

Sistema inteligente para tratamento de eventos em subestações de distribuição de energia elétrica

Intelligent system for treatment of events in substations of electric power distribution

Alextian Bartholomeu Liberato*
Edwin Benito Mitacc Meza**

Este artigo apresenta o desenvolvimento e a construção de um sistema inteligente para o processamento de eventos dentro de uma subestação. Este sistema é baseado em redes neurais artificiais e sistemas especialistas, em que a saída representará a resposta a cada padrão de eventos enviados pelo sistema de controle e aquisição de dados, após a ocorrência de um distúrbio na subestação. Esta resposta irá auxiliar o operador na identificação do(s) componente(s) defeituoso(s) após o distúrbio, podendo ser analisado como um problema de reconhecimento de padrões. Também é descrito o desenvolvimento do protótipo, além dos testes realizados para validação da metodologia proposta.

This article presents the development and the construction of an intelligent system for the processing of events within a substation. This system is based on artificial neural network and expert systems, in which the output will represent the response to each pattern of events sent by the control system and acquisition of data, after the occurrence of a disturbance in the substation. This response will help the operator in the identification of any defective component after the disturbance which may be analyzed as a problem in pattern recognition. The study also describes the development of the prototype, in addition to tests performed to validate the proposed methodology.

Palavras-chave: Redes neurais artificiais. Sistemas especialistas. Reconhecimento de padrões. Proteção de sistemas elétricos.

Key words: Artificial neural networks. Expert systems. Pattern recognition. Protection of electrical systems.

Introdução

O processo de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica, pode ser analisado como uma atividade industrial, em que, inicialmente ocorre a transformação dos insumos, sendo a água predominante, em um bem a ser fornecido: a energia elétrica. Na produção e no transporte de energia, não se utilizam esteiras, estradas ou elevadores, mas se faz uso de equipamentos, tais como, transformadores e disjuntores, que precisam ser monitorados e controlados.

* Mestrando em Pesquisa Operacional e Inteligência Computacional (UCAM, 2007). Especialista em Gerência de Redes com Cabeamento Estruturado (UFLA, 2005). Graduado em Tecnologia Superior em Processamento de Dados (UNESC, 2002). Email: alextian@edinfo.com.br

** Doutor em Ciência da Computação (UFF, 2006). Mestre em Ciência da Computação (UFF, 2001). Mestre em Engenharia de Produção (UFF, 2002). Graduado em Engenharia Industrial (Universidad de Lima, 1997). Email: emitacc@ic.uff.br

Analogamente, a logística de distribuição e de entrega dessa mercadoria também não está centralizada em caminhões, trens, aviões ou navios, estando sob a responsabilidade das empresas transmissoras e distribuidoras de energia que, por meio de linhas de alta tensão, e de redes de distribuição entregam o produto energia elétrica ao usuário final.

Neste processo, uma das necessidades das concessionárias de energia elétrica é ter centros operativos capazes de atender à demanda dos clientes com o máximo de continuidade e qualidade, de forma economicamente justificada, respeitando restrições elétricas e ambientais. Assim, para suprir adequadamente esta necessidade, as subestações têm sido elementos indispensáveis destas concessionárias.

Basicamente, as subestações são centros de transformação de energia que enlaçam as linhas elétricas de alta tensão com as linhas de média tensão ou vice-versa, dependendo do tipo de subestação que se está analisando. Isto porque uma subestação é um conjunto de circuitos e dispositivos de manobra instalados em um lugar determinado que tem a função de modificar os parâmetros de potência (tensão e corrente). Dentre os componentes elétricos que compõem uma subestação podemos citar os alimentadores, transformadores, etc.

Os componentes elétricos de um sistema de potência, como os encontrados numa subestação, devem estar protegidos contra defeitos, como curto-circuito ou quaisquer condições anormais de operação (SOUZA; OKI e MANTOVANI, 2008). Quando ocorrem esses distúrbios é necessário que a parte atingida seja isolada, rapidamente, do restante da rede elétrica, evitando, assim, danos e restringindo a sua recuperação no sistema. Toda esta função é executada pelo sistema de proteção, composto de relés e disjuntores. Estes dispositivos de proteção são instalados geralmente nos vãos de forma a proteger zonas bem definidas do sistema. Em uma subestação, estes dispositivos de proteção dividem o sistema elétrico em zonas separadas, que podem ser protegidas e desconectadas individualmente na ocorrência de uma falta, para permitir que o resto do sistema continue em serviço. Neste ponto, o rápido restabelecimento do fornecimento de energia depende da identificação do ponto onde ocorreu o defeito para a realização dos reparos necessários (CAMINHA, 1977). A função de identificação é referida como “Diagnóstico de Defeito em Sistemas de Potência”.

Como tentativas iniciais para o problema de diagnóstico, sistemas especialistas baseados em regras foram propostos (HANDSCHIN; KUHLMANN e HOFFMANN, 1994; FARIA *et al.*, 2002; PFAU-WAGENBAUER e BRUGGER, 1991). Nestas aplicações um conjunto de padrões de eventos é empregado para a construção de uma base de conhecimento. O conhecimento e a experiência dos especialistas humanos são explorados para a construção de um conjunto de regras que forma o mecanismo de inferência utilizado para a produção de diagnósticos em tempo-real. Quando um distúrbio ocorre, o padrão de eventos recebido no centro de controle é avaliado pelo conjunto de regras e um diagnóstico é obtido. Entretanto, sistemas especialistas são

capazes de produzir bons resultados apenas para aquelas situações que foram consideradas durante seu desenvolvimento. A maior limitação desta aplicação reside na dificuldade de tratar padrões de eventos novos ou corrompidos.

Por outro lado, métodos baseados na aplicação de RNAs são tolerantes a falhas e capazes de aprender sobre as características de um dado problema (KARUNAKARAN e KARADY, 1991; KIM e PARK, 1991; REMENTERIA *et al.*, 1995; JONGEPIER *et al.*, 1991; SILVA *et al.*, 1995). O aprendizado da RNA é realizado tendo como base a utilização de casos históricos ou simulados representativos do domínio do problema. A grande vantagem desse método é a capacidade de generalização e a possível realização de inferências em tempo real.

Cabe ressaltar que todos os trabalhos acima citados estão direcionados, principalmente, para o problema de identificação de defeitos na área de transmissão de um sistema de potência sendo poucos direcionados para defeitos em subestações, foco deste trabalho.

Em Sampaio, Barroso e Leão (2005) um método que utiliza uma extensão de Redes de Petri (RP), denominada Redes de Petri Coloridas Hierárquicas (RPC-H), é proposto para um Sistema de Diagnóstico de Falhas (SDF). Este sistema de diagnóstico de falta é integrado ao sistema SCADA da subestação e realiza os diagnósticos das faltas, a partir de uma lista de eventos reportados pelo sistema SCADA. Nesta proposta, assume-se que não acontecerão falhas de comunicação e/ou aquisição de dados corrompidos, porém esta situação em geral não ocorre para sistemas reais.

Em Chen, Liu e Tsai (2000) propõe-se um modelo híbrido, utilizando redes de causa e efeito e métodos baseados em regras Fuzzy, para diagnóstico *on-line* de defeitos em subestações de distribuição elétrica. Porém, esta proposta apresenta grande dificuldade de manutenção e/ou de adequação da base de conhecimento, devido ao enorme número de regras, o que pode facilmente gerar inconsistências.

A partir da análise das diversas técnicas propostas para a solução do problema-alvo e, considerando o desempenho de cada uma delas, o presente artigo propõe o desenvolvimento de uma ferramenta inteligente para auxiliar os operadores da subestação, na identificação do(s) componente(s) defeituoso(s). Esta ferramenta tem como objetivo efetuar o diagnóstico, a partir dos eventos recebidos no Centro de Operações e Distribuição (COD). Para o desenvolvimento da ferramenta utilizou-se uma metodologia híbrida, baseada em redes neurais e sistemas especialistas. Também, como parte deste trabalho, apresenta-se uma breve descrição da ferramenta computacional desenvolvida em Borland Delphi® 7.0.

