

Referências bibliográficas

ABRATE (2008). Workshop Sobre as Perspectivas para o Segmento da Transmissão de Energia Elétrica no Setor Elétrico Brasileiro, São Paulo, Brasil.

ARANTES, F. M. (2008). Diagnóstico de Transformadores de Potência Através de Análises de Gases Dissolvidos em Óleo Mineral Isolante. Rio de Janeiro, Brasil. Projeto Submetido ao Corpo Docente do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Rio de Janeiro, Janeiro, 2008.

ARANTES, J.G. (2005). Diagnóstico de falhas em Transformadores de Potência pela Análise de Gases Dissolvidos em Óleo Isolante Através de Redes Neurais. Universidade Federal de Itajubá. Itajubá, Minas Gerais, Brasil.

ASSIS FILHO, F. (2000). Análise de Gases Dissolvidos. Cromatografia em Fase Gasosa. Monitoração da Operação de Equipamentos. Curso apresentado no CEPTEL, Rio de Janeiro, Brasil, Outubro, 2000.

AUGENSTEIN, B. (2003). Outside Experts Monitor Status of Key Transformers. Transmission and Distribution World®. PRIMEDIA Business Magazines & Media Inc. Serveron, PacifiCorp, Oregon, USA, May, 2003.

BARBALHO, V.M. de S. (2001). Sistemas Baseados em Conhecimento e Lógica Difusa para Simulação do Processo Chuva-Vazão. Tese (Doutorado em Engenharia Civil). Faculdade de Engenharia Civil, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil.

BARROS FILHO, V.N.A. (2003). Monitoramento e Diagnóstico de Estados de Grandes Transformadores, com Ênfase para o Diagnóstico pela Cromatografia com o Uso de Redes Neurais. Universidade Federal de Pernambuco, Recife, Pernambuco, Brasil, Setembro, 2003.

BATES, D. (2006). DGA in a Box. A Utility's Perspective. Alabama Power Company. Alabama, USA.

BIONDI NETO, L.; et. al, (1999). Sistema Especialista Fuzzy no Diagnóstico de Falhas em Transformadores. XV SNPTEE, Foz do Iguaçu, Paraná, Brasil, 1999.

CIGRÉ – Brasil (2006). Transformadores de Força Imersos em Líquido Isolante: Guia de Manutenção Centrada na Confiabilidade. Comitê de Estudos CE-B3, Grupo de Trabalho Conjunto B3.01 Manutenção Centrada na Confiabilidade. Rio de Janeiro, Brasil, Dezembro, 2006.

COSTA, A. da et. al Lógica Fuzzy: Conceitos e Aplicações. In: Workshop de Software Livre, v.4., 2003, Porto Alegre (RS). *Anais Eletrônicos...* Porto Alegre, 2003. Disponível em: http://www.inf.unisinos.br/~cazela/dss/fuzzy_relatorio.pdf. Acesso em: 16 mar. 2004.

DUVAL, M. (1989). Dissolved Gas Analysis: It Can Save your Transformer. IEEE – Electrical insulation Magazine; November/December 1989 – vol. 5, No 6.

DUVAL, M. (2001). Interpretation of Gas-in-Oil Analysis Using New IEC Publication 60599 and IEC TC 10 Databases. IEEE Xplore, May/June –Vol.18, No.3.

FILHO, W. et. al (2000). Medição de Resposta em Frequência e Impedância Terminal como Técnica de Diagnóstico Aplicada a Transformadores de Potência. Trabalho apresentado no III ENEAT, Paraíba, Brasil.

GIBEAULT, J.P. (1997). Tutorial On-line Monitoring of Key Fault Gases in Transformer Oil: “Operational Experience Accumulated Over the Years”, p. 2-9. ISH'97, Montreal, Canadá, August, 1997.

HAYKIN, S. (1998). Neural Networks: A Comprehensive Foundation. 2. ed. New Jersey: Prentice-Hall.

HEREDIA, L.A. (2008). Caracterização, Manutenção e Monitoramento *on-line* de Buchas Condensivas para Transformadores de Potência. Universidade Federal de Pernambuco. Recife, Pernambuco, Brasil, Setembro, 2008.

IEC 60599 (2007). Mineral Oil-impregnated electrical equipment in Service – Guide to the Interpretation of Dissolved and Free Gases analysis; Reference number: 1999+A1:2007, Switzerland.

IEEE (1991). IEEE Guide for the Interpretation of Gases Generated in Oil-Immersed Transformers. Revision of IEEE C57.104-1978, Approved in June 27, 1991.

JANG, J.-S.R. (1993). ANFIS: Adaptive-Network-Based fuzzy inference System. IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics, v.23, n. 3, p. 665-685, Maio 1993.

