



**SNPTTE
SEMINÁRIO NACIONAL
DE PRODUÇÃO E
TRANSMISSÃO DE
ENERGIA ELÉTRICA**

GOP 33
14 a 17 Outubro de 2007
Rio de Janeiro - RJ

GRUPO IX

GRUPO DE ESTUDO DE OPERAÇÃO DE SISTEMAS ELÉTRICOS – GOP

SISTEMA INTELIGENTE PARA TOMADA RÁPIDA DE DECISÕES NOS SISTEMAS ELÉTRICOS

Milton Nunes da Silva Filho *

Josias Matos de Araújo

Sidney Santana Custódio Júnior

CENTRAIS ELÉTRICAS DO NORTE DO BRASIL S.A.

RESUMO

Este artigo apresenta uma metodologia, baseada em técnicas de inteligência artificial, notadamente de sistemas especialistas, para a extração de conhecimento dos grandes bancos de dados de operação e manutenção dos sistemas elétricos brasileiros. Esta busca obter o conjunto de regras que formam um evento-ocorrência, baseado na mudança de estado operacional de todos os equipamentos do sistema. Para isto, foi desenvolvida uma ferramenta que utiliza a base de conhecimento dos sistemas já disponíveis na concessionária. Foi também concebido e implementado um sistema extrator de conhecimento de grandes bases de dados que funciona em conjunto com um sistema especialista.

PALAVRAS-CHAVE

Sistemas Especialistas, Sistemas Inteligentes, Extração de Conhecimento, Mineração de Dados, Análise de Ocorrências

1.0 - INTRODUÇÃO

Os sistemas baseados em conhecimento, como os sistemas especialistas, têm sido largamente utilizados para auxiliar o trabalho de profissionais da área de sistemas elétricos de potência, principalmente aqueles que exercem funções que necessitam de experiência para efetuarem tomadas de decisões (1). Especificamente no domínio de sistemas de potência, as decisões devem ser tomadas baseando-se em um grande número de informações relevantes, de cuja interpretação depende a garantia da máxima continuidade do serviço.

Diversas pesquisas reportam os avanços conseguidos na aplicação de sistemas baseados em conhecimento no auxílio à operação de sistemas elétricos (2). A importância desta alternativa cresce à medida que estes sistemas se tornam mais complexos, o que dificulta profundamente ao operador, deter o domínio completo e seguro de todas as áreas envolvidas, reduzindo consideravelmente sua capacidade de tomada de decisões rápidas e corretas sem assistência externa (3).

Segundo afirma Lambert-Torres (4), na medida em que os sistemas se tornam mais complexos, mais imprescindível é que a decisão tomada esteja correta, e mais difícil torna-se ao profissional executar ações sem auxílio externo. Em virtude de grande número de mudanças de estado operacional dos equipamentos, tanto em situações normais ou programadas, torna-se muito difícil para um engenheiro ter uma real imagem de um sistema elétrico sem condensar as informações em indicadores representativos. Para obter estes valores, partindo de um grande número de dados, precisamos desenvolver sistemas e programas que incluam o processo de negócio destes especialistas.

Este trabalho pretende propor uma metodologia para agregar e extrair o conhecimento dos grandes bancos de dados heterogêneos gerados pelos Sistemas Elétricos utilizando a Teoria dos Conjuntos Aproximados.

2.0 - CARACTERÍSTICA DAS FERRAMENTAS COMPUTACIONAIS PARA A SOLUÇÃO DOS PROBLEMAS RELACIONADOS AOS SISTEMAS DE POTÊNCIA

Os trabalhos pioneiros em análise de sistemas de potência, até os anos 60, consistiam na sua maioria no desenvolvimento de modelos matemáticos para os diversos componentes presentes em um sistema de potência, principalmente geradores e linhas de transmissão. Com o desenvolvimento das ferramentas que exploravam o uso de computadores digitais, os esforços, que em grande parte procuravam fornecer soluções analíticas fechadas, ou seja, com modelos constituídos por equações que descreviam o fenômeno de maneira mais próxima possível da realidade, passaram a incorporar métodos numéricos e iterativos. Decorrem deste período, métodos eficientes para a solução de problemas de fluxo de carga e simulações para análise da estabilidade dinâmica, que se constituíram em passos importantes na direção da análise off-line do sistema de potência. Em sua essência, estes métodos se constituíam de um modelo matemático, seguido de sofisticadas técnicas de solução numérica ou de programações matemáticas.

