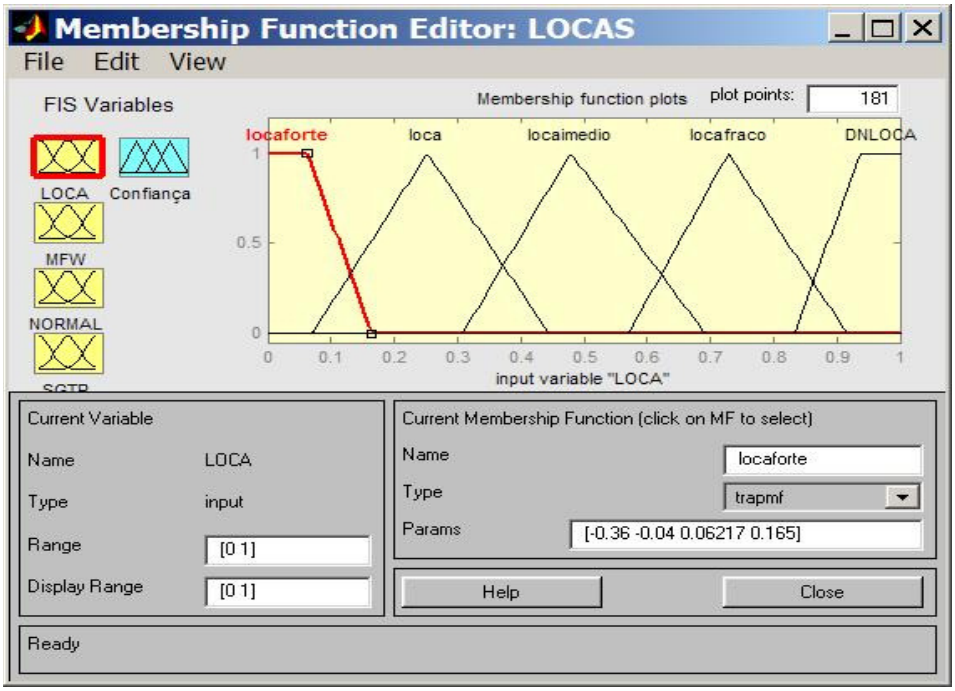


Figura 6.5 - LOCA: Termos lingüísticos, funções de pertinência e partição do domínio.

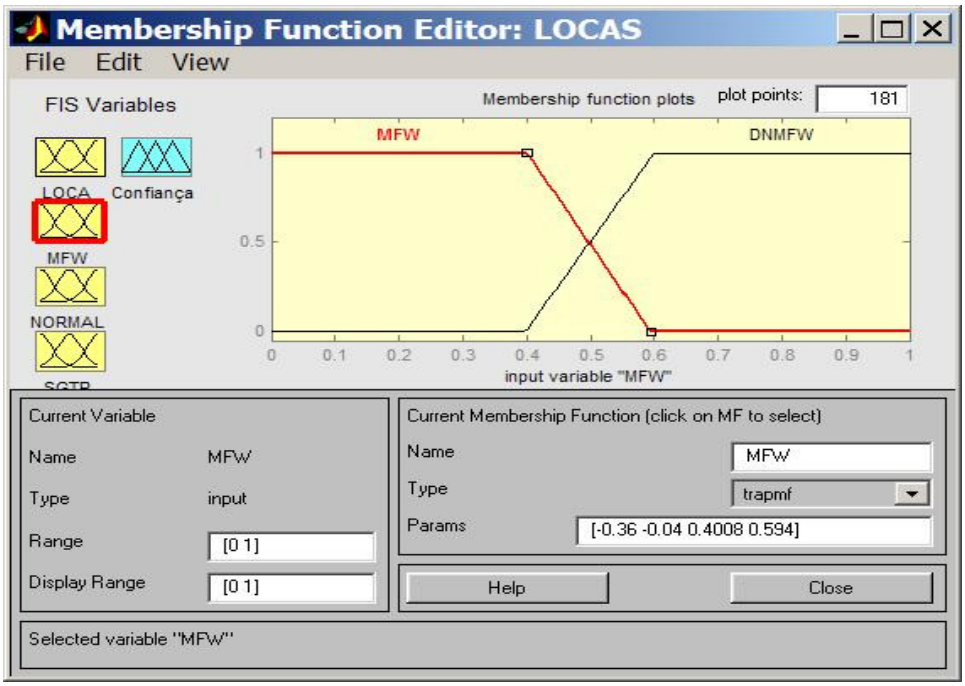


Figura 6.6 – MFW: Termos lingüísticos, funções de pertinência e partição do domínio.