JANG, J.-S.R. (1995). ANFIS: Adaptive-Networks for Pattern Recognition. Oxford: University Press.

JENNINGS, S. (2003). DGA Diagnostic Methods. OR, USA. © Serveron Corporation. PN 880-0129-00 Rev. A. Disponível em: <http://www.serveron.com>.

JESUS, N.C.; FIGUEIREDO, C.E.C.; MELLO, G.; BERNARDON, D.P.; VEIGA, F.D. (2007). Análise do comportamento térmico de Transformadores de Potência. XVII SENDI, Belo Horizonte.

JUNIOR, H.A.O., et. al (2007). Inteligência Computacional Aplicada à Administração, Economia e Engenharia em Matlab®. São Paulo, Brasil.

MAMDANI, E.H. (1974). Application of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant. Proceedings of the IEE (Control and Science), v. 121, p.298-316.

MARTINS, H.J.A.; et. al (2007). Overview on Brazilian Experience With Paper/Oil Bushings. CEPEL – Centro de Pesquisas de Energia Elétrica, Brasil.

MENDES, J.C. et. al (1999). Transformadores de Potência em Alta Tensão: Análise de Estado, Diagnósticos e Revitalização. São Paulo, Brasil.

MILASCH, M. (1984). Manutenção de Transformadores em Líquido Isolante. Ed. Edgard Blücher Ltda., Florianópolis, Brasil.

MIRANDA, V.; CASTRO, A.R.G. (2005). Improving the IEC Table for Transformer Failure Diagnosis with Knowledge Extraction from Neural Networks. IEEE transactions on power delivery, Vol. 20, NO. 4.

MOITA NETO, J.M.; CIARAMELLA MOITA, G. (1997). Uma Introdução à Análise Exploratória de Dados Multivariados.

RAMOS, P.G. (1999). Uma Investigação das Redes Neurofuzzy Aplicadas à Mineração de Dados. Recife, Brasil.

PUGH, D. R.; et. al, (1976). Análise de Gases Dissolvidos em Óleos isolantes, Centro de Pesquisas de Energia Elétrica – CEPEL, Brasil, Rio de Janeiro, Março, 1976.

RECLAMATION, B. (2000).Transformer Maintenance. Facilities Instructions, Standards and Techniques. U.S. Department of the Interior Bureau of Reclamation. Denver, Colorado, USA. Hydroelectric Research and Technical Services Group D-8450, October, 2000.

RECLAMATION, B. (2005). Transformers: Basics, Maintenance and Diagnostics; U.S. Department of the Interior Bureau of Reclamation. Denver, Colorado, USA, April, 2005.

ROSS, T. (1995). Fuzzy Logic with Engineering Applications. Nova York, USA: McGraw-Hill.

SCARDAZZI, A. (2008). Sistemas de Monitoramento – Experiência SIEMENS. SIGAMT, Brasília, Brasil, Março, 2008.

SIEMENS (2001). Transformadores de Força. Julho, 2001. Jundiaí, São Paulo. Disponível em: <http://www.siemens.com.br/energia>.

SUGENO, M.; TAKAGI, T. (1985). Fuzzy Identification of Systems and its Application to Modeling and Control. IEEE Trans. Sys. Man, Cybern., v. SMC-15, n.1, p. 116-132.

TANSCHKEIT, R. (1998). Lógica difusa, Raciocínio Aproximado e Mecanismos de Inferência. In: Encontro Nacional de Automática, 17, Natal. Anais... Natal, 1998 v.1, p. 46-55.

WANG, L.X. y MENDEL, J.M. (1992). “Generating Fuzzy Rules by Learning through Examples”. En IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, vol. 22(6), November 1992. Pages 1414 – 1427.

WEG (2007). Manual de Instalação e Manutenção para Transformadores à Óleo. Blumenau, SC, Brasil. Disponível em: <http://www.catalogo.weg.com.br>.

YI, C.; DIANE, R. (1997). An Input Pre-screening Technique for Control Structure Selection. Computers Chem. Eng. v.21, N°6, pp. 563 – 5369.

Anexo 1

Sistemas de Inferência Fuzzy

Em geral, os sistemas de inferência fuzzy são baseados em regras que utilizam variáveis lingüísticas para executar um processo de tomada de decisão (COSTA, A., 2003). Desta forma, servem para representar a interdependência entre as variáveis independentes (entradas) e a dependente (saída) de um dado sistema real. A base destes sistemas é um conjunto de regras fuzzy condicionais, que deve ser definido a partir de um mesmo conjunto de “premissas” (variáveis independentes), com respostas pertencentes a um mesmo domínio (Barbalho, V., 2001).

