UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
Faculdade de Engenharia
Campus de Bauru

UMA ABORDAGEM FUZZY MULTICAMADAS APLICADA NA ESTIMAÇÃO DA CONCENTRAÇÃO DE GASES EM TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA

Rogério Andrade Flauzino

BAURU
2004

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

FACULDADE DE ENGENHARIA
CAMPUS DE BAURU

UMA ABORDAGEM FUZZY MULTICAMADAS APLICADA NA ESTIMAÇÃO DA CONCENTRAÇÃO DE GASES EM TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA

ROGÉRIO ANDRADE FLAUZINO

BAURU – SP

Janeiro / 2004

Prod. Capes - 30000009. Engenharias
- Sistemas difusos
- Óleos minerais

Número de chamada
Clas. T/UNES
PHA F616a
Tombo n.º 1.156

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
FACULDADE DE ENGENHARIA
CAMPUS DE BAURU

UMA ABORDAGEM FUZZY MULTICAMADAS APLICADA NA ESTIMAÇÃO DA CONCENTRAÇÃO DE GASES EM TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA

BIBLIOTECA UNESP CAMPUS BAURU

ROGÉRIO ANDRADE FLAUZINO

Orientador: Prof. Dr. Ivan Nunes da Silva

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia da UNESP - Campus de Bauru, para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Industrial.

BAURU – SP

Janeiro / 2004

Ficha catalográfica elaborada por
DIVISÃO TÉCNICA DE BIBLIOTECA E DOCUMENTAÇÃO
UNESP - Bauru

Flauzino, Rogério Andrade
Uma abordagem Fuzzy multicamadas aplicada na estimação da concentração de gases em transformadores de potência / Rogério Andrade Flauzino. - - Bauru : [s.n.], 2004.
122 f.

Orientador: Ivan Nunes da Silva.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Bauru, 2003.

1. Sistemas de inferência Fuzzy. 2. Transformadores de potência. 3. Óleo mineral isolante. I – Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Bauru. II - Título.

PÓS-GRADUAÇÃO
ENGENHARIA MECÂNICA

ATA Nº 048/2003.

ATA DA DEFESA PÚBLICA DA DISSERTAÇÃO DE MESTRADO DE *ROGÉRIO ANDRADE FLAUZINO*, ALUNO DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA, DA FACULDADE DE ENGENHARIA DA UNESP – CAMPUS DE BAURU.

No dia vinte e sete de janeiro de dois mil e três, às 10 horas, no anfiteatro do prédio da Pós-graduação da Faculdade de Engenharia da UNESP, Campus de Bauru, reuniu-se a Comissão Examinadora da Defesa Pública, composta pelos Professores Doutores: Ivan Nunes da Silva do Departamento de Engenharia Elétrica da Faculdade de Engenharia - UNESP – Campus de Bauru, Presidente da Banca, Luis Antonio Aguirre do Departamento de Engenharia Eletrônica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais –UFMG – Minas Gerais e Fernando José Von Zuben do Departamento de Engenharia da Computação e Automação Industrial da Faculdade de Engenharia Elétrica – UNICAMP – Campinas, a fim de proceder a argüição pública da Dissertação de Mestrado do candidato ***Rogério Andrade Flauzino***, intitulada "UMA ABORDAGEM FUZZY MULTICAMADAS APLICADA NA ESTIMAÇÃO DA CONCENTRAÇÃO DE GASES EM TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA". O Professor Ivan Nunes da Silva, Presidente da Banca, apresentou o candidato, que dissertou sobre seu trabalho, em quarenta minutos, após, o candidato foi argüido oralmente pelos membros componentes da Comissão Examinadora no tempo regulamentar exigido. Logo após, reuniu-se a Comissão Examinadora, tendo apresentado o conceito final: **APROVADO**. Nada mais havendo, foi lavrada a presente ata, que após, lida e aprovada, será assinada pelos Senhores Membros da Comissão Examinadora. Bauru, 27 de janeiro de dois mil e quatro. /. / . / . / . / . /

Prof. Dr. Ivan Nunes da Silva - Presidente _____

Prof. Dr. Luis Antonio Aguirre - Membro _____

Prof. Dr. Fernando José Von Zuben - Membro Fernando José Von Zuben

unesp
UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
Faculdade de Engenharia - Bauru
Av.Engº Luiz Edmundo Carrijo Coube s/nº • Caixa Postal 473 • CEP 17 033-360 • Bauru • SP • Fone: 14 221 6000 e 14 221 6108 • Fax: 14 221 6104
E-mail: spg@feb.unesp.br • home page: www.feb.unesp.br/pos/fe.htm

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

Dedico este trabalho com carinho e estima à minha futura esposa Solange pelo constante incentivo e compreensão durante as pesquisas, estudos e elaboração deste trabalho. Dedico também aos meus pais Neuza e Djalma pelos esforços para me oferecer um bom estudo.

Agradecimentos

Este trabalho teve a colaboração de diversas pessoas e instituições. Elencar todos os nomes e contribuições é uma tarefa árdua, havendo a possibilidade de deixar alguém sem o devido reconhecimento expresso nessas linhas. Desde já me desculpo por alguma omissão. Sendo dever de ofício e tradição atrevo-me a tentar:

Ao meu orientador Prof. Dr. Eng. Ivan Nunes da Silva pelos seus ensinamentos em sistemas inteligentes, pelas sugestões no decorrer do desenvolvimento deste trabalho, pelas inúmeras oportunidades e principalmente pelas lições de vida.

Ao professor e amigo Dr. José Alfredo Covolan Ulson pelas incontáveis sugestões e contribuições para este trabalho.

Aos amigos MSc. Eng. Antonio Vanderlei Ortega, Eng. Fábio Romano Lofrano Dotto, Letícia Takahashi, Eng. Rogério Thomazella, cujas contribuições estenderam à parte técnica e pelas ajudas e sugestões na elaboração desse trabalho.

Aos bolsistas do Laboratório de Sistemas Inteligentes, Thiago Masson Bastos e Fernando Carneiro Lyra Amaral, cujo espírito empreendedor auxiliaram a superar dificuldades no decorrer da pesquisa.

À Supervisora de Seção do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Industrial, Djanira Maria Amaral, cuja valiosa dedicação e extremo bom senso incentivou esse trabalho e nortearam os procedimentos burocráticos.

Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Industrial, pela minha aceitação como pesquisador e pelos recursos financeiros que proporcionaram o pagamento de despesas em um dos congressos onde esse trabalho foi apresentado, propagando o programa à comunidade científica.

Meus agradecimentos também, e de forma geral, à UNESP que me acolheu como um de seus filhos desde a graduação. À CAPES por ter me concedido bolsa de pesquisa para o desenvolvimento de meu mestrado. Finalmente, à empresa ITOIL, pelo fornecimento dos dados que serviram de subsídios para este trabalho.

A conduta é um espelho no qual todos exibem sua imagem.

(Goethe)

"Porque *dele* e por meio *dele*, e para *ele*, são todas as coisas. Glória, pois, a *ele* eternamente. Amém."

Romanos 11,36

Índice

LISTA DE FIGURAS x

LISTA DE TABELAS xii

RESUMO xiv

ABSTRACT xv

CAPÍTULO 1. APRESENTAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

1.1 Introdução 16

1.2 Objetivos da Pesquisa 20

1.3 Motivação e Contribuições da Pesquisa 20

1.4 Organização da Dissertação 21

1.5 Divulgação dos Resultados 22

CAPÍTULO 2. ASPECTOS RELACIONADOS AOS ENSAIOS REALIZADOS NO ÓLEO ISOLANTE

2.1 Introdução 23

2.2 Análises Físico-Químicas do Óleo Isolante de Transformadores 30

2.2.1 Exame Visual e de Cor 30

2.2.2 Densidade 31

2.2.3 Rigidez Dielétrica 32

2.2.4 Tensão Interfacial 32

2.2.5 Teor de Água 33

2.2.6 Índice de Neutralização 33

2.2.7 Fator de Potência 34

2.3 Análise Cromatográfica do Estado do Óleo 34

2.4 Identificação do Estado do Óleo 37

2.5 Diagnóstico de Falhas em Transformadores 38

2.5.1 Método do Gás Chave 40

2.5.2 Método de Dornenburg 41
2.5.3 Método de Rogers 42

CAPÍTULO 3. FORMULAÇÃO DA ABORDAGEM FUZZY MULTICAMADAS

3.1 Introdução 43
3.2 Abordagem Multicamadas Para Sintonia Estrutural e Paramétrica de Sistemas de inferência Fuzzy 52
3.2.1 Modelo do Sistema Fuzzy Multicamadas 53
3.2.2 Ajuste Estrutural de Sistemas de Inferência Fuzzy 59
3.2.3 Ajuste Paramétrico de Sistemas de Inferência Fuzzy 61
3.2.4 Considerações Sobre o Sistema Fuzzy Multicamadas 64

CAPÍTULO 4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 Estruturação do Sistema Fuzzy Multicamadas Aplicado na Estimação da Concentração e Gases 66
4.2 Estimação da Concentração do Gás Hidrogênio 68
4.3 Estimação da Concentração do Gás Oxigênio 73
4.4 Estimação da Concentração do Gás Nitrogênio 77
4.5 Estimação da Concentração do Monóxido de Carbono 81
4.6 Estimação da Concentração do Gás Metano 85
4.7 Estimação da Concentração do Dióxido de Carbono 89
4.8 Estimação da Concentração do Gás Etileno 93
4.9 Estimação da Concentração do Gás Etano 97
4.10 Estimação da Concentração do Gás Acetileno 101
4.11 Considerações Sobre os Resultados de Simulação 105

CAPÍTULO 5. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

5.1 Futuras Linhas de Pesquisa 108

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS 109

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

APÊNDICE. ASPECTOS BÁSICOS RELACIONADOS AOS SISTEMAS FUZZY

A.1 Introdução 114
A.2 Fundamentos Sobre Conjuntos e Lógica Fuzzy 116
A.2.1 Definição de Operações e Operadores da Lógica Fuzzy 118
A.2.2 Regras Fuzzy 118
A.2.3 Agregação 120
A.2.4 Defuzzyficação 121

unesp

Lista de Figuras

Figura 2.1 – Leitura da escala do densímetro 31

Figura 3.1 – Representação das entradas do sistema fuzzy multicamadas 56

Figura 3.2 – Sistema fuzzy multicamadas 59

Figura 3.3 – Algoritmo de extração de regras fuzzy 61

Figura 3.4 – Algoritmo de sintonia paramétrica 64

Figura 4.1 – Diagrama esquemático dos sistemas de inferência fuzzy empregados no mapeamento entre as variáveis físico-químicas e a concentração dos gases dissolvidos no óleo isolante de transformadores 67

Figura 4.2 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás H_2) 69

Figura 4.3 – Gráfico de valores reais e valores estimados (Gás H_2) 71

Figura 4.4 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás O_2) 73

Figura 4.5 – Gráfico de valores reais e valores estimados (Gás O_2) 75

Figura 4.6 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás N_2) 77

Figura 4.7 – Gráfico de valores reais e valores estimados (Gás N_2) 79

Figura 4.8 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás CO) 81

Figura 4.9 – Gráfico de valores reais e valores estimados (Gás CO) 83

Figura 4.10 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás CH_4). 85

Figura 4.11 – Gráfico de valores reais e valores estimados (Gás CH_4) 87

Figura 4.12 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás CO_2). 89

Figura 4.13 – Gráfico de valores reais e valores estimados (CO_2) 91

Figura 4.14 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás C_2H_4) 93

Figura 4.15 – Gráfico de valores reais e valores estimados (Gás C_2H_4) 95

Figura 4.16 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás C_2H_6) 97

Figura 4.17 – Gráfico de valores reais e valores estimados (Gás C_2H_6) 99

Figura 4.18 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás C_2H_2) 101

Figura 4.19 – Gráfico de valores reais e valores estimados (Gás C_2H_2) 103

Figura A.1 – Funções de pertinência 116

Figura A.2 – Representação da variável lingüística "temperatura" 119

Figura A.3 – Mecanismo de inferência fuzzy 121

Lista de Tabelas

Tabela 2.1 – Identificação do óleo isolante pelo percentual de hidrocarbonetos 25

Tabela 2.2 – Fatores de diferenciação dos óleos isolantes fabricados no Brasil 25

Tabela 2.3 – Normas a serem aplicadas nos ensaios do óleo isolante 29

Tabela 2.4 – Condições anormais de operação e os respectivos ensaios empregados na sua identificação 38

Tabela 2.5 – Perfis típicos de composição frente à ocorrência de falhas 40

Tabela 2.6 – Identificação de falhas por meio do método de Dornenburg 41

Tabela 2.7 – Identificação de falhas por meio do método de Rogers 42

Tabela 4.1 – Conjunto de padrões de teste (Gás H_2) 70

Tabela 4.2 – Valores de estimação da concentração (Gás H_2) 71

Tabela 4.3 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás H_2) 73

Tabela 4.4 – Conjunto dos padrões de teste (Gás O_2) 74

Tabela 4.5 – Valores de estimação da concentração (Gás O_2) 76

Tabela 4.6 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás O_2) 76

Tabela 4.7 – Conjunto dos padrões de teste (Gás N_2) 78

Tabela 4.8 – Valores de estimação da concentração (Gás N_2) 80

Tabela 4.9 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás N_2) 81

Tabela 4.10 – Conjunto de padrões de teste (Gás CO) 82

Tabela 4.11– Valores de estimação da concentração (Gás CO) 84

Tabela 4.12 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás CO) 85

Tabela 4.13 – Conjunto de padrões de teste (Gás CH_4) 86

Tabela 4.14 – Valores de estimação da concentração (Gás CH_4) 88

Tabela 4.15 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás CH_4) 89

Tabela 4.16 – Conjunto de padrões de teste (Gás CO_2) 90

Tabela 4.17 – Valores de estimação da concentração (Gás CO_2) 92

Tabela 4.18 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás CO_2) 93

Tabela 4.19 – Conjunto de padrões de teste (Gás C_2H_4) 94

Tabela 4.20 – Valores de estimação da concentração (Gás C_2H_4)..... 96
Tabela 4.21 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás C_2H_4)..... 97
Tabela 4.22 – Conjunto de padrões de teste (Gás C_2H_6)..... 98
Tabela 4.23 – Valores de estimação da concentração (Gás C_2H_6)..... 100
Tabela 4.24 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás C_2H_6)..... 101
Tabela 4.25 – Conjunto de padrões de teste (Gás C_2H_2)..... 102
Tabela 4.26 – Valores de estimação da concentração (Gás C_2H_2)..... 104
Tabela 4.27 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás C_2H_2)..... 104
Tabela 4.29 – Erros relativos médios (%) da abordagem proposta..... 105

Resumo

O presente trabalho apresenta uma abordagem fuzzy para a estimação da concentração dos gases dissolvidos em óleo mineral isolante de transformadores a partir de resultados advindos de análises físico-químicas efetuadas nos mesmos. Mais especificamente, uma abordagem fuzzy multicamadas foi desenvolvida visando mapear o relacionamento existente entre os resultados obtidos dos ensaios físico-químicos com aqueles fornecidos pelos ensaios cromatográficos.

Os resultados obtidos pela metodologia desenvolvida foram também comparados com aqueles provenientes da abordagem *ANFIS* (*Adaptive Network Fuzzy Based Inference System*). A partir da avaliação dos resultados apresentados pela abordagem proposta, observa-se que a mesma forneceu erros de estimação inferiores a 10% para a maioria dos gases estudados.

unesp

Abstract

This work presents the development of a fuzzy approach to estimate concentration of gases dissolved in insulating mineral oil through results obtained from physical-chemical analyses. More specifically, a multilayer fuzzy approach has been developed for mapping the existent relationship between the results provided by physical-chemical and chromatographic experiments.

The results reached by the proposed approach were compared with those obtained by the ANFIS (Adaptive Network Fuzzy Based Inference System) approach. From these analyses, it is observed that the proposed approach provides errors less than 10% for most of the estimated gases.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

CAPÍTULO 1

APRESENTAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

Neste capítulo será apresentada uma introdução ao tema desenvolvido nesta dissertação de mestrado. A motivação, os objetivos e os trabalhos desenvolvidos ao longo do Programa de Mestrado em Engenharia Industrial serão também descritos.

1.1 Introdução

O crescente aumento da demanda energética nacional associada às alterações regulamentares do setor elétrico fez crescer o interesse e a preocupação com a confiabilidade e a qualidade do fornecimento de energia elétrica. Dentro desse contexto, destaca-se o desenvolvimento de metodologias dedicadas à identificação, localização e predição de falhas referentes a todos os segmentos do sistema elétrico, abrangendo desde o setor da geração, passando pelo setor da transmissão e chegando até o setor da distribuição da energia elétrica. Em geral, a ocorrência de falhas em cada um desses setores acarreta em efeitos indesejados, tais como a interrupção do fornecimento de energia elétrica e o desencadeamento de perturbações transitórias, as quais podem danificar equipamentos dos consumidores, impor prejuízos econômicos ao sistema produtivo, inutilizar equipamentos do sistema elétrico, afetar quesitos de qualidade de fornecimentos, etc.

O interesse dispensado à identificação, localização e predição de falhas, tanto pela comunidade científica como pela comunidade responsável pelos diversos setores do sistema elétrico, pode ser observado pelo número crescente de publicações acadêmicas correlatas, assim como no constante desenvolvimento de

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

equipamentos e ferramentas computacionais que auxiliam na análise de eventuais falhas que podem ocorrer no sistema elétrico e em seus elementos constituintes.

Dentre os diversos equipamentos instalados no sistema elétrico, os transformadores de potência destacam-se pela sua importância operacional e por constituírem um ponto crítico do sistema uma vez que, além de serem responsáveis pela adequação dos níveis de tensão da transmissão, ou sub-transmissão, aos níveis de tensão da rede de distribuição primária, são também responsáveis pela transferência de toda energia entre os dois circuitos de acoplamento. Dessa maneira, diante da inoperância de um transformador de força, inúmeros consumidores, sejam eles primários ou secundários, ficarão privados do fornecimento de energia elétrica e acarretando, na grande parte dos casos, prejuízos financeiros.

Assim sendo, a busca por metodologias eficientes para a identificação de falhas em transformadores obteve expressivo progresso tanto do ponto de vista de confiabilidade como da qualidade dos resultados fornecidos. Na literatura técnica-científica pode-se verificar o destaque de três metodologias para identificação de falhas em transformadores de potência imersos em óleo mineral (GUARDADO *et al.*, 2001), sendo elas a identificação de falhas em transformadores por meio do monitoramento das grandezas elétricas do equipamento, a identificação pelo emprego do monitoramento acústico da unidade transformadora e a identificação pela avaliação das concentrações dos gases dissolvidos no óleo mineral isolante do transformador.

As metodologias de identificação de falhas em transformadores por meio do monitoramento das grandezas elétricas do equipamento são baseadas na verificação constante da resposta em freqüência obtida por meio da análise sistemática das grandezas elétricas mensuradas (BIRLASEKARAN *et al.*, 2000). Assim, estas abordagens procuram identificar alterações na resposta em freqüência do sistema e, a partir destas alterações, identificar possíveis avarias no transformador. Outras abordagens correlatas, que também empregam o monitoramento das grandezas elétricas da unidade transformadora, baseiam-se na

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

avaliação da função de transferência do equipamento (ISLAM & LEDWICH, 1996) obtida por meio de ensaios em laboratório. A alteração comportamental desta função de transferência pode ser um indicativo de falhas junto à unidade transformadora. A principal vantagem no emprego destas metodologias está no fato de que as falhas são identificadas praticamente em tempo real. No entanto, com auxílio das abordagens de monitoramento das constantes elétricas do transformador, torna-se complexa a realização de análises referentes ao grau de deterioração da isolação da unidade transformadora. Este tipo de análise é importante uma vez que, em geral, a presença de indicadores de deterioração da isolação precede a ocorrência de falhas junto ao equipamento.

Um outro conjunto de métodos usados na identificação de falhas em transformadores baseia-se nos resultados advindos do monitoramento acústico do equipamento. Estas metodologias, em geral, realizam uma comparação do espectro do sinal sonoro amostrado com aquele adotado como padrão frente a uma operação normal do transformador. De forma semelhante às abordagens que usam monitoramento das grandezas elétricas, as abordagens que empregam o monitoramento acústico de transformadores não possuem eficiência adequada quando da estimação do grau de deterioração da isolação da unidade transformadora. Ressalta-se também que esse tipo de abordagem é ineficiente frente à estimação de falhas iminentes, identificando as falhas somente quando estas já estão instaladas no equipamento (DUVAL, 2002).

Já as abordagens de identificação de falhas em transformadores que utilizam a análise da concentração dos gases dissolvidos no óleo mineral isolante do equipamento baseiam-se na constatação de que as falhas, tais como as descargas parciais, as descargas de alta energia, os efeitos corona, os sobre-aquecimentos, dentre outros, interagem com o óleo isolante do transformador e, a partir desta interação, o óleo sofre alterações na sua composição química e nas suas propriedades físicas. Em geral, essas alterações são acompanhadas do desprendimento de gases que, por apresentarem volumes ínfimos, acabam por se dissolverem no óleo isolante. Por meio de ensaios cromatográficos realizados no

unesp

óleo mineral isolante, obtêm-se os valores volumétricos dos principais gases que estão dissolvidos no óleo.

Além dos ensaios cromatográficos realizados com o óleo mineral isolante, destacam-se também os ensaios físico-químicos feitos no mesmo. Por meio destes ensaios, diversas características físico-químicas do óleo isolante são levantadas. Dentre as propriedades físico-químicas de maior interesse no contexto de análise do óleo isolante, destacam-se o exame de cor, da densidade, da rigidez dielétrica, da tensão interfacial, do teor de água, do índice de neutralização e do fator de potência do óleo mineral. Todos os ensaios físico-químicos mencionados podem ser realizados no próprio local de instalação do transformador, sendo que grande parte dos ensaios pode também ser realizado com o equipamento em funcionamento.

Verifica-se também que além de serem responsáveis pelo desprendimento de gases que se dissolvem no óleo mineral isolante, as falhas operacionais ocorridas na unidade transformadora também alteram as propriedades físico-químicas do óleo isolante do equipamento. Desta forma, torna-se pertinente a realização de uma investigação científica com a finalidade de se determinar a existência de uma correlação entre os resultados advindos dos ensaios físico-químicos e aqueles provenientes dos ensaios cromatográficos realizados no óleo mineral isolante de transformadores de força.

Entretanto, o mapeamento entre resultados obtidos com auxílio dos ensaios físico-químicos e os resultados advindos dos ensaios cromatográficos constitui-se um problema complexo, uma vez que não está disponível uma formulação matemática capaz de relacionar coerentemente estas variáveis. Assim, este problema de mapeamento torna-se uma aplicação interessante ao uso de técnicas advindas da inteligência computacional.

Dentre estas técnicas, pode-se destacar as redes neurais artificiais e os sistemas de inferência fuzzy, uma vez que ambas as técnicas possuem aplicabilidade frente ao tratamento de problemas não-lineares e onde não



existe um conhecimento detalhado sobre o relacionamento entre o espaço das entradas e o espaço das saídas (ROGER JANG *et al.*, 1997).

No entanto, a escolha das abordagens advindas da inteligência computacional deve ser precedida da observação de alguns requisitos fundamentais. Para o caso do problema de estimação dos gases a partir de ensaios físico-químicos, torna-se desejável que o sistema adotado seja capaz de se auto-ajustar tendo como base um conjunto de sintonia. Além disso, o sistema escolhido deve ser flexível frente à inserção de informações futuras. Por fim, o sistema a ser desenvolvido deve fornecer, ao término de seu ajuste, informações quantitativas e qualitativas acerca do mapeamento proposto. Tendo estes requisitos como desejados, têm-se então nos sistemas de inferência fuzzy a abordagem mais apropriada para a aplicação proposta neste trabalho.

Assim sendo, um sistema fuzzy multicamadas foi desenvolvido sendo que o mesmo será aplicado no problema de estimação de gases a ser tratado nesta pesquisa.

1.2 Objetivos da Pesquisa

O objetivo principal deste trabalho é realizar a estimação da concentração dos gases dissolvidos no óleo mineral isolante de transformadores de potência a partir dos valores das grandezas obtidas pela realização de ensaios físico-químicos.

Para tanto, desenvolve-se um sistema fuzzy multicamadas com o intuito de mapear o relacionamento existente entre os resultados advindos dos ensaios físico-químicos com aqueles fornecidos pelos ensaios cromatográficos.

1.3 Motivação e Contribuições da Pesquisa

O processo de estimação dos gases dissolvidos no óleo isolante de transformadores de potência por meio da abordagem fuzzy multicamadas possui como principais aspectos motivadores listados a seguir:

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

- O mapeamento entre os resultados advindos dos ensaios físico-químicos e os resultados provenientes dos ensaios cromatográficos constitui-se em um tema inovador e de sensível complexidade, tornando-se pertinente o emprego de técnicas advindas da inteligência computacional.
- O levantamento deste mapeamento pode resultar em um aprimoramento futuro das metodologias empregadas para a identificação de falhas em transformadores pelo uso da análise da concentração dos gases dissolvidos no óleo mineral isolante do equipamento.

As principais contribuições de ordem prática advindas dos resultados obtidos a partir do desenvolvimento desta pesquisa podem ser listadas da seguinte forma:

- Tendo-se como premissa a inferioridade dos custos financeiros envolvidos com a realização dos ensaios físico-químicos frente aos ensaios cromatográficos, a abordagem proposta pode ser utilizada para estimações dos gases dissolvidos no óleo sem a necessidade de realização de ensaios cromatográficos.
- A abordagem desenvolvida pode ser estendida e aplicada na estimação de gases em outros equipamentos elétricos que são imersos em óleo mineral isolante.

1.4 Organização da Dissertação

Esta dissertação de mestrado está organizada tendo, após este capítulo introdutório, no Capítulo 2 uma descrição detalhada relacionada com os ensaios realizados nos óleos minerais isolantes. No Capítulo 3, é descrita a

abordagem fuzzy multicamadas que foi desenvolvida nesta dissertação. No Capítulo 4, são apresentados os resultados referentes à aplicação da abordagem fuzzy multicamadas na estimação da concentração dos gases. No Capítulo 5, são tecidas as conclusões pertinentes ao trabalho desenvolvido, bem como são fornecidas propostas para trabalhos futuros. Finalmente, no Apêndice, alguns conceitos básicos relacionados com a teoria da lógica fuzzy são reportados.

1.5 Divulgação dos Resultados

As metodologias desenvolvidas e os resultados preliminares alcançados no decorrer desta pesquisa foram publicados em anais de congressos científicos e na forma de um artigo em periódico internacional. As principais publicações realizadas são listadas a seguir:

- R. A. Flauzino & I. N. da Silva, "Tuning of fuzzy inference systems through unconstrained optimization techniques", *International Journal of Computer Research (Aceito para publicação)*, 2003.
- R. A. Flauzino & I. N. da Silva, "Mapeamento neuro-fuzzy dos gases dissolvidos no óleo mineral isolante de transformadores através de ensaios físico-químicos", *Anais do VI Congresso de Automação Inteligente*, Bauru-SP, pp. 397-402, 2003.
- R. A. Flauzino & I. N. da Silva, "Ajuste de sistemas de inferência fuzzy através de técnicas de otimização irrestrita", *Anais do XIV Congresso Brasileiro de Automática*, Natal-RN, pp. 2511-2516, 2002.

CAPÍTULO 2

ASPECTOS RELACIONADOS AOS ENSAIOS REALIZADOS NO ÓLEO ISOLANTE

Neste capítulo, serão apresentados os principais aspectos relacionados aos ensaios realizados no óleo mineral isolante utilizado em transformadores. Após uma breve introdução, apresentada na Seção 2.1, serão discutidos na Seção 2.2 os aspectos relacionados aos ensaios físico-químicos realizados com o óleo isolante. A Seção 2.3 será responsável pela apresentação dos conceitos referentes aos ensaios cromatográficos do óleo isolante. A avaliação do estado do óleo mineral isolante, tendo como base os resultados advindos dos ensaios físico-químicos e dos ensaios cromatográficos do óleo isolante, é apresentada na Seção 2.4. Finalmente, na Seção 2.5 são discutidos os estudos que relacionam eventuais falhas ocorridas no equipamento, ou degradação dos materiais que o compõe, com os respectivos ensaios referentes ao óleo isolante.

2.1 Introdução

A função do óleo isolante em um transformador é propiciar isolamento elétrico e permitir a transferência de calor (refrigeração) entre suas partes componentes. Como isolante elétrico, o óleo deve substituir o ar entre as partes ativas, preenchendo todos os espaços vazios, e oferecer alta rigidez dielétrica e baixa condutividade elétrica. Atuando como meio de transferência térmica, o óleo isolante deve conduzir de maneira adequada a energia térmica das partes ativas do transformador ao meio de dissipação a fim de que a temperatura interna de funcionamento permaneça em níveis nominais de operação.



O óleo mineral isolante utilizado em transformadores é obtido pela destilação fracionada do petróleo natural. Sua composição e características dependem da natureza do petróleo do qual foi extraído e do processo empregado na sua preparação. Dependendo do petróleo, o óleo isolante pode possuir base parafínica ou possuir base naftênica. Os óleos isolantes de base parafínica são chamados de óleo parafínico e os de base naftênica, de óleo naftênico.

Até o ano de 1920, o óleo parafínico possuía amplo uso, porém tinha aplicações restritas em regiões de inverno rigoroso, pois detinha um baixo ponto de fluidez. O óleo parafínico foi substituído então pelo óleo naftênico, pois o ponto de fluidez deste à temperatura de -40°C permitia seu uso em regiões de inverno rigoroso. Atualmente, devido à escassez de petróleo naftênico (3% das reservas mundiais), o uso de óleo parafínico se torna cada vez maior. Para contornar as limitações advindas principalmente de seu ponto de fluidez, foram desenvolvidos aditivos, permitindo então que sejam utilizados em regiões de invernos rigorosos (IMAMURA, 2000).