A metodologia proposta foi implementada visando à aplicação em subestações que compõem o sistema elétrico da Empresa Luz e Força Santa Maria S/A (ELFSM). Esta empresa atua em 11 municípios do noroeste do estado do Espírito Santo (Colatina, Alto Rio Novo, São Gabriel da Palha, São Domingos do Norte, Vila Valério, Águia Branca, Pancas, Governador Lindenberg, Marilândia, São Roque do Canaã e Santa

Tereza), possui 6 subestações (Henrique Coutinho, Duas Vendinhas, São Gabriel, Colatina, São Silvano e São Roque).

Este artigo é organizado da seguinte forma: na segunda seção é descrita a definição do problema, na terceira as técnicas de inteligência artificial, na quarta seção a metodologia proposta para solucionar o problema, na quinta o protótipo computacional desenvolvido; na sexta seção os resultados obtidos e na última seção as conclusões e trabalhos futuros.

O problema de diagnóstico em subestações de energia elétrica

Na ocorrência de um defeito, os equipamentos de proteção como relés e disjuntores devem ser seletivos, ou seja, devem garantir que apenas os componentes sob defeito sejam desligados do sistema elétrico. Os relés de proteção devem, ainda, operar de forma coordenada, de modo a oferecer proteção, de retaguarda ao sistema. Assim, se o equipamento de proteção responsável por isolar certo componente que se encontra sob defeito, não operar corretamente, outros equipamentos de proteção devem atuar de forma a eliminar o defeito.

Portanto, a análise para obtenção do diagnóstico do defeito é baseada nas informações de operação dos relés de proteção além dos alarmes de abertura dos disjuntores. Para obter este diagnóstico é necessário levar em conta os tipos de relés e os esquemas de proteção que atuaram. Assim, os operadores devem analisar essas informações, que podem chegar à ordem de várias dezenas, para decidir qual a estratégia adequada para a rápida recomposição do fornecimento da energia elétrica aos consumidores.

Em um distúrbio, os operadores devem tirar conclusões e tomar decisões, a partir de um grande conjunto de eventos, o que pode levar um tempo demasiadamente grande. No primeiro segundo de um grande distúrbio, o número de mensagens recebidas frequentemente excede 15 a 20 mensagens. Testes mostraram que o ser humano tem capacidade de interpretar corretamente não mais do que 2 a 3 mensagens por segundo. Além do grande volume de informações a serem processadas, outros problemas, tais como, falhas no sistema de proteção e comunicação, bem como a existência de dados suspeitos ou inválidos, influem diretamente no processo de diagnóstico tornando-o uma tarefa bastante complexa.

O diagnóstico de defeito pode ser dividido em local e centralizado. O diagnóstico de defeito local ocorre nas instalações das usinas e subestações. O diagnóstico de defeito centralizado em um nível acima ocorre nos centros de controle, os quais utilizam diferentes canais de comunicação para a transmissão das informações de defeito apresentado no sistema. Neste trabalho será abordado o diagnóstico local em uma subestação.

Na ocorrência de um defeito em uma subestação, um número muito elevado de informações são geradas e transferidas por diferentes canais de comunicação aos COD. Nos dias de hoje, pode-se ainda considerar que, na minoria das concessionárias de energia elétrica do Brasil, os dados referentes às perturbações são coletados, inicialmente, pelos operadores locais e transferidos, por telefone, aos operadores dos COD explicitados, para que eles possam produzir um diagnóstico e agir de forma a restabelecer as condições normais de operação.

A história da tecnologia utilizada em um sistema elétrico através do mundo apresenta, nos recentes anos, um progresso rápido e constante, que tem tornado possível projetar e construir sistemas de potência econômicos e confiáveis, capazes de satisfazer o crescimento contínuo da demanda de energia elétrica. Neste processo, o sistema de proteção e controle tem uma participação significativa, e o progresso em projeto e desenvolvimento nesses campos deve, necessariamente, acompanhar concepções avançadas de geradores, transformadores de força, linhas de transmissão e cabos subterrâneos. Além disso, o progresso nos campos de proteção e controle é um pré-requisito vital para uma operação eficiente e um desenvolvimento contínuo do sistema de potência (THE ELECTRICITY COUNCIL, 1981).

Apesar de existirem, ainda, algumas subestações que não utilizam automação, deve-se destacar que a maioria dispõe deste recurso, imprescindível para geração e disseminação de mensagens ou eventos.

Na maioria das perturbações ocorridas no sistema elétrico, é possível diagnosticar e agir, imediatamente, através dos operadores das subestações. Porém, durante grandes distúrbios ou naqueles envolvendo falhas de algum componente do sistema de proteção (relés, disjuntores, etc.), o diagnóstico nem sempre é imediato e ações indevidas podem vir a agravar as condições operativas em uma subestação.

A subestação São Gabriel da ELFSM, por exemplo, pode gerar um número elevado de eventos; até 430 eventos podem ser enviadas pelo sistema de controle e aquisição de dados (SCADA), para o COD, em um único segundo, relatando a ocorrência de um defeito. A Figura 1 ilustra o diagrama desta subestação.

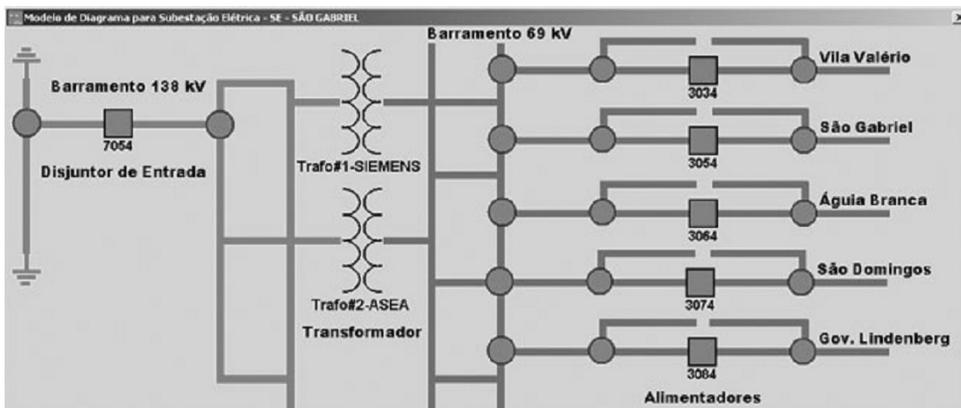


Figura 1 – Diagrama da subestação São Gabriel

Este problema de diagnóstico pode ser visto como uma questão de reconhecimento de padrões que, por sua própria natureza, é uma ciência não exata. Enquanto alguns padrões podem ser identificados como bem estruturados ou estruturados adequadamente para serem definidos por uma gramática, outros são de difícil modelagem ou difícil construção de uma gramática.

Esta natureza não estruturada do padrão a ser reconhecido torna o problema de reconhecimento difícil de ser tratado por paradigmas tradicionais de computação. Desta forma, o uso de técnicas inteligentes aparece como modo alternativo de resolução pois, ao invés de criar procedimentos lógicos, estas envolvem o entendimento informal do comportamento desejado para atender ao problema. Assim, na utilização destas técnicas, há menor necessidade de se determinar, a princípio, quais são os fatores determinantes sobre o modelo que se está desenvolvendo.

Sistemas especialistas e redes neurais artificiais

Laudon e Laudon (2002) explicam que inteligência artificial (IA) é o estudo e a criação de máquinas que exibam qualidades semelhantes às humanas, incluindo capacidade de raciocinar.