Entre os modelos de inferência existentes, dois são particularmente importantes:

- O Modelo de Mamdani, que utiliza regras do tipo: “Se x é A e y é B , então z é C ” (onde A e B e C são conjuntos fuzzy). Neste modelo, o processo de defuzzificação visa obter um resultado preciso (não-fuzzy) na saída do sistema de inferência.
- O Modelo Takagi-Sugeno, que apresenta tipicamente regras do tipo: “Se x é A e y é B , então $z = f(x,y)$ ”, onde A e B são conjuntos fuzzy e f é uma função real de x e y .

Seguindo os conceitos básicos que compõem os sistemas de inferência, entende-se por variável lingüística como uma variável cujos valores são nomes de conjuntos fuzzy. Por exemplo, grandezas como a temperatura de um determinado processo, pode ser uma variável lingüística que assume valores como baixa, média e alta. Estes “valores”, são descritos através de conjuntos fuzzy, representados por funções de pertinência, conforme a Figura 46.

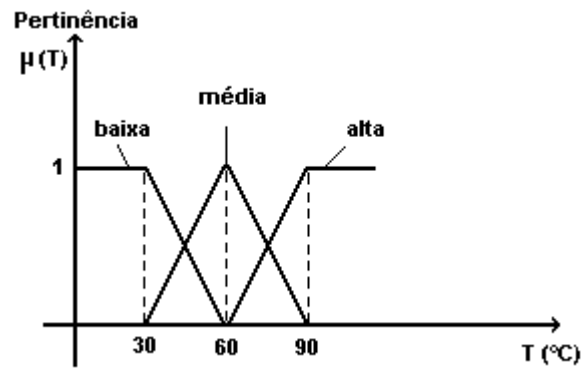


Figura 46 – Funções de pertinência para a variável temperatura

Os sistemas de inferência fuzzy são geralmente fundamentados em regras do tipo “se... então” que representam a base do conhecimento. Estas regras descrevem a relação de dependência entre as variáveis lingüísticas de entrada e saída. Um sistema de inferência fuzzy, partindo de valores conhecidos das variáveis de entrada, pode realizar inferências sobre estes dados e obter os valores das variáveis de saída. Neste processo as regras são inferidas paralelamente, não importando a ordem em que elas são realizadas (BARBALHO, 2001).

A interpretação ou inferência de cada regra consiste na avaliação das proposições dos antecedentes (premissas), seguida da aplicação das conseqüências.

Os sistemas de inferência baseados em regras apresentam basicamente a estrutura ilustrada na Figura 47.

