USP

Campus de São Carlos

DETECÇÃO DE FACES HUMANAS EM IMAGENS DIGITAIS: UM ALGORITMO BASEADO EM LÓGICA NEBULOSA

Autora: Andréia Vieira do Nascimento

Orientador: Prof. Dr. Adilson Gonzaga

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

DETECÇÃO DE FACES HUMANAS EM IMAGENS DIGITAIS: UM ALGORITMO BASEADO EM LÓGICA NEBULOSA

ANDRÉIA VIEIRA DO NASCIMENTO

Dissertação apresentada à escola de Engenharia de São Carlos, da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

ORIENTADOR: Prof. Dr. Adilson Gonzaga

São Carlos

2005

DEDALUS - Acervo - EESC

31100052133

TESE-EESC
Ocorr. 38681
Tombo T 109/05
Sysno 1443970

Ficha catalográfica preparada pela Seção de Tratamento
da Informação do Serviço de Biblioteca – EESC/USP

N244d

Nascimento, Andréia Vieira do
Detecção de faces humanas em imagens digitais : um algoritmo baseado em lógica nebulosa / Andréia Vieira do Nascimento. -- São Carlos, 2005.

Dissertação (Mestrado) -- Escola de Engenharia de São Carlos-Universidade de São Paulo, 2005.
Área: Engenharia Elétrica.
Orientador: Prof. Dr. Adilson Gonzaga.

1.Detecção de faces. 2. Lógica "Fuzzy". 3.Biometria. 4.Processamento de imagens. I. Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Tecnólogo **ANDRÉIA VIEIRA DO NASCIMENTO**

Tese defendida e julgada em 17-03-2005 perante a Comissão Julgadora:

APROVADA

Prof. Associado **ADILSON GONZAGA (Orientador)**
(Escola de Engenharia de São Carlos/USP)

APROVADA

Profa. Dra. **MARIA STELA VELUDO DE PAIVA**
(Escola de Engenharia de São Carlos/USP)

APROVADA

Prof. Dr. **CELSO APARECIDO DE FRANÇA**
(Centro Universitário de Araraquara/UNIARA)

Prof. Associado **HOMERO SCHIABEL**
Vice-Coordenador em Exercício do Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Elétrica

Profa. Titular **MARIA DO CARMO CALIJURI**
Presidente da Comissão de Pós-Graduação

A minha mãe

por me guiar e ser um exemplo de vida;

Ao meu filho,

Pelo carinho e compreensão á minha ausência

Ao meu namorado,

pelo amor e apoio;

OFEREÇO

O rio atinge seus objetivos porque aprendeu a contornar obstáculos.

LAO - TSÉ

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pela minha vida e pela oportunidade de desenvolver esse trabalho.

Agradeço ao meu orientador Prof. Dr. Adilson Gonzaga, por ter me apoiado e incentivado, compartilhando suas idéias e reflexões possibilitando assim, a conclusão deste trabalho de mestrado. Muito Obrigado!

A minha mãe por ser minha melhor amiga, e me apoiar em todos os momentos, pela força e incentivo quando me sentia desanimada, por sempre acreditar em mim.

Ao meu namorado, Romildo pelo amor, compreensão e ajuda em momentos difíceis e por compartilhar comigo as alegrias das etapas vencidas.

A minha amiga Lílian, pelas conversas, apoio e por muitos momentos agradáveis que passamos em casa.

Ao amigo Almir Rogério, pela amizade, prestatividade e ajuda no trabalho nas horas em que precisei.

Aos colegas do (LAVI) pela amizade, companheirismo e agradável convívio no laboratório.

Agradeço aos funcionários do Departamento, pela ajuda quando necessária.

À Universidade de São Paulo por colocar a minha disposição a sua estrutura.

Agradeço as pessoas que prontamente responderam a pesquisa de campo para obtenção de dados para levantamento das regras de inferência.

Sou grata a minha família, por ter acolhido e cuidado do meu filho Giovanni, durante a minha ausência.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS iii
LISTA DE TABELAS iv
LISTA DE SIGLAS v
RESUMO vi
ABSTRACT vii

1. INTRODUÇÃO 01

1.1 ESTRUTURA DO TRABALHO 04

2. PROCESSAMENTO DE IMAGENS COM FACES HUMANAS 05

2.1 RECONHECIMENTO DE EXPRESSÕES FACIAIS 05
2.2 MODELAMENTO DE EXPRESSÕES FACIAIS POR MÚSCULOS 06
2.3 PRIMEIRAS PESQUISAS EM FACES HUMANAS 06
2.4 DETECÇÃO DE FACES HUMANAS 10
2.5 RECONHECIMENTO DE FACES HUMANAS 12
2.6 PROCESSO BÁSICO NO RECONHECIMENTO DE FACES HUMANAS 13
2.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS 14