Projetar uma aplicação computacional para auxiliar no processo de diagnósticos torna-se essencial para os operadores do COD. Tal ferramenta deve agregar rapidez e precisão, o qual motivou a comunidade científica a utilizar métodos baseados em inteligência artificial, conforme descrito nas próximas subseções.

Sistemas especialistas

Passos (1989) conceitua que um sistema especialista (SE) é um programa inteligente de computador que usa “raciocínio inferencial” para solucionar problemas de um campo específico do conhecimento humano. Sua característica principal é a capacidade de explicação, semelhante à encontrada nos seres humanos, dotados de alto grau de especialização.

Com o objetivo de ajudar os humanos, programas computacionais procuram reproduzir o raciocínio baseados no conhecimento, podendo propor soluções para os mais complexos problemas.

Esses programas são constituídos, basicamente, de máquina de inferência e base de conhecimento, que trabalham associados a uma base de dados, com o conhecimento específico do problema (BIONDI NETO, 1997). A máquina de inferência manipula o conhecimento representado nos arquivos de texto, para desenvolver uma solução do problema, descrito nas informações contidas na base de conhecimento.

Assim, é importante destacar que todo sistema computadorizado, que usa o conhecimento de um domínio específico para obter a solução de um problema é

considerado um sistema especialista se: a resposta ou solução obtida pelo sistema for essencialmente a mesma encontrada por um especialista humano.

A Figura 2 ilustra a representação de um diagrama em blocos para um sistema especialista. Este é composto de dois módulos principais: máquina de inferência; e base de conhecimento. Além do bloco principal existe uma interface permitindo que os operadores ou engenheiros se comuniquem com o sistema, sem a assistência de um programador.

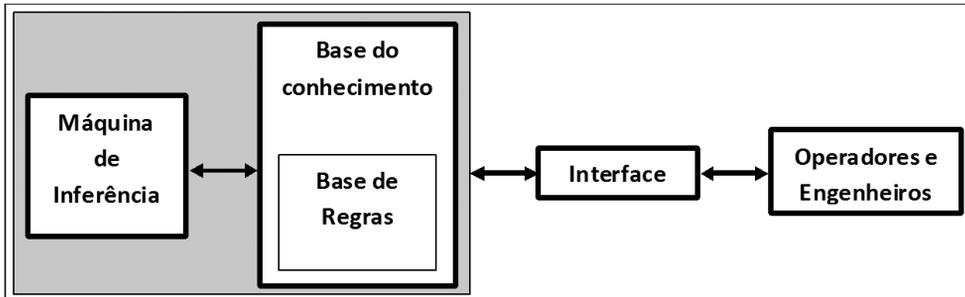


Figura 2 – Estrutura básica de um sistema especialista aplicado

A estrutura básica do SE aplicado no protótipo contém uma máquina de inferência (interpretador de regras), responsável por guiar o processo de raciocínio, através da base de conhecimento, comparando com o conjunto de regras. Por sua vez, a máquina de inferência, ou também chamada na literatura de Motor de Inferência (MI), é o processador de conhecimento, e trabalha junto ao banco de conhecimento para chegar a um resultado.

Bodart (1995) explica que um conjunto de regras é representado por um par ordenado (condição, ação), em que a condição é uma expressão lógica de fatos e a ação, a geração de novos fatos. Se a condição for verdadeira uma regra está apta a ser disparada.

Muitas vezes, as informações passadas pelos diversos especialistas, embora corretas e confiáveis, são eventualmente incompletas ou conflitantes, tornando esta fase a mais crítica no desenvolvimento de qualquer sistema especialista.

Redes neurais artificiais

Redes Neurais Artificiais (RNAs) são técnicas computacionais que apresentam um modelo matemático inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes e que adquirem conhecimento através da experiência. Uma grande rede neural artificial pode ter centenas ou milhares de unidades de processamento; já o cérebro de um mamífero

pode ter muitos bilhões de neurônios (LIBERATO, 2009).

As RNAs do tipo *Perceptrons*, com múltiplas camadas (redes MLP), treinadas com o algoritmo *backpropagation*, têm sido o modelo de RNA mais frequentemente utilizado em aplicações práticas de reconhecimento de padrões. Sua simplicidade de operação e comprovado desempenho são as principais razões para tal popularidade (RUMELHART; HINTON e WILLIAMS, 1986).

As unidades de uma RNA são organizadas em camadas e interligadas por conexões ponderadas (sinapses). A Figura 3 apresenta a arquitetura de uma MLP. A primeira camada, chamada camada de entrada, simplesmente propaga a informação para uma camada intermediária (ou camada escondida) que, efetivamente, realiza algum tipo de processamento, em seguida o dado é encaminhado para a camada de saída, onde o resultado do processamento da RNA é apresentado

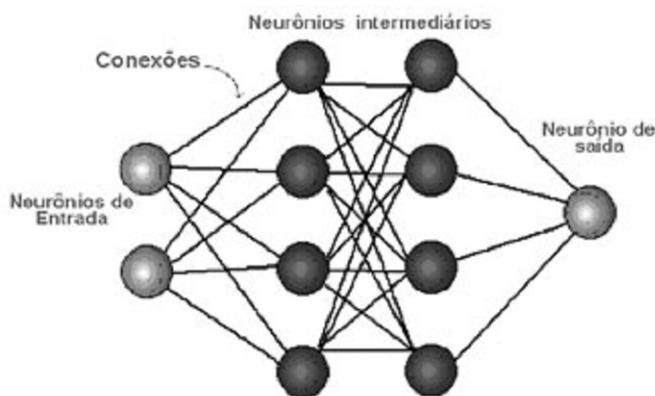


Figura 3 – Arquitetura com múltiplas camadas em uma rede MLP

Técnicas e conceitos básicos, a respeito de redes neurais artificiais, têm sido amplamente cobertos pela literatura. Porém, é importante destacar algumas vantagens do uso destas redes para que se possa melhor entender o seu relacionamento e sua aplicação em processos de reconhecimento de padrões, sendo estas:

1. Adaptabilidade: habilidade de se ajustar a novas informações;
2. Velocidade: a sua estrutura maciçamente distribuída e paralela permite uma resposta muito rápida a estímulos apresentados à RNA, o que é importante para aplicações em tempo-real;
3. Tolerância a falhas: capacidade de oferecer boas respostas mesmo com falta, confusão ou dados ruidosos;
4. Otimalidade: minimiza a taxa de erros presentes em problemas de classificação.

A capacidade de generalização de uma rede neural também se apresenta como

vantagem no problema de reconhecimento de padrões. Esta generalização refere-se à habilidade da rede neural em produzir bons resultados, mesmo quando apresentada a situações não consideradas durante o processo de aprendizagem. Desta forma, a capacidade de reconhecer padrões nunca antes vistos, porém semelhantes aos apresentados durante o treinamento, torna-se um importante diferencial perante muitas técnicas tradicionais. De um modo geral, as redes neurais são um método de modelagem altamente recomendável para se lidar com sistemas abertos ou mais complexos, pouco entendidos e que não podem ser adequadamente descritos por um conjunto de regras ou equações.

Metodologia Proposta

Para tratar o problema de diagnóstico, este trabalho propõe a utilização de um modelo híbrido baseado em redes neurais artificiais e sistemas especialistas, conforme Figura 4, em que a saída do modelo representará a resposta a cada padrão de eventos enviados pelo SCADA após a ocorrência de um distúrbio, dentro de uma subestação de energia elétrica. Esta resposta irá auxiliar o operador na gestão dos eventos facilitando a identificação do(s) componente(s) defeituoso(s).

