

Antonio Vanderlei Ortega

**Projeto de Dispositivos Optoeletrônicos
Automotivos Utilizando Abordagem de
Sistemas *Fuzzy***

Tese apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, sendo parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Ivan Nunes da Silva

São Carlos

2007

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

Antonio Vanderlei Ortega

**Projeto de Dispositivos Optoeletrônicos
Automotivos Utilizando Abordagem de
Sistemas *Fuzzy***

Tese apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, sendo parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Sistemas Dinâmicos

Orientador: Prof. Dr. Ivan Nunes da Silva

São Carlos

2007

Dedico este trabalho aos meus pais Antonio e Tereza, à minha esposa Mônica, à minha filha Bianca, ao meu filho Giovanni e ao Prof. Ivan, pelo constante incentivo e apoio em todos os momentos.

AGRADECIMENTOS

A DEUS, por tudo que Ele fez, pelo que está fazendo e pelo que ainda vai fazer.

Ao meu orientador Prof. Dr. Ivan Nunes da Silva, pela confiança depositada em mim nesses anos, pela paciência e pelos ensinamentos que sempre destacaram a importância da pesquisa científica.

Ao Prof. Dr. José Alfredo Covolan Ulson, pelo apoio em importantes etapas de minha vida acadêmica.

Ao Prof. Dr. Dennis Brandão, pelas valiosas e importantes contribuições na fase de qualificação dessa tese.

Ao Prof. Dr. Adrião Duarte Dória Neto e à Prof^ª. Dra. Jussara Farias Fardin, pelas contribuições e sugestões na fase de defesa dessa tese.

À empresa TEC-CI Circuitos Impressos Ltda., pela ajuda na confecção das amostras.

À CAPES - Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior, pelo auxílio financeiro concedido.

À FAPESP pelo apoio financeiro na aquisição dos equipamentos, imprescindíveis no desenvolvimento deste trabalho (Programa PIPE - Processo Nº 04/08973-9).

Aos amigos do Laboratório de Automação Inteligente de Processos e Sistemas da USP de São Carlos.

A todos que de forma direta ou indireta contribuíram para a realização deste trabalho.

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

Romanos 11,36

Resumo

ORTEGA, A. V. (2007). *Projeto de Dispositivos Optoeletrônicos Automotivos Utilizando Abordagem de Sistemas Fuzzy*. Tese (Doutorado) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2007.

Tecnologia de montagem de superfície (SMT) é um método para construção de circuitos eletrônicos, nos quais os componentes são montados diretamente sobre a superfície da placa de circuito impresso. Tais dispositivos eletrônicos são chamados de dispositivos de montagens de superfície ou SMDs. Paralelamente, as vantagens oferecidas pelo componente eletrônico LED SMD têm causado uma grande aplicação desse dispositivo em substituição ao LED convencional. O presente trabalho apresenta um sistema inteligente baseado em sistemas de inferência *fuzzy* para estimar valores de intensidade luminosa de equipamentos automotivos a partir de dados de projeto. Embora o trabalho esteja direcionado para a aplicação de LEDs SMD em lanternas traseiras, o trabalho aqui desenvolvido pode ser generalizado e usado em outras aplicações industriais, tais como semáforos de trânsito, painéis eletrônicos de mensagens ou qualquer outra aplicação onde use LEDs SMD em conjunto. Resultados de protótipos são apresentados para validar a técnica proposta. Por meio desses resultados, pode-se observar que a aplicação de sistemas inteligentes é uma abordagem atrativa para este tipo de problema.

Palavras chave: SMT; LED; sistemas de inferência *fuzzy*; sistemas inteligentes; indústria automotiva.

Abstract

ORTEGA, A. V. (2007). *Design of Automotive Optoelectronic Devices Using Fuzzy System Approach*. Thesis (Doctorate Degree) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2007.

Surface mount technology (SMT) is a method for making electronic circuits in which the components are mounted directly onto the surface of printed circuit boards. Such electronic devices are called surface-mount devices or SMDs. The advantages offered by the electronic component SMD LED (Light Emitting Diode) have caused a wide application of this device in replacement of conventional LEDs. This work shows an intelligent system using fuzzy interference systems to estimate values of luminous intensity in automotive equipments from design data. Although this work is aimed to the application of SMD LEDs in rear lights, methods hereby developed and described can also be used in other applications, such as traffic lights, electronic panels of messages or any other application where SMD LEDs are used in groups. Results of prototypes are presented to validate the proposed technique. From these results, it can be observed that the application of intelligent systems is an attractive approach to this type of problem.

Keywords: SMT; LED; fuzzy interference systems; intelligent systems; automobile industry.

Lista de Figuras

FIGURA 2.1 - Foto de componentes eletrônicos SMD.....	15
FIGURA 2.2 - Esquema eletrônico de uma lanterna de posição traseira ou de uma lanterna de freio que utiliza LEDs.....	17
FIGURA 2.3 - Representação de uma placa eletrônica de lanterna de posição traseira ou de freio montada com LEDs SMD.....	18
FIGURA 2.4 - Diagrama de distribuição de intensidade luminosa da lanterna de posição traseira, com valores em candelas (cd).....	19
FIGURA 2.5 - Diagrama de distribuição de intensidade luminosa da lanterna de freio, com valores em candelas (cd).....	20
FIGURA 2.6 - Fluxograma da etapa de medição.....	21
FIGURA 2.7 - Foto de uma lanterna de freio comercial usando LEDs.....	22
FIGURA 2.8 - Diagrama de distribuição de intensidade luminosa das lâmpadas americanas.....	23
FIGURA 2.9 - Diagrama de distribuição de intensidade luminosa das lâmpadas de origem européia.....	23
FIGURA 2.10 - Diagrama de distribuição de intensidade luminosa de uma lanterna montada com lâmpada incandescente.....	24
FIGURA 2.11 - Diagrama de distribuição de intensidade luminosa de uma lanterna montada com LEDs.....	25
FIGURA 2.12 - Diagrama de radiação de um LED.....	27
FIGURA 2.13 - Placa de circuito com LEDs em frente ao sensor de intensidade luminosa.....	28
FIGURA 2.14 - Variação da intensidade luminosa relativa em função da corrente direta de um LED.....	31
FIGURA 2.15 - Diferença nos tempos de acendimento entre LEDs e lâmpadas incandescentes.....	32
FIGURA 2.16 - Formação triangular da iluminação do sistema de freio veicular....	34
FIGURA 3.1 - Diagrama do processo de inferência <i>fuzzy</i>	40
FIGURA 3.2 - Função de pertinência Gaussiana.....	43

FIGURA 3.3 - Ilustração do método da média dos máximos.....	45
FIGURA 3.4 - Processos internos ao modelo de Takagi-Sugeno.....	47
FIGURA 3.5 - Esquema do neurônio artificial.....	50
FIGURA 3.6 - Principais funções de ativação usadas em redes <i>Perceptrons</i> multicamadas.....	52
FIGURA 3.7 - Representação das camadas de uma rede <i>Perceptrons</i>	53
FIGURA 3.8 - Representação dos passos <i>Forward</i> e <i>Backward</i>	55
FIGURA 4.1 - Variáveis envolvidas no treinamento e sintonia dos sistemas inteligentes.....	65
FIGURA 4.2 - Erro de treinamento para a posição (5°L, 0°V).....	67
FIGURA 4.3 - Resultado do treinamento realizado pelo ANFIS referente à posição (5°R, 0°V).....	68
FIGURA 4.4 - Resultado da validação do sistema fuzzy sintonizado pelo ANFIS referente à posição (5°R, 0°V).....	69
FIGURA 4.5 - Funções de pertinência ajustadas para a variável lingüística “Número de colunas” referente à posição (20°L, 5°U).....	72
FIGURA 4.6 - Funções de pertinência ajustadas para a variável lingüística “Distância entre colunas” referente à posição (20°L, 5°U).....	73
FIGURA 4.7 - Funções de pertinência ajustadas para a variável lingüística “Número de linhas” referente à posição (20°L, 5°U).....	74
FIGURA 4.8 - Funções de pertinência ajustadas para a variável lingüística “Distância entre linhas” referente à posição (20°L, 5°U).....	75
FIGURA 4.9 - Funções de pertinência ajustadas para a variável lingüística “Intensidade luminosa do LED” referente à posição (20°L, 5°U)..	76
FIGURA 4.10 - Intensidade luminosa medida na posição (20°R, 5°D), em função das variáveis lingüísticas “Distância entre Colunas” e “Número de Colunas”.....	77
FIGURA 4.11 - Intensidade luminosa medida na posição (10°L, 0°V), em função das variáveis lingüísticas “Distância entre Colunas” e “Número de Colunas”.....	78

FIGURA 4.12 - Intensidade luminosa medida na posição (0°H, 5°U), em função das variáveis lingüísticas “Distância entre Colunas” e “Número de Colunas”.....	79
FIGURA 4.13 - Comparação entre os valores obtidos no teste experimental (TE) e estimados pela rede neural artificial (RNA) para a amostra 95..	92
FIGURA 4.14 - Comparação entre os valores obtidos no teste experimental (TE) e estimados pelo sistema fuzzy (SF) para a amostra 95.....	93
FIGURA 4.15 - Comparação entre os valores de intensidade luminosa obtidos no teste experimental (TE) e estimados pelos sistemas inteligentes para a posição (5°R, 10°U).....	94
FIGURA 4.16 - Comparação entre os valores de intensidade luminosa obtidos no teste experimental (TE) e estimados pelos sistemas inteligentes para a posição (10°L, 5°D).....	95
FIGURA 4.17 - Comparação entre os valores obtidos no teste experimental (TE) e estimados pelo sistema fuzzy (SF) para a amostra de <i>brake light</i>	99
FIGURA 4.18 - Comparação entre os valores obtidos no teste experimental (TE) e estimados pela rede neural artificial (RNA) para a amostra de <i>brake light</i>	99
FIGURA A.1.1 - Fluxograma básico de SMT usando cola.....	112
FIGURA A.1.2 - Fluxograma básico de SMT usando solda em pasta.....	113
FIGURA A.1.3 - Aplicação de cola ou solda em pasta através da tela de impressão.....	114
FIGURA A.1.4 - Máquina para aplicação automática de cola ou solda em pasta através da tela de impressão.....	114
FIGURA A.1.5 - Equipamento para aplicação manual de cola através de seringa por pressão.....	115
FIGURA A.1.6 - Mecanismo de manipulação de componentes SMD utilizado pela máquina <i>Pick and Place</i>	116
FIGURA A.1.7 - Foto de uma máquina <i>Pick and Place</i>	117
FIGURA A.1.8 - Foto de uma máquina de solda por onda.....	119
FIGURA A.1.9 - Curva típica da temperatura variando em função do tempo para um processo de refusão.....	120
FIGURA A.1.10 - Foto de um forno de refusão do tipo estático.....	121

FIGURA A.1.11 - Foto de um forno de refusão do tipo dinâmico.....	122
FIGURA A.1.12 - Foto de componentes SMD soldados ao final do processo de refusão.....	122
FIGURA A.2.1 - Representação da condução de energia através dos pares de elétron-lacuna.....	124
FIGURA A.2.2 - Representação de um semicondutor do tipo-N.....	125
FIGURA A.2.3 - Representação de um semicondutor do tipo-P.....	126
FIGURA A.2.4 - Representação de uma junção PN.....	126
FIGURA A.2.5 - Representação da barreira de potencial em uma junção PN.....	127
FIGURA A.2.6 - Junção PN sendo polarizada.....	128
FIGURA A.2.7 - Representação das bandas de energia em um material semicondutor intrínseco.....	129
FIGURA A.2.8 - Representação da estrutura básica do LED.....	131
FIGURA A.2.9 - Circuito simples para acendimento do LED.....	132
FIGURA A.3.1 - Foto de uma amostra de lanterna traseira acionada na sala escura.....	139
FIGURA A.4.1 - Interface gráfica do ANFIS no Matlab®.....	141
FIGURA A.4.2 - Carregamento dos dados no ANFIS.....	142
FIGURA A.4.3 - Configuração dos parâmetros de inicialização do sistema de inferência <i>fuzzy</i>	143
FIGURA A.4.4 - Realizando o treinamento no ANFIS.....	144
FIGURA A.5.1 - Classes de conjuntos na lógica clássica.....	147
FIGURA A.5.2 - Função de pertinência da lógica <i>fuzzy</i>	148
FIGURA A.5.3 - Conjuntos de funções de pertinência da lógica <i>fuzzy</i>	149
FIGURA A.5.4 - Ativação de regras <i>fuzzy</i>	151
FIGURA A.5.5 - Entrada do sistema <i>fuzzy</i> de exemplo.....	152
FIGURA A.5.6 - Saída do sistema <i>fuzzy</i> de exemplo.....	152
FIGURA A.5.7 - Agregação de regras <i>fuzzy</i>	153
FIGURA A.5.8 - Método de defuzzificação por meio do centro de área	154

Lista de Tabelas

TABELA 4.1 - Dimensões de cada lanterna traseira.....	63
TABELA 4.2 - Valores de erros relativos médios obtidos para algumas variações possíveis do número de funções de pertinência das variáveis lingüísticas.....	70
TABELA 4.3 - Número de funções de pertinência e erro relativo médio obtido para cada sistema <i>fuzzy</i>	80
TABELA 4.4 - Variações na topologia da rede durante a fase de treinamento utilizando a função de ativação do tipo tangente hiperbólica (“tansig”).....	82
TABELA 4.5 - Variações na topologia da rede durante a fase de treinamento utilizando a função de ativação do tipo logística (“logsig”).....	84
TABELA 4.6 - Topologias obtidas para as 19 posições, durante a fase de treinamento.....	87
TABELA 4.7 - Comparação entre os valores de intensidade luminosa obtidos por testes experimentais, inverso do quadrado da distância e estimados pelos sistemas inteligentes para a posição (10°R, 5°D).....	88
TABELA 4.8 - Comparação entre os valores de intensidade luminosa obtidos por testes experimentais, inverso do quadrado da distância e estimados pelos sistemas inteligentes para a posição (5°R, 10°D).....	90
TABELA 4.9 - Comparação entre os valores de intensidade luminosa de <i>brake lights</i> obtidos por testes experimentais e estimados pelos sistemas inteligentes para a posição (5°R, 0°V).....	97
TABELA A.3.1 - Combinação dos parâmetros para cada amostra de lanternas traseiras.....	133

Lista de Siglas e Abreviaturas

ABS = *Acrilonitrila Butadieno Stireno*

CONTRAN = Conselho Nacional de Trânsito

D = *down* (abaixo)

Ec = energia de condução

Ev = energia de valência

H = *horizontal* (horizontal)

L = *left* (à esquerda)

R = *right* (à direita)

U = *up* (acima)

V = *vertical* (vertical)

SUMÁRIO

Resumo.....	xi
Abstract.....	xiii
Lista de Figuras.....	xv
Lista de Tabelas.....	xiv
Lista de Siglas e Abreviaturas.....	xxi
1 INTRODUÇÃO	
1.1 Motivação e Relevância do Trabalho.....	01
1.2 Objetivo e Justificativa da Tese.....	08
1.3 Contribuições da Tese de Doutorado.....	10
1.4 Organização da Tese.....	11
2 LEDS SMD APLICADOS EM DISPOSITIVOS LUMINOSOS AUTOMOTIVOS	
2.1 LED e Tecnologia de Montagem de Superfície (SMT).....	13
2.2 Certificação de Lanternas de Posição Traseira e Lanternas de Freio Utilizando LEDs SMD.....	16
2.3 Aspectos das Não-Linearidades na Emissão de Luz em Dispositivos Luminosos Automotivos.....	22
2.4 Influência do Tempo de Acendimento do LED de Lanternas de Freio em Colisões Traseiras.....	31
2.5 Considerações Finais Sobre Estado da Arte.....	35
3 ASPECTOS RELACIONADOS AOS SISTEMAS INTELIGENTES	
3.1 Aspectos de Sistemas de Inferência <i>Fuzzy</i>	38
3.1.1 Composição dos Sistemas de Inferência <i>Fuzzy</i>	39
3.1.2 Sistema de Inferência no Modelo de Takagi-Sugeno.....	45
3.1.3 Sintonização de Parâmetros de Sistemas de Inferência <i>Fuzzy</i>	47
3.1.4 Considerações Finais Sobre os Sistemas de Inferência <i>Fuzzy</i> e ANFIS.....	48
3.2 Aspectos de Redes Neurais Artificiais.....	49
3.2.1 Redes <i>Perceptrons</i> Multicamadas.....	52
3.2.2 Treinamento de Redes <i>Perceptrons</i> Multicamadas.....	54
3.2.3 Considerações Finais Sobre Redes Neurais Artificiais.....	59
4 ESTIMAÇÃO DE VALORES DE INTENSIDADE LUMINOSA UTILIZANDO SISTEMAS INTELIGENTES	
4.1 Aspectos de Construção das Amostras.....	61
4.2 Utilização dos Sistemas Inteligentes.....	64

4.3 Utilização do ANFIS para Sintonizar os Sistemas <i>Fuzzy</i>	66
4.4 Treinamento da Rede <i>Perceptrons</i> Multicamadas.....	81
4.5 Comparação Entre as Abordagens Inteligentes Propostas.....	88
4.6 Comparação de Resultados Entre Estratégias Inteligentes Aplicadas em <i>Brake Lights</i>	96
5 CONCLUSÕES GERAIS E TRABALHOS FUTUROS	
5.1 Conclusões Gerais.....	101
5.2 Futuras Linhas de Pesquisa.....	104
Referências Bibliográficas.....	105
Apêndice I - Tecnologia de Montagem de Superfície (SMT).....	111
A.1.1 Aplicação de Cola ou Pasta por Tela de Impressão.....	113
A.1.2 Aplicação de Cola por Meio de Seringa por Pressão.....	115
A.1.3 Colocação dos Componentes SMD.....	115
A.1.4 Soldagem de Componentes SMD por Meio de Solda por Onda.....	117
A.1.5 Soldagem de Componentes SMD Usando Forno de Refusão.....	119
Apêndice II - O Dispositivo LED.....	123
A.2.1 Funcionamento do LED.....	124
A.2.2 Estrutura da Pastilha Semicondutora do LED.....	125
A.2.3 Processo de Emissão de Luz na Pastilha Semicondutora.....	127
A.2.4 Estrutura do LED.....	130
A.2.5 Acionamento do LED.....	131
Apêndice III - Construção das Amostras.....	133
A.3.1 Montagem das Amostras.....	133
A.3.2 Medição da Intensidade Luminosa das Amostras.....	139
Apêndice IV - Utilização do ANFIS no Matlab®	142
Apêndice V - Sistemas <i>fuzzy</i>	145
A.5.1 Aspectos principais	145
A.5.2 Funções de pertinência.....	146
A.5.3 Regras <i>fuzzy</i>	149
A.5.4 Agregação de regras <i>fuzzy</i>	151
A.5.5 Defuzzificação.....	154

1 INTRODUÇÃO

1.1 *Motivação e Relevância do Trabalho*

Segmentos industriais importantes têm apresentado um grande avanço, pois a acirrada concorrência internacional é um dos fatores que tem contribuído fortemente para a ocorrência desta situação. Dentre estes importantes segmentos, destaca-se o segmento da indústria eletrônica. O último grande avanço, que revolucionou as linhas de montagens de produtos eletrônicos, foi o desenvolvimento da SMT. A palavra SMT é a abreviatura das palavras inglesas *Surface Mounted Technology*, que significa “tecnologia de montagem de superfície”, sendo que o grande sucesso desta tecnologia está pautado na forma com que os componentes eletrônicos são construídos, os chamados componentes SMD, abreviatura de *Surface Mounted Device*, que significa “dispositivo de montagem de superfície”.

Os primeiros componentes do tipo SMD fabricados em escala industrial foram os circuitos integrados produzidos na Europa, destinados à montagem de relógios. Logo em seguida, as empresas japonesas passaram a desenvolver e fabricar componentes SMD, utilizando-os principalmente no setor de alto consumo, ou seja, em câmeras fotográficas, relógios, rádios, televisores, filmadoras, computadores e outros. Depois da Europa e Japão, os Estados Unidos também passaram a fazer uso desta tecnologia, isso já na década de 80 (LOPES, 1989).

No Brasil, a aplicação da SMT se deu fortemente na década de 90, e até os dias de hoje encontram-se empresas ainda em fase de implantação desta tecnologia. A grande dificuldade encontrada pelas empresas nacionais na migração para SMT foi (e continua sendo) o alto custo dos equipamentos necessários para o processamento dos componentes SMD. Na grande maioria dos casos, os equipamentos são importados e os altos investimentos necessários só apresentam retorno à médio ou longo prazo (FLOWER, 2006). Porém, o avanço é necessário; hoje, alguns componentes só são fabricados na versão SMD. Além disso, os componentes eletrônicos SMD são largamente utilizados no mundo inteiro, de maneira que seu custo, quando comparado ao custo de componentes convencionais, chega a ser em alguns casos 50% menor.

O componente SMD é uma evolução do componente convencional, utilizado por meio do processo de THT, abreviatura de *Through-Hole Technology*, que significa “tecnologia por meio de furo”. Os componentes eletrônicos fabricados para o uso por meio de THT apresentam uma armação de terminais (*lead frame*) e, durante o processo de montagem eletrônica, tais terminais são inseridos nos furos da placa de circuito impresso. A inserção normalmente é feita de forma manual e a soldagem é realizada no lado oposto ao lado em que o componente foi inserido. Já os componentes SMD se diferenciam dos componentes convencionais, principalmente, por não possuírem terminais para inserção em furos. A colocação do componente SMD é predominantemente feita de forma automática e a soldagem é realizada no mesmo lado em que o componente foi colocado, ou seja, na superfície da placa, daí o nome de “dispositivo de montagem de superfície”.

Por não apresentarem terminais, a utilização de componentes do tipo SMD permite que duas etapas do processo de montagem eletrônica sejam eliminadas,

são elas: a pré-forma de terminais e o corte de terminais; desta forma, economiza-se tempo de processo. Outro importante ganho de tempo de processo em SMT ocorre durante a inserção dos componentes SMD, sendo que normalmente a colocação do componente é automatizada, realizada por intermédio de uma máquina de inserção (*Pick & Place*), a qual faz com que o processo chegue a ser, em alguns casos, 130 vezes mais rápido do que o mesmo processo executado de forma manual. Outra grande vantagem em utilizar a *Pick & Place* é que a mesma assegura uma montagem mais precisa (HERNANDEZ et al., 2002), eliminando erros de montagem de placa para placa, diminuindo-se assim de forma considerável o tempo de correção ou retrabalho destas placas eletrônicas. Diversos detalhes envolvendo a tecnologia SMT e os seus equipamentos são descritos no Apêndice I.

Porém, as vantagens de utilização dos componentes SMD não se restringem apenas ao seu menor custo financeiro e ao seu baixo tempo de processamento na montagem de placas eletrônicas, pois outra vantagem é que as placas de circuito impresso, dimensionadas para os componentes do tipo SMD, não precisam que sejam furadas, além do que, o componente SMD é de 40% a 60% menor que o componente convencional (AYOB, 2005), de maneira que, uma placa eletrônica montada por intermédio de SMT apresenta dimensões em média 50% menores do que uma placa eletrônica com o mesmo circuito, montado por meio de THT. Portanto, o custo da placa de circuito impresso, em SMT, é sempre menor.

Do ponto de vista da confiabilidade, circuitos eletrônicos montados por meio de componentes SMD apresentam uma excelente resistência mecânica às vibrações, além de serem mais leves, o que propicia seu uso em dispositivos portáteis, tais como telefones celulares.

Apesar da tecnologia de montagem de superfície ser a grande tendência mundial na área de montagens eletrônicas (HSIEN et al., 2005), algumas limitações ainda não foram superadas. As placas eletrônicas montadas com componentes SMD apresentam um alto índice de componentes por cm^2 de placa, ou seja, uma alta densidade de componentes eletrônicos. Como boa parte dos componentes eletrônicos dissipam calor através da própria placa de circuito impresso (ZANESCU e SVASTA, 2001), e como em SMT esta placa é menor, acaba ocorrendo uma certa limitação com relação à dissipação de calor, de forma que o projetista precisa se preocupar com a disposição dos componentes eletrônicos, uma vez que alguns desses componentes aquecem mais do que outros. Uma forma de contornar o problema de limitação de dissipação de calor é a utilização de circuitos híbridos, ou seja, em uma mesma placa eletrônica implementa-se as duas tecnologias, SMT e THT, já que muitos componentes convencionais dissipam boa parte do calor por intermédio dos próprios corpos.

Outra dificuldade é notada quando se faz necessário realizar manutenções em equipamentos montados por intermédio de SMT, pois alguns componentes SMD, principalmente circuitos integrados, são difíceis de serem retirados para análise e/ou substituição. Além disso, por ser uma tecnologia ainda em expansão, faltam normas internacionais que estabeleçam regras e padrões para seu uso, sendo que o resultado desta ausência de normas é que facilmente se encontram no mercado a disponibilização de componentes eletrônicos do tipo SMD que não apresentam uma codificação impressa de forma clara em seus corpos, outros nem codificação apresentam.

Desta forma, muitos trabalhos científicos estão sendo desenvolvidos com o intuito de aperfeiçoar, tanto a fabricação dos componentes eletrônicos SMD, bem

como a forma de sua aplicação durante o processo de montagem. Em YUN et al. (2004), algoritmos genéticos são utilizados para estimar a confiabilidade e o tempo de vida útil das soldas dos componentes SMD, após o processo de refusão. Já em HSIEN et al. (2005), os autores mostram um modelo, baseado em Redes de Petri, que permite uma programação eficiente da máquina de inserção de componentes SMD. No trabalho de QIANG e ZHAO (2004), os autores mostram um modelamento, baseado em um sistema que utiliza redes neurais artificiais e algoritmos genéticos, para estimar a qualidade da solda em função de seu posicionamento.

Dentro deste contexto, de melhora na fabricação de componentes eletrônicos, muitos investimentos têm sido feitos no desenvolvimento da tecnologia em microeletrônica e grandes avanços têm ocorrido nos processos de projeto e fabricação de dispositivos semicondutores do tipo SMD. Um dos efeitos que se destaca, entre tais dispositivos semicondutores, é o da emissão de luz por meio de fótons de luz, e um dos dispositivos responsável por este fenômeno é o componente eletrônico LED. A palavra LED é uma abreviatura das palavras inglesas *Light Emitting Diode*, que significa “diodo que emite luz”.

De forma simples, o LED é um dispositivo eletrônico composto por uma pastilha (*Chip*) de junção semicondutora que quando percorrida por uma corrente elétrica ocasiona a recombinação de elétrons e lacunas. No entanto, esta recombinação exige que a energia dos elétrons livres seja transferida para um outro estado. Nas junções semicondutoras, esta energia é desprendida em forma de calor e em forma de emissão de fótons, ou seja, emissão de luz (STREETMAN e BANERJEE, 1999). No silício e no germânio a maior parte do desprendimento de energia se dá em forma de calor, sendo que a luz emitida é insignificante. Porém, em outros materiais, tais como no fosfeto de arsenieto de gálio (GaAsP) ou no

fosfeto de gálio (GaP), o número de fótons de luz emitidos é suficiente para construir uma fonte de luz bastante visível (MARTIN et al., 2005). Este processo de emissão de luz característico dos LEDs é chamado de eletroluminescência (PECHARROMAN-GALLEGO et al., 2005). Um relato detalhado sobre o processo de eletroluminescência envolvido com os LEDs é apresentado no Apêndice II.

Nos últimos anos a tecnologia em microeletrônica beneficiou o LED, diminuindo então seu custo de fabricação e aumentando sua eficiência (KANAMORI et al., 2002). Atualmente, o LED vem sendo muito utilizado em substituição às lâmpadas incandescentes, em função de suas vantagens, tais como: maior vida útil (em torno de 100.000 horas), maior resistência mecânica às vibrações, menor aquecimento, menor consumo de corrente elétrica e alta fidelidade em relação à cor de luz emitida (PERALTA e RUDA, 1998). No entanto, em projetos onde ocorre a substituição de lâmpadas incandescentes por LEDs, deve-se considerar algumas características técnicas importantes do LED, tais como: corrente direta, corrente reversa, ângulo de visão e intensidade luminosa.

Em relação à indústria automobilística, o LED vem sendo utilizado em painéis de veículos, faróis (VOELCHER, 2004; VOELCHER, 2007) e está substituindo as tradicionais lâmpadas de leitura em ônibus. Uma forte tendência da aplicação do LED na indústria automobilística em substituição das lâmpadas incandescentes, vista principalmente em carros importados e, brevemente, em carros nacionais, tem ocorrido nas lanternas de posição traseira, nas lanternas de freios e nos *brake lights*, os quais constituem numa terceira luz de freio de veículos (WERNER, 1994).

Devido à crescente demanda de veículos, a probabilidade de ocorrência de acidentes aumentou de forma considerável, principalmente a colisão traseira que é um dos acidentes mais comuns e perigosos (REILLY et al., 1980). Investigações

realizadas nos Estados Unidos constatam que do total de acidentes automotivos, ocorridos em 2003, cerca de 30% dos mesmos foram de colisões traseiras, sendo que 25% sem vítimas fatais e 5% com vítimas fatais (BIEVER, 2007).

Outros importantes estudos mostram ainda que o tempo de reação de motoristas, que trafegam atrás de veículos que utilizam lâmpadas LEDs nos sistemas de iluminação de freio, é cerca de 22,48% menor em relação aos sistemas que utilizam lâmpadas incandescentes (KUBENA et al., 2002). De fato, constata-se que os LEDs fornecem praticamente o máximo de suas intensidades luminosas, de forma instantânea, a partir do momento em que os mesmos são acionados.

Relata-se ainda na literatura que se fosse possível perceber o perigo com cerca de 0,5 segundo de antecedência, seria possível então reduzir em 60% os casos de colisões traseiras (SMITH, 1998). Assim, o desenvolvimento de técnicas eficientes que permitem o dimensionamento apropriado de lanternas de freios usando LEDs, assim como de lanternas de posição traseira, podem também contribuir para a redução de acidentes que envolvem colisões traseiras.

Entretanto, a maior dificuldade encontrada no desenvolvimento de lanternas de freios e lanternas de posição traseiras está em relacionar os seus principais parâmetros com o efeito ou resultado que se deseja obter, ou seja, existe uma complexidade em se projetar um modelo por técnicas convencionais de identificação que seja capaz de mapear adequadamente os relacionamentos existentes entre essas grandezas. Isto ocorre devido à falta de linearidade na relação entre as variáveis que fazem parte do processo de emissão de luz dos LEDs. Uma discussão detalhada tratando as não-linearidades envolvidas com os componentes LEDs é apresentada no Capítulo 2.

1.2 *Objetivo e Justificativa da Tese*

A presente tese tem como principal objetivo propor uma metodologia eficiente para estimação de valores de intensidades luminosas de dispositivos automotivos optoeletrônicos que utilizam LEDs do tipo SMD. Mais especificamente, tal metodologia é aplicada para realizar a modelagem tanto de lanternas de posição traseiras como de lanternas de freios, sendo ambas montadas com LEDs SMD. Assim, em todos os casos, a idéia é desenvolver uma ferramenta eficiente para a modelagem desses dispositivos luminosos e que possibilitem estimar valores de intensidade luminosa em função de diferentes posições do diagrama de distribuição de intensidade luminosa, considerando ainda apenas os dados de projeto.

Para tal finalidade, o comportamento entre as diversas variáveis envolvidas com o projeto desses dispositivos luminosos foi mapeado por intermédio de sistemas de inferência fuzzy (PEDRYCZ e GOMIDE, 1998). A sintonização das funções de pertinência dos sistemas de inferência fuzzy foi processada com base nas seguintes entradas: a intensidade luminosa do LED, o número de colunas de LEDs, a distância entre colunas de LEDs, o número de linhas de LEDs, a distância entre linhas de LEDs (D_L) e a intensidade luminosa dos dispositivos optoeletrônicos nos diferentes ângulos de visão. Após esta etapa, alimentando-se o sistema de inferência fuzzy com dados de projeto, os mesmos produzem uma saída que representa a intensidade luminosa dos respectivos dispositivos.

A aplicação desta técnica torna possível comparar os valores de intensidades luminosas de lanternas de posição traseiras e lanternas de freios, em um determinado ângulo de visão, com valores estabelecidos por normas pelo CONTRAN (CONTRAN, 1988). Desta forma, as confecções de ambos protótipos são direcionadas para aquelas em que os valores de intensidades luminosas estimadas

pelos sistemas de inferência fuzzy estejam condizentes com os valores estipulados para cada aplicação. Em contraste, na maneira convencional de projeto, ou seja, sem a utilização de qualquer ferramenta de apoio à decisão, havia a necessidade de construir diversas amostras para que apenas algumas delas fossem aprovadas pelo CONTRAN. Além disso, as amostras selecionadas dificilmente apresentavam a melhor relação custo/benefício.

Adicionalmente, os resultados obtidos por meio de sistemas de inferência *fuzzy* são também comparados com aqueles advindos da utilização de redes neurais artificiais.

Embora este trabalho seja direcionado para aplicação do LED SMD em equipamentos automotivos, principalmente em lanternas de posição traseiras e lanternas de freios, a metodologia desenvolvida pode ser generalizada e usada em outras aplicações que utilizam LEDs SMD em conjuntos, tais como pode ocorrer em semáforos de trânsito e painéis eletrônicos de mensagem.

A principal justificativa do desenvolvimento destas técnicas é que as mesmas facilitam a implementação de LEDs SMD em lanternas de posição traseiras e lanternas de freios, pois minimiza o tempo gasto no projeto do protótipo. Além disso, a ferramenta permite também simular várias opções de configurações, possibilitando então a escolha de uma amostra que ofereça uma relação custo/benefício adequada, sendo ainda que em alguns casos consegue-se até 20% de redução. Essa possibilidade contribui para aumentar substantivamente a competitividade das indústrias nacionais envolvidas com a fabricação de tais equipamentos. Adicionalmente, uma outra justificativa original desta tese é também a inexistência de disponibilidade atual de ferramentas que auxiliem nos projetos de lanternas de posição traseira e lanternas de freios.

É importante ainda ressaltar que, conforme mencionada também na seção anterior, a utilização desses dispositivos luminosos traseiros podem contribuir substancialmente para a redução de acidentes que envolvem colisões traseiras. Entretanto, tal benefício só poderá ser usufruído se os projetos dos mesmos forem apropriadamente executados em respeito às normas regulamentares, trazendo contribuições importantes para o incremento de um fator que é tido como prioritário em veículos, ou seja, a segurança.

1.3 Contribuições da Tese de Doutorado

Entre as principais contribuições desta tese de doutorado, pode-se destacar as seguintes:

- Proposição de metodologia original, baseada em sistemas de inferência fuzzy, visando dimensionamento de dispositivos automotivos optoeletrônicos utilizando tecnologia de montagem de superfície e LEDs SMD, possibilitando que diversos equipamentos luminosos sejam desenvolvidos de forma eficiente a partir da mesma sistemática de projeto.
- Minimização de custos referentes ao desenvolvimento dos dispositivos automotivos optoeletrônicos, pois o método em questão contribui significativamente para a redução de custo de implementação de lanternas de posição traseiras e lanternas de freios, minimizando também o tempo gasto nos projetos dos protótipos e tornando mais rápida a seleção do melhor protótipo a ser utilizado para uma determinada especificação.
- Disponibilização da tecnologia utilizada envolvendo o projeto de equipamentos luminosos automotivos utilizando LEDs SMD e a tecnologia

SMT, permitindo seu uso em diversos outros dispositivos em substituição às lâmpadas incandescentes.

1.4 Organização da Tese

A presente tese se desenvolve em 5 capítulos, conforme descritos a seguir:

No Capítulo 2 é realizada uma descrição dos aspectos principais envolvendo a tecnologia de montagem de superfície, assim como se detalha como é efetuado o processo de certificação de lanternas de posição traseira e lanternas de freios utilizando LEDs SMD. Uma investigação detalhada sobre os aspectos envolvendo as não-linearidades na emissão de luz por parte destes componentes luminosos é também descrita.

No Capítulo 3 é apresentada uma descrição dos conceitos fundamentais envolvendo os sistemas de inferência fuzzy que serão utilizados para o mapeamento do problema. Aspectos básicos relacionados às redes *Perceptrons* multicamadas, as quais serão utilizadas para propósitos de comparação dos resultados obtidos pelos sistemas de inferência fuzzy, serão também descritos.

No Capítulo 4 são relatados a metodologia e os diversos resultados produzidos pelos sistemas de inferência fuzzy que foram utilizados para a estimação de valores de intensidades luminosas. Várias análises comparativas são também realizadas visando propósitos de validação dos sistemas desenvolvidos.

Finalmente, no Capítulo 5, as conclusões gerais deste trabalho são apresentadas e temas pertinentes para desenvolvimento de pesquisas futuras são ainda propostos.

A seguir, tem-se uma relação de artigos publicados relativos à divulgação deste trabalho:

i) Artigos completos publicados em periódicos:

■ Antonio V. Ortega, Ivan N. da Silva, “Neural Network Model for Designing Automotive Devices Using SMD LEDs”. *International Journal of Automotive Technology (Accepted for Publication)*, ISI, June 2007.

■ Antonio V. Ortega, Ivan N. da Silva, “Application of Intelligent Systems for Specification of Automotive Equipments using LEDs”. *Applied Soft Computing*, (ISI // Qualis Engenharia IV), v. 6, pp. 18 - 25, June, 2005.

■ Antonio V. Ortega, Ivan N. da Silva, “Modeling of Optoelectronic Devices Through Neuro-Fuzzy Architectures”. *Lecture Notes in Computer Science*, (ISI // Qualis Engenharia IV), v. 3070, pp. 1175 - 1180, June, 2004.

ii) Trabalhos completos em anais de eventos:

■ Antonio V. Ortega, Ivan N. da Silva, “Diodos emissores de luz dimensionados por arquiteturas Neuro-Fuzzy”. *DINCON-2005, IV Congresso Temático de Dinâmica, Controle e Aplicações*, v. 4, pp. 1209-1215, Bauru, São Paulo, Brasil, Junho, 2005. (Apresentado).

■ Antonio V. Ortega, Ivan N. da Silva, “Análise Comparativa de Arquiteturas Inteligentes Aplicadas no Processo de Dimensionamento de Brake Lights Automotivos”. *Sexto Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*, pp. 212 - 217, Bauru, São Paulo, Brasil, Setembro, 2003. (Apresentado).

iii) Processos ou técnicas com registro ou patente:

■ Antonio V. Ortega, Ivan N. da Silva, “Projetos de Dispositivos Optoeletrônicos Automotivos Utilizando Sistemas Inteligentes”, patente submetida em Setembro de 2007.

2 LEDS SMD APLICADOS EM DISPOSITIVOS LUMINOSOS AUTOMOTIVOS

2.1 LED e Tecnologia de Montagem de Superfície (SMT)

O LED (*Light Emitting Diode*), “diodo que emite luz”, é um dispositivo eletrônico composto por uma pastilha semicondutora formada por duas partes, a parte N e a parte P, a região onde essas duas partes se encontram é denominada junção P-N. Região P é denominada a área de semicondutor intrínseco que recebeu dopagem de uma impureza que possui menos de quatro elétrons em sua órbita de valência; desta forma, o material que era intrínseco perde elétrons ocasionando um saldo maior de lacunas. Já a região N é denominada a área de semicondutor intrínseco que recebeu dopagem de uma impureza que possui mais de quatro elétrons em sua órbita de valência, pois depois da dopagem o material que era intrínseco ganha elétrons ocorrendo então um saldo maior de elétrons.

Quando a pastilha semicondutora é energizada (polarização direta da junção), ela é percorrida por uma corrente elétrica. Durante a passagem da corrente elétrica, ocorre a recombinação entre elétrons e lacunas, onde parte da energia livre dos elétrons é desprendida. Uma parte dessa energia livre é liberada em forma de calor, outra parte é desprendida em forma de emissão de fótons, ou seja, emissão

de luz. Os LEDs normalmente são dopados com materiais que facilitam a liberação da energia livre dos elétrons em forma de fótons.

Durante a recombinação, os elétrons têm níveis de energia discretizados, os quais variam conforme o tipo de material utilizado na dopagem. Como a frequência da luz emitida é diretamente proporcional a esses níveis discretizados de energia, pode-se então escolher materiais de dopagem de acordo com a cor de luz que se deseja obter. Desta forma, os LEDs costumam apresentar uma alta fidelidade com relação a cor de luz emitida.

O modelo mais comum de LED (convencional) apresenta uma armação de dois terminais (*Lead frame*) com uma pastilha semicondutora (*Chip*) fixada em um terminal e conectada ao outro por um fio de ouro (*Wire bonding*). Este conjunto é envolto por uma resina epóxi constituindo uma lente (*Epoxy lens*). Já o LED do tipo SMD apresenta o mesmo processo construtivo do LED convencional, diferenciando-se apenas pela ausência de terminais para inserção em furos. Mais detalhes sobre os LEDs podem ser encontrados no Apêndice II.