Atualmente, a PETROBRAS recomenda o óleo parafínico em aplicações nas quais os níveis de tensão dos transformadores sejam inferiores a 69 kV. O emprego de óleos isolantes de base parafínica também é crescente na Europa e nos Estados Unidos. Como exemplo da aplicabilidade dos óleos isolantes de base parafínica, tem-se na Espanha o emprego destes óleos isolantes em equipamentos com níveis de tensão de até 500 kV.

O óleo isolante é constituído de uma mistura de hidrocarbonetos (saturados parafínicos e naftênicos, aromáticos) em sua maioria, e de não hidrocarbonetos, também chamados de heterocompostos (compostos de nitrogênio, compostos de enxofre), em menores proporções.

Por meio de uma simples análise é muito difícil concluir se um óleo é do tipo naftênico ou parafínico. As relações de composição que são normalmente admitidas numa tentativa de identificação do tipo de óleo isolante são descritas na Tabela 2.1 (MILASCH, 1984).

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

Tabela 2.1 – Identificação do óleo isolante pelo percentual de hidrocarbonetos.

Tipo de óleo isolante	Compostos aromáticos (%)	Compostos naftênicos (%)	Compostos parafínicos (%)
Naftênico	11	47	42
Parafínico	8	29	63

Os óleos isolantes fabricados no Brasil são essencialmente de base parafínica. Os fatores de diferenciação dos óleos preparados no Brasil, pela PETROBRAS, são apresentados na Tabela 2.2.

Tabela 2.2 – Fatores de diferenciação dos óleos isolantes fabricados no Brasil.

Fatores	Óleo tipo A (naftênico)	Óleo tipo B (parafínico)
Densidade a 20º C	0,880 (max.)	0,855 (max)
Ponto de fluidez (ºC)	< -40	-15
Ponto de anilina (ºC)	+72	+88
Índice de refração a 20ºC	1,4880	1,4750

Quando são misturados óleos minerais de características diferentes, a mistura resultante se apresentará com valores característicos médios dos valores de cada um dos componentes. No entanto, quando misturado óleo de más características físicas com óleos de boas características, resultará em um óleo isolante de baixa qualidade (MILASCH, 1984).

Estudos realizados indicam que os óleos parafínicos, criteriosamente misturados com outros tipos de óleos, decerados e adicionados de modificadores de escoamento, podem ser comparados com os tradicionais óleos naftênicos. Diversas pesquisas correlatas apontam que a melhor maneira de testar os óleos isolantes é colocá-los em serviço e acompanhar seu comportamento (MILASCH, 1984).

Em Imamura (2000), um estudo detalhado acerca das propriedades físico-químicas dos óleos isolantes de transformadores foi descrito. A seguir, é apresentado um breve resumo sobre as principais características físicas associadas aos óleos isolantes

- **Cor** - Os óleos isolantes, quando novos, apresentam coloração entre o incolor e o amarelo, sendo comum a denominação

amarela-palha. A luz solar direta e mesmo indireta, age fortemente no sentido de alterar a coloração para amarelo intenso e, dependendo da intensidade e das condições climáticas, o óleo isolante pode se tornar laranja. A exposição a temperaturas elevadas resulta nos mesmos efeitos em um menor intervalo de tempo. Dependendo da severidade da exposição térmica, o óleo isolante pode ter sua coloração alterada para a tonalidade vermelha. À medida que o óleo isolante se deteriora, sua cor tende a escurecer. Uma alteração rápida da cor é uma indicação de deterioração, de contaminação ou de ambas.

- **Densidade** - A densidade relativa dos óleos isolantes encontra-se entre 0,850 e 0,900, estando mais próxima de um dos dois valores. Esta aproximação depende predominantemente do tipo de composição de hidrocarbonetos (parafínicos/naftênicos). A densidade não é significativa como fator determinante da qualidade do óleo; no entanto, pode ser útil em determinadas situações para usos específicos.
- **Viscosidade** - Viscosidade é a resistência que um líquido oferece ao escoamento a uma determinada temperatura. Normalmente, a viscosidade é medida pelo tempo que uma determinada quantidade de óleo leva para ser escoada através de um orifício com dimensão pré-determinada. O efeito "refrescador", ou seja, a quantidade de calor que o óleo é capaz de transferir (por hora e por área) do transformador para o meio ambiente, depende principalmente de sua viscosidade, que por sua vez, é relativamente baixa.
- **Ponto de Fulgor** - É a menor temperatura em que, sob condições prescritas de ensaio, um óleo desprende vapores

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

que, em mistura com o ar, são passíveis de inflamação na forma de lampejo (instantâneo e que se auto-extingue) quando da passagem de uma chama na superfície do óleo assim aquecido. Sua importância está relacionada ao perigo de incêndio.

- **Ponto de Fluidez** - É a menor temperatura em que o óleo ainda consegue fluir, quando ensaiado sob condições pré-estabelecidas. O ensaio ajuda na identificação do tipo de óleo, se de base parafínica ou de base naftênica, fornecendo certa orientação quanto às condições em que pode ser usado, ou seja, indica a menor temperatura ambiente permissível no local de instalação do transformador.

- **Ponto de Anilina** - É a temperatura em que ocorre a solubilização da mistura óleo e anilina. Está relacionada com a composição do óleo em termos da predominância de determinado tipo de hidrocarboneto (parafínico ou naftênico) presente no óleo. Os óleos parafínicos são mais pobres em naftênicos e aromáticos e exigem uma maior temperatura de aquecimento da mistura para que ocorra a solubilização. O inverso ocorre com os naftênicos. Óleos de baixo ponto de anilina podem prejudicar o equipamento, provocando inchamento sobre vedadores a base de elastômeros ou borracha natural.

- **Tensão Interfacial** - Na linha de contato das superfícies óleo-água, quando colocadas em contato estático, existe uma força de atração entre as moléculas dos dois líquidos que é a tensão interfacial comumente expressa em dyn/cm. Num óleo novo esse valor é relativamente alto, ocorrendo a diminuição por efeito de contaminação e/ou degradação, sendo, portanto, um

ótimo indicador da existência de contaminantes dissolvidos no óleo.

- **Índice de Neutralização ou Índice de Acidez** - É o número de miligramas de hidróxido de potássio (mgKOH) necessário para levar à neutralidade 1 grama de óleo. Os produtos decorrentes da degradação de um óleo são sempre ácidos e o índice de neutralização é uma medida indireta do nível dessa oxidação do produto, também chamada algumas vezes de deterioração. Os primeiros produtos da degradação são os peróxidos que possuem ação catalítica sobre os hidrocarbonetos do óleo, aumentando a velocidade de oxidação, até o estágio final, constituído por ácidos. Quando o índice de acidez ultrapassa o valor de 0,25 mgKOH, a acidez do óleo aumenta exponencialmente. A isolação celulósica é afetada por esse fenômeno, deteriorando-se aceleradamente.
- **Rigidez Dielétrica** - É a medida em volts, de tensão alternada, na qual ocorre a descarga disruptiva na camada de óleo entre dois eletrodos, sob condições de ensaio. A rigidez dielétrica é pouco afetada pela quantidade de água dissolvida no óleo; por outro lado, ela é muito afetada pela água livre em suspensão. Comparativamente, existe maior favorecimento na suspensão de água livre em óleo oxidado do que num novo. Outro fator indesejado à rigidez dielétrica é a particulação sólida, finamente dividida, em suspensão (poeira, carvão, restos de fibras celulósicas, etc.). Existe interação dessas duas formas de contaminação no efeito rebaixador da rigidez dielétrica do óleo isolante.
- **Fator de Potência** - É o co-seno do ângulo de fase ou o seno do ângulo de perdas dielétricas do óleo. Ele aumenta com a degradação do óleo. É a medida da intensidade de corrente



perdida no óleo que idealmente seria completamente inerte, não interferindo na transmissão de energia. O fator de potência do óleo aumenta com a temperatura e, portanto, as comparações de testes devem ser referenciadas a uma mesma temperatura (20ºC). A quantidade de substâncias polares presentes, oriundas de contaminação e/ou oxidação, também provocam um aumento do fator de potência.

Recomenda-se, para acompanhamento das condições operacionais do transformador, a realização dos ensaios apresentados na Tabela 2.3, a qual apresenta os ensaios pertinentes ao óleo isolante de transformadores com as respectivas normas.

Com exceção da análise cromatográfica dos gases dissolvidos no óleo, os demais ensaios podem ser feitos no próprio local de instalação do transformador.

Além dos ensaios do óleo, feitos com transformador em operação, são também realizados, quando necessário, testes de isolação, como por exemplo, fator de potência e resistência de isolamento, os quais exigem a desenergização da unidade.

Tabela 2.3 – Normas a serem aplicadas nos ensaios do óleo isolante.

Ensaios do óleo isolante	**Normas Aplicadas**
Cor	ASTM D1524/1999
Densidade	NBR 7148/1992
Tensão Interfacial	NBR 6234/1965
Teor de Água	NBR 5755/1984
Índice de Acidez Total	ASTM D974/1980
Rigidez Dielétrica	NBR 6869/1989
Fator de Potência a 20º C	ASTM D924/1999
Estabilidade à Oxidação	NBR 10504/1988
Viscosidade Cinemática	NBR 10441/1998
Ponto de Anilina	ABNT MB299/1990
Ponto de Fulgor e Combustão	ABNT MB50/1972
Grau de Polimerização em Papel Isolante	NBR 8148/2000
Análise Cromatográfica de Gases	NBR 7070/1981



2.2 Análises Físico-Químicas do Óleo Isolante de Transformadores

As análises físico-químicas indicam o estado do óleo isolante e conforme seus resultados, orientam iniciativas para regeneração ou substituição do óleo (FALLOU *et al.*, 1970). A análise do óleo isolante é um dos melhores instrumentos de apoio à manutenção de equipamentos elétricos, possibilitando em muitos casos o diagnóstico de falhas ainda em fase incipiente. Este procedimento permite a intervenção planejada no equipamento, para correção de defeitos, com considerável economia e significativa redução de desligamentos.

Os principais ensaios físico-químicos são os ensaios de cor, de densidade, de rigidez dielétrica, de teor de água, de tensão interfacial, do índice de neutralização e do fator de potência. Esses ensaios são descritos de maneira sucinta nas subseções seguintes.

2.2.1 Exame Visual e de Cor

Este método tem por finalidade verificar a cor do óleo e a existência de partículas sólidas e gotículas de água em suspensão. A classificação da cor é realizada comparando-se as cores de uma escala padrão numerada de 0 a 8.

O teste é realizado colocando-se uma amostra de óleo a ser testado em um tubo e na seqüência este tubo é colocado no comparador de cores. As cores-padrão são representadas por placas de vidro as quais são dispostas em um disco rotativo. O disco rotativo é girado até que as cores do óleo e da escala coincidam. O número da cor do disco será também o da cor do óleo. Se a cor do óleo for intermediária entre duas cores do disco, o resultado será também intermediário e estimado por interpolação.

O método ASTM D1524/1999 é próprio para teste em campo de óleo isolante, enquanto o método ASTM D1500/2002 é de laboratório e serve para todos os tipos de óleos derivados de petróleo.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

O limite recomendado para uso contínuo do óleo isolante no equipamento é de 2,7 da escala padrão (valor máximo).

2.2.2 Densidade

A densidade do óleo isolante pode ser determinada pelo método do densímetro. A densidade relativa do óleo, isto é, a relação entre a massa de determinado volume de óleo e a massa de igual volume de água pura na temperatura de 15ºC, é determinada com um densímetro de vidro que tenha uma graduação de 0,600 a 1,100 e divisões de 0,050. A temperatura do óleo será medida com um termômetro, com escala de -5ºC a +215ºC e divisões de 0,2ºC.

O óleo deve ser cuidadosamente colocado numa proveta, evitando a formação de bolhas de ar. O densímetro e o termômetro são mergulhados no óleo. Com o termômetro, agita-se suavemente o líquido, e a temperatura ambiente não deve variar mais que 2ºC, durante a medição. Quando a temperatura for estável e o densímetro estiver flutuando livremente, afastado das paredes da proveta, o densímetro deverá ser lido, conforme indicam os desenhos da Figura 2.1.

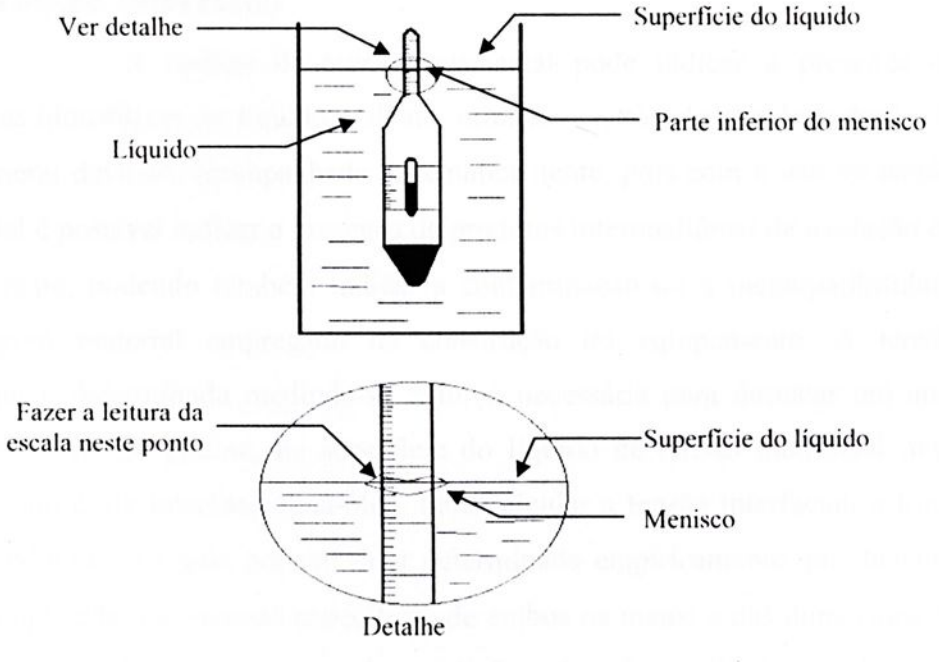


Figura 2.1 – Leitura da escala do densímetro.

De acordo com a norma CNP-16/1984 do Conselho Nacional do Petróleo, a densidade relativa do óleo parafínico deverá ser no máximo igual a 0,860 e do óleo naftênico deve ser igual a 0,900. Valores diferentes podem indicar contaminação do óleo por compostos indesejados.

2.2.3 Rigidez Dielétrica

Para a determinação da rigidez dielétrica do óleo isolante é utilizado o método dos eletrodos de disco (NBR 6869/1989) ou o método de esferas (NBR 10859/1989). Nestes métodos, o óleo isolante é colocado entre dois eletrodos e é medida a tensão alternada na qual ocorre a descarga disruptiva na camada de óleo, em condições determinadas na norma. O método de esferas é preferido, em virtude de sua maior sensibilidade, para os testes de óleos novos e de boa qualidade. O método de discos é mais adequado para testes de óleos usados e de qualidade inferior.

O limite recomendado é de 25 kV/m para o método de eletrodo de disco e de 20 kV/m para o método das esferas.

2.2.4 Tensão Interfacial

A análise da tensão interfacial pode indicar a presença de moléculas hidrofílicas no líquido isolante, oriundas ou não de sua degradação. O óleo mineral deve ser acompanhado sistematicamente, pois com o uso da tensão interfacial é possível indicar a presença de produtos intermediários de oxidação do óleo isolante, podendo também indicar a contaminação ou a incompatibilidade com algum material empregado na construção do equipamento. A tensão interfacial é determinada medindo-se a força necessária para destacar um anel plano, de filme de platina, da superfície do líquido de tensão interfacial mais elevada, isto é, da interface água-óleo. Para calcular a tensão interfacial, a força assim medida é corrigida por um fator determinado empiricamente que depende da força aplicada, das massas específicas de ambos os meios e das dimensões do anel. As medições são feitas sob condições de não-equilíbrio rigidamente

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

padronizadas, nas quais a determinação é realizada no intervalo de um minuto após a formação da interface. A norma NBR 6234/1965 apresenta com detalhes os procedimentos para a realização deste ensaio. O valor mínimo para uso contínuo do óleo isolante é de 27 dyn/cm.

2.2.5 Teor de Água

O teor de água é a medida direta da quantidade de água presente no óleo isolante. A umidade pode afetar as características elétricas dos líquidos isolantes, tornando-os impróprios para a utilização em equipamentos elétricos, bem como provocar a degradação do isolamento celulósico (papel, papelão, madeira). Diversos métodos são propostos na bibliografia correlata para a determinação do teor de água de líquidos isolantes, sendo que o método atualmente reconhecido como mais adequado é o de Karl Fischer (MILASCH, 1984).

O método consiste na oxidação do dióxido de enxofre (SO_2) pelo iodo em presença de água, da piridina e do álcool metílico. A oxidação do SO_2 se dará somente em presença de água. O método de titulação mais adequado é o amperimétrico com corrente sob tensão constante.

Considera-se como limite para uso contínuo do óleo isolante os índices de 39 ppm para equipamentos com classe de tensão igual ou inferior a 69 kV, de 25 ppm para equipamentos com classe entre 69 kV e 238 kV, e de 20 ppm para equipamentos com classe de tensão de 238 kV ou superior.

2.2.6 Índice de Neutralização

O índice de neutralização, ou o número de neutralização, é o número de miligramas de hidróxido de potássio (KOH) necessário para neutralizar 1 grama de óleo, que pode ser determinado pelo método ABNT MB101, correspondente ao método ASTM D974/1980.

Por este método, o número total de ácido de óleo isolante é determinado dissolvendo-se um certo volume de sua amostra em uma mistura de

tolueno e álcool isopropílico e pequena quantidade de água. A solução resultante é titulada na temperatura ambiente com uma solução alcoólica de KOH (0,1 Normal) em presença do indicador p-naftolbenzeína, cuja cor se altera de alaranjado em meio ácido para verde em meio alcalino. O valor máximo recomendado é de 0,10 mgKOH/g.

2.2.7 Fator de Potência

O método ASTM D924/1981 é adequado para realização de testes de arbitragem. No entanto, permite modificações para testes de rotina quando não são exigidos resultados muito exatos e, sim, aproximados do fator de potência de uma amostra de óleo. Este método também é utilizado para fazer testes em um grupo de amostras do mesmo tipo com a finalidade de comparar os resultados com um valor de referência.

Um óleo novo e em boas condições deve possuir um fator de potência, a 20ºC, igual ou menor a 0,05%. Com o uso, o fator de potência do óleo aumenta, podendo chegar a 0,5% à mesma temperatura, não sendo esta uma indicação de que a deterioração do óleo tenha atingido um estado que exija uma investigação mais detalhada. Um fator de potência do óleo isolante, à temperatura de 100ºC, de sete a dez vezes maior que seu valor a 20ºC pode indicar a existência de um contaminante solúvel, além de indicar a presença de água. Nestes casos, a determinação do teor de água do óleo pelo método de Karl Fischer (MILASCH, 1984) pode dar uma indicação preciosa.

2.3 Análise Cromatográfica do Estado do Óleo

A análise cromatográfica do estado do óleo isolante tem por objetivo a determinação do teor de gases combustíveis, que são gerados por problemas internos do transformador, permitindo assim avaliar o estado do mesmo e, conforme a concentração dos gases analisados, pode-se recomendar a desenergização do equipamento e a execução de ações de manutenção. Os principais gases analisados por meio da cromatografia gasosa são o hidrogênio



(H_2) , o metano (CH_4), o monóxido de carbono (CO), o dióxido de carbono (CO_2), o etileno (C_2H_4), o etano (C_2H_6) e o acetileno (C_2H_2). No entanto, a simples presença destes gases não é fator indicativo da existência de falhas no transformador. O óleo pode dissolver ar até 10% de seu volume. Os gases oxigênio (O_2) e nitrogênio (N_2) provém do ar atmosférico, com o qual o óleo está ou esteve em contato. No entanto, a presença destes gases também está associada à deterioração natural do óleo isolante ou à ocorrência de falhas (ERNSLEY *et al.*, 2000).

As isolações sólida e líquida sofrem deterioração durante o funcionamento normal do transformador, isto é, sua operação normal pode chegar até o limite máximo recomendado de temperatura desde que esteja na ausência de contato com o oxigênio e a umidade exterior. Entre os produtos da deterioração normal da isolação estão os gases combustíveis. O dióxido de carbono é o único gás não-combustível entre os gases acima relacionados que indicam a ocorrência de falhas junto ao equipamento.

Os gases que se formam pela deterioração normal da isolação sólida são o dióxido de carbono, o monóxido de carbono em menor quantidade que o dióxido de carbono, e traços de hidrogênio, metano e etano.

Pesquisas de laboratório indicam que os gases CO e CO_2, juntamente com a água, se formam quando a celulose da isolação do transformador é sobreaquecida até a temperatura de 140 °C. A pirólise da celulose isolante, isto é, a destruição por temperaturas superiores a 250 °C, origina os gases CO em maior quantidade que o CO_2, além de água, carvão e alcatrão.

O óleo mineral isolante, quando sobreaquecido por temperaturas superiores a 500°C, origina os gases metano, etano, etileno, dióxido de carbono e água (200°C) quando da presença de oxigênio. A pirólise do óleo conduz à formação de hidrogênio (de 60 a 80%), acetileno (de 10% a 25%), metano (de 1,5% a 3,5%) e etileno (de 1,0% a 2,9%) (MILASCH, 1984).

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

Além do calor, conduzem também à formação de gases de isolação, às descargas parciais (corona), ao centelhamento e ao arco elétrico. A existência desses gases no óleo devido a tais fenômenos não significa uma condição de falha incipiente do transformador, mas tão somente uma situação irregular.

O método atual mais adequado de análise de gases gerados no transformador é pelo uso da cromatografia gasosa. Seus resultados contribuem para a detecção de falhas incipientes e o acompanhamento do envelhecimento da isolação do transformador.

A análise cromatográfica dos gases dissolvidos no óleo é feita em três etapas, sendo elas a amostragem do óleo seguida pela extração dos gases da amostra do óleo e, por fim, a análise dos gases no cromatógrafo de gases, que consiste na separação dos diferentes gases da mistura, em sua identificação e em sua quantificação. A norma NBR 7070/1981 da ABNT fornece recomendações para a amostragem de gases livres e do óleo de transformadores para a análise cromatográfica dos gases. As amostras de gases livres são analisadas nas condições em que são recebidas no laboratório.

Os gases dissolvidos no óleo da amostra devem ser extraídos para poderem ser analisados. Com as variações de temperatura, podem-se formar bolhas de gases no recipiente com amostra. Nesse caso, deve-se dissolver a bolha novamente no óleo, aquecendo-se levemente a amostra, ou injetando-a no aparelho desgaseificador a bolha com o óleo. A amostra é submetida a vácuo e os gases desprendidos são recolhidos numa bureta graduada, que é levada ao cromatógrafo. Basicamente o cromatógrafo consiste em uma garrafa de gás de arraste (nitrogênio ou hélio), controlador de fluxo de gás, regulador de pressão, pontos de injeção da amostra de gás a ser analisada, coluna de absorção, detectores, termostatos, registrador e microprocessador com impressora para imprimir os resultados.

O volume mínimo de gás necessário é de 1 ml. Uma primeira amostra de gás (0,25 ml) é coletada da bureta do extrator de gases com o auxílio

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

de uma seringa, cuja agulha perfura o septo da bureta, e é injetada na coluna de peneira molecular do cromatógrafo, tendo o nitrogênio como gás de arraste. Esta operação dará o pico de hidrogênio. Uma segunda amostra, de 0,25 ml de gás, é colhida do extrator e injetada na coluna de peneira molecular do cromatógrafo, cujo gás de arraste é o hélio. Os picos obtidos nesta operação são, na ordem, o oxigênio, nitrogênio, metano e monóxido de carbono. A terceira amostra de 0,25 ml de gás é injetada na coluna Pavapak N, do cromatógrafo, cujo gás de arraste é o hélio. Os picos serão, na ordem, dióxido de carbono, etileno, etano e acetileno. Os resultados são processados e impressos pela impressora.

Um outro aspecto que deve ser observado em relação à realização dos ensaios cromatográficos é que os mesmos necessitam do uso de equipamentos e laboratórios especializados, bem como de pessoal capacitado tanto para a obtenção das amostras do óleo isolante como para a realização dos ensaios. Estes fatores implicam custos financeiros os quais, em alguns casos, limitam a periodicidade dos ensaios cromatográficos das unidades transformadoras. O alongamento da periodicidade dos ensaios cromatográficos pode acarretar em uma deficiência da correta identificação de falhas nos transformadores. Desta maneira, deve-se ressaltar a importância da manutenção da periodicidade adequada nas quais os ensaios cromatográficos do transformador são realizados.

2.4 Identificação do Estado do Óleo

O óleo mineral isolante avaliado por meio dos ensaios físico-químicos e dos ensaios cromatográficos fornece parâmetros relacionados à sua deterioração, bem como pode também indicar a existência de falhas junto à unidade transformadora. A Tabela 2.4 relaciona as principais falhas observadas nos transformadores com os ensaios necessários para se realizar sua identificação.

unesp

Tabela 2.4 – Condições anormais de operação e os respectivos ensaios empregados na sua identificação.

Condição	Ensaios
Condições imediatas de isolamento	Medição de resistência de isolamento Rigidez dielétrica Teste de cor
Presença de água e contaminantes	Teor de água Teste de cor Rigidez dielétrica
Envelhecimento	Tensão interfacial Índice de neutralização Teste de cor Análise cromatográfica de gases
Aquecimento	Análise cromatográfica de gases
Curto-circuito	Análise cromatográfica de gases
Corona	Análise cromatográfica de gases
Pirólise	Análise cromatográfica de gases
Formação de arcos	Análise cromatográfica de gases

O emprego das metodologias de identificação de falhas em transformadores, baseadas na análise do óleo mineral isolante, não implica na necessidade do constante monitoramento do sistema, bastando para a correta identificação das principais falhas a realização de ensaios cromatográficos periódicos, pois a concentração dos gases dissolvidos no óleo indica não apenas as situações anormais de operação correntes como também aquelas já ocorridas anteriormente. Assim, tem-se na análise cromatográfica do óleo isolante um retrospecto histórico das ocorrências anormais a que o transformador foi submetido (OKUBO *et al.*, 1999).

2.5 Diagnóstico de Falhas em Transformadores

O diagnóstico do estado e das condições de operação dos transformadores é de fundamental importância na operação confiável e econômica dos sistemas elétricos de potência. O envelhecimento e desgaste dos transformadores determinam o fim de sua vida útil, na medida em que a ocorrência de falhas ou os problemas crescentes de manutenção comprometem a

confiabilidade ou disponibilidade funcional do equipamento. Conhecer os mecanismos de deterioração e dispor de meios tecnicamente adequados e economicamente aplicáveis, permite correlacioná-los com a evolução dos equipamentos em serviço.

O óleo deteriorado é aquele que apresenta produtos resultantes de sua oxidação, enquanto o óleo contaminado é aquele que apresenta água e outras substâncias estranhas, que não fazem parte de sua composição (MILASCH, 1984). O processo de degradação do óleo mineral pode ser apresentado em três fases distintas. A fase inicial caracteriza-se pela formação de peróxidos quimicamente instáveis, os quais liberam oxigênio e formam os compostos oxi-celulósicos com o papel isolante. A fase intermediária caracteriza-se pela formação de gases e seguidamente, na fase final, a formação de borra, que geralmente consiste em uma substância resinosa resultante da polimerização a partir de ácidos e outros compostos químicos.

Os gases dissolvidos em óleos isolantes são provenientes de defeitos no interior do transformador. O relacionamento desses gases pode ser classificado em função do tipo de defeito, e a sua formação pode indicar a gravidade do defeito. Geralmente, a identificação e a quantificação dos tipos de gases são usadas para a realização de um planejamento da manutenção.

Diversos métodos de interpretação dos resultados da análise cromatográfica são propostos para se avaliar o envelhecimento natural da isolação e a detecção e caracterização de falhas incipientes. A motivação e empenho dedicados a esta metodologia de identificação de falhas em transformadores justificam-se pela quantidade de falhas possíveis de serem identificadas, bem como pela qualidade e confiabilidade dos resultados alcançados (HERMAN *et al.*, 2001). Dentre os diversos métodos existentes, três merecem destaque especial: o método do gás chave, o método de Dornenburg e o método de Rogers. Nas subseções seguintes, estes três métodos são brevemente descritos.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

2.5.1 Método do Gás Chave

O método de diagnóstico por meio do gás chave baseia-se no fato de que, quando há uma falha em evolução no transformador, a concentração dos gases associados à falha ultrapassará os valores normais de degradação da isolação em relação aos estabelecidos em ensaio de laboratório. O gás que caracteriza o tipo de falha é chamado então de gás chave. A norma NBR 7274/1982 da ABNT traz os perfis típicos de composição de gases para serem utilizados no diagnóstico de falha em evolução no transformador. A Tabela 2.5 apresenta os perfis típicos de composição de gases relacionados às falhas.

Tabela 2.5 – Perfis típicos de composição frente à ocorrência de falhas.

Falha	Gás chave
Arco	Acetileno
Descargas parciais	Hidrogênio
Óleo superaquecido	Etileno
Celulose superaquecida	Monóxido de carbono
Eletrólise	Hidrogênio

Pela Tabela 2.5, para a falha de formação de arco, o acetileno é o gás chave. Neste defeito, grandes quantidades de hidrogênio e acetileno são produzidas, com pequenas quantidades de metano e etileno. Caso a falha envolva a celulose, dióxido e monóxido de carbono também podem ser formados.