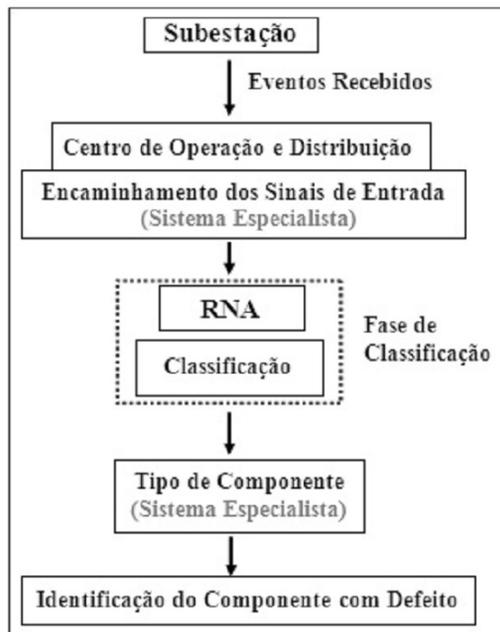


Figura 4 – Diagrama da metodologia proposta

Basicamente, o modelo é composto de dois sistemas especialistas e uma rede neural. Um sistema especialista será responsável pelo pré-processamento dos eventos enviados pelo SCADA que serão usados como variáveis de entrada para a rede neural; uma rede neural que irá processar os eventos resultantes do pré-processamento para identificar o tipo de componente defeituoso e não diretamente o componente defeituoso e outro sistema especialista que será utilizado para o pós-processamento das saídas fornecidas pela rede neural de modo a identificar o componente defeituoso.

A idéia principal desta proposta foi explorar as diferentes características inerentes de uma rede neural, principalmente, a sua capacidade de reconhecer padrões. Já a ideia de usar sistemas especialistas no pré-processamento dos eventos e no pós-processamento das saídas da rede neural foi com o intuito de poder utilizar o modelo em qualquer subestação com as mesmas características variando somente no número de componentes monitorados.

Portanto, a estratégia, de forma geral, utiliza redes neurais para classificar apenas os equipamentos típicos, ou seja, não foram considerados, por exemplo, todos os alimentadores, e sim, apenas um alimentador, considerado como típico, o mesmo acontecendo para os outros tipos de equipamentos. O critério para a definição dos equipamentos típicos é bem simples e consiste apenas da escolha de um equipamento de cada tipo. No presente trabalho, a escolha foi baseada no arranjo de uma subestação real, a subestação São Gabriel da Palha, da empresa Luz e Força Santa Maria S/A, conforme já relatado. A Tabela 1 apresenta os componentes típicos desta subestação (LIBERATO, 2009).

Tabela 1 – Descrição dos componentes típicos

Componentes típicos	Subestação São Gabriel
Disjuntor de entrada 138kV	DJ7054
Transformador	Trafo#1-ASEA
	Trafo#2-SIEMENS 3034
Alimentador	3054
	3064
	3074
	3084

Na Figura 5 é ilustrada a arquitetura da RNA utilizada, contendo n variáveis na camada de entrada, referentes aos possíveis eventos que podem ocorrer na subestação, m neurônios na camada oculta, definidos no processo de aprendizagem, e k neurônios na camada de saída que representam os componentes típicos monitorados dentro de uma subestação. O modelo de RNA aplicado na ferramenta é MLP, com algoritmo de aprendizagem *backpropagation*.

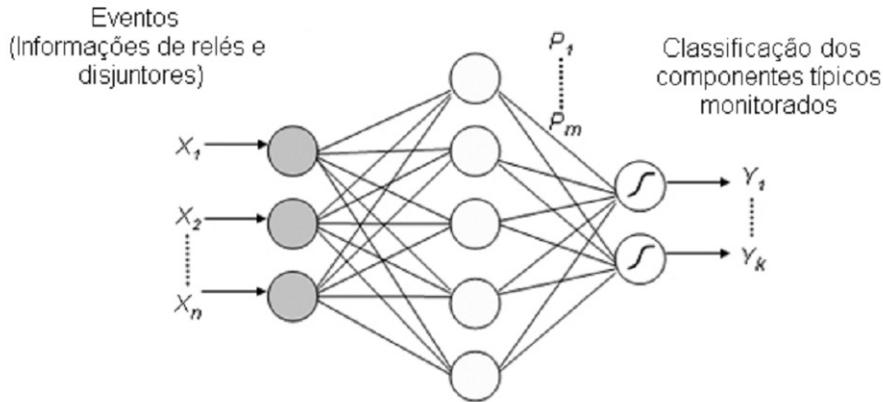


Figura 5 – Arquitetura da RNA para o problema de diagnóstico

A definição dos n neurônios da camada de entrada (eventos) foi uma das etapas mais importantes. Tarefa esta realizada em conjunto com os especialistas (operadores e engenheiros) da ELFSM, com o objetivo de reduzir a dimensão do problema tratado. Os neurônios da camada de entrada, ilustrados na Tabela 2, correspondem, respectivamente, à sequência de: 1 a 10 para o componente: Disjuntor de entrada 138kV; 11 a 25 para o componente: Trafo; e 26 a 30 para o componente: Alimentador.

Tabela 2 – Descrição dos neurônios de entrada

Seq	Evento	Descrição do Evento/Alarme
1	5051	Relé de Proteção 50/51 Unidade 1 à Unidade 4
2	5051N	Relé de Proteção 5051N Unidade 1 à Unidade 4
3	67	Relé de Proteção 67
4	67N	Relé de Proteção 67N
5	79H	Relé de Religamento
6	BAD	Falha no circuito de TRIP
7	CPAT	Proteção do Compressor a Gás
8	MLD	Mola Descarregada
9	N1SF6	Relé de Baixa Pressão SF6 – 1º Estágio
10	N2SF6	Relé de Pressão de Bloqueio SF6
11	5051N	Proteção 50/51N Unidade 1 à Unidade 4
12	86AT	Relé de Bloqueio
13	R49A	Alarme do Relé de Temperatura do Enrolamento
14	R63A	Alarme do Relé 63
15	R71MAX	Relé de nível máximo de óleo
16	R71MAXC	Relé de nível máximo do comutador de TAP
17	R71MIN	Relé de nível mínimo de óleo
18	R71MINC	Relé de nível mínimo do comutador de TAP
19	VFAT	Proteção do Ventilador
20	R63V	Dispositivo de Alívio de Pressão
21	PRAT	Proteção Própria do Trafo
22	DBAT	Proteção Própria do Trafo
23	R26A	Alarme do Relé da Temperatura do Óleo
24	VFLG	Relé de Ventilação forçada Ligado
25	R87AT	Relé Diferencial 87
26	5051	Proteção 50/51 Unidade 1 à Unidade 4
27	5051N	Proteção 50/51N Unidade 1 à Unidade 4
28	79H	Relé de Religamento
29	BAD	Falha no Circuito de TRIP
30	MLD	Mola descarregada

É importante ressaltar que as variáveis de entrada devem apresentar valores binários, sendo igual a um (1), quando o evento for recebido no COD, e zero (0), caso contrário.

Esta redução das variáveis de entrada permitiu um melhor aproveitamento do SE responsável pelo pré-processamento, apresentando resultados satisfatórios, implementação rápida, bem como o uso de menos recursos computacionais, gerando menor número de manutenção e documentação.

Análoga às variáveis de entrada, as saídas da rede neural devem também apresentar valores binários sendo responsáveis por classificar o tipo de equipamento em defeituoso (1) ou não defeituoso (0). Assim, o número de neurônios na camada de saída da rede

neural corresponde ao número de equipamentos que estão sendo supervisionados. A Tabela 3 apresenta as possíveis situações de saída desta estratégia, em que se admite ainda que mais de uma saída desejada seja igual a 1 para o mesmo padrão de eventos (caso de defeitos simultâneos).