A SMT (*Surface Mounted Technology*), “tecnologia de montagem de superfície”, tem sido muito utilizada nas linhas de montagem da indústria eletrônica, em virtude de vantagens que a mesma apresenta frente à tecnologia convencional. Com a utilização da tecnologia de montagem de superfície consegue-se reduzir os custos e aumentar a confiabilidade de processos e produtos eletrônicos.

Portanto, hoje em dia é muito comum se encontrar produtos eletrônicos montados com componentes do tipo SMD, abreviatura de *Surface Mounted Device*, que significa “dispositivo de montagem de superfície”. No Brasil, a tecnologia que utiliza componentes do tipo SMD em montagens eletrônicas foi implementada fortemente na década de 90.

No final da década de 90 era muito comum se encontrar produtos eletrônicos nacionais que traziam impressas em suas embalagens os seguintes dizeres: “Produto montado com componentes SMD”, onde nessa frase existe a intenção explícita de mostrar a confiabilidade dos produtos montados com componentes SMD; porém, nessa mesma frase está implícita a vitória do fabricante frente às dificuldades em adquirir e dominar esta nova tecnologia, uma vez que os equipamentos de montagem são, em grande parte, importados e apresentam elevadíssimos custos, mesmo em seus países de origem.

No Brasil, atualmente, pode-se ainda encontrar empresas que estão implantando o processo de SMT.

A FIGURA 2.1 mostra a foto de alguns componentes eletrônicos SMD e seus principais tipos de encapsulamentos.

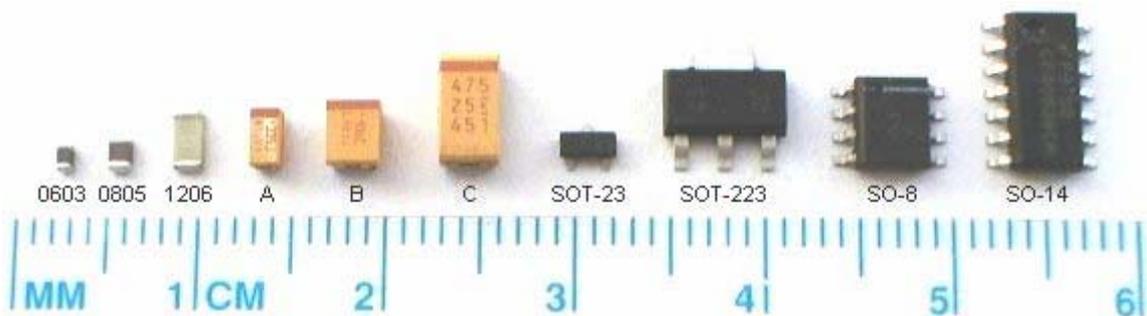


FIGURA 2.1 - Foto de componentes eletrônicos SMD.

As etapas de processo que compõem a montagem eletrônica por meio de SMT dependem da necessidade e dos equipamentos disponíveis. Um dos processos consiste em aplicar cola na placa de circuito impresso por intermédio de uma das seguintes técnicas: Tela de Impressão ou Seringa por Pressão. Em seguida, o componente SMD é colocado sobre a cola, normalmente por meio de uma máquina insersora (*Pick & Place*). A próxima etapa consiste em fazer a secagem ou cura da cola, por intermédio do forno de refusão. Finalmente, realiza-se a soldagem dos

componentes por intermédio de uma máquina de solda por onda. Normalmente, esse tipo de processo é utilizado quando se deseja montar um circuito eletrônico híbrido, ou seja, em uma mesma placa de circuito impresso são utilizados componentes eletrônicos SMD e componentes eletrônicos convencionais.

Outro processo de montagem eletrônica utilizando componentes SMD consiste em aplicar uma solda em pasta sobre a placa de circuito impresso, em seguida, coloca-se os componente SMD de forma que suas regiões de contato elétrico fiquem sobre os pontos pré-determinados com a solda em pasta. Finalmente, a placa é inserida em um forno de refusão a fim de que ocorra o processo de soldagem. O Apêndice I mostra as etapas de processo envolvidas na montagem eletrônica utilizando-se SMT.

2.2 Certificação de Lanternas de Posição Traseira e Lanternas de Freio Utilizando LEDs SMD

As lanternas de posição traseira de veículos são acionadas juntamente com as lanternas de posição dianteira e com a lanterna de iluminação da placa. É cada vez mais comum a utilização de LEDs nestas lanternas. Tais dispositivos podem ser independentes ou incorporados fisicamente com as lanternas de freio, porém, com acionamentos elétricos distintos.

O diagrama eletrônico de uma lanterna de posição traseira ou lanterna de freio que utiliza LEDs é basicamente composto por LEDs conectados em série e conjuntos de LEDs conectados em paralelo, conforme ilustra a FIGURA 2.2.

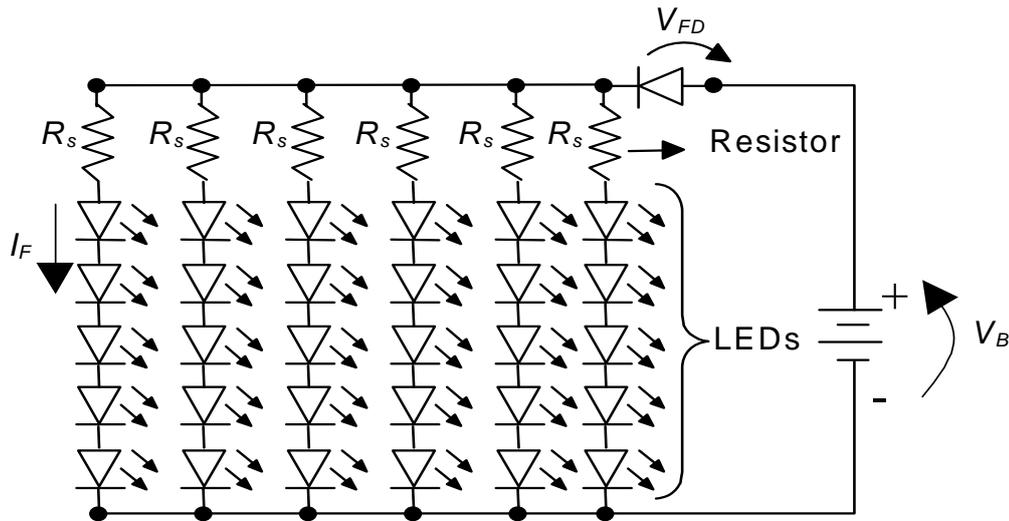


FIGURA 2.2 - Esquema eletrônico de uma lanterna de posição traseira ou de uma lanterna de freio que utiliza LEDs.

Para o cálculo do valor de cada resistor representado por intermédio da FIGURA 2.2, utiliza-se a seguinte equação:

$$R_S = \frac{V_B - V_{FD} - (N_{LC} \cdot V_{FL})}{I_F} \quad (2.1)$$

onde:

- R_S é o resistor que deve ser conectado em série com cada conjunto de LEDs;
- V_B é a tensão da bateria do veículo;
- V_{FD} é a tensão direta do diodo de proteção em série com o circuito;
- N_{LC} é o número de LEDs em cada conjunto;
- V_{FL} é a tensão direta do LED;
- I_F é o valor da corrente direta do LED.

Os componentes eletrônicos utilizados em lanternas de posição traseira e lanternas de freio são colocados e soldados na Placa de Circuito Impresso (PCI). Normalmente, utiliza-se PCI de fenolite anti-chama ou fibra de vidro. Com relação ao

arranjo físico, os LEDs são dispostos em linhas e colunas, constituindo dessa forma “painéis” ou matrizes de LEDs.

Os principais parâmetros que podem ser usados em projetos de lanternas de posição traseira e lanternas de freio que utilizam LEDs SMD são: a intensidade luminosa (I_V) do LED SMD, o ângulo de abertura do LED SMD (θ), o número de colunas de LEDs SMD (N_C), a distância entre colunas de LEDs SMD (D_C), o número de linhas de LEDs SMD (N_L) e a distância entre linhas de LEDs SMD (D_L). A partir da FIGURA 2.3, pode-se visualizar uma figura representativa de uma placa eletrônica de lanterna de posição traseira ou lanterna de freio, montada com LEDs SMD e alguns dos principais parâmetros que podem ser usados em projetos.

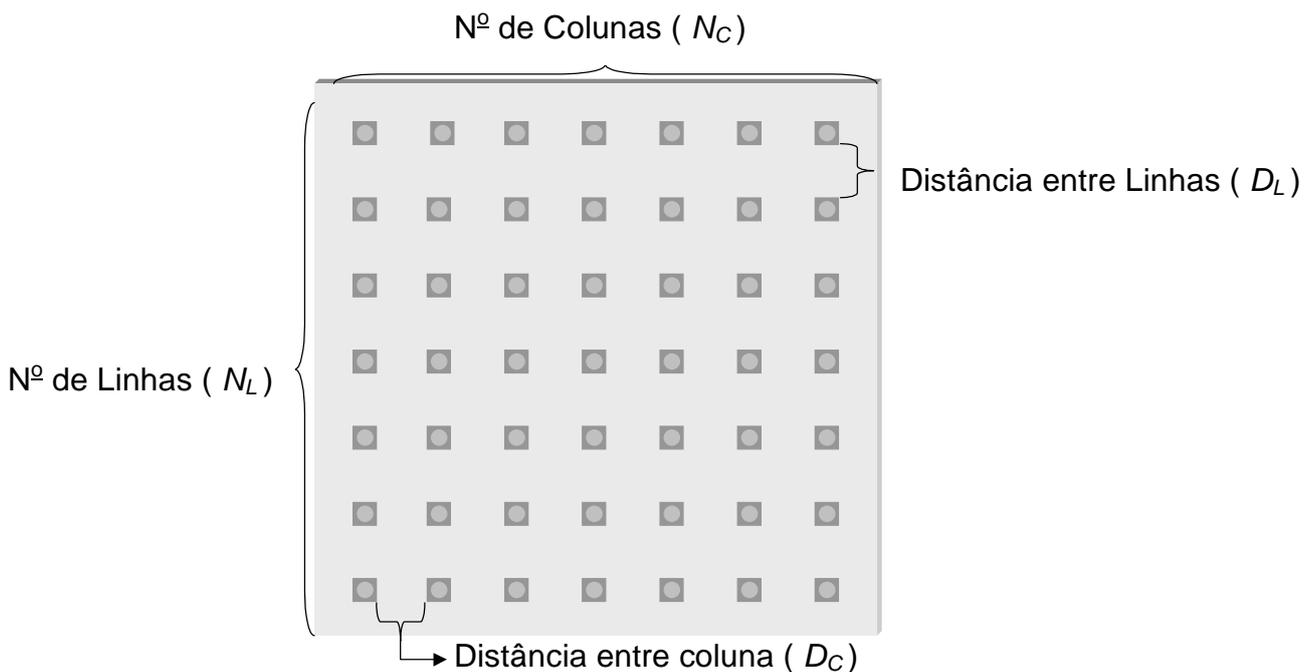


FIGURA 2.3 - Representação de uma placa eletrônica de lanterna de posição traseira ou de freio montada com LEDs SMD.

Após a especificação de uma amostra em particular, torna-se necessário construí-la (vide Apêndice III) e realizar um teste de acendimento para verificar a

viabilidade de utilização da mesma. Este teste é feito por meio da medição da intensidade luminosa da lanterna de posição traseira ou lanterna de freio em dezenove posições ou ângulos diferentes; posteriormente, os valores obtidos em cada ângulo são comparados aos valores normalizados (YOUNG e WILSON, 1996; CONTRAN, 1988). Para cada aplicação existe um conjunto de valores mínimos de intensidade luminosa.

Na FIGURA 2.4, tem-se uma representação do diagrama de distribuição de intensidade luminosa mínima da lanterna de posição traseira (I_{VLT}) em função dos pares de ângulos (CONTRAN, 1988). A posição horizontal média é indicada por $0^{\circ}H$ e a posição vertical média é indicada por $0^{\circ}V$. Em tal figura, os rótulos D, U, L, R, V e H são, respectivamente, abreviações de *down*, *up*, *left*, *right*, *vertical* e *horizontal*. Assim, por exemplo, a posição definida pelo par de ângulos ($10^{\circ}R$, $5^{\circ}U$) é representada por meio da posição sombreada mostrada na FIGURA 2.4. Os valores de intensidade luminosa são dados em candelas (cd).

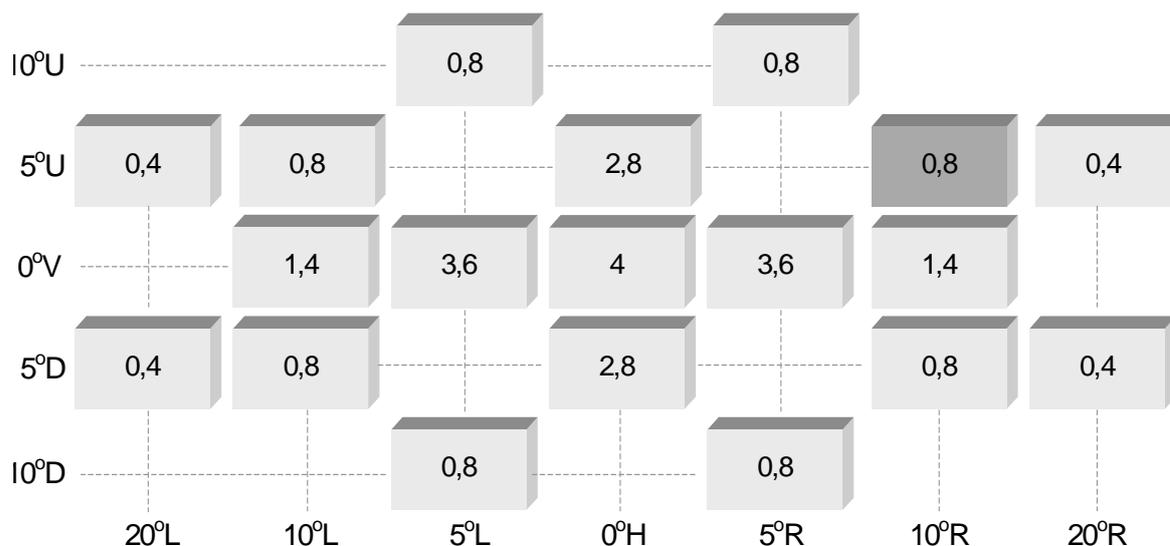


FIGURA 2.4 - Diagrama de distribuição de intensidade luminosa da lanterna de posição traseira, com valores em candelas (cd).

A FIGURA 2.5 mostra uma representação do diagrama de distribuição de intensidade luminosa mínima da lanterna de freio (I_{VLF}) em função dos pares de ângulos (CONTRAN, 1988). Os valores de intensidade luminosa são dados em candelas (cd).

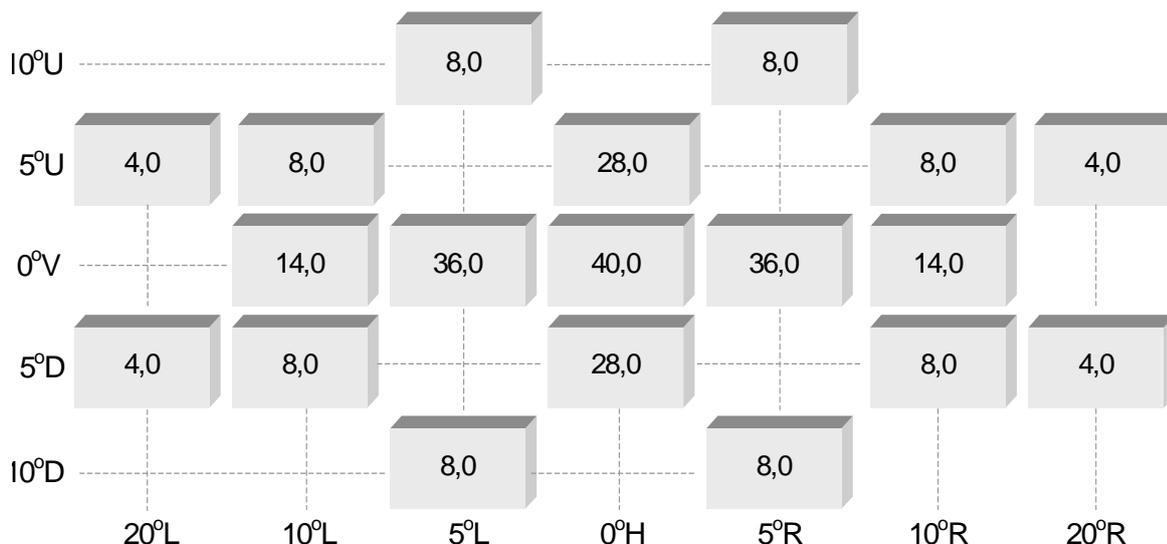


FIGURA 2.5 - Diagrama de distribuição de intensidade luminosa da lanterna de freio, com valores em candelas (cd).

O equipamento utilizado para a medição da intensidade luminosa de lanternas de posição traseira e lanternas de freio é o fotômetro ou candelômetro. Neste equipamento, a lanterna de posição traseira ou lanterna de freio é colocada em um dispositivo móvel posicionado em frente ao sensor de luz (fixo). O dispositivo permite a variação do ângulo da lanterna (amostra) no sentido vertical e horizontal; desta forma, é possível obter o valor da intensidade luminosa girando-se a amostra nos 19 pares de ângulos diferentes. A distância entre as amostras e o sensor de luz é fixada em 3 metros, conforme estipula a resolução 692/88 do CONTRAN (CONTRAN, 1988).

Na FIGURA 2.6, tem-se um fluxograma que mostra a seqüência para a etapa de medição da intensidade luminosa de amostras de lanternas de posição traseira ou lanternas de freio.

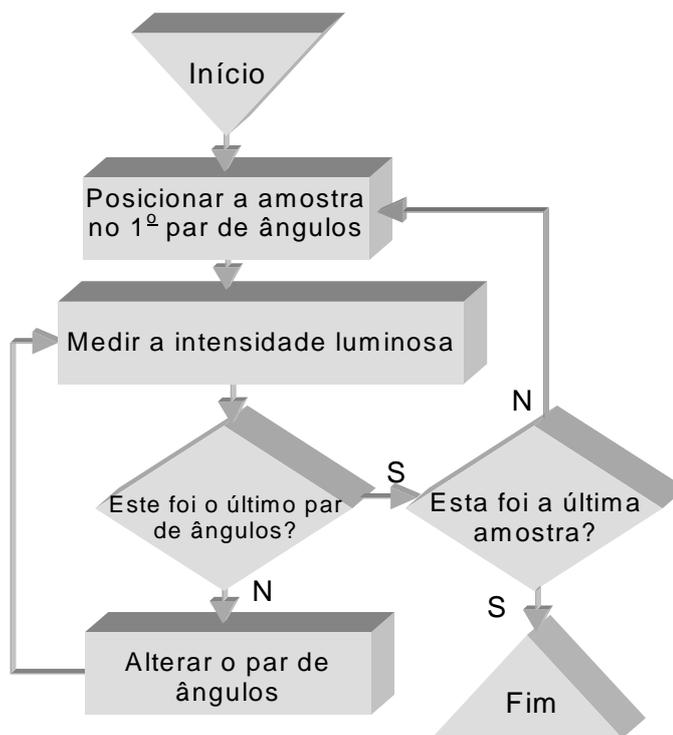


FIGURA 2.6 - Fluxograma da etapa de medição.

No Brasil ainda não existem carros nacionais com lanternas de posição traseira ou lanternas de freio que utilizem LEDs, sendo que tais lanternas ainda utilizam lâmpadas incandescentes; porém, assim como ocorreu com a lanterna de freio elevada (*brake light*), existe uma forte tendência para que em pouco tempo os carros nacionais também comecem a utilizar LEDs em suas lanternas de posição traseira e lanternas de freio, fato observado em diversos carros importados. Isso vem ocorrendo devido as vantagens oferecidas pelo LED e também em função de seu decrescente custo de fabricação.

A FIGURA 2.7 mostra a foto de uma lanterna de freio comercial, cuja a placa eletrônica é montada com LEDs convencionais.



FIGURA 2.7 - Foto de uma lanterna de freio comercial usando LEDs.

2.3 Aspectos das Não-Linearidades na Emissão de Luz em Dispositivos Luminosos Automotivos

As não-linearidades envolvendo a emissão de luz em dispositivos luminosos automotivos estão diretamente relacionadas aos próprios aspectos não-lineares de emissão de luz de lâmpadas e LEDs.

O comportamento não-linear na emissão de luz em lâmpadas aplicadas em lanternas de freio de veículos automotivos foi estudado por Kare Rumar (RUMAR, 1998), em que o autor associa a não-linearidade na emissão de luz em lâmpadas como um dos fatores da deficiência na iluminação em veículos automotivos, contribuindo para a ocorrência de acidentes.

A FIGURA 2.8 mostra o diagrama de distribuição de intensidade luminosa, que apresenta valores médios, obtidos de medições realizadas com 47 lâmpadas americanas (RUMAR, 1998).

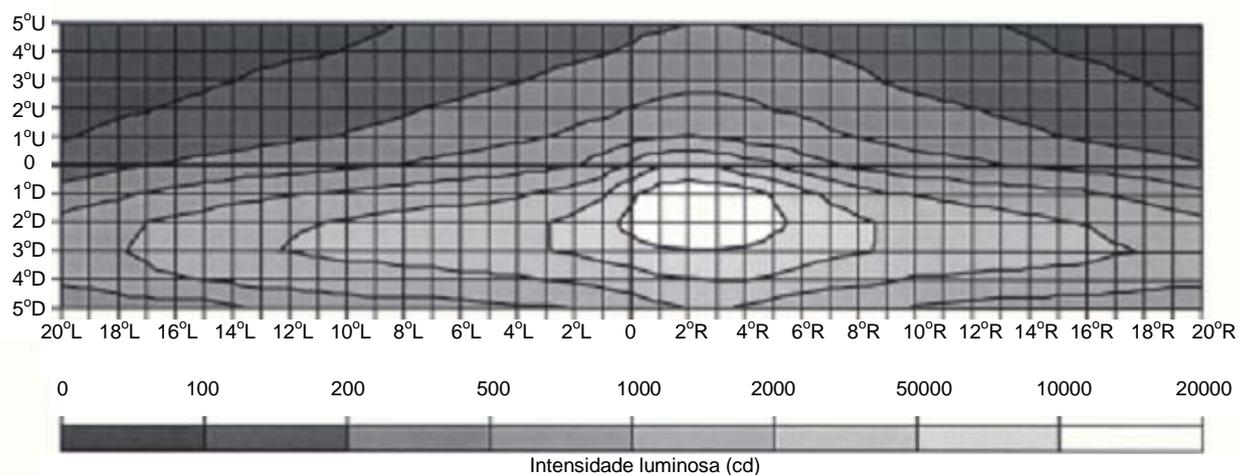


FIGURA 2.8 - Diagrama de distribuição de intensidade luminosa das lâmpadas americanas.

Nota-se, analisando a FIGURA 2.8, que o centro do mapa de distribuição de intensidade luminosa situa-se próximo da posição (3°R, 2°D), ou seja, para baixo e para direita.

Observando-se a FIGURA 2.9 é possível ver o diagrama de distribuição de intensidade luminosa, que apresenta valores médios, obtidos de medições realizadas com 37 lâmpadas de origem europeia (RUMAR, 1998).

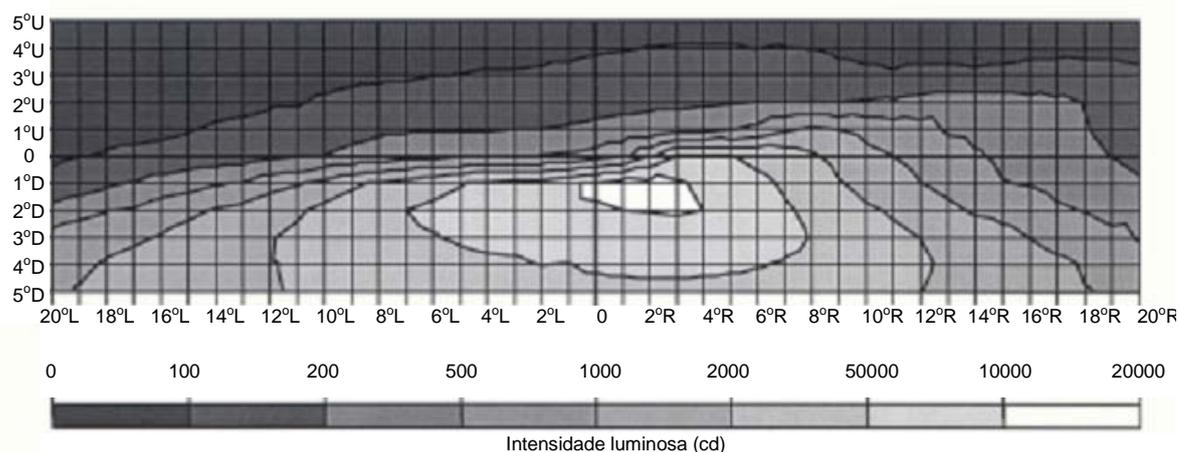


FIGURA 2.9 - Diagrama de distribuição de intensidade luminosa das lâmpadas de origem europeia.

Analisando a FIGURA 2.9, nota-se que nesse caso, a intensidade luminosa também não está distribuída de maneira uniforme em torno do eixo de referência, ou seja, a posição (0°H, 0°V).

Os pesquisadores William R. Young e William Wilson (YOUNG e WILSON, 1996) fizeram experimentos nos quais realizaram a substituição das tradicionais lâmpadas incandescentes por LEDs. Eles utilizaram LEDs nas lanternas de posição traseira e nas lanternas de freio.

A FIGURA 2.10 mostra o diagrama de distribuição de intensidade luminosa de uma lanterna de posição traseira montada por Young e Wilson com lâmpada incandescente. Os valores de intensidade luminosa se apresentam em mcd (milicandela).

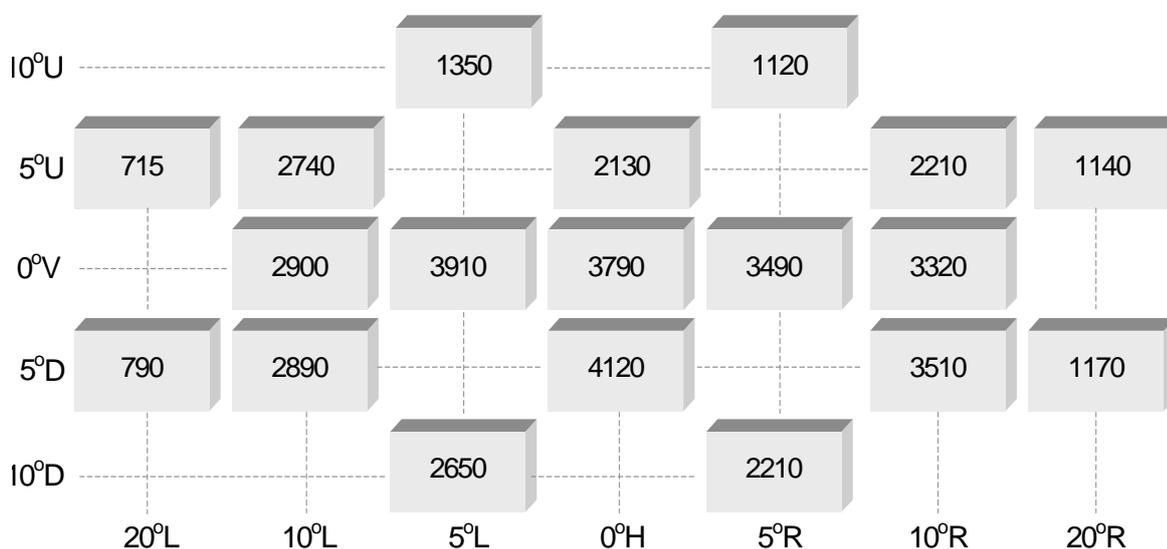


FIGURA 2.10 - Diagrama de distribuição de intensidade luminosa de uma lanterna montada com lâmpada incandescente.

Analisando a FIGURA 2.10 é possível perceber que os valores de intensidade luminosa não são simétricos com relação aos eixos vertical ou horizontal. Na posição (0°H, 5°U) obteve-se 2130 mcd, enquanto que na sua posição simétrica vertical (0°H, 5°D) obteve-se 4120 mcd, ou seja, quase o dobro. Já na posição (5°L, 0°V) obteve-se 3910 mcd e em sua posição simétrica horizontal (5°R, 0°V) obteve-se 3490 mcd, ou seja, uma diferença bem menor do que o caso anterior. Esse comportamento irregular é uma conseqüência da distribuição não-linear da

intensidade luminosa da lâmpada incandescente, como visto na FIGURA 2.8 e FIGURA 2.9.

A FIGURA 2.11 mostra o diagrama de distribuição de intensidade luminosa de uma outra lanterna de posição traseira montada por Young e Wilson; porém, dessa vez, utilizou-se LEDs no lugar de lâmpadas. Os valores de intensidade luminosa se apresentam em mcd.

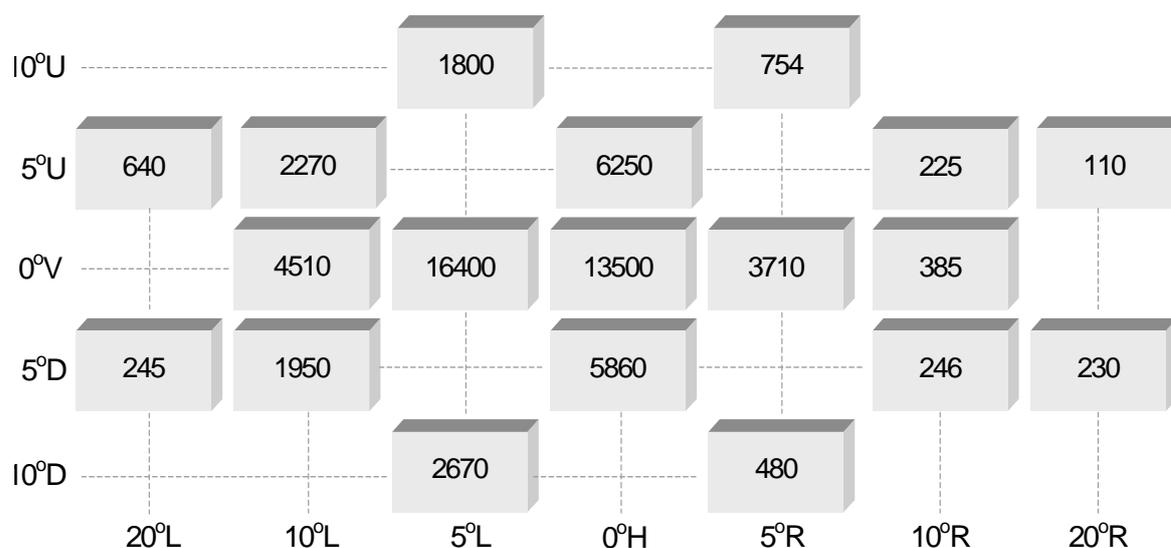


FIGURA 2.11 - Diagrama de distribuição de intensidade luminosa de uma lanterna montada com LEDs.

Observando a FIGURA 2.11, percebe-se que as diferenças entre valores de intensidade luminosa de posições simétricas são maiores do que as diferenças entre valores de intensidade luminosa daquelas posições simétricas mostrados na FIGURA 2.10. Nota-se, por exemplo, que na posição (5°L, 0°V) obteve-se 16400 mcd enquanto que em sua posição simétrica horizontal (5°R, 0°V) obteve-se 3710 mcd.

O artigo de Young e Wilson é um trabalho que aborda a utilização de LEDs em substituição às tradicionais lâmpadas incandescentes nos veículos automotivos, devido às grandes vantagens que o LED apresenta. Entretanto, não houve

preocupação dos autores (Young e Wilson) em tratar os aspectos não-lineares apresentados no diagrama de distribuição de intensidade luminosa da lanterna montada com LEDs.

Desta forma, os dispositivos construídos com a utilização de lâmpadas incandescentes ou LEDs, normalmente não apresentaram uniformidade em seus respectivos diagramas de intensidade luminosa. Se as lâmpadas ou LEDs forem utilizados para construção de dispositivos menos importantes, assim como indicadores de painel, ou iluminação interna, não trará grandes prejuízos. Porém, se forem utilizados na confecção de dispositivos luminosos importantes, tais como lanternas de posição traseira, lanternas de freio, lanternas indicadoras de direção (seta), lanterna da placa, etc, possivelmente haverá problemas (falta de uniformidade) com relação a distribuição de intensidade luminosa desejada, uma vez que esses dispositivos devem ser confeccionados obedecendo os mapas de distribuição de intensidade luminosa do CONTRAN (CONTRAN, 1988).

Em LEDs, a não-linearidade na distribuição da intensidade luminosa está relacionada com aspectos construtivos desses dispositivos. Entre os pesquisadores pioneiros que abordaram o assunto, destaca-se o trabalho de Asatani e Kimura (1978a), no qual eles realizaram uma investigação detalhada sobre o comportamento não-linear do LED, do ponto de vista estrutural do dispositivo. Entre outras coisas, os autores analisaram o comportamento da não-linearidade em função da densidade de dopagem na região P. Analisaram também a não-linearidade em função das alterações de temperatura. Outro artigo dos mesmos autores (ASATANI e KIMURA, 1978b) propõe uma solução para minimizar as não-linearidades ocasionadas por questões estruturais do LED. Os autores (Asatani e Kimura) sugerem a montagem de um circuito eletrônico o qual tem como finalidade

controlar de forma eficiente a corrente elétrica que atravessa o LED. Controlando a corrente elétrica, a qual varia com a resistência dinâmica ou interna dos LEDs, minimiza-se os comportamentos não-lineares.

Theofanous e Arapoyianni (1992) também estudaram as não-linearidades em LEDs. Nesse trabalho os autores (Theofanous e Arapoyianni) observaram a não-linearidade na variação da intensidade luminosa em função da corrente e também a não-linearidade na variação da intensidade luminosa em função da tensão. Em tal estudo os autores (Theofanous e Arapoyianni) realizaram um modelamento baseado em dados empíricos e compararam com medidas reais, mapeando parte das não-linearidades.

As não-linearidades dos LEDs podem ser observadas também nos chamados diagramas de radiação. Na FIGURA 2.12 é possível ver um diagrama de radiação de um LED. O diagrama em questão é do LED modelo 67-31B/SAC-BX1Y2B9Z5/2T da marca EVERLIGHT.

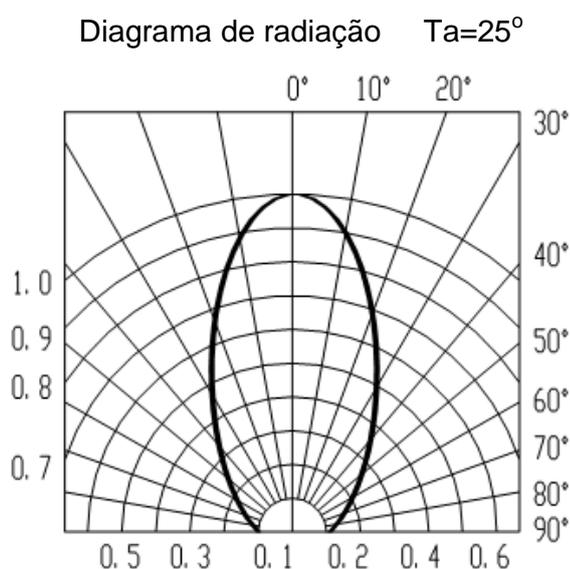


FIGURA 2.12 - Diagrama de radiação de um LED.

O diagrama da FIGURA 2.12 mostra como varia a intensidade luminosa relativa do LED em função dos diferentes ângulos de inclinação. Pode-se notar na

FIGURA 2.12 que de 0 até 10° de inclinação, o LED perde 10% de sua intensidade luminosa total, ou seja, passa de 1,0 para 0,9. Já se o LED for inclinado de 0 até 20°, perde-se 30% de sua intensidade luminosa total, ou seja, passa de 1,0 para 0,7. Nota-se então o comportamento não-linear da radiação em função da variação angular do LED.

A FIGURA 2.13 exibe uma placa de circuito impresso contendo apenas uma linha de LEDs, separada de uma distância d_s de um sensor de intensidade luminosa.

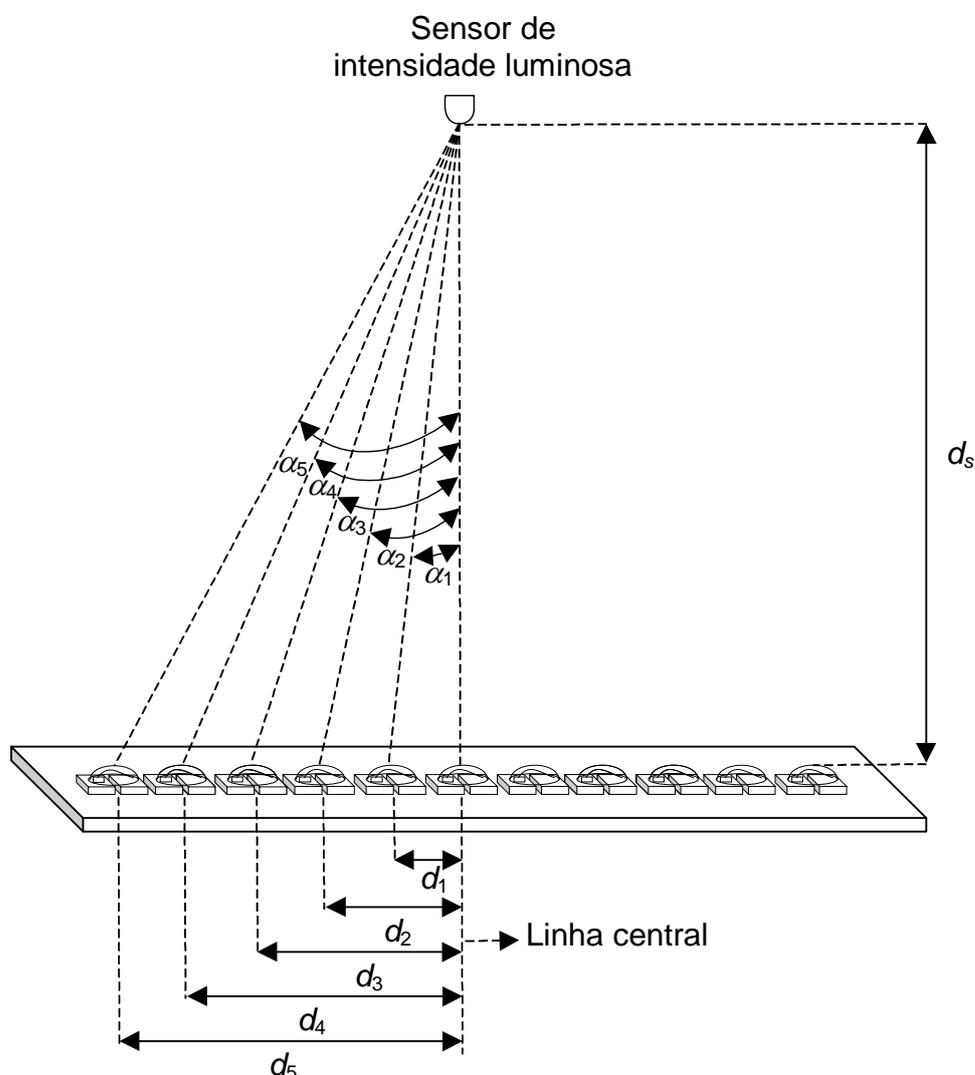


FIGURA 2.13 - Placa de circuito com LEDs em frente ao sensor de intensidade luminosa.

Outro fator importante que deve ser observado quando se constroem dispositivos luminosos utilizando-se LEDs é o arranjo ou forma com que tais LEDs são distribuídos fisicamente. A distância entre LEDs pode contribuir também para as

não-linearidades normalmente observadas nos diagramas de distribuição de intensidade luminosa, assim como mostra a FIGURA 2.13.