As descargas parciais de baixa energia produzem hidrogênio e metano, com pequenas quantidades de etano e etileno. Quantidades comparáveis de monóxido e dióxido de carbono podem resultar de descargas em celulose. O gás chave referente às descargas parciais é o hidrogênio.

O óleo superaquecido produz etileno e metano, juntamente com quantidades menores de hidrogênio e etano. Traços de acetileno podem ser formados se a falha é severa ou se esta envolver contatos elétricos. O gás chave referente ao superaquecimento do óleo é o etileno.

A celulose superaquecida libera grandes quantidades de dióxido e monóxido de carbono e caso a falha envolva uma estrutura impregnada de óleo,

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

formarão também metano e etileno. Neste caso o gás chave é o monóxido de carbono.

A decomposição eletrolítica da água ou a decomposição da água associada com a ferrugem resulta na formação de grandes quantidades de hidrogênio (gás chave), com pequenas quantidades dos outros gases combustíveis.

O método do gás chave, em geral, é empregado em situações onde se deseja obter um diagnóstico aproximado do estado do transformador, ou ainda, em situações onde já exista uma estimativa do tipo de falha que está ocorrendo.

2.5.2 Método de Dornenburg

O método de Dornenburg é uma forma empírica de identificação de falhas em transformadores e baseia-se no valor quantitativo dos gases dissolvidos no óleo mineral isolante. O método de Dornenburg e o método de Rogers foram desenvolvidos levando-se em consideração o estudo de inúmeros transformadores e ambos os métodos são técnicas recomendadas na norma IEEE C57.104/1991. Este método de identificação de falhas em transformadores com base nos gases dissolvidos no óleo mineral isolante utiliza como referência para a classificação das falhas as relações entre as concentrações de alguns dos gases obtidos por meio da cromatografia gasosa do óleo isolante.

A Tabela 2.6 sintetiza o método proposto por Dornenburg apresentando os valores das relações e as falhas relacionadas, identificáveis por meio da análise destas relações.

Tabela 2.6 – Identificação de falhas por meio do método de Dornenburg.

Tipo de falha	Razões			
	CH_4 / H_2	C_2H_2 / C_2H_4	C_2H_6 / C_2H_2	C_2H_2 / CH_4
Decomposição térmica	> 1,0	< 0,75	> 0,4	< 0,3
Descargas elétricas	> 0,1 < 1,0	> 0,75	< 0,4	> 0,3
Corona	< 0,1	Insignificante	> 0,4	< 0,3



2.5.3 Método de Rogers

Assim como o método de Dornenburg, o método de Rogers também é uma forma empírica para detecção de falhas nos transformadores de potência pelo emprego da análise da concentração dos gases dissolvidos no óleo isolante. A Tabela 2.7 sumariza o método de Rogers para identificação de falhas.

Tabela 2.7 – Identificação de falhas por meio do método de Rogers.

Falhas	Razões			
	CH_4/H_2	C_2H_6/CH_4	C_2H_4/C_2H_6	C_2H_2/C_2H_4
Normal	>0,1 <1,0	<1,0	<1,0	<0,5
Descargas parciais do tipo corona	≤0,1	<1,0	<1,0	<0,5
Descargas parciais corona com tracking	≤0,1	<1,0	<1,0	≥0,5 <3,0 ou ≥3,0
Descarga contínua	>0,1 <1,0	<1,0	≥3,0	≥3,0
Arco elétrico com grande dissipação de energia	>0,1 <1,0	<1,0	≥1,0 <3,0 ou ≥3,0	≥0,5 <3,0 ou ≥3,0
Arco elétrico com pequena dissipação de energia	>0,1 <1,0	<1,0	<1,0	≥0,5 <3,0
Superaquecimento para 150 °C	≥1,0 <3,0 ou ≥3,0	<1,0	<1,0	<0,5
Superaquecimento 150 - 200 °C	≥1,0 <3,0 ou ≥3,0	≥1,0	<1,0	<0,5
Superaquecimento 200 - 300 °C	>0,1 <1,0	≥1,0	<1,0	<0,5
Aquecimento dos condutores dos enrolamentos	>0,1 <1,0	<1,0	≥1,0 <3,0	<0,5
Circulação de corrente elétrica no núcleo ou no tanque	≥1,0 <3,0	<1,0	≥3,0	<0,5

Pode-se verificar nesta tabela que o número de falhas possíveis de serem identificadas supera aquele fornecido pelo método de Dornenburg. No entanto, frente à avaliação de um transformador por meio das concentrações dos gases dissolvidos no seu óleo isolante, é conveniente o emprego de ambas as metodologias a fim de se obter uma verificação de robustez.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

Contudo, pode-se verificar, por meio das três abordagens apresentadas para identificação de falhas em transformadores de potência, a grande importância da análise cromatográfica dos gases do óleo mineral isolante. Desta maneira, torna-se conveniente o desenvolvimento de metodologias para estimação da concentração dos gases em óleo mineral isolante pois, desta maneira, tornar-se á economicamente mais viável a realização da manutenção preventiva nestes equipamentos.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

CAPÍTULO 3

FORMULAÇÃO DA ABORDAGEM FUZZY MULTICAMADAS

Um sistema de inferência fuzzy dedicado a uma determinada aplicação necessita, na sua fase de desenvolvimento, da especificação de alguns parâmetros. Dentre os parâmetros relacionados à sua estrutura, pode-se citar o número de funções de pertinência para cada entrada e para cada saída, o número de regras, bem como a definição de cada uma das regras. A determinação destes parâmetros pode ser realizada pelo uso de associações empíricas. No entanto, muitos processos não fornecem subsídios adequados à determinação correta dos parâmetros estruturais do sistema fuzzy.

Torna-se então necessário o desenvolvimento de técnicas de sintonia que sejam eficientes na otimização estrutural e paramétrica de sistemas fuzzy. Desta forma, este capítulo contempla na Seção 3.1 uma introdução acerca das abordagens dedicadas à sintonia dos sistemas fuzzy. Na Seção 3.2 é apresentada a abordagem fuzzy multicamadas desenvolvida neste trabalho, a qual será aplicada na estimação da concentração de gases dissolvidos em óleo isolante de transformadores.

3.1 Introdução

Nos últimos anos, pôde-se observar um grande e crescente interesse nas aplicações envolvendo lógica fuzzy. As aplicações envolvendo lógica fuzzy estão compreendem desde produtos ao consumidor, tais como câmeras fotográficas, filmadoras, máquinas de lavar e fornos de microondas, até aplicações industriais como controle de processos, instrumentação médica e

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

sistemas de suporte à decisão (RAMOT *et al.*, 2003). Diversos aspectos fundamentais envolvendo a lógica fuzzy são apresentados no Apêndice.

Dentro da teoria compreendida pela lógica fuzzy e da teoria associada aos conjuntos fuzzy, uma das implementações mais usuais e que mais se destacam são os sistemas de inferência fuzzy (GUILLAUME, 2001). Os sistemas de inferência fuzzy desempenham grande importância em tarefas como nas de reconhecimentos de padrões, nas simulações e diagnósticos de processos, identificação de sistemas, etc.

De maneira geral, os sistemas de inferência fuzzy possuem propriedades peculiares que os tornam atrativos em diversas aplicações como exposto anteriormente. Além de serem capazes de incorporar conceitos lingüísticos, os sistemas de inferência fuzzy são também aproximadores universais, capazes de mapearem as relações entre as entradas e saídas de um dado sistema.

Essas duas propriedades podem ser empregadas para distinguirem dois tipos principais de sistemas de inferência fuzzy (GUILLAUME, 2001).

O primeiro tipo de sistema de inferência fuzzy possui seu foco direcionado para a habilidade de modelar a linguagem natural, inerente à lógica fuzzy (MANDANI & ASSILIAN, 1975). Este tipo de sistema de inferência fuzzy contém regras fuzzy definidas a partir de uma base de conhecimento do especialista. Tais sistemas são conhecidos como sistemas fuzzy especialistas ou controladores fuzzy, dependendo da finalidade ser modelagem ou controle, respectivamente.

O emprego desse primeiro tipo de sistema de inferência fuzzy, devido à sua estruturação, oferece robustez adequada aos propósitos de controle ou mesmo modelagem, pois os mesmos permitem a incorporação gradual de regras à sua base de conhecimento sem que haja perda de generalidade ou inconsistência no resultado final (GUILLAUME, 2001).

unesp

Ainda com relação a esse tipo de sistema fuzzy, pode-se observar que esses oferecem um alto nível semântico e uma boa capacidade de generalização. Porém, a complexidade do dinamismo de sistemas de médio até grande porte pode ocasionar uma imprecisão nos resultados de simulação, acarretando assim em um pobre desempenho (GUILLAUME, 2001).

Um outro tipo de sistema de inferência fuzzy pode ser identificado como sendo aqueles que incorporam o aprendizado fazendo uso de um conjunto de dados onde estão paralelizadas as variáveis de entrada com suas respectivas saídas. Desta forma, pode-se observar que este segundo tipo de sistema de inferência fuzzy é definido com base nos dados coletados do sistema ao qual se deseja modelar; diferenciando-se do primeiro tipo, onde o sistema fuzzy era definido relacionando-se o conhecimento do especialista, adquirido pela observação do sistema.

Takagi & Sugeno (1985) estão entre os primeiros pesquisadores a proporem estruturas de sistemas de inferência fuzzy próprias à agregação de algoritmos de sintonia, ou seja, sistemas de inferência fuzzy baseados em um conjunto de padrões de ajuste para a sua definição.

Em relação ao problema de estimação de gases de transformadores, as informações existentes acerca do conhecimento do especialista sobre o relacionamento entre os resultados referentes aos ensaios físico-químicos e os resultados advindos da cromatografia gasosa são ínfimas ou mesmo inexistentes, portanto, é necessário o emprego de algoritmos de treinamento para o mapeamento apropriado do problema.

De maneira geral, os métodos de ajuste de sistemas de inferência fuzzy são compostos de duas etapas. A primeira etapa é responsável pela otimização estrutural e a segunda etapa é dedicada ao ajuste paramétrico do sistema fuzzy. O ajuste estrutural do sistema fuzzy pode abordar inúmeros aspectos como a determinação do número de funções de pertinência para cada entrada, bem como sua tipologia. Nessa etapa, pode-se ainda determinar o número, os antecedentes e os conseqüentes de cada uma das regras da base de

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

conhecimento do sistema fuzzy. No entanto, a maioria dos métodos de ajuste estrutural foca a geração da base de regras.

Assim, pode-se verificar por meio da bibliografia correlata que o processo de geração das regras de inferência pode ser decomposto em dois passos principais:

- Indução das regras.
- Otimização da base de regras.

Em sistemas mais simples, praticamente não existe a necessidade de se otimizar a base de regras induzida no primeiro passo, pois esta possui um tamanho reduzido devido às próprias características do sistema. Em sistemas mais complexos, onde o relacionamento entre o espaço das entradas e o espaço das saídas é altamente não-linear, a otimização da base de regras induzidas se faz necessária, pois a base de regras se torna muito grande e a descrição de cada uma das regras é muito complexa devido ao número de variáveis.

A fim de contornar parcialmente o problema da interpretabilidade das regras, procura-se referenciar as regras em função das variáveis mais relevantes, assim, o conhecimento armazenado no sistema poderá ser mais bem compreendido e o número de regras se tornará menor.

Pode-se observar que a indução de regras e a respectiva redução da base de regras são, assim, dois importantes passos no processo de geração das regras. A agregação destes dois processos é usualmente referenciada como otimização estrutural do sistema fuzzy.

Além da otimização estrutural, um sistema de inferência fuzzy possui muitos outros parâmetros que podem ser otimizados como, por exemplo, os parâmetros das funções de inferência e a ponderação de cada regra fuzzy. Este processo de otimização é conhecido como otimização paramétrica do sistema de inferência fuzzy.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

A otimização paramétrica de sistemas de inferência fuzzy é objetivo de estudo de diversos autores como pode ser observado em Roger Jang *et al.* (1997) e Glorennec (1999).

Mais recentemente, pode-se observar expressivos avanços no desenvolvimento de metodologias para o ajuste estrutural de sistemas fuzzy. Dentre as principais contribuições relatas, podem-se destacar as técnicas que empregam algoritmos genéticos e estratégias evolutivas para realizar esse ajuste. Um descrição detalhada sobre as técnicas evolutivas e co-evolutivas mais recentes pode ser encontrada em Delgado (2002).

Com relação à otimização estrutural, pode-se mencionar que existem dois tipos de métodos para a indução de regras. O primeiro tipo utiliza o particionamento do espaço multidimensional. O particionamento pode ser realizado baseado no conjunto de treinamento do sistema fuzzy, ou definidos pelo conhecimento do especialista. O processo de particionamento implica na definição do número de conjuntos fuzzy para cada variável do sistema e pressupõe que estas serão compartilhadas por todas as regras. O objetivo da técnica de ajuste neste caso é de otimizar a estrutura de particionamento.

A segunda família de métodos para a indução de regras é conhecida como *clustering*. Nestes métodos, os pares de dados (entradas – saídas) são reunidos em grupos e existe uma regra associada a cada grupo. Nestes métodos, os conjuntos fuzzy não são compartilhados por todas as regras, sendo que, cada um destes conjuntos fuzzy é associado a uma regra específica.

Dentro da primeira família de métodos para indução de regras em sistemas fuzzy é conveniente mencionar os principais. Desta forma, tem-se:

- **Implementação de todas as regras**. Em Ishibuchi *et al.* (1994), um sistema de inferência fuzzy com múltiplas entradas e uma única saída é considerado. As regras são inferidas considerando todas as combinações possíveis dos conjuntos fuzzy de cada entrada. Trabalhos como o de Nozaki

et al. (1997) propõe formas para o cálculo da ponderação das regras utilizando técnicas heurísticas. A partir desta abordagem, pôde-se perceber que dentro da base de regras do sistema de inferência fuzzy existiriam regras que nunca seriam ativadas pelos padrões de ajuste disponíveis.

- **Número de Conjuntos Fuzzy Dinamicamente Escolhidos**. A escolha do número de conjuntos fuzzy associados a cada variável do sistema acarreta em conseqüências significantes. Se este número for muito pequeno, o sistema não será capaz de mapear o relacionamento implícito, acarretando em perda de precisão. Por outro lado, torna-se complicado aumentar o número de conjuntos fuzzy devido às seguintes razões: 1) Se este número for muito grande, os conjuntos fuzzy tendem a ser muito específicos, resultando em uma perda da generalização; 2) À medida que se incrementa o número de conjuntos fuzzy, o número de regras tende a ser muito grande (GUILLAUME, 2001). Para evitar o uso de um número fixo de conjuntos fuzzy, alguns autores propõem metodologias para extração do número de conjuntos fuzzy a partir dos dados disponíveis para o ajuste. Dentre estes método pode-se destacar:

    - **Refino do Particionamento**. Dado um sistema de inferência fuzzy, inicialmente atribui-se a cada uma de suas variáveis dois conjuntos fuzzy. A cada iteração um novo conjunto fuzzy é adicionado na entrada que é responsável pela maior parte do erro. Maiores detalhes sobre esta técnica podem ser encontrados em Bortolet (1998).

    - **Uso de Algoritmos Genéticos**. Em Ishibuchi *et al.* (1995) problemas de classificação são tratados. Para

atingir esses objetivos, diferentes partições fuzzy são geradas. Algoritmos genéticos são utilizados para selecionar o melhor particionamento de acordo com os dados disponíveis. Todas as regras correspondentes a um dado particionamento são consideradas. A função objetivo do algoritmo genético leva em consideração tanto o desempenho do sistema como a dimensão da base de regras.

- **Uma Única Regra por Par de Dados**. Este método foi introduzido por Wang & Mendel (1992), onde o número de regras é limitado ao número de padrões de treinamento. Esta metodologia independe do nível de particionamento, e a mesma agrega características adaptativas ao sistema visto que as regras competem entre si.

- **Árvores de Decisão.** As árvores de decisão foram propostas por Quinlan (1986) e metodologias alternativas para a sua implementação também podem ser encontradas em Ichihashi *et al.* (1996). O objetivo desta técnica é de encontrar caminhos que levem a níveis puros, ou seja, regras com o mínimo de antecedentes, de tal forma que regras incompletas possam ser geradas. A árvore de decisão representa o subespaço de todas as regras possíveis.

Dentre a segunda família de métodos para a indução de regras, os seguintes métodos podem ser destacados:

- **Fuzzy C-Means Clustering**. Este método foi introduzido por Dunn (1973). Bezdek demonstrou suas propriedades e a proposição do primeiro critério para a sua validação (BEZDEK, 1981; RUNKLER & BEZDEK, 1999). A aplicação desta técnica possui diferentes implementações como aquelas propostas em Sugeno & Yasukawa (1993) e em

unesp

Emami *et al.* (1998), onde a categorização é realizada no espaço das variáveis de saída. As premissas das regras, neste caso, são definidas pelas projeções dos clusters no espaço de entrada.

- **Cluster Validity**. Desde os primeiros trabalhos de Bezdek, muitos grupos de pesquisadores estão envolvidos em pesquisas cujo foco se concentra em encontrar o número ótimo de conjuntos fuzzy. Este problema também é conhecido como problema da validação categorizada. Como exemplos de trabalhos realizados nesta área pode-se citar o de Xie & Beni (1991), Emami *et al.* (1998), Yager & Filev (1994), Chiu (1994) e mais recentemente Burrough *et al.*(2000).

Como mencionado anteriormente, o conjunto de métodos classificados como métodos híbridos procura integrar entre si muitas ferramentas diferentes. Dentre estas ferramentas, as que mais se tem destacados são os algoritmos genéticos e as redes neurais artificiais.

Dentre as principais abordagens que usam métodos híbridos neuro-fuzzy destaca-se o algoritmo *ANFIS* (Adaptive-Network-based Fuzzy Inference Systems) proposto por Roger Jang (1993). Este algoritmo de sintonia é aplicável a arquiteturas fuzzy que possuem funções reais polinomiais como conseqüentes das regras fuzzy tendo como argumento dessas funções as variáveis de entrada do sistema fuzzy. Como exemplo deste tipo de arquitetura, destaca-se aquela proposta em Takagi & Sugeno (1985) e em Sugeno & Kang (1988). No entanto, a representação de um processo por meio desta arquitetura acarreta na perda de interpretabilidade junto à base de regras criadas, uma vez que os conseqüentes das regras serão expressos não por variáveis lingüísticas, mas sim por funções polinomiais, conforme descrito anteriormente.

Torna-se assim interessante o desenvolvimento de algoritmos de ajuste de sistemas de inferência fuzzy baseados em arquiteturas Mandani, nos quais os conseqüentes das regras fuzzy sejam representados por uma variável



lingüística. A abordagem fuzzy multicamadas proposta nesta dissertação foi desenvolvida com o intuito de atender a este quesito.

Desta forma, em relação ao problema tratado nesta dissertação, aplicando-se a abordagem fuzzy multicamadas para mapear o relacionamento existente entre as grandezas dos ensaios físico-químicos com as dos ensaios cromatográficos, torna-se possível a obtenção de uma estrutura fuzzy com alto grau de interpretabilidade do mapeamento realizado, pois os antecedentes e conseqüentes das regras serão definidos por variáveis lingüísticas. Em outras palavras, o sistema fuzzy desenvolvido poderá fornecer informações qualitativas sobre o inter-relacionamento entre as grandezas dos ensaios físico-químicos com aquelas dos ensaios cromatográficos.

3.2 Abordagem Multicamadas Para Sintonia Estrutural e Paramétrica de Sistemas de Inferência Fuzzy

Nesta seção será apresentado um método de sintonia de sistemas de inferência fuzzy baseado em algoritmos de retropropagação de erro e técnicas de otimização. Este método tem por objetivo a minimização de uma função custo associada ao sistema de inferência fuzzy.

De uma forma genérica, em aplicações envolvendo identificação de sistemas e modelagem fuzzy, é conveniente empregar funções custo que expressem o desvio entre os resultados desejados e os resultados fornecidos pelo sistema fuzzy. Desta forma, esta função pode ser explicitada em termos do erro quadrático médio entre a saída do sistema fuzzy e os resultados desejados, os quais são fornecidos na forma de um conjunto de treinamento, semelhante ao caso das redes neurais artificiais com treinamento supervisionado. Apesar de acrescentar uma nova tarefa no processo de criação de um sistema de inferência fuzzy, a definição da função custo associada ao sistema em conjunto com as técnicas delineadas neste trabalho vêm poupar esforço do projetista nas etapas de sintonia das funções de pertinência e inclusive na criação das regras de inferência fuzzy.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

Valendo-se de uma nova abordagem do ponto de vista de definição, o sistema fuzzy passa a ser definido na forma de um modelo de três camadas. Cada uma destas camadas representa as tarefas desempenhadas pelo sistema de inferência fuzzy, ou seja, as tarefas de fuzzificação, inferência das regras fuzzy e defuzzificação.

O ajuste do sistema de inferência fuzzy, proposto neste trabalho, é desempenhado pelo emprego da adaptação dos parâmetros livres de cada uma destas camadas com o objetivo de minimizar a função custo definida inicialmente.

Em princípio, o ajuste paramétrico pode ser efetuado camada a camada separadamente, não impedindo, no entanto, que este venha a ser realizado em todas as camadas a cada iteração. A distinção operacional de cada camada, onde o ajuste dos parâmetros de uma camada pouco influi no desempenho das demais, permite o ajuste individual das camadas por meio de uma estrutura iterativa. Assim, a cada iteração do algoritmo de treinamento cada camada é ajustada seqüencialmente. Desta forma, a rotina de sintonia do sistema de inferência fuzzy adquire uma maior flexibilidade quando comparada ao processo de treinamento empregado em redes neurais artificiais.

Desta maneira, o algoritmo de ajuste proposto neste trabalho possui duas etapas distintas de operação. Na primeira etapa, a base de regras é gerada de forma a minimizar a função custo associada ao sistema. Na segunda etapa, a sintonia fina do sistema é realizada por meio da adequação dos parâmetros livres do sistema, ou seja, nesta etapa os parâmetros das funções de pertinência das entradas e das saídas, bem como a ponderação de cada regra é alterada de forma a otimizar o sistema fuzzy.

3.2.1 Modelo do Sistema Fuzzy Multicamadas

Os sistemas de inferência fuzzy podem ser tratados como sistemas que empregam os conceitos e operações definidas pela teoria de conjuntos fuzzy (Apêndice), bem como fazem uso do processo de inferência fuzzy a fim de desempenhar suas funções operacionais. Basicamente, estas funções



operacionais compreendem a fuzzificação das entradas do sistema, a inferência das regras associadas ao mesmo, a agregação das regras e a posterior defuzzificação do resultado da agregação, na qual vem a ser a saída, ou saídas, do sistema fuzzy.

Pode-se observar, com isso, que os sistemas de inferência fuzzy possuem funções distintas e claramente definidas. Assim, pode-se interpretar tais sistemas representando-os por um modelo multicamadas.

Tendo em vista as funções operacionais desempenhadas pelos sistemas de inferência fuzzy, é conveniente a representação dos mesmos por um modelo de três camadas. Logo, o sistema de inferência fuzzy proposto nesta dissertação pode ser dado pela composição seqüencial da camada de entrada, da camada de inferência das regras fuzzy e da camada de saída.

A camada de entrada tem por funcionalidade a conexão às variáveis de entrada (advindas do meio externo), com o sistema de inferência fuzzy, bem como a fuzzificação dessas utilizando para isso as funções de pertinência associadas a cada entrada.

Na camada de inferência das regras fuzzy, ou simplesmente camada de inferência, as variáveis de entrada fuzzificadas são combinadas entre si, segundo as regras definidas, utilizando como suporte as operações definidas na teoria de conjuntos fuzzy.

Os resultados de cada regra individual são agregados, segundo algum método específico, compondo desta maneira o conjunto fuzzy de saída. Esse conjunto então é defuzzificado resultando na saída do sistema de inferência fuzzy. O processo de agregação e o processo de defuzzificação do conjunto fuzzy de saída são executados pela camada de saída. É importante observar, com relação à camada de saída, que além desta executar os dois processos acima descritos, ela é responsável também por armazenar as funções de pertinência das variáveis de saída.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

Em seguida são apresentadas em mais detalhes as três camadas envolvidas com o sistema fuzzy multicamadas proposto.

(a) Camada de Entrada

Como apresentado anteriormente, a camada de entrada do sistema de inferência fuzzy tem por finalidade a conexão das entradas advindas do mundo real com o sistema fuzzy, bem como a fuzzificação destas entradas segundo as funções de pertinência associadas ao sistema fuzzy.

A fuzzificação das entradas do sistema tem por finalidade a determinação do grau de pertinência de cada entrada em relação aos conjuntos fuzzy associados a cada variável de entrada. Cada variável de entrada do sistema fuzzy podem estar associados tantos conjuntos fuzzy quanto necessários. Desta forma, dado um sistema fuzzy com uma única entrada e, a esta entrada, associadas N funções de pertinência, ou seja, N conjuntos fuzzy que definem a referida entrada, a saída da camada de entrada será um vetor coluna com N elementos representando os graus de pertinência da entrada em relação a estes conjuntos fuzzy.

Se for definida a entrada deste sistema fuzzy, de uma única entrada, pelo escalar x, a saída da camada de entrada do sistema fuzzy será o vetor $\boldsymbol{Y}$, ou seja:

$$\boldsymbol{Y}(x) = \boldsymbol{p}(x) = \begin{bmatrix} p_1(x) \\ p_2(x) \\ \vdots \\ p_N(x) \end{bmatrix} \tag{3.1}$$

onde $p_k(.)$ representa a função de pertinência definida para a entrada x referente ao k-ésimo conjunto fuzzy associado a esta entrada.

A generalização do conceito de camada de entrada para um sistema fuzzy possuindo m variáveis de entrada é realizada se cada uma dessas entradas do sistema fuzzy for modelada como uma subcamada da camada de

entrada. Assim, o vetor de saída da camada de entrada $\boldsymbol{Y}(\boldsymbol{x})$ pode ser dado como apresentado em (3.2), ou seja:

$$\boldsymbol{Y}(\boldsymbol{x}) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{Y}^{(1)} \\ \boldsymbol{Y}^{(2)} \\ \vdots \\ \boldsymbol{Y}^{(m)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{p}^{(1)}(x_1) \\ \boldsymbol{p}^{(2)}(x_2) \\ \vdots \\ \boldsymbol{p}^{(m)}(x_m) \end{bmatrix} \tag{3.2}$$

onde x_i é a i-ésima entrada do sistema fuzzy, $\boldsymbol{p}^{(k)}(.)$ é o k-ésimo vetor de função de inferência fuzzy associado à entrada x_k e $\boldsymbol{Y}^{(k)}$. Cada subcamada possui seus conjuntos fuzzy definidos pelo vetor de funções de inferência fuzzy $\boldsymbol{p}^{(k)}(.)$.

Portanto, o vetor $\boldsymbol{Y}(\boldsymbol{x})$ dado em (3.2) passa a ser definido como a concatenação vetorial dos vetores $\boldsymbol{Y}^{(1)}$, $\boldsymbol{Y}^{(2)}$, ..., $\boldsymbol{Y}^{(m)}$. Para um sistema constituído de duas variáveis de entrada, a expressão (3.2) seria dada por:

$$\boldsymbol{Y}(\boldsymbol{x}) = [\underbrace{p_1^{(1)}(x_1)\ p_2^{(1)}(x_1)\ \cdots\ p_N^{(1)}(x_1)}_{\boldsymbol{p}^{(1)}(x_1)}\ \mid\ \underbrace{p_1^{(2)}(x_2)\ p_2^{(2)}(x_2)\ \cdots\ p_N^{(2)}(x_2)}_{\boldsymbol{p}^{(2)}(x_2)}]^T \tag{3.3}$$

Como exemplo, a Figura 3.1 ilustra os conjuntos fuzzy associados a um sistema de duas entradas, x_1 e x_2 , com três conjuntos fuzzy em cada uma.

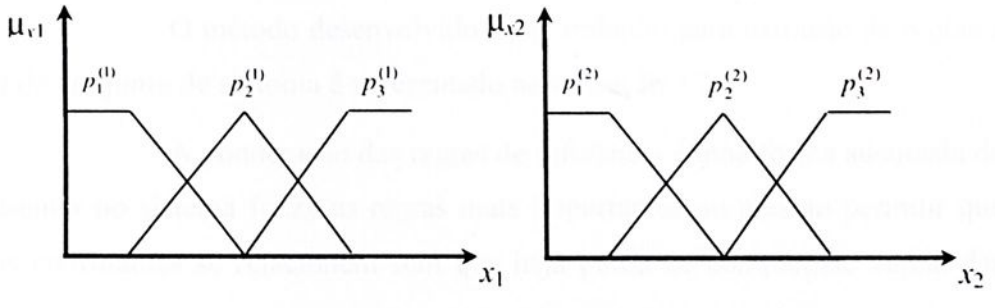


Figura 3.1 – Representação das entradas do sistema fuzzy multicamadas.

Como mencionado anteriormente, as funções de pertinência têm a propriedade de definirem os conjuntos fuzzy associados a cada entrada. Na camada de entrada, são as funções de pertinência que determinam o grau de pertinência de cada variável em relação ao conjunto fuzzy que essas definem.

unesp

As funções de pertinência podem ser definidas por qualquer função. O único requisito para tais funções é que as mesmas estejam definidas no domínio fechado [0,1]. Porém, é conveniente que as funções de pertinência sejam definidas de forma simples e conveniente para a respectiva implementação computacional, tendo como objetivo uma maior velocidade de processamento e uso racional de memória.