3. DETECÇÃO DE FACES EM IMAGENS DIGITAIS 15

3.1 INTRODUÇÃO 15
3.2 DETECÃO DE FACES ATRAVÉS DA COR 16
3.3 DETECÃO DE FACES EM IMAGENS EM TONS DE CINZA 19
3.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS 21

4. SISTEMAS NEBULOSOS"*FUZZY*" 22

4.1 RELAÇÕES NEBULOSAS 24
4.2 COJUNTOS NEBULOSOS E VARIÁVEIS LINGUISTICAS 24
4.3 LÓGICA NEBULOSA 26
4.4 CONTROLE NEBULOSO 27
4.4.1 COMBINAÇÃO DAS ENTRADAS NAS REGRAS "FUZZY" 28
4.4.2 INFERENCIA NEBULOSA 30
4.4.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS 31

5. DESENVOLVIMENTO DO TRABALHO 32

5.1 MOTIVAÇÃO 32
5.2 METODOLOGIA 35
5.3 LEVANTAMENTO DE DADOS PARA A DETERMINAÇÃO DA INFERÊNCIA"FUZZY" 36
5.4 IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO DE IDENTIFICAÇÃO 42
5.4.1 BANCO DE IMAGENS UTILIZADO 42
5.4.2 PRÉ-PROCESSAMENTO 43
5.4.2.1 ALARGAMENTO DE CONTRASTE 44
5.4.2.2 FILTRO DA MEDIANA 45
5.4.3 SEGMENTAÇÃO 46

5.4.3.1 DETECÇÃO DE BORDAS 47
5.4.3.1.1 LIMIARIZAÇÃO 48
5.4.3.2 MORFOLOGIA MATEMÁTICA DIGITAL 49
5.4.3.2.1 DILATAÇÃO BINÁRIA 50
5.4.3.2.2 PREENCHIMENTO DE REGIÕES 50
5.4.3.2.3 EROSÃO BINÁRIA 51
5.4.4 LOCALIZAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS FACIAIS 52
5.4.4.1 REDUÇÃO DE RUÍDOS 53
5.4.4.2 ALTERAÇÕES DE DIMENSÕES "SIZING" 53
5.4.4.3 SEGMENTAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS FACIAIS 52
5.4.4.4 ASSINATURA VERTICAL DAS BORDAS 54
5.4.5 SISTEMA DE INFERÊNCIA "FUZZY" 55
5.4.5.1 DETERMINAÇÃO DO CONJUNTO DE REGRAS "FUZZY" 59
5.4.5.2 "FUZZIFICAÇÃO" DAS ENTRADAS 59
5.4.5.3 COMBINAÇÃO DAS ENTRADAS NAS REGRAS "FUZZY" 62
5.4.5.4 PARTE CONSEQÜENTE DE CADA REGRA 62
5.4.5.5 COMBINAÇÃO DE TODAS AS PARTES CONSEQÜENTES 63
5.4.5.6 "DESFUZZIFICAÇÃO" 63

6 . RESULTADOS E CONCLUSÕES 65

6.1 RESULTADOS DO BANCO DE IMAGENS DE TREINAMENTO BASEADOS NA PESQUISA DE CAMPO COM FIGURAS APRESENTADAS ISOLADAMENTE 65
6.1.1 RESULTADOS DO BANCO DE IMAGENS DE TREINAMENTO BASEADOS NA PESQUISA DE CAMPO COM FIGURAS MOSTRADAS EM CONJUNTO 68
6.2 RESULTADOS OBTIDOS COM FIGURAS DO BANCO DE IMAGENS TESTE 69
6.3 PROBLEMAS COM O MÉTODO UTILIZANDO O BANCO DE IMAGENS DE TREINAMENTO 73
6.3.1 PROBLEMAS COM O MÉTODO UTILIZANDO O BANCO DE IMAGENS DE TESTE 74
6.4 CONCLUSÕES 75
6.5 PROPOSTA PARA TRABALHOS FUTUROS 75