Analisando a FIGURA 2.13 nota-se que, com relação a linha central, o sensor recebe a luminosidade dos LEDs, defasados de diferentes ângulos (α_1 a α_5). Desta forma, tem-se então que:

$$\alpha_1 = \arctg\left(\frac{d_1}{d_s}\right) \quad (2.2)$$

Com a finalidade de verificar a influência desses ângulos, considerar-se-á que as distâncias entre LEDs sejam constantes, onde cada distância tem o valor de 25 mm e d_s seja igual a 3000 mm, que é a distância normalmente utilizada para medição (YOUNG e WILSON, 1996; CONTRAN, 1988). Aplicando então a Equação (2.2) para determinar os ângulos de α_1 a α_5 , obtém-se os seguintes valores: $\alpha_1 = 0,48^\circ$, $\alpha_2 = 0,96^\circ$, $\alpha_3 = 1,43^\circ$, $\alpha_4 = 1,91^\circ$ e $\alpha_5 = 2,39^\circ$.

Para obtenção do diagrama de distribuição de intensidade luminosa dos dispositivos que emitem luz, utilizados na indústria automotiva, normalmente tal dispositivo é rotacionado em diferentes ângulos onde em cada posição pré-estabelecida é realizada a medida da intensidade luminosa. No caso das lanternas de posição traseira e lanternas de freio, as mesmas são rotacionadas em diferentes graus para a direita, para a esquerda, para cima e para baixo, onde a variação máxima é de 20° na vertical (de $10^\circ D$ até $10^\circ U$) e de 40° na horizontal (de $20^\circ L$ até $20^\circ R$). Se o exemplo hipotético da FIGURA 2.13 fosse rotacionado na direção horizontal, haveria então uma alteração nos ângulos de α_1 a α_5 , provocando não-linearidades.

Analisando-se o diagrama de radiação da FIGURA 2.12, percebe-se que quando o LED é rotacionado de 10° a 20° , sua intensidade luminosa cai de 90%

para 70% do total. Sendo assim, se a variação fosse linear, poder-se-ia afirmar que de 10° a 20° a intensidade luminosa cairia a um taxa aproximada de 2% para cada grau de rotação. Desta forma para um valor de α em torno de 2° a queda de intensidade luminosa poderia ser de 4%.

Essa análise foi realizada apenas para uma linha de LEDs, ou seja, na direção horizontal, porém nos casos práticos, como ocorre na construção de lanternas de posição traseira e lanternas de freios, existem mais de uma linha e essa mesma análise deve ser feita também na direção vertical. Além do que existem ainda as combinações de rotações verticais e horizontais, como por exemplo, a posição (20°L, 5°D). Assim sendo, concluí-se que a distância entre LEDs, ou no caso das lanternas, a distância entre colunas e linhas de LEDs é um fator que influencia no diagrama de intensidade luminosa.

Mais um fator que contribui para a não-linearidade no processo de emissão de luz em lanternas de posição traseira e de freios é a tolerância dos resistores utilizados para limitar a corrente elétrica dos conjuntos de LEDs. Normalmente, a tolerância de tais resistores é de 5%, existindo também dispositivos semicondutores chamados LED Drivers, que quando aplicados no controle de corrente elétrica dos LEDs, garantem uma boa estabilidade. O LED drive é um circuito integrado que tem internamente um circuito eletrônico cujo princípio de funcionamento é o mesmo proposto por Asatani e Kimura (1978b). O não uso desses dispositivos em lanternas de posição traseira ou em lanternas de freio ocorre principalmente devido a limitação econômica. Um LED Drive de baixo custo é o modelo ZXLD1101ET5 da marca ZETEX, sendo que no Brasil custa em torno de R\$3,60 (US\$1,80), enquanto que um simples resistor custa em torno de R\$0,02 (US\$0,01). Desta forma, o uso de LED

drivers é comum apenas em produtos que possuem um maior valor agregado como é o caso de câmeras digitais e telefones celulares.

A FIGURA 2.14 mostra a variação da intensidade luminosa relativa em função da corrente elétrica de um LED. O gráfico foi extraído do *Data Sheet* do LED da marca EVERLIGHT, modelo 67-31B/SAC-BX1Y2B9Z5/2T.

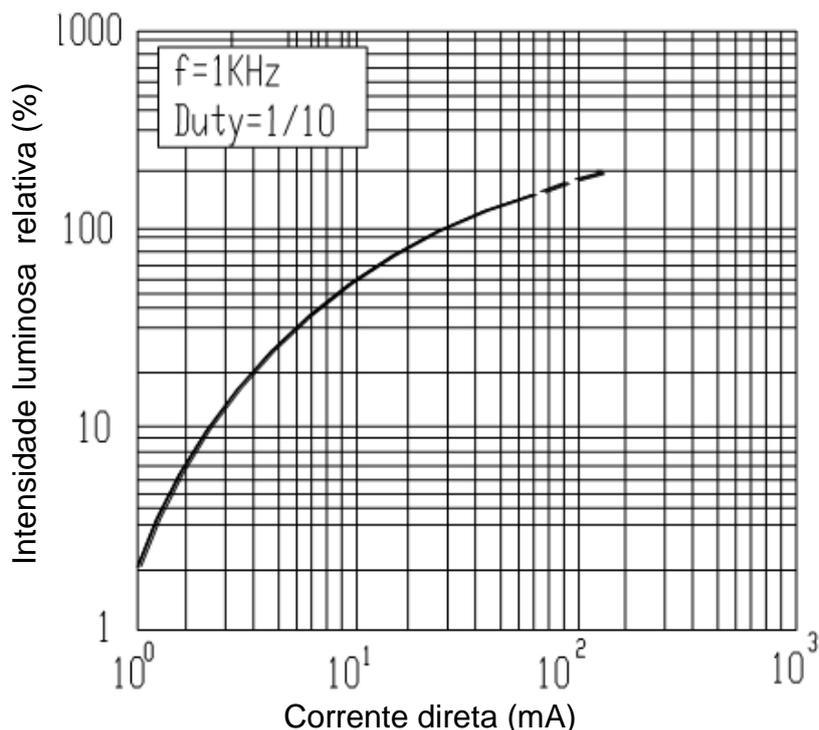


FIGURA 2.14 - Variação da intensidade luminosa relativa em função da corrente direta de um LED.

Na FIGURA 2.14 percebe-se que o referido LED atinge 100% de sua intensidade luminosa com uma corrente elétrica de aproximadamente 30 mA. Se a corrente elétrica caísse 5% (tolerância do resistor), significaria uma queda de 1,5 mA. Observando a FIGURA 2.14 nota-se que de 20 mA até 30 mA a intensidade luminosa relativa varia de 80% até 100%. Considerando hipoteticamente que essa variação fosse linear, seria possível calcular uma taxa de variação de 2% à razão de 1mA; portanto, nesse caso, uma queda de 1,5 mA implicaria em provocar então uma queda de 3% no valor da intensidade luminosa do LED.

2.4 Influência do Tempo de Acendimento do LED de Lanternas de Freio em Colisões Traseiras

O LED se difere da lâmpada incandescente principalmente devido ao seu princípio de emissão de luz, explicado por meio da física quântica (STEIGERWALD et al., 2002). Esse princípio de funcionamento propicia algumas vantagens ao LED tornando-o um eficiente substituto da lâmpada incandescente. As principais vantagens do LED são: longa vida útil (em torno de 100.000 horas), pequeno aquecimento, grande resistência às vibrações, baixo consumo de energia e alta fidelidade em relação à cor de luz emitida. Porém, em aplicações de LEDs, tais como em lanternas de freio automotivas, outra qualidade passa a ter destaque, o seu rápido tempo de resposta, sendo vários os estudos que abordam esse assunto.

Um dos trabalhos pioneiros foi realizado por OLSON (1987), em que são feitos diversos testes que visam mostrar o rápido tempo de resposta dos LEDs, frente às lâmpadas incandescentes. A FIGURA 2.15 mostra a diferença nos tempos de acendimento entre LEDs e lâmpadas incandescentes obtidos nesse trabalho (OLSON, 1987).

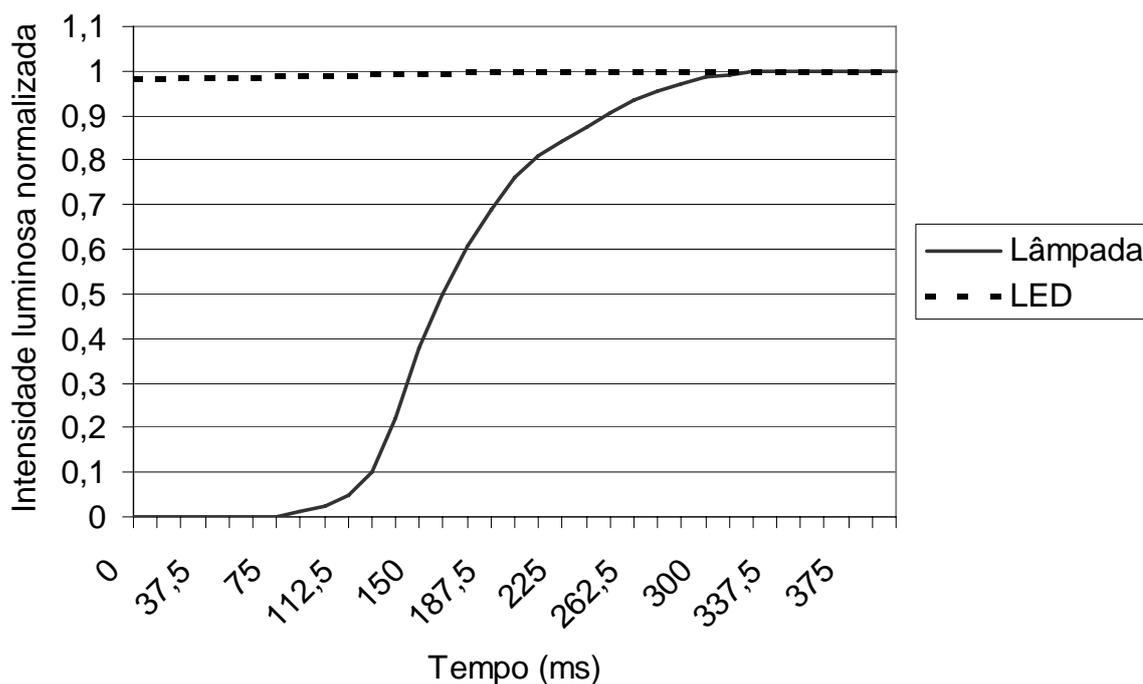


FIGURA 2.15 - Diferença nos tempos de acendimento entre LEDs e lâmpadas incandescentes.

Em média o LED atinge seu total de intensidade luminosa em torno de 200 milissegundos mais rápido que uma lâmpada incandescente, sendo que em situações de emergência esses 200 milissegundos podem ser significativos. Se um veículo estiver trafegando com velocidade de 100 Km/h em uma rodovia, em 0,2 segundos o mesmo pode avançar 5,56 metros. Portanto, se o motorista que conduz um veículo com velocidade de 100 Km/h em uma rodovia pudesse perceber e frear 0,2 segundos antes, ele começaria a desacelerar (frear) seu veículo com 5,56 metros de antecedência.

Um estudo publicado na revista *New Scientist* (BIEVER, 2007) mostra que do total de acidentes automotivos ocorridos nos Estados Unidos em 2003, 30% foram de colisões traseiras, sendo que 25% destas colisões foram sem vítimas fatais e 5% com vítimas fatais. Um outro trabalho publicado na revista *Ward's Auto Word*, o Sr. Robert Schumacher, diretor de engenharia da empresa Delphi Corporation, importante fabricante da indústria automotiva mundial, afirmou que pesquisas da

Delphi mostram que se fosse possível perceber o perigo com 0,5 segundo de antecedência, seria possível então reduzir em 60% os casos de colisões traseiras (SMITH, 1998).

No trabalho de KEBENA et al. (2002), os autores realizaram testes para definir quais seriam as diferenças, no tempo de reação de motoristas, que trafegam atrás de veículos que utilizam lâmpadas incandescentes e/ou LEDs no sistema de iluminação de freio. Foram realizados vários ensaios com um grupo de 21 pessoas, sendo 50% de homens e 50% de mulheres, separados em classes de idade (abaixo de 30 anos e acima de 30 anos). Foram realizados testes durante o dia, durante à noite, na cidade e na estrada. Os testes avaliaram 4 situações diferentes de iluminação de freio de veículos, sendo que na 1^a situação com o veículo utilizando lâmpadas incandescentes nas lanternas de freio e lâmpadas incandescentes na lanterna de freio elevada (*brake light*); na 2^a situação com o veículo utilizando lâmpadas incandescentes nas lanternas de freio e LEDs na lanterna de freio elevada; na 3^a situação com o veículo utilizando LEDs nas lanternas de freio e lâmpadas incandescentes na lanterna de freio elevada e, finalmente, na 4^a situação com o veículo utilizando LEDs nas lanternas de freio e LEDs na lanterna de freio elevada. O melhor resultado foi obtido com o sistema da 4^a situação, que propiciou um tempo de reação 22,48% menor do que o sistema da 1^a situação (pior caso).

Já no artigo de Li e Milgram (2005), os autores realizaram simulações computacionais com um grupo de 40 pessoas. Nos ensaios foi utilizado um *software* que simula uma situação em que a pessoa dirige um veículo em uma estrada, sendo que as imagens dos cenários foram ampliadas com o auxílio de um projetor. Os participantes da simulação tinham ao seu dispor um pedal para acionamento do freio. Os participantes foram instruídos a acionarem o pedal toda vez que

percebessem que o veículo que trafega à sua frente começasse a frear. A ideia desse trabalho foi de verificar o tempo de reação das pessoas em várias situações. Nas simulações os autores simularam alterações nas distâncias entre as lanternas de freio e a lanterna de freio elevada (*brake light*), formando uma representação triangular do sistema de iluminação de freio veicular. A FIGURA 2.16 ilustra essa situação.

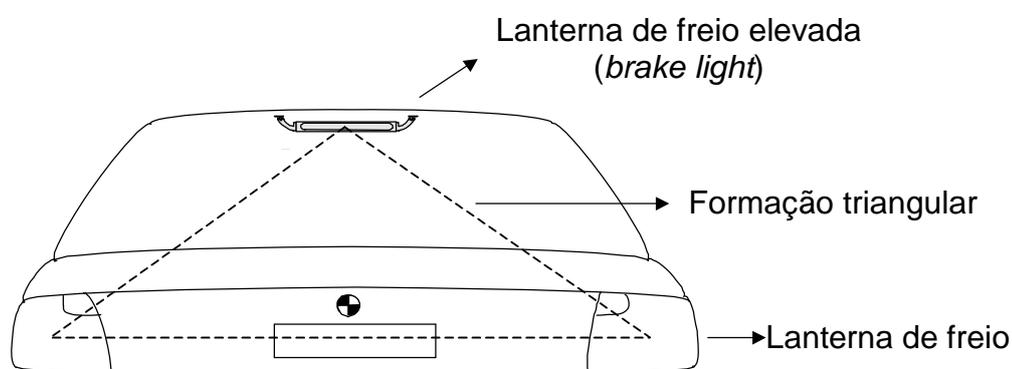


FIGURA 2.16 - Formação triangular da iluminação do sistema de freio veicular.

Os autores concluem nesse artigo que um sistema de lentes que propiciasse uma ilusão de óptica nas distâncias entre as lanternas de freio e a lanterna de freio elevada (*brake light*), ou seja, uma mudança na formação triangular, poderia ocasionar um ganho no tempo de reação na ordem de milisegundos. Os autores afirmam que um ganho de 100 milisegundos poderia ser muito significativo. Recentemente, por intermédio de uma divulgação da Universidade de Toronto (L'ABBÉ, 2007), os autores voltaram a afirmar que essa fração de tempo pode parecer pequena mas é representativa, já que são realizadas milhões de frenagens de veículos durante um dia.

Portanto, tais estudos mostram que ganhos aparentemente pequenos no tempo de reação de frenagem podem diminuir de forma significativa a ocorrência de colisões traseiras. Assim, uma solução para diminuir o tempo de reação de frenagem

é a substituição das lâmpadas incandescentes por LEDs no sistema de iluminação de freio veicular.

2.5 Considerações Finais Sobre Estado da Arte

Conforme visto anteriormente, os aspectos não-lineares envolvidos no processo de emissão de luz de dispositivos luminosos automotivos utilizando LEDs inviabilizam o uso de modelamentos baseados na matemática tradicional. A simples aplicação da fórmula da Lei do Inverso do Quadrado da Distância não traz resultados satisfatórios diante de tais não-linearidades.

Por esse motivo o método utilizado em projetos de dispositivos luminosos automotivos usando LEDs, como o caso do *brake light*, era o método de tentativa e erro. No entanto na dissertação de mestrado realizada pelo candidato (ORTEGA, 2002), intitulada “Implementação de Sistemas Inteligentes Para Dimensionamento de Leds *Hi-Bright* em Equipamentos Automotivos”, desenvolveu-se uma técnica pioneira por meio de redes neurais artificiais que possibilitava estimar valores de intensidade luminosa de *brake lights* que utilizam LEDs convencionais, em função de diferentes ângulos de visão, a partir apenas dos dados de projeto. Na época essa técnica apresentou bons resultados para a finalidade da qual foi proposta.

Na atual tese propõe-se a utilização de sistemas de inferência *fuzzy* para realizar o mapeamento das variáveis envolvidas com o processo de emissão de luz em lanternas de posição traseira e lanternas de freios, montados com LEDs do tipo SMD. Adicionalmente, uma abordagem comparativa, usando *brake lights*, é também realizada a fim de se comprovar as vantagens dos sistemas de inferência *fuzzy*, frente às redes neurais artificiais, quando ainda aplicados neste tipo de problema.

3 ASPECTOS RELACIONADOS AOS SISTEMAS INTELIGENTES

Um dos mais antigos sonhos dos pesquisadores das áreas de ciências e engenharia é a construção de uma máquina ou mecanismo autônomo. Embora os primeiros trabalhos na área de sistemas inteligentes tenham sido publicados há mais de 50 anos, esse campo começou a ser fortemente pesquisado a partir dos anos 90; por isso, é normal que se diga que ainda é uma área nova do ponto de vista da engenharia. As aplicações destes sistemas considerados inteligentes são as mais diversas possíveis, tais como:

- No sistema de controle de aeronaves;
- No reconhecimento de novos sistemas estelares;
- Ajudando a determinar a influência de uma propaganda publicitária em seu público alvo;
- Na análise de imagens de satélite;
- No reconhecimento da escrita e da fala.

Além de outras aplicações como em elevadores, onde quase não se nota a partida e parada do mesmo; e em eletrodomésticos, como máquinas de lavar roupa

e fritadeiras, a indústria cinematográfica também tem explorado o assunto por meio dos vários filmes de ficção sobre inteligência artificial e suas implicações.

De qualquer forma, isto tudo mostra o grande crescimento da área de sistemas inteligentes, evidenciado cientificamente por meio dos inúmeros trabalhos apresentados nos congressos e nas revistas especializadas.

A área de sistemas inteligentes é constituída por uma combinação de técnicas de modelagem e computação que podem ser também denominadas como técnicas de *Soft Computing* (ZADEH, 1992), cujo objetivo de destaque desse conjunto de técnicas está em alcançar tratabilidade, robustez, baixo custo e altas taxas de eficiência.

Os sistemas inteligentes são principalmente constituídos, além dos sistemas de inferência *fuzzy*, pelas redes neurais artificiais e pela computação evolutiva. Da combinação destas três grandes áreas, obtém-se os sistemas híbridos, sendo eles: sistemas *neuro-fuzzy*, sistemas *neuro-genéticos*, sistemas *fuzzy-genéticos* e, finalmente, os sistemas *neuro-fuzzy-genéticos*. A grande vantagem dos sistemas híbridos é que os mesmos conseguem unir as qualidades individuais de cada sistema que o compõe, de maneira que se obtém então uma arquitetura final mais completa do ponto de vista de aprendizado por sistemas inteligentes. Porém, o grau de eficiência de um sistema inteligente simples ou de um sistema inteligente híbrido depende muito do caso ao qual o mesmo é aplicado.

3.1 Aspectos de Sistemas de Inferência Fuzzy

Assim como ocorre com as outras ferramentas constituintes dos sistemas inteligentes, a aplicação de sistemas de inferência *fuzzy* é realizada em casos onde as técnicas clássicas e tradicionais de modelamento não são capazes de mapear

adequadamente o sistema. Porém, diferentemente das redes neurais artificiais, a lógica *fuzzy* é uma lógica que permite inferir e manipular informações qualitativas, ou seja, existe o processamento de informações aproximadas ao invés de exatas. Desta forma é comum em lógica *fuzzy* se utilizar valores expressos lingüisticamente, assim como: muito baixo, baixo, médio, alto, muito alto, etc. Assim sendo os sistemas de inferência *fuzzy* permitem aproximar a decisão computacional da decisão humana em relação à forma de tratamento de informações qualitativa.

A teoria da lógica *fuzzy* foi concebida por Loft A. Zadeh (ZADEH, 1965), objetivando criar uma técnica ou ferramental matemático que permitisse o tratamento de informações imprecisas ou vagas.

Atualmente, nota-se a aplicação de sistemas de inferência *fuzzy* em diversas áreas, tais como controle, classificação e reconhecimento de padrões, visão computacional e otimização.

A seguir serão apresentados os conceitos fundamentais necessários para que se tenha, de forma simples, a compreensão dos sistemas de inferência *fuzzy* utilizado nessa tese.

3.1.1 Composição dos Sistemas de Inferência Fuzzy

Para o entendimento dos sistemas de inferência *fuzzy*, torna-se necessário um breve conhecimento sobre os princípios de conjuntos *fuzzy*, desde o processo de fuzzificação, passando pela inferência *fuzzy* e indo até o processo de defuzzificação do sistema *fuzzy*.

Os sistemas de inferência *fuzzy* permitem o mapeamento do conhecimento a respeito de um processo por meio de regras *fuzzy* do tipo “Se - Então”. De posse

dessas regras, pode-se determinar o comportamento das variáveis de saída do sistema, isso por intermédio do processo de inferência. Desta forma, o sistema de inferência *fuzzy* permite o tratamento de informações incertas ou imprecisas, representadas por uma família de conjuntos *fuzzy*. Assim, a inferência *fuzzy* oferece uma forma sistemática para a modelagem de processos cujas informações são fornecidas de forma qualitativa (BUCKLEY e SILER, 2004).

O processo de inferência *fuzzy* pode ser dividido de forma simplificada em três etapas: etapa de fuzzificação; regras e inferências; e defuzzificação, como mostra a Figura 3.1.

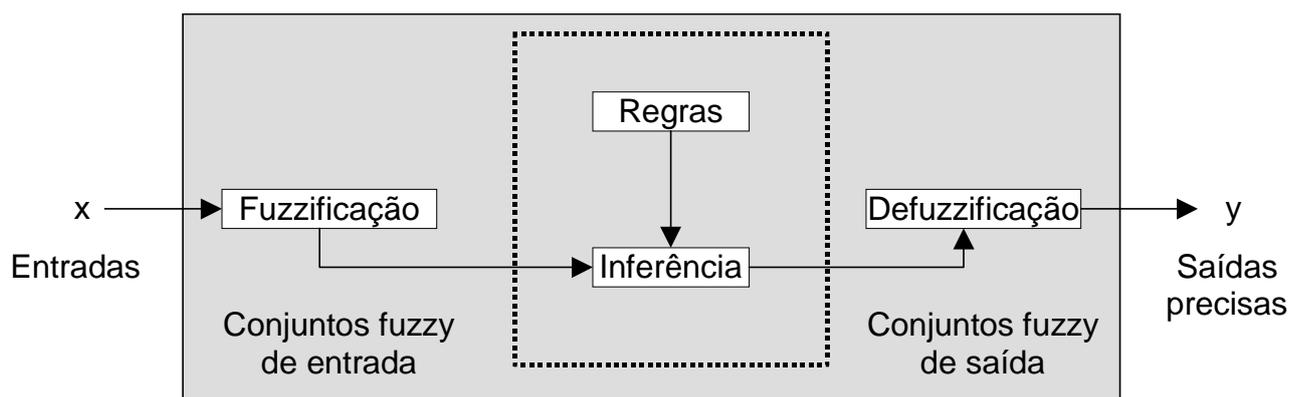


FIGURA 3.1 - Diagrama do processo de inferência fuzzy.

A seguir tem-se uma explanação da funcionalidade de cada bloco do diagrama da Figura 3.1.

Fuzzificação: Nessa etapa as entradas não *fuzzy* são apresentadas ao sistema por intermédio de medições ou tabelas de dados, os quais são considerados como sendo o conjunto de dados de entrada do sistema. Deste modo, é necessário efetuar um mapeamento desses dados de entrada para o conjunto *fuzzy*, de tal forma, que o sistema possa identificar a quais variáveis lingüísticas esses dados

pertencem e o quanto os mesmos são pertinentes a essas variáveis. Nesta fase também ocorre a ativação das regras *fuzzy* relevantes para um dado sistema.

Regras: As regras podem ser fornecidas por especialistas, com base em seu conhecimento a respeito do processo que se deseja analisar, em forma de sentenças lingüísticas, e se constituem em um aspecto fundamental no desempenho de um sistema de inferência *fuzzy*. Desta forma, o sistema de inferência *fuzzy* terá um desempenho confiável e satisfatório, se e somente se, as regras expressarem o comportamento do sistema de forma fiel e consistente. Entretanto, a extração de um conjunto de regras advindas do conhecimento desses especialistas pode não ser uma tarefa fácil, por mais que os mesmos conheçam profundamente o problema que se deseja analisar. Portanto, existem outras alternativas ao uso do conhecimento dos especialistas para a definição da base de regras, tais como os métodos de extração de regras a partir de dados numéricos. Esses métodos são particularmente úteis em aplicações onde haja disponível um conjunto de dados numéricos que refletem o comportamento entrada/saída do sistema.

Inferência: No processo de inferência ocorrem as operações com os conjuntos *fuzzy*. Um aspecto importante é a definição dos conjuntos *fuzzy* correspondentes às variáveis de entrada e às de saída, pois o desempenho do sistema de inferência dependerá do número de conjuntos e de seus formatos adotados. É possível efetuar uma sintonia manual das funções de pertinências dos conjuntos, mas é mais comum empregarem-se métodos automáticos. A integração entre sistemas de inferências *fuzzy* e redes neurais artificiais tem se mostrada adequada para a sintonização das funções de pertinências, assim como para a geração automática de regras.

Defuzzificação: Após o processo de Inferência, tem-se o processo de defuzzificação que, de posse do conjunto *fuzzy* de saída adquirido por intermédio do processo de inferência, é responsável pela interpretação dessa informação para saídas precisas (dados não *fuzzy*). Isto se faz necessário, já que, em aplicações práticas são normalmente requeridos valores não *fuzzy*.

Para que se possa entender a essência de funcionamento da lógica *fuzzy* é necessário lembrar que na lógica clássica, modelo de Aristóteles, uma dada variável é ou não pertencente a uma classe; desta maneira, na teoria dos conjuntos pertencente a este modelo, a sua função de inclusão indica se um determinado elemento, de forma total, pertence ou não a um dado conjunto. Já em relação aos conjuntos *fuzzy*, um objeto pode pertencer a mais de um conjunto ao mesmo tempo, ou seja, os objetos podem pertencer parcialmente a um determinado conjunto, deixando a função de inclusão flexibilizada (ROSS, 2004).

Portanto, cada objeto tem um grau de pertinência em relação a um dado conjunto *fuzzy*, sendo este definido por uma função chamada de função de pertinência, ou seja:

$$\mu_A(x): X \rightarrow [0,1]; x \in X \quad (3.1)$$

onde $\mu_A(x)$ retorna o grau de pertinência do objeto x , pertencente ao universo de discurso X , em relação ao conjunto *fuzzy* A , sendo que o grau de pertinência é um valor normalizado pertencente (localizado) entre 0(zero) e 1(um), onde tais valores limites indicam exclusão ou inclusão totais ao conjunto.

Os principais tipos de função de pertinência são as triangulares, trapezoidais, gaussianas e sigmóides. A função gaussiana, a qual é utilizada neste

trabalho por apresentar bons resultados conforme será mostrado no Capítulo 4, é definida pela Equação (3.2):

$$\mu_A(x) = e^{-K(x-m)^2}, \text{ com } K > 1 \quad (3.2)$$

onde m é o centro da gaussiana e k é uma constante que define sua excentricidade.

Na Figura 3.2 é apresentada uma ilustração de uma função de pertinência do tipo gaussiana.

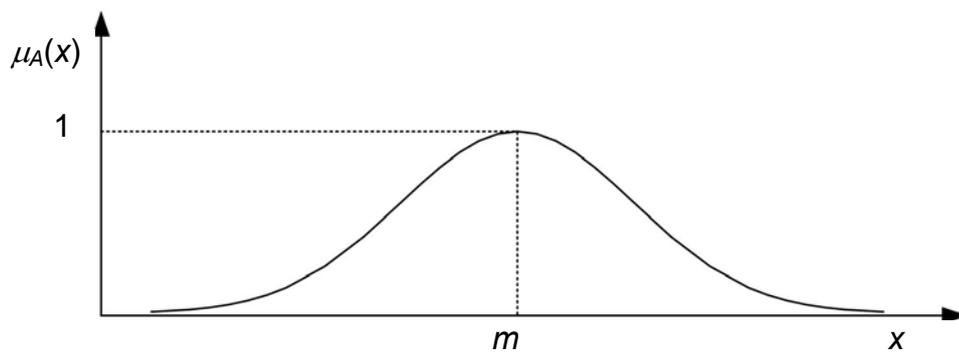


FIGURA 3.2 - Função de pertinência Gaussiana.

O processo de inferência se caracteriza sobretudo na geração das regras *fuzzy*, no ajuste e nas definições dos conjuntos *fuzzy* correspondentes às variáveis de entradas e saídas, pois o desempenho do sistema de inferência dependerá do número de conjuntos e de suas forma geométricas (função de pertinência) adotadas.

No processo de geração das regras, estas podem ser fornecidas por especialistas, em forma de sentenças lingüísticas, como mencionado anteriormente. Elas assumem um aspecto fundamental no desempenho do sistema de inferência *fuzzy*, pois a partir dessas se pode determinar, por intermédio do processo de inferência, o comportamento das variáveis de saídas do sistema. Entretanto, a extração de um conjunto de regras, do tipo “se - então”, provenientes de um especialista, pode não ser uma tarefa fácil por mais que os mesmos conheçam profundamente o problema abordado. Assim, uma outra alternativa empregada, ao

invés do uso de especialistas para a definição do conjunto de regras, é a utilização de métodos mais automáticos de extração de regras.

Tanto as regras como as sintonias das funções de pertinências dos conjuntos podem ser feitas de forma manual, mas são comumente utilizados métodos automáticos para ambos. A integração entre sistemas de inferências *fuzzy* e redes neurais artificiais tem se mostrada adequada para essa finalidade. O ANFIS (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*) é uma dessas abordagens (JANG, 1993), e foi utilizada nesse trabalho para a sintonia das funções de pertinência.

Dentro do sistema de inferência *fuzzy*, tem-se o processo de implicação *fuzzy* que consiste na geração da região de saída *fuzzy* dada uma entrada também *fuzzy*, ou seja, representa a implicação dos resultados obtidos dos conjuntos de entrada no conjunto de saída. Assim, com esse resultado é possível obter um valor numérico não-*fuzzy* do sistema *fuzzy* por intermédio do processo de defuzzificação. Dentre os operadores de implicação, têm-se Mandani, Zadeh, Aritmético, entre outros (PEDRYCZ e GOMIDE, 1998).

Existem também diversos métodos de defuzzificação, destacando-se entre eles o método do centro de área, método da média dos máximos e método do primeiro máximo (PEDRYCZ e GOMIDE, 1998). No primeiro método, a saída é determinada extraindo-se o valor do universo de discurso que corresponda ao centro de área (CDA) da região *fuzzy* de saída, ou seja:

$$CDA = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_{C'}(v_k) \cdot v_k}{\sum_{k=1}^N \mu_{C'}(v_k)} \quad (3.3)$$

onde v_k são os valores discretizados do universo de discurso da região *fuzzy* de saída C' e N é a quantidade destas discretizações.

No segundo, a saída precisa é obtida tomando-se a média entre os dois elementos extremos no universo de discurso e que correspondem aos maiores valores da função de pertinência de saída, ou seja:

$$M_{MAX} = \sum_{k=1}^M \frac{v_k}{M} \tag{3.4}$$

onde v_k , neste caso, são os valores discretizados do universo de discurso de C' que contém graus de pertinência máximos e M é a quantidade destes elementos.

Uma ilustração envolvendo o método do centro de área e método da média dos máximos é apresentada na Figura 3.3. Mais informações sobre sistemas *fuzzy* podem ser encontradas no Apêndice V.

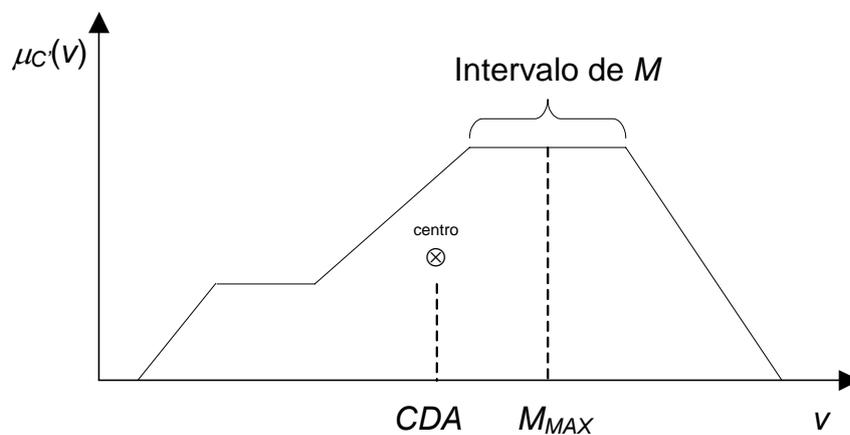


FIGURA 3.3 - Ilustração do método da média dos máximos.

3.1.2 Sistema de Inferência no Modelo de Takagi-Sugeno

Como o sistema ANFIS utiliza o modelo de inferência de Takagi-Sugeno (TAKAGI e SUGUENO, 1985), a seguir será realizada uma explanação visando um

melhor entendimento do sistema ANFIS adotado nesse trabalho para a criação das regras e ajuste das funções de pertinências.

O modelo de Takagi-Sugeno, assim como outros modelos de inferência, consiste em obter todas as contribuições individuais advindas de cada uma das regras ativadas, sendo que a função de pertinência de saída do método de Takagi-Sugeno pode ser tanto uma função linear como uma função constante.

Portanto, considerando tal modelo, a inferência de Takagi-Sugeno, deve-se primeiramente fuzzificar todas as entradas, encontrar todas as regras ativadas, determinar os valores individuais das saídas vindas das funções de saídas de Takagi-Sugeno. Assim, de posse desses valores, realiza-se então uma ponderação entre os mesmos a fim de produzir uma resposta final.

Assim, nesse modelo, uma regra de inferência R_i é dada da seguinte forma:

R_i : **Se** Entrada 1 é x_1 e Entrada 2 é x_2

Então Saída é $y_i = a_i \cdot x_1 + b_i \cdot x_2 + c_i$

sendo que o resultado final é obtido pela média ponderada de todos os resultados de saída, considerando os graus de pertinência de cada regra R_i ativada, conforme a Equação (3.5).

$$y = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_i \cdot y_i}{\sum_{i=1}^N \mu_i} \quad (3.5)$$

onde y é a saída final, N representa o total de regras ativadas, e μ_i é o grau de pertinência em relação à contribuição de cada regra ativada.

A Figura 3.4 mostra os procedimentos internos associados ao modelo de Takagi-Sugeno quando aplicado a um sistema que possui duas variáveis como

dados de entradas: temperatura, com domínio variando de 800 a 1200 °C; e volume, tendo domínio variando de 20 a 80 m³ de água. A variável de saída é a pressão, tendo seu domínio variando de 4 a 12 atm. Uma particularidade do método de Takagi-Sugeno é a exigência de se ter apenas uma variável de saída. Entretanto, caso o sistema a ser modelado tiver mais que uma saída, basta-se então implementar um modelo de Takagi-Sugeno para cada uma delas.

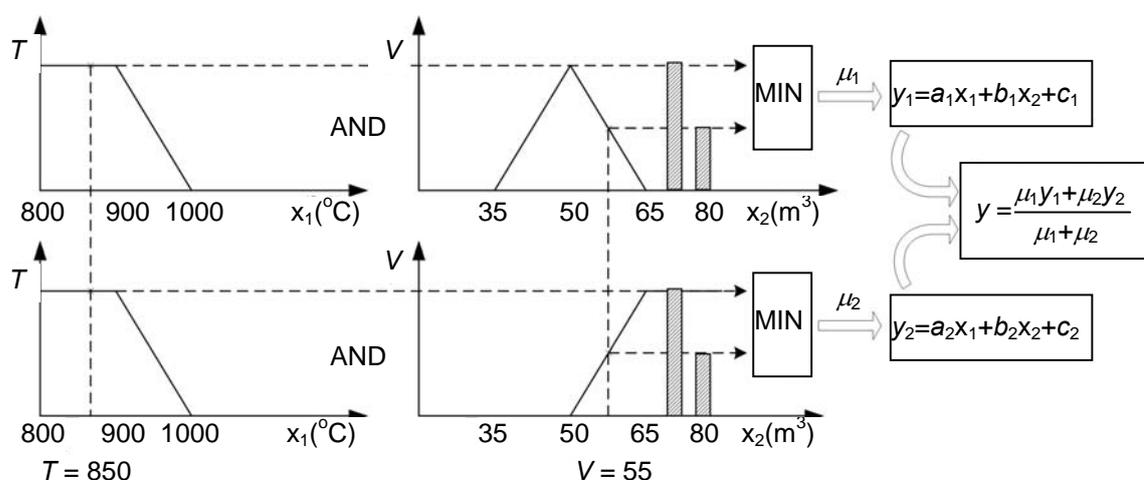


FIGURA 3.4 - Processos internos ao modelo de Takagi-Sugeno.

3.1.3 Sintonização de Parâmetros de Sistemas de Inferência Fuzzy

O sistema de inferência fuzzy realiza o mapeamento das características de entrada por meio de funções de pertinências, que juntamente com as regras fuzzy resultarão em uma implicação. Essas implicações são agregadas proporcionando uma função de pertinência resultante, na qual pode ser determinado o valor preciso (não-fuzzy) da saída ou a decisão associada à saída do sistema.

Para tanto, existe a necessidade de se ter o conhecimento específico e detalhado dos processos envolvidos, de tal forma que o sistema seja implementado com as funções de pertinências adequadas e com as regras fuzzy coerentes ao

problema em questão, proporcionando então uma confiabilidade e uma eficiência na obtenção das respostas esperadas (conhecimento extraído de um especialista).

Alternativamente, ao invés de extrair as características do processo por intermédio do conhecimento de um especialista visando ajustes dos parâmetros das funções de pertinência, um sistema de inferência neuro-*fuzzy* adaptativo pode ser capaz de extraí-los automaticamente, pois em alguns casos, é difícil a identificação detalhada do comportamento entre as variáveis do processo a ser modelado, sendo então quase impossível extrair as características da função de pertinência a ser utilizada.

O *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) ou sistema de inferência neuro-*fuzzy* adaptativo é baseado em técnicas de aprendizagem implementadas em redes neurais artificiais. Por intermédio das informações contidas no conjunto de dados, torna-se possível ajustar os parâmetros da função de pertinência de tal forma que permite ao sistema de inferência *fuzzy* o mapeamento adequado do relacionamento entrada-saída do conjunto de dados. Para ressaltar, o ANFIS é baseado no modelo de inferência de Takagi-Sugeno como mencionado anteriormente, sendo que uma análise detalhada de todos procedimentos operacionais envolvidos com o ANFIS pode ser encontrada em Jang (1997).

3.1.4 Considerações Finais Sobre os Sistemas de Inferência Fuzzy e ANFIS

Os sistemas de inferência *fuzzy* constituem uma excelente ferramenta para mapear processos e sistemas caracterizados por informações incertas e imprecisas. Quando os sistemas de inferência *fuzzy* são modelados conforme uma rede neural,

ou seja, quando o sistema é estruturado de tal forma que as camadas da rede correspondam às diversas fases do processo de inferência, tem-se então um poderoso sistema híbrido neuro-*fuzzy*, assim como o ANFIS. Nesse tipo de hibridização a capacidade de aprendizado das redes neurais artificiais é utilizada para realizar a sintonia dos parâmetros do sistema *fuzzy*.

Na literatura, encontram-se vários trabalhos que utilizam o ANFIS em diversas áreas. No artigo de MAR e LIN (2001) o ANFIS é utilizado para sintonizar um sistema de controle cuja principal função é inferir a velocidade relativa entre dois veículos que trafegam em uma mesma via, minimizando a possibilidade de ocorrência de colisão traseira. Já no artigo de HOU et al. (2003) é proposto um método para a identificação de sistemas não-lineares utilizando ANFIS. Por intermédio de simulações, o artigo menciona que o ANFIS se mostrou bastante eficiente na identificação de sistemas não-lineares. SHENG e GAO (2006) utilizaram o ANFIS para sintonizar um sistema que tem como objetivo realizar a classificação de uma série de defeitos que ocorrem em máquinas.