(b) Camada de Inferência

A camada de inferência de um sistema fuzzy tem por funcionalidade o processamento das regras de inferência fuzzy definidas para o mesmo. Outra funcionalidade da camada de inferência é a de proporcionar uma base de conhecimento sobre o processo em questão. Da mesma forma que as subcamadas da camada de entrada, as regras de inferência são processadas de forma conjunta.

Dentro deste contexto, a definição deste conjunto de regras é de fundamental importância para o correto funcionamento do sistema de inferência fuzzy. Diversos são os métodos para extração das regras fuzzy a partir do conjunto de dados de ajuste.

O método desenvolvido neste trabalho para extração de regras a partir do conjunto de sintonia é apresentado na subseção 3.2.2.

A ponderação das regras de inferência é uma forma adequada de representar no sistema fuzzy as regras mais importantes ou mesmo permitir que regras conflitantes se relacionem sem que haja perda de completude verbal das regras.

Desta forma, pode-se expressar a *i*-ésima regra fuzzy como em (3.4), ou seja:

$$R_i(\boldsymbol{Y}(\boldsymbol{x})) = w_i r_i(\boldsymbol{Y}(\boldsymbol{x})) \tag{3.4}$$

onde $R_i(.)$ é a função que representa o valor ponderado da *i*-ésima regra fuzzy, w_i é o fator de ponderação da *i*-ésima regra fuzzy e $r_i(.)$ representa o valor fuzzy da *i*-ésima regra fuzzy.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

(c) Camada de Saída

A camada de saída do sistema de inferência fuzzy tem por finalidade a agregação das regras de inferência, bem como a defuzzificação do conjunto fuzzy gerado pela agregação das regras de inferência.

No projeto de sistemas de inferência fuzzy, a escolha tanto do método de agregação como do método de defuzzificação constitui uma decisão importante. O método de agregação das regras de inferência fuzzy deve ser tal que o conjunto fuzzy resultante da agregação seja capaz de inferir adequadamente o conhecimento explicitado pelo conjunto de regras fuzzy do mesmo. De forma análoga, o método escolhido para a defuzzificação deve ser capaz de expressar, em um valor não fuzzy, o conjunto fuzzy resultante da agregação fuzzy.

Além destes aspectos operacionais, os métodos de agregação e defuzzificação devem atender os requisitos de desempenho computacional, a fim de reduzir o esforço computacional necessário ao processamento do sistema fuzzy. Neste trabalho, utiliza-se como método de agregação o operador "máximo" e para a defuzzificação o método "centro de área" (PEDRYCZ & GOMIDE, 1998), o qual produzirá a única saída defuzzificada do sistema.

Neste trabalho, a camada de saída do sistema fuzzy também é ajustada, sendo a mesma representada por conjuntos fuzzy da camada de saída. O ajuste desta camada ocorre de forma semelhante ao da camada de entrada e será apresentado no Capítulo 4 detalhes deste ajuste para o problema proposto neste trabalho de mestrado.



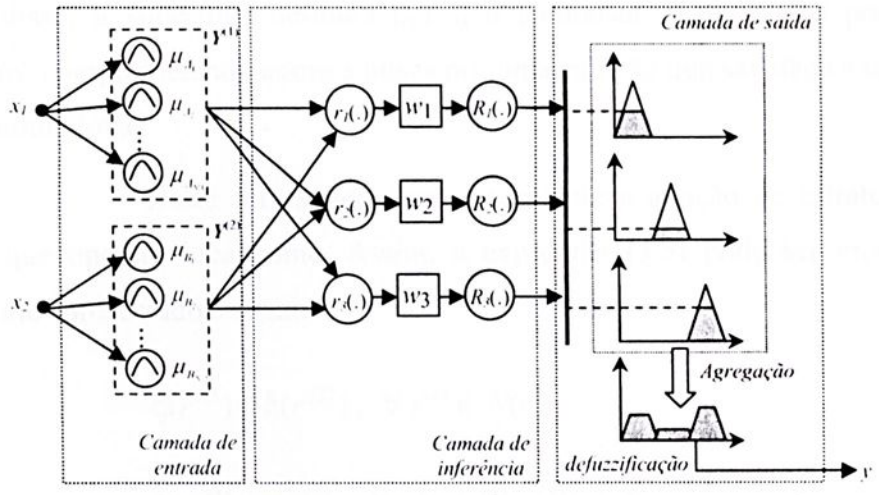


Figura 3.2 – Sistema fuzzy multicamada.

A Figura 3.2 apresenta um diagrama esquemático do modelo fuzzy multicamadas para um sistema composto de duas entradas e três regras de inferência ativadas.

3.2.2 Ajuste Estrutural de Sistemas de Inferência Fuzzy

O algoritmo de criação de base de regras empregado neste trabalho é baseado no algoritmo de otimização *Hill Clibing* (ROGER JANG *et al.*, 1997). Assim, o procedimento desenvolvido tem o objetivo de realizar uma busca em um determinado espaço válido. Formalmente, dado um espaço de busca S e um conjunto factível F, $F \subseteq S$, deve-se encontrar r^* tal que a expressão (3.5) seja verdadeira, ou seja:

$$\xi(r^*) \leq \xi(r) \; ; \quad \forall r \in F \tag{3.5}$$

onde $\xi(.)$ representa a função custo associada ao sistema fuzzy, r é uma determinada base de regras pertencente ao conjunto de todas as bases de regras válidas e r^* configura a base de regras que fornece o menor valor para a função custo em relação à região factível F.

No entanto, a busca de uma base de regras que minimize a função custo ξ configura uma sistemática complexa visto que o universo F representando todas as bases de regras factíveis, possui inúmeras possibilidades.

Além disso, a superfície definida por ξ é composta de múltiplos pontos de mínimos, comprometendo assim a busca por uma solução que satisfaça a condição de mínimo global.

Desta forma, torna-se conveniente a adoção de estratégias de busca que operem localmente. Assim, a expressão (3.5) pode ser modificada conforme apresentado a seguir:

$$\xi(r^{(1)}) \leq \xi(r^{(2)}) ; \ \forall \, r^{(2)} \in N(r^{l}) \tag{3.6}$$

onde:

$$N(r^{(1)}) = \{r^{(2)} \in F : dist(r^{(1)}, r^{(2)}) \leq \varepsilon\} \tag{3.7}$$

onde $dist(r^{(1)}, r^{(2)})$ é uma função que determina a distância entre $r^{(1)}$ e $r^{(2)}$, e ε é uma constante que define o raio da função vizinhança $N(.)$.

Portanto, devido à complexidade do processo de busca de uma base de regras que satisfaça a condição (3.5), o algoritmo de otimização estrutural proposto neste trabalho opera em duas fases distintas. Na primeira fase são sorteadas diversas bases de regras. A base de regras que fornecer o menor custo é aceita. Desta maneira, o espaço de busca ficará restrito a uma determinada região definida pelo conjunto $N(r^{(1)})$, onde $r^{(1)}$ representa a base de regras sorteada que apresentou o menor custo frente às demais.

Tendo como ponto inicial a base de regras $r^{(1)}$ escolhida na primeira fase, tem-se na segunda fase a realização do ajuste local por meio da inserção de pequenas perturbações na base de regras original. Caso a perturbação inserida proporcione uma redução do custo, tal perturbação é aceita e o processo continua até que não se observe melhoria significativa no sistema por um determinado número de iterações. O algoritmo de extração de regras baseado na abordagem descrita é apresentado na Figura 3.3.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

```
Inicializar o sistema fuzzy
R1 ← Selecionar uma base de regras aleatória
Contador ← 0
REPITA
  R2 ← Selecionar uma base de regras
       aleatória
  SE custo(R2)< custo(R1)
    ENTÃO
      R1 ← R2
      Contador ← Contador + 1
  FIM SE
ATÉ Contador muito grande

Contador ← 0
REPITA
  R2 ← Inserir uma pequena perturbação em R1
  SE custo(R2)< custo(R1)
    ENTÃO
      R1 ← R2
      Contador ← Contador + 1
  FIM SE
ATÉ Contador muito grande
```

Figura 3.3 – Algoritmo de extração de regras fuzzy.

3.2.3 Ajuste Paramétrico de Sistemas de Inferência Fuzzy

A formalização de um sistema de inferência fuzzy na forma de um sistema multicamadas, como apresentado na subseção 3.2.1, pode ser justificada não só pela divisão operacional distinta de cada uma destas camadas, mas também, pela presença em cada qual de parâmetros livres distintos. Como apresentado anteriormente, tem-se na camada de entrada os parâmetros das funções de pertinência dos conjuntos fuzzy do espaço de entrada do sistema, na camada de inferência fuzzy tem-se a ponderação das regras e na camada de saída os parâmetros das funções de pertinência dos conjuntos fuzzy do espaço de saída.

Considerando que o conjunto de ajuste $\{x, y\}$ é fixo durante todo o processo de ajuste, então a função custo responsável pela sintonia dos parâmetros livres do mapeamento fuzzy g: $x \rightarrow y$ pode ser escrita da seguinte forma:

$$\xi_g = \xi\left(\boldsymbol{h}^{(1)}, \boldsymbol{h}^{(2)}, \boldsymbol{h}^{(3)}\right) \tag{3.8}$$

onde $\boldsymbol{h}^{(1)}$, $\boldsymbol{h}^{(2)}$ e $\boldsymbol{h}^{(3)}$ representam respectivamente os vetores dos parâmetros das funções de pertinência de entrada, o vetor da ponderação das regras de inferência e o vetor dos parâmetros das funções de pertinência de saída.

Assim, após a minimização local da função custo ξ_g, os diversos parâmetros livres incorporados nos vetores $\boldsymbol{h}^{(1)}$, $\boldsymbol{h}^{(2)}$ e $\boldsymbol{h}^{(3)}$ corresponderão aos valores que minimizam localmente a respectiva função custo.

Logo, o problema de ajuste paramétrico de um sistema de inferência fuzzy pode ser interpretado como sendo um problema de otimização irrestrita podendo este ser resolvido por qualquer método disponível para tal. Neste trabalho, utilizou-se o método do gradiente descendente para a minimização da função custo e o cálculo do gradiente foi estimado pelo emprego do método de equações a diferenças.

Para elucidar este processo de ajuste, considera-se um sistema fuzzy tendo na camada de entrada uma variável com duas funções de pertinência gaussiana, a camada de inferência composta de três regras e a camada de saída com uma variável composta por duas funções de pertinência gaussiana. Assim sendo, os vetores de parâmetros $\boldsymbol{h}^{(1)}$, $\boldsymbol{h}^{(2)}$ e $\boldsymbol{h}^{(3)}$ serão dados por:

$$\boldsymbol{h}^{(1)} = [\mu_1^e \quad \sigma_1^e \quad \vdots \quad \mu_2^e \quad \sigma_2^e]^T \tag{3.9}$$

$$\boldsymbol{h}^{(2)} = [w_1 \quad w_2 \quad w_3]^T \tag{3.10}$$

$$\boldsymbol{h}^{(3)} = [\mu_1^s \quad \sigma_1^s \quad \vdots \quad \mu_2^s \quad \sigma_2^s]^T \tag{3.11}$$

onde μ_i^e e σ_i^e são respectivamente a média e a variância da i-ésima função de pertinência de entrada; w_1, w_2 e w_3 são os fatores de ponderação das regras fuzzy; μ_i^s e σ_i^s são respectivamente a média e a variância da i-ésima função de pertinência de saída.

Para o caso de ajuste camada a camada, basta aplicar então o método do gradiente descendente em cada uma delas. Para o caso da segunda

camada, representando os fatores de ponderação das regras, tem-se a seguinte expressão:

$$\boldsymbol{h}^{(2)}(k) = \boldsymbol{h}^{(2)}(k-1) + \eta \cdot \nabla\xi(\boldsymbol{h}^{(2)}(k-1)) \tag{3.12}$$

sendo η a taxa de aprendizagem. Neste caso, o vetor gradiente $\nabla\xi(\boldsymbol{h}^{(\cdot)})$ pode ser dado de forma genérica por:

$$\nabla\xi(\boldsymbol{h}^{(\cdot)}) = \left[\frac{\partial\xi}{\partial h_1^{(\cdot)}} \quad \frac{\partial\xi}{\partial h_2^{(\cdot)}} \quad \cdots \quad \frac{\partial\xi}{\partial h_n^{(\cdot)}} \right]^T \tag{3.13}$$

onde $h_i^{(\cdot)}$ representa o i-ésimo elemento do vetor de parâmetros $\boldsymbol{h}^{(\cdot)}$ e n é o número de elementos deste vetor. Neste caso, como a expressão analítica do vetor gradiente é de difícil obtenção, utiliza-se a aproximação numérica do mesmo por meio do método de equações a diferenças (DENNIS & SCHNABEL, 1983), ou seja:

$$\frac{\partial\xi}{\partial h_i^{(\cdot)}} \cong \frac{\xi(\boldsymbol{h}^{(\cdot)} + \rho \cdot \boldsymbol{e}_i) - \xi(\boldsymbol{h}^{(\cdot)})}{\rho} \tag{3.14}$$

onde ρ é um valor muito pequeno e $\boldsymbol{e}_i = [0\ 0 \ldots 1 \ldots 0]^T$, sendo que o elemento igual a 1 ocupa a posição i.

A função custo ξ_g, neste caso, é a própria função erro quadrático médio em relação aos p padrões de sintonia, ou seja:

$$\xi_g = \frac{1}{p}\sum_{k=1}^{p} \xi_{g(k)} \tag{3.15}$$

sendo que $\xi_{g(k)}$ é o erro quadrático em relação ao k-ésimo padrão de treinamento, ou seja:

$$\xi_{g(k)} = (d_k - y_k)^2 \tag{3.16}$$

onde d_k é o valor da saída desejada em relação ao k-ésimo padrão de treinamento e y_k é a saída fornecida pelo sistema fuzzy também em relação ao k-ésimo padrão de treinamento.

unesp

A Figura 3.4 ilustra o algoritmo de sintonia paramétrica proposto neste trabalho quando aplicado na otimização da camada $\boldsymbol{h}^{(2)}$.

```
Inicializar os parâmetros livres do sistema fuzzy
  multicamadas
Codificar os parâmetros em h(1), h(2) e h(3)
Deixar h(1) e h(3) fixos
Época ← 0
REPITA
  PARA todos os padrões de sintonia FAÇA
    Propagar padrão camada a camada e obter saída yk
    Guardar o erro quadrático do respectivo padrão
    Calcular ∇ξ(h(2)) por (3.13)
    Atualizar h(2) por (3.12)
  FIM PARA
  Obter o erro quadrático médio ξq
  Época ← Época + 1
ATÉ (ξq < ε) OU (Época muito grande)
```

Figura 3.4 – Algoritmo de sintonia paramétrica.

Os procedimentos para os ajustes das camadas $\boldsymbol{h}^{(1)}$ e $\boldsymbol{h}^{(3)}$ são similares àqueles fornecidos na Figura 3.4.

3.2.4 Considerações Sobre o Sistema Fuzzy Multicamadas

A especificação do sistema fuzzy multicamadas proposto neste trabalho pode então ser realizada definindo-se além do número de entradas do mesmo, o número de funções de pertinência associadas a cada uma destas entradas e o número de funções de pertinência para a saída do mesmo.

Assim, como exemplo do sistema fuzzy multicamadas proposto, toma-se um sistema de duas entradas e para cada uma das entradas tem-se três funções de pertinência gaussianas associadas. Supõe-se ainda que a variável de saída tem duas funções de pertinência gaussiana associadas e uma base de regras composta de cinco regras. Admitindo-se que cada função gaussiana possui dois parâmetros livres de ajuste, a média e a variância, então a camada de entrada possuirá 12 parâmetros livres de ajuste, da mesma maneira que a camada de saída

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

possuirá 4 parâmetros de ajuste. Como cada regra possui um fator de ponderação, a base de regras possuirá cinco parâmetros de ajuste. Desta forma, tem-se que o número total de parâmetros livres a serem ajustados será 21.

Neste trabalho, foi empregado o ajuste camada a camada, onde os parâmetros livres de cada camada são ajustados em fases distintas do algoritmo de ajuste paramétrico (Figura 3.4). Durante a fase de teste do algoritmo proposto verificou-se uma maior eficiência da sintonia do sistema fuzzy quando a mesma foi realizada camada a camada.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

CAPÍTULO 4

RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo, serão apresentados os resultados de simulações computacionais obtidos por meio da metodologia fuzzy proposta, a qual visa a estimação da concentração dos gases dissolvidos no óleo isolante de transformadores. Para este propósito, na Seção 4.1 será apresentada a estrutura do sistema fuzzy multicamadas aplicado na estimação da concentração dos gases dissolvidos no óleo isolante de transformadores a partir dos resultados advindos dos ensaios físico-químicos. Na Seção 4.2 em diante, os resultados obtidos são apresentados, bem como são comparados com aqueles computados pela abordagem *ANFIS*.

4.1 Estruturação do Sistema Fuzzy Multicamadas Aplicado na Estimação da Concentração de Gases

O objetivo deste trabalho consiste na estimação da concentração dos gases dissolvidos em óleo isolante de transformadores a partir da abordagem fuzzy multicamadas, tendo como base os resultados advindos dos ensaios físico-químicos. Assim, deseja-se estimar a concentração do hidrogênio (H_2), do oxigênio (O_2), do nitrogênio (N_2), do monóxido de carbono (CO), do dióxido de carbono (CO_2), do metano (CH_4), do etileno (C_2H_4), do etano (C_2H_6) e do acetileno (C_2H_2).

A estimação da concentração de cada um dos gases acima listados foi realizada utilizando um sistema fuzzy para cada um. Assim, nove sistemas fuzzy multicamadas foram desenvolvidos e ajustados com a finalidade de, a partir dos resultados advindos dos ensaios físico-químicos, estimarem as

concentrações dos respectivos gases dissolvidos no óleo isolante de transformadores, os quais são obtidos por meio de ensaios cromatográficos. A Figura 4.1 apresenta o diagrama esquemático dos sistemas de inferência fuzzy desenvolvidos para realizarem o mapeamento proposto.

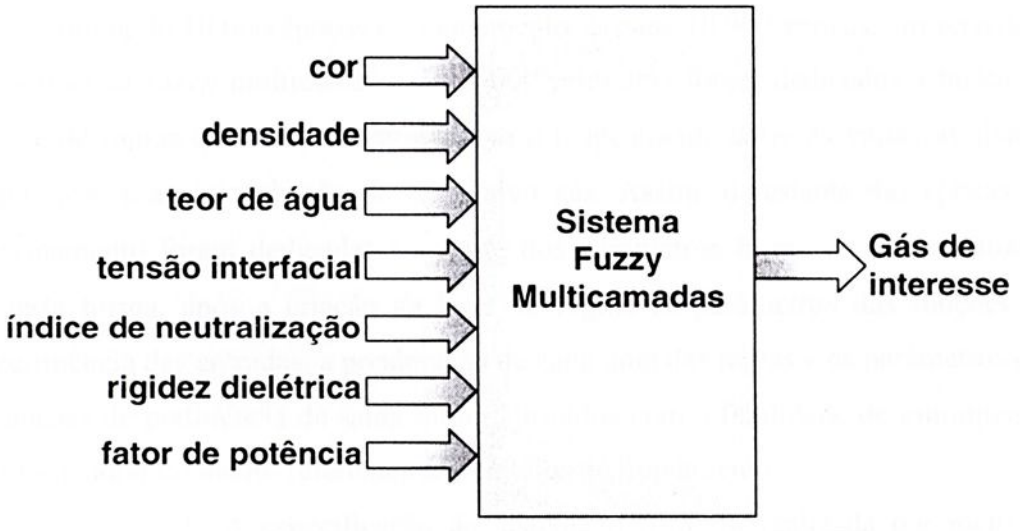


Figura 4.1 – Diagrama esquemático dos sistemas de inferência fuzzy empregados no mapeamento entre as variáveis físico-químicas e a concentração dos gases dissolvidos no óleo isolante de transformadores.

O conjunto de sintonia empregado para o ajuste dos sistemas de inferência fuzzy foi constituído de 756 padrões. O conjunto de teste empregado na validação dos sistemas fuzzy desenvolvidos foi formado de 30 padrões escolhidos aleatoriamente fora do conjunto de treinamento.

A comparação de desempenho entre a abordagem fuzzy desenvolvida neste trabalho e a abordagem *ANFIS* foi realizada pelo erro relativo médio entre os valores obtidos pelo sistema fuzzy e os valores verdadeiros fornecidos pelo conjunto de teste, ou seja:

$$ERM = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} ER_i \tag{4.1}$$

$$ER_i = \left| \frac{t_i - y_i}{t_i} \right| \tag{4.2}$$

onde ER_i é o erro relativo referente ao i-ésimo padrão de teste, ERM é o valor do erro relativo médio, N é o número de padrões junto ao conjunto de teste, t_i

representa o *i*-ésimo padrão do conjunto de teste e y_i é o resultado fornecido pelo sistema fuzzy em relação ao *i*-ésimo padrão do conjunto de teste.

Para cada um dos gases, a sintonia dos respectivos sistemas fuzzy, tanto na abordagem fuzzy multicamadas como na abordagem ANFIS, foi constituída de 10.000 épocas de treinamento. Destas 10.000 épocas, em relação à abordagem fuzzy multicamadas, as 2.000 primeiras foram dedicadas à busca da base de regras que melhor representava o mapeamento entre as variáveis físico-químicas e a concentração do respectivo gás. Assim, o restante das épocas de treinamento foram dedicadas ao ajuste dos parâmetros livres do sistema fuzzy. Desta forma, após a criação da base de regras os parâmetros das funções de pertinência das entradas, a ponderação de cada uma das regras e os parâmetros das funções de pertinência de saída foram ajustados com a finalidade de minimizar o erro quadrático médio referentes aos padrões de treinamento.

A especificação do sistema *ANFIS* foi realizada por meio de exaustivas simulações. A estrutura que melhor se adequou foi utilizada nas comparações realizadas.

4.2 Estimação da Concentração do Gás Hidrogênio

O gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas para estimação da concentração do gás hidrogênio (H_2) é apresentado na Figura 4.2. Após 10.000 épocas de treinamento, o erro quadrático médio atingido foi 0,0113.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

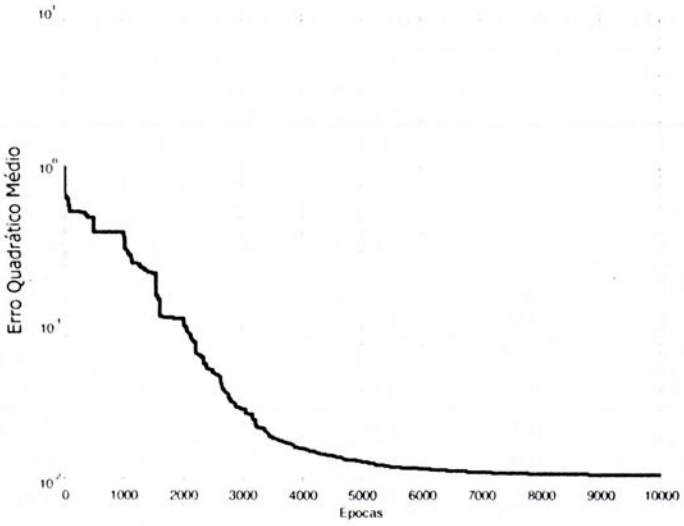


Figura 4.2 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás H_2).

A Tabela 4.1 apresenta o conjunto de teste referente à concentração de hidrogênio.

Tabela 4.1 – Conjunto de padrões de teste (Gás H_2).

Padrão	Cor	Densidade relativa	Tensão interfacial (dyn/cm)	Teor de água (ppm)	Índice de neutralização (mg KOH)	Rigidez dielétrica (kV)	Fator de potência (%)	H_2 Real (ppm)
1	2,0	0,8786	24,0	19	0,100	51,0	2,80	130
2	3,5	0,8820	18,0	42	0,360	24,0	7,10	220
3	2,0	0,8740	29,5	22	0,068	46,1	2,60	143
4	3,0	0,8520	17,0	49	0,440	22,0	8,20	120
5	1,5	0,8820	19,0	49	0,190	25,0	3,10	170
6	2,5	0,8730	25,0	21	0,120	49,0	3,80	110
7	1,0	0,8730	31,0	26	0,032	42,9	0,30	150
8	3,5	0,8883	18,0	55	0,311	25,0	15,0	200
9	1,5	0,8779	37,0	22	0,044	51,0	0,20	140
10	2,0	0,8900	23,0	28	0,100	36,0	2,80	120
11	2,5	0,8830	17,5	35	0,665	52,4	4,20	188
12	3,0	0,8523	17,5	60	0,347	20,0	15,0	150
13	2,0	0,8786	27,0	20	0,098	50,0	3,00	160
14	2,5	0,8860	20,0	52	0,120	16,0	3,70	170
15	2,0	0,8650	23,0	21	0,098	51,0	4,10	120
16	3,0	0,8757	18,0	34	0,322	32,6	2,74	170
17	1,5	0,8520	18,5	49	0,228	22,1	3,70	143
18	0,5	0,8500	26,0	21	0,022	43,2	1,10	140
19	1,0	0,8659	26,0	28	0,042	39,0	12,0	120
20	1,0	0,8720	28,0	23	0,047	43,0	2,60	130
21	2,5	0,8780	18,0	65	0,280	15,0	4,40	170
22	1,5	0,8683	22,0	17	0,084	51,0	3,20	82
23	1,0	0,8530	25,0	14	0,056	59,0	3,10	86
24	2,0	0,8900	23,0	23	0,130	46,0	2,60	160
25	1,0	0,8663	33,0	35	0,033	30,0	0,40	200
26	2,0	0,8600	23,0	34	0,120	33,0	3,20	120
27	2,0	0,8327	24,0	37	0,100	27,0	14,0	120
28	2,0	0,8540	15,0	19	0,377	51,1	3,70	110
29	2,0	0,8820	23,0	16	0,130	54,0	3,40	170
30	2,0	0,8820	2,0	38	0,210	23,0	3,30	170

A Figura 4.3 apresenta, através de barras verticais, os valores reais da concentração de hidrogênio para os padrões de teste, bem como os valores estimados da concentração de hidrogênio através da abordagem fuzzy multicamadas.



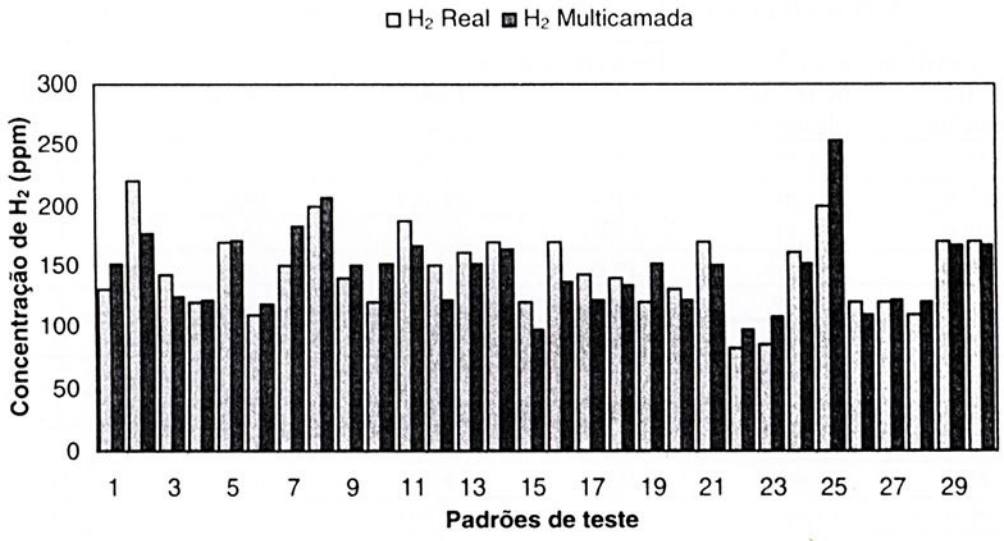


Figura 4.3 – Gráfico de valores reais e valores estimados (Gás H_2).

A Tabela 4.2 fornece os valores numéricos da concentração de hidrogênio estimada através da abordagem fuzzy proposta e os valores estimados através da abordagem *ANFIS*. Pode-se verificar através do gráfico da Figura 4.3 e dos valores apresentados na Tabela 4.2 que o sistema de inferência fuzzy desenvolvido para estimação da concentração de hidrogênio forneceu resultados razoáveis ao problema proposto. O erro relativo médio referente à estimação da concentração de hidrogênio pela abordagem fuzzy proposta foi de 0,1197, tendo um desvio padrão 0,0850. Este valor de desvio padrão indica que o erro relativo está situado em uma pequena região em torno do valor médio do erro.

Tabela 4.2 – Valores de Estimação da Concentração (Gás H_2).

Padrão	H_2 (ppm) real	Abordagem fuzzy proposta		Abordagem *ANFIS*	
		H_2 (ppm) estimado	Erro Relativo	H_2 (ppm) estimado	Erro Relativo
1	130	152,00	0,17	17,33	0,87
2	220	177,48	0,19	46,38	0,79
3	143	123,99	0,13	15,32	0,89
4	120	121,47	0,01	122,37	0,02
5	170	171,32	0,01	98,67	0,42
6	110	118,25	0,07	19,25	0,82
7	150	182,35	0,22	44,01	0,71
8	200	206,79	0,03	205,38	0,03
9	140	150,00	0,07	99,73	0,29
10	120	150,85	0,26	109,91	0,08
11	188	167,21	0,11	240,15	0,28
12	150	121,41	0,19	146,46	0,02
13	160	152,15	0,05	8,88	0,94
14	170	163,53	0,04	57,53	0,66
15	120	97,65	0,19	-0,42	1,00
16	170	137,08	0,19	-16,59	1,10
17	143	121,60	0,15	82,22	0,43
18	140	133,04	0,05	6,48	0,95
19	120	151,63	0,26	202,76	0,69
20	130	120,76	0,07	28,91	0,78
21	170	150,67	0,11	98,96	0,42
22	82	98,01	0,20	-6,45	1,08
23	86	107,98	0,26	-12,84	1,15
24	160	150,85	0,06	89,91	0,44
25	200	253,06	0,27	-27,35	1,14
26	120	109,27	0,09	55,77	0,54
27	120	122,04	0,02	53,52	0,55
28	110	119,77	0,09	152,48	0,39
29	170	166,59	0,02	16,35	0,90
30	170	167,03	0,02	159,20	0,06

A Tabela 4.3 sintetiza os resultados apresentados tanto pela abordagem fuzzy proposta como pela abordagem *ANFIS* referente à estimação da concentração do gás hidrogênio.