Tabela 3 – Classificação de saída da RNA

Tipo de Defeito	Classificação dos neurônios na camada de saída		
	(Y ₁) DJ 138kV	(Y ₂) Trafo	(Y ₃) Alimentador
Defeito no Disjuntor de Entrada	1	0	0
Defeito no Transformador	0	1	0
Defeito no Alimentador	0	0	1
Defeito simultâneo no Disjuntor de Entrada e Transformador	1	1	0
Defeito Simultâneo no Disjuntor de Entrada e no Alimentador	1	0	1
Defeito Simultâneo no Transformador e no Alimentador	0	1	1

Uma vez definidas as variáveis de entrada e de saída, o próximo passo foi treinar a rede neural usando o algoritmo backpropagation. Este algoritmo baseia-se na heurística do aprendizado por correção de erro, em que o erro é retro-propagado da camada de saída para as camadas intermediárias da RNA. Para executar este tipo de treinamento, é necessária a construção de um conjunto de dados que seja grande o suficiente para ser representativo do ambiente no qual a rede está inserida. Neste caso, o conjunto é formado por padrões de eventos e suas respectivas saídas esperadas.

Na Tabela 4, é apresentado um exemplo de um padrão de treinamento para RNA; as entradas com seus respectivos valores binários e as saídas esperadas da rede.

Tabela 4 – Exemplo de Padrão de Treinamento da RNA

Padrão de eventos															Saídas Esperadas																																																																																									
DJ-Entrada 138kV					Trafo					Alimentador																																																																																														
0	5051	1	AT	0	5051N	1	AT	1	67	1	AT	1	67N	1	AT	0	79	H	1	B	A	D	1	CP	AT	0	ML	D	0	N1	SF6	1	N2	SF6	0	5051N	1	AT	0	86	AT	0	R49	A	0	R63	A	0	R71	MAX	0	R71	MAXC	0	R71	MIN	0	R71	MINC	0	VF	AT	0	R63	V	0	PR	AT	0	DB	AT	0	R26	A	0	VF	LG	0	R87	AT	0	5051	1	AT	0	5051N	1	AT	0	79	H	0	B	A	D	0	ML	D	0,9	DJ_138kV	0,1	Transformador	0,1	Alimentador

Para evitar regiões de saturação da função de ativação dos neurônios durante o treinamento, foram modificados os valores das saídas desejadas (y_k) para:

- $y_k = 0,1$, se o defeito não envolveu o equipamento k ; ou
- $y_k = 0,9$, se o defeito envolveu o equipamento k .

Assim, os valores 0,1 e 0,9 foram utilizados para representar as saídas binárias no lugar de 0 e 1. Para o treinamento da RNA foram coletados 120 padrões de eventos, pertencentes a diversas situações de distúrbio dentro de uma subestação típica. Neste caso, foram considerados eventos ocorridos dentro da subestação São Gabriel da ELFSM.

Durante o treinamento da rede neural, foi também analisada a melhor arquitetura da rede neural para o problema proposto. Para isto, foram realizados testes com diferentes arquiteturas, número de camadas escondidas e número de neurônios em cada camada. A Tabela 5 apresenta o resultado de cinco experimentos realizados para selecionar a melhor arquitetura da RNA. Basicamente, a análise foi feita baseando-se na porcentagem de diagnósticos corretos com um conjunto de novos padrões de eventos (casos para validação).

Tabela 5 – Avaliação da arquitetura RNA e da metodologia proposta

Casos	Nº de casos para treinamento	Nº de neurônios da camada escondida	Nº de casos para validação	Nº Épocas	(%) de diagnóstico correto na validação
01	120	5	30	15.000	70%
02	120	15	30	15.000	98%
03	120	30	30	15.000	76%
04	120	20	30	15.000	95%
05	120	10	30	15.000	83%

Os resultados da Tabela 5 definiram que a melhor arquitetura da rede neural é aquela que apresenta uma camada escondida composta de 15 neurônios.

Em resumo, a estratégia utiliza um sistema especialista para direcionar as informações sobre a atuação da proteção de equipamentos da subestação para os canais de entrada correspondentes da RNA. Neste caso, a sinalização de alarmes sobre a atuação de um tipo adequado de proteção será sempre encaminhada para o mesmo canal de entrada da rede, independente do equipamento ao qual ela está associada. Por exemplo, a entrada correspondente ao relé 50/51N (relativa ao Relé de Proteção 50/51N Unidade 1 à Unidade 4, da Tabela 2) será igual a 1 sempre que a proteção instantânea do neutro de um alimentador atuar, independente do alimentador ao qual ela está associada.

Com a análise da configuração da subestação típica, a RNA irá classificar em sua saída a ocorrência de defeito em um determinado tipo de equipamento, ainda

não indicando, explicitamente, qual foi o equipamento na subestação (por exemplo, ocorrência de defeito em um alimentador, mas sem explicitar, a princípio, em qual alimentador).

Uma vez que a rede neural processou os eventos resultantes do pré-processamento para identificação do tipo de componente defeituoso e não diretamente o componente defeituoso, é necessário que outro sistema especialista seja utilizado para o pós-processamento das saídas fornecidas pela rede neural de modo a obter o diagnóstico final.

Basicamente, este sistema especialista deverá identificar o componente defeituoso a partir da análise das informações recebidas do SCADA, após o distúrbio. Esta análise é baseada numa lista de prioridades de eventos associados a cada componente típico, como descrito na Tabela 6. O objetivo é fazer uma varredura das prioridades em todos os elementos pertencentes ao conjunto do componente típico.

Tabela 6 – Descrição da lista de prioridades

DJ-Entrada 138kV	N1SF6
	N2SF6
	BAD
	CPAT
	MLD
Transformador	R49A
	R71MAX
	R71MAXC
	R71MIN
	R71MINC
	R63V
	VF
	PR
	DB
	R26A
VFLG	
Alimentador	BAD
	MLD

Semelhante às variáveis de entrada, a lista de prioridades foi construída também com ajuda dos operadores do COD e especialistas na área de proteção de subestações.

Assim, as ações a serem tomadas, quando um conjunto de eventos é recebido no COD, podem ser resumidas como:

- Com base nos alarmes recebidos, ativar as correspondentes entradas da RNA, as quais assumem valores iguais a 1;
- Executar a RNA e obter as classificações para cada equipamento típico;

- Produzir um diagnóstico final baseado na análise das classificações obtidas para cada tipo de equipamento;
- Uma vez conhecido o tipo de componente que apresenta defeito, identificá-lo, a partir da análise das informações recebidas do SCADA.

Durante o processo de diagnóstico, a seguinte classificação é assumida para cada equipamento, após a análise da saída produzida pelo neurônio correspondente:

$0,0 \leq y_k \leq 0,3 \rightarrow$ componente k não está defeituoso;

$0,7 \leq y_k \leq 1,0 \rightarrow$ componente k está defeituoso;

$0,3 < y_k < 0,7 \rightarrow$ classificação indeterminada.

As faixas acima foram utilizadas porque as saídas obtidas não serão exatamente as saídas desejadas utilizadas durante a fase de treinamento. Os valores destas faixas foram obtidos por teste e observação durante as simulações com as redes treinadas, mostrando-se satisfatórios para estes limites.

Portanto, o diagnóstico final será obtido por meio da análise das classificações obtidas pelas RNAs. Neste trabalho, os seguintes critérios são utilizados para a obtenção do diagnóstico final:

(i) Se apenas um equipamento for classificado como defeituoso, assume-se que este é, de fato, aquele que apresenta defeito.

(ii) Se apenas um equipamento for classificado como defeituoso, porém um ou mais equipamentos apresentam classificação indeterminada, assume-se que o equipamento defeituoso é aquele que foi classificado como tal.

(iii) Se mais de um equipamento for classificado como defeituoso (existindo ou não outros com classificação indeterminada), o diagnóstico final será defeito simultâneo.

(iv) Se um ou mais equipamentos apresentarem classificação indeterminada (sem que nenhum outro tenha sido classificado como defeituoso), o diagnóstico final será indeterminado, porém com a ressalva de que, provavelmente, o equipamento defeituoso estará entre aqueles com classificação indeterminada.