Restava, todavia, uma classe de problemas com uma característica particular: a solução a ser alcançada, passava mais por uma necessidade de análise baseada na experiência humana para a tomada de uma decisão, que por uma estrita definição matemática e complexa estratégia de processamento numérico.

Os fatores principais de caracterização desta classe de problemas são:

- a. Impossibilidade de desenvolvimento de um modelo matemático que reflita o problema com suficiente precisão. O uso de modelos simplificados compromete a validade dos resultados.
- b. A natureza do problema é tal que algumas restrições são impropriamente especificadas e não podem ser expressas matematicamente.
- c. A complexidade do problema é tal que as soluções completas se tornam inviáveis, pois tomam elevado tempo de processamento.
- d. A metodologia empregada pelo especialista humano não pode ser expressa facilmente de forma algorítmica ou matemática. Muitas vezes é baseada simplesmente no seu sentimento do problema.

Em uma pesquisa realizada na Europa, Germond & Niebur (5) apresentam por sua vez, mais algumas características desta classe de problemas:

- e. Inconsistência de dados: pertencem a esta categoria problemas como diagnóstico e processamento de alarmes. Percebe-se claramente, que para estes casos, seria difícil um tratamento convencional, visto que deveriam ser consideradas abordagens a partir de situações com carência de dados.
- f. Natureza combinatória das soluções: consideram-se aqui os problemas de restabelecimento pós-faltas, que requerem estratégias de buscas em virtude de existirem diversas alternativas para a solução.

A abordagem para esta classe de problemas, contudo, resultou de uma outra forma de pensar, cujos primeiros relatos decorrem de 1950. Com o crescimento das possibilidades dos computadores, com avanços na lógica matemática e na psicologia cognitiva, a busca do ser humano para conseguir máquinas inteligentes pareceu estar próxima de um desfecho. A década de 50 foi um marco para a área de estudos denominada Inteligência Artificial, com a realização do Seminário de Verão em Inteligência Artificial de Dartmouth em 1956 (6). Nesta época, a euforia foi grande, a idéia do General Problem Solver (GPS), parecia promissora aos pesquisadores, que chegaram a acreditar ter encontrado a máquina inteligente. A euforia inicial, entretanto, foi logo seguida de um período de descrédito, visto que, cedo se percebeu que a tecnologia possuía recursos limitados.

A partir da década de 70, ressurgiu no mundo científico o interesse pela Inteligência Artificial, com o desenvolvimento de alguns sistemas, cuja aplicabilidade mostrou-se satisfatória. O primeiro grande sistema, agora conhecido como Sistema Baseado em Conhecimento, a ser desenvolvido foi o MYCIN (7), que passou a ser visto como um padrão para definir o que era um Sistema Especialista. Este sistema foi desenvolvido em meados de 1970, na Universidade de Stanford, tinha como função ajudar no diagnóstico e tratamento da meningite e outras infecções bacterianas do sangue (8).

Nos anos 80, principalmente, percebeu-se um grande crescimento nas áreas de aplicação dos Sistemas Especialistas, que incluíam áreas de negócios, medicina e engenharia (9).

Ao se reportar ao uso de Sistemas Especialistas em Sistemas de Potência, Liu (10) apresenta esta tecnologia com sendo capaz de oferecer pelo menos três oportunidades: a primeira, a possibilidade de automatizar a tomada de decisão humana. A segunda seria a aplicação de novas técnicas, que teriam foco um tanto quanto diferente das técnicas tradicionais, relacionadas principalmente com abordagens numéricas. A terceira oportunidade estaria relacionada com a capacidade de utilizar bases de conhecimento que serviriam como “estoques de conhecimento humano”. Este fato é bastante interessante, visto que a saída de engenheiros antigos das empresas em geral, resultam em perda da experiência.