Portanto, para os ajustes de sintonização dos parâmetros dos sistemas de inferência *fuzzy* deste trabalho, será adotado o ANFIS, sendo que o mesmo já se encontra também implementado no toolbox (*Fuzzy Logic*) do Matlab[®]. O Apêndice V mostra os procedimentos básicos para a utilização do ANFIS no Matlab[®].

3.2 Aspectos de Redes Neurais Artificiais

A seguir tem-se uma explanação básica sobre os principais aspectos envolvidos com as redes neurais artificiais, as quais serão utilizadas nesta tese para propósitos comparativos.

A primeira publicação relacionada à neuro-computação data de 1943 por intermédio do artigo de MCCULLOCH e PITTS (1943). Neste trabalho, McCulloch e Pitts realizaram o primeiro modelamento matemático inspirado no neurônio biológico, resultando assim na constituição do neurônio artificial.

Vários pesquisadores continuaram o trabalho de desenvolvimento de modelos matemáticos baseados no neurônio biológico, gerando uma série de topologias e algoritmos de aprendizado novos. Um resumo detalhado sobre a evolução das redes neurais artificiais pode ser encontrado em Haykin (1999).

Na realidade, o modelo matemático de neurônio, proposto por MCCULLOCH e PITTS (1943), é um modelo simplificado do que se sabia a respeito do neurônio biológico naquela época, sendo que até hoje o mesmo é ainda utilizado na maioria das arquiteturas neurais. A descrição matemática resultou em um modelo com n terminais de entrada, ou seja, x_1, x_2, \dots, x_n (que representam os dendritos), e apenas um terminal de saída y (que representa o axônio). Para simular o comportamento das sinapses, os terminais de entrada do neurônio são influenciados por pesos sinápticos dados por w_1, w_2, \dots, w_n , cujos valores podem ser positivos ou negativos. O efeito de uma sinapse particular i no neurônio é dado pela multiplicação de x_i por w_i . Portanto, cada neurônio da rede pode ser modelado conforme mostra a FIGURA 3.5.

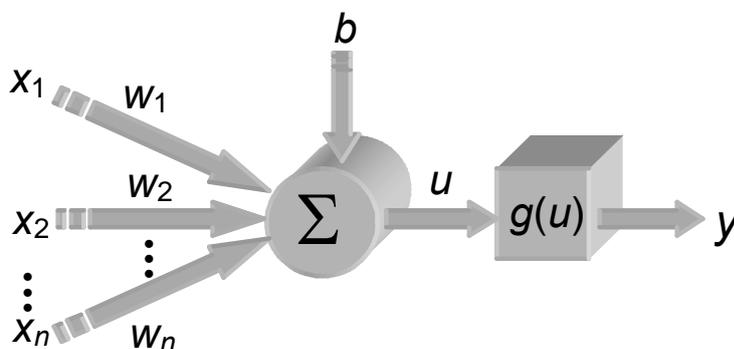


FIGURA 3.5 - Esquema do neurônio artificial.

O modelo matemático que descreve o comportamento do neurônio artificial é expresso pela seguinte equação:

$$y = g\left(\sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + b\right) \quad (3.6)$$

onde:

- n é o número de entradas do neurônio;
- w_i é o peso associado com a i -ésima entrada;
- b é o limiar associado ao neurônio;
- x_i é a i -ésima entrada do neurônio;
- $g(\cdot)$ é a função de ativação do neurônio;
- y é a saída do neurônio.

Assim sendo, um neurônio artificial opera da seguinte forma:

- i) Os sinais são apresentados à entrada;
- ii) Cada sinal é multiplicado por um peso que representa o seu nível de relevância na saída da unidade;
- iii) É feita uma soma ponderada dos sinais, resultando assim em um nível de atividade;
- iv) Caso este nível de atividade exceda um certo limite (*threshold*), então a unidade produz uma saída.

A função de ativação é a responsável pelo processamento do conjunto de informações recebidas. É também a função de ativação que é incumbida pela saída do neurônio, podendo assumir valores do tipo:

- Binários unipolares (0 ou 1);
- Binários bipolares (-1 ou 1);

■ Reais.

Os dois tipos principais de funções de ativação utilizadas em redes *Perceptrons* multicamadas são ilustradas na FIGURA 3.6.

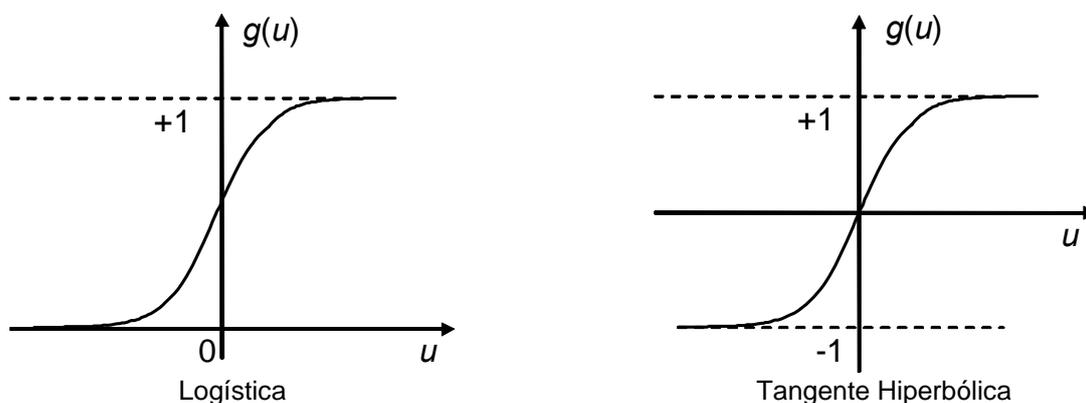


FIGURA 3.6 - Principais funções de ativação usadas em redes *Perceptrons* multicamadas.

3.2.1 Redes *Perceptrons* Multicamadas

As redes *Perceptrons* multicamadas foram os tipos de redes usadas nos problemas propostos nesta tese, cuja estrutura se divide em três partes principais:

i) Camada de entrada

Esta camada é responsável pelo recebimento das informações e é onde os padrões são inicialmente apresentados à rede.

ii) Camadas intermediárias ou ocultas

São estas camadas as responsáveis pela extração das características do processo ou sistema ao qual se está inferindo. Quase todo o processamento da rede é realizado nestas camadas.

iii) Camada de saída

A camada de saída é responsável pelo processamento e pela apresentação do resultado final, o qual foi processado por meio de todas as camadas da rede.

A FIGURA 3.7 mostra uma representação das camadas de uma rede *Perceptrons* possuindo duas camadas intermediárias.

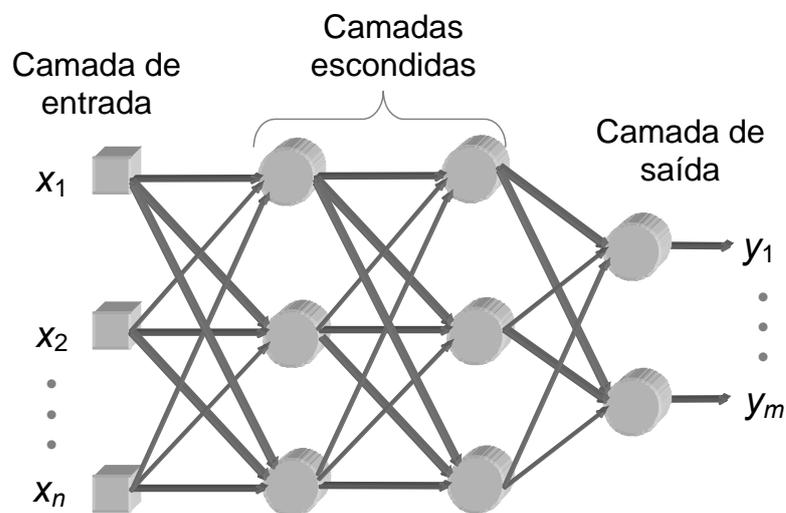


FIGURA 3.7 - Representação das camadas de uma rede *Perceptrons*.

Mais especificamente, em redes *Perceptrons* multicamadas, as “tarefas” são distribuídas por meio das camadas. Os estímulos ou sinais são apresentados à rede na camada de entrada. A camada intermediária extrai as informações e as codificam por intermédio dos pesos sinápticos, formando assim uma representação própria do ambiente externo. Finalmente, a camada de saída recebe os estímulos da camada intermediária, e mapeia o padrão de resposta que será a saída da rede.

As redes *Perceptrons* multicamadas se destacam por possuir a capacidade de aprender a partir de seu ambiente e, em seguida, generalizar soluções.

A utilização desta rede sempre se inicia por meio do processo de treinamento ou aprendizagem no qual a rede extrai as características do processo ou sistema que lhe está sendo apresentada. Em seqüência, um processo de ajuste dos pesos das conexões entre as unidades de processamento é executado com a finalidade de guardar o conhecimento que a rede adquiriu do ambiente que lhe foi apresentado. A etapa de treinamento só termina quando a rede consegue generalizar soluções, dentro de um nível satisfatório, para o problema apresentado.

Nesta fase de treinamento, os parâmetros da rede são alterados de acordo com um conjunto de regras predefinidas. Tal conjunto de regras é chamado de algoritmo de aprendizagem. Existem vários tipos de algoritmos de aprendizagem que são usados em redes *Perceptrons* multicamadas. O que diferencia um do outro é a forma com que cada um altera os pesos sinápticos da rede.

Uma “época de treinamento” é definida como sendo a apresentação à rede, de todos os pares (entrada e saída) do conjunto de treinamento.

Normalmente, a rede é treinada com cerca de 80% a 90% dos dados coletados, o restante dos dados, de 10% a 20%, são usados para validação da modelagem neural proposta.

A rede *Perceptrons* multicamadas utiliza ainda o processo de aprendizado denominado de supervisionado. Em tal processo, a saída desejada é fornecida à rede, juntamente com o estímulo (sinal) de entrada correspondente. Os parâmetros da rede são alterados por um agente externo ou “supervisor” até que a generalização seja satisfatória, ou seja, até que a diferença entre a saída fornecida pela rede e a saída desejada se minimize para um valor aceitável.

3.2.2 Treinamento de Redes Perceptrons Multicamadas

O treinamento de redes *Perceptrons* multicamadas normalmente é constituído de dois passos principais (HAYKIN, 1999):

i) Passo *Forward*

O estímulo ou padrão é apresentado à entrada da rede e as informações fluem pela rede, através das camadas, até alcançar a camada de saída. Durante o passo *Forward* não há alteração dos pesos sinápticos.

ii) Passo *Backward*

Após o passo *Forward*, o erro é calculado na saída da rede e é propagado no sentido da camada de entrada. Durante este passo ocorre a atualização dos pesos sinápticos da rede. A FIGURA 3.8 ilustra estes dois passos.

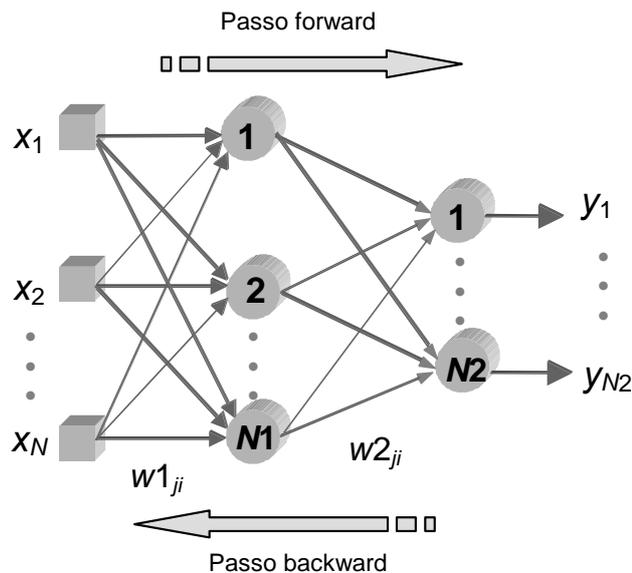


FIGURA 3.8 - Representação dos passos *Forward* e *Backward*.

Nesta tese o treinamento das redes *Perceptrons* multicamadas foi realizado por intermédio do algoritmo de Levenberg-Marquardt (HAGAN e MENHAJ, 1994). Para propósitos de ilustração do algoritmo, considera-se uma topologia de rede conforme aquela apresentada na Figura 3.8.

A atualização de pesos sinápticos referentes às matrizes w_1 e w_2 é realizada por intermédio da função erro quadrático V entre a resposta $y_j(k)$ fornecida pela rede e seu respectivo valor desejado $d_j(k)$ a qual é dada pela seguinte equação:

$$V = \frac{1}{2p} \sum_{k=1}^p \sum_{j=1}^{N_2} (d_j(k) - y_j(k))^2$$

$$V = \frac{1}{2p} \sum_{k=1}^p (\mathbf{d}(k) - \mathbf{y}(k))^T \cdot (\mathbf{d}(k) - \mathbf{y}(k))$$

$$V = \frac{1}{2p} \sum_{k=1}^p \mathbf{e}^T(k) \cdot \mathbf{e}(k) \quad (3.7)$$

onde o termo $\{\mathbf{e}(k) = \mathbf{d}(k) - \mathbf{y}(k)\}$, representa o vetor erro em relação ao k -ésimo padrão de treinamento. O erro para um padrão k específico é dado por:

$$V = \frac{1}{2} \mathbf{e}^T(k) \cdot \mathbf{e}(k) \quad (3.8)$$

Basicamente, o algoritmo de Levenberg-Marquardt, é uma aproximação do método de Newton (BATTITI, 1992), onde ocorre a minimização de uma função $V(\mathbf{z})$ em relação a um vetor paramétrico \mathbf{z} , dado por:

$$\Delta \mathbf{z} = -[\nabla^2 V(\mathbf{z})]^{-1} \cdot \nabla V(\mathbf{z}) \quad (3.9)$$

onde o termo $\nabla^2 V(\mathbf{z})$ representa a matriz Hessiana e $\nabla V(\mathbf{z})$ a matriz Jacobiana de $V(\mathbf{z})$. Assumindo-se que $V(\mathbf{z})$ é uma função que faz a soma de N funções quadráticas da forma:

$$V(\mathbf{z}) = \sum_{i=1}^N \mathbf{e}_i^2(\mathbf{z}) \quad (3.10)$$

Então, pode ser mostrado que:

$$\nabla V(\mathbf{z}) = \mathbf{J}^T(\mathbf{z}) \cdot \mathbf{e}(\mathbf{z}) \quad (3.11)$$

$$\nabla^2 V(\mathbf{z}) = \mathbf{J}^T(\mathbf{z}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{z}) + \mathbf{S}(\mathbf{z}) \quad (3.12)$$

onde $\mathbf{J}(\mathbf{z})$ é a matriz Jacobiana definida por:

$$\mathbf{J}(\mathbf{z}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{e}_1(\mathbf{z})}{\partial z_1} & \frac{\partial \mathbf{e}_1(\mathbf{z})}{\partial z_2} \dots & \frac{\partial \mathbf{e}_1(\mathbf{z})}{\partial z_N} \\ \frac{\partial \mathbf{e}_2(\mathbf{z})}{\partial z_1} & \frac{\partial \mathbf{e}_2(\mathbf{z})}{\partial z_2} \dots & \frac{\partial \mathbf{e}_2(\mathbf{z})}{\partial z_N} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial \mathbf{e}_N(\mathbf{z})}{\partial z_1} & \frac{\partial \mathbf{e}_N(\mathbf{z})}{\partial z_2} \dots & \frac{\partial \mathbf{e}_N(\mathbf{z})}{\partial z_N} \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

e $\mathbf{S}(\mathbf{z})$ é uma função dada por:

$$\mathbf{S}(\mathbf{z}) = \sum_{i=1}^N \mathbf{e}_i(\mathbf{z}) \nabla^2 \mathbf{e}_i(\mathbf{z}) \quad (3.14)$$

Inserindo os resultados de (3.11) e (3.12) em (3.9) obtém-se a equação do método de Newton, ou seja:

$$\Delta \mathbf{z} = [\mathbf{J}^T(\mathbf{z}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{z}) + \mathbf{S}(\mathbf{z})]^{-1} \cdot \mathbf{J}^T(\mathbf{z}) \cdot \mathbf{e}(\mathbf{z}) \quad (3.15)$$

No algoritmo de Levenberg-Marquardt a Equação (3.15) é modificada da seguinte forma:

$$\Delta \mathbf{z} = [\mathbf{J}^T(\mathbf{z}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{z}) + \mu \mathbf{I}]^{-1} \cdot \mathbf{J}^T(\mathbf{z}) \cdot \mathbf{e}(\mathbf{z}) \quad (3.16)$$

onde \mathbf{I} é matriz identidade, e μ é um parâmetro que ajusta a taxa de convergência do algoritmo de Levenberg-Marquardt.

A principal característica deste algoritmo é a computação da matriz Jacobiana. No treinamento de redes neurais artificiais do tipo *Perceptrons*, pode-se usar a matriz Jacobiana (3.13), escrita em função dos pesos sinápticos, ou seja:

$$\mathbf{J}(\mathbf{w}) = [\mathbf{J}(\mathbf{w1}) | \mathbf{J}(\mathbf{w2})]_{(p) \times (N \cdot N1 + N1 \cdot N2)} \quad (3.17)$$

onde:

$$\mathbf{w} = [\mathbf{w1} | \mathbf{w2}] =$$

$$= \begin{bmatrix} w_{1,1} \cdots w_{1,N} & w_{2,1} \cdots w_{2,N} \cdots & w_{N1,1} \cdots w_{N1,N1} \\ w_{2,1} \cdots w_{2,N1} & w_{2,N1} \cdots w_{2,N1} \cdots & w_{N2,1} \cdots w_{N2,N1} \end{bmatrix}_{(N \cdot N1 + N1 \cdot N2) \times (1)}^T \quad (3.18)$$

$$\mathbf{J}(\mathbf{w1}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial w_{1,1}} \cdots \frac{\partial e(1)}{\partial w_{1,N}} & \frac{\partial e(1)}{\partial w_{2,1}} \cdots \frac{\partial e(1)}{\partial w_{2,N}} & \cdots & \frac{\partial e(1)}{\partial w_{N1,1}} \cdots \frac{\partial e(1)}{\partial w_{N1,N1}} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial w_{1,1}} \cdots \frac{\partial e(2)}{\partial w_{1,N}} & \frac{\partial e(2)}{\partial w_{2,1}} \cdots \frac{\partial e(2)}{\partial w_{2,N}} & \cdots & \frac{\partial e(2)}{\partial w_{N1,1}} \cdots \frac{\partial e(2)}{\partial w_{N1,N1}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial e(p)}{\partial w_{1,1}} \cdots \frac{\partial e(p)}{\partial w_{1,N}} & \frac{\partial e(p)}{\partial w_{2,1}} \cdots \frac{\partial e(p)}{\partial w_{2,N}} & \cdots & \frac{\partial e(p)}{\partial w_{N1,1}} \cdots \frac{\partial e(p)}{\partial w_{N1,N1}} \end{bmatrix}_{(p) \times (N \cdot N1)} \quad (3.19)$$

$$\mathbf{J}(\mathbf{w}_2) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial w_{2,1}} & \dots & \frac{\partial e(1)}{\partial w_{2,1,N}} & \dots & \frac{\partial e(1)}{\partial w_{2,2,1}} & \dots & \frac{\partial e(1)}{\partial w_{2,2,N}} & \dots & \dots & \frac{\partial e(1)}{\partial w_{2,N_2,1}} & \dots & \frac{\partial e(1)}{\partial w_{2,N_2,N_1}} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial w_{2,1}} & \dots & \frac{\partial e(2)}{\partial w_{2,1,N}} & \dots & \frac{\partial e(2)}{\partial w_{2,2,1}} & \dots & \frac{\partial e(2)}{\partial w_{2,2,N}} & \dots & \dots & \frac{\partial e(2)}{\partial w_{2,N_2,1}} & \dots & \frac{\partial e(2)}{\partial w_{2,N_2,N_1}} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial e(p)}{\partial w_{2,1}} & \dots & \frac{\partial e(p)}{\partial w_{2,1,N}} & \dots & \frac{\partial e(p)}{\partial w_{2,2,1}} & \dots & \frac{\partial e(p)}{\partial w_{2,2,N}} & \dots & \dots & \frac{\partial e(p)}{\partial w_{2,N_2,1}} & \dots & \frac{\partial e(p)}{\partial w_{2,N_2,N_1}} \end{bmatrix}_{(p) \times (N_1 \cdot N_2)} \quad (3.20)$$

Desta forma, a Equação (3.16) passa a ser escrita como:

$$\Delta \mathbf{z} = [\mathbf{J}^T(\mathbf{w}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{w}) + \mu \mathbf{I}]^{-1} \cdot \mathbf{J}^T(\mathbf{w}) \cdot \mathbf{e}(\mathbf{w}) \quad (3.21)$$

onde $\mathbf{e}(\mathbf{w}) = [e_1(\mathbf{w}) \ e_2(\mathbf{w}) \dots e_p(\mathbf{w})]_{(p) \times (1)}$ é o vetor erro (em relação à matriz \mathbf{w}) referente aos p -padrões de treinamento.

Portanto, os elementos das matrizes $\mathbf{J}(\mathbf{w}_1)$ e $\mathbf{J}(\mathbf{w}_2)$ são calculados aplicando seqüencialmente os passos *forward* e *backward* descritos anteriormente. Com estas alterações o algoritmo de Levenberg-Marquardt torna-se de 10 a 100 vezes mais rápido que o algoritmo *backpropagation* convencional (HAGAN e MENHAJ, 1994).

Entretanto, um dos problemas que ocorrem durante o treinamento de redes neurais do tipo *Perceptrons* é denominado de *overfitting*. Quando acontece *overfitting*, o erro quadrático médio dos padrões de treinamento é muito pequeno, mas quando novos padrões (que não pertenciam ao conjunto de treinamento) são apresentados à rede, o erro torna-se muito grande. Este fato ocorre porque a rede memorizou apenas os padrões de treinamento, mas não conseguiu generalizar novas situações.

O problema do *overfitting* normalmente acontece quando a disponibilidade de dados usados no treinamento da rede é pequena. Um dos métodos para melhorar a generalização é a técnica de Levenberg regularizado (FORESEE e

HAGAN, 1997), e que consiste em modificar a função erro quadrático médio da rede. A partir da equação (3.7), tem-se:

$$V = \frac{1}{2p} \cdot \sum_{k=1}^p \mathbf{e}^T(k) \cdot \mathbf{e}(k) \quad (3.22)$$

A generalização é melhorada se incluir também na Expressão (3.22) o erro quadrático médio dos pesos (V_{peso}) que compõem a rede. Então, a nova função erro quadrático médio regularizado (V_{REG}) é definida por:

$$V_{\text{REG}} = \gamma \cdot V + (1 - \gamma) \cdot V_{\text{peso}} \quad (3.23)$$

onde o parâmetro γ especifica a taxa de desempenho, e o termo V_{peso} é definido por:

$$V_{\text{peso}} = \frac{1}{q} \sum_{j,i} w_{ji} \quad (3.24)$$

onde w_{ji} são os pesos da rede e q é a quantidade total de pesos que compõem a rede. Portanto, a utilização da função (3.23) implica que os pesos da rede serão menores, e esta característica forçará que a resposta da rede seja suavizada e menos propensa ao *overfitting*.

3.2.3 Considerações Finais Sobre Redes Neurais Artificiais

Nesse trabalho foi utilizada uma rede *Perceptrons* multicamadas para propósitos de comparação da metodologia desenvolvida. Para aproximar qualquer função contínua não-linear, pode-se utilizar uma rede neural com apenas uma camada escondida (HAYKIN, 1999). No entanto, para aproximar funções que não sejam contínuas em seu domínio, existe a necessidade de se ter mais camadas

escondidas. As redes neurais apresentam uma grande importância para realizar o mapeamento de processos não-lineares, identificando o relacionamento entre as grandezas de sistemas que geralmente não é conseguido por técnicas convencionais de modelagem matemática.

O ajuste dos parâmetros principais (número de camadas e número de neurônios por camada) de redes neurais artificiais, para casos simples, é feito de forma empírica por intermédio da técnica de validação cruzada (HAYKIN, 1999). Para casos práticos, normalmente 1 ou 2 camadas são suficientes. Após esta fase, dependendo do problema a ser mapeado, consegue-se obter resultados muito próximos ou às vezes idênticos aos resultados obtidos no teste experimental.

4 ESTIMAÇÃO DE VALORES DE INTENSIDADE LUMINOSA UTILIZANDO SISTEMAS INTELIGENTES

Uma das grandes vantagens da utilização de sistemas de inferência *fuzzy* e de redes neurais artificiais é a capacidade que os mesmos têm de mapear sistemas complexos não-lineares. Neste trabalho utilizaram-se sistemas de inferência *fuzzy* visando obter valores de intensidade luminosa de lanternas de posição traseira e de lanternas de freio, sendo que o ANFIS (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*) foi o método usado para realizar a sintonia do sistema de inferência *fuzzy*.

Paralelamente, os resultados produzidos pelos sistemas de inferência *fuzzy* foram também comparados àqueles fornecidos quando também da aplicação da técnica de redes neurais artificiais.

4.1 Aspectos de Construção das Amostras

Para utilização dos sistemas de inferência *fuzzy* é necessário realizar a sintonia de seus parâmetros associados às funções de pertinência, enquanto que o primeiro passo para utilização das redes neurais artificiais é a realização de seu treinamento. Em ambos os casos o que se faz é apresentar ao sistema inteligente, o

comportamento do ambiente externo (processo ou sistema) o qual se pretende mapear. Em função da resposta obtida, ajusta-se o sistema inteligente até que o mesmo consiga generalizar soluções para tal ambiente, dentro de níveis satisfatórios para a aplicação.

No atual trabalho os sistemas luminosos das lanternas de posição traseira e lanternas de freio foram apresentados aos sistemas inteligentes por meio de amostras confeccionadas com variação dos seguintes parâmetros principais:

- Número de colunas de LEDs (N_C): 3; 4 e 5.
- Distância entre colunas de LEDs (D_C): 30,0 mm; 42,5 mm e 55,0 mm.
- Número de linhas de LEDs (N_L): 2; 3 e 4.
- Distância entre linhas de LEDs (D_L): 25,0 mm; 35,0 mm e 45,0 mm.
- Intensidade luminosa do LED (I_V): 4000 mcd; 5000 mcd e 6000 mcd.

Com tal variação de parâmetros criou-se um conjunto de diferentes configurações no qual é possível obter amostras que geram intensidades luminosas em torno dos valores mínimos exigidos pelo CONTRAN para as lanternas de posição traseira e lanternas de freio. Portanto, todo o mapeamento realizado serve para estimar valores de intensidade luminosa tanto para lanternas de posição traseira quanto para lanternas de freio. Desta forma, para facilitar a nomenclatura, o conjunto das amostras será chamado simplesmente de amostras de lanternas traseiras.

As combinações dos 5 parâmetros, com 3 variações em cada parâmetro, geraram um total de 243 configurações distintas, 10% das amostras foram separadas para a validação dos sistemas inteligentes. A combinação dos parâmetros referentes a cada amostra (configuração) de lanterna traseira pode ser

vista no Apêndice III. Para cada configuração foi realizada a medição de intensidade luminosa nas 19 posições.

Os LEDs SMD utilizados na construção das amostras possuem ângulo de abertura de 120°, sendo que estes são os indicados para aplicação em iluminação externa de veículos automotivos (THOMASNET, 2005).

É importante lembrar que no projeto das amostras, os valores mínimos e máximos de cada parâmetro devem ser escolhidos de tal forma que representem o domínio para variação de parâmetros dos futuros projetos. Em outras palavras, o limite da generalização do sistema inteligente é o limite que lhe foi apresentado pelos padrões de treinamento.

Assim sendo, os valores de variação dos parâmetros escolhidos para a construção das amostras de lanternas traseiras, utilizados nesse trabalho, representam a variação que se tem visto em veículos nacionais populares. Para tanto, realizaram-se visitas nas concessionárias de quatro veículos populares nacionais, em que foram efetuadas as medições das dimensões das lanternas traseiras. As medições realizadas referem-se apenas a região da lanterna de posição traseira e de freio, já que a lanterna traseira completa é composta também da lanterna indicadora de direção (seta) e da lanterna de marcha ré. Em todos os casos as lanternas medidas são de veículos ano/modelo 2007.

A TABELA 4.1 mostra as dimensões de cada lanterna traseira medida para planejamento das amostras.

TABELA 4.1 - Dimensões de cada lanterna traseira.

Marca	Modelo	Altura da Lanterna (cm)	Largura da Lanterna (cm)
Chevrolet	Celta	9,0	14,0

Fiat	Uno	8,5	17,5
Ford	Ka	11,0	16,0
Volkswagen	Gol	12,0	12,5

A etapas envolvidas na construção das amostras podem ser vistas com maior detalhamento no Apêndice III.

4.2 Utilização dos Sistemas Inteligentes

A partir dos dados de projeto e dos resultados das medições de intensidade luminosa das amostras, realizaram-se então as sintonias dos sistemas de inferência *fuzzy* utilizando o ANFIS e os treinamentos supervisionados de redes neurais do tipo *Perceptrons* multicamadas. A escolha por redes do tipo *Perceptrons* se deveu ao fato delas serem largamente utilizadas com sucesso em casos de aplicações práticas em problemas que envolvem a aproximação funcional entre suas variáveis de entradas/saídas (ENAB, 1994).

A FIGURA 4.1 mostra as variáveis envolvidas na sintonia e treinamento dos sistemas inteligentes. Em tal figura pode-se visualizar a variação dos principais parâmetros em relação ao diagrama contendo as 19 posições de medidas de intensidade luminosa de lanternas traseiras (I_{VLT}).

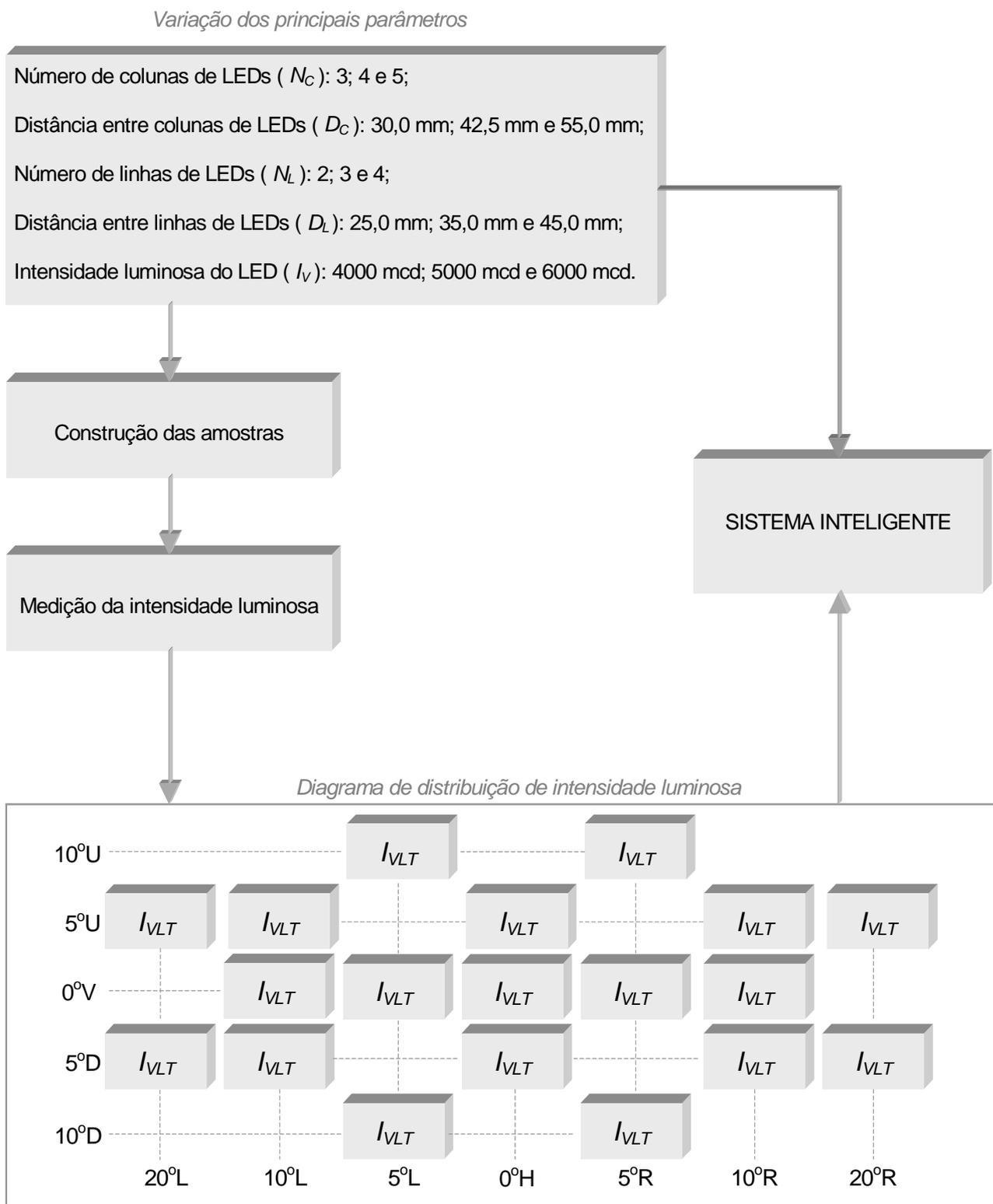


FIGURA 4.1 - Variáveis envolvidas no treinamento e sintonia dos sistemas inteligentes.

Para a implementação dos sistemas de inferência *fuzzy* e das redes neurais do tipo *Perceptrons* multicamadas, utilizou-se o *toolbox* do software Matlab[®]/Simulink, versão 5.3, sendo utilizados como conjunto de treinamento cerca de 90% das amostras, as quais foram selecionadas de forma aleatória. Embora tenha sido utilizado o Matlab[®]/Simulink, todo o programa pode ser facilmente traduzido para outras linguagens de programação, conforme a necessidade.

4.3 Utilização do ANFIS para Sintonizar os Sistemas Fuzzy

Inicialmente, conforme descrito anteriormente, realizou-se a sintonia dos sistemas de inferência *fuzzy* utilizando o método ANFIS. Os dados de treinamento são os mesmos que serão também utilizados pelas redes neurais artificiais.

Desta forma, foi então realizada uma variação dos parâmetros por meio do ANFIS, alterando-se o número de funções de pertinência para cada entrada, o tipo de função de pertinência e o tipo de treinamento.

Portanto, foram realizadas as seguintes variações de parâmetros durante a fase de treinamento:

- Número de funções de pertinência: 3,4,5.
- Tipo de função de pertinência: triangular (“trimf”), trapezoidal (“trapmf”) e gaussiana (“gaussmf”).
- Treinamento: *backpropagation* (“backprop”) e híbrido (“hybrid”).

Visando a obtenção do melhor desempenho, o parâmetro associado à tolerância do erro no ANFIS (Apêndice IV) foi fixado em zero e o número máximo de épocas de treinamento foi fixado em 5. Por intermédio de alguns ensaios notou-se que aumentando o número de épocas de treinamento a minimização do erro

quadrático médio ficava muito pequena frente ao custo computacional (tempo de treinamento). A FIGURA 4.2 ilustra essa situação relacionada ao comportamento do erro de treinamento (erro quadrático médio), durante a etapa de treinamento realizado pelo ANFIS, para sintonizar um sistema *fuzzy* para a posição (5°L, 0°V) do diagrama de distribuição de intensidade luminosa.

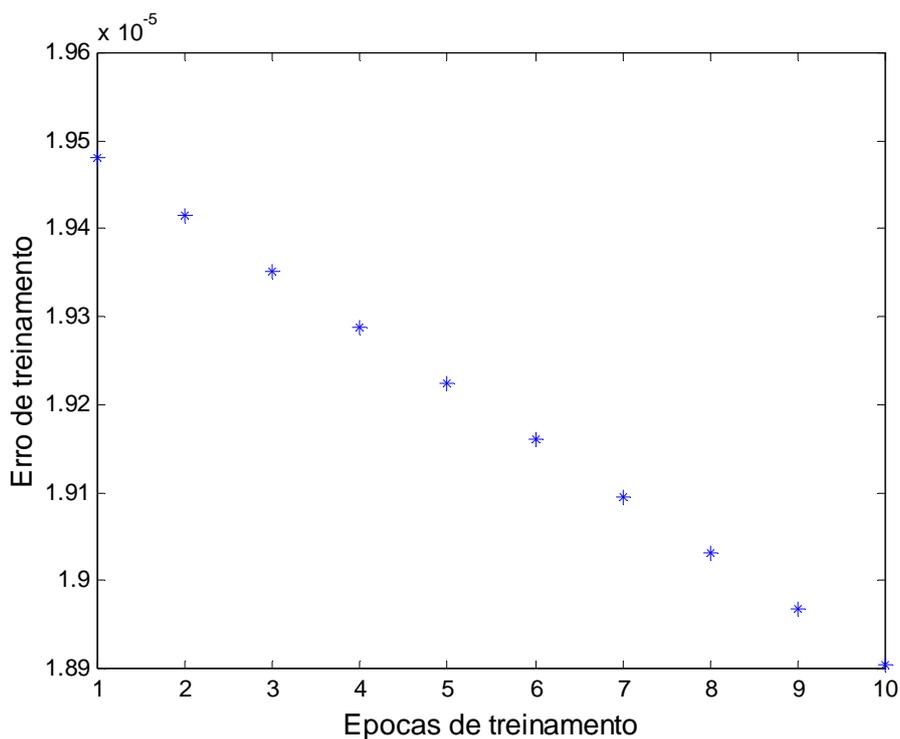


FIGURA 4.2 - Erro de treinamento para a posição (5°L, 0°V).

O treinamento que gerou a FIGURA 4.2 ajustou o sistema *fuzzy* da seguinte forma:

- Número de funções de pertinência: 3 para cada entrada.
- Tipo de função de pertinência: gaussiana (“gaussmf”).
- Treinamento: híbrido (“hybrid”).

Já a FIGURA 4.3 mostra o resultado da aproximação realizada, durante o treinamento feito pelo ANFIS, para sintonizar o sistema *fuzzy* referente à posição (5°R, 0°V).

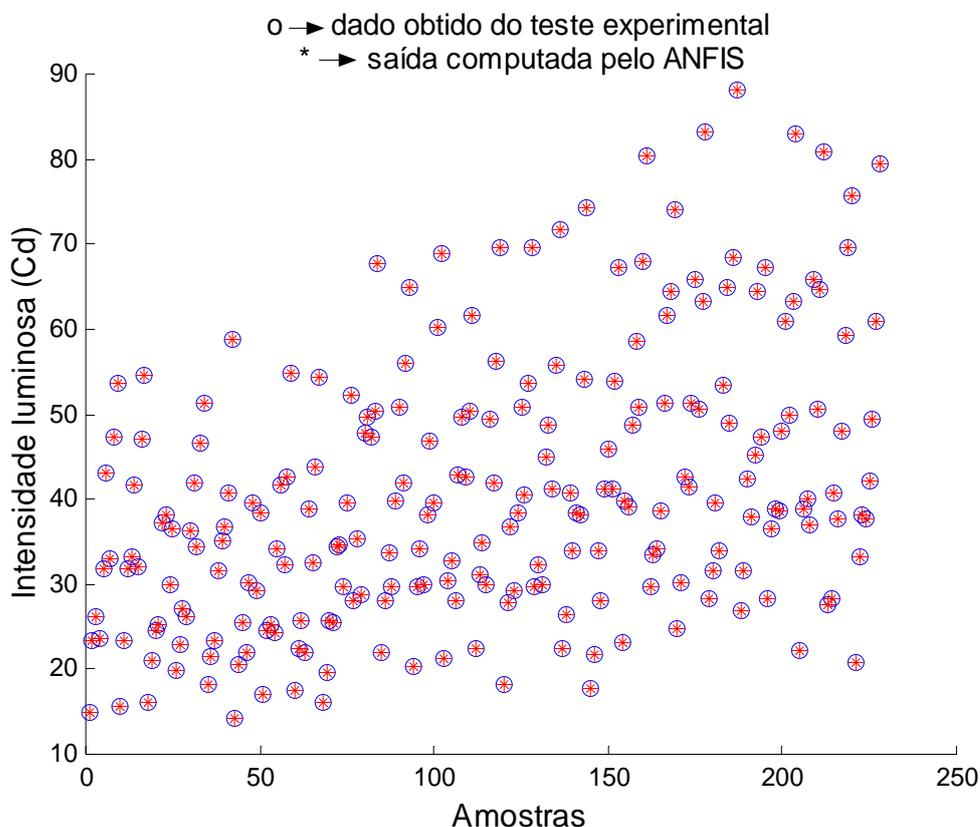


FIGURA 4.3 - Resultado do treinamento realizado pelo ANFIS referente à posição (5°R, 0°V).