Esses critérios foram adotados visando minimizar o risco de diagnósticos incorretos. O critério (iii) está, na maioria dos casos, associado aos eventos para os quais ocorrem falhas no sistema de proteção, o que acarreta, em geral, a seleção de mais de uma RNA. O critério (iv) está associado a eventos onde ocorrem falhas no sistema de proteção e/ou comunicação, que levam a padrões de alarme difíceis de serem classificados pelas RNAs. Em alguns destes casos, principalmente quando algumas informações estão indisponíveis, os padrões de alarme gerados não possibilitam um diagnóstico nem através da análise dos especialistas mais experientes. Nestas situações, é necessária uma análise mais detalhada do problema e o diagnóstico indeterminado fornecido

pelos classificadores é o melhor resultado que pode ser obtido. Isto é particularmente interessante porque o diagnóstico produz como subproduto uma lista de equipamentos suspeitos (com classificação indeterminada).

Os critérios (i) e (ii) são óbvios, já que houve um equipamento identificado como defeituoso independente do fato de existirem outros componentes com classificação indeterminada. Neste caso, prevalece a classificação do componente defeituoso, já que é considerado que tal classe está associada a um padrão de alarme bem definido, enquanto a classificação indeterminada está, em geral, associada a uma situação na qual os padrões não possuem uma característica bem definida a ponto de indicar uma das duas classes (defeituoso ou não defeituoso).

Na próxima seção será apresentada a descrição do protótipo computacional implementado e em funcionamento, que atua no apoio à tomada de decisão na identificação do componente defeituoso dentro de uma subestação de distribuição da ELFSM.

Descrição da aplicação computacional

Para a modelagem computacional utilizou-se a *Unified Modeling Language* (UML), que é uma família de notação gráfica, apoiada por um metamodelo único, que ajuda na descrição e no projeto de sistemas de *software*, incluindo diagramas padronizados, utilizando, em especial, os diagramas de atividade, de componente e de instalação.

Para o projeto de interface, técnicas de interação homem-computador (IHC) também foram aplicadas. No setor elétrico é comum encontrar interfaces que são duras de aprender, difíceis de usar, confusas e totalmente frustrantes. Daí a necessidade de se trabalhar com afinco no projeto de interface da aplicação, conforme ilustra a Figura 6.



Figura 6 – Tela principal da ferramenta computacional

Todo o desenvolvimento da aplicação foi baseado na plataforma da Borland, o Delphi 7[®] na Versão Enterprise, que é um ambiente de programação em Pascal, que agrega um desenvolvimento integrado ao compilador, em uma linguagem de programação de alto nível. A função do compilador é efetuar a tradução de todo o código-fonte em linguagem de alto nível para as instruções correspondentes em linguagem de máquina, gerando o código-objeto do programa. Em seguida, o uso do (*Link-Editor*), que é uma junção de diversos códigos-objeto em um único programa executável, permite a integração de mesmos em um único ambiente.

Este ambiente é tipicamente conhecido como: *Rapid Application Development* (RAD), ou Desenvolvimento Rápido de Aplicações, pois são otimizados e voltados para o desenvolvimento de programas com interfaces gráficas, possibilitando ao desenvolvedor realizar apenas as funcionalidades específicas da sua aplicação, com maior facilidade, segurança e rapidez.

Com o surgimento de interfaces totalmente gráficas como, por exemplo, o Microsoft Windows XP[®] e a crescente demanda dos usuários de sistemas computacionais por interfaces homem-máquina mais amigáveis trouxe aos desenvolvedores de *software* e aplicativos, a necessidade de construir programas eficientes não só em nível de algoritmos, mas também de fácil utilização e interpretação dos resultados.

Para os desenvolvedores, as plataformas com interface gráfica, além de aumentarem o tempo de desenvolvimento, também geram uma preocupação a mais, pois exige experiência com janelas, tratamento, eventos do mouse, botões, tratamento de mensagens de erro, ajuda etc. Por isso se fez necessária a utilização de técnicas de interface com o usuário, aplicadas no Delphi[®].

O projeto de interface com o usuário é um tema que tem se tornado cada vez mais importante à medida que o uso de computadores cresce. Deve-se entender que a Interface é o modo pelo qual o usuário mapeia suas tarefas sobre o conjunto de ferramentas disponíveis em um sistema computacional.

Os aspectos internos do projeto de sistemas, ainda que discutido com os usuários, ficam de certa maneira escondidos. O projeto de interface é diferente, se ele for muito bom levará o usuário a um ritmo normal de interação. Mas se ele for ruim levará o usuário à insatisfação.

Também se utilizou *Extensible Markup Language* (XML) para definição de parâmetros da subestação, por ser uma estrutura de interpretação extremamente facilitada, pois trabalha com marcadores padronizados. O uso da tecnologia XML permite aumentar a compatibilidade da aplicação para identificação do(s) elemento(s) defeituoso(s).

Deve-se destacar que a aplicação computacional foi desenvolvida em três módulos:

Módulo de carregamento: onde são carregadas as informações contidas nos arquivos de parâmetros em formato XML.

Módulo de processamento: responsável por supervisionar os eventos enviados pelo SCADA, através da leitura em tempo-real do arquivo gerado. Ao verificar a ocorrência de qualquer distúrbio, o aplicativo inicia um temporizador, também conhecido como janela de tempo, no qual aguarda por 10 segundos ou conforme configurado nos parâmetros, antes de efetuar o processamento dos eventos. Também neste módulo são aplicados o SE responsável pelo pré-processamento, o processamento da RNA e pós-processamento pelo outro SE que será responsável pela identificação do(s) elemento(s) defeituoso(s), conforme já descrito na metodologia proposta.

Por último, o módulo de processamento envia as informações processadas diretamente para o módulo de resposta, responsável pela comunicação com o operador.

Módulo de resposta: nesta etapa o aplicativo apresenta os resultados, com a descrição do(s) equipamento(s) com problema(s), além de ativar os recursos audiovisuais, indicando o(s) equipamento(s) defeituoso(s).

Testes e resultados

Para validação da metodologia proposta, foram testados 50 padrões de eventos inéditos, ou seja, padrões de alarmes não utilizados na base do treinamento da RNA. Nesta etapa, os resultados foram considerados satisfatórios pelos operadores, pois a ferramenta indicou corretamente o(s) equipamento(s) defeituoso(s) para os 50 padrões

apresentados.

Como parte da validação, a seguir serão apresentados e discutidos os resultados de duas situações reais ocorridas na subestação de São Gabriel – SG da Empresa Luz e Força Santa Maria S/A.

Caso 1: Defeito no Alimentador com suspeita do Disjuntor de Entrada

A primeira situação real indica suspeita de problema no Disjuntor de Entrada 138kV e no Alimentador, conforme ilustra Figura 7, o que poderia dificultar a identificação do componente defeituoso.

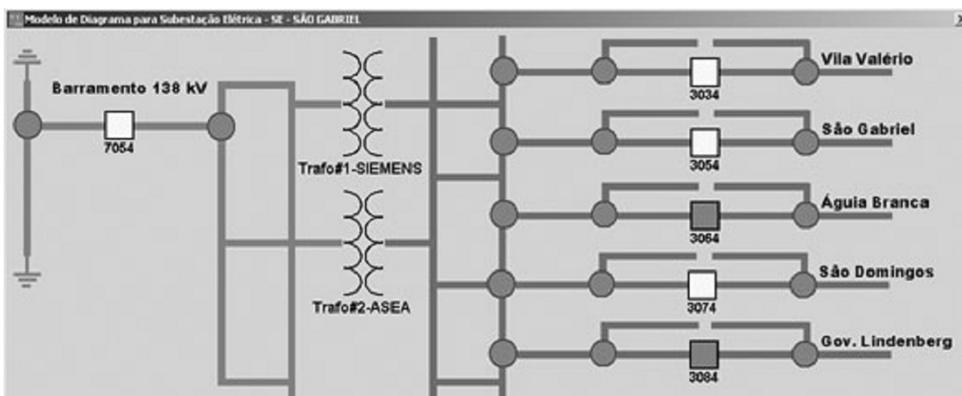


Figura 7 – Diagrama da subestação em um caso real – Caso 1

Note-se que através do diagrama da subestação é possível o especialista visualizar os elementos nos quais atuaram algum evento. Neste caso, o Disjuntor de Entrada 7054 e os Alimentadores 3034 da Linha de Vila Valério, 3054 da Linha de São Gabriel da Palha e 3074 da Linha de São Domingos do Norte.