Tabela 4.3 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás H_2).

Abordagem	Conjunto de treinamento	Conjunto de teste	
	Erro quadrático médio	Erro relativo médio	Desvio padrão do erro
Abordagem fuzzy proposta	0,0113	0,1197	0,0850
ANFIS	0,0145	0,6145	0,3613

Através da Tabela 4.3 pode-se verificar que apesar do erro quadrático médio apresentado no treinamento ser próximo nas duas abordagens, a abordagem *ANFIS* apresentou resultados inferiores àqueles fornecidos pela abordagem fuzzy proposta neste trabalho com relação aos padrões de teste.

4.3 Estimação da Concentração do Gás Oxigênio

O gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas para estimação da concentração do gás oxigênio (O_2) é apresentado na Figura 4.4. Após as 10.000 épocas de treinamento o erro quadrático médio atingido foi de 0,1465.

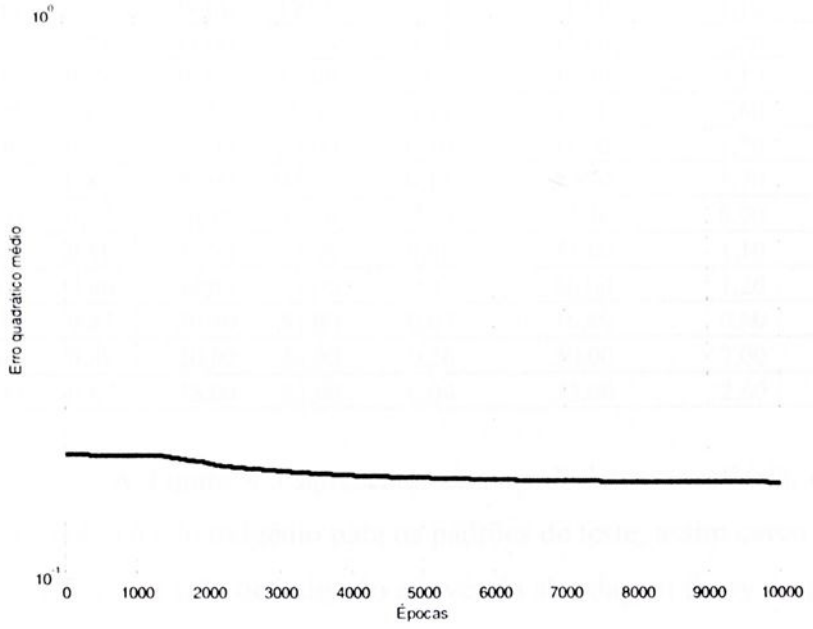


Figura 4.4 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás O_2).

A Tabela 4.4 apresenta o conjunto de teste referente à concentração de oxigênio.

Tabela 4.4 – Conjunto dos padrões de teste (Gás O_2).

Padrão	Cor	Densidade relativa	Tensão interfacial (dyn/cm)	Teor de água (ppm)	Índice de neutralização (mg KOH)	Rigidez dielétrica (kV)	Fator de potência (%)	O_2 Real (ppm)
1	1,00	0,85	27,00	25,00	0,02	45,00	1,30	12000,00
2	2,50	0,87	25,00	21,00	0,12	49,00	3,80	12000,00
3	1,50	0,87	21,50	21,00	0,11	48,00	3,10	12800,00
4	0,50	0,85	35,00	17,00	0,01	51,00	0,60	12000,00
5	1,50	0,85	27,00	15,00	0,03	51,00	1,13	13000,00
6	1,50	0,89	28,00	24,00	0,05	44,00	2,20	13000,00
7	1,50	0,89	28,00	24,00	0,05	44,00	2,20	13000,00
8	1,50	0,87	26,00	24,00	0,02	46,00	2,10	12000,00
9	2,00	0,88	24,00	38,00	0,08	28,00	3,20	13000,00
10	1,50	0,87	22,00	19,00	0,06	54,70	2,10	11000,00
11	2,50	0,89	26,00	22,00	0,04	3,10	3,00	12000,00
12	1,50	0,88	25,00	39,00	0,10	28,00	2,10	13000,00
13	2,50	0,88	17,50	35,00	0,67	52,40	4,20	12400,00
14	2,00	0,89	23,00	23,00	0,13	46,00	2,60	12000,00
15	1,00	0,88	37,50	20,00	0,02	50,00	0,20	13000,00
16	1,00	0,87	30,00	43,00	0,03	26,00	1,20	15000,00
17	2,50	0,88	24,00	22,00	0,09	50,30	2,76	12000,00
18	0,50	0,87	39,00	17,00	0,01	56,00	0,70	12000,00
19	1,00	0,86	29,00	19,00	0,03	51,00	1,10	13000,00
20	1,50	0,88	33,00	22,00	0,04	45,00	2,20	13000,00
21	1,00	0,88	30,00	16,00	0,05	49,50	2,10	13000,00
22	1,50	0,87	21,50	26,00	0,11	53,00	2,60	12000,00
23	1,00	0,87	22,00	23,00	0,10	41,00	1,70	12000,00
24	1,00	0,85	20,00	33,00	0,12	39,90	3,70	11000,00
25	1,00	0,87	36,10	41,00	0,04	23,30	0,70	15100,00
26	1,00	0,86	32,50	32,00	0,05	33,60	1,10	15000,00
27	1,00	0,86	32,00	21,00	0,03	56,00	1,20	14000,00
28	1,50	0,87	30,50	61,00	0,07	16,80	0,60	15000,00
29	3,00	0,88	20,00	24,00	0,26	50,00	7,00	12000,00
30	1,00	0,87	25,00	22,00	0,04	53,00	2,60	11000,00

A Figura 4.5 apresenta, através de barras verticais, os valores reais da concentração de oxigênio para os padrões de teste, assim como os valores estimados da concentração de oxigênio através da abordagem fuzzy proposta.



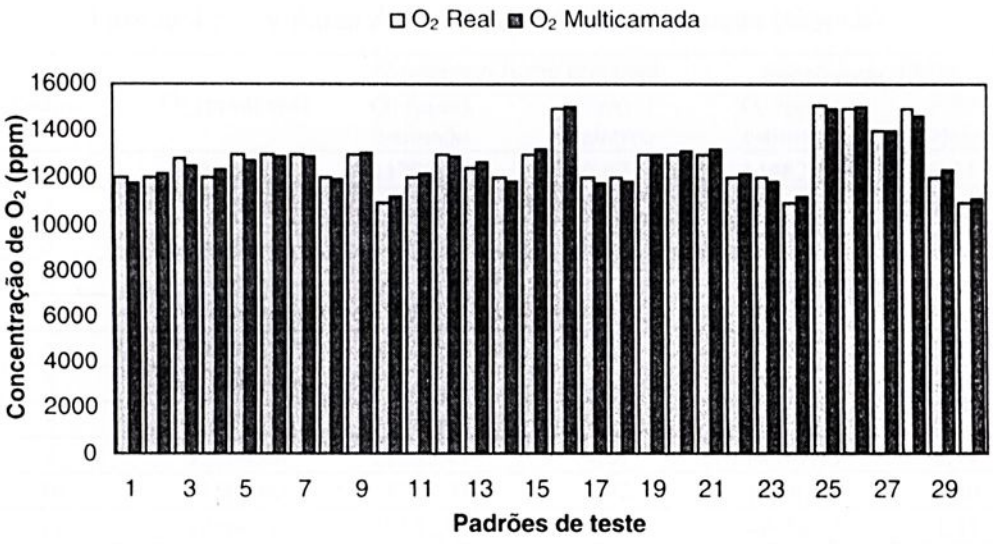


Figura 4.5 – Gráfico de valores reais e valores estimados (Gás O_2).

Apesar do processo de treinamento ser caracterizado por um erro quadrático médio relativamente alto se comparado com o erro quadrático médio de sintonia referente à concentração do gás hidrogênio, o erro relativo médio para estimação da concentração do gás oxigênio apresentou um valor bastante satisfatório como pode ser verificado através do gráfico da Figura 4.5.

Verifica-se ainda através do gráfico da Figura 4.5 e dos valores numéricos apresentados na Tabela 4.5 que o sistema de inferência fuzzy desenvolvido para estimação da concentração de oxigênio forneceu resultados considerados apropriados ao problema proposto.

O erro relativo médio referente à estimação da concentração de oxigênio pela abordagem fuzzy proposta foi de 0,0138, tendo um desvio padrão de 0,0074. Este valor de desvio padrão indica que o erro relativo está situado em uma pequena região em torno do valor médio do erro.

Tabela 4.5 – Valores de Estimação da Concentração (Gás O_2).

Padrão	O_2 (ppm) real	Abordagem fuzzy proposta		Abordagem *ANFIS*	
		O_2 (ppm) estimado	Erro Relativo	O_2 (ppm) estimado	Erro Relativo
1	12000,00	11790,90	0,02	14482,16	0,21
2	12000,00	12139,19	0,01	13196,28	0,10
3	12800,00	12468,93	0,03	12630,20	0,01
4	12000,00	12314,44	0,03	15194,55	0,27
5	13000,00	12702,35	0,02	3454,41	0,73
6	13000,00	12847,41	0,01	7952,05	0,39
7	13000,00	12847,41	0,01	7952,05	0,39
8	12000,00	11906,94	0,01	8353,27	0,30
9	13000,00	13065,47	0,01	14481,11	0,11
10	11000,00	11218,31	0,02	6554,56	0,40
11	12000,00	12142,01	0,01	-4929,12	1,41
12	13000,00	12910,64	0,01	10324,52	0,21
13	12400,00	12611,83	0,02	1571,37	0,87
14	12000,00	11867,20	0,01	21278,44	0,77
15	13000,00	13222,62	0,02	18769,11	0,44
16	15000,00	15031,36	0,00	10687,33	0,29
17	12000,00	11727,12	0,02	14326,08	0,19
18	12000,00	11823,34	0,01	11503,69	0,04
19	13000,00	12946,26	0,00	6988,48	0,46
20	13000,00	13131,04	0,01	14192,69	0,09
21	13000,00	13190,94	0,01	5303,09	0,59
22	12000,00	12130,35	0,01	12624,69	0,05
23	12000,00	11846,91	0,01	11404,28	0,05
24	11000,00	11226,33	0,02	11837,69	0,08
25	15100,00	14952,33	0,01	14302,08	0,05
26	15000,00	15044,37	0,00	15889,82	0,06
27	14000,00	13987,50	0,00	7300,99	0,48
28	15000,00	14629,29	0,02	14652,65	0,02
29	12000,00	12311,04	0,03	13083,02	0,09
30	11000,00	11131,24	0,01	15097,27	0,37

A Tabela 4.6 sintetiza os resultados apresentados tanto pela abordagem fuzzy proposta como pela abordagem *ANFIS* referente à estimação da concentração do gás oxigênio.

Tabela 4.6 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás O_2).

Abordagem	Conjunto de treinamento	Conjunto de teste	
	Erro quadrático Médio	Erro relativo médio	Desvio padrão do erro
Abordagem fuzzy proposta	0,1465	0,0138	0,0074
ANFIS	0,1618	0,3183	0,3147

Pode-se verificar através da Tabela 4.6 que os resultados apresentados pela abordagem fuzzy proposta foram superiores a aqueles apresentados pela abordagem *ANFIS*. Verifica-se ainda, que apesar do erro quadrático médio de treinamento da abordagem A*NFIS* ser próximo ao obtido pela abordagem fuzzy proposta, o erro relativo médio e o desvio padrão de teste da abordagem *ANFIS* são elevados quando comparados com a primeira abordagem.

4.4 Estimação da Concentração do Gás Nitrogênio

O gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas para estimação da concentração do gás nitrogênio (N_2) é apresentado na Figura 4.6. Após as 10.000 épocas de treinamento o erro quadrático médio atingido foi de 0,0611.

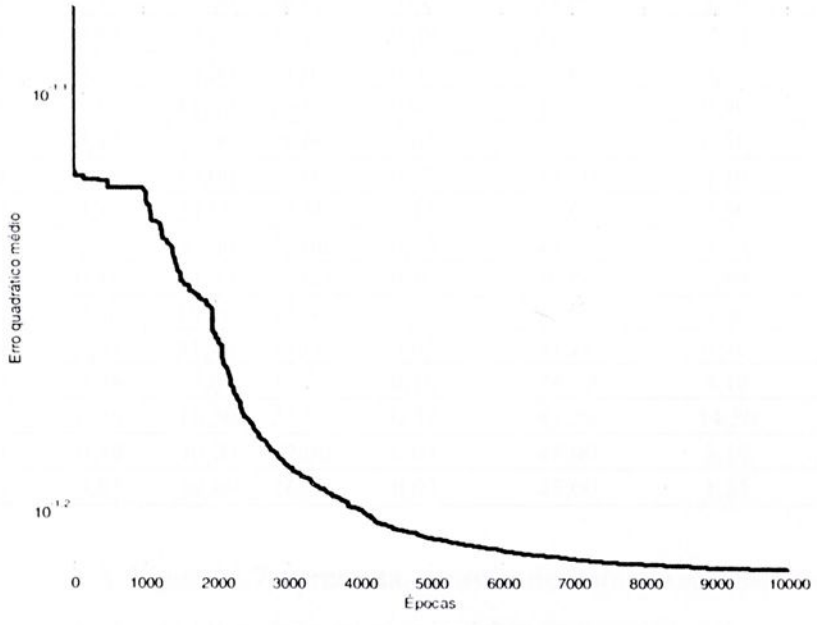


Figura 4.6 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás N_2).

A Tabela 4.7 apresenta o conjunto de teste referente à concentração de nitrogênio.

Tabela 4.7 – Conjunto dos padrões de teste (Gás N_2).

Padrão	Cor	Densidade relativa	Tensão interfacial (dyn/cm)	Teor de água (ppm)	Índice de neutralização (mg KOH)	Rigidez dielétrica (kV)	Fator de potência (%)	N_2 Real (ppm)
1	1,00	0,86	25,00	27,00	0,10	37,00	1,60	53000,00
2	2,50	0,88	18,00	50,00	0,22	25,00	1,52	50000,00
3	2,00	0,89	23,00	23,00	0,13	46,00	2,60	58000,00
4	2,50	0,88	16,50	25,00	0,59	46,10	4,10	52000,00
5	1,00	0,87	32,00	21,00	0,03	50,00	2,30	50000,00
6	1,00	0,86	30,00	18,00	0,01	53,30	1,12	48000,00
7	1,00	0,88	23,00	20,00	0,06	49,00	2,80	52000,00
8	1,00	0,87	32,00	25,00	0,03	49,00	1,20	51000,00
9	2,00	0,88	26,00	59,00	0,10	18,00	2,30	55000,00
10	3,00	0,88	20,00	29,00	0,23	32,00	7,10	54000,00
11	0,50	0,85	39,00	12,00	0,01	59,00	0,19	41000,00
12	0,50	0,86	34,00	25,00	0,01	48,10	1,10	55000,00
13	1,50	0,87	31,00	39,00	0,04	23,00	1,70	55000,00
14	1,00	0,85	22,00	30,00	0,05	45,10	1,70	49000,00
15	1,00	0,86	25,50	30,00	0,04	40,10	1,30	54000,00
16	1,00	0,87	35,00	30,00	0,02	31,00	3,70	54700,00
17	1,00	0,87	24,00	43,00	0,08	28,00	2,30	53000,00
18	2,00	0,87	25,00	41,00	0,01	21,00	2,90	54000,00
19	0,50	0,87	41,00	29,00	0,02	32,00	0,90	51000,00
20	1,00	0,87	35,00	26,00	0,03	45,00	0,30	51000,00
21	3,00	0,88	18,00	32,00	0,42	38,30	4,10	51000,00
22	3,50	0,88	23,00	34,80	0,15	33,00	1,30	52000,00
23	1,50	0,86	30,00	22,00	0,03	48,00	3,10	57000,00
24	1,50	0,86	24,00	26,00	0,10	39,00	2,60	52000,00
25	1,00	0,88	19,00	41,00	0,11	22,00	3,20	52000,00
26	0,50	0,87	31,50	19,00	0,03	51,20	0,70	51000,00
27	2,00	0,88	22,00	37,00	0,10	28,00	4,10	56000,00
28	6,00	0,88	16,50	26,00	0,37	41,20	14,50	51000,00
29	1,50	0,86	30,00	22,00	0,03	48,00	3,10	57000,00
30	1,00	0,85	30,00	26,00	0,03	45,00	1,30	53000,00

A Figura 4.7 apresenta, através de barras verticais, os valores reais da concentração de nitrogênio para os padrões de teste. Os valores estimados da concentração de nitrogênio através da abordagem fuzzy proposta são também apresentados neste gráfico.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

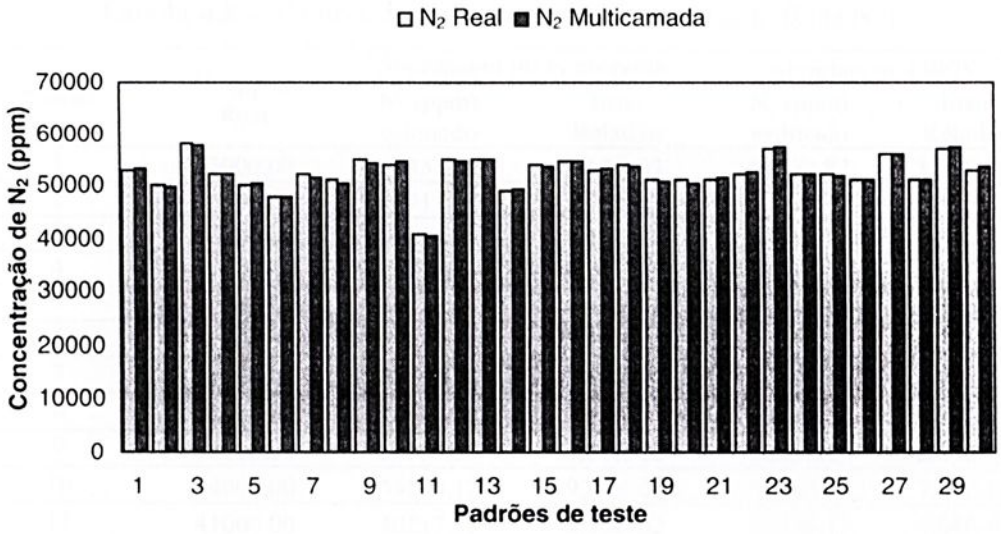


Figura 4.7 – Gráfico de valores reais e valores estimados (Gás N_2).

A Tabela 4.8 fornece os valores numéricos para a concentração de nitrogênio estimada através da abordagem fuzzy proposta e os valores estimados através da abordagem *ANFIS*. Pode-se verificar que a estimação da concentração do gás nitrogênio apresentou resultados bastante satisfatórios tanto em relação ao conjunto de sintonia como em relação ao conjunto de teste. Esta constatação permite que se verifique um alto grau de correlação entre as variáveis físico-químicas e a concentração do gás nitrogênio.

Verifica-se ainda através do gráfico da Figura 4.7 e dos valores apresentados na Tabela 4.8 que o sistema de inferência fuzzy desenvolvido para estimação da concentração de nitrogênio forneceu resultados considerados apropriados ao problema proposto. O erro relativo médio referente à estimação da concentração de oxigênio pela abordagem fuzzy proposta foi de 0,0063, tendo um desvio padrão de 0,0035.

Tabela 4.8 – Valores de Estimação da Concentração (Gás N_2).

Padrão	N_2 (ppm) Real	Abordagem fuzzy proposta		Abordagem *ANFIS*	
		N_2 (ppm) estimado	Erro Relativo	N_2 (ppm) estimado	Erro Relativo
1	53000,00	53353,58	6,67E-03	51079,82	3,62E-02
2	50000,00	49711,59	5,77E-03	53725,17	7,45E-02
3	58000,00	57816,11	3,17E-03	74419,72	2,83E-01
4	52000,00	52221,32	4,26E-03	56539,73	8,73E-02
5	50000,00	50273,19	5,46E-03	50700,60	1,40E-02
6	48000,00	47922,85	1,61E-03	47554,02	9,29E-03
7	52000,00	51623,74	7,24E-03	56600,50	8,85E-02
8	51000,00	50472,53	1,03E-02	49243,62	3,44E-02
9	55000,00	54354,35	1,17E-02	56480,05	2,69E-02
10	54000,00	54534,12	9,89E-03	58305,12	7,97E-02
11	41000,00	40517,81	1,18E-02	28556,17	3,04E-01
12	55000,00	54713,54	5,21E-03	43271,94	2,13E-01
13	55000,00	54847,36	2,78E-03	57295,00	4,17E-02
14	49000,00	49492,71	1,01E-02	46647,76	4,80E-02
15	54000,00	53460,57	9,99E-03	42430,11	2,14E-01
16	54700,00	54687,06	2,37E-04	65348,75	1,95E-01
17	53000,00	53178,88	3,38E-03	66151,06	2,48E-01
18	54000,00	53669,46	6,12E-03	56544,63	4,71E-02
19	51000,00	50636,14	7,13E-03	60383,37	1,84E-01
20	51000,00	50416,09	1,14E-02	50932,78	1,32E-03
21	51000,00	51362,13	7,10E-03	55216,18	8,27E-02
22	52000,00	52435,18	8,37E-03	63425,03	2,20E-01
23	57000,00	57371,73	6,52E-03	56026,49	1,71E-02
24	52000,00	52101,98	1,96E-03	50399,18	3,08E-02
25	52000,00	51839,91	3,08E-03	29772,30	4,27E-01
26	51000,00	51154,41	3,03E-03	63572,17	2,47E-01
27	56000,00	55826,36	3,10E-03	55312,61	1,23E-02
28	51000,00	51092,28	1,81E-03	69883,22	3,70E-01
29	57000,00	57371,73	6,52E-03	56026,49	1,71E-02
30	53000,00	53649,73	1,23E-02	45374,01	1,44E-01

A Tabela 4.9 sintetiza os resultados apresentados tanto pela abordagem fuzzy proposta como pela abordagem *ANFIS* referente à estimação da concentração do gás nitrogênio. Os resultados apresentados pela abordagem *ANFIS* referentes à estimação da concentração do gás nitrogênio foram satisfatórios, contudo, foram inferiores àqueles apresentados pela abordagem fuzzy proposta.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

Tabela 4.9 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás N_2).

Abordagem	Conjunto de treinamento	Conjunto de teste	
	Erro quadrático médio	Erro relativo médio	Desvio padrão do erro
Abordagem fuzzy proposta	0,0611	0,0063	0,0035
ANFIS	0,1336	0,1266	0,1191

4.5 Estimação da Concentração do Monóxido de Carbono

O gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas para estimação da concentração do monóxido de carbono (CO) é apresentado na Figura 4.8. Após as 10.000 épocas de treinamento o erro quadrático médio atingido foi de 0,0577.

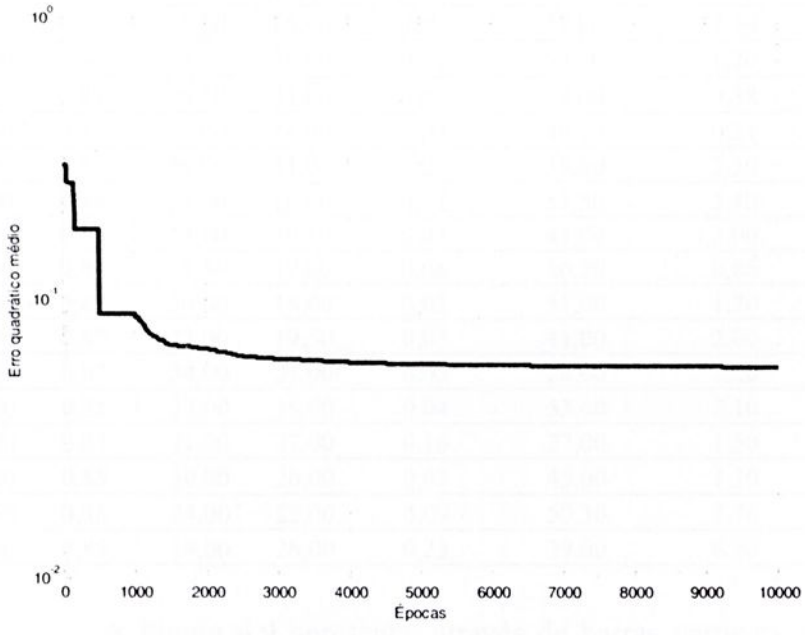


Figura 4.8 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás CO).

A Tabela 4.10 apresenta o conjunto de teste referente à concentração de monóxido de carbono.

Tabela 4.10 – Conjunto de padrões de teste (Gás CO).

Padrão	Cor	Densidade relativa	Tensão interfacial (dyn/cm)	Teor de água (ppm)	Índice de neutralização (mg KOH)	Rigidez dielétrica (kV)	Fator de potência (%)	CO Real (ppm)
1	1,00	0,81	38,00	19,00	0,01	51,00	0,70	110,00
2	0,50	0,86	35,00	20,00	0,01	50,00	0,60	84,00
3	1,00	0,87	35,00	25,00	0,03	40,00	0,40	90,00
4	2,00	0,88	27,00	20,00	0,10	50,00	3,00	200,00
5	1,00	0,89	27,00	16,00	0,04	51,00	3,00	140,00
6	1,50	0,87	23,00	37,00	0,10	28,00	2,70	220,00
7	1,50	0,87	24,00	27,00	0,04	39,00	2,50	160,00
8	1,00	0,86	27,00	53,00	0,05	12,00	1,60	120,00
9	1,00	0,85	24,00	24,00	0,05	37,00	2,10	180,00
10	2,50	0,86	22,00	21,00	0,16	50,00	3,00	270,00
11	2,00	0,89	23,00	23,00	0,13	46,00	2,60	220,00
12	2,00	0,85	15,00	19,00	0,38	51,10	3,70	230,00
13	0,50	0,87	37,00	21,00	0,01	51,00	0,90	91,00
14	1,00	0,86	28,00	18,00	0,01	53,00	1,70	140,00
15	1,00	0,87	26,50	28,00	0,09	37,00	2,40	155,00
16	1,00	0,86	31,00	19,00	0,01	54,00	1,20	110,00
17	1,50	0,87	26,50	31,00	0,09	32,00	0,38	100,00
18	1,50	0,87	31,00	28,00	0,04	40,10	0,21	90,00
19	1,50	0,87	29,00	31,00	0,04	38,00	2,20	140,00
20	1,00	0,86	24,00	16,00	0,07	51,50	3,10	160,00
21	1,00	0,87	33,00	19,50	0,03	41,00	2,00	180,00
22	1,50	0,87	29,50	19,00	0,06	56,50	0,86	100,00
23	1,00	0,87	30,00	18,00	0,03	51,00	1,70	130,00
24	1,00	0,87	33,00	19,50	0,03	41,00	2,00	180,00
25	1,00	0,87	34,00	27,00	0,03	28,00	2,20	180,00
26	1,00	0,85	23,00	16,00	0,04	53,60	2,10	130,00
27	2,00	0,87	21,00	37,00	0,16	27,00	1,50	170,00
28	1,00	0,85	30,00	26,00	0,03	45,00	1,30	210,00
29	2,50	0,88	24,00	22,00	0,09	50,30	2,76	200,00
30	2,50	0,85	19,00	26,00	0,23	39,00	6,20	340,00

A Figura 4.9 apresenta, através de barras verticais, os valores reais da concentração de monóxido de carbono para os padrões de teste, assim como os valores estimados da concentração de monóxido de carbono através da abordagem fuzzy multicamadas.



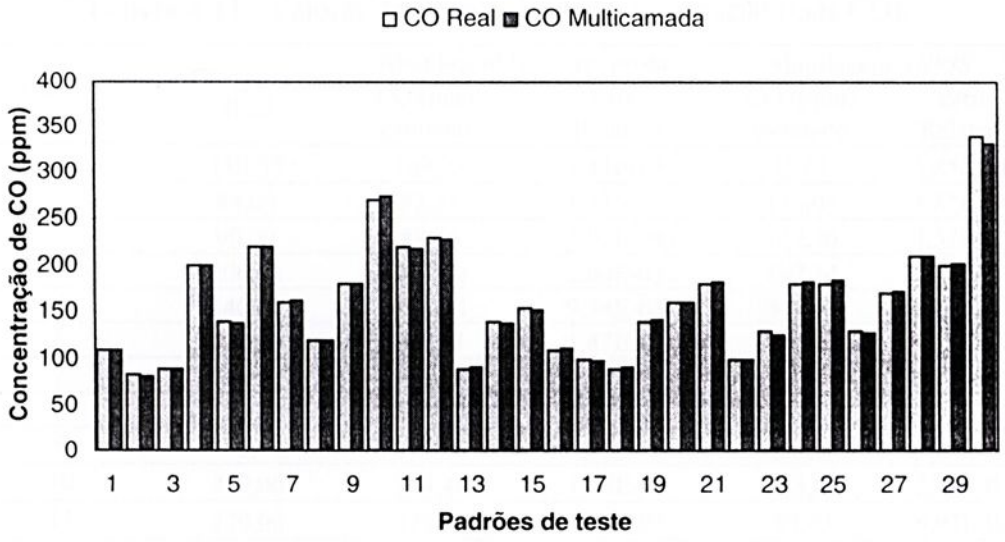


Figura 4.9 – Gráfico de valores reais e valores estimados (Gás CO).