O treinamento que gerou a FIGURA 4.3 também foi do tipo híbrido (“hybrid”) e todas as funções de pertinência foram do tipo gaussiana (“gaussmf”), sendo utilizado 3 funções para a variável lingüística “Número de colunas”, 4 funções para variável lingüística “Distância entre de colunas”, 3 funções para a variável lingüística “Número de linhas”, 3 funções para a variável lingüística “Distância entre linhas” e 3 funções para variável lingüística “Intensidade luminosa do LED”.

Analisando a FIGURA 4.3 percebe-se que o ANFIS fez uma boa aproximação em relação aos dados de treinamento, sendo que nesse caso obteve-se um erro quadrático médio de 0,0058%.

Já a FIGURA 4.4 ilustra uma comparação entre os valores obtidos dos testes experimentais (medição de intensidade luminosa) e os valores estimados pelo sistema *fuzzy* sintonizado pelo ANFIS utilizando agora os dados de validação. O sistema *fuzzy* sintonizado pelo ANFIS é o mesmo que gerou a FIGURA 4.3.

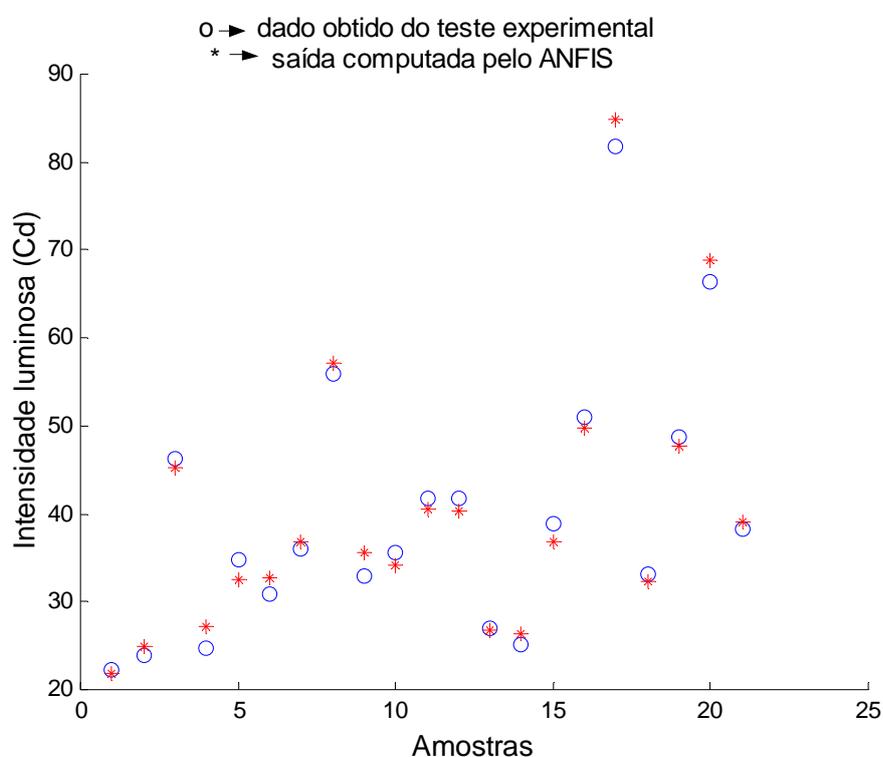


FIGURA 4.4 - Resultado da validação do sistema *fuzzy* sintonizado pelo ANFIS referente à posição (5°R, 0°V).

Os valores de intensidade luminosa plotados na FIGURA 4.4 apresentam um erro relativo médio de 4,9% com um desvio padrão de 2,7%.

A TABELA 4.2 mostra valores de erros relativos médios obtidos para algumas variações possíveis do número de funções de pertinência para cada

variável lingüística. O sistema *fuzzy* sintonizado pelo ANFIS é o mesmo que gerou a FIGURA 4.3 e 4.4, portanto utiliza a função de pertinência do tipo gaussiana (“gaussmf”) para cada entrada, treinamento do tipo híbrido (“hybrid”) e refere-se a posição (5°R, 0°V).

TABELA 4.2 - Valores de erros relativos médios obtidos para algumas variações possíveis do número de funções de pertinência das variáveis lingüísticas.

Número de funções de pertinência por variável lingüística					Erro Relativo médio (%)
N_C	D_C	N_L	D_L	I_V	
3	3	2	2	2	11,16
3	3	3	3	2	13,62
3	3	4	2	2	11,16
3	3	3	3	2	14,04
3	3	3	3	3	5,08
3	3	3	3	4	5,08
3	3	3	3	5	5,18
3	3	3	4	3	5,36
3	3	3	4	4	6,16
3	3	3	4	5	6,16
3	3	3	5	3	5,98
3	3	3	5	4	6,16
3	3	3	5	5	6,16
3	3	4	3	3	5,32
3	3	4	3	4	6,34
3	3	4	3	5	6,34
3	3	4	4	3	5,98
3	3	4	4	4	6,04
3	3	4	4	5	6,04
3	3	4	5	3	5,98
3	3	4	5	4	6,42

3	3	4	5	5	12,14
3	3	5	3	3	6,42
3	3	5	3	4	6,34
3	3	5	3	5	6,34
3	3	5	4	3	6,34
3	3	5	4	4	6,42
3	3	5	4	5	12,14
3	3	5	5	3	5,98
3	3	5	5	4	12,14
3	3	5	5	5	15,38
3	4	3	3	3	4,91
3	4	3	3	4	5,08
3	4	3	4	4	6,34
3	4	4	3	3	6,42
3	4	4	4	3	8,78
3	4	4	4	4	13,12
4	4	4	4	3	13,36
4	4	4	5	4	42,14
4	4	4	4	5	42,78
4	5	5	5	3	15,38
4	5	5	4	4	15,38
4	5	5	5	5	46,72
5	4	4	4	3	56,04
5	4	4	5	4	15,38
5	4	4	4	5	48,02
5	5	5	5	3	47,96
5	5	5	4	4	52,36
5	5	5	5	5	63,12

Durante a sintonização dos sistemas *fuzzy*, notou-se que a maior parte dos sistemas apresentou bons resultados com três funções de pertinência, do tipo gaussiana, para cada variável lingüística.

A FIGURA 4.5 mostra as funções de pertinência ajustadas pelo ANFIS para a variável lingüística “Número de colunas” referente à posição (20°L, 5°U).

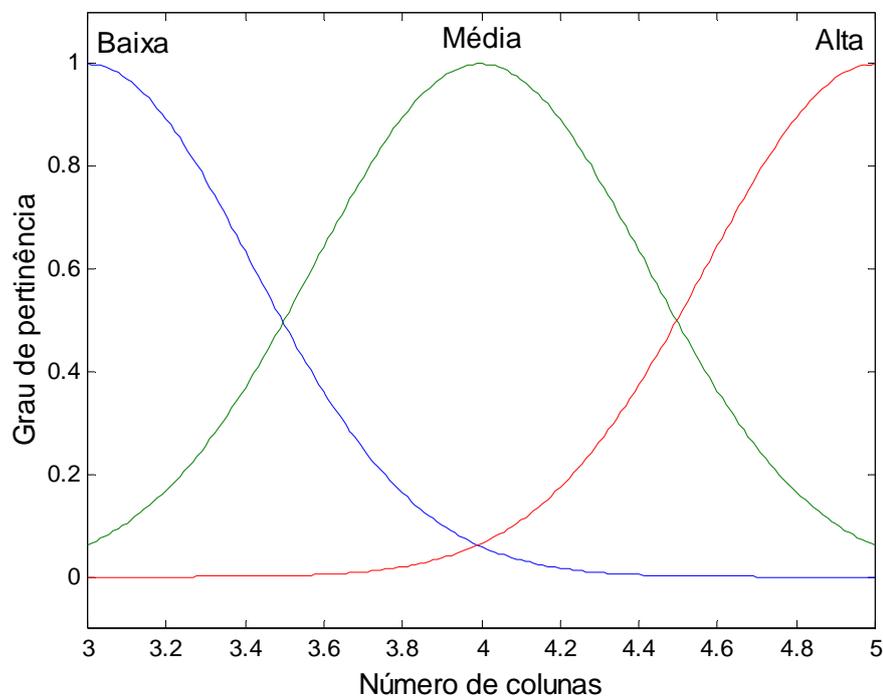


FIGURA 4.5 - Funções de pertinência ajustadas para a variável lingüística “Número de colunas” referente à posição (20°L, 5°U).

Observando-se FIGURA 4.5 nota-se o comportamento das funções de pertinência em relação ao universo de discurso variando de 3 a 5 colunas.

Para a variável lingüística “Distância entre colunas” o ANFIS ajustou as funções de pertinência vistas na FIGURA 4.6. Estas funções referem-se à posição (20°L, 5°U).

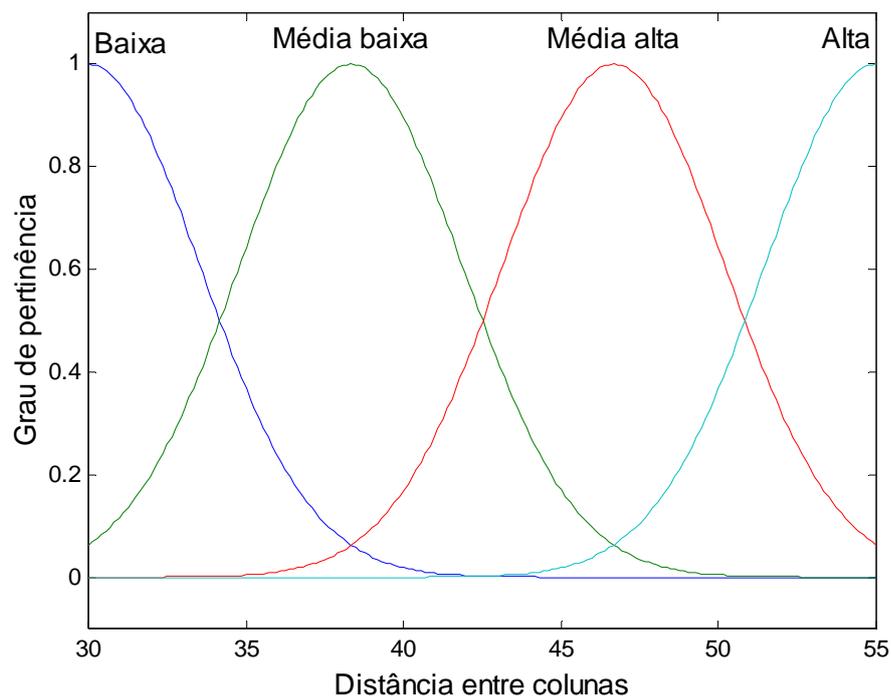


FIGURA 4.6 - Funções de pertinência ajustadas para a variável linguística "Distância entre colunas" referente à posição (20°L, 5°U).

Na FIGURA 4.6 nota-se a presença de 4 funções de pertinências, sendo que o universo de discurso varia de 30 a 55 mm.

A FIGURA 4.7 mostra as funções de pertinência ajustadas para a variável linguística "Número de linhas", referente à posição (20°L, 5°U).

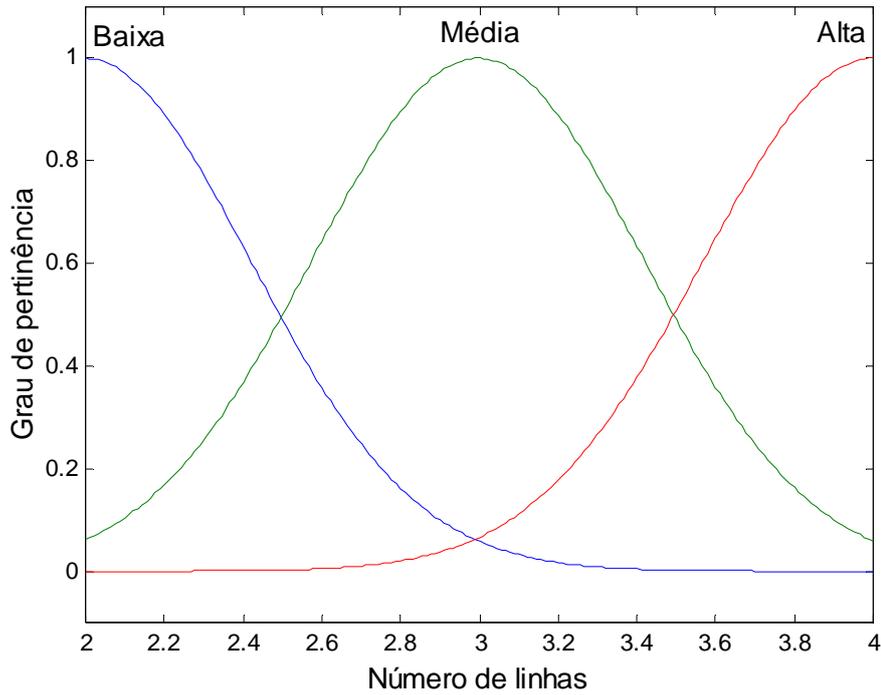


FIGURA 4.7 - Funções de pertinência ajustadas para a variável lingüística “Número de linhas” referente à posição (20°L, 5°U).

O universo de discurso varia de 2 a 4 linhas para a variável lingüística da FIGURA 4.7.

O ajuste das funções de pertinência para a variável lingüística “Distância entre linhas”, referente à posição (20°L, 5°U), pode ser visto na FIGURA 4.8

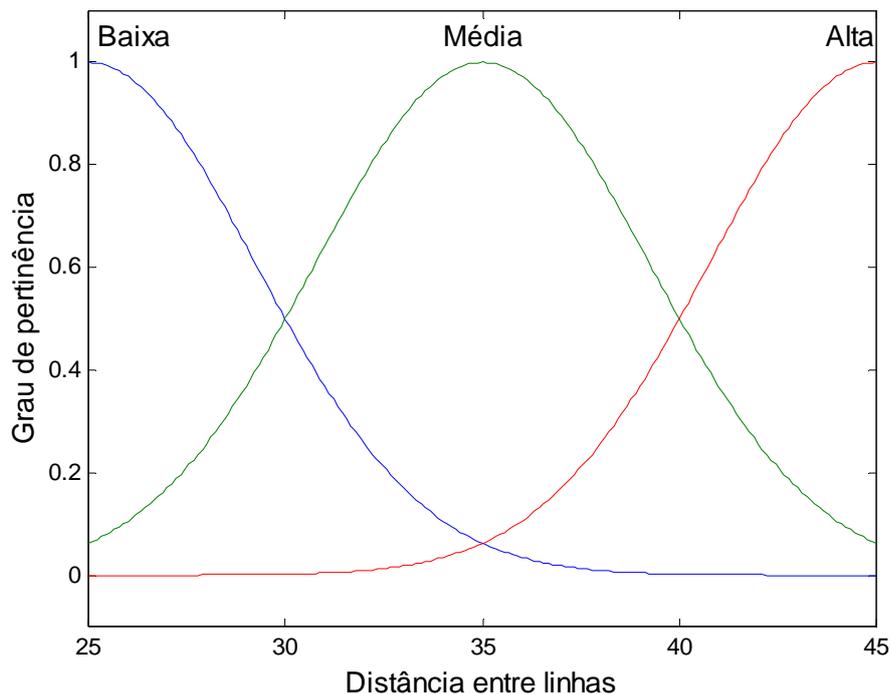


FIGURA 4.8 - Funções de pertinência ajustadas para a variável linguística “Distância entre linhas” referente à posição (20°L, 5°U).

Observando a FIGURA 4.8 nota-se o universo de discurso variando de 25 a 45 mm.

Por meio da FIGURA 4.9 pode-se visualizar as funções de pertinência ajustadas para a variável linguística “Intensidade luminosa do LED” considerando a posição (20°L, 5°U).

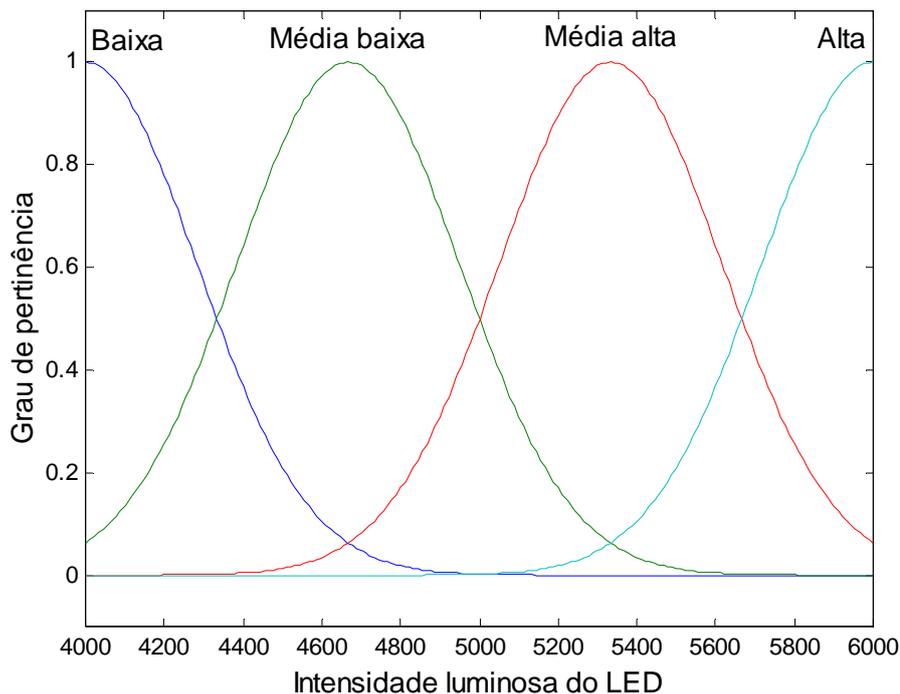


FIGURA 4.9 - Funções de pertinência ajustadas para a variável lingüística “Intensidade luminosa do LED” referente à posição (20°L, 5°U).

Assim como ocorreu com a variável lingüística “Distância entre Colunas”, nota-se na FIGURA 4.9 a presença de 4 funções de pertinência. O universo de discurso varia de 4000 a 6000 mcd.

É possível também analisar a interpretação do ANFIS para o relacionamento entre as variáveis lingüísticas do sistema em questão.

A variação da intensidade luminosa medida na posição (20°R, 5°D), em função das variáveis lingüísticas “Distância entre Colunas” e “Número de Colunas”, mapeada pelo ANFIS, pode ser vista na FIGURA 4.10.

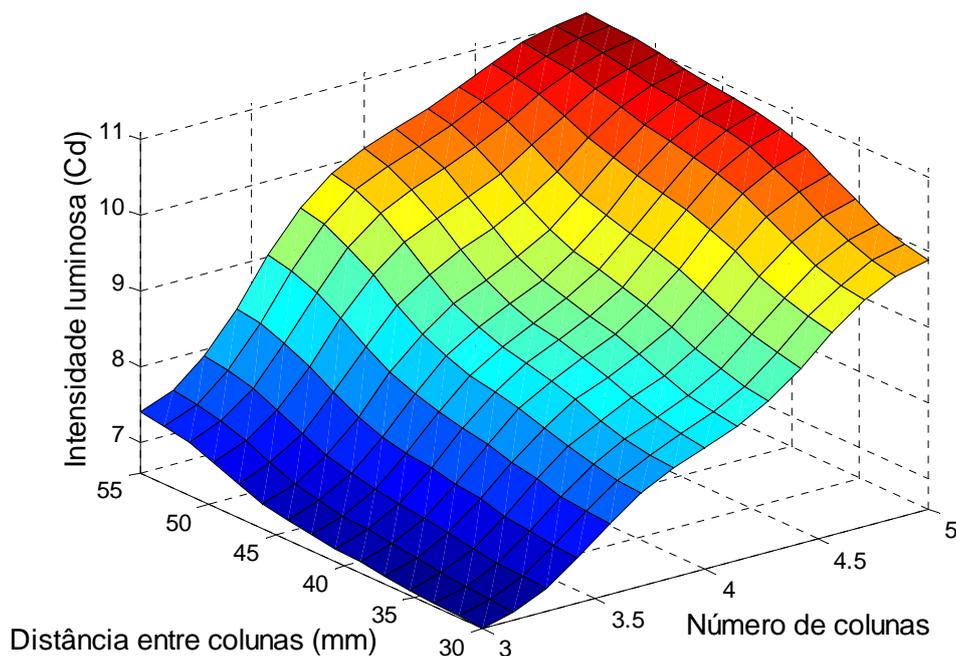


FIGURA 4.10 - Intensidade luminosa medida na posição ($20^{\circ}R$, $5^{\circ}D$), em função das variáveis lingüísticas “Distância entre Colunas” e “Número de Colunas”.

Analisando a FIGURA 4.10, nota-se que a intensidade luminosa na posição ($20^{\circ}R$, $5^{\circ}D$) se eleva com o aumento do número de colunas e com o aumento da distância entre colunas. Os maiores valores de intensidade luminosa (região vermelha) são obtidos com o maior número de colunas (5) e com a maior distância entre colunas (55,0 mm).

A FIGURA 4.11 mostra a variação da intensidade luminosa medida na posição ($10^{\circ}L$, $0^{\circ}V$), em função também das variáveis lingüísticas “Distância entre Colunas” e “Número de Colunas”, mapeada pelo ANFIS.

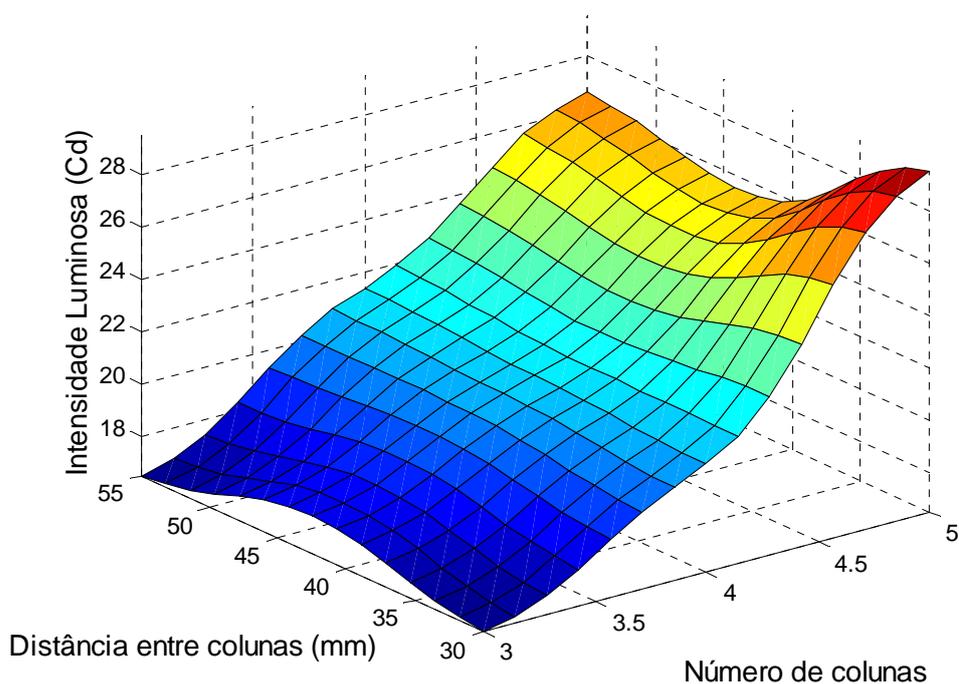


FIGURA 4.11 - Intensidade luminosa medida na posição (10°L, 0°V), em função das variáveis lingüísticas “Distância entre Colunas” e “Número de Colunas”.

Observando-se a FIGURA 4.11 nota-se que a intensidade luminosa se eleva com o aumento do número de colunas, porém apresenta tendências diferentes com relação a variação da distância entre colunas. Os maiores valores de intensidade luminosa (região vermelha) são obtidos com o maior número de colunas (5) e com a menor distância entre colunas (30,0 mm).

Novamente, torna-se também possível visualizar na FIGURA 4.12 o mapeamento realizado pelo ANFIS, considerando a variação da intensidade luminosa em função das variáveis lingüísticas “Distância entre Colunas” e “Número de Colunas”; porém, dessa vez, usando a posição (0°H, 5°U).

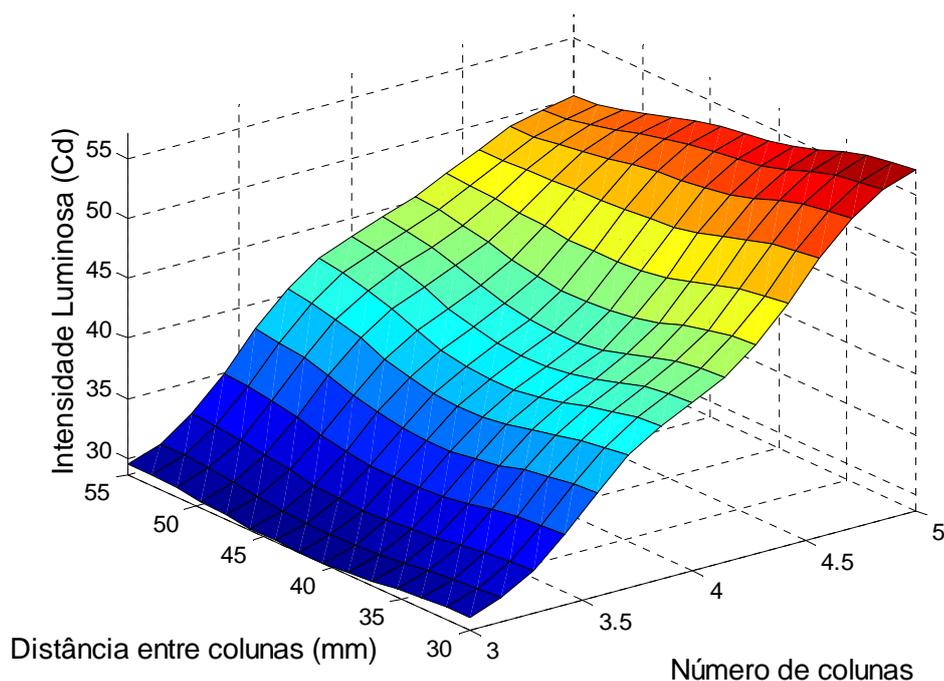


FIGURA 4.12 - Intensidade luminosa medida na posição ($0^{\circ}H$, $5^{\circ}U$), em função das variáveis lingüísticas “Distância entre Colunas” e “Número de Colunas”.

Analisando a FIGURA 4.12 percebe-se também que os maiores valores de intensidade luminosa (região vermelha) são obtidos com o maior número de colunas (5) e com a menor distância entre colunas (30,0 mm).

Desta forma, analisando-se as FIGURAS 4.10, 4.11 e 4.12 é possível se constatar a complexidade presente no relacionamento entre as variáveis de entrada e saída do processo, assim como visualizar a maneira em que o sistema *fuzzy* é capaz de tratar tais informações.

Com a finalidade de se obter uma maior eficiência operacional na fase de treinamento, utilizou-se então um sistema *fuzzy* para cada uma das 19 posições do diagrama de distribuição de intensidade luminosa.

A TABELA 4.3 mostra o erro de validação dos 19 sistemas *fuzzy* sintonizados para cada uma das posições do diagrama de distribuição de intensidade luminosa.

TABELA 4.3 - Número de funções de pertinência e erro relativo médio obtido para cada sistema fuzzy.

Posição	Número de funções de pertinência por variável lingüística					Erro relativo médio (%)	Desvio padrão (%)
	N_C	D_C	N_L	D_L	I_V		
(20°L, 5°U)	3	4	3	3	4	4,89	3,00
(20°L, 5°D)	3	3	3	3	4	4,77	3,20
(10°L, 5°U)	3	3	3	3	3	4,20	3,95
(10°L, 0°V)	3	3	3	3	3	4,19	3,53
(10°L, 5°D)	3	3	3	3	3	4,13	2,45
(5°L, 10°U)	3	3	3	3	4	4,59	2,10
(5°L, 0°V)	3	3	3	3	3	4,38	3,88
(5°L, 10°D)	3	4	3	3	3	4,66	2,27
(0°H, 5°U)	3	3	3	3	3	4,23	2,93
(0°H, 0°V)	3	3	3	3	3	4,02	4,86
(0°H, 5°D)	3	3	3	3	3	4,49	2,66
(5°R, 10°U)	3	4	3	3	4	5,00	2,91
(5°R, 0°V)	3	4	3	3	3	4,90	4,41
(5°R, 10°D)	3	3	3	3	3	4,85	2,42
(10°R, 5°U)	3	3	3	3	3	4,17	3,60
(10°R, 0°V)	3	3	3	3	3	4,30	3,30
(10°R, 5°D)	3	3	3	3	3	4,62	4,72
(20°R, 5°U)	3	4	3	3	4	4,69	2,93
(20°R, 5°D)	3	4	3	3	3	4,88	2,33

Todos os sistemas *fuzzy* da TABELA 4.3 apresentaram melhor performance (menor erro relativo médio) utilizando a função de pertinência do tipo gaussiana para cada variável lingüística, sendo o treinamento do tipo híbrido (Apêndice IV).

4.4 Treinamento da Rede Perceptrons Multicamadas

Durante essa fase foi realizada uma variação dos parâmetros da rede, alterando-se o número de camadas, o número de neurônios por camada, a função de ativação de cada camada e o tipo de treinamento, a fim de se obter uma topologia de rede que gerasse o menor erro relativo médio, e que garantisse que a generalização fosse eficiente para a aplicação em questão. Os algoritmos de treinamento utilizados foram o Levenberg-Marquardt (HAGAN e MENHAJ, 1994) e o Levenberg-Marquardt com regularização Bayesiana (FORESEE e HAGAN, 1997).

Portanto, foram realizadas as seguintes variações durante a fase de treinamento:

- Número de camadas: 2 e 3.
- Número de neurônios por camada: 5, 10 e 15.
- Função de ativação: tangente hiperbólica (“tansig”) e logística (“logsig”).
- Treinamento: Levenberg-Marquardt (“trainlm”) e Levenberg-Marquardt com regularização Bayesiana (“trainbr”).

Os resultados de treinamento foram validados utilizando o “método deixe um de fora” (*leave-one-out method*). Esse método consiste em separar um padrão para teste e efetuar o treinamento com o resto da base de dados até que todos os padrões de treinamento, dos 90% inicialmente separados, sejam utilizados para teste (HAYKIN, 1999). Esse método propicia um ótimo aproveitamento da base de

dados, pois faz uma validação do treinamento sem utilizar os 10% dos dados separados para a validação posterior do modelo neural.

Durante a fase de aprendizagem da rede os erros de treinamento e de validação foram analisados e o treinamento foi interrompido quando o erro de validação apresentou um crescimento (HECHT-NIELSEN, 1988).

De forma similar à estratégia de sintonização dos sistemas de inferência *fuzzy*, gerou-se também aqui uma rede *Perceptrons* multicamadas para cada uma das 19 posições do diagrama de distribuição de intensidade luminosa.

A TABELA 4.4 mostra os resultados obtidos de variações de topologias de rede, por exemplo, para a posição (10^oL, 5^oU). Na referida tabela estão expostas variações possíveis apenas usando a função de ativação do tipo tangente hiperbólica (“tansig”) e treinamento do tipo Levenberg-Marquardt com regularização Bayesiana (“trainbr”).

TABELA 4.4 - Variações na topologia da rede durante a fase de treinamento utilizando a função de ativação do tipo tangente hiperbólica (“tansig”).

1ª Camada		2ª Camada		3ª Camada		Treinamento	Erro Relativo médio (%)
Nº de Neurônios	Função ativação	Nº de Neurônios	Função ativação	Nº de Neurônios	Função ativação		
5	tansig	5	tansig	0	-	trainbr	5,74
5	tansig	10	tansig	0	-	trainbr	5,69
10	tansig	5	tansig	0	-	trainbr	5,87
10	tansig	10	tansig	0	-	trainbr	6,29
5	tansig	15	tansig	0	-	trainbr	5,67
15	tansig	5	tansig	0	-	trainbr	5,81
10	tansig	15	tansig	0	-	trainbr	5,69

15	tansig	10	tansig	0	-	trainbr	6,07
15	tansig	15	tansig	0	-	trainbr	5,86
5	tansig	5	tansig	5	tansig	trainbr	5,23
5	tansig	5	tansig	10	tansig	trainbr	5,35
5	tansig	5	tansig	15	tansig	trainbr	5,62
5	tansig	10	tansig	5	tansig	trainbr	5,95
5	tansig	10	tansig	10	tansig	trainbr	6,55
5	tansig	10	tansig	15	tansig	trainbr	5,95
10	tansig	5	tansig	5	tansig	trainbr	6,68
10	tansig	5	tansig	10	tansig	trainbr	5,62
10	tansig	5	tansig	15	tansig	trainbr	5,91
10	tansig	10	tansig	5	tansig	trainbr	5,63
10	tansig	10	tansig	10	tansig	trainbr	5,94
10	tansig	10	tansig	15	tansig	trainbr	6,29
5	tansig	15	tansig	5	tansig	trainbr	5,76
5	tansig	15	tansig	10	tansig	trainbr	6,14
5	tansig	15	tansig	15	tansig	trainbr	5,64
15	tansig	5	tansig	5	tansig	trainbr	5,75
15	tansig	5	tansig	10	tansig	trainbr	5,89
15	tansig	5	tansig	15	tansig	trainbr	6,22
10	tansig	15	tansig	5	tansig	trainbr	5,95
10	tansig	15	tansig	10	tansig	trainbr	6,57
10	tansig	15	tansig	15	tansig	trainbr	7,24
15	tansig	10	tansig	5	tansig	trainbr	6,02
15	tansig	10	tansig	10	tansig	trainbr	5,65
15	tansig	10	tansig	15	tansig	trainbr	6,12

15	tansig	15	tansig	5	tansig	trainbr	5,98
15	tansig	15	tansig	10	tansig	trainbr	7,08
15	tansig	15	tansig	15	tansig	trainbr	7,14

Analisando a TABELA 4.4 nota-se que o erro relativo médio se manteve próximo de 6% para topologias com apenas 2 camadas. Os melhores resultados foram gerados por topologias com três camadas e com baixo número de neurônios por camada, sendo que o melhor resultado foi obtido com 5 neurônios na 1^a camada, 5 neurônios na 2^a camada e 5 neurônios na 3^a camada, nesse caso; obteve-se o erro relativo médio de 5,23%. Aumentando-se o número de neurônios por camada, o erro relativo médio tende a ficar próximo ou acima de 6%.

A Tabela 4.5 mostra os resultados obtidos de variações de topologia de rede também para a posição (10°L, 5°U); porém, nesse caso a função de ativação utilizada foi do tipo logística (“logsig”).

TABELA 4.5 - Variações na topologia da rede durante a fase de treinamento utilizando a função de ativação do tipo logística (“logsig”).

1 ^a Camada		2 ^a Camada		3 ^a Camada		Treinamento	Erro Relativo médio (%)
Nº de Neurônios	Função ativação	Nº de Neurônios	Função ativação	Nº de Neurônios	Função ativação		
5	logsig	5	logsig	0	-	trainbr	6,88
5	logsig	10	logsig	0	-	trainbr	5,97
10	logsig	5	logsig	0	-	trainbr	6,79
10	logsig	10	logsig	0	-	trainbr	6,46
5	logsig	15	logsig	0	-	trainbr	6,03
15	logsig	5	logsig	0	-	trainbr	7,11

10	logsig	15	logsig	0	-	trainbr	6,68
15	logsig	10	logsig	0	-	trainbr	7,03
15	logsig	15	logsig	0	-	trainbr	7,14
5	logsig	5	logsig	5	logsig	trainbr	5,55
5	logsig	5	logsig	10	logsig	trainbr	5,43
5	logsig	5	logsig	15	logsig	trainbr	5,98
5	logsig	10	logsig	5	logsig	trainbr	6,02
5	logsig	10	logsig	10	logsig	trainbr	6,17
5	logsig	10	logsig	15	logsig	trainbr	7,88
10	logsig	5	logsig	5	logsig	trainbr	6,51
10	logsig	5	logsig	10	logsig	trainbr	6,22
10	logsig	5	logsig	15	logsig	trainbr	5,89
10	logsig	10	logsig	5	logsig	trainbr	5,63
10	logsig	10	logsig	10	logsig	trainbr	6,04
10	logsig	10	logsig	15	logsig	trainbr	6,78
5	logsig	15	logsig	5	logsig	trainbr	5,92
5	logsig	15	logsig	10	logsig	trainbr	7,37
5	logsig	15	logsig	15	logsig	trainbr	6,25
15	logsig	5	logsig	5	logsig	trainbr	6,57
15	logsig	5	logsig	10	logsig	trainbr	6,25
15	logsig	5	logsig	15	logsig	trainbr	5,93
10	logsig	15	logsig	5	logsig	trainbr	6,32
10	logsig	15	logsig	10	logsig	trainbr	6,35
10	logsig	15	logsig	15	logsig	trainbr	7,07
15	logsig	10	logsig	5	logsig	trainbr	6,47
15	logsig	10	logsig	10	logsig	trainbr	7,08

15	logsig	10	logsig	15	logsig	trainbr	6,87
15	logsig	15	logsig	5	logsig	trainbr	7,24
15	logsig	15	logsig	10	logsig	trainbr	6,93
15	logsig	15	logsig	15	logsig	trainbr	7,36

Analisando a TABELA 4.5 percebe-se que as topologias de rede com apenas 2 camadas apresentaram o erro relativo médio variando entre 6,03% e 7,14%. Bons resultados foram também obtidos com 3 camadas de neurônios e com um baixo número de neurônios por camada; nesse caso, o melhor resultado foi obtido com 5 neurônios na 1ª camada, 5 neurônios na 2ª camada e 10 neurônios na 3ª camada, sendo que tal topologia apresentou um erro relativo médio de 5,43%.

Comparando a TABELA 4.4 com a TABELA 4.5, nota-se que no geral, as topologias que utilizaram a função de ativação do tipo logística (“logsig”) apresentaram um erro relativo médio maior do que as topologias que utilizaram a função de ativação do tipo tangente hiperbólica (“tansig”).

Durante a fase de treinamento das redes para as 19 posições, foi também possível perceber que as melhores performances foram obtidas utilizando o treinamento do tipo Levenberg-Marquardt com regularização Bayesiana (“trainbr”) e função de ativação do tipo tangente hiperbólica (“tansig”).

A TABELA 4.6 mostra as melhores topologias obtidas para as 19 posições e seus respectivos erros relativos médios considerando toda a etapa de treinamento das redes neurais artificiais.

TABELA 4.6 - Topologias obtidas para as 19 posições, durante a fase de treinamento.

Posição	1ª Camada		2ª Camada		3ª Camada		Treina- mento	Erro relativo médio (%)	Desvio padrão (%)
	Nº de Neurôn.	Função ativação	Nº de Neurôn.	Função ativação	Nº de Neurôn.	Função ativação			
(20°L, 5°U)	5	tansig	5	tansig	10	tansig	trainbr	6,32	5,67
(20°L, 5°D)	5	tansig	5	tansig	5	tansig	trainbr	6,14	5,34
(10°L, 5°U)	5	tansig	5	tansig	5	tansig	trainbr	5,23	3,88
(10°L, 0°V)	5	tansig	5	tansig	5	tansig	trainbr	5,44	4,44
(10°L, 5°D)	5	tansig	5	tansig	5	tansig	trainbr	5,12	3,84
(5°L, 10°U)	5	tansig	5	tansig	10	tansig	trainbr	5,95	4,39
(5°L, 0°V)	5	tansig	5	tansig	5	tansig	trainbr	5,38	3,35
(5°L, 10°D)	5	tansig	5	tansig	10	tansig	trainbr	6,21	5,97
(0°H, 5°U)	5	tansig	5	tansig	5	tansig	trainbr	5,17	5,55
(0°H, 0°V)	5	tansig	5	tansig	5	tansig	trainbr	4,94	6,03
(0°H, 5°D)	5	tansig	5	tansig	5	tansig	trainbr	5,35	3,92
(5°R, 10°U)	5	tansig	5	tansig	10	tansig	trainbr	6,36	4,81
(5°R, 0°V)	5	tansig	5	tansig	5	tansig	trainbr	5,48	3,98
(5°R, 10°D)	5	tansig	5	tansig	10	tansig	trainbr	6,14	3,73
(10°R, 5°U)	5	tansig	5	tansig	5	tansig	trainbr	5,46	5,15
(10°R, 0°V)	5	tansig	5	tansig	5	tansig	trainbr	5,38	3,67
(10°R, 5°D)	5	tansig	5	tansig	5	tansig	trainbr	5,88	5,35
(20°R, 5°U)	5	tansig	5	tansig	10	tansig	trainbr	5,94	4,34
(20°R, 5°D)	5	tansig	5	tansig	10	tansig	trainbr	6,11	4,11

Após o treinamento, tornou-se possível estimar então a intensidade luminosa total produzida pela lanterna traseira nas diferentes posições.