3.0 - METODOLOGIA DAS FERRAMENTAS DE EXTRAÇÃO E RECONHECIMENTO

A importância da utilização de técnicas de Inteligência Artificial na solução de problemas de Sistemas de Potência é um fato amplamente defendido. Rahman (11), em sua pesquisa sobre a utilização destas técnicas no Japão, revela que a indústria japonesa concentrou grandes esforços para empregar estas ferramentas na operação e planejamento de Sistemas de Potência.

Neste item abordamos o desenvolvimento das ferramentas de extração e representação do conhecimento desenvolvido para efetuar o processo incorporação dos conceitos e índices de manutenção nas decisões operativas do sistema elétrico.

Desta forma, foi desenvolvido inicialmente, um sistema que fosse capaz de apresentar o conhecimento disponível na empresa. Isto é feito através de regras de produção na forma “Se – Então”. A idéia central foi criar uma ferramenta que auxiliasse os técnicos a expressar de forma lógica e coerente as decisões que eles tomavam tendo por base o seu conhecimento, a sua visão do problema e as possíveis alternativas de solução.

Em seguida, estas regras incorporadas a uma base de conhecimento de um sistema especialista para que via um processo organizado pela máquina de inferência possa gerar a resposta a um determinado processo de tomada de decisão.

Por outro lado, foi também desenvolvida uma estratégia de extração de conhecimento das bases de dados disponíveis. Estas bases de dados são em geral são de grande porte, com milhões de registros, que possuem um conhecimento em seu interior, mas que não está disponível de forma tácita para seus usuários. Inclusive, devido ao seu porte, muitas relações são completamente desconhecidas pelos usuários.

Assim, a estratégia desenvolvida tem a função de extrair estas relações (conhecimentos) entre os diversos atributos (itens da base de dados) existentes e expressá-los na forma de regras de produção. Estas regras por sua vez, serão incorporadas à base de conhecimento do sistema especialista desenvolvido e trabalharão de forma harmoniosa com as regras editadas anteriormente.

3.1 Características do sistema especialista desenvolvido

Um sistema especialista (SE) simula a realização da tarefa por um especialista, ou seja, ele tenta imitar o ser humano na sua capacidade de dedução, inclusive utilizando processos de lógica formal e representação de conhecimento.

Os SE surgiram em oposição aos sistemas generalistas perseguidos na década de 60. Aconselha-se restringir o SE a um domínio pequeno de aplicação, pois quanto mais generalizado construir-se esse sistema, maior dificuldade em se ter uma base de conhecimento completa, maior o tempo de processamento e maiores as probabilidades de erros durante a criação e gerência de regras.

Para projetar um SE, o desenvolvedor necessita de uma estrutura básica capaz de armazenar o conhecimento, processá-lo e trocar mensagens com o usuário. Estas três atividades determinam de forma clara as três partes de um SE, a saber, respectivamente: base de conhecimento, máquina (ou motor) de inferência e interface com o usuário.

A base de conhecimento contém fatos e regras para o funcionamento adequado da aplicação, ou seja, contém o conhecimento sobre o processo que se quer tomar uma decisão. A máquina de Inferência tem a função de consultar as regras e os fatos contidos na base de conhecimento, inferir sobre esses conhecimentos e retornar uma conclusão ao usuário via a Interface. A interface com o usuário pode ser dividida em duas partes: uma para o usuário e outra para o desenvolvedor. A interface com o usuário permite que ele possa apresentar um problema à máquina de inferência e receber dela a resposta encontrada. Já, a interface com o desenvolvedor, permite que ele possa modificar a base de conhecimento do SE, incorporando, complementando, alterando ou eliminando certas partes do conhecimento. A figura 1 mostra uma representação de um sistema especialista.

A base de conhecimento é composta por regras e fatos. Os fatos representam um conhecimento que é sempre verdadeiro, independentemente do que está sendo tratado. Estes fatos podem ser classificados de uma forma

didática em estáticos e dinâmicos. Os fatos estáticos são aqueles de não se alteram constantemente; por exemplo: a potência nominal de um transformador, seu número de série ou a sua localização. Os fatos dinâmicos são aqueles que se alteram de forma mais corriqueira; por exemplo: o carregamento do transformador, a quantidade de um determinado gás imerso em seu óleo ou o número de manutenções sofridas.