A Tabela 4.11 fornece os valores numéricos da concentração de monóxido de carbono estimada através da abordagem fuzzy proposta e os valores estimados através da abordagem *ANFIS*. Pode-se verificar que a estimação da concentração do monóxido de carbono apresentou resultados bastante satisfatórios tanto em relação ao conjunto de sintonia como em relação ao conjunto de teste. Esta constatação permite que se verifique um alto grau de correlação entre as variáveis físico-químicas e a concentração do monóxido de carbono.

Verifica-se ainda através do gráfico da Figura 4.9 e dos valores apresentados na Tabela 4.11 que o sistema de inferência fuzzy desenvolvido para estimação da concentração de monóxido de carbono forneceu resultados apropriados ao problema proposto. O erro relativo médio referente à estimação da concentração de monóxido de carbono pela abordagem fuzzy proposta foi de 0,0114, tendo um desvio padrão de 0,0078.

Tabela 4.11– Valores de Estimação da Concentração (Gás CO).

Padrão	CO (ppm) Real	Abordagem fuzzy proposta		Abordagem *ANFIS*	
		CO (ppm) estimado	Erro Relativo	CO (ppm) estimado	Erro Relativo
1	110,00	109,73	2,43E-03	45,61	5,85E-01
2	84,00	82,55	1,73E-02	116,08	3,82E-01
3	90,00	89,96	3,92E-04	130,70	4,52E-01
4	200,00	200,40	2,00E-03	197,14	1,43E-02
5	140,00	138,64	9,74E-03	518,85	2,71E+00
6	220,00	220,41	1,87E-03	202,90	7,77E-02
7	160,00	161,16	7,25E-03	114,09	2,87E-01
8	120,00	120,70	5,81E-03	154,88	2,91E-01
9	180,00	179,89	6,10E-04	129,48	2,81E-01
10	270,00	274,46	1,65E-02	278,01	2,97E-02
11	220,00	218,84	5,27E-03	89,43	5,93E-01
12	230,00	227,19	1,22E-02	214,86	6,58E-02
13	91,00	91,33	3,67E-03	76,90	1,55E-01
14	140,00	137,67	1,67E-02	155,67	1,12E-01
15	155,00	152,98	1,30E-02	182,29	1,76E-01
16	110,00	112,55	2,31E-02	203,15	8,47E-01
17	100,00	98,95	1,05E-02	294,10	1,94E+00
18	90,00	92,07	2,30E-02	130,20	4,47E-01
19	140,00	142,19	1,57E-02	128,64	8,12E-02
20	160,00	159,00	6,22E-03	291,99	8,25E-01
21	180,00	182,61	1,45E-02	201,75	1,21E-01
22	100,00	100,56	5,64E-03	123,63	2,36E-01
23	130,00	126,83	2,44E-02	141,70	9,00E-02
24	180,00	182,61	1,45E-02	201,75	1,21E-01
25	180,00	184,34	2,41E-02	-45,40	1,25E+00
26	130,00	127,99	1,55E-02	188,00	4,46E-01
27	170,00	172,39	1,40E-02	198,96	1,70E-01
28	210,00	210,24	1,14E-03	236,11	1,24E-01
29	200,00	201,81	9,06E-03	175,49	1,23E-01
30	340,00	331,56	2,48E-02	295,05	1,32E-01

A Tabela 4.12 sintetiza os resultados apresentados tanto pela abordagem fuzzy proposta como pela abordagem *ANFIS* referente à estimação da concentração do monóxido de carbono.



Tabela 4.12 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás CO).

Abordagem	Conjunto de treinamento	Conjunto de teste	
	Erro quadrático médio	Erro relativo médio	Desvio padrão do erro
Abordagem fuzzy proposta	0,0577	0,0114	0,0078
ANFIS	0,1771	0,4388	0,5938

Através da Tabela 4.11 e da Tabela 4.12 pode-se verificar que os resultados fornecidos pela abordagem fuzzy proposta foram superiores aos resultados advindos da abordagem *ANFIS*.

4.6 Estimação da Concentração do Gás Metano

O gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy para estimação da concentração do gás metano (CH_4) é apresentado na Figura 4.10. Após as 10.000 épocas de treinamento o erro quadrático médio atingido foi de 0,0355.

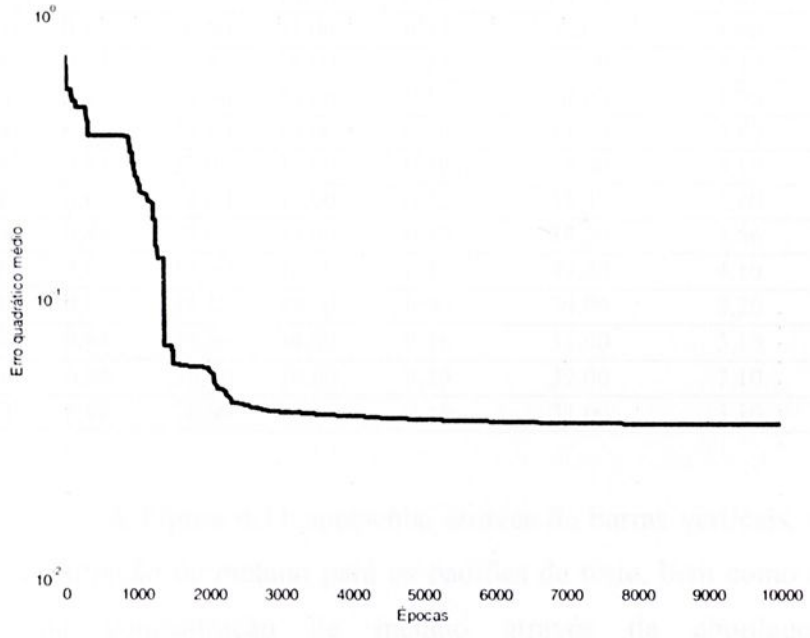


Figura 4.10 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás CH_4).

A Tabela 4.13 apresenta o conjunto de teste referente à concentração de metano.

Tabela 4.13 – Conjunto de padrões de teste (Gás CH_4).

Padrão	Cor	Densidade relativa	Tensão interfacial (dyn/cm)	Teor de água (ppm)	Índice de neutralização (mg KOH)	Rigidez dielétrica (kV)	Fator de potência (%)	CH_4 Real (ppm)
1	1,00	0,88	30,00	16,00	0,05	49,50	2,10	21,00
2	0,50	0,85	30,00	24,00	0,03	48,00	0,70	13,00
3	2,50	0,89	20,00	52,00	0,12	16,00	3,70	28,00
4	3,00	0,88	18,00	34,00	0,32	32,60	2,74	30,00
5	2,00	0,87	30,00	24,00	0,08	48,00	1,20	21,00
6	1,50	0,87	18,50	23,00	0,14	47,30	3,10	17,00
7	4,50	0,88	18,00	14,00	0,18	57,00	7,00	27,00
8	0,50	0,85	31,00	16,00	0,04	54,70	1,70	13,00
9	1,50	0,87	25,50	30,00	0,07	34,80	0,70	17,00
10	2,00	0,88	23,00	16,00	0,13	54,00	3,40	28,00
11	1,50	0,87	26,00	22,00	0,05	54,00	1,10	20,00
12	3,00	0,89	16,50	24,00	0,52	51,70	3,70	27,00
13	1,50	0,85	26,00	22,00	0,07	50,00	2,40	27,00
14	1,00	0,85	32,00	20,00	0,04	50,00	5,00	30,00
15	1,50	0,85	23,00	24,00	0,08	44,00	2,70	19,00
16	1,00	0,87	30,00	20,00	0,04	43,00	0,70	13,00
17	1,00	0,85	25,00	14,00	0,06	59,00	3,10	31,00
18	1,00	0,87	28,00	16,00	0,04	60,60	1,20	16,00
19	3,00	0,88	16,50	31,00	0,33	32,00	4,60	25,00
20	2,00	0,88	2,00	38,00	0,21	23,00	3,30	29,00
21	2,00	0,87	23,00	24,00	0,11	49,00	4,90	21,00
22	2,00	0,88	24,00	19,00	0,10	51,00	2,80	27,00
23	2,00	0,88	22,00	37,00	0,10	28,00	4,10	22,00
24	3,00	0,88	18,00	32,00	0,42	38,30	4,10	27,00
25	2,00	0,88	19,00	33,00	0,23	28,00	2,56	27,00
26	1,50	0,88	15,00	21,00	0,23	49,40	4,10	21,00
27	1,50	0,87	28,00	29,00	0,06	34,00	2,20	17,00
28	1,50	0,88	20,00	34,00	0,16	31,00	3,10	21,00
29	3,00	0,88	20,00	29,00	0,23	32,00	7,10	27,00
30	1,50	0,88	20,00	34,00	0,16	31,00	3,10	21,00

A Figura 4.11 apresenta, através de barras verticais, os valores reais da concentração de metano para os padrões de teste, bem como os valores estimados da concentração de metano através da abordagem fuzzy multicamadas.

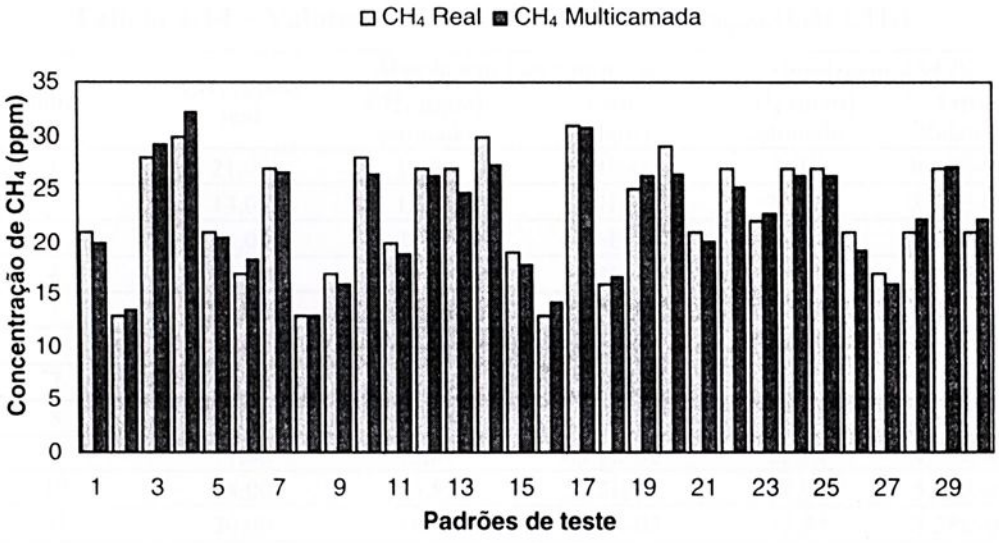


Figura 4.11 – Gráfico de valores reais e valores estimados (Gás CH_4).

A Tabela 4.14 fornece os valores numéricos da concentração de metano estimada através da abordagem fuzzy proposta e os valores estimados através da abordagem *ANFIS*. Pode-se verificar que a estimação da concentração do gás metano apresentou resultados satisfatórios tanto em relação ao conjunto de sintonia como em relação ao conjunto de teste. Esta constatação permite que se verifique um alto grau de correlação entre as variáveis físico-químicas e a concentração do metano.

Verifica-se ainda através do gráfico da Figura 4.11 e dos valores apresentados na Tabela 4.14 que o sistema de inferência fuzzy desenvolvido para estimação da concentração de metano forneceu resultados apropriados ao problema proposto. O erro relativo médio referente à estimação da concentração de metano pela abordagem fuzzy proposta foi de 0,0504, tendo um desvio padrão de 0,0260. Este valor de desvio padrão indica que o erro relativo está situado em uma pequena região em torno do valor médio do erro.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

Tabela 4.14 – Valores de Estimação da Concentração (Gás CH_4).

Padrão	CH_4 (ppm) real	Abordagem fuzzy proposta		Abordagem *ANFIS*	
		CH_4 (ppm) estimado	Erro Relativo	CH_4 (ppm) estimado	Erro Relativo
1	21,00	19,90	5,24E-02	2,03	9,04E-01
2	13,00	13,49	3,79E-02	23,86	8,35E-01
3	28,00	29,22	4,36E-02	-34,14	2,22E+00
4	30,00	32,15	7,17E-02	22,33	2,56E-01
5	21,00	20,54	2,21E-02	34,55	6,45E-01
6	17,00	18,41	8,32E-02	23,92	4,07E-01
7	27,00	26,60	1,47E-02	10,81	6,00E-01
8	13,00	12,92	6,22E-03	7,10	4,54E-01
9	17,00	15,87	6,67E-02	25,34	4,90E-01
10	28,00	26,51	5,32E-02	43,07	5,38E-01
11	20,00	18,94	5,32E-02	12,83	3,58E-01
12	27,00	26,33	2,47E-02	5,01	8,14E-01
13	27,00	24,59	8,91E-02	26,71	1,06E-02
14	30,00	27,26	9,13E-02	21,91	2,70E-01
15	19,00	17,86	6,01E-02	41,51	1,18E+00
16	13,00	14,14	8,80E-02	2,22	8,29E-01
17	31,00	30,74	8,43E-03	-2,01	1,06E+00
18	16,00	16,64	3,98E-02	9,20	4,25E-01
19	25,00	26,22	4,89E-02	29,87	1,95E-01
20	29,00	26,45	8,79E-02	8,77	6,98E-01
21	21,00	20,12	4,18E-02	52,68	1,51E+00
22	27,00	25,16	6,81E-02	33,17	2,29E-01
23	22,00	22,80	3,62E-02	80,40	2,65E+00
24	27,00	26,24	2,80E-02	24,00	1,11E-01
25	27,00	26,24	2,82E-02	15,45	4,28E-01
26	21,00	19,27	8,24E-02	13,49	3,58E-01
27	17,00	15,86	6,73E-02	22,22	3,07E-01
28	21,00	22,17	5,57E-02	15,39	2,67E-01
29	27,00	27,14	5,20E-03	37,06	3,72E-01
30	21,00	22,17	5,57E-02	15,39	2,67E-01

A Tabela 4.15 sintetiza os resultados apresentados tanto pela abordagem fuzzy proposta como pela abordagem *ANFIS* referente à estimação da concentração do gás metano.



Tabela 4.15 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás CH_4).

Abordagem	Conjunto de treinamento	Conjunto de teste	
	Erro quadrático médio	Erro relativo médio	Desvio padrão do erro
Abordagem fuzzy proposta	0,0355	0,0504	0,0260
ANFIS	0,1295	0,6567	0,5906

Através da Tabela 4.14 e da Tabela 4.15 pode-se verificar que os resultados fornecidos pela abordagem fuzzy proposta foram superiores aos resultados advindos da abordagem *ANFIS*.

4.7 Estimação da Concentração do Dióxido de Carbono

O gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas para estimação da concentração do dióxido de carbono (CO_2) é apresentado na Figura 4.12. Após as 10.000 épocas de treinamento o erro quadrático médio atingido foi de 0,0825.

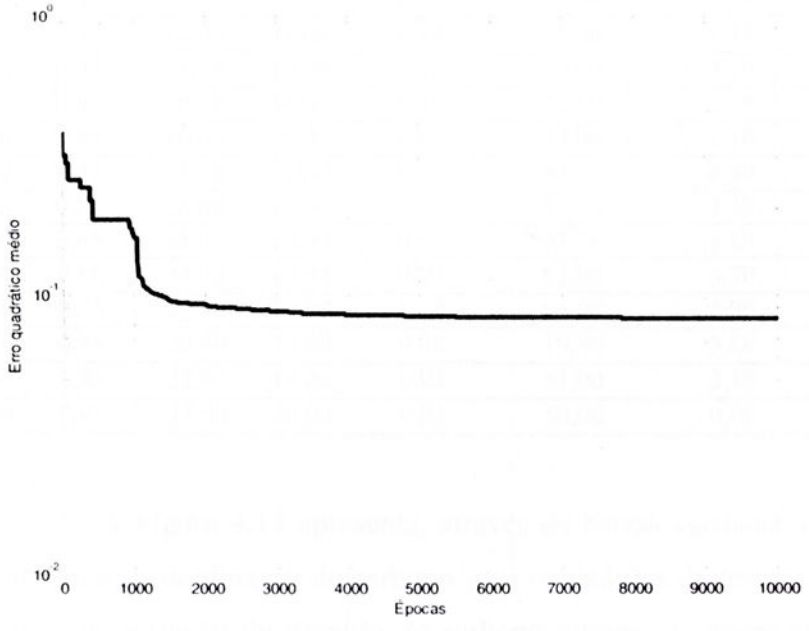


Figura 4.12 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás CO_2).

A Tabela 4.16 apresenta o conjunto de teste referente à concentração de dióxido de carbono.

Tabela 4.16 – Conjunto de padrões de teste (Gás CO_2).

Padrão	Cor	Densidade relativa	Tensão interfacial (dyn/cm)	Teor de água (ppm)	Índice de neutralização (mg KOH)	Rigidez dielétrica (kV)	Fator de potência (%)	CO_2 Real (ppm)
1	0,50	0,86	37,00	20,00	0,02	55,00	0,90	1100,00
2	2,50	0,88	24,00	41,00	0,13	22,00	3,70	4600,00
3	0,50	0,87	37,00	26,00	0,01	46,00	0,80	1200,00
4	2,50	0,88	23,00	29,00	0,10	38,00	3,70	3100,00
5	1,00	0,85	35,00	15,00	0,04	60,00	3,00	1300,00
6	1,50	0,87	31,00	23,00	0,03	49,00	1,60	2100,00
7	1,00	0,88	30,00	16,00	0,05	49,50	2,10	2800,00
8	0,50	0,85	35,00	14,00	0,01	59,00	3,00	1100,00
9	0,50	0,85	38,00	16,00	0,01	54,00	1,10	1100,00
10	1,50	0,87	22,00	24,00	0,12	41,00	3,30	3200,00
11	1,50	0,87	19,50	59,00	0,18	20,30	3,10	2800,00
12	1,50	0,88	19,00	49,00	0,19	25,00	3,10	3900,00
13	0,50	0,87	32,00	16,00	0,01	59,00	0,70	980,00
14	3,50	0,88	26,00	13,00	0,08	61,00	3,90	1300,00
15	2,00	0,87	24,00	25,00	0,10	47,00	4,10	3100,00
16	0,50	0,88	37,50	23,00	0,01	45,00	0,70	1100,00
17	2,00	0,85	22,00	28,00	0,10	45,00	4,10	3100,00
18	1,00	0,86	28,00	18,00	0,01	53,00	1,70	2500,00
19	2,50	0,89	22,00	32,00	0,18	35,60	1,11	1700,00
20	2,50	0,89	21,50	16,00	0,22	50,90	3,70	3200,00
21	3,00	0,88	18,00	34,00	0,32	32,60	2,74	3500,00
22	0,50	0,85	40,00	29,00	0,04	32,00	1,10	1200,00
23	2,00	0,87	23,00	24,00	0,11	49,00	4,90	3800,00
24	1,00	0,85	28,00	17,00	0,07	52,00	2,10	3200,00
25	1,50	0,85	21,00	18,00	0,05	54,70	1,10	1400,00
26	1,50	0,86	38,00	13,00	0,01	62,00	3,70	1400,00
27	2,00	0,85	21,00	11,00	0,14	63,00	3,90	1800,00
28	1,00	0,88	20,00	73,00	0,28	19,40	3,80	2800,00
29	1,50	0,85	28,00	18,00	0,04	51,00	2,10	3100,00
30	1,00	0,87	35,00	20,00	0,03	50,00	0,60	1400,00

A Figura 4.13 apresenta, através de barras verticais, os valores reais da concentração de dióxido de carbono para os padrões de teste. Os valores estimados da concentração de dióxido de carbono através da abordagem fuzzy multicamadas.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

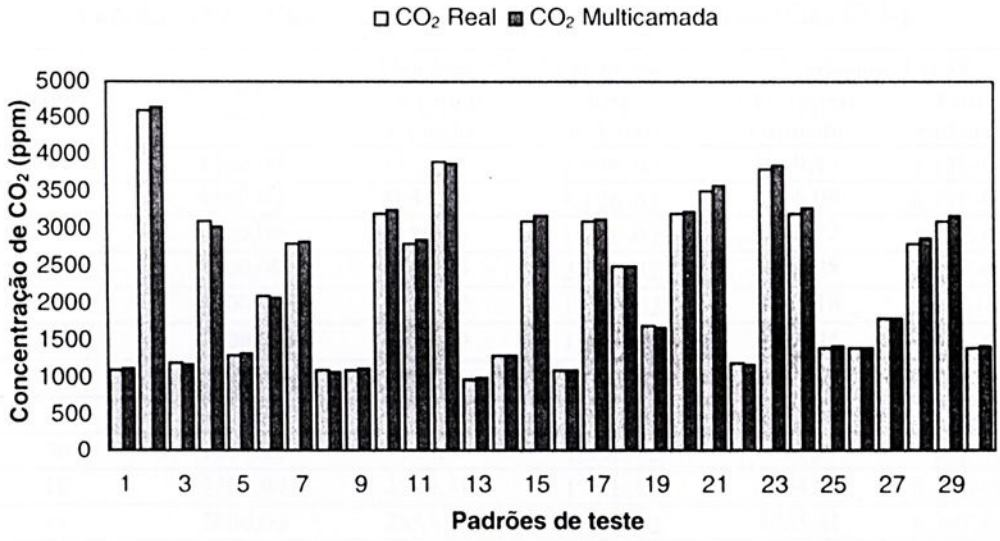


Figura 4.13 – Gráfico de valores reais e valores estimados (CO_2).

A Tabela 4.17 fornece os resultados da concentração de dióxido de carbono estimada através da abordagem fuzzy proposta e os valores estimados através da abordagem *ANFIS*. Pode-se verificar que a estimação da concentração do dióxido de carbono apresentou resultados bastante satisfatórios tanto em relação ao conjunto de sintonia como em relação ao conjunto de teste. Esta constatação permite que se verifique um alto grau de correlação entre as variáveis físico-químicas e a concentração do dióxido de carbono.

Verifica-se ainda através do gráfico da Figura 4.13 e dos valores apresentados na Tabela 4.17 que o sistema de inferência fuzzy desenvolvido para estimação da concentração de dióxido de carbono forneceu resultados apropriados ao problema proposto. O erro relativo médio referente à estimação da concentração de monóxido de carbono pela abordagem fuzzy proposta foi de 0,0141, tendo um desvio padrão de 0,0081. Este valor de desvio padrão indica que o erro relativo está situado em uma pequena região em torno do valor médio do erro.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

Tabela 4.17 – Valores de Estimação da Concentração (Gás CO_2).

Padrão	CO_2 (ppm) real	Abordagem fuzzy proposta		Abordagem *ANFIS*	
		CO_2 (ppm) estimado	Erro Relativo	CO_2 (ppm) estimado	Erro Relativo
1	1100,00	1122,97	2,09E-02	1510,49	3,73E-01
2	4600,00	4641,96	9,12E-03	1395,09	6,97E-01
3	1200,00	1186,86	1,09E-02	1386,72	1,56E-01
4	3100,00	3032,85	2,17E-02	3338,28	7,69E-02
5	1300,00	1324,92	1,92E-02	3224,18	1,48E+00
6	2100,00	2078,19	1,04E-02	2394,46	1,40E-01
7	2800,00	2823,06	8,24E-03	1641,91	4,14E-01
8	1100,00	1075,48	2,23E-02	3313,38	2,01E+00
9	1100,00	1117,47	1,59E-02	1936,35	7,60E-01
10	3200,00	3246,31	1,45E-02	3984,06	2,45E-01
11	2800,00	2853,02	1,89E-02	2625,41	6,24E-02
12	3900,00	3866,40	8,61E-03	1704,55	5,63E-01
13	980,00	998,29	1,87E-02	640,89	3,46E-01
14	1300,00	1301,25	9,63E-04	-3614,39	3,78E+00
15	3100,00	3167,73	2,18E-02	2744,11	1,15E-01
16	1100,00	1102,87	2,61E-03	-22,17	1,02E+00
17	3100,00	3113,66	4,41E-03	3966,98	2,80E-01
18	2500,00	2492,70	2,92E-03	1992,33	2,03E-01
19	1700,00	1673,44	1,56E-02	5114,26	2,01E+00
20	3200,00	3214,43	4,51E-03	3142,62	1,79E-02
21	3500,00	3573,67	2,10E-02	4196,15	1,99E-01
22	1200,00	1172,15	2,32E-02	-2340,45	2,95E+00
23	3800,00	3841,98	1,10E-02	4277,64	1,26E-01
24	3200,00	3284,00	2,63E-02	6917,74	1,16E+00
25	1400,00	1416,12	1,15E-02	1497,90	6,99E-02
26	1400,00	1397,37	1,88E-03	5746,10	3,10E+00
27	1800,00	1806,68	3,71E-03	2979,33	6,55E-01
28	2800,00	2868,39	2,44E-02	4489,71	6,03E-01
29	3100,00	3168,85	2,22E-02	4826,57	5,57E-01
30	1400,00	1437,50	2,68E-02	1835,63	3,11E-01

A Tabela 4.18 sintetiza os resultados apresentados tanto pela abordagem fuzzy proposta como pela abordagem *ANFIS* referente à estimação da concentração do dióxido de carbono.



Tabela 4.18 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás CO_2).

Abordagem	Conjunto de treinamento	Conjunto de teste	
	Erro quadrático médio	Erro relativo médio	Desvio padrão do erro
Abordagem fuzzy proposta	0,0825	0,0141	0,0081
ANFIS	0,1664	0,8162	0,9935

Através da Tabela 4.17 e da Tabela 4.18 pode-se verificar que os resultados fornecidos pela abordagem fuzzy proposta foram superiores aos resultados advindos da abordagem *ANFIS*.

4.8 Estimação da Concentração do Gás Etileno

O gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas para estimação da concentração do gás etileno (C_2H_4) é apresentado na Figura 4.14. Após as 10.000 épocas de treinamento o erro quadrático médio atingido foi de 0,0124.

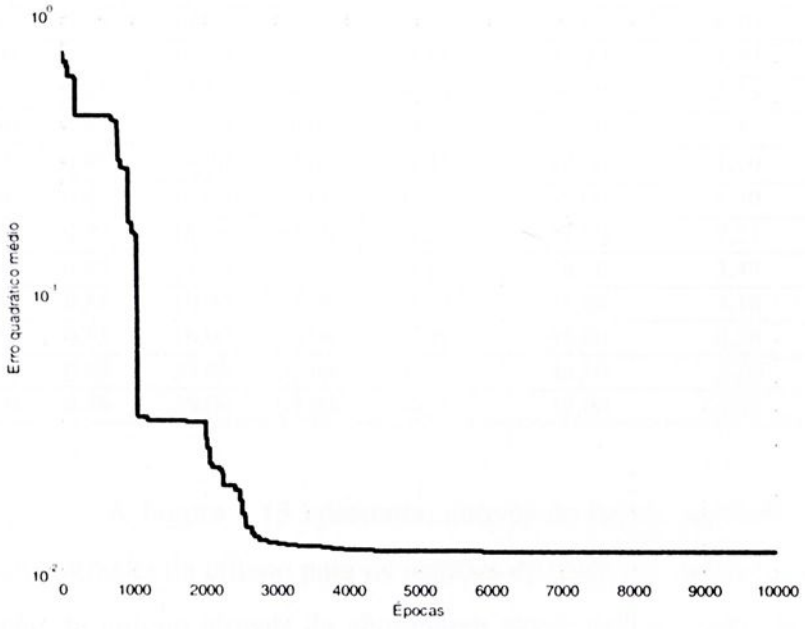


Figura 4.14 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás C_2H_4).

A Tabela 4.19 apresenta o conjunto de teste referente à concentração de etileno.

Tabela 4.19 – Conjunto de padrões de teste (Gás C_2H_4).