Após o processamento, conforme Figura 8, a aplicação computacional apresenta, como saída, 0,826 para problema no Alimentador, sendo o componente DJ3054 defeituoso da Linha de Distribuição de São Gabriel da Palha.

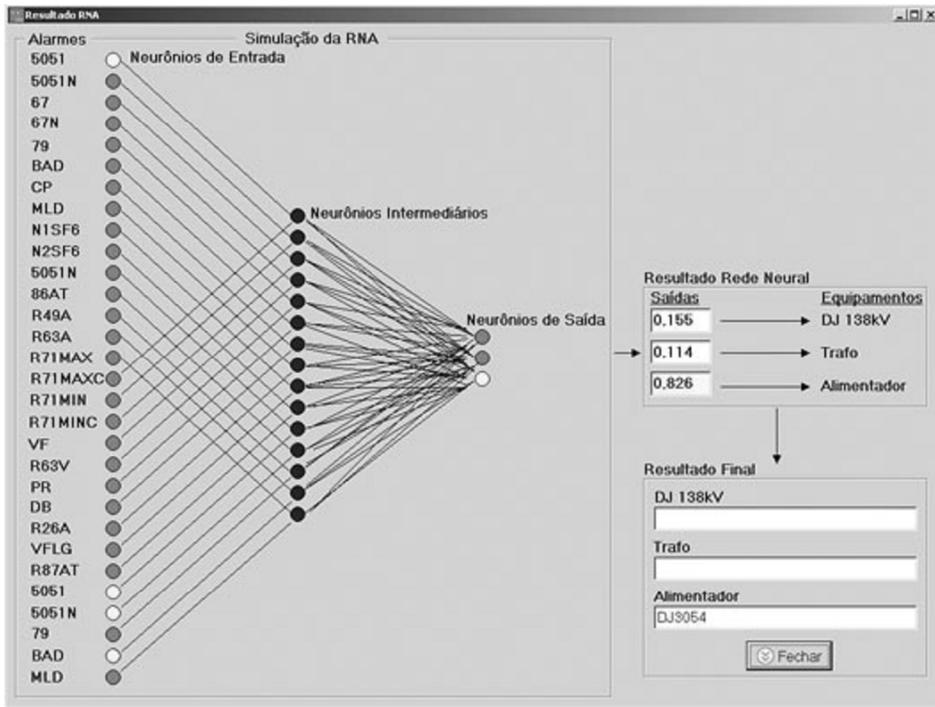


Figura 8 – Resultado da RNA e SE em um caso real – Caso 1

Através desta aplicação computacional de apoio foi possível proporcionar ajuda ao operador na tomada de decisão, pois mesmo com eventos indicando atuação do relé de sobrecorrente instantâneo para o Disjuntor de Entrada, diagnosticou corretamente que o problema estava no Alimentador da Linha de São Gabriel.

Este apoio à tomada de decisão ao operador pode agilizar o processo de reparação e manutenção no elemento defeituoso.

Caso 2: Defeito no Transformador com suspeita do Alimentador

Nesta situação aconteceu o disparo de diversos eventos relacionados aos Alimentadores e Transformadores da subestação, o que poderia dificultar a localização do componente defeituoso. Na Figura 9 são apresentados os eventos ativados.

Os alarmes enviados para o COD, nesta situação real, indicam problema no Transformador e no Alimentador, com atuação vários eventos.

O diagrama unifilar da subestação de São Gabriel (Figura 68) destaca o Transformador#1 (**Trafo#1-SIEMENS**) e os três Alimentadores (**3034, 3064 e 3074**).

Note-se que, através do diagrama da subestação, é possível o operador visualizar os componentes nos quais atuaram algum evento. Neste caso, o Trafo#1-SIEMENS e os Alimentadores 3034 da Linha de Vila Valério, 3064 da Linha Águia Branca e 3074 da Linha de São Domingos do Norte.

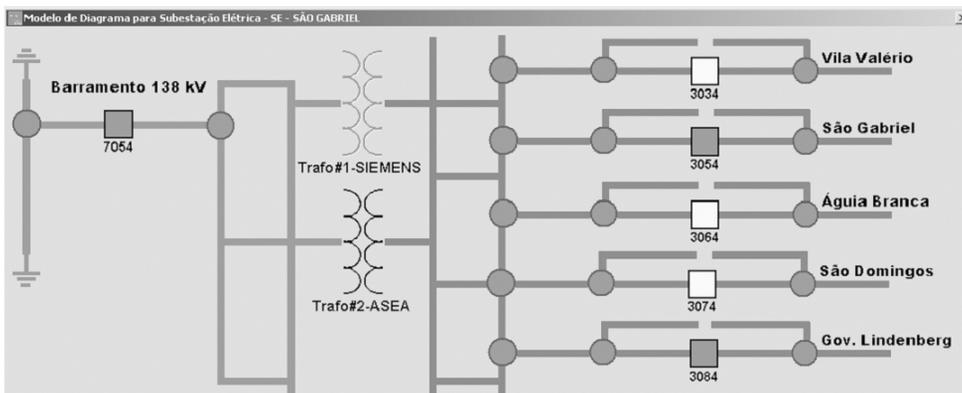


Figura 9 – Diagrama da subestação em um caso real – Caso 2

A Figura 10 apresenta o resultado da RNA em conjunto com o SE. Nesta figura o resultado da RNA indica a saída no valor de 0,895 para problema no Trafo e de valor 0, 818 no Alimentador.

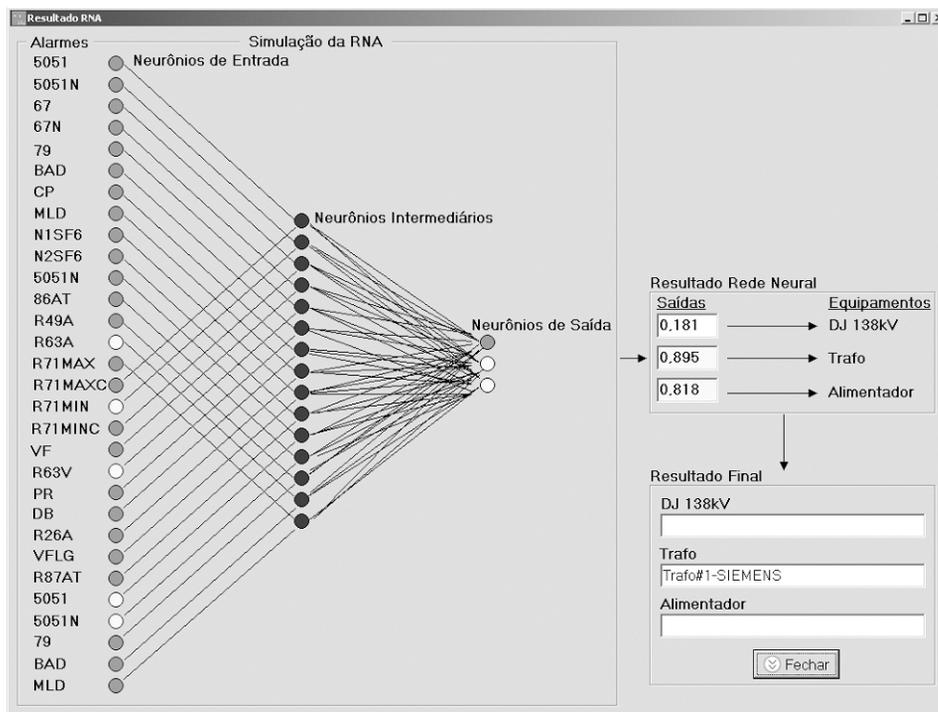


Figura 10 – Resultado da RNA e SE em um caso real – Caso 2

Nesta situação, o operador pode contar com o apoio na tomada de decisão, pois mesmo com RNA indicando problema no Alimentador (0,818), a ferramenta diagnosticou, corretamente, que o problema estava no Trafo#1-SIEMENS.