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS 77

ANEXO A 88
ANEXO B 95
APÊNDICE A 101
APÊNDICE B 108
APÊNDICE C 115
APÊNDICE D 118
APÊNDICE E 121
APÊNDICE F 124

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 4.1 Função de pertinência para conjunto perto 23
FIGURA 4.2 Conjuntos Nebulosos representando a altura 24
FIGURA 4.3 Modificadores lingüístico muito pequeno (P^2) e não pequeno (~P) 26
FIGURA 4.4 Estrutura básica de um controlador nebuloso 27
FIGURA 4.5 Estratégias de "desfuzzificaçao" 29
FIGURA 4.6 Exemplo do processo de inferência nebulosa 30
FIGURA 5.1 Imagens processadas 33
FIGURA 5.2 Imagens originais 33
FIGURA 5.3 Fluxograma da metodologia proposta 34
FIGURA 5.4 Exemplo de desenho da face humana 36
FIGURA 5.5 Imagens do banco de imagens de treinamento 43
FIGURA 5.6 Imagens do banco de imagens teste 43
FIGURA 5.7 Pré-processamento da imagem 44
FIGURA 5.8 Funções de transformação de níveis de cinza para ajustar o contraste 45
FIGURA 5.9 (a) imagem original (b) resultado do alargamento do contraste 45
FIGURA 5.10 (a) imagem original; (b) alargamento de contraste; (c) Filtro da mediana 46
FIGURA 5.11 Etapas para a segmentação da imagem 47
FIGURA 5.12 Detector de Sobel 47
FIGURA 5.13 Limiarização 48
FIGURA 5.14 Imagem dilatada 50
FIGURA 5.15 Preenchimento de região 51
FIGURA 5.16 Imagem erodida 51
FIGURA 5.17 Etapas para localização das características faciais 52
FIGURA 5.18 Exemplo de redução de ruídos 53
FIGURA 5.19 Imagem com as características faciais segmentadas e marcadas com suas cores correspondentes 54
FIGURA 5.20 (a) Desenho sem contorno; (b) Contorno incompleto 55
FIGURA 5.21 (a) imagem segmentada (b) assinatura do contorno completo 56
FIGURA 5.22 (a) imagem segmentada (b) assinatura do contorno incompleto 56
FIGURA 5.23 Sistema de Inferência "Fuzzy" FIS 58
FIGURA 5.24 Função de Pertinência Trapezoidal 59
FIGURA 5.25 Regras de inferências "Fuzzy" 60
FIGURA 5.26 Gráfico das 19 regras de inferência 62
FIGURA 5.27 Exemplo das variáveis de saída 63
FIGURA 5.28 Exemplo das variáveis de saída 64
FIGURA 6.1 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw" 66
FIGURA 6.2 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw" 66
FIGURA 6.3 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw" 66
FIGURA 6.4 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw 67
FIGURA 6.5 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw" 67
FIGURA 6.6 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw 68
FIGURA 6.7 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw 69
FIGURA 6.8 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw 69
FIGURA 6.9 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw 70
FIGURA 6.10 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw 71
FIGURA 6.11 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw 71
FIGURA 6.12 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada 71
FIGURA 6.13 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada 72
FIGURA 6.14 (a) Imagem Original; (b) Imagem processada 72
FIGURA 6.15 (a) Imagem Original; (b) Imagem processada 72
FIGURA 6.16 (a) Imagem Original; (b) Imagem processada 73
FIGURA 6.17 (a) Imagem Original; (b) Imagem processada 73
FIGURA 6.18 (a) Imagem Original; (b) Imagem processada 74
FIGURA 6.19 (a) Imagem Original; (b) Imagem processada 74

LISTA DE TABELAS

TABELA 2.1	Unidades de Ação do Sistema de Código de Ação Facial	07
TABELA 5.1	Resultado da pesquisa realizada com figuras apresentadas isoladamente	39
TABELA 5.2	Desenhos representativos "line draw" de faces humanas	40
TABELA 5.3	Resultado da pesquisa com figuras apresentadas em conjunto	41
TABELA 6.1	Resultado do banco de treinamento com base na pesquisa de campo com as figuras apresentadas isoladamente	65
TABELA 6.2	Resultado do banco de treinamento com base na pesquisa de campo com as figuras apresentadas em conjunto	68
TABELA 6.3	Resultado do banco teste com base na pesquisa de campo com as figuras apresentadas isoladamente	70

LISTA DE SIGLAS

AMA	Abstract Muscle Action
AU	Action Units
C.I.E	Comission Internacionale L´Eclairage
FACS	Facial Action Coding System
FR	Freeform Deformation
FRT	Face Recogniton Tecnology
GWN	Gabor Wavelet Network
HSL	Hue Saturation Value
HSV	Hue Ligtness Saturation
ISFER	Integrated System for Facial Expression Recognition
KL	Karhunen-Loève
PCA	Principal Component Analysis
PICS	Psychological Image Collection at Stirling
RGB	Red Green Blue
TM	Template Matching

RESUMO

Nascimento, A. V. (2005) ***Detecção de Faces Humanas em imagens Digitais: um algoritmo baseado em lógica nebulosa***. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2005.

Este trabalho tem como objetivo desenvolver uma metodologia baseada em Lógica Nebulosa, (KLIR ; YUAN, 1995) para detectar faces humanas em imagens digitais.