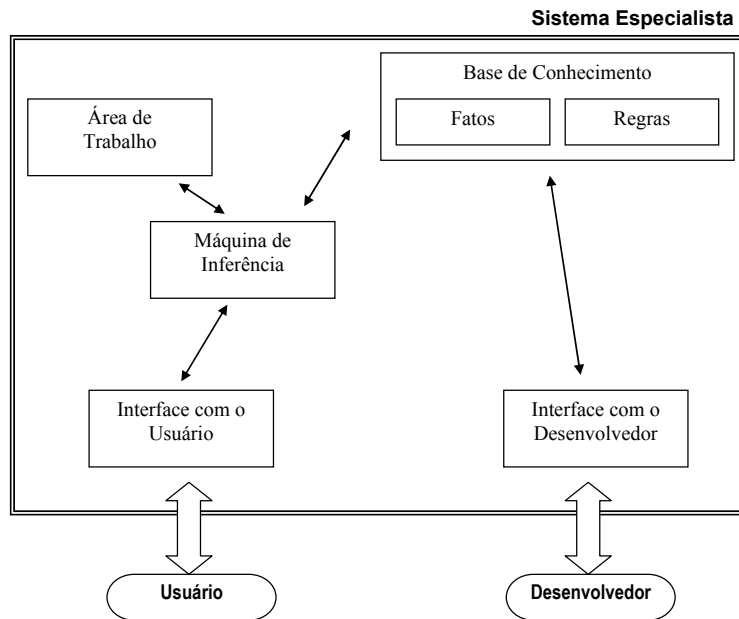


FIGURA 1 – Estrutura de um Sistema Especialista

Todos estes exemplos (estáticos ou dinâmicos) constituem-se em fatos, pois são independentes das análises realizadas. Por exemplo, a potência nominal de um transformador é aquela determinada no registro da base de dados independentemente do processo de tomada de decisão que estão ocorrendo. E mais, este fato é dito estático, pois este valor pode até ser alterado, por um problema momentâneo do transformador, mas quase nunca isto acontece. Da mesma forma, o carregamento do transformador, que se altera a cada medição realizada (por isto, um fato dinâmico), também é independente do domínio, ou seja, da análise que está sendo realizada. Por ele passa neste instante esta potência e isto é um fato.

As regras são conhecimentos que podem ser verdadeiros, necessitando para a sua validação a cada análise. É importante não confundir um conhecimento verdadeiro com um conhecimento correto. Por exemplo, a regra “Se o carregamento do transformador for maior do que sua potência nominal então este transformador está em sobrecarga.” é correta, mas depende de validação da premissa para ser verdadeira no contexto que está sendo avaliado.

A validação de uma regra é feita pela máquina de inferência, que no projeto desenvolvido trabalha na forma de encadeamento direto. Existem duas formas de encadeamento: direto e reverso. No encadeamento direto (ou também dito ‘para frente’), a validação da regra é feita através da validação de sua premissa. Se todos os itens que compõe a premissa forem fatos (e, por conseguinte, afirmações verdadeiras), a conclusão também é verdadeira e a regra é validada, ou seja, ela é executada acrescentando à área de trabalho um novo conjunto de novos fatos contidos na conclusão. A área de trabalho é uma área volátil, em que são colocados todos os fatos verdadeiros ocorridos durante uma análise. Quando a máquina de inferência termina uma análise, ela é apagada, ou seja, funciona como um rascunho para a solução de um dado problema.

4.0 - CARACTERÍSTICAS DO PROGRAMA DE EXTRAÇÃO DE CONHECIMENTO

O programa de extração de conhecimento das bases de dados utilizou a Teoria dos Conjuntos Aproximados (“Rough Sets”) (12). Esta teoria foi desenvolvida por Zdzislaw Pawlak e pode ser classificada como mais uma poderosa técnica da Teoria do Conhecimento.

A Teoria do Conhecimento tem apresentado vários aspectos de interesse, tais como, “entendimentos”, “manipulação do conhecimento”, “representações”, entre outros, os quais têm sido largamente estudados por pesquisadores nas áreas de Lógica e de Inteligência Artificial. De uma forma genérica, pode-se dizer que “conhecimento” é um bloco, ou uma partição da informação, sobre alguma parte de uma realidade sob análise, a qual constitui o nosso domínio de interesse.