Padrão	Cor	Densidade relativa	Tensão interfacial (dyn/cm)	Teor de água (ppm)	Índice de neutralização (mg KOH)	Rigidez dielétrica (kV)	Fator de potência (%)	C_2H_4 Real (ppm)
1	1,50	0,86	24,00	21,00	0,11	47,00	1,40	18,00
2	1,50	0,87	23,00	18,00	0,02	51,00	3,20	25,00
3	1,00	0,89	23,00	24,00	0,07	41,00	2,10	18,00
4	1,50	0,88	31,00	21,00	0,02	44,00	2,60	21,00
5	3,50	0,88	22,00	23,00	0,13	74,00	6,50	24,00
6	2,00	0,87	25,00	46,00	0,08	21,00	2,20	18,00
7	3,00	0,88	20,00	29,00	0,23	32,00	7,10	21,00
8	3,00	0,88	27,00	21,00	0,04	49,00	12,50	19,00
9	2,50	0,88	17,50	35,00	0,67	52,40	4,20	22,00
10	1,50	0,85	30,50	16,00	0,05	54,20	2,10	21,00
11	2,50	0,89	20,00	39,00	0,19	28,00	3,90	21,00
12	1,50	0,87	20,00	53,00	0,27	28,70	3,70	21,00
13	3,00	0,88	16,50	31,00	0,33	32,00	4,60	19,00
14	1,50	0,89	25,50	23,00	0,07	46,80	2,10	18,00
15	1,00	0,85	20,00	33,00	0,12	39,90	3,70	37,00
16	2,50	0,88	24,00	41,00	0,13	22,00	3,70	23,00
17	2,00	0,88	2,00	38,00	0,21	23,00	3,30	21,00
18	2,00	0,86	22,00	19,00	0,11	52,00	2,80	18,00
19	2,50	0,85	19,00	26,00	0,23	39,00	6,20	21,00
20	3,00	0,86	16,00	26,00	0,42	48,00	4,80	21,00
21	2,50	0,88	25,50	38,00	0,10	29,20	2,25	20,00
22	2,50	0,88	24,00	16,00	0,09	58,00	1,80	20,00
23	1,00	0,85	29,00	22,00	0,02	48,00	1,10	18,00
24	2,50	0,85	16,00	25,00	0,29	45,00	6,20	21,00
25	3,00	0,89	16,00	68,30	0,29	21,00	7,21	20,00
26	2,50	0,88	23,00	47,00	0,13	26,30	3,48	20,00
27	1,50	0,88	19,00	49,00	0,19	25,00	3,10	25,00
28	2,50	0,85	16,00	25,00	0,29	45,00	6,20	21,00
29	1,00	0,85	29,00	22,00	0,02	48,00	1,10	18,00
30	2,50	0,88	18,00	65,00	0,28	15,00	4,40	23,00

A Figura 4.15 apresenta, através de barras verticais, os valores reais da concentração de etileno para os padrões de teste. Os valores estimados da concentração de etileno através da abordagem fuzzy multicamadas proposta são também apresentados neste gráfico.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

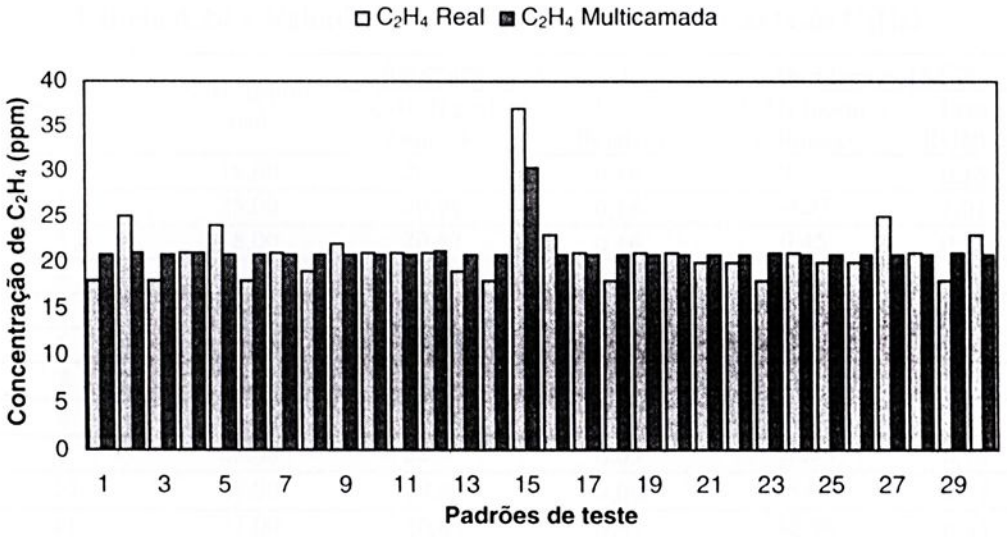


Figura 4.15 – Gráfico de valores reais e valores estimados (Gás C_2H_4).

A Tabela 4.20 fornece os valores numéricos da concentração de etileno estimada através da abordagem fuzzy proposta e os valores estimados através da abordagem *ANFIS*. Pode-se verificar que a estimação da concentração do etileno apresentou resultados satisfatórios tanto em relação ao conjunto de sintonia como em relação ao conjunto de teste. Esta constatação permite que se verifique um certo grau de correlação entre as variáveis físico-químicas e a concentração do etileno.

Verifica-se ainda através do gráfico da Figura 4.15 e dos valores apresentados na Tabela 4.20 que o sistema de inferência fuzzy desenvolvido para estimação da concentração de etileno forneceu resultados apropriados ao problema proposto. O erro relativo médio referente à estimação da concentração de etileno pela abordagem fuzzy proposta foi de 0,0807, tendo um desvio padrão de 0,0681. Este valor de desvio padrão indica que o erro relativo está situado em uma pequena região em torno do valor médio do erro.

Tabela 4.20 – Valores de Estimação da Concentração (Gás C_2H_4).

Padrão	C_2H_4 (ppm) real	Abordagem fuzzy proposta		Abordagem *ANFIS*	
		C_2H_4 (ppm) estimado	Erro Relativo	C_2H_4 (ppm) estimado	Erro Relativo
1	18,00	20,87	0,16	20,78	0,15
2	25,00	20,96	0,16	-0,27	1,01
3	18,00	20,87	0,16	0,45	0,98
4	21,00	21,03	0,00	1,32	0,94
5	24,00	20,87	0,13	21,71	0,10
6	18,00	20,87	0,16	-17,47	1,97
7	21,00	20,87	0,01	26,73	0,27
8	19,00	20,89	0,10	10,38	0,45
9	22,00	20,87	0,05	18,06	0,18
10	21,00	20,90	0,00	-5,62	1,27
11	21,00	20,87	0,01	32,29	0,54
12	21,00	21,13	0,01	7,84	0,63
13	19,00	20,87	0,10	24,81	0,31
14	18,00	20,87	0,16	5,02	0,72
15	37,00	30,45	0,18	37,94	0,03
16	23,00	20,87	0,09	26,48	0,15
17	21,00	20,87	0,01	101,16	3,82
18	18,00	20,87	0,16	12,95	0,28
19	21,00	20,87	0,01	2851,94	134,81
20	21,00	20,88	0,01	18,60	0,11
21	20,00	20,87	0,04	37,12	0,86
22	20,00	20,87	0,04	-0,65	1,03
23	18,00	20,94	0,16	10,03	0,44
24	21,00	20,88	0,01	2033,93	95,85
25	20,00	20,87	0,04	35,75	0,79
26	20,00	20,87	0,04	20,86	0,04
27	25,00	20,87	0,17	26,44	0,06
28	21,00	20,88	0,01	2033,93	95,85
29	18,00	20,94	0,16	10,03	0,44
30	23,00	20,87	0,09	35,52	0,54

A Tabela 4.21 sintetiza os resultados apresentados tanto pela abordagem fuzzy proposta como pela abordagem *ANFIS* referente à estimação da concentração do etileno.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

Tabela 4.21 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás C_2H_4).

Abordagem	Conjunto de treinamento	Conjunto de teste	
	Erro quadrático médio	Erro relativo médio	Desvio padrão do erro
Abordagem fuzzy proposta	0,0124	0,0807	0,0681
ANFIS	0,0380	11,4872	33,5374

Através da Tabela 4.20 e da Tabela 4.21 pode-se verificar que os resultados fornecidos pela abordagem fuzzy proposta foram superiores aos resultados advindos da abordagem *ANFIS*.

4.9 Estimação da Concentração do Gás Etano

O gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy para estimação da concentração do gás etano (C_2H_6) é apresentado na Figura 4.16. Após as 10.000 épocas de treinamento o erro quadrático médio atingido foi de 0,0577.

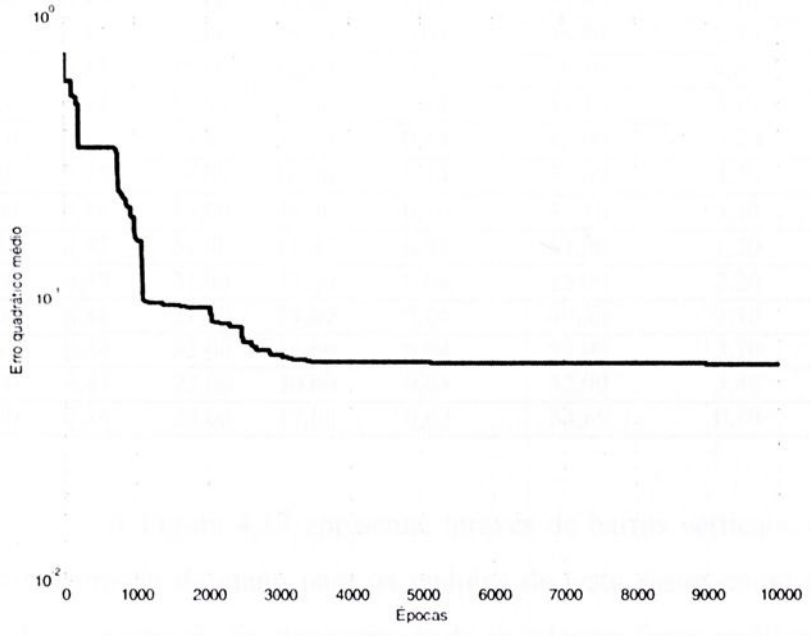


Figura 4.16 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás C_2H_6).

A Tabela 4.22 apresenta o conjunto de teste referente à concentração de etano.

Tabela 4.22 – Conjunto de padrões de teste (Gás C_2H_6).

Padrão	Cor	Densidade relativa	Tensão interfacial (dyn/cm)	Teor de água (ppm)	Índice de neutralização (mg KOH)	Rigidez dielétrica (kV)	Fator de potência (%)	C_2H_6 Real (ppm)
1	1,00	0,88	18,00	19,00	0,16	50,40	2,70	67,00
2	1,00	0,87	30,00	22,00	0,04	51,00	2,70	30,00
3	1,00	0,87	22,00	23,00	0,10	41,00	1,70	38,00
4	2,00	0,85	26,00	22,00	0,05	51,00	2,90	31,00
5	1,00	0,85	24,00	26,00	0,08	46,70	1,20	38,00
6	3,50	0,88	23,00	34,80	0,15	33,00	1,30	50,00
7	2,50	0,87	28,00	23,00	0,07	49,80	2,11	35,00
8	3,00	0,87	28,90	24,00	0,04	49,00	2,70	35,00
9	1,00	0,87	36,00	21,00	0,07	51,00	1,70	36,00
10	1,00	0,87	34,00	22,00	0,04	50,00	1,10	31,00
11	1,00	0,88	26,50	18,00	0,04	56,90	4,30	36,00
12	1,50	0,87	26,00	22,00	0,06	45,00	3,10	37,00
13	1,00	0,87	26,00	27,00	0,06	43,70	1,30	31,00
14	2,00	0,88	24,00	19,00	0,10	51,00	2,80	31,00
15	7,00	0,89	17,00	69,00	0,32	11,50	16,00	59,00
16	1,50	0,85	18,50	49,00	0,23	22,10	3,70	44,00
17	1,50	0,87	30,00	22,00	0,03	43,00	2,10	29,00
18	1,00	0,85	20,00	33,00	0,12	39,90	3,70	33,00
19	1,00	0,85	22,00	25,00	0,05	48,80	2,70	37,00
20	1,50	0,87	27,00	16,00	0,08	58,30	0,83	31,00
21	1,50	0,87	18,50	23,00	0,14	47,30	3,10	37,00
22	2,50	0,88	21,00	22,00	0,14	47,00	3,20	36,00
23	2,50	0,85	19,00	16,00	0,14	59,00	4,20	35,00
24	2,00	0,88	19,00	39,00	0,30	52,50	3,10	37,00
25	1,50	0,87	32,00	16,00	0,01	57,00	1,20	31,00
26	2,00	0,87	32,00	39,00	0,04	22,00	2,20	34,00
27	1,00	0,85	21,50	24,00	0,04	47,80	2,10	37,00
28	2,00	0,88	32,00	16,00	0,04	52,00	3,70	36,00
29	1,00	0,87	22,00	30,00	0,05	33,90	3,40	30,00
30	1,00	0,86	24,00	17,00	0,02	53,80	0,40	33,00

A Figura 4.17 apresenta, através de barras verticais, os valores reais da concentração de etano para os padrões de teste assim como os valores estimados da concentração de etano através da abordagem fuzzy multicamadas.



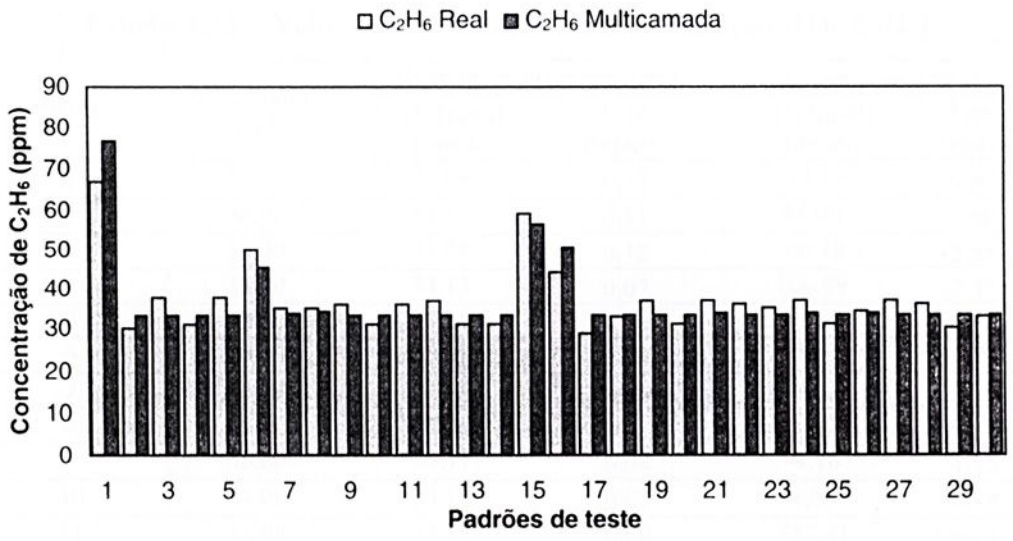


Figura 4.17 – Gráfico de valores reais e valores estimados (Gás C_2H_6) .

A Tabela 4.23 fornece os valores numéricos da concentração de etano estimada através da abordagem fuzzy proposta e os valores estimados através da abordagem *ANFIS*. Pode-se verificar que a estimação da concentração do etano apresentou resultados satisfatórios tanto em relação ao conjunto de sintonia como em relação ao conjunto de teste. Esta constatação permite que se verifique um certo grau de correlação entre as variáveis físico-químicas e a concentração do etano.

Verifica-se ainda através do gráfico da Figura 4.17 e dos valores apresentados na Tabela 4.23 que o sistema de inferência fuzzy desenvolvido para estimação da concentração de etano forneceu resultados apropriados ao problema proposto. O erro relativo médio referente à estimação da concentração de etileno pela abordagem fuzzy proposta foi de 0,0797, tendo um desvio padrão de 0,0390. Este valor de desvio padrão indica que o erro relativo está situado em uma pequena região em torno do valor médio do erro.

Tabela 4.23 – Valores de Estimação da Concentração (Gás C_2H_6).

Padrão	C_2H_6 (ppm) real	Abordagem fuzzy proposta		Abordagem *ANFIS*	
		C_2H_6 (ppm) estimado	Erro Relativo	C_2H_6 (ppm) estimado	Erro Relativo
1	67,00	77,08	0,15	111,98	0,67
2	30,00	33,16	0,11	48,06	0,60
3	38,00	33,28	0,12	-60,18	2,58
4	31,00	33,13	0,07	106,99	2,45
5	38,00	33,14	0,13	12,65	0,67
6	50,00	45,38	0,09	76,49	0,53
7	35,00	33,94	0,03	144,20	3,12
8	35,00	34,25	0,02	399,05	10,40
9	36,00	33,17	0,08	-9,16	1,25
10	31,00	33,16	0,07	3,65	0,88
11	36,00	33,15	0,08	252,41	6,01
12	37,00	33,19	0,10	-5,10	1,14
13	31,00	33,22	0,07	4,99	0,84
14	31,00	33,34	0,08	23,44	0,24
15	59,00	56,12	0,05	152,10	1,58
16	44,00	50,34	0,14	54,40	0,24
17	29,00	33,20	0,14	24,20	0,17
18	33,00	33,34	0,01	31,79	0,04
19	37,00	33,14	0,10	17,38	0,53
20	31,00	33,19	0,07	-6,67	1,22
21	37,00	33,76	0,09	73,54	0,99
22	36,00	33,32	0,07	42,61	0,18
23	35,00	33,13	0,05	-7,16	1,20
24	37,00	33,96	0,08	18,46	0,50
25	31,00	33,16	0,07	11,78	0,62
26	34,00	33,64	0,01	38,50	0,13
27	37,00	33,13	0,10	41,14	0,11
28	36,00	33,24	0,08	59,01	0,64
29	30,00	33,19	0,11	75,37	1,51
30	33,00	33,17	0,01	8,77	0,73

A Tabela 4.24 sintetiza os resultados apresentados tanto pela abordagem fuzzy proposta como pela abordagem *ANFIS* referente à estimação da concentração do etano.

Tabela 4.24 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás C_2H_6).

Abordagem	Conjunto de treinamento	Conjunto de teste	
	Erro quadrático médio	Erro relativo médio	Desvio padrão do erro
Abordagem fuzzy proposta	0,0577	0,0797	0,0390
ANFIS	0,1672	1,3928	2,0777

Através da Tabela 4.23 e da Tabela 4.24 pode-se verificar que os resultados fornecidos pela abordagem fuzzy proposta foram superiores aos resultados advindos da abordagem *ANFIS*.

4.9 Estimação da Concentração do Gás Acetileno

O gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas para estimação da concentração do gás acetileno (C_2H_2) é apresentado na Figura 4.18. Após as 10.000 épocas de treinamento o erro quadrático médio atingido foi de 0,0111.

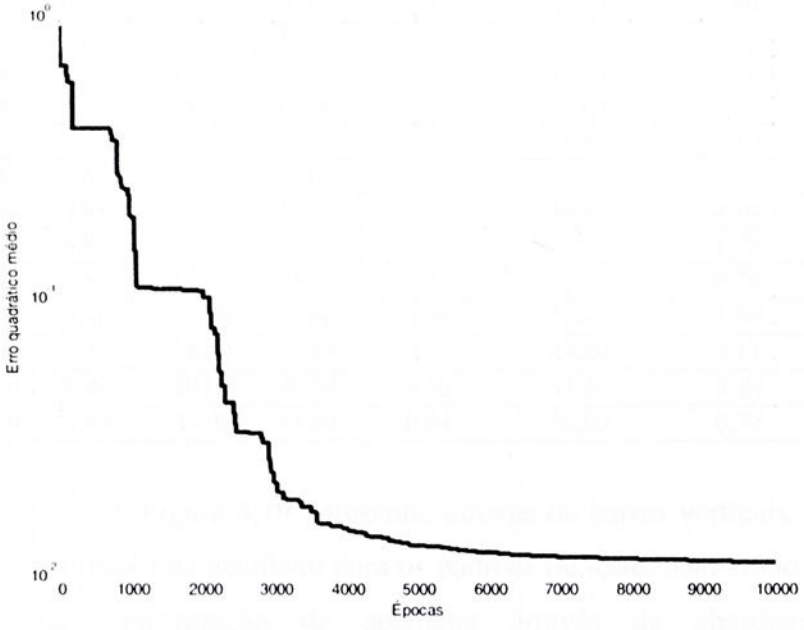


Figura 4.18 – Gráfico do erro quadrático médio em função das épocas de treinamento do sistema fuzzy multicamadas (Gás C_2H_2).

A Tabela 4.25 apresenta o conjunto de teste referente à concentração de acetileno.

Tabela 4.25 – Conjunto de padrões de teste (Gás C_2H_2).

Padrão	Cor	Densidade relativa	Tensão interfacial (dyn/cm)	Teor de água (ppm)	Índice de neutralização (mg KOH)	Rigidez dielétrica (kV)	Fator de potência (%)	C_2H_2 Real (ppm)
1	1,50	0,87	33,00	20,00	0,03	53,00	0,37	5,00
2	1,50	0,87	33,00	30,00	0,04	37,00	1,10	170,00
3	1,00	0,88	27,00	71,00	0,05	16,90	1,70	420,00
4	2,00	0,88	15,00	69,00	1,19	47,20	4,10	16,00
5	1,00	0,87	30,50	36,00	0,08	21,50	1,10	52,00
6	2,50	0,88	17,50	35,00	0,67	52,40	4,20	17,00
7	3,50	0,88	23,00	29,00	0,12	40,00	4,00	100,00
8	1,00	0,86	28,00	34,00	0,03	38,80	1,80	104,00
9	2,50	0,88	17,00	29,00	0,42	40,00	2,00	150,00
10	1,00	0,86	32,50	32,00	0,05	33,60	1,10	17,00
11	2,00	0,88	17,50	21,00	0,60	50,50	3,70	5,00
12	1,50	0,88	35,00	40,00	0,04	29,00	1,50	10,00
13	4,50	0,88	22,50	21,00	0,17	52,30	9,41	18,00
14	1,50	0,85	26,00	21,00	0,09	51,00	2,10	21,00
15	3,00	0,88	23,00	18,00	0,19	58,00	3,30	180,00
16	4,00	0,88	20,00	16,00	0,49	57,90	3,10	71,00
17	0,50	0,87	25,00	28,00	0,06	42,00	3,10	6,00
18	1,00	0,85	32,00	20,00	0,04	50,00	5,00	30,00
19	2,00	0,88	27,00	20,00	0,10	50,00	3,00	170,00
20	3,00	0,88	17,50	27,00	0,39	46,40	4,70	23,00
21	4,00	0,88	18,00	16,00	0,49	50,60	4,80	71,00
22	4,50	0,88	19,50	26,00	0,35	41,30	7,10	31,00
23	1,00	0,87	31,00	22,00	0,04	45,50	3,10	126,00
24	2,50	0,88	16,50	25,00	0,59	46,10	4,10	35,00
25	2,00	0,87	28,00	21,00	0,06	51,80	1,78	120,00
26	1,50	0,85	35,00	14,00	0,02	67,00	0,70	87,00
27	2,50	0,88	24,00	16,00	0,09	58,00	1,80	160,00
28	2,50	0,87	28,00	23,00	0,07	49,80	2,11	10,00
29	2,00	0,88	19,00	39,00	0,30	52,50	3,10	11,00
30	1,00	0,87	31,00	18,00	0,04	46,00	0,70	18,00

A Figura 4.19 apresenta, através de barras verticais, os valores reais da concentração de acetileno para os padrões de teste, bem como os valores estimados da concentração de acetileno através da abordagem fuzzy multicamadas.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

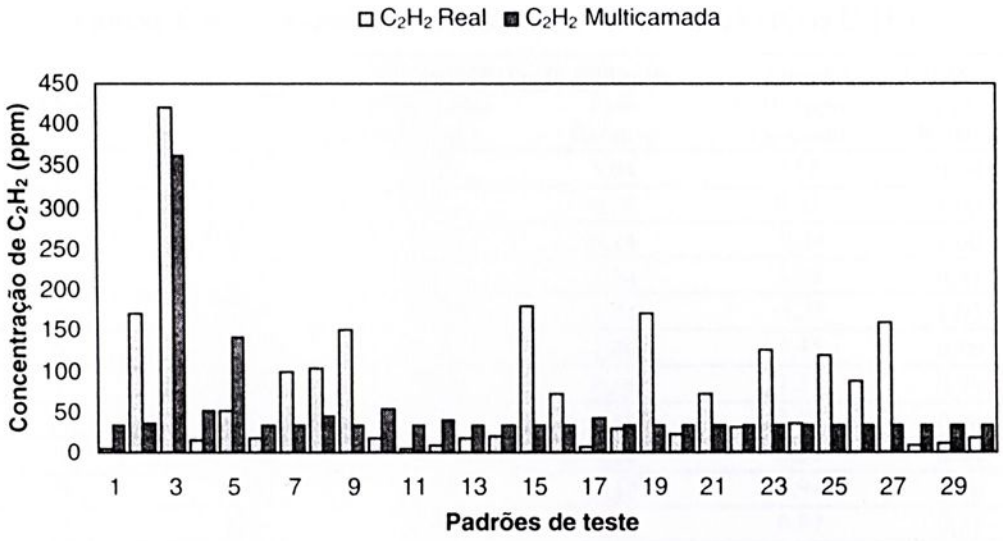


Figura 4.19 – Gráfico de valores reais e valores estimados (Gás C_2H_2) .

A Tabela 4.26 fornece os resultados numéricos da concentração de acetileno estimada através da abordagem fuzzy proposta e os valores estimados através da abordagem *ANFIS*. Pode-se verificar que a estimação da concentração do acetileno apresentou resultados insatisfatórios tanto em relação ao conjunto de sintonia como em relação ao conjunto de teste.

Verifica-se através do gráfico da Figura 4.19 e dos valores apresentados na Tabela 4.27 que o sistema de inferência fuzzy desenvolvido para estimação da concentração de etano forneceu resultados inapropriados ao problema proposto. O erro relativo médio referente à estimação da concentração de acetileno pela abordagem fuzzy proposta foi de 1,4746, tendo um desvio padrão de 1,7015.

Tabela 4.26 – Valores de Estimação da Concentração (Gás C_2H_2).

Padrão	C_2H_2 (ppm) real	Abordagem fuzzy proposta		Abordagem *ANFIS*	
		C_2H_2 (ppm) estimado	Erro Relativo	C_2H_2 (ppm) estimado	Erro Relativo
1	5,00	34,69	5,94	2,58	0,48
2	170,00	36,57	0,78	0,02	1,00
3	420,00	361,52	0,14	-0,44	1,00
4	16,00	51,85	2,24	3,06	0,81
5	52,00	140,90	1,71	-1,31	1,03
6	17,00	34,01	1,00	3,45	0,80
7	100,00	34,00	0,66	1,21	0,99
8	104,00	44,79	0,57	3,89	0,96
9	150,00	34,19	0,77	8,53	0,94
10	17,00	52,96	2,12	1,94	0,89
11	5,00	33,95	5,79	6,87	0,37
12	10,00	41,31	3,13	2,73	0,73
13	18,00	33,93	0,89	-0,06	1,00
14	21,00	33,97	0,62	-0,46	1,02
15	180,00	33,94	0,81	8,35	0,95
16	71,00	33,94	0,52	18,78	0,74
17	6,00	43,40	6,23	1,56	0,74
18	30,00	34,48	0,15	-0,13	1,00
19	170,00	34,14	0,80	15,24	0,91
20	23,00	33,93	0,48	-2,08	1,09
21	71,00	33,93	0,52	11,34	0,84
22	31,00	33,95	0,10	2,63	0,92
23	126,00	34,41	0,73	126,08	0,00
24	35,00	34,00	0,03	4,00	0,89
25	120,00	34,13	0,72	11,16	0,91
26	87,00	34,01	0,61	-2,33	1,03
27	160,00	34,03	0,79	6,84	0,96
28	10,00	34,24	2,42	19,95	1,00
29	11,00	33,93	2,08	-1,56	1,14
30	18,00	34,17	0,90	-2,20	1,12

A Tabela 4.27 sintetiza os resultados apresentados tanto pela abordagem fuzzy proposta como pela abordagem *ANFIS* referente à estimação da concentração do acetileno.

Tabela 4.27 – Comparação de desempenho das abordagens (Gás C_2H_2).

Abordagem	Conjunto de treinamento	Conjunto de teste	
	Erro quadrático médio	Erro relativo médio	Desvio padrão do erro
Abordagem fuzzy proposta	0,0111	1,4746	1,7015
ANFIS	0,0079	0,8749	0,2354



Embora ambas as abordagens forneçam resultados insatisfatórios, observa-se através da Tabela 4.26 e da Tabela 4.27 que os resultados fornecidos pela abordagem fuzzy proposta foram inferiores aos resultados advindos da abordagem *ANFIS*.

4.11 Considerações Sobre os Resultados de Simulação

Através dos resultados apresentados nas seções anteriores é possível verificar que a arquitetura e a estratégia de sintonia fuzzy desenvolvidas neste trabalho foram capazes de mapear de forma apropriada o relacionamento entre as variáveis físico-químicas e a concentração dos gases para a maioria dos gases empregados no estudo. A Tabela 4.28 sintetiza os erros relativos médios (em porcentagem) dos resultados obtidos pela abordagem fuzzy multicamadas em relação aos valores reais de concentração de cada gás.

Tabela 4.28 – Erros relativos médios (%) da abordagem proposta.

Gás	Abordagem Fuzzy Multicamadas	
	Erro Relativo Médio (%)	Desvio Padrão (%)
Hidrogênio (H_2)	11,97%	8,50%
Oxigênio (O_2)	1,38%	0,74%
Nitrogênio (N_2)	0,63%	0,35%
Monóxido de Carbono (CO)	1,14%	0,78%
Metano (CH_4)	5,04%	2,60%
Dióxido de Carbono (CO_2)	1,41%	0,81%
Etileno (C_2H_4)	8,07%	6,81%
Etano (C_2H_6)	7,97%	3,90%
Acetileno (C_2H_2)	147,46%	170,15%

A partir da Tabela 4.28, verifica-se que dentre os sistemas fuzzy que apresentaram resultados apropriados (erro relativo médio menor que 10 %) destacam-se aqueles ajustados para estimarem a concentração do oxigênio, nitrogênio, monóxido de carbono, metano, dióxido de carbono, etileno e etano. Desta forma, verifica-se a existência de uma forte correlação entre as variáveis físico-químicas e a concentração destes gases, além de evidenciar a capacidade dos sistemas fuzzy multicamadas em representar estes mapeamentos.

No entanto, algumas concentrações de gases não foram estimadas de maneira adequada. Dentre estas concentrações destacam-se a dos



gases hidrogênio e acetileno. Verifica-se, por meio dos resultados apresentados nas Seções 4.2 e 4.9, que houve uma certa discrepância entre os resultados estimados através do sistema fuzzy multicamadas com aqueles fornecidos através de ensaios de laboratório.

A divergência na obtenção destes resultados pode refletir uma fraca correlação entre as variáveis físico-químicas e a concentração dos gases mencionados, ou ainda, pode indicar um mapeamento de complexidade elevada o qual o sistema fuzzy estimou de forma inadequada. Outra possível razão para a discrepância entre os resultados reside no fato da grande quantidade de dados nulos em relação aos padrões de treinamento desses gases, onde não se constatava a presença dos referidos gases.