4.5 Comparação Entre as Abordagens Inteligentes Propostas

A TABELA 4.7 mostra uma comparação entre os valores de intensidade luminosa (I_{VLT}) obtidos por testes experimentais (TE) em relação àqueles estimados pelos sistemas de inferência *fuzzy* (SF), pelas redes neurais artificiais (RNA) e pelo método do inverso do quadrado da distância (IQD), considerando a posição ($10^{\circ}R$, $5^{\circ}D$).

As amostras não utilizadas no treinamento foram: 14, 20, 31, 41, 51, 61, 72, 83, 95, 104, 115, 126, 137, 147, 164, 176, 186, 196, 210, 219 e 229.

A coluna “Erro(%)” fornece o erro relativo entre os valores obtidos pelos ensaios experimentais e aqueles computados pelos respectivos sistemas inteligentes.

TABELA 4.7 - Comparação entre os valores de intensidade luminosa obtidos por testes experimentais, inverso do quadrado da distância e estimados pelos sistemas inteligentes para a posição ($10^{\circ}R$, $5^{\circ}D$).

Amostra	TE (cd)	Posição fixa em ($10^{\circ}R$, $5^{\circ}D$)					
		SF (cd)	Erro (%)	RNA(cd)	Erro (%)	IQD(cd)	Erro (%)
14	16,4	15,6762	4,4134	12,8713	21,5165	25,8438	57,5841
20	8,4	8,4356	0,4238	8,9604	6,6714	13,2547	57,7940
31	9,1	9,1086	0,0945	9,3220	2,4396	14,5248	59,6132
41	13,5	12,1027	10,3504	11,4386	15,2696	19,5874	45,0919
51	15,6	16,4405	5,3878	15,2245	2,4071	24,8547	59,3250
61	12,9	13,1188	1,6961	12,4255	3,6783	18,9875	47,1899
72	19,6	20,7576	5,9061	22,4527	14,5546	31,2548	59,4633

83	10,4	10,4875	0,8413	10,2442	1,4981	16,0251	54,0875
95	11,1	11,4858	3,4757	11,0294	0,6360	16,9854	53,0216
104	14,8	15,7889	6,6818	14,5925	1,4020	20,4174	37,9554
115	16,2	16,5407	2,1031	16,6170	2,5741	23,8957	47,5043
126	22,0	22,4956	2,2527	22,6963	3,1650	32,5428	47,9218
137	10,5	11,1808	6,4838	10,6916	1,8248	15,3219	45,9229
147	13,5	14,3776	6,5007	13,9246	3,1452	21,3657	58,2644
164	13,8	11,8582	14,0710	12,7442	7,6507	20,4781	48,3920
176	23,7	23,3482	1,4844	22,9940	2,9789	33,9857	43,3996
186	27,8	25,6835	7,6133	26,2342	5,6324	37,5684	35,1381
196	28,1	27,0956	3,5744	27,8040	1,0534	35,2547	25,4616
210	11,6	11,1031	4,2836	10,9358	5,7259	18,5427	59,8509
219	17,0	17,9476	5,5741	19,0673	12,1606	24,5573	44,4547
229	22,3	21,1123	5,3260	21,1773	5,0345	33,2587	49,1422
		Erro relativo médio	4,7%	Erro relativo médio	5,8%	Erro relativo médio	49,4%
		Desvio padrão	3,4%	Desvio padrão	5,6%	Desvio padrão	9,2%

Já a TABELA 4.8 mostra uma comparação entre valores estimados pelos sistemas inteligentes, pelo método do inverso do quadrado da distância (IQD) e advindos do sistema real para uma outra situação, nesse caso, considerando a posição (5°R, 10°D) e também todas as amostras que não participaram do treinamento.

As amostras não utilizadas no treinamento foram as mesmas do caso anterior, ou seja: 14, 20, 31, 41, 51, 61, 72, 83, 95, 104, 115, 126, 137, 147, 164, 176, 186, 196, 210, 219 e 229.

TABELA 4.8 - Comparação entre os valores de intensidade luminosa obtidos por testes experimentais, inverso do quadrado da distância e estimados pelos sistemas inteligentes para a posição (5°R, 10°D).

Amostra	TE (cd)	Posição fixa em (5°R, 10°D)					
		SF (cd)	Erro (%)	RNA(cd)	Erro (%)	IQD(cd)	Erro (%)
14	17,6	16,0266	8,9398	15,4720	12,0909	25,8438	46,8398
20	9,7	9,0233	6,9763	9,1342	5,8330	13,2547	36,6464
31	9,2	9,7777	6,2793	10,4394	13,4717	14,5248	57,8783
41	13,0	13,6969	5,3608	13,7682	5,9092	19,5874	50,6723
51	18,4	17,9687	2,3440	18,6655	1,4429	24,8547	35,0799
61	13,9	14,1770	1,9928	16,3827	17,8612	18,9875	36,6007
72	23,0	23,8441	3,6700	24,5886	6,9070	31,2548	35,8904
83	11,2	10,2922	8,1054	10,4242	6,9268	16,0251	43,0813
95	17,4	16,7907	3,5017	17,2578	0,8172	16,9854	2,3828
104	17,2	17,6289	2,4936	17,9484	4,3512	20,4174	18,7058
115	16,8	16,7269	0,4351	16,6553	0,8613	23,8957	42,2363
126	28,5	29,6884	4,1698	29,9054	4,9312	32,5428	14,1853
137	12,0	11,1789	6,8425	11,1548	7,0433	15,3219	27,6825
147	15,9	15,6069	1,8434	15,5344	2,2994	21,3657	34,3755
164	16,6	18,0457	8,7090	17,7441	6,8922	20,4781	23,3620
176	27,4	26,6782	2,6343	27,0652	1,2219	33,9857	24,0354
186	24,8	22,4498	9,4766	22,5541	9,0560	37,5684	51,4855
196	31,0	29,5886	4,5529	29,1199	6,0648	35,2547	13,7248
210	19,1	17,9737	5,8969	18,6623	2,2916	18,5427	2,9178
219	17,2	16,7996	2,3279	18,0401	4,8843	24,5573	42,7750
229	21,7	23,0362	6,1576	23,0968	6,4369	33,2587	53,2659
		Erro relativo médio	4,9%	Erro relativo médio	6,1%	Erro relativo médio	33,0%
		Desvio padrão	2,7%	Desvio padrão	4,3%	Desvio padrão	16,1%

Uma outra comparação foi realizada entre os valores de intensidade luminosa (I_{VLT}) obtidos por testes experimentais (TE) com aqueles resultados estimados pelos sistemas de inferência *fuzzy* (SF) e pelas redes neurais artificiais (RNA). Nessa nova comparação os sistemas inteligentes foram utilizados para estimar os valores de intensidade luminosa nas 19 posições de uma determinada amostra que não foi utilizada no treinamento. A amostra em questão é a de número 95 (Apêndice III) e possui a seguinte configuração:

- Número de colunas de LEDs (N_C): 4.
- Distância entre colunas de LEDs (D_C): 42,5 mm.
- Número de linhas de LEDs (N_L): 3.
- Distância entre linhas de LEDs (D_L): 25,0 mm.
- Intensidade luminosa do LED (I_V): 5000 mcd.

A FIGURA 4.13 mostra os valores de intensidade luminosa estimados pelas redes neurais (RNA) e os valores obtidos nos testes experimentais (TE) para a amostra 95.

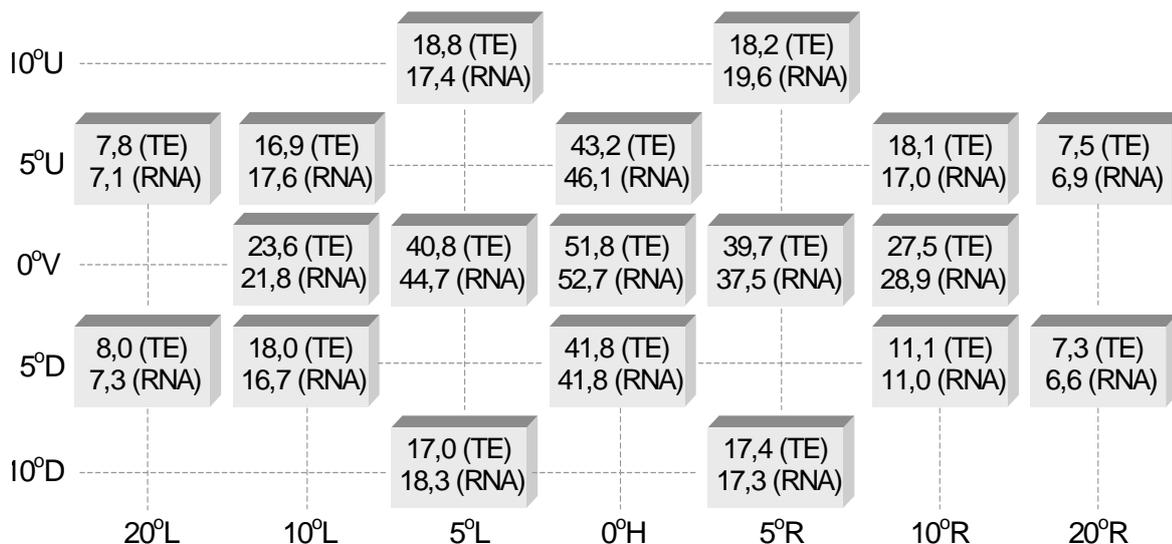


FIGURA 4.13 - Comparação entre os valores obtidos no teste experimental (TE) e estimados pela rede neural artificial (RNA) para a amostra 95.

Calculando o erro relativo médio para os valores de intensidade luminosa expostos na FIGURA 4.13, obtém-se 6,0% com um desvio padrão de 3,1%.

Já a FIGURA 4.14 mostra os valores de intensidade luminosa computados pelos sistemas *fuzzy* (SF) e os valores obtidos nos testes experimentais (TE) para a amostra 95.

Neste novo caso, o erro relativo médio para valores de intensidade luminosa é de 5,0% com um desvio padrão de 2,9%.

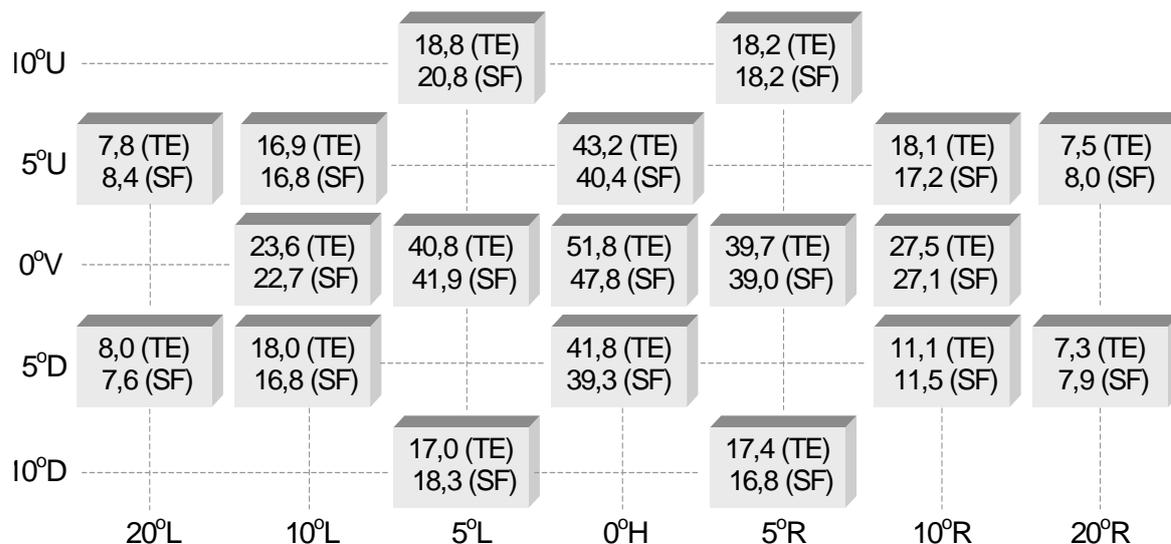


FIGURA 4.14 - Comparação entre os valores obtidos no teste experimental (TE) e estimados pelo sistema fuzzy (SF) para a amostra 95.

A seguir é realizada a comparação direta entre valores de intensidade luminosa obtidos por testes experimentais (TE) e aqueles estimados pelos sistemas inteligentes, utilizando-se para tanto conjuntos de amostras que apresentam exatamente as mesmas dimensões físicas; porém, com LEDs de diferentes valores de intensidade luminosa. Para esta situação, tem-se:

- Número de colunas de LEDs (N_C): 4.
- Distância entre colunas de LEDs (D_C): 42,5 mm.
- Número de linhas de LEDs (N_L): 3.
- Distância entre linhas de LEDs (D_L): 25,0 mm.

A posição foi fixada em (5°R, 10°U). Portanto, as amostras não utilizadas no treinamento e que foram aleatoriamente selecionadas são as de número 14, 95 e 176. Esta comparação pode ser vista graficamente por intermédio da FIGURA 4.15.

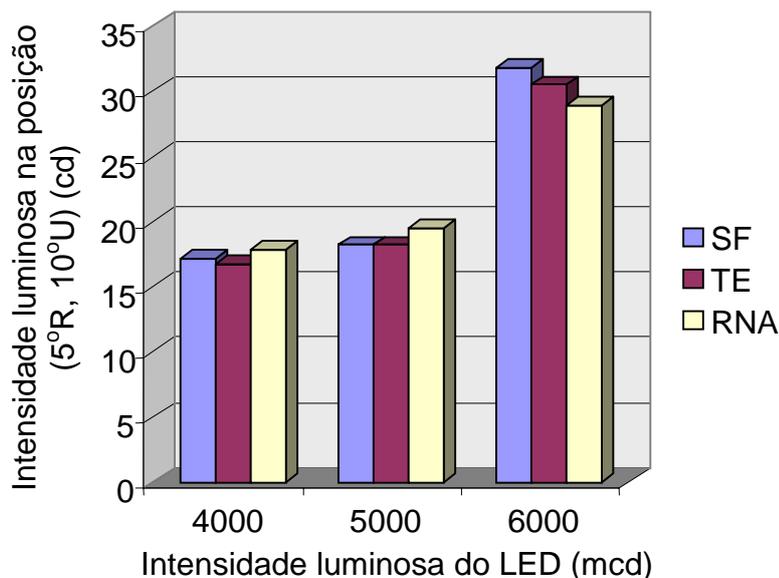


FIGURA 4.15 - Comparação entre os valores de intensidade luminosa obtidos no teste experimental (TE) e estimados pelos sistemas inteligentes para a posição (5°R, 10°U).

A partir da FIGURA 4.15, observa-se que os sistemas inteligentes apresentaram bons resultados, sendo que o sistema *fuzzy* apresentou os melhores resultados. Os erros relativos médios para ambos os sistemas foram os seguintes:

- LEDs com intensidade luminosa de 4000 mcd: 6,0% usando redes neurais e 3,0% usando sistemas *fuzzy*.
- LEDs com intensidade luminosa de 5000 mcd: 7,1% usando redes neurais e 0% usando sistemas *fuzzy*.
- LEDs com intensidade luminosa de 6000 mcd: 5,2% usando redes neurais e 3,0% usando sistemas *fuzzy*.

Na FIGURA 4.16 se podem visualizar os valores estimados de intensidade luminosa de amostras (I_{VL_T}) com os mesmos parâmetros das amostras que serviram de fonte para o gráfico da FIGURA 4.15; porém, com a posição fixa em (10°L, 5°D).

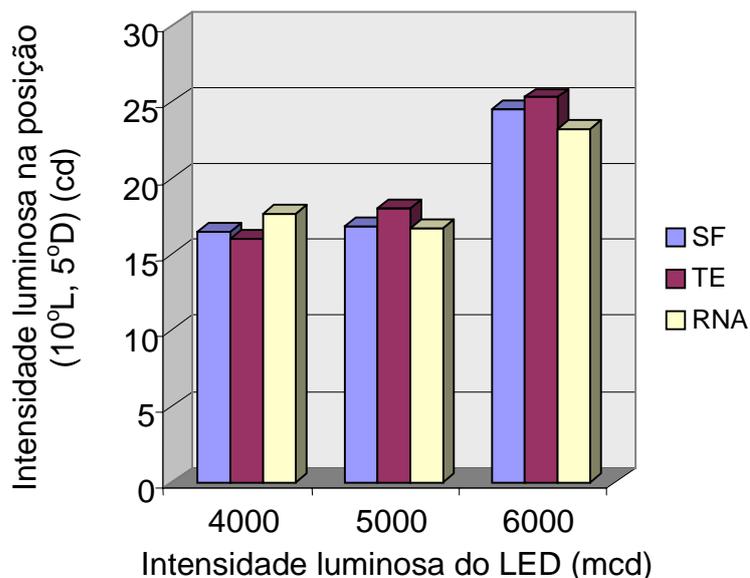


FIGURA 4.16 - Comparação entre os valores de intensidade luminosa obtidos no teste experimental (TE) e estimados pelos sistemas inteligentes para a posição (10°L, 5°D).

Neste caso, os erros relativos médios calculados foram:

- LEDs com intensidade luminosa de 4000 mcd: 10,6% usando redes neurais e 3,1% usando sistemas *fuzzy*.
- LEDs com intensidade luminosa de 5000 mcd: 7,2% usando redes neurais e 6,7% usando sistemas *fuzzy*.
- LEDs com intensidade luminosa de 6000 mcd: 8,3% usando redes neurais e 3,2% usando sistemas *fuzzy*.

Portanto, de maneira geral, embora as redes neurais forneçam bons resultados na estimação de valores de intensidade luminosa de lanternas traseiras, os sistemas *fuzzy* conseguem gerar resultados melhores.

Desta forma, justifica-se então o emprego de sistemas de inferência *fuzzy* para realizar o mapeamento de sistemas de emissão de luz em lanternas traseiras.

Os mesmos apresentaram uma boa performance, nesse tipo de aplicação, quando comparados às redes neurais artificiais.

4.6 Comparação de Resultados Entre Estratégias Inteligentes Aplicadas em Brake Lights

Com a finalidade de se demonstrar as vantagens de utilização dos sistemas *fuzzy* com relação às redes neurais artificiais, quando ambos são aplicados especificamente nesse tipo de problema, tem-se a seguir os principais resultados que ambos os sistemas inteligentes apresentaram para uma aplicação em *brake lights* automotivos.

Os resultados referentes à aplicação de *brake lights* expostos nessa seção foram obtidos em Ortega (2002). Naquele trabalho utilizaram-se LEDs convencionais para a montagem das amostras. Portanto, a base de dados utilizada no referido trabalho será novamente usada para efeitos de comparação entre a abordagem neural e abordagem *fuzzy*.

O *brake light* pode ser considerado como sendo um subcaso de lanternas traseiras. Em função de seu aspecto construtivo, o *brake light* apresenta uma única linha de LEDs dispostos de forma retilínea. Desta maneira, o mesmo pode ser analisado como sendo uma lanterna traseira composta por uma linha e várias colunas.

Portanto, os principais parâmetros que podem ser usados em projetos de *brake lights* são: a intensidade luminosa (I_V) do LED, o número de colunas de LEDs (N_C) e a distância entre colunas de LEDs (D_C).

A TABELA 4.9 mostra uma comparação entre os valores de intensidade luminosa de *brake lights* obtidos por testes experimentais (TE) em relação àqueles estimados pelos sistemas de inferência *fuzzy* (SF) e pelas redes neurais artificiais (RNA).

TABELA 4.9 - Comparação entre os valores de intensidade luminosa de *brake lights* obtidos por testes experimentais e estimados pelos sistemas inteligentes para a posição (5°R, 0°V).

TE (cd)	Posição fixa em (5°R, 0°V)			
	SF (cd)	Erro (%)	RNA(cd)	Erro (%)
5,0	5,1	2,0	6,9	2,0
9,0	8,7	3,3	8,6	4,4
18,9	18,1	4,2	18,4	2,6
6,2	5,9	4,8	6,7	8,1
9,7	10,0	3,1	10,0	3,1
21,2	22,1	4,2	21,1	0,5
7,4	6,9	6,8	7,9	6,8
16,3	16,2	0,6	15,9	2,5
24,1	23,8	1,2	24,0	0,4
4,4	4,3	2,3	4,7	6,8
14,3	14,1	1,4	13,8	3,5
4,9	5,0	2,0	4,5	8,2
16,6	16,9	1,8	16,5	0,6
5,8	5,4	6,9	6,0	3,4
18,2	17,9	1,6	18,0	1,1
2,1	2,1	0,0	2,2	4,8
10,7	10,2	4,7	10,0	6,5

7,1	7,3	2,8	6,9	2,8
17,3	16,9	2,3	17,2	0,6
8,2	8,7	6,1	8,8	7,3
	Erro relativo médio	3,1%	Erro relativo médio	3,8%
	Desvio padrão	2,1%	Desvio padrão	2,7%

A FIGURA 4.17 ilustra uma outra comparação entre os valores de intensidade luminosa, em que os sistemas inteligentes foram utilizados para estimar os valores de intensidade luminosa nas 18 posições para uma amostra de *brake light* que não foi utilizada no treinamento. A amostra em questão tem a seguinte configuração:

- Número de colunas de LEDs (N_C): 10.
- Distância entre colunas de LEDs (D_C): 20,0 mm.
- Intensidade luminosa do LED (I_V): 1000 mcd.

Portanto, na FIGURA 4.17, tem-se então o mapa de distribuição de intensidade luminosa de um *brake light* com valores de intensidade luminosa estimados pelos sistemas de inferência fuzzy (SF) em relação àqueles valores obtidos nos testes experimentais (TE).

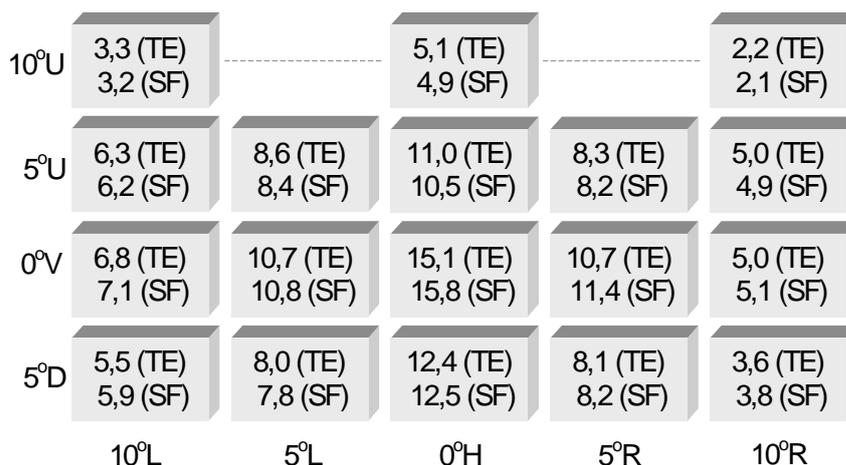


FIGURA 4.17 - Comparação entre os valores obtidos no teste experimental (TE) e estimados pelo sistema fuzzy (SF) para a amostra de brake light.

Calculando o erro relativo médio para os valores de intensidade luminosa expostos na FIGURA 4.17, obtém-se 3,3% com um desvio padrão de 2,0%.

Já a FIGURA 4.18 mostra o mapa de distribuição de intensidade luminosa de *brake lights* com valores de intensidade luminosa computados pelas redes neurais artificiais (RNA) comparados com os valores obtidos nos testes experimentais (TE).

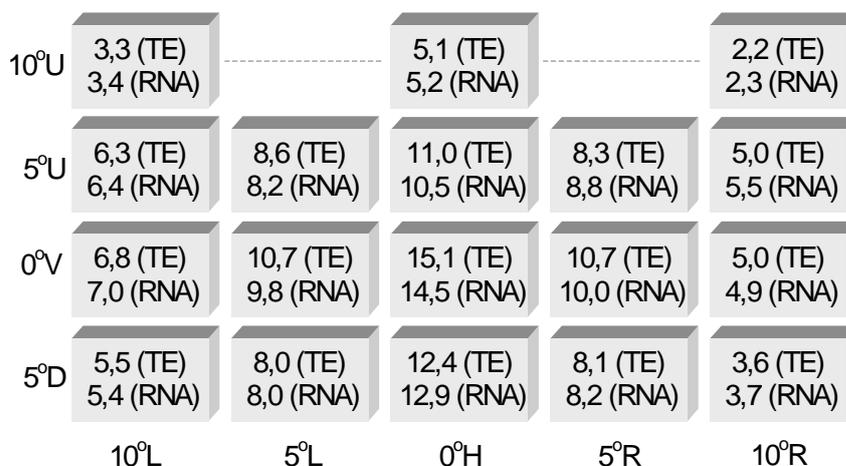


FIGURA 4.18 - Comparação entre os valores obtidos no teste experimental (TE) e estimados pela rede neural artificial (RNA) para a amostra de brake light.

Neste caso, o erro relativo médio para os valores de intensidade luminosa foi de 3,9% com um desvio padrão de 2,6%.

Considerando ainda todas as outras amostras de *brake lights* que não participaram do treinamento, constatou-se que os sistemas de inferência fuzzy sempre forneceram os melhores resultados.

Com base em tais resultados, observa-se então também o comportamento satisfatório dos sistemas de inferência *fuzzy* quando aplicados no mapeamento de sistemas luminosos de *brake lights*.

5 CONCLUSÕES GERAIS E TRABALHOS

FUTUROS

5.1 Conclusões Gerais

A presente tese apresentou uma metodologia para desenvolvimento de dispositivos ópticos eletrônicos utilizados na indústria automotiva, considerando mais especificamente as lanternas de posição traseira e lanternas de freio. Esses equipamentos utilizam como base de funcionamento um dispositivo semicondutor que é responsável pela emissão de luz por meio de fótons, denominado de LED (*Light Emitting Diode*), que significa “diodo que emite luz”.

Foi empregado o uso da tecnologia SMT (*Surface Mounted Technology*), que significa “tecnologia de montagem de superfície”. Essa tem sido a tecnologia mais utilizada no mundo ultimamente, em montagens eletrônicas, devido as suas vantagens, tais como: menores tamanhos, menores custos, agilidade na montagem e uma excelente resistência mecânica às vibrações. Utilizou-se também no presente trabalho as técnicas de sistemas inteligentes, nesse caso, os sistemas de inferência *fuzzy* e as redes neurais artificiais. Normalmente, o uso de sistemas inteligentes ocorre em processos que apresentam características não-lineares e de difícil

modelamento por técnicas matemáticas tradicionais. De modo geral os sistemas de inferência *fuzzy*, sintonizados pelo ANFIS, apresentaram os melhores resultados para a aplicação proposta.

Assim, esse trabalho apresentou uma técnica baseada na utilização de sistemas de inferência *fuzzy*, tornando possível a obtenção de valores de intensidade luminosa de lanternas traseiras (I_{VLT}) que utilizam LEDs SMD, levando-se ainda em conta as características de seus projetos. A metodologia desenvolvida para LEDs SMD se constitui assim numa técnica que pode ser aplicada eficientemente nesse tipo de problema.

Desta forma, torna-se também possível simular várias opções de configurações de lanternas de posição traseiras e lanternas de freios, permitindo então a escolha de uma amostra que ofereça uma relação custo/benefício favorável.

A metodologia desenvolvida pode ser generalizada e usada em qualquer aplicação que utiliza LEDs SMD em conjuntos e que se deseja realizar um modelamento de seus principais parâmetros.

A ferramenta em questão contribui significativamente para a redução de custo de desenvolvimento dessas lanternas traseiras, pois minimiza o tempo gasto nos projetos dos protótipos e tornam mais rápida a escolha de um protótipo com parâmetros conforme a especificação solicitada. Assim sendo, ocorre também uma melhora no atendimento aos clientes, pois o processo de desenvolvimento de lanternas traseiras se faz mais agilizados.

Essa é uma técnica genuinamente nacional e eficiente, permitindo a redução de custos desses dispositivos, deixando-os ainda mais competitivos do ponto de vista técnico e comercial.

A metodologia pode ser também aplicada das seguintes formas:

- Realizar o mapeamento do comportamento das variáveis responsáveis pela emissão de luz em projetos de semáforos de trânsito quando utilizados LEDs SMD.
- Auxiliar na escolha de LEDs SMD usados em painéis eletrônicos de mensagens e faróis automotivos, sendo este último uma tendência mundial da indústria automobilística (VOELCKER, 2007)
- Implementar sistemas eletrônicos automáticos de inspeção visando a realização do controle de qualidade, processando uma comparação entre produtos de linhas de produção que emitem luz com padrões de defeitos luminosos previamente escolhidos.

Um outro aspecto também importante para a coletividade é que a presente tese contribui fortemente para facilitar a difusão, no mercado brasileiro, dessas lanternas traseiras construídas com LEDs, nesse caso o LED SMD. Pesquisas mostram que o emprego de LEDs em substituição às lâmpadas tradicionais em lanternas de freio promove um acendimento mais rápido da mesma, cerca de 0,2 segundo que são significativos para veículos que trafegam em velocidades mais altas em rodovias, uma vez que o motorista percebendo antes a situação de risco pode começar a desacelerar (frear) seu veículo com antecedência. Portanto o trabalho contribui de forma significativa para elevar um fator que é tido como prioritário pela indústria automobilística, isto é, a segurança.

5.2 Futuras Linhas de Pesquisa

Este trabalho pode ser prosseguido por meio das possíveis linhas de pesquisa, ou seja:

- Emprego integrado de técnicas de otimização e sistemas de inferência *fuzzy* que permitam a especificação de uma lanterna traseira ótima, levando em consideração o objetivo de custo, o qual está sujeito às restrições estruturais de projeto e análises operacionais, tais como mão-de-obra.
- Realização do mapeamento do sistema luminoso de lanternas traseiras com base nas coordenadas (x,y) de cada LED localizado na placa de circuito impresso. Dessa forma, o modelamento daria mais flexibilidade para o projetista desenvolver lanternas traseiras com outros *designs*, como por exemplo, o desenvolvimento de uma lanterna traseira com os LEDs dispostos de maneira circular.

Referências Bibliográficas

- AYOB, M. *Optimisation of Surface Mount Device Placement Machine in Printed Circuit Board*. Thesis PhD, Nottingham, UK, 2005.
- ASATANI, K., KIMURA, T. Analyses of LED Nonlinear Distortions. *IEEE Journal of Solid- State Circuits*, Vol. 13, pp. 133-138, February, 1978a.
- ASATANI, K., KIMURA, T. Linearization of LED Nonlinearity by Predistortions. *IEEE Journal of Solid- State Circuits*, Vol. 13, pp. 125-133, February, 1978b.
- BARNHOEFER, U., JUNG, M. K., EREZ, M. A Low Power Passively Cooled 2000 cd/m²Hybrid LED-LCD Display. *Proceedings of Tenth International Symposium on Consumer Electronics*, pp. 1 - 4, June, 2006.
- BATTITI, R. First and second order methods for learning: between steepest descent and Newton's method. *Neural Computation*, vol. 4, no. 2, pp. 141-166, 1992.
- BIEVER, C. Tail lights grow in the dark. *New Scientist Magazine*, pp. 25, March, 2007.
- BUCKLEY, J.J., SILER, W. *Fuzzy Expert Systems and Fuzzy Reasoning*. John Wiley, New York, 2004.
- CONTRAN. *Sistemas de Iluminação e Sinalização Veicular*. Resoluções do Conselho Nacional de Trânsito, Resolução 692/88, 1988.
- CRAFORD, M. G. LEDs Challenge the Incandescents. *IEEE Circuits and Devices*, pp. 24-29, September 1992.
- EDWARDS, P. R., MARTIN, R. W., WATSON, I. M., LIU, C., TAYLOR, R. A., RICE, J. H., ROBINSON, J. W., SMITH, J. D. Quantum dot emission from site-controlled InGaN/GaN micropyramid arrays. *Applied Physics Letters*, pp. 4281-4283, 2004.
- ENAB, Y. M Hyper Surface Perceptron and its Applications. *Proceedings of International Conference on Control '94*, vol. 1, pp. 498 - 503, March, 1994.

- ENDERLEIN, R. *Microeletrônica - Uma Introdução ao Universo dos Microchips, seu Funcionamento, Fabricação e Aplicações*. EDUSP, 1994.
- FLOWER, G. Cost of Ownership Considerations. *Surface Mount Technology (SMT) Magazine*, vol. 20, no. 4 pp. 21 - 23, April, 2006.
- FORESEE, F. D. HAGAN, M. T. Gauss-Newton approximation to Bayesian learning. *IEEE Proceedings of International Conference on Neural Networks*, vol. 3, pp. 1930-1935, June 1997.
- HAGAN, M. T, MENHAJ, M. B. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 5, no. 6, pp. 989-993, Nov., 1994.
- HAYKIN, S. *Neural Networks - A Comprehensive Foundation*, Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, 1999.
- HECHT-NIELSEN, R. Neurocomputing: picking the human brain. *IEEE Spectrum*, vol. 25, pp. 36-41, March, 1988.
- HERNANDEZ, A. G., SANCHEZ, F. J. R., CANO, J. R. V. 2D automated visual inspection system for the remote quality control of SMD assembly. *Proceedings of 28th Annual Conference of the Industrial Electronics Society*, vol. 3, pp. 2219 - 2224, November, 2002.
- HOU, Z., SHEN, Q., LI, H. Nonlinear system identification based on ANFIS. *IEEE Int. Conf. Neural Networks & Signal Processing*, vol. 1, pp. 510-512, 2003.
- HSIEN, C. K., JONG, J. W., JENG, M. Production modeling and simulation of surface mounting technology assembly industries using distributed agent oriented Petri net. *Proceedings of Networking, Sensing and Control*, pp. 761 - 766, March, 2005.
- JANG, J. -S. R. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 23, no. 3, pp. 665-685, 1993.
- JANG, J. -S. R., SUN, C. -T, MIZUTANI, E. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*, Prentice Hall, 1997.
- KANAMORI, Y., ISHIMORI, M., HANE, K. High efficient light emitting diodes with antireflection subwavelength gratings. *IEEE Photonics Technology Letters*, vol. 14, pp. 1064-1066, 2002.
- KUBENA, V., KLETENSKY, D., NEUMANN, N. Rear Lamp Reaction Time Study- Comparison of Incandescent Bulbs and LEDs. *Proceedings of SAE 2002 World Congress*, pp. 1-8, March, 2002.
- L'ABBÉ, S. New brake light system could mean fewer collisions. *University of Toronto*, March, 2007. Disponível em: <http://www.news.utoronto.ca/bin6/070323-3022.asp>. Acessado em 05 de Maio de 2007.

- LALOND, D. E., ROSS, J. A. *Princípios de Dispositivos e Circuitos Eletrônicos*. Makron Books, 1999.
- LI, Z., MILGRAM, P. An Empirical Investigation of a Dynamic Brake Light Concept for Reduction of Rear-End Collision Accidents During Emergency Braking. *Proceedings of 49th Annual Meeting of the Human Factors And Ergonomics Society*, pp. 1940 - 1944, September, 2005.
- LOPES, R. F. T. *SMT - Surface Mounted Technology*. Apostila Técnica do Laboratório Nacional de Qualificação de Componentes, Agosto, 1989.
- MAR, J., LIN, F. An ANFIS controller for the car-following collision prevention system. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 50, pp. 1106-1113, July, 2001.
- MARTIN, R. W., EDWARDS, P. R., TAYLOR, R. A., RICE, J. H., ROBINSON, J. W., SMITH, J. D., LIU, C., WATSON, I. M. Luminescence properties of isolated InGaN/GaN quantum dots. *Physica Status Solidi (a)*, pp. 372-376, 2005.
- MCCULLOCH, W. S., PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, vol. 5, pp. 115-133, 1943.
- MUTHU, S., SCHUURMANS, F. J. P., PASHLEY, M. D. Red, green, and blue LEDs for white light illumination. *IEEE Journal on Selected Topics in Quantum Electronics*, vol. 8, pp. 333 -338, 2002.
- OLSON, P. L. *Evaluation of an LED High-Mounted Signal Lamp*. Report Number: UMTRI-87-13, University of Michigan, Ann Arbor, Transportation Research Institute, 1987.
- ORTEGA, A. V. *Implementação de Sistemas Inteligentes Para Dimensionamento de Leds Hi-Bright em Equipamentos Automotivos*. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual Paulista (UNESP/PPGEI), Dezembro, 2002.
- PECHARROMAN-GALLEGO, R., MARTIN, R. W., WATSON, I. M. Investigation of the unusual temperature dependence of InGaN/GaN quantum well photoluminescence over a range of emission energies. *Journal of Physics D: Applied Physics*, pp. 2954-2961, 2005.
- PEDRYCZ, W., GOMIDE, F. *An Introduction to Fuzzy Sets: Analysis and Design*. The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1998.
- PERALTA, S. B., RUDA, H. E. Applications for Advanced Solid-State Lamps. *IEEE Industry Applications Magazine*, pp. 31-42, July/August, 1998.
- QIANG, G. M., ZHAO, L. W., SMT solder joint's shape and location optimization using genetic algorithm with neural networks in high acceleration condition. *Proceedings of 24th International Conference on Microelectronics*, vol. 2, pp. 709 - 712, May, 2004.

- REILLY, R. E., KURKE, D. S., BUCKENMAIER, C. C. Validation of the Reduction of Rear End Collisions by a High Mounted Auxiliary Stop Lamp. *Report No. DOT HS 805 360. National Highway Traffic Safety Administration*, 1980.
- ROSS, T. J. *Fuzzy Logic with Engineering Applications*. John Wiley, New York, 2004.
- RUMAR, K. *Vehicle lighting and the aging population*. Report Number: UMTRI-98-9, University of Michigan, Ann Arbor, Transportation Research Institute, 1998.
- SHENG, S., GAO, R. X. Optimization of ANFIS with Applications in Machine Defect Severity Classification. *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 728-734, July, 2006.
- SMITH, D. C. Delphi Sees Collision Avoidance Technology Catching on First Overseas. *Ward's Auto World*, vol. 34, no. 4, pp. 43, April, 1998.
- STEIGERWALD, D. A., BHAT, J. C., COLLINS, D., FLETCHER, R.,M., HOLCOMB, M. O., LUDOWISE, M. J., MARTIN, P. S., RUDAZ, S. L. Illumination with solid state lighting technology. *IEEE Journal on Selected Topics in Quantum Electronics*. vol. 8, pp. 310-320, 2002.
- STREETMAN, B. G., BANERJEE, S. *Solid State Electronic Devices*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1999.
- TAKAGI, T., SUGENO, M. Fuzzy identification of system and its application to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 15, pp. 116-132, 1985.
- THEOFANOUS, N. G., ARAPOYIANNI, A. T. Light-to-input nonlinearities in an R-LED series network. *IEEE Journal of Quantum Electronics*, Vol. 28, pp. 34-38, January, 1992.
- THOMASNET. Surface Mount LED Device offers 120° viewing angle. Disponível em: <http://news.thomasnet.com/fullstory/465006>. Acessado em 10 de Julho de 2007.
- VOELCHER, J. Top 10 tech cars. *IEEE Spectrum*, Vol. 41, pp. 20-27, June, 2004.
- VOELCHER, J. Top 10 tech cars. *IEEE Spectrum*, Vol. 44, pp. 30-37, April, 2007.
- WERNER, K. Higher Visibility for LEDs. *IEEE Spectrum*, vol. 39, pp. 30-34, July, 1994.
- WILSON, J., HAWKES, J. F. B. *Optoelectronics - An introduction*. Prentice Hall, 1989.
- YOUNG, W. R., WILSON, W. Efficient Electric Vehicle Lighting Using LEDs. *Proc. of Southcon*, pp. 276-280, 1996.
- YUN W. L., ZHAO, M., GUO, Q., CHANG, Z. X. SMT solder joint's shape and location optimization using modified genetic algorithm in the dynamic loadings.

Proceedings of International Conference on Business of Electronic Product Reliability and Liability, pp. 169 - 173, April, 2004.

ZADEH, L. A. Fuzzy Sets. *Information and Control*, vol. 8, pp 338-353, 1965.

ZADEH, L. Fuzzy logic, neural networks and soft computing. *Proceedings of the 2nd International Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks*, pp. 13-14, 1992.

ZANESCU, D. S., SVASTA, P. Thermal absorption in surface mount assembly. *Proceedings of 24th International Spring Seminar on Electronics Technology: Concurrent Engineering in Electronic Packaging*, pp. 289 - 292, May, 2001.