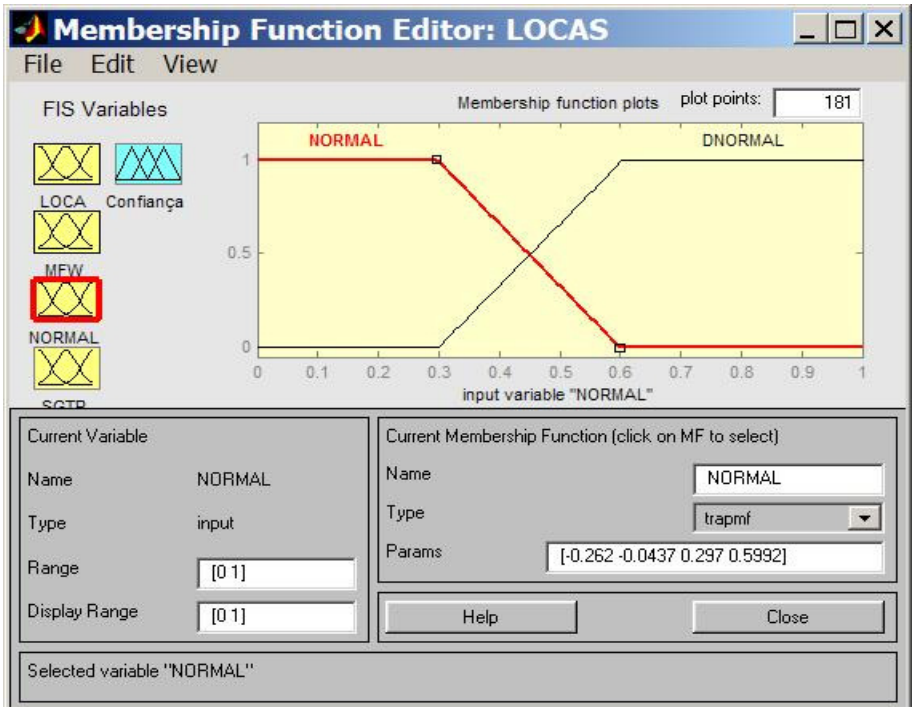


Figura 6.7– Normal: Termos lingüísticos, funções de pertinência e partição do domínio.

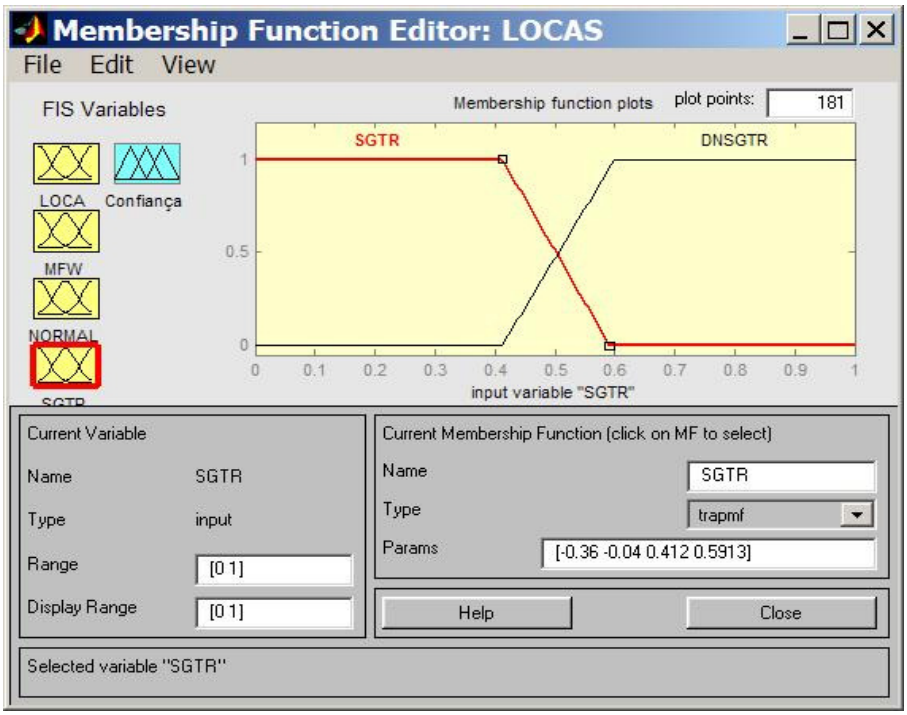


Figura 6.8 – SGTR : Termos lingüísticos, funções de pertinência e partição do domínio.

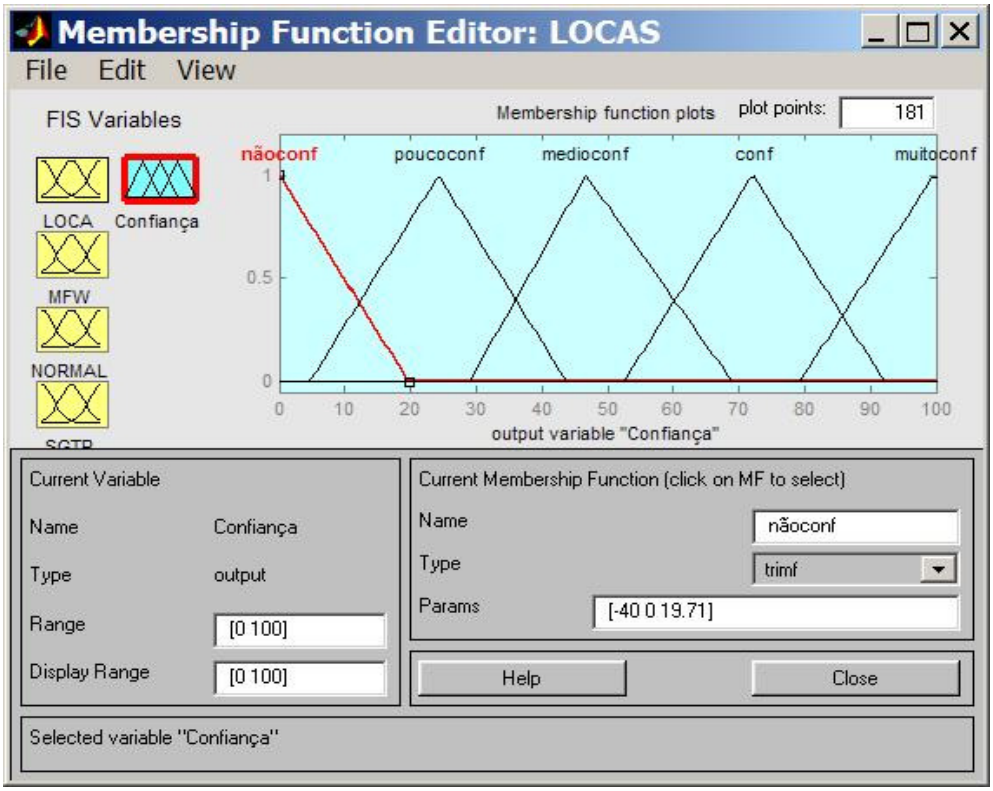


Figura 6.9 – Confiança do sistema especialista Loca : Termos lingüísticos, funções de pertinência e partição do domínio.