A Teoria do Conhecimento mostra que uma representação possível do conhecimento é através de conjuntos, os quais delimitam um dado grupo de elementos que contém uma certa propriedade (conhecimento), separando-os daqueles que não possuem esta propriedade.

4.1 Conceitos básicos da teoria dos conjuntos aproximados

A Teoria dos Conjuntos Aproximados pode ser apresentada de maneira sucinta através de dois conjuntos auxiliares denominados de “conjunto de aproximação inferior” e “conjunto de aproximação superior” e que são aqui denotados por \underline{RX} e \overline{RX} , respectivamente.

Estes dois conjuntos de aproximação determinam três regiões de interesse que são denominadas de positiva, fronteira e negativa, com as seguintes notações, respectivamente, $POS_R(X)$, $BN_R(X)$ e $NEG_R(X)$, conforme mostrado na figura 2.

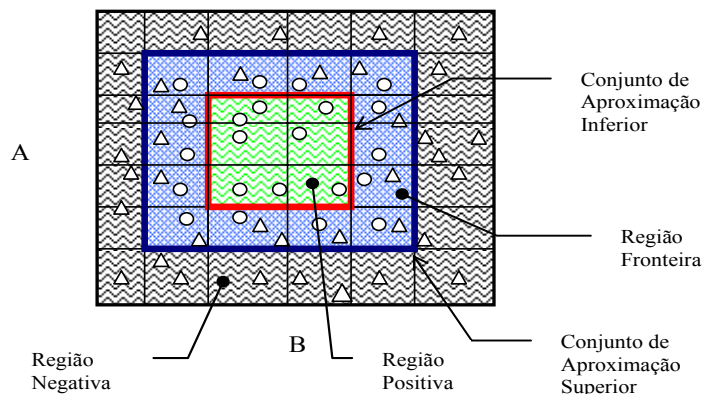


FIGURA 2 – Conjuntos de Aproximação e Regiões de Interesse

Como pode ser verificado na figura anterior, o conjunto de aproximação inferior (que contém os elementos da região positiva) é um subconjunto do conjunto de aproximação superior (que contém também os elementos da região fronteira).

Por sua vez, cada região determina um grupo de elementos segundo a sua utilidade na representação do conhecimento. Assim, o grupo da região positiva possui elementos que fazem parte da representação do conhecimento, ou seja, com certeza pertencem ao conjunto que representa um dado conhecimento. O grupo da região negativa possui elementos que não fazem parte da representação de conhecimento, ou seja, com certeza não pertencem ao conjunto que representa um dado conhecimento. O grupo da região fronteira é constituído daqueles elementos que ainda não se conhece se eles pertencem ou não à representação do conhecimento.

Desta forma, pode-se perceber que o conjunto procurado para a representação de um dado conhecimento contém o conjunto de aproximação inferior e está contido no conjunto de aproximação superior, como mostrado na figura 3.

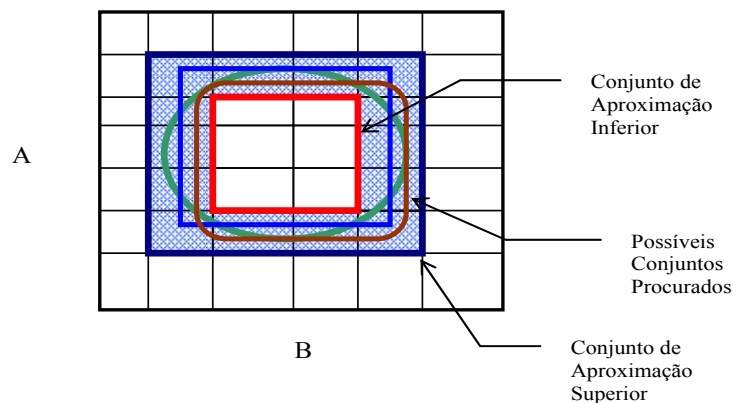


FIGURA 3 – Conjuntos de Aproximação Superior e Inferior e Conjunto Procurado

4.2 Fundamentos do algoritmo de extração de conhecimentos da base de Dados

Como o conjunto procurado, que representa um dado conhecimento, está no lugar geométrico entre os conjuntos de aproximação inferior e superior, o algoritmo de extração do conhecimento deve estabelecer ações no sentido de aumentar o número de elementos do conjunto de aproximação inferior e reduzir o número de elementos do conjunto de aproximação superior. Isto equivale a reduzir a região fronteira. No limite dessas ações, nem ser possível de se atingir, a região fronteira não contará com nenhum elemento, assim, os conjuntos de aproximação inferior e superior serão idênticos e iguais ao conjunto procurado.