ZORPETTE, G. Let there be light. *IEEE Spectrum*, vol. 51, pp. 70-74, September, 2002.

Apêndice I

Tecnologia de Montagem de Superfície (SMT)

As etapas de processo durante a montagem eletrônica de um determinado circuito dependem, basicamente, dos tipos de componentes utilizados. Caso o circuito eletrônico utilize componentes eletrônicos do tipo convencional e também do tipo SMD, a montagem normalmente segue o fluxo exposto por meio da FIGURA A.1.1

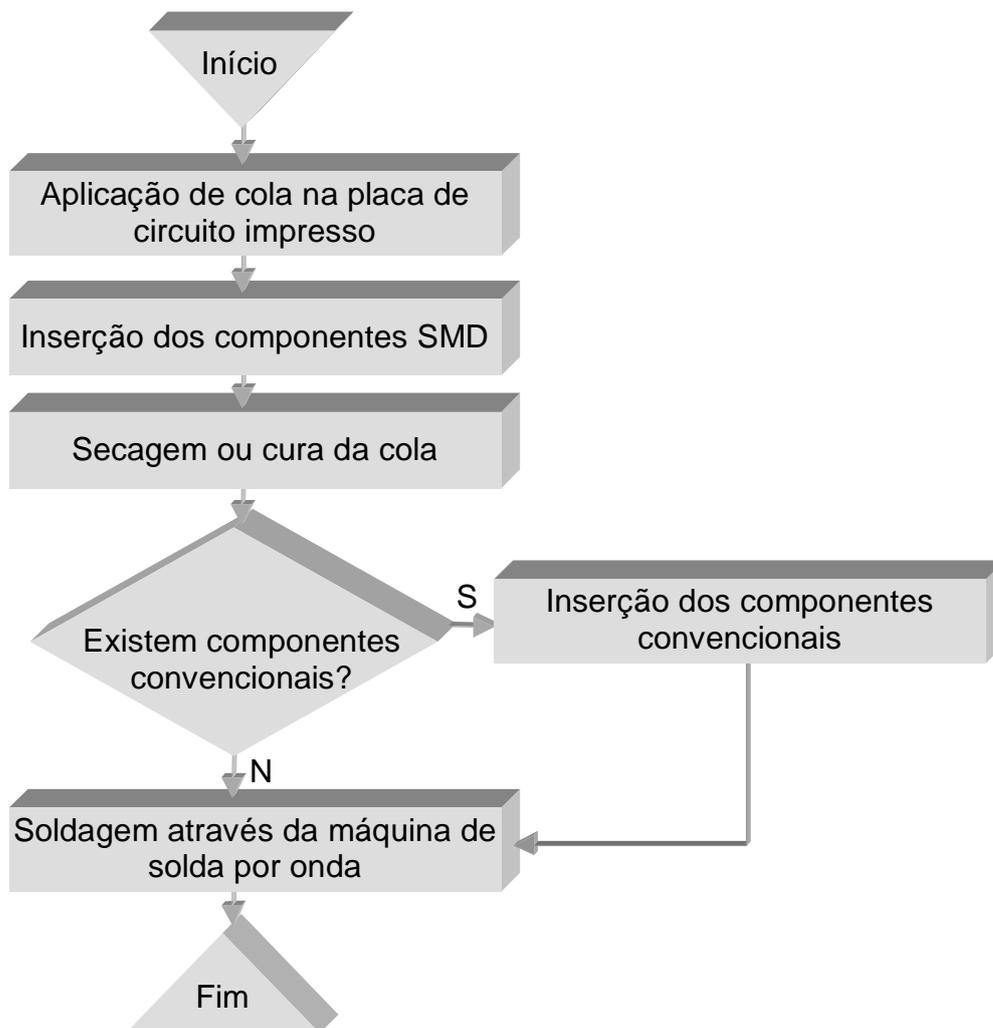


FIGURA A.1.1 - Fluxograma básico de SMT usando cola.

Caso o circuito eletrônico utilize apenas componentes eletrônicos do tipo SMD, a montagem segue normalmente o fluxo exposto por meio da FIGURA A.1.2.

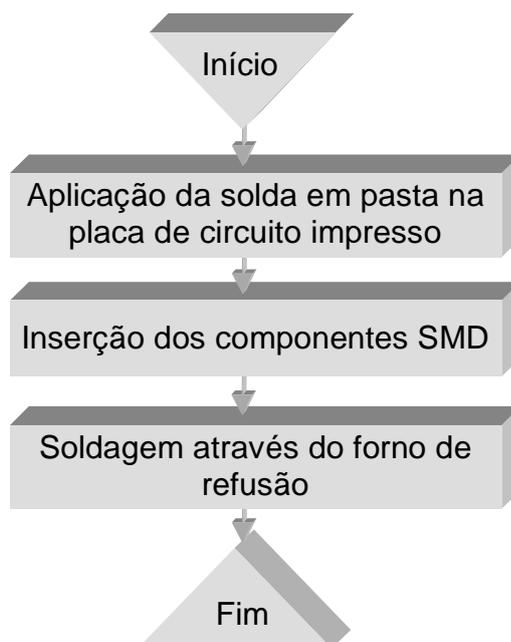


FIGURA A.1.2 - Fluxograma básico de SMT usando solda em pasta.

A seguir, têm-se as principais etapas do processo de SMT.

A.1.1 Aplicação de Cola ou Pasta por Tela de Impressão

Nesse tipo de aplicação normalmente se usa uma tela metálica, chamada de *stencil*, onde existem orifícios pré-determinados, pelos quais deverá passar a cola ou solda em pasta que será depositada sobre a placa de circuito impresso. Com o auxílio de um rodo, a cola ou solda em pasta é arrastada sobre a superfície da tela e, por meio dos orifícios da tela, atinge-se a superfície da placa de circuito impresso. Quando a tela é retirada, nota-se a existência de cola ou solda em pasta apenas nos pontos pré-determinados. A FIGURA A.1.3 ilustra um processo manual de aplicação de cola ou solda em pasta utilizando esta técnica.

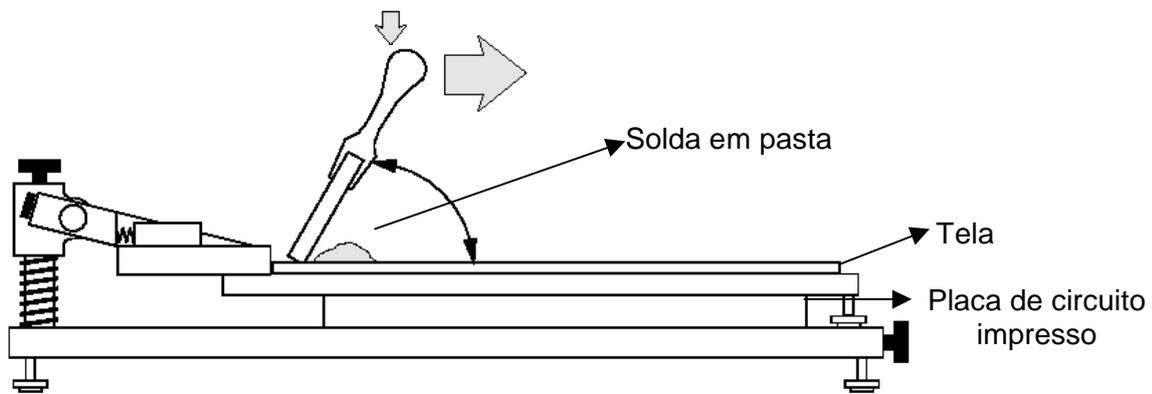


FIGURA A.1.3 - Aplicação de cola ou solda em pasta por meio da tela de impressão.

Já a Figura A.1.4 mostra a foto de uma máquina para aplicação automática de cola ou solda em pasta.

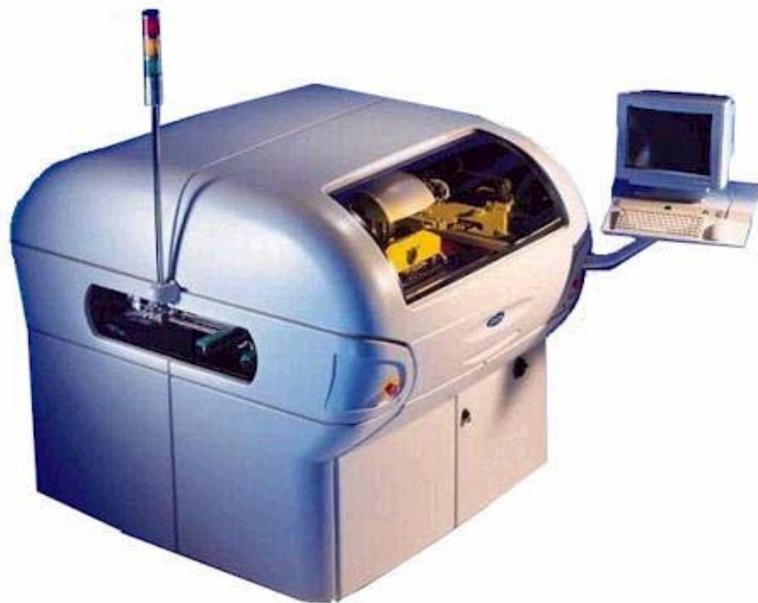


FIGURA A.1.4 - Máquina para aplicação automática de cola ou solda em pasta por meio da tela de impressão.

A.1.2 Aplicação de Cola por Meio de Seringa por Pressão

No processo de aplicação de cola por meio de seringa por pressão, uma quantidade pré-determinada de ar comprimido é aplicada em uma seringa carregada com cola. As dimensões da gota de cola dependem da quantidade de ar comprimido que entra na seringa.

A FIGURA A.1.5 mostra a foto de um equipamento para aplicação manual de cola por meio de seringa por pressão.



FIGURA A.1.5 - Equipamento para aplicação manual de cola por meio de seringa por pressão.

A.1.3 Colocação dos Componentes SMD

A colocação do componente SMD pode ser manual, com o auxílio de pinça, ou automatizada, colocado por meio da máquina *Pick and Place*. Uma das premissas no desenvolvimento dos componentes do tipo SMD era justamente tornar o processo de montagem eletrônica o mais automatizado possível. Desta forma, a colocação de componentes SMD é predominantemente automatizada, realizada por

máquinas do tipo *Pick and Place*, as quais chegam a ser 130 vezes mais rápidas do que quando se executa o mesmo processo de forma manual. Depois de ajustada, a *Pick and Place* é muito precisa na colocação dos componentes, de maneira que durante o processo de colocação ocorrem poucos erros de montagens quando comparado ao mesmo processo executado de forma manual. Assim sendo, ocorre uma diminuição considerável no tempo de correção, ou retrabalho, das placas eletrônicas montadas de forma automatizada.

A máquina *Pick and Place* consegue capturar o componente SMD por intermédio de um tubo com uma ventosa em sua ponta. Durante o processo, a ventosa é encostada na superfície do componente e, em seguida, é realizado o vácuo no interior do tubo, sendo que neste momento o componente fica preso à ventosa. Com o componente preso, por intermédio do vácuo, é possível manipulá-lo e levá-lo até o ponto pré-determinado pelo programa que está sendo executado pela máquina. A FIGURA A.1.6 ilustra esse sistema de manipulação de componentes realizado pela máquina *Pick and Place*.

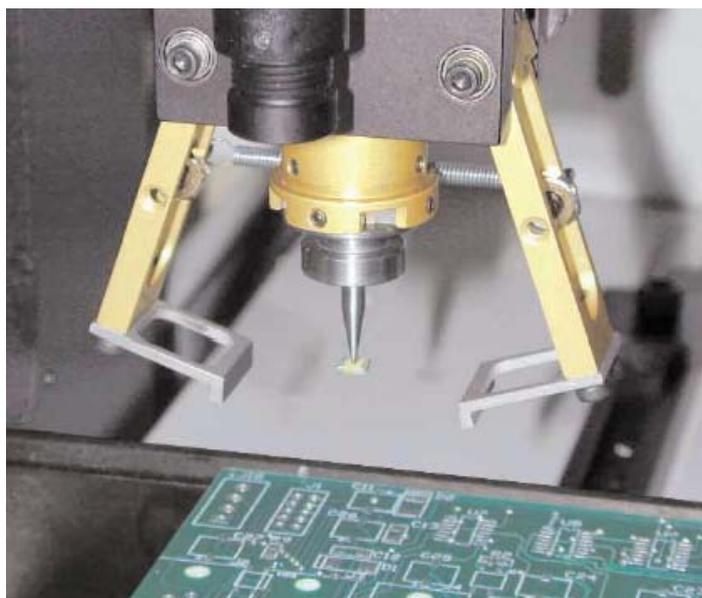


FIGURA A.1.6 - Mecanismo de manipulação de componentes SMD utilizado pela máquina *Pick and Place*.

Normalmente, a máquina *Pick and Place* é alimentada com carretéis os quais contêm os componentes SMD.

Algumas máquinas executam também o processo de aplicação de cola por meio de seringa por pressão

A FIGURA A.1.7 mostra a foto de uma máquina *Pick and Place* utilizada na colocação de componentes SMD.



FIGURA A.1.7 - Foto de uma máquina *Pick and Place*.

A.1.4 Soldagem de Componentes SMD por Meio de Solda por Onda

Se os componentes eletrônicos SMD forem fixados à placa por intermédio de cola, neste caso, os mesmos devem ser soldados por meio de uma máquina de solda por onda.

Uma máquina de solda por onda é normalmente utilizada para realizar a soldagem de componentes convencionais, ou seja, placas eletrônicas montadas por

meio da tecnologia THT. É muito comum que a máquina de solda por onda seja utilizada na soldagem de componentes eletrônicos de placas eletrônicas híbridas de face simples, ou seja, placas que contém componentes convencionais e componentes SMD. Desta forma, quando a placa passa pela máquina de solda por onda, realiza-se a soldagem dos dois tipos de componentes simultaneamente.

Basicamente, uma máquina de solda por onda é composta por um reservatório de solda fundida, à temperatura de 260 °C, onde existem mergulhados em seu interior, pás as quais giram acionadas por um motor. No momento em que essas pás giram, forma-se uma onda na superfície da solda, daí o nome “solda por onda”. Nesta máquina existe também uma esteira na qual a placa é colocada; na medida em que a esteira se movimenta, leva consigo a placa a qual recebe inicialmente uma pulverização de um elemento químico decapante, o qual tem a função de retirar as possíveis camadas de óxidos das ilhas, a fim de que se tenha um bom processo de soldagem. Em seguida, a placa passa por uma zona de pré-aquecimento, cuja função é de ativar o elemento decapante e pré-aquecer a placa para que a mesma não sofra um choque térmico quando passar pela onda de solda. Finalmente, a placa passa pela onda de solda, terminando assim o processo de soldagem.

A FIGURA A.1.8 mostra uma foto de uma máquina de solda por onda.



FIGURA A.1.8 - Foto de uma máquina de solda por onda.

A.1.5 Soldagem de Componentes SMD Usando Forno de Refusão

Na área de montagem eletrônica é muito comum ouvir o termo “soldagem de componente usando forno de refusão”. Na prática, o forno refunde a solda em pasta, a qual foi previamente aplicada por intermédio da técnica de “Tela de Impressão”.

Portanto, o processo de refusão constitui na aplicação de calor em uma placa com componentes SMD, os quais repousam sobre uma solda em pasta previamente aplicada sobre a placa de circuito impresso. Nesse processo ocorre uma nova fusão da solda, propiciando uma ligação metálica entre a região de contato do componente SMD e as ilhas da placa circuito impresso. Pela ligação metálica formada, flui-se a corrente elétrica da placa de circuito impresso para o componente SMD e vice-versa. Para que haja o processo de refusão da solda em

pasta, faz-se necessário que a aplicação de calor seja variável em função do tempo, atingindo valores de temperatura preestabelecidos para que ocorra o fenômeno de refusão. A FIGURA A.1.9 mostra uma curva típica de temperatura variando em função do tempo para um processo de refusão.

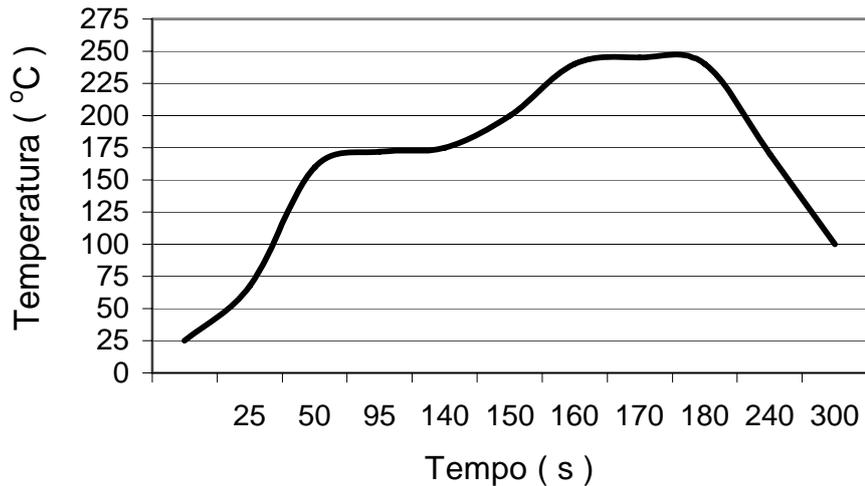


FIGURA A.1.9 - Curva típica da temperatura variando em função do tempo para um processo de refusão.

O forno de refusão pode ser estático ou dinâmico. No forno de refusão estático a placa fica parada no interior do forno e a variação de temperatura é realizada por um trabalho conjunto de resistências elétricas e sistema de ventilação e exaustão. Por intermédio da FIGURA A.1.10, pode-se visualizar uma foto de um forno de refusão do tipo estático.



FIGURA A.1.10 - Foto de um forno de refusão do tipo estático.

Em relação ao forno de refusão dinâmico, a placa de circuito impresso se movimenta no interior do forno por meio de uma esteira, passando por regiões denominadas zonas, com diferentes temperaturas. Os valores de temperatura das diferentes zonas e o tempo em que a placa passa por cada zona é ajustado de acordo com a curva Temperatura \times Tempo para o processo de refusão. A FIGURA A.1.11 mostra a foto de um forno de refusão do tipo dinâmico.



FIGURA A.1.11 - Foto de um forno de refusão do tipo dinâmico.

A FIGURA A.1.12 mostra a foto de componentes SMD soldados ao final do processo de refusão.

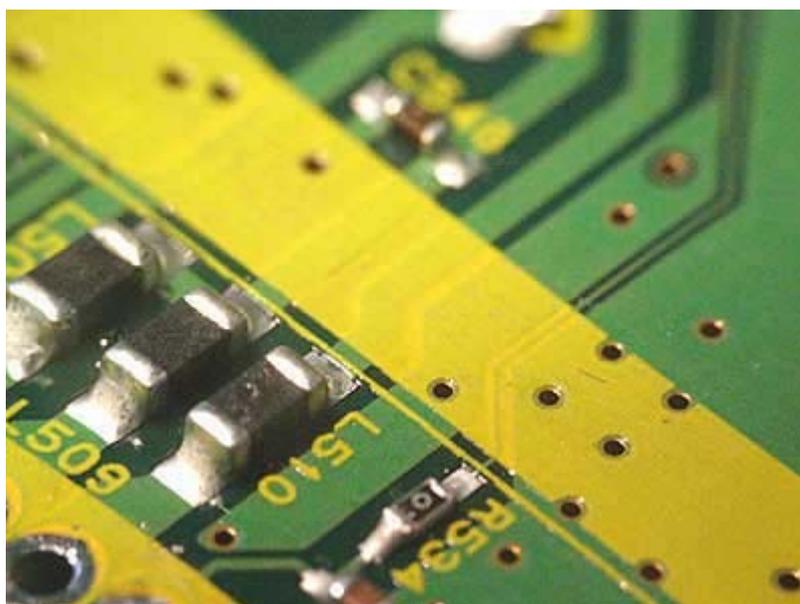


FIGURA A.1.12 - Foto de componentes SMD soldados ao final do processo de refusão.

Apêndice II

O Dispositivo LED

Diferentemente da lâmpada convencional, o LED é um dispositivo eletrônico semicondutor que emite luz, baseado nos princípios da física quântica (STEIGERWALD et al., 2002). Atualmente, o LED vem sendo muito utilizado em substituição às lâmpadas convencionais devido às suas vantagens, tais como:

- Maior vida útil (em torno de 100.000 horas);
- Maior resistência mecânica às vibrações;
- Menor aquecimento;
- Menor consumo de corrente elétrica (BARNHOEFER et al., 2006);
- Alta fidelidade em relação à cor de luz emitida (EDWARDS et al., 2004).

Alguns artigos definem o LED como “lâmpada fria”, outros o chamam de “dispositivo de luz quântica” (MUTHU et al., 2002). Os vários cognomes atribuídos a este dispositivo mostram, de certa forma, sua importância e indicam a forte tendência (ZORPETTE, 2002) de sua utilização em lugar das lâmpadas convencionais.

A.2.1 Funcionamento do LED

A microeletrônica aborda basicamente o relacionamento de elétrons com semicondutores (silício ou germânio). Um cristal semicondutor intrínseco não contém átomos de outros materiais e não tem defeitos em seu arranjo reticulado, desta forma, não existem portadores de cargas. Já materiais como o arsenieto de gálio, usado na fabricação de LEDs, possuem estes portadores de carga. Tais portadores de carga são definidos como sendo os pares de elétron-lacuna. Os elétrons são responsáveis pelo transporte das cargas negativas. Quando o mesmo se move de um átomo para o outro, deixa-se uma vaga na órbita mais externa no átomo referente à sua ocupação. Esta vaga é a denominada lacuna, a qual é responsável pelo transporte de cargas positivas. Com a carga positiva da lacuna agindo como uma força atrativa, um elétron de um outro átomo pode “saltar” para encher a lacuna, tendo-se assim a condução de corrente elétrica. Este efeito é representado pela FIGURA A.2.1.

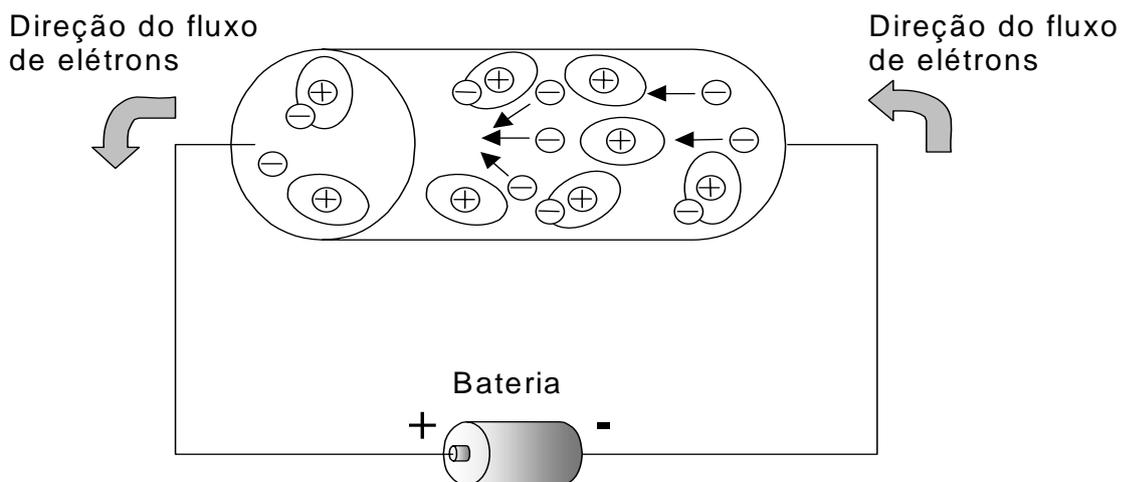


FIGURA A.2.1 - Representação da condução de energia por meio dos pares de elétron-lacuna.

A.2.2 Estrutura da Pastilha Semicondutora do LED

Adicionando uma impureza com mais elétrons livres que o material intrínseco, por intermédio do processo conhecido em microeletrônica como dopagem, ocorre uma modificação no balanço de elétron-lacuna dentro do material intrínseco. Neste tipo de dopagem geralmente são usados materiais tais como arsênio ou fósforo, pois são materiais que podem doar elétrons livres. Os elétrons livres são definidos como sendo a quantidade em excesso de elétrons existentes na órbita mais externa dos átomos da impureza, quando comparado à quantidade de elétrons existentes na órbita mais externa dos átomos do semicondutor. Este tipo de semicondutor é classificado como sendo um semicondutor do tipo-N. Na FIGURA A.2.2, pode-se observar uma representação de um semicondutor do tipo-N.

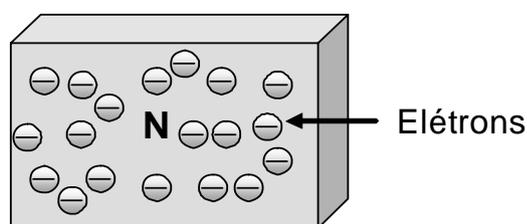


FIGURA A.2.2 - Representação de um semicondutor do tipo-N.

Quando se adiciona ou se dopa o material intrínseco com impurezas que têm menos de quatro elétrons em suas órbitas de valência, aparece um nível de energia vazio. Os átomos da impureza retiram elétrons dos átomos do semicondutor. As impurezas utilizadas neste tipo de dopagem podem ser o índio, boro, gálio ou outros. Como o material semicondutor perde elétrons, ocorre um saldo maior de lacunas, as quais se comportam como cargas positivas (ENDERLEIN, 1994). A este

tipo de semicondutor dar-se-á o nome de semicondutor tipo-P. Esta configuração pode ser vista por meio da FIGURA A.2.3.

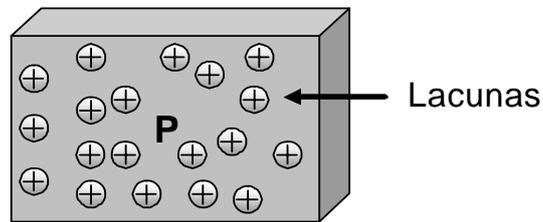


FIGURA A.2.3 - Representação de um semicondutor do tipo-P.

A pastilha semicondutora usada no LED é construída com base em uma junção do semicondutor do tipo-N com o semicondutor do tipo-P. Na região da junção ocorre um acúmulo de portadores majoritários de ambos os materiais; no caso do semicondutor tipo-N, os portadores majoritários são os elétrons; no caso do semicondutor do tipo-P, os portadores majoritários são as lacunas positivas (ENDERLEIN, 1994). A FIGURA A.2.4 ilustra o comportamento dos portadores no momento da junção.

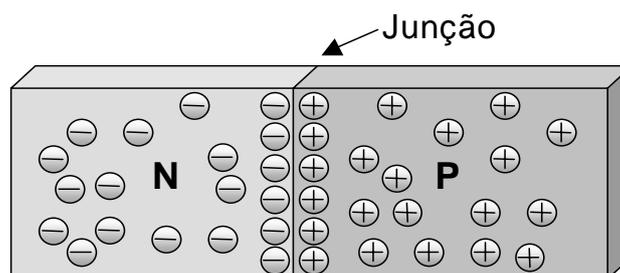


FIGURA A.2.4 - Representação de uma junção PN.

A região que fica ao redor da junção é denominada região de depleção. Quando os elétrons se difundem do lado N deixam íons positivos e quando as lacunas se difundem pelo lado P deixam íons negativos para trás. Surge então uma

diferença de potencial, a qual é chamada de barreira de potencial. Para semicondutores de silício, a diferença de potencial é de aproximadamente 0,7 V; para o semicondutor de germânio, tal diferença de potencial é de cerca de 0,3 V. Nota-se também que a carga positiva do material semicondutor tipo-N repele as lacunas do material semicondutor do tipo-P para fora da junção e, por sua vez, a carga negativa do material semicondutor tipo-P repele os elétrons do material semicondutor tipo-N (LALOND e ROSS, 1999). Este fenômeno é ilustrado por intermédio da FIGURA A.2.5.

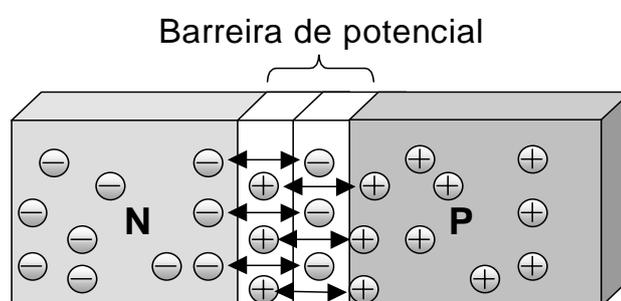


FIGURA A.2.5 - Representação da barreira de potencial em uma junção PN.

A.2.3 Processo de Emissão de Luz na Pastilha Semicondutora

Para que haja corrente dentro da pastilha semicondutora, os elétrons livres e as lacunas devem obter energia suficiente para superar a barreira de potencial e atravessar a junção semicondutora. Uma fonte de tensão pode fornecer energia necessária para que isso ocorra, sendo que o terminal positivo da fonte deve ser conectado ao material tipo-P e o terminal negativo deve ser conectado ao material tipo-N, realizando uma polarização direta da junção. Assim, as lacunas no material tipo-P e os elétrons no material-N vão se repelir na direção da junção.

Próximo da junção, ocorre-se então a recombinação de elétrons e lacunas. Na outra extremidade do material tipo-N, os elétrons chegam e substituem os elétrons perdidos por recombinação. Já na extremidade do material tipo-P, os elétrons fluem em direção ao terminal positivo da fonte, formando lacunas as quais repõem aquelas perdidas durante a recombinação. No entanto, esta recombinação exige que a energia dos elétrons livres seja transferida para um outro estado. Nas junções semicondutoras, esta energia é desprendida em forma de calor e em forma de emissão de fótons, ou seja, emissão de luz (STREETMAN e BANERJEE, 1999).

No silício e no germânio a maior parte do desprendimento de energia se dá em forma de calor, sendo a luz emitida insignificante. Porém, em outros materiais, tais como no fosfeto de arsenieto de gálio (GaAsP) ou no fosfeto de gálio (GaP), o número de fótons de luz emitida é suficiente para construir uma fonte de luz bastante visível (CRAFORD, 1992). Este processo de emissão de luz característico dos LEDs é chamado de eletroluminescência. A FIGURA A.2.6 ilustra a ocorrência deste fenômeno.

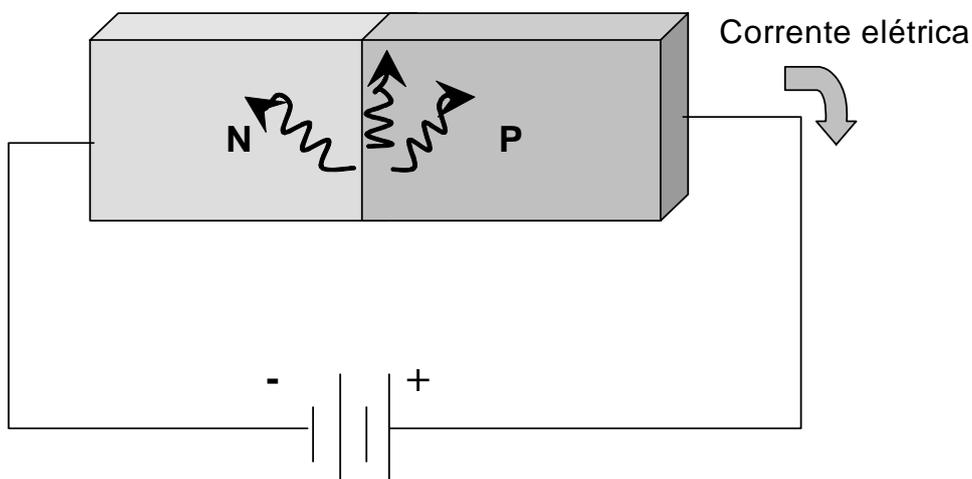


FIGURA A.2.6 - Junção PN sendo polarizada.

Um outro fato importante é que nos materiais semicondutores os elétrons só podem assumir determinados níveis de energia (níveis discretizados), sendo que as bandas de valência e de condução são as de maiores níveis energéticos para os elétrons ocuparem. Toda a região compreendida entre o topo da banda de valência e a parte inferior da banda de condução é chamada de “*band gap*” ou “banda proibida” (ENDERLEIN, 1994). A FIGURA A.2.7 mostra uma representação destas bandas de energia em um semicondutor intrínseco.

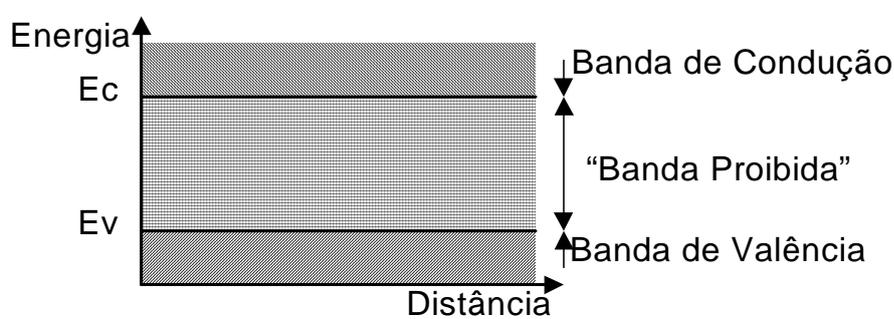


FIGURA A.2.7 - Representação das bandas de energia em um material semicondutor intrínseco.

A recombinação entre elétrons e lacunas pode acontecer na banda de valência ou na banda proibida. É fato que a recombinação ocorre mais facilmente no nível de energia mais próximo da banda de condução. Com base nisso, procura-se criar estados eletrônicos de energia nesta área, por intermédio da introdução de impurezas previamente escolhidas (WILSON e HAWKES, 1989). Outro fato importante é que a frequência da luz emitida está diretamente relacionada com a largura da banda proibida, a qual é dada por:

$$E_g = h \cdot \nu \quad (\text{A.2.1})$$

onde:

- E_g é a energia da banda proibida;

- h é a constante de Planck;
- ν é a frequência da onda de luz emitida.

Assim, por meio da escolha de impurezas, pode-se definir exatamente o comprimento de onda da luz que o LED deve emitir. Por isso que é comum ouvir dizer que o LED apresenta alta fidelidade com relação à cor de luz emitida (PERALTA e RUDA, 1998).

O LED que utiliza arsenieto de gálio, o qual é dopado com fósforo, pode obter luz vermelha ou amarela, de acordo com a concentração usada.

A.2.4 Estrutura do LED

Basicamente, o LED convencional é confeccionado por uma armação de dois terminais (*lead frame*), feito de aço galvanizado com cobre, banhado em uma solda de liga de estanho (63%) e chumbo (37%). Em um dos terminais do *lead frame* é fixado a pastilha semicondutora (*chip*) por meio de uma resina condutiva de prata. O *chip* é conectado ao outro terminal por um fio de ouro de diâmetro de 25 μm (*wire bonding*). Este conjunto é envolto por uma resina epóxi constituindo uma lente (*epoxy lens*). Já o LED do tipo SMD apresenta o mesmo processo construtivo do LED convencional, diferenciando-se apenas pela ausência de terminais para inserção em furos. Por meio da FIGURA A.2.8, observa-se a representação da estrutura básica de um LED convencional e um LED SMD.

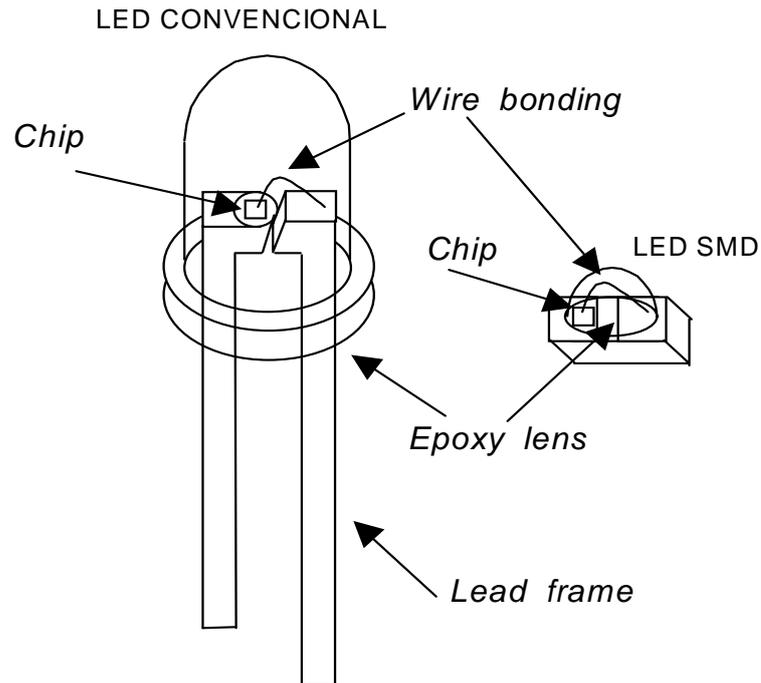


FIGURA A.2.8 - Representação da estrutura básica do LED.

A.2.5 Acionamento do LED

Como as tensões e correntes de trabalho dos LEDs são baixas, para seu acendimento se faz necessário a utilização de um resistor. A função do resistor é limitar a corrente que circula por meio do LED. O cálculo do valor do resistor é feito com base na equação da lei de Ohm, ou seja:

$$R_S = \frac{V_{FO} - V_{FL}}{I_{FL}} \quad (\text{A.2.2})$$

onde:

- R_S é o valor do resistor;
- V_{FO} é o valor da tensão da fonte de alimentação;

- V_{FL} é valor da tensão direta do LED, tipicamente em torno de 1,8 V;
- I_{FL} é o valor da corrente direta do LED, tipicamente em torno de 20 mA.

Uma configuração simples para acendimento do LED é mostrada por intermédio da FIGURA A.2.9.

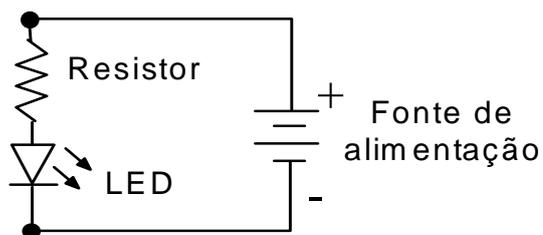


FIGURA A.2.9 - Circuito simples para acendimento do LED.

Apêndice III

Construção das Amostras

A.3.1 Montagem das Amostras

Variando-se o número de colunas de LEDs (N_C) em 3, 4 e 5; a distância entre colunas de LEDs (D_C) em 30,0 mm, 42,5 mm e 55,0 mm; o número de linhas de LEDs (N_L) em 2, 3 e 4; a distância entre linhas de LEDs (D_L) em 25,0 mm, 35,0 mm e 45,0 mm; a intensidade luminosa do LED (I_V) em 4000 mcd, 5000 mcd e 6000 mcd, geram-se 243 combinações possíveis. A TABELA A.3.1 mostra essas combinações.

TABELA A.3.1 - Combinação dos parâmetros para cada amostra de lanternas traseiras.