As variáveis de entrada são divididas como se segue abaixo :

1) Loca : 5 conjuntos nebulosos
2) MFW: 2 conjuntos nebulosos
3) Normal: 2 conjuntos nebulosos
4) SGTR: 2 conjuntos nebulosos

A variável de saída é dividida conforme segue:

1) Confiança: 5 conjuntos nebulosos

Especificamente para o acidente LOCA, os termos lingüísticos, adotados pelo avaliador das condições da usina, para as variáveis de entrada e saída do sistema nebuloso, no caso específico das amostras utilizadas nessa dissertação, foram:

Variáveis de entrada:

1) Loca: loca forte, loca, loca médio, loca fraco, não é loca;
2) MFW: mfw , não é mfw;

3) Normal: normal, não é normal;
4) SGTR: sgtr, não é sgtr.

Variável de saída:
Confiança: não confiante, pouco confiante, médio confiante, confiante, muito confiante.
As regras usadas, no módulo nebuloso LOCA, estão listadas abaixo:

1) SE (LOCA é locaforte) E (MFW não é mfw) E (NORMAL é não normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA é muito confiante)
2) SE (LOCA é locaforte) E (MFW é mfw) E (NORMAL é não normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA é médio confiante)
3) SE (LOCA é locaforte) E (MFW não é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA é médio confiante)
4) SE (LOCA é locaforte) E (MFW não é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA é médio confiante)
5) SE (LOCA é loca) E (MFW não é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA é confiante)
6) SE (LOCA é loca) E (MFW é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA é pouco confiante)
7) SE (LOCA é loca) E (MFW não é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA é pouco confiante)
8) SE (LOCA é loca) E (MFW não é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA é pouco confiante)
9) SE (LOCA é loca médio) E (MFW não é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA é médio confiante)
10) SE (LOCA é loca médio) E (MFW é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

11) SE (LOCA é loca médio) E (MFW não é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

12) SE (LOCA é loca médio) E (MFW não é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

13) SE (LOCA é loca fraco) E (MFW não é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA é pouco confiante)

14) SE (LOCA é loca fraco) E (MFW é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

15) SE (LOCA é loca fraco) E (MFW não é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

16) SE (LOCA é loca fraco) E (MFW não é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

17) SE (LOCA não é loca) E (MFW é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

18) SE (LOCA não é loca) E (MFW não é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

19) SE (LOCA não é loca) E (MFW não é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

20) SE (LOCA não é loca) E (MFW não é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

21) SE (LOCA é loca forte) E (MFW é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

22) SE (LOCA é loca forte) E (MFW é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

23) SE (LOCA é loca forte) E (MFW é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

24) SE (LOCA é loca forte) E (MFW não é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

25) SE (LOCA é loca) E (MFW é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

26) SE (LOCA é loca) E (MFW é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

27) SE (LOCA é loca) E (MFW é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

28) SE (LOCA é loca) E (MFW não é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

29) SE (LOCA é loca médio) E (MFW é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

30) SE (LOCA é loca médio) E (MFW é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

31) SE (LOCA é loca médio) E (MFW é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

32) SE (LOCA é loca médio) E (MFW não é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

33) SE (LOCA é loca fraco) E (MFW é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

34) SE (LOCA é loca fraco) E (MFW é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

35) SE (LOCA é loca fraco) E (MFW é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

36) SE (LOCA é loca fraco) E (MFW não é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

37) SE (LOCA não é loca) E (MFW é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

38) SE (LOCA não é loca) E (MFW é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR não é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

39) SE (LOCA não é loca) E (MFW é mfw) E (NORMAL não é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

40) SE (LOCA é loca) E (MFW não é mfw) E (NORMAL é normal) E (SGTR é sgtr) ENTÃO a (CONFIANÇA não é confiante)

6.2.5 Módulo Nebuloso MFW

O segundo módulo nebuloso é responsável pelo diagnóstico do acidente MFW. Ele garantirá a confiabilidade de ser ou não ser MFW. As variáveis são congregadas ao software do MATLAB de forma análoga a do módulo LOCA.

A divisão das variáveis de entrada foi feita da seguinte maneira :

1) Loca: 2 conjuntos nebulosos
2) MFW: 5 conjuntos nebulosos
3) Normal: 2 conjuntos nebulosos
4) SGTR: 2 conjuntos nebulosos

Já a variável de saída é dividida como se segue abaixo:

1) Confiança: 5 conjuntos nebulosos

Os termos lingüísticos adotados, para a entrada e saída, são os mesmos do conjunto nebuloso LOCA. A única diferença é que no sistema, especializado no acidente MFW, a variável

MFW, que compõe este conjunto nebuloso, é que foi dividida em 5 partes, ao invés da variável LOCA. Então, as divisões das partes ficaram de acordo com a seguinte descrição:

Variáveis de entrada:

1) Loca: loca, não é loca;
2) MFW: mfw forte, mfw, mfw médio, mfw fraco, não é mfw;
3) Normal: normal, não é normal;
4) SGTR: sgtr, não é sgtr.

Variável de saída:

Confiança: não confiante, pouco confiante, médio confiante, confiante, muito confiante.

As regras utilizadas no módulo nebuloso MFW são análogas as utilizadas no módulo LOCA.

6.2.6 Módulo de Nebuloso NORMAL

O terceiro módulo nebuloso é responsável pelo diagnóstico da condição NORMAL, garantindo a confiabilidade de estar ou não na condição NORMAL. As variáveis são congregadas ao software do MATLAB de forma análoga as dos outros módulos.