O algoritmo de extração de conhecimento de uma base de dados pode ser formulado através de desenvolvimentos algébricos ou por relações lógicas. Neste trabalho, por simplicidade de explanação, utiliza-se o segundo encaminhamento. Este algoritmo retira o conhecimento de uma base de dados através da redução e compactação de suas informações (13). Ele tem os seguintes passos de processamentos:

- a. Transformar valores contínuos em faixas.
- b. Eliminar atributos idênticos.
- c. Eliminar exemplos idênticos.
- d. Eliminar atributos dispensáveis.
- e. Calcular o conjunto núcleo básico da tabela de decisão.
- f. Compor a tabela conjunto redução.
- g. Agrupar os exemplos e compor o conjunto final de regras.

5.0 - PROGRAMA EXTRATOR DE CONHECIMENTO

Esta ferramenta tem como objetivo extrair eventos de ocorrências em equipamentos, arquivados em tabelas em um banco de dados central, e utilizá-los para análise destas ocorrências em um sistema Roughsets, encontrando assim, os relacionamentos diretos entre outros equipamentos, sem a necessidade de fornecer esquemáticos de interligações, obtendo as possíveis causas e efeitos da ocorrência analisada.

Na tabela mostrada na figura 4, é possível visualizar uma grade referente à tabela de ocorrências existente no banco de dados. O processo de extração se inicia selecionando-se uma destas ocorrências, chamada de ocorrência principal, para análise posterior. A escolha desta ocorrência deve se basear na sua representatividade, ou importância, no estado operacional do sistema elétrico em análise.

SISTEM	EQUIPAMENTC	DATA_INICIAL	HORA_IN	DATA_FINAL	HORA_F	DURACA	CLASSE	PV
CMAI	IZPDLT701	29/09/2006	15:41	29/09/2006	16:09	0000:28	DIS	194.955,43
SELD	LDMRLT601	29/09/2006	15:41	29/09/2006	16:17	0000:36	DDO	
SEPD	PDLDLT702	29/09/2006	15:41	29/09/2006	16:05	0000:24	AIP	144.047,24
SEPD	PDLDLT702	30/09/2006	08:40	30/09/2006	11:08	0002:28	OPM	
SELD	LDMRLT601	02/10/2006	14:59	02/10/2006	17:45	0002:46	OPM	
SEPD	PDLDLT701	02/10/2006	15:01	02/10/2006	16:02	0001:01	OPM	
SEPD	PDLDLT702	05/10/2006	08:25	05/10/2006	15:43	0007:18	OPM	
CMAI	PDPRLT601	06/10/2006	08:06	06/10/2006	15:17	0007:11	OPM	
	PRCHLT601	08/10/2006	08:02	08/10/2006	10:14	0002:12	DPM	
SEPD	PDLDLT701	09/10/2006	11:19	00/00/0000	00:00		OPM	
CMAI	IZPDLT702	10/10/2006	13:54	10/10/2006	14:11	0000:17	DIS	122.860,59
CMAI	IZPDLT702	10/10/2006	14:11	10/10/2006	14:25	0000:14	LIO	
SELD	LDMRLT601	11/10/2006	08:10	11/10/2006	09:09	0000:59	OPM	
CMAI	IZPFLT601	18/10/2006	04:34	18/10/2006	06:44	0002:10	DDO	

FIGURA 4 – Tabela de ocorrências para seleção e análise

A montagem da tabela de eventos é baseada em funções distintas. A primeira é a seleção do intervalo de ocorrências que se deseja utilizar no estudo, isto é, a partir do momento da ocorrência selecionada, qual será o período anterior a ela que será utilizado para extrair os eventos. Noutra função de seleção é escolhido o instante inicial da análise sobre o início ou término da ocorrência selecionada.