Conclusão

A necessidade de preservar a continuidade de serviço e garantir a qualidade do fornecimento de energia aos consumidores, conectados a um sistema de energia elétrica, torna essencial a rapidez e a precisão na identificação do(s) elemento(s) defeituoso(s), após a ocorrência de distúrbios.

A obtenção de diagnósticos por operadores dos centros de operação e distribuição pode ser bastante complexa, mesmo quando se utilizam esquemas de hierarquização na apresentação dos eventos recebidos e outras estratégias de interface. Esta dificuldade se deve ao fato de que, na ocorrência de distúrbios, o volume de informações a analisar pode ser muito grande. Além disso, a ocorrência de falhas na atuação do sistema de proteção pode tornar o problema ainda mais complexo. Dentre os problemas associados, pode-se destacar a dificuldade em se tratar sistemas de grande porte e também padrões corrompidos (devido às falhas de comunicação e ruídos), que representam falhas no sistema de proteção.

Para isso, este trabalho apresentou a descrição de uma aplicação computacional e uma metodologia que permite uma identificação rápida de elementos defeituosos em uma subestação de distribuição elétrica, após a ocorrência de distúrbios. Esta metodologia é baseada na utilização de um sistema híbrido, que permite a introdução do conhecimento sobre o problema e, ao mesmo tempo, apresenta características de robustez, tolerância a falhas, generalização e reconhecimento de padrões, sendo a aplicação desenvolvida em Delphi®.

A aplicação e a metodologia proposta foram testadas para a subestação de São Gabriel da Palha. Os resultados obtidos foram validados pelos operadores e engenheiros da empresa, e indicaram um bom desempenho da metodologia, sendo possível obter identificações corretas para padrões não utilizados durante o processo de treinamento.

É importante notar que, uma vez treinadas, as redes apresentam um tempo de execução que pode ser considerado desprezível.

Referências

BIONDI NETO, Luiz. *Sistema híbrido de apoio à decisão para detecção e diagnóstico de falhas em redes elétricas*. 1997. 203 f. Dissertação (Mestrado - Curso de Engenharia Elétrica: Sistemas de Computação, Departamento de Engenharia Elétrica) - Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 1997.

BODART, Cristiani Perrini. *Sistema híbrido: rede neural integrada com sistema especialista para diagnóstico de falhas*. 1995. Dissertação (Mestrado) - IME. Instituto Militar de Engenharia, Rio de Janeiro, 1995.

CAMINHA, Amadeu C. *Introdução à proteção dos sistemas elétricos*. São Paulo: Edgard Blücher, 1977.

CHAN, E.H.P. Application of neural network computing in intelligent alarm processing. *In: PROCEEDINGS OF THE IEEE PICA CONFERENCE*, Seattle, WA, 1989. p. 246-251.

CHEN, Wen-Hui; LIU, Chih-Wen; TSAI, Men-Shen. On-line fault diagnosis of distribution substations using hybrid cause-effect network and fuzzy rule-based method. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 15, n. 2, p. 710-717, abril 2000.

FARIA, Valter Resende *et al.* STA: Sistema para Tratamento de Alarmes: uma ferramenta de auxílio a operação. *In: SIMPÓSIO DE ESPECIALISTAS EM OPERAÇÃO DE CENTRAIS HIDROELÉTRICAS*, 3., 5 a 9 de novembro de 2002, Foz do Iguaçu. AS03-CEMIG. Foz do Iguaçu: Sepoch, 2002. p. 1-15.

HANDSCHIN, E.; KUHLMANN, D. e HOFFMANN, W. Fault diagnosis in electrical energy systems using device-specific artificial neural networks. *Engineering Intelligent Systems*, Budapest, p. 255-262, dez. 1994.

JONGEPIER, A.G. *et al.* Neural networks applied to alarm processing. *In: PROCEEDINGS OF THE THIRD SYMPOSIUM ON EXPERT SYSTEMS APPLICATION TO POWER SYSTEMS*, 1991, Tokyo-Kobe, Japan. p. 615-621.

KARUNAKARAN, R.; KARADY, G.G. Artificial neural networks as a dispatcher's aid in alarm processing. *In: PROCEEDINGS OF THE THIRD INTERNATIONAL FORUM ON APPLICATIONS OF NEURAL NETWORKS TO POWER SYSTEMS*, July 23-26 1991, Seattle, W. A. p. 169-173.

KIM, K.; PARK, J. Application of hierarchical neural networks to fault diagnosis of power systems. *In: PROCEEDINGS OF THE THIRD SYMPOSIUM ON EXPERT SYSTEMS APPLICATION TO POWER SYSTEMS*, 1991, Tokyo-kobe, Japan. p. 323-327.

LAUDON, Kenneth C.; LAUDON, Jane Price. *Sistemas de informação com Internet*. Trad. Dalton Conde de Alencar. 4ª. ed. Rio de Janeiro: LTC, 1999.

LIBERATO, Alextian Bartholomeu. *FITESE: uma ferramenta inteligente para tratamento de eventos em subestação de energia elétrica*. 2009. 161 f. Dissertação (Mestrado em Pesquisa Operacional e Inteligência Computacional) - Universidade Candido Mendes, Campos dos Goytacazes, 2009.

PASSOS, Emmanuel Lopes. *Inteligência artificial e sistemas especialistas*. Rio de Janeiro: LTC, 1989.

PFAU-WAGENBAUER, M; BRUGGER, H. Model and rule based intelligent alarm processing. *In: PROCEEDINGS OF THE THIRD SYMPOSIUM ON EXPERT SYSTEMS APPLICATION TO POWER SYSTEMS*, Apr. 1991, Tokyo-Kobe, Japan, Apr. 1991. p. 27-32.

REMENTERIA, S. *et al.* Expert systems & neural networks in power grid fault diagnosis: an empirical comparison. *Engineering Intelligent System*, v.3, n.1, p. 33-44, March 1995.

RUMELHART, D.E.; HINTON, G.E.; WILLIAMS, R.J. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, v. 323, p. 533-536, 1986.

SAMPAIO, Raimundo Furtado; BARROSO, Giovanni Cordeiro; LEÃO, Ruth Pastôra Saraiva. Método de implementação de sistema de diagnóstico de falta para subestações baseado em Redes de Petri. *Revista Controle & Automação*, v. 16, n. 4, p. 417-426, 2005.

SILVA, A.P.A Neural networks for fault location on substations. *In: 1995 IEEE PES SUMMER MEETING*, July 1995, Portland, OR. p. 23-27.

SOUZA, F. A.; OKI, N.; MANTOVANI, S. C. A. Aplicando FPGA em diagnósticos de faltas em subestação de distribuição de energia elétrica. *In: BRAZILIAN CONFERENCE ON DYNAMICS, CONTROL AND APPLICATIONS, Dincon'2008*, 7., 2008, Presidente Prudente - SP. Presidente Prudente, SP: Fct: UNESP, 2008.

THE ELECTRICITY COUNCIL (UK). *Power System Protection*. U.K.: New York : Peter Peregrinus : Stevenage, , 1981.

Artigo recebido em: 18 jun. 2009

Aceito em: 16 abr. 2010