Variáveis de entrada:

1) Loca : 2 conjuntos nebulosos
2) MFW: 2 conjuntos nebulosos
3) Normal: 5 conjuntos nebulosos
4) SGTR: 2 conjuntos nebulosos

Variável de saída:

1) Confiança: 5 conjuntos nebulosos

Os termos lingüísticos são os mesmos do conjunto nebuloso LOCA, MFW. A única diferença é que, especificamente para condição NORMAL, a variável NORMAL foi dividida em 5 partes, ao invés das variáveis anteriormente divididas em outros conjuntos nebulosos. Então, as divisões das partes ficaram como descritas abaixo:

Variáveis de entrada:

5) Loca: loca, não é loca;
6) MFW: mfw, não é mfw;
7) Normal: normal forte, normal, normal médio, normal fraco, não é normal;

8) SGTR: sgtr, não é sgtr.

Variável de saída:

Confiança: não confiante, pouco confiante, médio confiante, confiante, muito confiante.

As regras usadas no módulo nebuloso NORMAL são análogas as usadas nos outros módulos.

6.2.7 Módulo Nebuloso SGTR

O quarto, e ultimo módulo nebuloso, é responsável pelo diagnóstico do acidente SGTR e por garantir a confiabilidade do acidente ser o não ser SGTR. O método usado é o mesmo dos módulos anteriores.

As variáveis de entrada são:

1) LOCA : 2 conjuntos nebulosos
2) MFW: 2 conjuntos nebulosos
3) Normal: 2 conjuntos nebulosos
4) SGTR: 5 conjuntos nebulosos

E a variável de saída:

1) Confiança: 5 conjuntos nebulosos

A escolha dos termos lingüísticos é feita seguindo as mesmas normas dos módulos anteriores:

Variáveis de entrada:

1) Loca: loca, não é loca;
2) MFW: mfw, não é mfw;
3) Normal: normal, não é normal;
4) SGTR: sgtr forte, sgtr, sgtr médio, sgtr fraco, não é sgtr.

Figura 6.29 – Confiança do módulo nebuloso SGTR : Termos lingüísticos, funções de pertinência e partição do domínio.

Variável de saída:

Confiança: não confiante, pouco confiante, médio confiante, confiante, muito confiante.

As regras usadas no módulo nebuloso SGTR seguem a mesma lógica usada nos módulos anteriores.

6.3 Fase de Operação do Sistema

O teste do sistema, apresentado a seguir, justifica-se pela necessidade de realizar uma avaliação da resposta do sistema, para cada módulo de neuro-fuzzy. Desta forma, foi gerado, para o grupo de acidente (LOCA, MFW e SGTR) e da condição (NORMAL) da usina, um total de 535 novos padrões representativos dos eventos e que foram incluídos na fase de treinamento (adicionando, para cada acidente, novos ruídos às variáveis de estado). Além de 535 novos padrões representativos do acidente TRIPTUR, que não foi incluído na fase dos treinamentos.

Em cada acidente, foi calculado o desvio Máximo(D_{ev}) para cada 535 padrões, cujo valor foi incorporado ao sistema nebuloso para fornecer o grau de confiança do sistema. Este conjunto de padrões representa a condição de acidente.

O valor de D_{ev} foi obtido realizando um cálculo dos valores, fornecido pelo módulo neural básico (MNB), após os testes do conjunto de padrões do acidente. Subtrai-se, do valor esperado de saída do MNB - que é sempre (1) - o valor de saída obtido pelo módulo neural básico. Após a análise dos valores, aquele escolhido foi o com maior diferença, que, por sua vez, é verificado, comparativamente entre os módulos, segundo sua ocorrência e o exato instante de tempo. Em seguida, foram selecionados os valores, para o mesmo tempo, nos outros três módulos neurais básicos restantes.

Primeiramente, nas tabelas 6.3 e 6.4 apresentamos a reposta final do módulo independente de identificação (MII) para o acidente TRIPTUR (não pertencente no escopo do treinamento) com ruído de 1% e 15%.

Tabela-6.3 Teste do acidente desconhecido do MII no instante de tempo 68s.

Acidente TRIPITUR com ruído de 1%		
	Maior desvio (D_{ev})	Confiança Fuzzy (%)
Rede LOCA	0.875	5% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0.727	25,5% de ser o acidente MFW
Rede NORMAl	0.970	0% de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	0,970	6,32% de ser o acidente SGTR

Tabela -6.4 Teste do acidente desconhecido do MII no instante de tempo 98s.

Acidente TRIPITUR com ruído de 20%		
	Maior desvio (D_{ev})	Confiança Fuzzy (%)
Rede LOCA	1.302	0% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	1,247	0% de ser o acidente MFW
Rede NORMAl	1,463	0% de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	1,344	0% de ser o acidente SGTR

Para verificar a robustez do método, foi executado o mesmo procedimento do teste realizado anteriormente, mas com a inclusão de todos acidentes analisados com ruídos altos de 15% e 20% . As tabelas 6.5, 6.6, 6.7, 6.8, 6.9, 6.10, 6.11 e 6.12 apresentam os valores de desvio escolhidos e determinados graus de confiança para os quatro acidentes analisados.

Tabela-6.5 Para acidentes LOCA do (MII) no instante de tempo 15s.

Acidente LOCA com ruído de 15%		
	Maior desvio (D_{ev})	Confiança Fuzzy
Rede LOCA	0,162	72,5% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0,804	3% de ser o acidente MFW
Rede NORMAl	0.906	4% de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	0,842	7,57% de ser o acidente SGTR

Tabela 6.6 para acidente desconhecido para MII no instante de tempo 34s.

Acidente MFW com ruído de 15%		
	Maior desvio (D_{ev})	Confiança Fuzzy
Rede LOCA	1,249	4% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0,488	52,5% de ser o acidente MFW
Rede NORMAl	1,052	5% de ser a condição NORMAL

Rede SGTR	1,065	6,9% de ser o acidente SGTR

Tabela 6.7 para condição normal para MII no instante de tempo 73s.

Condição NORMAL com ruído de 15%		
	Maior desvio (D_{ev})	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	1,132	0% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	1,213	0% de ser o acidente MFW
Rede NORMAl	0,094	96,5% de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	1,214	6,32% de ser o acidente SGTR

Tabela 6.8 para acidente SGTR no instante de tempo 13s.