Ao se executar a extração de ocorrências, uma nova tabela será gerada contendo a lista de eventos relacionados às ocorrências encontradas no período de tempo determinado, como mostrado na figura 5.

Verifica-se que a tabela de eventos lista apenas os instantes onde ocorre a troca de estado do equipamento, caracterizando o início da ocorrência deste estado. Também é visualizado que a primeira linha da tabela tem os estados dos equipamentos anteriores ao primeiro evento mostrado.

INICIO	CVMBLI601	MBDJ606	MBDJ708	NRTVLI301	RUDJ501	RUDJ502	TARULI501
000000000000	OPR	OPR	OPR	OPR	DDO	DDO	OPR
200109030614	OPR	OPR	OPR	OPR	DDO	DDO	OPR
200109030633	OPR	OPR	OPR	OPR	DDO	DDO	OPR
200109030706	OPR	OPR	DDO	OPR	DDO	DDO	OPR
200109030709	OPR	OPR	PRV	OPR	DDO	DDO	OPR
200109031645	OPR	OPR	PRV	OPR	DDO	DDO	PRV
200109031648	OPR	OPR	PMV	OPR	DDO	DDO	PRV
200109031705	OPR	OPR	OPR	OPR	DDO	DDO	PRV
200109031739	OPR	OPR	OPR	OPR	DDO	DDO	OPR
200109031745	OPR	OPR	OPR	OPR	DDO	DDO	OPR
200109031840	OPR	OPR	OPR	OPR	DDO	DDO	OPR

FIGURA 5 - Tabela de eventos extraídos

Nos resultados, cada reduto apresenta uma associação de equipamentos que podem representar que exista uma relação entre suas ocorrências, veja a figura 6:

MBDJ708	NRTVLI301	TARULI501	VCDJ635
OPR	OPR	OPR	OPR
DDO	OPR	OPR	OPR
PRV	OPR	PRV	OPR
PMV	OPR	PRV	OPR
OPR	OPR	PRV	OPR
OPR	OPR	OPR	DIS
PRV	DDO	OPR	DIS
PRV	OPR	PRC	DIS

FIGURA 6 – Resultado de um reduto

No exemplo mostrado anteriormente, no reduto obtido, verifica-se que o equipamento de saída “VCDJ635” para a ocorrência selecionada tem a possível relação com os demais equipamentos, o que confere com a interligação real dos equipamentos.

A partir destes redutos a ferramenta escreve automaticamente as regras de conhecimento baseadas unicamente na mudança de estado operacional dos equipamentos sem levar em conta seu relacionamento próximo no sistema elétrico, permitindo assim a observação de causa/efeito de eventos aparentemente não relacionados.

Estas regras então são passadas para o sistema especialista que em execução continua no console do operador permite o aviso antecipado dos eventos intempestivos.

6.0 - CONCLUSÃO

Este trabalho alcançou mutuamente resultados acadêmicos e empresariais, propondo uma nova forma de análise dos estados operacionais dos sistemas elétricos.

Permitiu a integração dos sistemas de informação de operação e manutenção e implantou uma nova metodologia de extração do conhecimento existente através de um algoritmo baseado na Teoria dos Conjuntos Aproximados (“Roughsets”) gerando um banco de conhecimento através do armazenamento destas regras.

Desenvolveu e implantou também um sistema de monitoramento e prevenção de novos eventos e possibilitou a análise dos novos eventos sob um novo foco.

A contribuição inovadora foi integrar e extrair conhecimento de grandes bancos de dados históricos de operação e manutenção de sistemas elétricos heterogêneos. Esta metodologia não tradicional permite a busca e armazenamento do conhecimento inserido por especialistas nos bancos de dados de análise de ocorrências e perturbações utilizando a Teoria dos Conjuntos Aproximados.

É legítimo supor que um especialista que trabalha longos períodos em atividades como análise e classificação de ocorrências de uma mesma planta absorva um conhecimento implícito de enorme valor para a empresa. Não necessariamente este colaborador terá condições e intenção de transcrever sua experiência para uso futuro.

Portanto ao fornecer esta nova ferramenta estamos possibilitando a obtenção e o armazenamento de um conhecimento valioso para o patrimônio histórico da empresa.