Os resultados apresentados nas seções anteriores também comparam os resultados apresentados pela abordagem fuzzy multicamadas com aqueles fornecidos pela abordagem *ANFIS*. Através destes resultados comparativos pode-se constatar que a abordagem fuzzy multicamadas forneceu melhores resultados que a abordagem *ANFIS* para os dados empregados neste trabalho.

Outro fator a ser considerado é a otimização estrutural empregada no sistema *ANFIS* onde o espaço das entradas-saída é clusterizado e a cada cluster uma regra é associada. Este procedimento cria regras que operam localmente nos seus respectivos clusters não levando em consideração os demais. Em virtude da complexidade do problema proposto, a geração de regras a partir deste procedimento pode não estruturar a base de conhecimento do sistema fuzzy de maneira adequada à generalização do conhecimento.



Capítulo 5

Conclusões e Trabalhos Futuros

O presente trabalho concentrou-se na estimação da concentração dos gases dissolvidos no óleo mineral isolante através dos resultados advindos das análises físico-químicas dos mesmos. Mais especificamente, uma abordagem fuzzy multicamadas foi desenvolvida e aplicada no mapeamento entre as grandezas físico-químicas e as concentrações dos gases dissolvidos no óleo mineral isolante de transformadores. Os resultados fornecidos pela metodologia desenvolvida foram comparados com aqueles provenientes da abordagem *ANFIS*.

A abordagem desenvolvida permitiu a estimação dos gases presentes no óleo isolante, sem que houvesse necessidade da realização do ensaio cromatográfico. Este procedimento permitirá uma maior eficiência quando da redução de tempo frente às tomadas rápidas de decisão referentes à manutenção e quanto ao monitoramento do estado do óleo.

Outro fator importante advindo da abordagem proposta é a redução dos custos envolvidos com os processos de análise do óleo, pois a metodologia desenvolvida necessita apenas dos valores obtidos através dos ensaios físico-químicos para a estimação dos gases presentes no óleo de transformadores. Além disso, a abordagem desenvolvida pode ser estendida e aplicada para a estimação de gases em outros equipamentos elétricos que são imersos em óleo mineral isolante.

O desenvolvimento de uma sistemática para o ajuste de sistemas de inferência fuzzy do tipo Mandani também foi uma importante contribuição, tendo em vista que tais arquiteturas de sistemas fuzzy representam o conhecimento implícito ao mapeamento realizado através de estruturas que se

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

assemelham à linguagem natural, permitindo assim o fornecimento de resultados não apenas quantitativos como também qualitativos.

A partir dos resultados fornecidos pela metodologia desenvolvida, foi possível verificar que a abordagem fuzzy multicamadas conseguiu estimar de forma apropriada a concentração da maioria dos gases tratados neste trabalho.

5.1 Futuras Linhas de Pesquisa

Entre os trabalhos futuros, destacam-se a seguir três linhas de pesquisa como continuação deste trabalho.

A primeira linha consiste na aplicação do sistema fuzzy, por intermédio da confecção de um sistema de apoio à decisão, visando auxiliar o acompanhamento da evolução da concentração dos gases nos transformadores.

A segunda linha de pesquisa está relacionada com a determinação do grau de relacionamento existente entre as grandezas físico-químicas e a concentração dos gases, pois a abordagem fuzzy multicamadas pode fornecer informações qualitativas sobre este relacionamento. Assim, esta linha de pesquisa consiste em estudos específico que visam avaliar qual a influência das diversas grandezas físico-químicas nos processos de formação de gases.

A terceira linha de pesquisa diz respeito ao aprimoramento dos métodos de sintonização estrutural e paramétrica envolvidos com a abordagem fuzzy multicamadas.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

Referências Bibliográficas

- BEZDEK, J. C. *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Functions Algorithms*. Plenum, New York, 1981.
- BIRLASEKARAN, S., YU XINGZHOU, FETHERSTONE, F., ABELL, R., MIDDLETON, R. Diagnosis and identification of transformer faults from frequency response data. *Proceedings of Power Engineering Society Winter Meeting*, Singapura, p. 1862-1867, 2000.
- BORTOLET, P. *Modelization et Commande Multivariable Floues: Application a la Commande d'un Moteur Thermique*. Ph.D Dissertation, Inst. Nat. Sci. Appl., Toulouse, LAAS-CNRS, Dec. 1998.
- BURROUGH, P. A., VAN GAANS, P. F. M., MACMILLAN, R. A. High-resolution landform classification using fuzzy k-means. *Fuzzy Sets Systems*, v. 113, n. 1, p. 37-52, 2000.
- CHIU, S. L. Fuzzy model identification based on cluster estimation. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, v. 2, p. 267-278, 1994.
- DELGADO, M. R. de B. S. Projeto automático de sistema nebulosos: uma abordagem co-evolutiva. Tese (doutorado). Orientadores: Fernando Von Zuben e Fernando Gomide – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, p. 184, 2002.
- DENNIS, J. E., SCHNABEL, R. B. *Numerical Methods for Unconstrained Optimization and nonlinear equations*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1983.
- DUNN, J. C. A fuzzy relative of the isodata process and its use in detecting compact well-separated clusters. *Journal of Cybernetics*, v. 3, p. 32-57, 1973.
- DUVAL, M. A Review of faults detectable by gas-in-oil analysis in transformers. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 18, p. 8-17, 2002.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

- EMAMI, M. R., TÜRKSEN, I. B., GOLDENBERG, A. A. Development of a systematic methodology of fuzzy logic modeling. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, v. 6, p. 346–361, 1998.
- ERNSLEY, A. M., XIAO, X., HEYWOOD, R. J., ALI, M. Degradation of cellulosic insulation in power transformers. *IEE Proceedings on Science and Measurement Technology*, v. 147, p. 115-119, 2000.
- FALLOU, B., DAVIES, I., ROGERS, R. R., REYNOLDS. Application of physico-chemical methods of analysis to the study of deterioration in the insulation of electrical apparatus, *CIGRE*, Paper 15-07, 1970.
- GLORENNEC., P. –Y. *Algorithmes d' Apprendissage Pour Systèmes d'inference Floue*. Hèrmes, Paris, 1999.
- GOMIDE, F. A. C., GUDWIN, R. R. Modelagem, controle, sistemas e lógica fuzzy. *Revista Controle e Automação*, v. 4, n. 3, p. 97-115, 1994.
- GUARDADO, J. R., NAREDO, J. L., MORENO, P., FUERTE, C. R. A comparative study of neural network efficiency in power transformers diagnosis using dissolved gas analysis. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 16, n. 4, p. 643-647, 2001.
- GUILLAUME, S. Designing fuzzy inference systems from data: An interpretability review. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, v. 9, n. 3, 2001.
- HERMAN, H., SHENTON, M. J., STEVENS, G. C., HEYWOOD, R. J. A new approach to condition assessment and lifetime prediction of paper and oil used as transformer insulation. *Proceedings of 7th International Conference on Solid Dielectrics*, Eindhoven, p. 473-476, 2001.
- HIROTA, K. *Industrial Applications of Fuzzy Technology*. Springer Verlag, New York, 1993.
- ICHIHASHI, H., SHIRAI, T., NAGASAKA, K., MIYOSHI, T. A method of inducing fuzzy decision trees with linear programming for maximizing entropy and an algebraic method for incremental learning. *Fuzzy Sets Systems*, v. 81, p. 157–167, 1996.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

- IMAMURA, M. M. *Uma Abordagem Neural Para Identificação de Gases Dissolvidos em Óleo Isolante de Transformadores em Função de Parâmetros Físico-Químicos*, Dissertação de Mestrado em Engenharia Industrial, Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Bauru, 2000.
- ISHIBUCHI, H., NOZAKI, K., TANAKA, T., OSAKA, Y., MATSUDA, M. Empirical study on learning in fuzzy systems by rice test analysis. *Fuzzy Sets and Systems*, v. 64, p. 129-144, 1994.
- ISHIBUCHI, H., NOZAKI, K., YAMAMOTO, N., TANAKA, H. Selecting fuzzy if-then rules for classification problems using genetic algorithms. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, v. 3, p. 260-270, 1995.
- ISLAM, S. M., LEDWICH, G. Locating transformer faults through sensitivity analysis of high frequency modeling using transfer function approach. *IEEE International Symposium on Electrical Insulation*, Montreal, p. 38-41, 1996.
- LEE, C. C. Fuzzy logic in control systems: fuzzy logic controllers – Part I and II. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, v. 20, p. 404-435, 1990.
- MANDANI, E. H., ASSILIAN, S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*, v. 7, p. 1-13, 1975.
- MILASCH, M. *Manutenção de Transformadores em Líquido Isolante*, Editora Edgar Blucher Ltda, 1984.
- NOZAKI, K., ISHIBUCHI, H., TANAKA, H. A simple but powerful heuristic method for generating fuzzy rules from numerical data. *Fuzzy Sets and Systems*, v. 86, p. 251–270, 1997.
- OKUBO, H., KOBAYASHI, S., AOSHIMA, Y., TAKAGI, H., MORI, E., IKEDA, M., KISHI, A. Electrical insulation diagnostic method and maintenance criteria for oil-immersed power transformers. *Proceedings of 13th International Conference on Dielectric Liquid*, Nara, p. 372-377, 1999.
- PEDRYCZ, W., GOMIDE, F. A. C. *An Introduction to Fuzzy Sets – Analysis and Design*, MIT Press, 1998.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

- QUINLAN, J. R. Induction of decision trees. *Machine Learning*, v. 1, p. 81-106, 1986.
- RAMOT, D., FRIEDMAN, M., LANGHOLZ, G., KANDEL, A. Complex fuzzy logic. *IEEE Transactions on Fuzzy Sets*, v. 11, p. 450-461, 2003.
- ROGER JANG, J. -S., SUN, C. -T, MIZUTANI, E. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1997.
- ROGER JANG, R. D. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, v. 23, n. 3, p. 665-685, 1993.
- RUNKLER, T. A., BEZDEK, J. C. Alternating cluster estimation: A new tool for clustering and function approximation. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, v. 7, p. 377-393, 1999.
- SUGENO, M., KANG, G. T. Structure identification of fuzzy model. *Fuzzy Sets and Systems*, v. 28, p. 15-33, 1988.
- SUGENO, M., YASUKAWA, T. A fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, v. 1, p. 7-31, 1993.
- TAKAGI, T., SUGENO, M. Fuzzy identification of system and its application to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, v. 15, p. 116-132, 1985.
- WANG, L.-X., MENDEL, J. M. Generating fuzzy rules by learning from examples. *IEEE Transactions on Systems, Man, Cybernetics*, v. 22, p. 1414-1427, 1992.
- XIE X., BENI. G. A validity measure for fuzzy clustering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 13, p. 841-847, 1991.
- YAGER R. R, FILEV, D. P. Generation of fuzzy rules by mountain clustering. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, v. 2, p. 209-219, 1994.
- ZADEH, L. A. Fuzzy sets, *Information and Control*, v. 8, p. 29-44, 1965.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

❖ ZADEH, L. A. Outline of new approache to the anlysis of complex systems and decision. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, v. 3, p. 28-44, 1973.

APÊNDICE

ASPECTOS BÁSICOS RELACIONADOS AOS SISTEMAS FUZZY

Neste apêndice, serão apresentados os conceitos básicos relacionados aos conjuntos, à lógica e aos sistemas de inferência fuzzy. Uma parte do texto apresentado é uma compilação dos principais aspectos abordados no trabalho de GOMIDE & GUDWIN (1994).

A.1 Introdução

A lógica fuzzy é a lógica que suporta os modos de raciocínio que são aproximados ao invés de exatos, ou ainda, de forma mais abrangente, pode ser aceita como a melhor maneira de representação do raciocínio humano, que é parcial e aproximado em sua essência.

Modelagem e controle fuzzy de sistemas são técnicas para o tratamento de informações qualitativas de uma forma rigorosa. Derivada do conceito de conjuntos fuzzy, a lógica fuzzy constitui a base para o desenvolvimento de métodos e algoritmos de modelagem e controle de processos, permitindo a redução da complexidade de projeto e implementação, tornando-se uma alternativa para a solução de problemas de controle e modelagem de sistemas.

Esta forma de estruturação do raciocínio é capaz de tomar decisões racionais mesmo estando em um ambiente de incertezas e imprecisões, onde dados desta natureza e até mesmo conflitantes são tratados (LEE, 1990). A tecnologia advinda da teoria de conjuntos fuzzy e da lógica fuzzy tem permitido a aplicação destas técnicas em diversas áreas do conhecimento (GOMIDE &

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

GUDWIN, 1994; HIROTA, 1993), tendo como exemplos os sistemas fuzzy de controle, os quais podem possibilitar um controle mais acurado, além de um desempenho estável e robusto; ou ainda, na modelagem de sistemas, onde através das técnicas de sistemas de inferência fuzzy é possível uma representação mais fiel do mesmo e inclusive a extração de informações qualitativas deste.

Como mencionado anteriormente, a lógica fuzzy procura expressar o raciocínio aproximado, ou seja, através da representação do conhecimento por regras pode-se responder a um determinado estímulo. Na lógica fuzzy existe a opção adicional de se empregar probabilidades lingüísticas, como por exemplo "provável", "altamente provável" e "improvável", interpretados como números fuzzy e manipulados pela aritmética fuzzy. Também em contraste com a lógica modal clássica, o conceito de possibilidade é interpretado utilizando os subconjuntos fuzzy no universo dos reais.

Através da lógica fuzzy, um sistema pode ser representado através de conceitos imprecisos tais como "rápido", "baixo" e "pequeno". Essas propriedades são responsáveis, entre outras, pela facilidade na extração do conhecimento de um sistema a partir de observações realizadas sobre este.

Em um sistema de inferência fuzzy, os valores de entrada são normalizados e convertidos para uma representação fuzzy. Este processo é denominado de fuzzificação das variáveis de entrada. As regras do sistema fuzzy serão executadas em paralelo, conseqüentemente, uma região fuzzy será produzida para cada variável. A criação desta região fuzzy através das regras ativas do sistema é conhecida por agregação. Depois do processamento das regras de inferência, as regiões fuzzy são convertidas em valores não fuzzy, também conhecidos como valores "crisp", determinando assim, o valor de cada variável de saída do sistema. O processo de se converter tal região fuzzy em um valor real é conhecido por defuzzificação.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

A.2 Fundamentos Sobre Conjuntos e Lógica Fuzzy

Nesta seção, serão apresentados os conceitos básicos relacionados aos conjuntos e a lógica fuzzy tendo como foco a modelagem de sistemas. Apesar de existir uma complexa base formal sustentando seu uso na modelagem e controle de sistemas, serão evidenciados somente os fundamentos necessários para o entendimento da teoria básica de modelagem fuzzy.

Assim, na teoria de conjuntos clássica, um elemento ou pertence a uma classe ou não. Dado um universo de discurso U e um elemento particular $x \in U$, o grau de pertinência $\mu_A(x)$ com relação a um conjunto $A \subseteq U$ é dado por:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & se\ x \in A \\ 0, & se\ x \notin A \end{cases} \qquad (A.1)$$

A função $\mu_A(x)$: $U \rightarrow \{0, 1\}$ é chamada de função característica na teoria clássica de conjuntos. Pode-se observar através da expressão (A.1) que a função característica, assim definida, pode assumir apenas valores discretos.

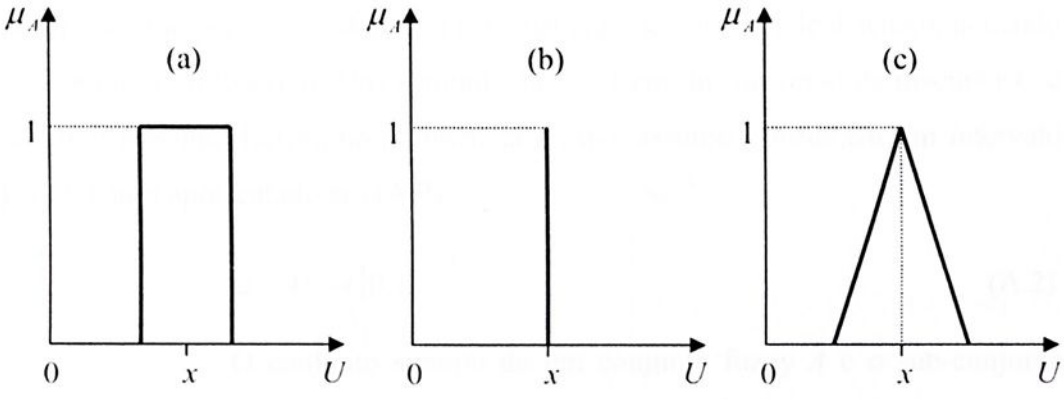


Figura A.1 – Funções de pertinência.

Freqüentemente, uma generalização desta idéia é utilizada, por exemplo, para manipulação de dados com erros limitados. Todos os números pertencentes a um intervalo pré-definido terão um grau de pertinência 1, os números que não pertencerem a este intervalo possuirão um grau de pertinência nulo como pode ser observado na Figura A.1 (a). Na Figura A.1 (b) o caso preciso

é apresentado e deste tem-se que o grau de pertinência é um somente em determinado valor, sendo nulo para os demais valores.

Zadeh (1973) propôs uma caracterização mais ampla, na medida em que sugere que alguns elementos são mais membros de um conjunto do que outros. O grau de pertinência pode então assumir qualquer valor no intervalo [0, 1], sendo que o valor 0 indica uma completa exclusão e um valor 1 representa completa pertinência, ou seja, a função característica passa a ser contínua no seu domínio. Esta generalização aumenta o poder de expressão da função característica. Na Figura A.1 (c), esta abordagem descrita é apresentada na forma de uma função de pertinência triangular com pico em x, sugerindo a idéia de que quanto mais próximo de x, mais o elemento se identifica com o conceito representado por x.

A partir desta definição, o conceito de elemento e o conceito de conjunto podem ser expandidos e novas denominações mais amplas podem ser assumidas, como apresentado a seguir.

Formalmente, seja U uma coleção de objetos denominados genericamente por $\{u\}$. O domínio U é chamado de universo de discurso, podendo ser contínuo ou discreto. Um conjunto fuzzy A em um universo de discurso U é definido por uma função de pertinência μ_A que assume valores em um intervalo [0, 1], como apresentado em (A.2).

$$\mu_A : U \rightarrow [0,1] \tag{A.2}$$

O conjunto suporte de um conjunto fuzzy A é o sub-conjunto dos pontos u de U tal que $\mu_A(u) > 0$. Um conjunto fuzzy cujo conjunto suporte é um único ponto de U com $\mu_A=1$ é chamado de um conjunto unitário fuzzy. A partir desta definição, os conjuntos clássicos passam a ser um caso específico na teoria de conjuntos fuzzy. Na Figura A.1 (c) tem-se uma função de pertinência do tipo triangular. No entanto, pode-se utilizar qualquer função f: $\Re \rightarrow [0,1]$ para a representação de um determinado conjunto fuzzy.

A.2.1 Definição de Operações e Operadores da Lógica Fuzzy

Sejam A e B dois conjuntos fuzzy definidos em um universo de discurso U com funções de pertinência μ_A e μ_B, respectivamente. As operações envolvendo conjuntos fuzzy, tais como a união ($A \cup B$), a intersecção ($A \cap B$) e o complemento ($\neg A$) são definidas respectivamente de maneira formal pelas expressões (A.3), (A.4) e (A.5).

$$\mu_{A \cup B}(u) = \mu_A(u) \,\&\, \mu_B(u) \tag{A.3}$$

$$\mu_{A \cap B}(u) = \mu_A(u) \,\Gamma\, \mu_B(u) \tag{A.4}$$

$$\mu_{\neg A}(u) = 1 - \mu_A(u) \tag{A.5}$$

onde Γ é uma norma triangular (t-norma) e & é uma co–norma triangular (s-norma).

Como exemplo de s-norma tem-se a expressão (A.6) e como exemplo da t-norma tem-se a expressão (A.7).

$$\mu_{A \cup B} = \max\{\mu_A(u), \mu_B(u)\} \tag{A.6}$$

$$\mu_{A \cap B} = \min\{\mu_A(u), \mu_B(u)\} \tag{A.7}$$

O emprego do operador "max" representando a s-norma e o emprego do operador "min" representando a t-norma foram propostos inicialmente por Zadeh (1965). No entanto, inúmeras outras s-norma e t-norma podem ser empregadas na definição dos sistemas fuzzy (PEDRYCZ & GOMIDE, 1998).

A.2.2 Regras Fuzzy

Para expressar conceitos ou relacionamentos através de elementos da linguagem natural é muito comum o uso de elementos qualitativos ao invés de valores quantitativos. Elementos lingüísticos típicos incluem expressões do tipo "mais ou menos", "alto", "não muitos", "médios", etc. Estas idéias são capturadas pela definição de variáveis lingüísticas. Uma variável

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

lingüística tem por característica assumir valores dentro de um conjunto de termos lingüísticos, ou seja, palavras ou frases. Assim, ao invés de assumir instâncias numéricas, estas variáveis assumem instâncias lingüísticas. Por exemplo, uma variável lingüística "Temperatura" poderá assumir como valor um dos termos do conjunto {"baixa", "média", "alta"}. Para se atribuir um significado aos termos lingüísticos, associa-se a cada um destes ternos um conjunto fuzzy definido sobre um universo de discurso comum, que neste exemplo será a "Temperatura". A Figura A.2 ilustra três possíveis termos lingüísticos para variável lingüística representando a temperatura.

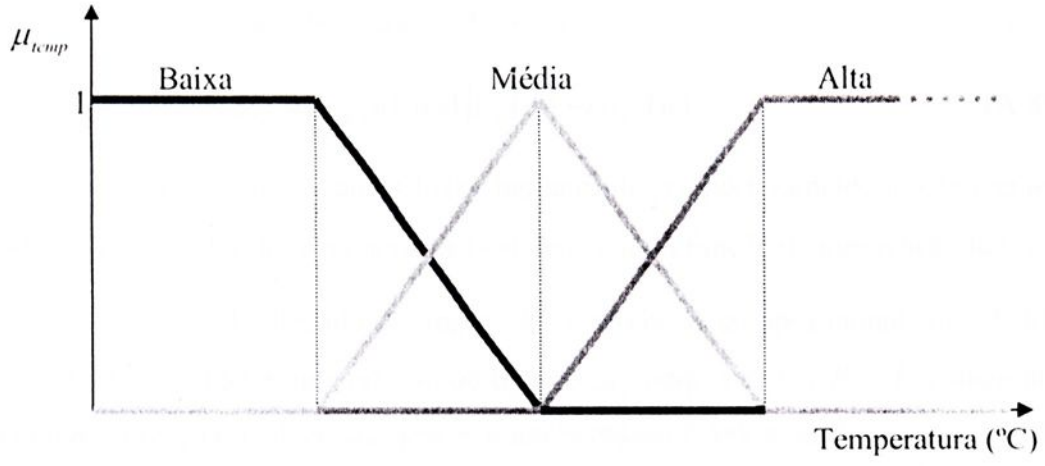


Figura A.2 – Representação da variável lingüística temperatura.

A forma mais comum de expressar o conhecimento é por meio de regras do tipo condição–ação. Neste tipo de regra, um conjunto de condições descrevendo uma parcela observável das entradas do processo é associado com uma ação de saída que irá manter ou levar o sistema às condições desejadas, ou ainda, expressar o conhecimento especialista envolvido em um sistema e permitir que a modelagem seja mais flexível e comporte informações qualitativas do processo.

Tipicamente, uma condição é uma proposição lingüística (envolvendo variáveis lingüísticas) sobre o valor de alguma das variáveis de entrada, como por exemplo "o erro é grande e positivo". Da mesma maneira, uma ação típica de controle é uma descrição lingüística, como por exemplo "aumente

um pouco a vazão". A idéia embutida junto às regras fuzzy de representar o conhecimento por meio de um conjunto de termos lingüísticos associados às variáveis de saída e entrada do processo é absorvida pelos sistemas de inferência fuzzy. As ações de controle ou as saídas do modelo são expressas de forma similar para cada variável de controle (saídas). Regras do tipo se-então são freqüentemente chamadas de declarações condicionais fuzzy ou simplesmente regras fuzzy. Dependendo do propósito, controle ou modelagem, podem ser chamadas ainda de regras de controle fuzzy ou regras de modelagem fuzzy. Uma regra fuzzy típica pode ser dada por:

$$\mu_{R_i} = \mu_{(A_i \text{ and } B_i \rightarrow C_i)}(u, v, w)$$

$$\mu_{R_i} = [\mu_{A_i}(u) \text{ and } \mu_{B_i}(v)] \rightarrow \mu_{C_i}(w) \qquad \text{(A.8)}$$

onde A_i, B_i e C_i são conjuntos fuzzy pertencentes respectivamente aos universos de discursos U, V e W, e o operador ($\rightarrow$) denota uma função de implicação fuzzy.

Utilizando a regra de inferência composicional de Zadeh (ZADEH, 1973) para uma relação do tipo $R_{A \rightarrow B}$, onde $A \in U$ e $B \in V$, e dado um conjunto fuzzy de U denotado por A' e um conjunto fuzzy B' de V, a inferência de A' é dada pela seguinte função de pertinência:

$$\mu_{B'}(v) = \max_{u} \{\min(\mu_{A'}(u), \mu_{R}(u, v))\} \; ; \; u \in U \; , \; v \in V \qquad \text{(A.9)}$$

A ação de controle consistirá da união de todas as funções fuzzy ativadas. O valor final, ou seja, aquele que será apresentado pelas saídas do sistema fuzzy, será determinado pelo processo de defuzzificação. Uma descrição detalhada dos processos envolvidos com a inferência fuzzy pode ser encontrada em Pedrycz & Gomide (1998).

A.2.3 Agregação

Em uma base de regras, quando mais de uma regra é acionada, as contribuições das diversas regras após a inferência são combinadas pelo operador de agregação. Por exemplo, supondo-se que $B'_1, \ldots, B'_n$ são todos os

resultados derivados das diversas regras acionadas, todos relacionados a uma mesma variável lingüística, o resultado da implicação de todas as regras B' será:

$$B' = \bigcup_{i}^{n} B_i' \tag{A.9}$$

onde o símbolo $\cup$ representa o operador agregação. Um exemplo de função para o operador agregação é o operador união.

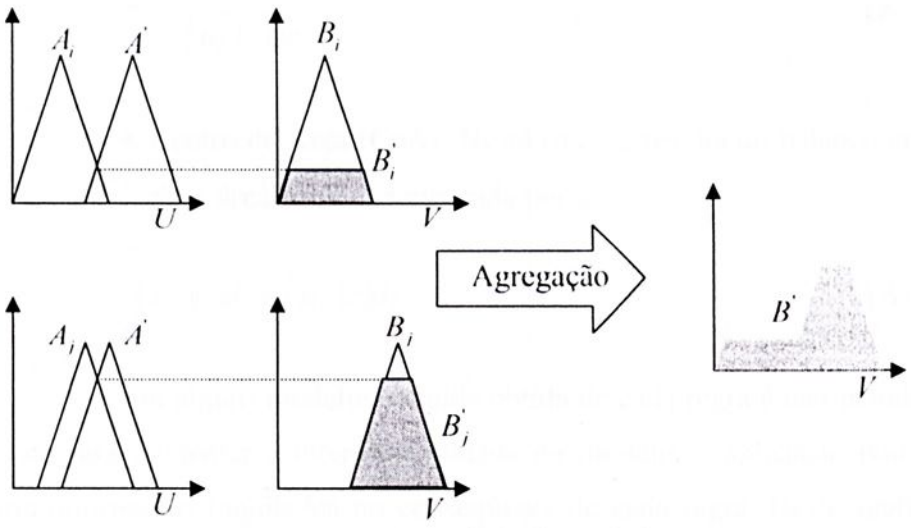


Figura A.3 – Mecanismo de inferência fuzzy.

A Figura A.3 ilustra o processo de inferência max–min quando existem duas regras, $A_i \rightarrow B_i$ e $A_j \rightarrow B_j$. A' é o fato de entrada, representado como um conjunto fuzzy.

A.2.4 Defuzzificação

Depois do processo de agregação das regras, tem-se como resultado um conjunto nebuloso representativo da saída do sistema de inferência fuzzy. No entanto, este conjunto fuzzy deve ser convertido para um valor "crisp".

Existem diversas metodologias para se realizar esse processo, dentre os quais pode-se destacar a média dos máximos, o centro de massa e o centro de área. Assim, seja C um conjunto nebuloso definido no universo Z, então:

- Média dos Máximos (MoM): Os valores do domínio correspondentes ao máximo da função de pertinência do conjunto C são identificados e a média define o valor não-nebuloso;

- Centro de Massa (CoG): O resultado da transformação de C em um valor não-nebuloso é o centro de massa, dado por:

$$\hat{z} = \frac{\int_z \mu_C(z) z dz}{\int_z \mu_C(z) dz} \tag{A.10}$$

- Centro de Área (CoA): Neste caso, $\hat{z}$ resulta do balanço entre duas áreas de C determinada por $\hat{z}$:

$$\int_{-\infty}^{\hat{z}} \mu_C(z) dz = \int_{\hat{z}}^{\infty} \mu_C(z) dz \tag{A.11}$$

Em alguns modelos, a saída obtida de cada regra é não-nebulosa (crisp) mas, para aumentar a interpretabilidade do modelo, a aplicação poderia exigir uma informação lingüística no conseqüente de cada regra. Neste sentido, algumas abordagens têm proposto métodos para a transformação de informação não-nebulosa em informação nebulosa, representada por funções de pertinência associadas a termos lingüísticos específicos (DELGADO, 2002).

0810001156