Acidente SGTR com ruído de 15%		
	Maior desvio (D_{ev})	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	1,128	0% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	1,200	0% de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	1,060	96,5% de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	0,429	6,32% de ser o acidente SGTR

Tabela 6.9 para acidente LOCA para MII no instante de tempo 19s.

Acidente LOCA com ruído de 20%		
	Maior desvio (D_{ev})	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,338	72,5% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	1,254	1,5% de ser o acidente MFW
Rede NORMAl	1,091	1,5% de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	1,362	6,67% de ser o acidente SGTR

Tabela 6.10 para acidente MFW no instante de tempo 74s.

Acidente MFW com ruído de 20%		
	Maior desvio (D_{ev})	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	1,343	0% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0,399	74 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	1,057	3% de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	1,097	7,34% de ser o acidente SGTR

Tabela 6.11 para acidente desconhecido para MII no instante de tempo 13s.

Condição NORMAL com ruído de 20%		
	Maior desvio (D_{ev})	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	1,152	0% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	1,279	0 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,250	74 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	1,310	6,32% de ser o acidente SGTR

Tabela 6.12 para acidente desconhecido para MII no instante de tempo 99s.

Acidente SGTR com ruído de 20%		
	Maior desvio (D_{ev})	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	1,629	4% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	1,322	4,5 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAl	1,083	2,5 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	0,485	50,1% de ser o acidente SGTR

Para o teste final do sistema, também foi utilizado um conjunto de padrões. Entretanto, os cinco primeiros padrões, deste conjunto, representam a condição de normalidade em transição e os últimos 530 padrões já representam a condição de acidente. Esta disposição tem como objetivo simular uma passagem entre a condição de normalidade e uma condição de acidente, servindo assim para verificar a capacidade do sistema em sincronizar corretamente a mudança do evento. As tabelas 6.13, 6.14, 6.15, 6.16, 6.17, 6.18, 6.19 e 6.20 apresentam, respectivamente, tal transição.

Tabela-6.13 Transição de NORMAL para LOCA nos instantes de tempo 1s, 2s e 3s.

Transição da condição NORMAL para o acidente LOCA com ruído de 1%		
	D_{ev} **no instante 1s**	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,998	0% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0,991	0 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,026	100 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	0,991	6,32% de ser o acidente SGTR
	D_{ev} **no instante 2s**	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,361	72,5% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	1,291	2,5 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	1,119	2 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	1,720	6,85% de ser o acidente SGTR
	D_{ev} **no instante 3s**	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,118	94,5% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	1,344	0 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	1,136	0 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	1,645	6,32 % de ser o acidente SGTR

Tabela-6.14 Transição de NORMAL para LOCA nos instantes de tempo 4s, 5s e 6s.

Transição da condição NORMAL para o acidente LOCA com ruído de 1%		
	D_{ev} **no instante 4s**	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,154	72% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	1,459	0 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	1,178	0 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	1,432	6,32% de ser o acidente SGTR
	D_{ev} **no instante 5s**	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,175	72% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	1,445	0 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	1,141	0 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	1,023	6,32% de ser o acidente SGTR
	D_{ev} **no instante 6s**	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,034	100% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0,901	3,5 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,998	0 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	0,994	6,32% de ser o acidente SGTR

Tabela-6.15. Transição de NORMAL para MFW nos instantes de tempo 1s, 2s e 3s.

Transição da condição NORMAL para o acidente MFW com ruído de 1%		
	D_{ev} **no instante 1s**	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,998	0% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0,991	0 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,026	100 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	0,991	6,32% de ser o acidente SGTR
	D_{ev} **no instante 2s**	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,771	2% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0,876	7 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,373	51 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	1,702	6,7 % de ser o acidente SGTR
	D_{ev} **no instante 3s**	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,743	24% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0,964	0 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,876	27 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	1,521	6,32 % de ser o acidente SGTR

Tabela-6.16. Transição de NORMAL para MFW nos instantes de tempo 4s, 5s e 6s.

	D_{ev} **no instante 4s**	**Confiança Fuzzy**

Rede LOCA	0,735	24 % de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0,658	25,5 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,895	5,5 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	1,816	6,32% de ser o acidente SGTR
	D_{ev} no instante 5s	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,900	4% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0,514	52 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,919	4% de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	1,492	6,66% de ser o acidente SGTR
	D_{ev} no instante 6s	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,973	0 % de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0,075	99,5 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	1,020	0 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	0,987	6,32% de ser o acidente SGTR

Tabela-6.17. Transição de NORMAL para SGTR nos instantes de tempo 1s, 2s e 3s.

Transição da condição NORMAL para o acidente SGTR com ruído de 1%		
	D_{ev} no instante 1s	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,998	0% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0,991	0 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,026	100 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	0,991	6,32% de ser o acidente SGTR
	D_{ev} no instante 2s	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,984	0 % de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0,980	0 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,081	98 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	0,927	6,48% de ser o acidente SGTR
	D_{ev} no instante 3s	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,939	4 % de ser o acidente LOCA
Rede MFW	1,012	4 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,421	51 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	0,595	31,8 % de ser o acidente SGTR

Tabela-6.18. Transição de NORMAL para SGTR nos instantes de tempo 4s, 5s

	D_{ev} **no instante 4s**	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,927	1% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	1,034	1,5 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,696	5 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	0,337	65,4% de ser o acidente SGTR
	D_{ev} **no instante 5s**	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,939	0% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	1,029	0 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,850	4 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	0,174	72,9% de ser o acidente SGTR
	D_{ev} **no instante 6s**	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,998	0 % de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0,965	0 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,963	0 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	0,045	93,4% de ser o acidente SGTR

Tabela-6.19. Transição de NORMAL para TRIPTUR nos instantes de tempo 1s, 2s e 3s.