Am	N_C (und.)	D_C (mm)	N_L (und.)	D_L (mm)	I_V (mcd)	Am	N_C (und.)	D_C (mm)	N_L (und.)	D_L (mm)	I_V (mcd)
001	3	30,0	2	25,0	4000	123	5	42,5	3	35,0	5000
002	4	30,0	2	25,0	4000	124	3	42,5	4	35,0	5000
003	5	30,0	2	25,0	4000	125	4	42,5	4	35,0	5000
004	3	30,0	3	25,0	4000	126	5	42,5	4	35,0	5000

005	4	30,0	3	25,0	4000	127	3	55,0	2	35,0	5000
006	5	30,0	3	25,0	4000	128	4	55,0	2	35,0	5000
007	3	30,0	4	25,0	4000	129	5	55,0	2	35,0	5000
008	4	30,0	4	25,0	4000	130	3	55,0	3	35,0	5000
009	5	30,0	4	25,0	4000	131	4	55,0	3	35,0	5000
010	3	42,5	2	25,0	4000	132	5	55,0	3	35,0	5000
011	4	42,5	2	25,0	4000	133	3	55,0	4	35,0	5000
012	5	42,5	2	25,0	4000	134	4	55,0	4	35,0	5000
013	3	42,5	3	25,0	4000	135	5	55,0	4	35,0	5000
014	4	42,5	3	25,0	4000	136	3	30,0	2	45,0	5000
015	5	42,5	3	25,0	4000	137	4	30,0	2	45,0	5000
016	3	42,5	4	25,0	4000	138	5	30,0	2	45,0	5000
017	4	42,5	4	25,0	4000	139	3	30,0	3	45,0	5000
018	5	42,5	4	25,0	4000	140	4	30,0	3	45,0	5000
019	3	55,0	2	25,0	4000	141	5	30,0	3	45,0	5000
020	4	55,0	2	25,0	4000	142	3	30,0	4	45,0	5000
021	5	55,0	2	25,0	4000	143	4	30,0	4	45,0	5000
022	3	55,0	3	25,0	4000	144	5	30,0	4	45,0	5000
023	4	55,0	3	25,0	4000	145	3	42,5	2	45,0	5000
024	5	55,0	3	25,0	4000	146	4	42,5	2	45,0	5000
025	3	55,0	4	25,0	4000	147	5	42,5	2	45,0	5000
026	4	55,0	4	25,0	4000	148	3	42,5	3	45,0	5000
027	5	55,0	4	25,0	4000	149	4	42,5	3	45,0	5000
028	3	30,0	2	35,0	4000	150	5	42,5	3	45,0	5000
029	4	30,0	2	35,0	4000	151	3	42,5	4	45,0	5000
030	5	30,0	2	35,0	4000	152	4	42,5	4	45,0	5000
031	3	30,0	3	35,0	4000	153	5	42,5	4	45,0	5000
032	4	30,0	3	35,0	4000	154	3	55,0	2	45,0	5000
033	5	30,0	3	35,0	4000	155	4	55,0	2	45,0	5000
034	3	30,0	4	35,0	4000	156	5	55,0	2	45,0	5000

035	4	30,0	4	35,0	4000	157	3	55,0	3	45,0	5000
036	5	30,0	4	35,0	4000	158	4	55,0	3	45,0	5000
037	3	42,5	2	35,0	4000	159	5	55,0	3	45,0	5000
038	4	42,5	2	35,0	4000	160	3	55,0	4	45,0	5000
039	5	42,5	2	35,0	4000	161	4	55,0	4	45,0	5000
040	3	42,5	3	35,0	4000	162	5	55,0	4	45,0	5000
041	4	42,5	3	35,0	4000	163	3	30,0	2	25,0	6000
042	5	42,5	3	35,0	4000	164	4	30,0	2	25,0	6000
043	3	42,5	4	35,0	4000	165	5	30,0	2	25,0	6000
044	4	42,5	4	35,0	4000	166	3	30,0	3	25,0	6000
045	5	42,5	4	35,0	4000	167	4	30,0	3	25,0	6000
046	3	55,0	2	35,0	4000	168	5	30,0	3	25,0	6000
047	4	55,0	2	35,0	4000	169	3	30,0	4	25,0	6000
048	5	55,0	2	35,0	4000	170	4	30,0	4	25,0	6000
049	3	55,0	3	35,0	4000	171	5	30,0	4	25,0	6000
050	4	55,0	3	35,0	4000	172	3	42,5	2	25,0	6000
051	5	55,0	3	35,0	4000	173	4	42,5	2	25,0	6000
052	3	55,0	4	35,0	4000	174	5	42,5	2	25,0	6000
053	4	55,0	4	35,0	4000	175	3	42,5	3	25,0	6000
054	5	55,0	4	35,0	4000	176	4	42,5	3	25,0	6000
055	3	30,0	2	45,0	4000	177	5	42,5	3	25,0	6000
056	4	30,0	2	45,0	4000	178	3	42,5	4	25,0	6000
057	5	30,0	2	45,0	4000	179	4	42,5	4	25,0	6000
058	3	30,0	3	45,0	4000	180	5	42,5	4	25,0	6000
059	4	30,0	3	45,0	4000	181	3	55,0	2	25,0	6000
060	5	30,0	3	45,0	4000	182	4	55,0	2	25,0	6000
061	3	30,0	4	45,0	4000	183	5	55,0	2	25,0	6000
062	4	30,0	4	45,0	4000	184	3	55,0	3	25,0	6000
063	5	30,0	4	45,0	4000	185	4	55,0	3	25,0	6000
064	3	42,5	2	45,0	4000	186	5	55,0	3	25,0	6000
065	4	42,5	2	45,0	4000	187	3	55,0	4	25,0	6000

066	5	42,5	2	45,0	4000	188	4	55,0	4	25,0	6000
067	3	42,5	3	45,0	4000	189	5	55,0	4	25,0	6000
068	4	42,5	3	45,0	4000	190	3	30,0	2	35,0	6000
069	5	42,5	3	45,0	4000	191	4	30,0	2	35,0	6000
070	3	42,5	4	45,0	4000	192	5	30,0	2	35,0	6000
071	4	42,5	4	45,0	4000	193	3	30,0	3	35,0	6000
072	5	42,5	4	45,0	4000	194	4	30,0	3	35,0	6000
073	3	55,0	2	45,0	4000	195	5	30,0	3	35,0	6000
074	4	55,0	2	45,0	4000	196	3	30,0	4	35,0	6000
075	5	55,0	2	45,0	4000	197	4	30,0	4	35,0	6000
076	3	55,0	3	45,0	4000	198	5	30,0	4	35,0	6000
077	4	55,0	3	45,0	4000	199	3	42,5	2	35,0	6000
078	5	55,0	3	45,0	4000	200	4	42,5	2	35,0	6000
079	3	55,0	4	45,0	4000	201	5	42,5	2	35,0	6000
080	4	55,0	4	45,0	4000	202	3	42,5	3	35,0	6000
081	5	55,0	4	45,0	4000	203	4	42,5	3	35,0	6000
082	3	30,0	2	25,0	5000	204	5	42,5	3	35,0	6000
083	4	30,0	2	25,0	5000	205	3	42,5	4	35,0	6000
084	5	30,0	2	25,0	5000	206	4	42,5	4	35,0	6000
085	3	30,0	3	25,0	5000	207	5	42,5	4	35,0	6000
086	4	30,0	3	25,0	5000	208	3	55,0	2	35,0	6000
087	5	30,0	3	25,0	5000	209	4	55,0	2	35,0	6000
088	3	30,0	4	25,0	5000	210	5	55,0	2	35,0	6000
089	4	30,0	4	25,0	5000	211	3	55,0	3	35,0	6000
090	5	30,0	4	25,0	5000	212	4	55,0	3	35,0	6000
091	3	42,5	2	25,0	5000	213	5	55,0	3	35,0	6000
092	4	42,5	2	25,0	5000	214	3	55,0	4	35,0	6000
093	5	42,5	2	25,0	5000	215	4	55,0	4	35,0	6000
094	3	42,5	3	25,0	5000	216	5	55,0	4	35,0	6000
095	4	42,5	3	25,0	5000	217	3	30,0	2	45,0	6000

096	5	42,5	3	25,0	5000	218	4	30,0	2	45,0	6000
097	3	42,5	4	25,0	5000	219	5	30,0	2	45,0	6000
098	4	42,5	4	25,0	5000	220	3	30,0	3	45,0	6000
099	5	42,5	4	25,0	5000	221	4	30,0	3	45,0	6000
100	3	55,0	2	25,0	5000	222	5	30,0	3	45,0	6000
101	4	55,0	2	25,0	5000	223	3	30,0	4	45,0	6000
102	5	55,0	2	25,0	5000	224	4	30,0	4	45,0	6000
103	3	55,0	3	25,0	5000	225	5	30,0	4	45,0	6000
104	4	55,0	3	25,0	5000	226	3	42,5	2	45,0	6000
105	5	55,0	3	25,0	5000	227	4	42,5	2	45,0	6000
106	3	55,0	4	25,0	5000	228	5	42,5	2	45,0	6000
107	4	55,0	4	25,0	5000	229	3	42,5	3	45,0	6000
108	5	55,0	4	25,0	5000	230	4	42,5	3	45,0	6000
109	3	30,0	2	35,0	5000	231	5	42,5	3	45,0	6000
110	4	30,0	2	35,0	5000	232	3	42,5	4	45,0	6000
111	5	30,0	2	35,0	5000	233	4	42,5	4	45,0	6000
112	3	30,0	3	35,0	5000	234	5	42,5	4	45,0	6000
113	4	30,0	3	35,0	5000	235	3	55,0	2	45,0	6000
114	5	30,0	3	35,0	5000	236	4	55,0	2	45,0	6000
115	3	30,0	4	35,0	5000	237	5	55,0	2	45,0	6000
116	4	30,0	4	35,0	5000	238	3	55,0	3	45,0	6000
117	5	30,0	4	35,0	5000	239	4	55,0	3	45,0	6000
118	3	42,5	2	35,0	5000	240	5	55,0	3	45,0	6000
119	4	42,5	2	35,0	5000	241	3	55,0	4	45,0	6000
120	5	42,5	2	35,0	5000	242	4	55,0	4	45,0	6000
121	3	42,5	3	35,0	5000	243	5	55,0	4	45,0	6000
122	4	42,5	3	35,0	5000						

O LED SMD utilizado foi da marca OSRAM®, modelo Goden Dragon LA W57B-FYGY-24.

O valor típico de intensidade luminosa desse LED é de 7500 mcd. Para se obter os três valores de intensidade luminosa utilizados nessa tese, ou seja, 4000 mcd, 5000 mcd e 6000 mcd, foi realizado um teste prático, onde foram acionados 50 LEDs, um por vez, por intermédio de uma fonte de alimentação variável de tensão e corrente. Observando-se os valores de intensidade luminosa por meio de um candelômetro, fez-se uma variação na corrente elétrica passando pelos 3 valores de intensidade luminosa preestabelecidos, de forma que seus respectivos valores de corrente direta e tensão direta foram registrados e as suas respectivas médias foram calculadas.

Esse procedimento experimental foi realizado pois não existe à disposição os dados reais que geraram tal curva, de maneira que o gráfico apenas pode ser usado como um indicador de possíveis valores de corrente direta.

Para o projeto das placas de circuito impresso das amostras foi utilizado o *software* de desenho de placas de circuito impresso Tango[®], versão 2.0, instalado em um computador Pentium[®] de frequência de 2,13 Ghz e memória RAM de 512 Mbytes.

Observando a TABELA A.3.1, nota-se que seria necessário construir placas de circuito impresso com 3 variações distintas de número de colunas de LEDs, 3 variações distintas de distância entre colunas de LEDs, 3 variações distintas de número de linhas de LEDs e 3 variações distintas de distância entre linhas de LEDs, resultando em 81 modelos distintos de placas, sendo necessário então 3 placas de cada modelo (3 variações distintas de intensidade luminosa de LEDs) para totalizar as 243 peças.

Como o custo de fabricação das placas varia fortemente com a quantidade por modelo, optou-se em construir todas as placas direcionadas para 5 colunas e 4

linhas de LEDs, podendo ser usadas para qualquer variação de colunas e/ou linhas deste trabalho; desta forma, o número de modelos caiu de 81 para 9 modelos diferentes. Com o auxílio de interruptores do tipo *dip switch*, pôde-se variar o valor dos resistores de limitação de corrente e, conseqüentemente, a intensidade luminosa. Sendo assim, apenas com as 9 placas foi possível criar todo o universo de 243 configurações diferentes.

A.3.2 Medição da Intensidade Luminosa das Amostras

Realizou-se a medição da intensidade luminosa das amostras de lanternas traseiras conforme descrito na Seção 2.2 do Capítulo 2, ou seja, cada amostra foi posicionada e seus valores de intensidade luminosa, nos diversos ângulos, foram extraídos e armazenados em várias tabelas. A FIGURA A.3.1 mostra a foto de uma das amostras de lanterna traseira durante a etapa de medição de intensidade luminosa em na sala escura. Foi utilizado um fotômetro com erro menor que 0,8%.

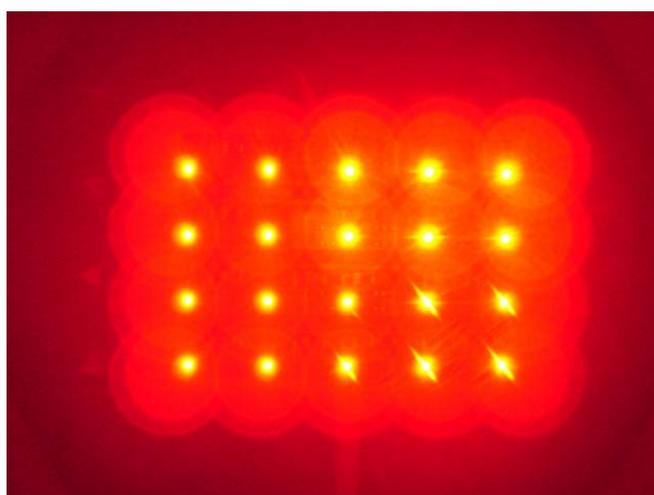


FIGURA A.3.1 - Foto de uma amostra de lanterna traseira acionada na sala escura.

Apêndice IV

Utilização do ANFIS no Matlab®

Para acessar o ANFIS, basta utilizar o comando *anfisedit* na janela de comandos do Matlab®. A FIGURA A.4.1 mostra a interface de configuração dos parâmetros que devem ser ajustados para que o sistema faça a inferência.

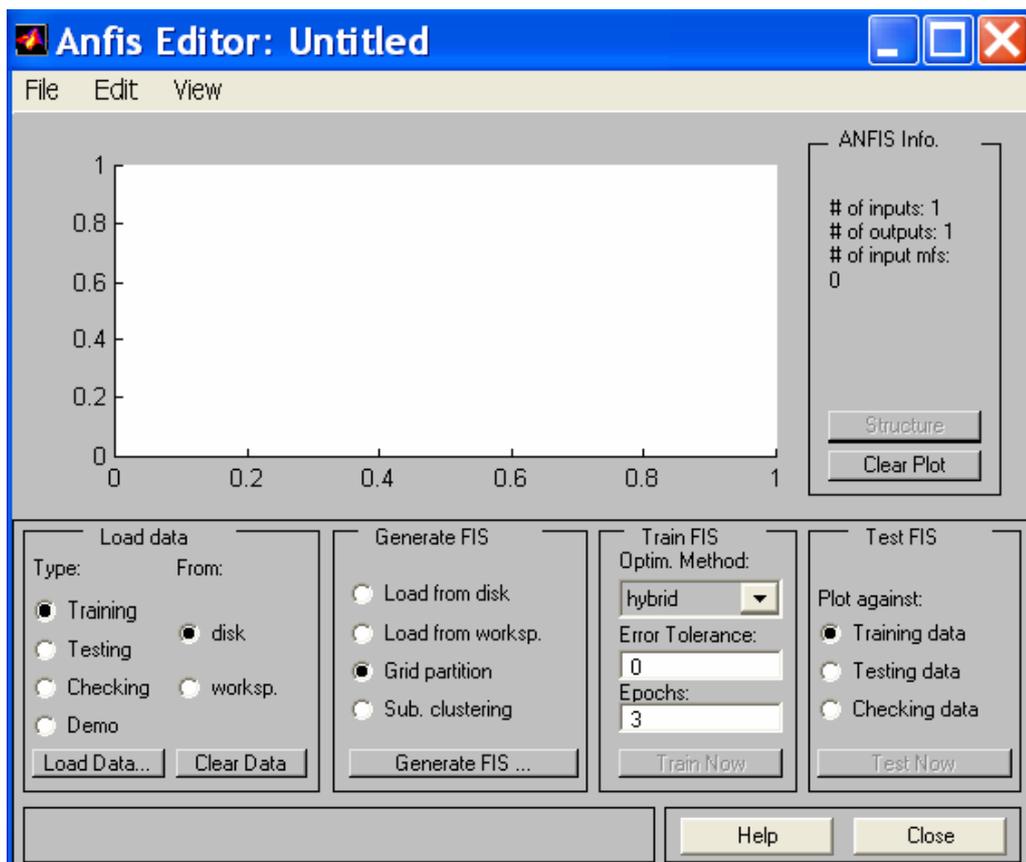


FIGURA A.4.1 - Interface gráfica do ANFIS no Matlab®.

Inicialmente, deve-se acondicionar os dados de forma adequada, armazenando-os em forma de matriz. Normalmente se usa uma matriz no processo de treinamento (aprendizagem) do sistema e outra no processo de validação. Como por exemplo, para se realizar um treinamento, se forem utilizadas 5 entradas, a matriz deverá conter 6 colunas, sendo a última contendo os dados de saída. Para carregar as referidas matrizes basta clicar no botão *load data*, conforme apresentado na FIGURA A.4.2.

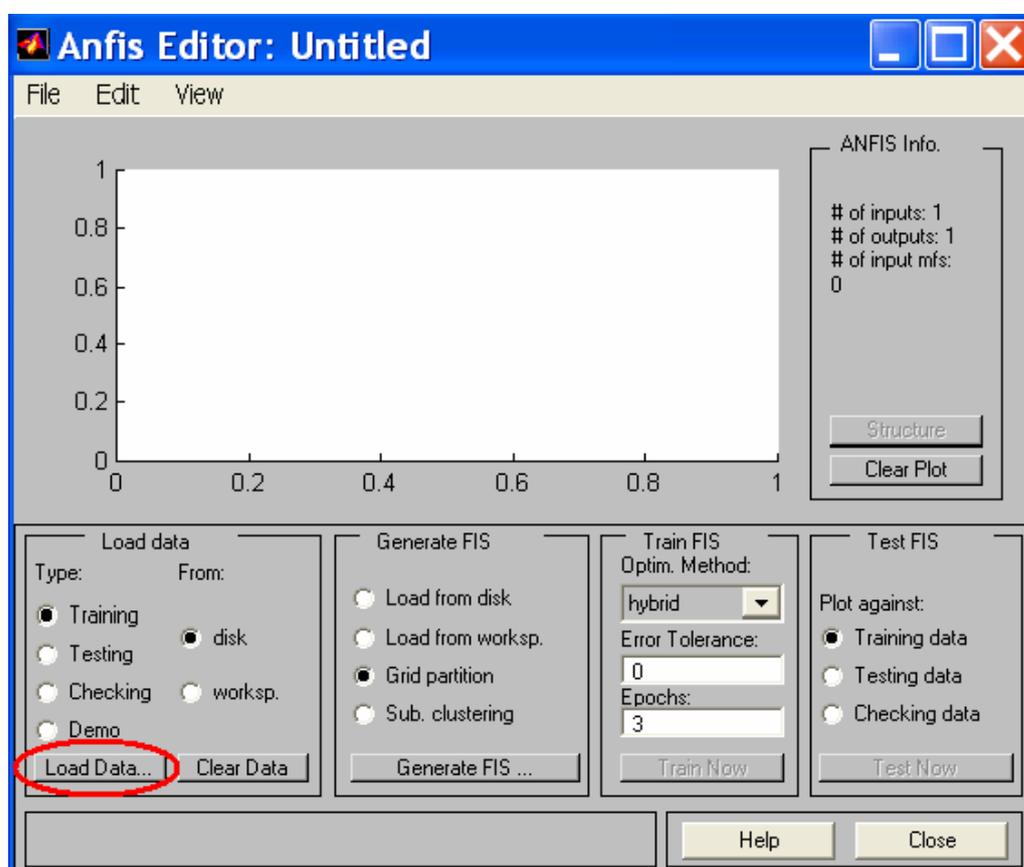


FIGURA A.4.2 - Carregamento dos dados no ANFIS.

Após o carregamento dos dados, deve-se configurar alguns parâmetros para a inicialização do sistema de inferência *fuzzy*. Portanto deve-se clicar em *Generate*

FIS para parametrizar o ANFIS. A FIGURA A.4.3 mostra a tela que surge ao clicar nessa tecla.

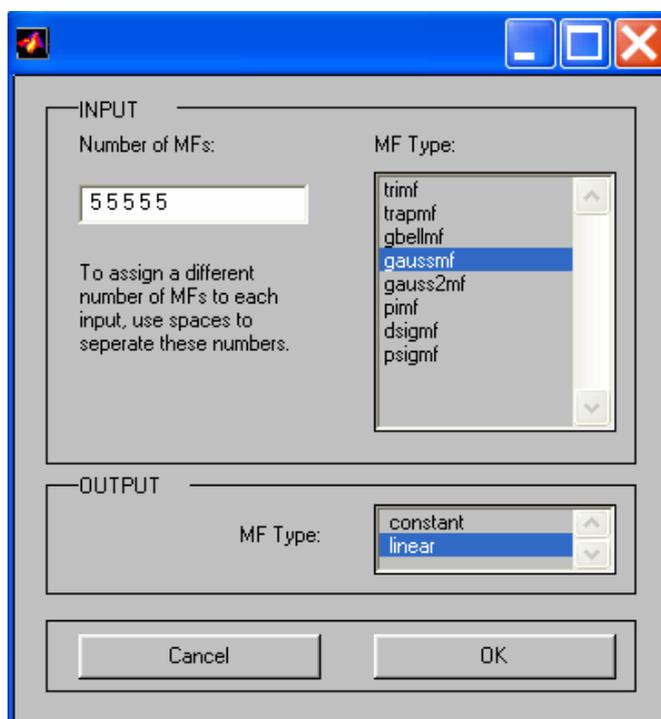


FIGURA A.4.3 - Configuração dos parâmetros de inicialização do sistema de inferência fuzzy.

Portanto, os parâmetros que devem ser definidos consistem na definição do número de funções de pertinências para cada entrada, no tipo de função de pertinência que será aplicada, bem como o tipo de função de saída a ser empregado no sistema.

O passo seguinte é o ajuste do número de épocas desejadas para que o algoritmo de treinamento seja executado, além do erro mínimo que se deseja alcançar. O algoritmo é finalizado quando algum desses parâmetros for alcançado, pois ambos são considerados como critério de parada para o treinamento.

Para se realizar o treinamento pode-se escolher algoritmo *backpropagation* ou o Método Híbrido que é a combinação da estimação de mínimos quadrados com *backpropagation*.

Após a efetivação de tais ajustes basta clicar em *Train Now*, vide FIGURA A.4.4, para iniciar o treinamento.

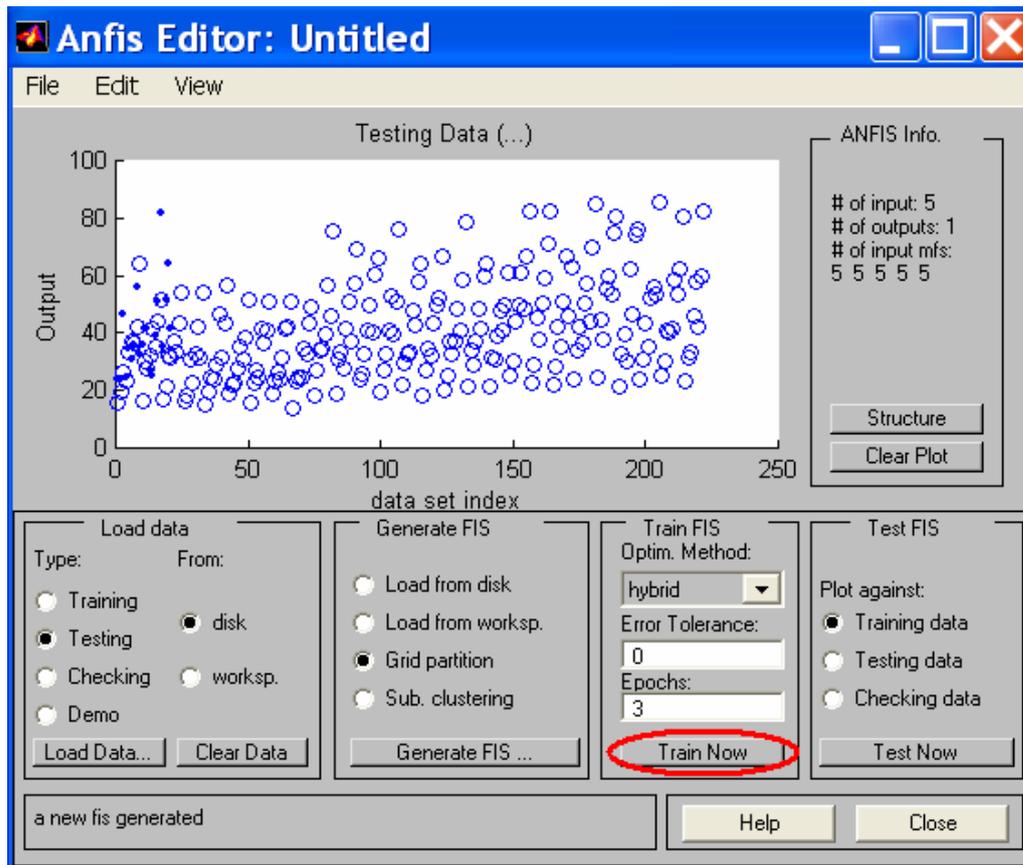


FIGURA A.4.4 - Realizando o treinamento no ANFIS.

Durante o treinamento o sistema ajusta as funções de pertinência, juntamente com as regras, até que um dos critérios de parada seja atingido, finalizando assim o aprendizado.

Apêndice V

Sistemas *Fuzzy*

A.5.1 Aspectos principais

A lógica *fuzzy* é o ramo da matemática que suporta os modos de raciocínio que são aproximados ao invés de exatos. É considerada como a melhor representação do raciocínio humano, que é feito de forma aproximada e qualitativa em sua essência, por meio da linguagem natural. Foi proposta por Lofti A. Zadeh em 1965.

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.

Por meio da lógica *fuzzy*, um sistema pode ser representado por intermédio 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* por meio 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.

A.5.2 Funções de pertinência

Na teoria de conjuntos clássica, um elemento pertence ou não a uma classe. Isso pode ser evidenciado na FIGURA A.5.1 que mostra a classificação das velocidades de um determinado automóvel, quanto pertencer à classe de Velocidade Alta.

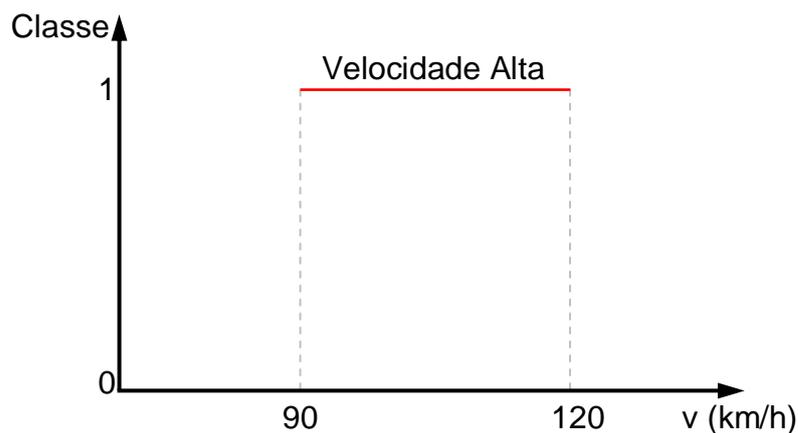


FIGURA A.5.1 - Classes de conjuntos na lógica clássica.

Tomando-se dois exemplos de valores de velocidades, sendo eles 90 km/h e 120 km/h, fica evidenciado na FIGURA A.5.1, que valores menores, mas muito próximos de 90 km/h, não pertencem à classe de Velocidade Alta. O mesmo ocorre para velocidades maiores, mas muito próximas a 120 km/h. Este tipo de raciocínio da lógica clássica não permite identificar o quão incluído a uma classe de velocidades um determinado valor estaria.

Zadeh 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 entre o intervalo $[0, 1]$, sendo que o valor 0 indica uma completa exclusão e um valor 1 representa completa pertinência. Esta abordagem pode ser melhor compreendida por meio das funções de pertinência da lógica *fuzzy*, como a ilustrada na FIGURA A.5.2.

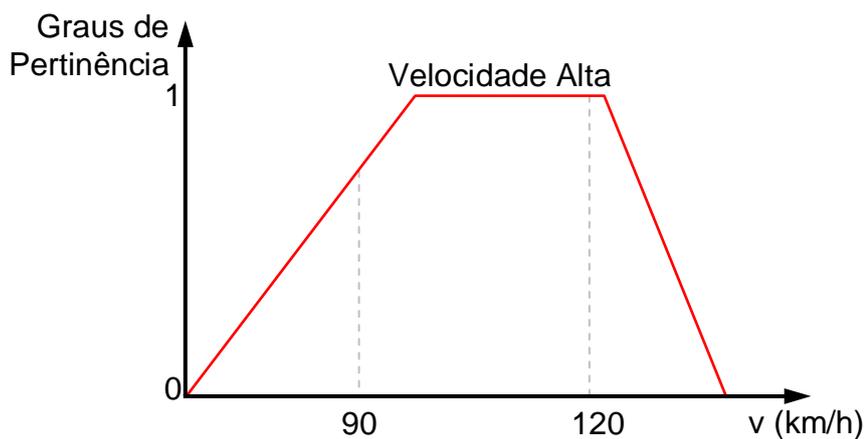


FIGURA A.5.2 - Função de pertinência da lógica fuzzy.

Na FIGURA A.5.2 se pode observar que a velocidade de 120 km/h possui um grau de pertinência na classe de Velocidade Alta maior que a velocidade de 90 km/h. Desta forma, valores próximos a 120 km/h ou 90 km/h também pertencem a classe de Velocidade Alta, mas com diferentes graus de inclusão na classe.

Utiliza-se então de conjuntos de funções de pertinência que permitem mapear o universo de discurso em que se deseja atuar, representando-se os diferentes graus de inclusão, como pode ser observado na FIGURA A.5.3. Cada função de pertinência recebe o nome de *Termo Lingüístico*, pois irá mapear um evento qualitativo, descrito por intermédio de linguagem natural.

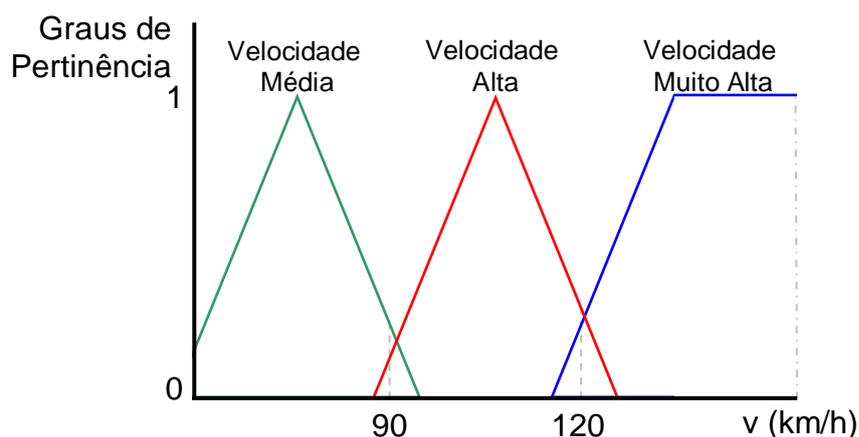


FIGURA A.5.3 - Conjuntos de funções de pertinência da lógica fuzzy.

Com este tipo de tratativa, a velocidade de 90 km/h pode ser Média e Alta ao mesmo tempo, mas com diferentes graus de inclusão nestas classes. O mesmo se aplica a velocidade de 120 km/h, que pode ser alta e muito alta ao mesmo tempo.

Dentre os principais formatos de funções de pertinência utilizados na lógica fuzzy se destacam as triangulares, trapezoidais e gaussianas.

A.5.3 Regras fuzzy

Para expressar conceitos ou relacionamentos por intermédio 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 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 “Velocidade” poderá assumir como valor um dos termos do conjunto {“Velocidade Média”, “Velocidade Alta”, “Velocidade Muito Alta”}, FIGURA A.5.3.

Para se atribuir um significado aos termos lingüísticos, associa-se a cada um destes termos um conjunto *fuzzy* definido sobre um universo de discurso comum.

A forma mais comum de expressar o conhecimento é por meio de regras do tipo “Se-Então”. Neste tipo de regra, um conjunto de condições descrevendo o comportamento das entradas do sistema 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.

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*. São exemplos de regras *fuzzy*:

1. Se “Velocidade” é *Alta* então “Pressão no Freio” é *Grande*;
2. Se “Velocidade” é *Muito Alta* então “Pressão no Freio” é *Muito Grande*;
3. (...)

Quando a entrada de dados sensibilizar mais de um Termo Lingüístico, ou seja, mais de uma regra estando ativa, a ação de controle consistirá da união de todas as funções *fuzzy* ativadas. Para uma velocidade de 90 km/h, observa-se na FIGURA A.5.4 que as funções de pertinência Velocidade Média e Velocidade Alta

estarão ativas ao mesmo tempo. Desta forma, faz-se necessário o uso de uma operação de agregação de regras.

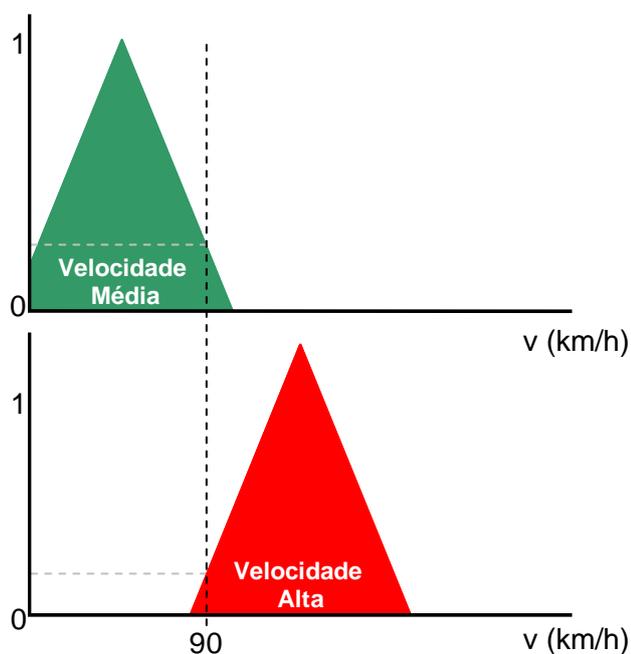


FIGURA A.5.4 - Ativação de regras fuzzy.

A.5.4 Agregação de regras fuzzy

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. Como exemplo, tem-se na FIGURA A.5.5 a representação da entrada de um sistema *fuzzy*, responsável por mapear a velocidade de um automóvel.

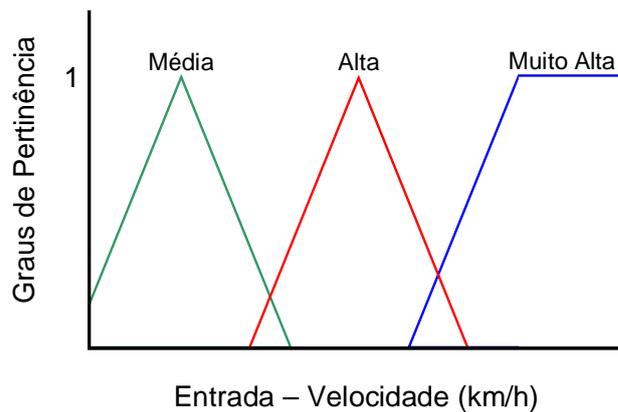


FIGURA A.5.5 - Entrada do sistema fuzzy de exemplo.

O universo de discurso da variável Velocidade foi mapeado com dois termos lingüísticos triangulares {Média e Alta} e um termo lingüístico trapezoidal {Muito Alta}. A saída deste sistema *fuzzy* pode ser visualizada na FIGURA A.5.6.

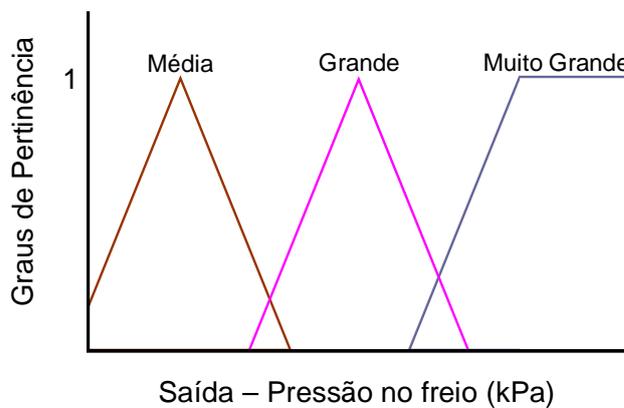


FIGURA A.5.6 - Saída do sistema fuzzy de exemplo.

A pressão no freio foi mapeada também com três termos lingüísticos {Média, Grande, Muito Grande}. Para este exemplo, adotou-se o seguinte conjunto de regras *fuzzy*:

Regra 1 – Se **Velocidade** é *Média* então **Pressão no Freio** é *Média*;

Regra 2 – Se **Velocidade** é *Alta* então **Pressão no Freio** é *Grande*;

Regra 3 – Se **Velocidade** é *Muito Alta* então **Pressão no Freio** é *Muito Grande*.

Supondo-se que uma velocidade de 90 km/h ative as regras 1 e 2, pois essa velocidade é *Média* e *Alta* ao mesmo tempo, teríamos 2 regras ativas, cada uma inferindo uma região de saída.

Assim, a regra 1 ativa teria uma região *fuzzy* de saída *Média* e a regra 2 ativa teria uma região de saída *Grande*. O processo de agregação das regras para a formação de uma única região *fuzzy* de saída pode ser visualizado na FIGURA A.5.7.

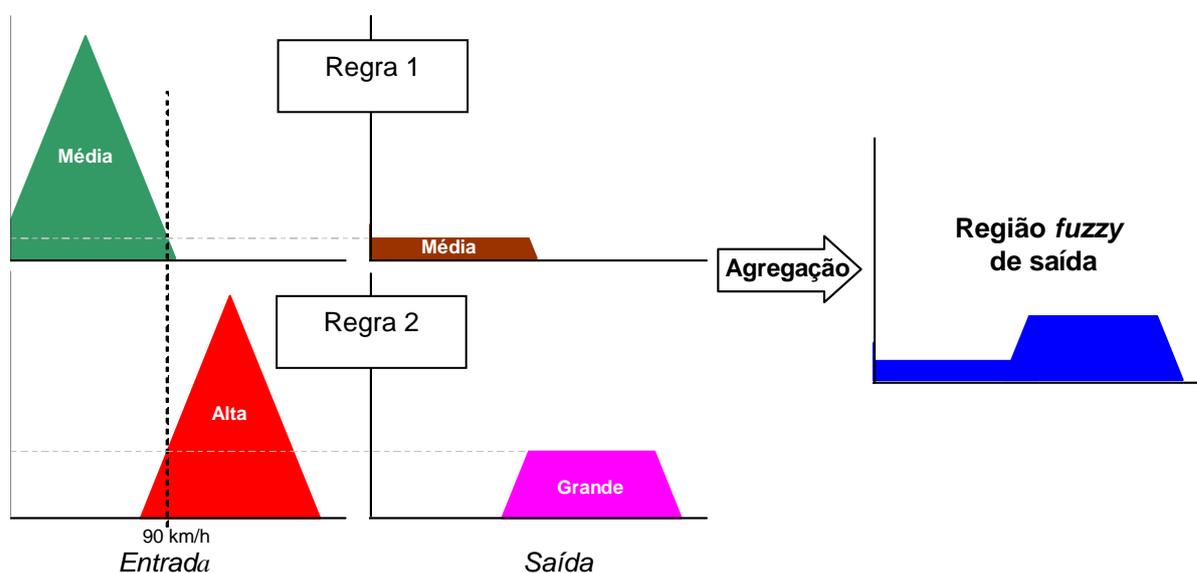


FIGURA A.5.7 - Agregação de regras fuzzy.

Cada regra gera uma região de saída, que após a agregação, resultam em uma única região *fuzzy* de saída.

Essa região *fuzzy* de saída ainda não pode ser empregada em um sistema de controle. É necessário o processo de *defuzzificação* para se encontrar o valor de saída que representa a região *fuzzy* de saída.

A.5.5 Defuzzificação

O processo de *defuzzificação* é responsável por atribuir à região *fuzzy* de saída um valor numérico “crisp” que represente quantitativamente o que o sistema *fuzzy* inferiu de forma qualitativa.

O valor real então obtido após o processo de *defuzzificação* pode ser utilizado no sistema de controle ou para propósitos de estimação.

Dentre os métodos existentes para o processo de *defuzzificação* se pode empregar o do centro de área, que consiste em encontrar a coordenada abscissa do centro de área da região *fuzzy* de saída, como pode ser contemplado na FIGURA A.5.8.

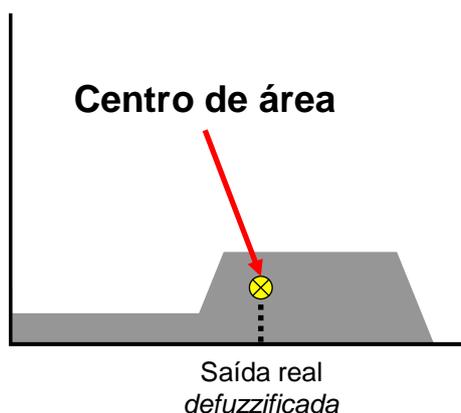


FIGURA A.5.8 - Método de defuzzificação por meio do centro de área.

O método de *defuzzificação* por meio do centro de área permite se contabilizar de maneira proporcional as contribuições obtidas para a região *fuzzy* de saída.

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)