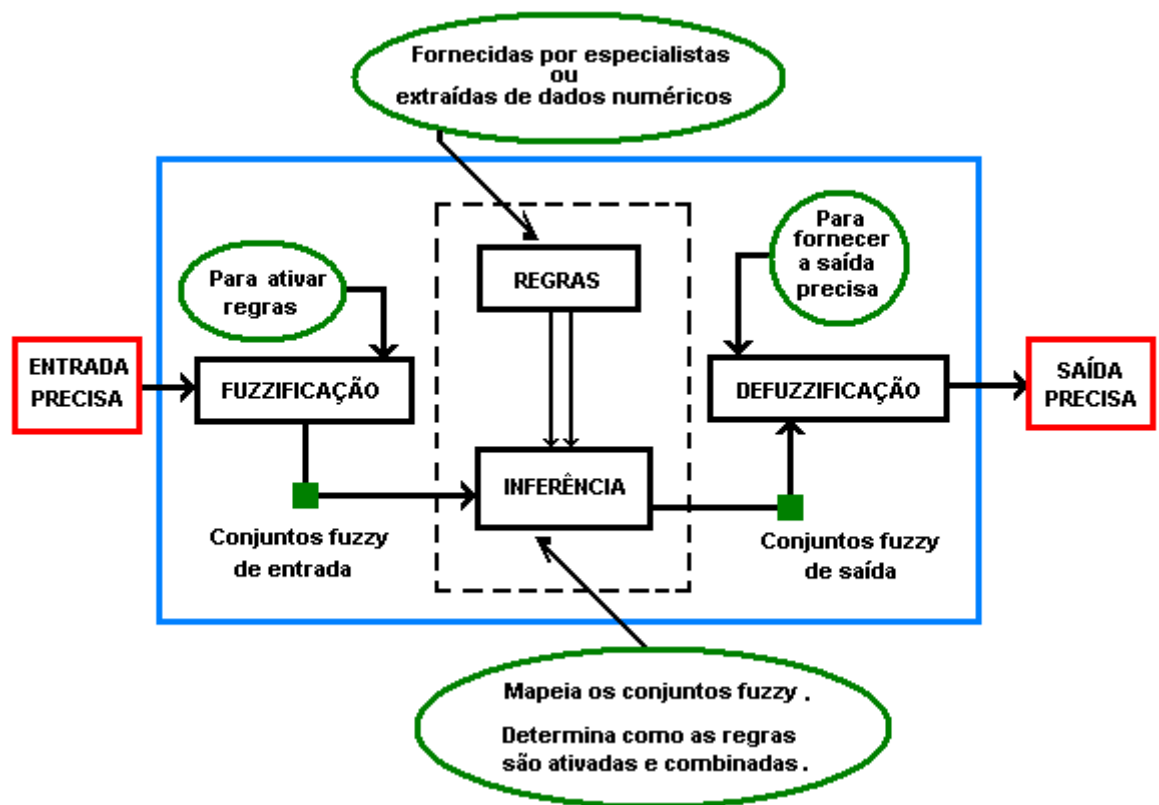


Figura 47 – Estrutura de um Sistema de Inferência Fuzzy

Considerando a estrutura da Figura 47 os sistemas de inferência fuzzy são definidos por quatro grandes etapas:

- Fuzzificação
- Determinação das Regras
- Inferência
- Defuzzificação

Considerando situações reais, normalmente as entradas destes sistemas são consideradas como “não-fuzzy” ou precisas. Geralmente estes valores são obtidos através de medições ou observações de um dado fenômeno ou processo, muitas vezes armazenados em bancos de dados. Entretanto, como os sistemas fuzzy trabalham com informações imprecisas e termos lingüísticos, torna-se necessário efetuar o mapeamento destes valores para os conjuntos fuzzy de entrada relevantes, caracterizando a etapa de fuzzificação.

Como ilustração, no exemplo anterior referente à Figura 46, o valor de 50°C da “temperatura”, ao ser fuzzificado, apresenta grau de pertinência, 0,7 no conjunto fuzzy “média”.

As funções de pertinência podem apresentar diferentes formas, dependendo do conceito que se deseja representar e do contexto em que são utilizadas, pois diferentes pessoas, ou grupos de pessoas, podem ter noções distintas a respeito de um determinado parâmetro ou em relação ao comportamento de um determinado fenômeno. Em alguns casos, as funções de pertinência podem ser definidas a partir do conhecimento e experiência do usuário porém, é comum a utilização de funções de pertinência padronizadas como as triangulares, trapezoidais, gaussianas, entre outras.

No processo de inferência, também definido como lógica de tomada de decisão, ocorre a avaliação das variáveis de entrada, aplicando-se as regras que compõem a base do conhecimento do sistema, e obtém-se as respostas do processamento. Este processo engloba três etapas:

- Avaliação das premissas ou combinação dos antecedentes das regras;
- Implicação;
- Agregação das conseqüências.

As regras fuzzy são avaliadas uma a uma e calculam-se os graus de pertinência de cada proposição. Os antecedentes das regras são combinados por operadores lógicos relacionados à interseção (mínimo e produto, por exemplo) para gerar um valor entre 0 e 1 que representa o grau com que a expressão condicional da regra é satisfeita (grau de ativação da regra).

A seguir, processa-se a implicação (se... então); os operadores comumente usados para a implicação são o mínimo e o produto.

Geralmente ocorre a ativação de mais do que uma regra. A agregação dos conseqüentes das várias regras ativadas é efetuada por um operador relacionado à união, geralmente o máximo.

Resumidamente, na etapa de inferência ocorrem as operações com os conjuntos fuzzy propriamente ditas: combinação dos antecedentes das regras e a determinação de como elas serão ativadas e combinadas (TANSCHKEIT, 1998).

A base de regras corresponde sem dúvida a uma etapa fundamental durante a modelagem dos sistemas de inferência pois, ao formalizar através de sentenças o relacionamento das variáveis de entrada com as possíveis saídas, têm influência direta no desempenho de tais sistemas. Conforme já exposto anteriormente, as regras podem ser fornecidas por especialistas ou extraídas de dados numéricos.

Após o processo de inferência, obtém-se um conjunto fuzzy como resposta. Entretanto, como na maioria das vezes necessita-se de um valor preciso de saída, o conjunto fuzzy resultante do processo de inferência passa por uma defuzzificação. Os métodos mais utilizados são o da Média dos Máximos (a saída precisa é obtida tomando-se a média entre dois elementos extremos do universo de discurso que correspondem aos maiores valores da função de pertinência de um dado conjunto fuzzy de saída) e do Centro de Gravidade (a saída precisa é o valor no universo correspondente ao centro de gravidade do conjunto fuzzy de saída).