Transição da condição NORMAL para o acidente TRIPTUR com ruído de 1%		
	D_{ev} no instante 1s	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,998	0% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0,991	0 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,021	100 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	0,991	6,32% de ser o acidente SGTR
	D_{ev} no instante 2s	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,556	47,5% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	1,175	3,5 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,629	51 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	1,960	6,68 % de ser o acidente SGTR
	D_{ev} no instante 3s	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,256	72 % de ser o acidente LOCA
Rede MFW	1,091	0 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,886	6 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	1,690	6,32 % de ser o acidente SGTR

Tabela-6.20. Transição de NORMAL para TRIPTUR nos instantes de tempo 4s, 5s e 6s

	D_{ev} **no instante 4s**	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,336	72% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	1,053	1,5 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	1,004	1,5 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	1,295	6,6% de ser o acidente SGTR
	D_{ev} **no instante 5s**	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,391	48 % de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0,832	4,5 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	1,059	2,5 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	0,763	18,2% de ser o acidente SGTR
	D_{ev} **no instante 6s**	**Confiança Fuzzy**
Rede LOCA	0,744	0,5% de ser o acidente LOCA
Rede MFW	0,814	4,5 % de ser o acidente MFW
Rede NORMAL	0,955	1 % de ser a condição NORMAL
Rede SGTR	0,829	6,9% de ser o acidente SGTR

6.4 Análise dos resultados

A maior parte das respostas do sistema (com mais de 50% de certeza) denotaram significativa confiabilidade na indicação de determinado transiente, mesmo em situações de incerteza (simulada pelos ruídos adicionados). Dispondo deste tipo de informação, mesmo diante de um background ruidoso, com diversas possibilidades de eventos, um operador pode direcionar sua atenção para o evento mais provável, diminuindo o seu campo de busca e centralizando suas opções e, por conseguinte, propiciando uma investigação mais rápida e eficaz do evento que estiver ocorrendo.

Os resultados apresentados nas tabelas 6.3 e 6.4, com ruídos 1% e 20%, respectivamente, demonstraram que o módulo de identificação independente foi capaz de avaliar o acidente TRIPTUR, em curso, como não identificado. Para o primeiro sistema – 1% - foi fornecida uma resposta máxima de 25,5% de ser MFW. E para o segundo caso, obteve-se 0% para todos os acidentes/condições selecionados(as) com ruído de 20%. Sendo assim, o sistema apresentou boa capacidade de resposta para o evento que não pertencia ao escopo de treinamento dos módulos neurais.

Todos os resultados demonstraram que o sistema forneceu informações corretas sobre qual evento estava em curso. Mesmo para acidentes com ruídos superiores ao de (>20%), o diagnóstico oferece um resultado de excelente confiabilidade (tabelas para os eventos tratados.

Para os acidentes/condições pertencentes ao conjunto de treinamento, os resultados das tabelas 6.5, 6.6, 6.7 e 6.8 mostram, para ruído de 15%, como o módulo identifica cada transiente fornecendo uma resposta certa para o operador. Para testar a robustez do módulo, realizaram-se as mesmas análises com ruído de 20% - ver tabelas 6.9, 6.10, 6.11 e 6.12. A resposta foi ainda melhor, ficando sempre acima de 50%.

Os resultados das tabelas 6.13 e 6.14 demonstraram que o módulo de identificação de acidentes, também foi capaz de tratar com sucesso a transição da condição de normalidade para a condição de acidente, identificando, especificamente, para os acidentes LOCA já no tempo de 2 segundos após o início do mesmo. De fato, com 6s o sistema já fornece resposta de 100%. Esta rápida identificação da condição de acidente é de fundamental importância para a melhoria do gerenciamento de falhas em usinas nucleares, pois neste momento ocorrem dezenas de alarmes simultaneamente, competindo pela atenção dos operadores. A indicação, confiável e antecipada, fornecida pelo sistema de diagnóstico de qual evento deve estar ocorrendo irá facilitar as escolhas e direcionar o curso da ação dos operadores neste importante momento da operação.

Os resultados das tabelas 6.15, 6.16, 6.17 e 6.18 confirmam que o módulo de identificação de transientes foi capaz de diagnosticar os diversos acidentes em curso. O MFW foi

diagnosticado a partir de 5s, tendo uma resposta 99,5% em 6s. E o SGTR foi diagnosticado já em 4s, tendo uma resposta de 93.5% em 6s.

Já os resultados das tabelas 6.19 e 6.20 mostram que, para a transição da condição NORMAL para o acidente que não fez parte do conjunto treinamento (TRIPTUR), a rede nos primeiros segundos tenta classificar esse evento como um dos acidentes pertencentes ao modulo de identificação. Só quando se aproxima do tempo de 5s e 6s é que o sistema apresenta a porcentagem próxima de zero. Apesar de o sistema apresentar confiabilidade, é preciso analisar com cuidado os segundos iniciais.

Uma característica importante do sistema proposto nesta dissertação é sua independência em relação a um sinal que indique o início do acidente. Esta característica foi conseguida em virtude da robustez do sistema em relação ao ruído, permitindo a distinção entre uma condição ruidosa de normalidade e uma condição fora da normalidade. E, também devido à utilização da janela temporal, responsável por tornar o sistema capaz de identificar o evento através da sua dinâmica.

CAPÍTULO 7

CONCLUSÕES E SUGESTÕES

Nesta dissertação, foi apresentado um método para o desenvolvimento de um sistema de auxílio para o direcionamento da atenção no diagnóstico de acidentes em usinas nucleares utilizando técnicas e conceitos da área de Inteligência Artificial, particularmente Redes Neurais Artificiais e Lógica Nebulosa. O objetivo deste sistema é auxiliar o operador durante o

diagnóstico de acidentes, indicando de forma confiável e antecipada qual tipo de acidente pode estar ocorrendo na usina, direcionando sua atenção para a busca de informações sobre um determinado e mais provável tipo de evento em meio ao background ruidoso da operação durante situações de acidentes/transientes em centrais nucleares.