7.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) F.N. FORD, *Decision Support Systems and Expert Systems: A Comparison*, Elsevier Science Pub., 1985.
- (2) B. VALIQUETTE, G. LAMBERT-TORRES & D. MUKHEDKAR, *An Expert System Based Diagnosis and Advisor Tool for Teaching Power System Operation Emergency Control Strategies*, IEEE Transactions on Power Systems, Vol.6, No.3, pp. 1315-1322, August 1991.
- (3) K. TOMSOVIC & G. LAMBERT-TORRES, *Fuzzy Systems Applications to Power Systems*, IEEE Power Engineering Society Tutorial: Fuzzy Logic and Evolutionary Programming Techniques in Power Systems, Summer Meeting 2000, Seattle, July 2000.
- (4) G. LAMBERT-TORRES, G.M. RIBEIRO, C.I.A. COSTA, A.P. ALVES DA SILVA & V.H. QUINTANA - *Knowledge Engineering Tool for Training Power-Substation Operators*, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No. 2, pp. 694-699, April 1997.
- (5) A.J. GERMOND & D. NIEBUR, *Survey of Knowledge-Based Systems in Power Systems: Europe*, Proceedings of the IEEE, Vol. 80, No.5, pp. 732-744, May 1992.
- (6) D.A. WATERMAN, *A Guide to Expert System*, Addison Wesley. Massachusetts, 1986.
- (7) T. NAGY, D. GAULT & M. NAGY, *Building Your First Expert System*, Ashton-Tate Publishing Group, 1985.
- (8) E. RICH & K. KEVIN, *Inteligência Artificial*, Makron Books 2ª Edição 1991.
- (9) S. RUSSEL & P. NORVIG, *Artificial Intelligence-A Modern Approach*, Series in Artificial Intelligence, Prentice-Hall, 1995.
- (10) C.C. LIU ET AL. (CIGRÉ WG 38.06.03), *Expert Systems: Development, Experience and User Requirements*, Electra, No. 146, pp. 30-67, February 1993.
- (11) S. RAHMAN, *Artificial Intelligence in Electric Power Systems: A Survey of the Japanese Industry*, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 8, No. 3, pp. 1211-1218, August 1993.
- (12) Z. PAWLAK, *Rough Sets*, International Journal of Computer and Information Sciences, Vol. 11, No. 5, pp. 341-356, 1982.
- (13) Z. PAWLAK, *Rough Sets: Theoretical Aspects of Reasoning about Data*, Kluwer Academic Publisher, Netherlands, 1991.

8.0 - DADOS BIOGRÁFICOS

Milton Nunes da Silva Filho

Nascido em General Câmara, RS em 30 de julho de 1961.

Doutorado (2006) em Engenharia Elétrica e Mestrado (2002) em Engenharia da Energia ambas pela UnIFEI – Itajubá, MG; Graduação (1986) em Engenharia Civil: UnB; e (1983) em Análise de Sistemas: ETUC; Brasília, DF.

Empresa: ELETRONORTE - Centrais Elétricas do Norte do Brasil S.A., desde 1986.

Engenheiro da Gerência do Centro de Informação e Análise da Transmissão

Josias Matos de Araújo

Nascido em Belém do Pará, em 04 de abril de 1951

Mestrado em Sistemas de Potência pela EFEI, MBA em Gestão Empresarial pela Fundação Dom Cabral, Graduação em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal do Pará.

Empresa: ELETRONORTE - Centrais Elétricas do Norte do Brasil S.A.

Superintendente de Engenharia de Operação e Manutenção da Transmissão.

Sidney Custódio Santana Júnior

Nascido em Tupaciguara, MG em 21 de fevereiro de 1957.

Mestrado (2005) em Engenharia de Produção Elétrica: UFSC – Florianópolis SC; Pós-Graduação (2001) em Gestão Estratégica – Mackenzie - Brasília,

Pós Graduação (1997) em Gestão pela Qualidade – Universidade Estácio de Sá - Campo Grande – MS e Graduação (1978) em Engenharia Elétrica – Universidade Católica de Petrópolis - RJ

Empresa: ELETRONORTE - Centrais Elétricas do Norte do Brasil S.A., desde 1979.

Gerente Executivo do Centro de Informação e Análise da Transmissão