O método usa redes neurais artificiais para a identificação do evento que está ocorrendo na usina baseado na correlação entre as variáveis de processo da planta e usa lógica nebulosa para identificar a confiabilidade da ocorrência de um determinado tipo de evento, permitindo que o operador direcione sua atenção de forma segura, num momento conturbado da operação devido a ocorrência simultânea de dezenas de alarmes de processo.

Pela observação dos resultados apresentados na fase de treinamento, verificou-se que a RNA do tipo *jump*, com treinamento *backpropagation* é capaz de diagnosticar rapidamente os acidentes que foram postulados para um reator nuclear PWR, mesmo com inclusão de ruído que simula o background ruidoso da operação real.

Concluímos observando que o sistema desenvolvido e avaliado no simulador do LABIHS-IEN para testar o método proposto foi capaz de fornecer resultados confiáveis e diagnósticos numéricos, permitiu a identificação do evento nos primeiros segundos do acidente, além de ser de fácil implementação numa usina nuclear real, uma vez que para se adequar ao conjunto de condições da operação de uma usina nuclear, basta englobar mais módulos de identificação de transientes, sempre usando o mesmo método.

Os resultados obtidos mostram que adequadamente projetado e utilizado, o sistema permite a diminuição da sobrecarga cognitiva do operador na identificação da condição da usina em situações de pré-acidentes, aumentando, assim, a sua disponibilidade para a execução das ações corretivas apropriadas para levar a usina para uma condição de operação segura.

Objetivando complementar e aperfeiçoar o método de identificação de transientes desenvolvido nesta dissertação, ficam como sugestões para trabalhos futuros:

- Estender a aplicação deste método a um conjunto maior de acidentes, tornando-o capaz, também, de identificar as variações de um mesmo acidente (ex.: LOCAs de vários diâmetros de ruptura). Para isto, seria interessante criar um sistema modular, no qual cada módulo seria constituído de um sistema equivalente ao desta dissertação, com suas RNAs treinadas para identificar determinado acidente ou grupo de acidentes. O diagnóstico seria feito percorrendo-se os módulos, ou seja, o primeiro módulo identifica o acidente como pertencente a uma categoria mais abrangente, sendo esta identificação refinada a cada novo módulo, até que se chegue a uma identificação final mais específica.

- Aplicar o método numa usina nuclear real e realizar uma análise do trabalho cognitivo dos operadores na identificação de eventos de modo a avaliar a carga cognitiva com e sem a utilização do sistema.

CAPÍTULO 8

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGUIAR H. e OLIVEIRA Jr., 1999, Lógica Difusa: aspectos práticos e aplicações, Editora Interciência , Rio de Janeiro, RJ.

ALMEIDA, J. C. S., 2000, Método de Identificação de Transientes com Abordagem Possibilística Otimizado por Algoritmo Genético, Tese de M.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

ALVARENGA, M.A.B., MARTINEZ, A.S., SCHIRRU, R., 1997, Adaptive Vector Quantization Optimized By Genetic Algorithm For Real-Time Diagnosis Through Fuzzy Sets. Nuclear Technology, v. 120, pp. 188-197.

AMALBERTI, R., 1992, Safety in process control: an operator centered point of view, Reliability Engineering and System Safety, n.38, pp.1-3.

AMALBERTI, R., 1996, La Conduite de Systèmes à Risques. Le travail Humaine, Paris, Presses Universitaires de France - puf.

AZEVEDO, F. M. , BRASIL, L. M. , OLIVEIRA, R. C. L. , 2000, Redes Neurais Artificiais com Aplicações em Controle e em Sistemas Especialistas, Florianópolis, Visual Books.

BARTLETT, E. B. AND UHRIG, R. E., 1992, Nuclear Power Plant Status Diagnostcs Using an Artificial Neural Network, Nuclear Technology, Vol. 97, pp. 272-281.

BRUNER, J.. 1986. Actual Minds. Possible Worlds (Harvard University Press. Cambridge, MA).

CARVALHO P. V. R., VIDAL M. C., SANTOS I. L., 2005, Nuclear power plant shift supervisor's decision-making during micro incidents. International Journal of Industrial Ergonomics, 35 (7), 619 - 644.

CARVALHO P. V. R., VIDAL, M., SANTOS, I. L., 2006, Safety Implications of Some Cultural and Cog-nitive Issues in Nuclear Power Plant Operation. Applied Ergonomics, 37, n.2, p.211 - 223.

CARVALHO, P. V. R. ; VIDAL, M. C. ; CARVALHO, E. F., 2007, Nuclear power plant communications in normative and actual practice: A field study of control room operators' communications. Human Factors in Ergonomics and Manufacturing, v. 17, p. 43-78, v. 6, p. 38-45.

COOK, R. I.. POTTER, S., WOODS. D. D., MCDONALD. J. S., 1991, Evaluating the human engineering of microprocessor controlled operating room devices, Journal of Clinical Monitoring. 7,217-226.

COOPER, G. E., 1977. A survey of the status and philosophies relating to cockpit warning systems, NASA-CR-152071, NASA Ames Research Center. Moffett Field.

DE TERSAC, G., 1992, Autonomie dans le travail. Paris, Presses Universitaires de France – puf.

DE TERSSAC, G. ET LEPLAT, J., 1990, La Fiabilité et L`ergonomie: Spécificité et Complémentarité, Revue de Psychologie Appliquée, v. 40, n.3, pp. 377-386.

DOYLE, R. J.. SELLERS, S., ATKINSON. D.. 1989, A focused. context sensitive approach to monitoring. in Proceedings of the Eleventh Intemational Joint Conference on Artificial Intelligence (Morgan-Kaufman. Los Angeles).

FAVERGE, J., 1970, L'Homme , agent de fiabilité et d'infiabilité. Ergonomics, n.13, pp. 301-327.

FAVERGE, J., 1980, Le travail en tant qu` activitè de récupération. Bulletin de psychologie, n.33, pp. 203-206.

FINK R. T., 1984. A procedure for reviewing and improving power plant alarm systems. NP-3448. Electric Power Research Institute. PaIo Alto.

GLASSTONE, S., JORDAN, W. H., 1980, Nuclear Power and its Environmental Effects, La Grange Park, Illinois, America Nuclear Society.

GOPHER, D., 1991, The skill of attention control, acquisition and execution of attention strategies, in Attention and Peiformance XIV (Lawrence Erlbaum. Hillsdale).

HIRSHHORN, l., 1993, Hierarchy versus bureaucracy: The case of a nuclear reactor. In: Roberts, K. (ed.), New Challenges to Understand Organizations. New Work, NJ, Macmillan Publishing Co.

HOLLNAGEL E., WOODS DD., 2006, Joint cognitive systems: an introduction to cognitive systems engineering. London: Taylor & Francis.

HUTCHINS, E., 1991, How a cockpit remembers its speed, Distributed Cognition Laboratory Report, Department of Cognitive Science. University of Califomia. San Diego. August.

KAHNEMAN, D., 1973, Attention and Effort (Prentice-Hall, Englewood Cliffs).

KOSKO, B., 1992, Neural Networks and Fuzzy Systems – A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence, Prentice Hall, Englewoods Chiffs.

KOVÁCS, Z. L. , 1996, Redes Neurais Artificiais – Fundamentos e Aplicações, 2 ed. , São Paulo, Revista e Ampliada.

LA PORTE, T. & THOMAS, C., 1995, "Regulatory Compliance and the Ethos of Quality Enhancement: Surprises in Nuclear Power Plant Operations", Journal of Public Administration Research and Theory, n.5, pp. 109-137.

LEES, F. P., 1983, Process computer alarm and disturbance analysis, review of the state of the art, Computers and Chemical Engineering, 7,669-694.

MALIN, J., SCHRECKENGHOST, D., WOODS, D., POTTER, S., JOHANNESEN, L., HOLLOWAY, M. and FORBUS, K., 1991, Making intelligent systems team players: case studies and design issues, TM-I04738, NASA Johnson Space Center, Houston.

MITCHELL, C. and SAISI, D., 1987, Use of model-based qualitative icons and adaptive windows in workstations for supervisory control systems, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybemetics, SMC-17, 573-593.

MOLL VAN CHARANTE, E., COOK, R. I., WOODS, D. D., YUE, L. AND HOWIE, M. B., 1993, Human-computer interaction in context, physician interaction with automated intra-venous controllers in the heart room, in H. G. Stassen (ed.), Analysis, Design and Evaluation of Man-Machine Systems 1992 (Pergamon Press, New York).

NEA,2004, Nuclear Regulatory Challenges Related to Human Performance, OECD,Paris.

PAVARD B., DUGDALE J., 1997, The contribution of complexity theory to the study of socio-technical cooperative systems, ARAMIS-IRIT. Toulouse, Université Paul Sabatier.

PATTERSON, R. D., 1990, Auditory warning sounds in the work environment, Philosophical Transactions of the Royal Society of London, B 327, 485-492.

PEREIRA, C. M. N. A, SCHIRRU R, MARTINEZ A.S., 1998, Learning an Optimized Classification System from a Data Base of Time Series Patterns Using Genetic Algorithms. In: Ebecken, N.S.S., Data Mining, South Hampton, United Kingdom, WIT Computational Mechanics Publication.

POYET, C., 1990, L`homme agent de fiabilité dans les systemes informatisés. In: De Tersac & Leplat (eds.), Le fateurs humains de la fiabilité. Toulouse, Octares.

RASMUSSEN, J., & JENSEN, A. ,1974, Mental procedures in real-life tasks: A case of electronic trouble shooting. Ergonomics, n.17, pp. 293-307.

REASON, J. T., 1990, Human error. Cambridge, England, Cambridge University Press.

ROTH, E. M., BENNETT, K. and WOODS, D. D., 1987, Human interaction with an 'intelligent' machine, Intemational Journal of Man-Machine Studies, 27,479-525.

SHAHLA KEYVAN, 2001, Traditional Signal Pattern Recognition Versus Artificial Neural Networks For Nuclear Plant Diagnostics, Progress in Nuclear Energy, v. 39, n 1, pp. 1-29.

SORKIN, R. D. and WOODS, D. D., 1985, Systems with human monitors, a signal detection analysis, Human-Computer Interaction, 1,49-75.

VICENTE, K. ,1995, “A few implications of an ecological approach to human factors.” In: J. M. Flach, P. A. Hancock, J. K. Caird, & K. J. Vicente (eds.), Global perspectives on the ecology of human-machine systems (pp. 54-67). Hillsdale, NJ, Lawrence Erlbaum Associates.

VICENTE, K., 1999, Cognitive Work Analysis. London, UK, Lawrence Erlbaum Associates.

VICENTE, K. J., ROTH, E. M., MUMAW, R. J., 2001, How do operators monitor a complex, dynamic work domain? The impact of control room technology, International Journal of Human-Computer Studies, vol. 54, pp. 831-856.

VIDAL M.C.R., CARVALHO P.V.R., SANTOS M. S., SANTOS I.J.L., 2009, Collective work and resilience of complex systems, Journal of Loss Prevention in the Process Industries, Volume 22 (4), pp. 516-527.

WOODS, D. D., 1994, Cognitive demands and activities in dynamic fault management, abduction and disturbance management, in N. Stanton (ed.), Human Factors of Alarm Design (Taylor & Francis, New York).

WOODS, D. ,1995, The Alarm Problem and Direct Attention in Dynamic Fault Management, Ergonomics, v38, n.11, pp. 2371-2393.