Considerando que pessoas conseguem reconhecer facilmente as faces humanas, este trabalho prevê a pesquisa da informação relativa a esse reconhecimento utilizando os resultados obtidos, em um esquema "Fuzzy", para identificação de faces humanas em imagens digitais. É proposto então um algoritmo que classifique automaticamente as regiões de uma imagem em faces humanas ou não. O conhecimento para a construção da base de regras foi obtido através de informações das pessoas por meio de uma pesquisa de campo onde as respostas foram numericamente armazenadas para a geração da classificação nebulosa. Foram gerados desenhos *"line-draw"* que de uma maneira global representam as faces humanas. Esses desenhos foram apresentados às pessoas entrevistadas que forneceram subsídios para a montagem das regras "fuzzy". O algoritmo foi capaz de a partir daí, identificar faces humanas em imagens digitalizadas.

Imagens simples contendo uma face frontal foram submetidas a um algoritmo e ao passarem por processamento (extração de bordas, erosão, binarização, etc...) perderam características, tornando difícil sua identificação. O algoritmo "fuzzy" foi capaz de atribuir um grau de pertinência à imagem dentro do conjunto de faces humanas frontais. A lógica nebulosa possui história recente, porém, desde cedo, demonstra sua versatilidade, principalmente por traduzir modelos não lineares ou imprecisos, os quais não apresentam convergência através de modelagem matemática convencional.

Palavras – chave: Detecção de faces, Lógica "Fuzzy", Biometria, Processamento de Imagens.

ABSTRACT

Nascimento, A. V. (2005) ***Detection of Human Faces in Digital Images: an algorithm based on Fuzzy Logic*** M.Sc. Dissertation – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2005.

The present master dissertation aims to develop a methodology based on Fuzzy Pattern (KLIR ; YUAN, 1995) to detect human faces in digital images.

Considering that " people are easily able to recognize human faces", this study foresees the research of the relative information to this recognition using the acquired results, in a "Fuzzy" scheme, for the identification of human faces in digital images. It´s proposed an algorithm which automatically classifies or not the regions of an image in human faces. It is based on the information acquired from people by means of a field research where the answers are stored numerically for the creation of the fuzzy classification. Drawings *"line-draw"* were created to represent human faces and were presented to the people interviewed to furnish information for the creation of the fuzzy rules. After that the algorithm was able to identify human faces in digitalized images.

The algorithm utilizes simple images containing a frontal face, which lose their characteristics when they are processed (edges extration, erosion, binary image, etc...) and make their identification difficult. The fuzzy algorithm is also able to classify the images within the set of frontal human faces. The Fuzzy Logic has a recent history, however, it has always demonstrated its versatility, mainly regarding the translation of non-linear or inexact models which do not present conventional mathematical convergence through modeling.

Key Works: Face detection, Fuzzy Logic, Biometry, Image Processing.

CAPÍTULO - 1

Introdução

Localizar e identificar corretamente faces humanas em imagens digitais é um desafio que tem motivado diversos pesquisadores (CAI; GOSHTASBY, 1999), (SAMAL ;YENGAR, 1992). Suas aplicações estendem-se desde teleconferências, videofone, sistemas de segurança entre outras. Embora seja claro que as pessoas consigam reconhecer facilmente as faces, não é tão claro como as mesmas são codificadas e armazenadas e muito menos como a familiaridade afeta esse processo complexo. Não é fácil implementar a experiência ou *"conhecimento"* para reconhecimento de faces humanas em uma máquina (BRUNELLI ; POGGIO,1993). Inserido no contexto do Sistema de Visão Artificial, o processo de detecção e reconhecimento de faces humanas em cenas cresce significativamente em importância.

Uma abordagem nesse âmbito possui aplicações imediatas no campo científico e no campo comercial. No primeiro caso, buscam-se melhorias na interface entre homem e máquina, por meio do reconhecimento facial. No segundo, a indústria de segurança é uma das principais empregadoras: vigilância e segurança de departamentos, controle de multidões, localização de criminosos.

Na década de 70, foram usadas técnicas típicas de classificação de padrões, que utilizavam medidas de atributos entre características de faces frontais ou perfis.

No início da década de 80, com os avanços alcançados pela microeletrônica e no desenvolvimento de arquiteturas paralelas de processamento, as técnicas digitais passaram a ser utilizadas para reconhecimento e caracterização de objetos e faces presentes em uma imagem (PERELMUTER ; CARRERA, 1995).

Desde o início da década de 90, pesquisas em FRT *"Face Recognition Technology"* apresentaram um crescimento significativo (LEE ; WHALEN,1996), tendo em vista algumas razões: aumento nas pesquisas de

projetos comerciais e civis; o ressurgimento de classificadores e redes neurais com ênfase em adaptação e computação em tempo real; e o aumento da necessidade de aplicações em segurança devido ao tráfico e terrorismo.

Nos últimos anos, cresceu o cuidado com problemas como segmentação e localização de uma face numa dada imagem e a extração de características como olhos, boca, nariz, etc. (PENTLAND, 2000). Também vários avanços foram obtidos no desenvolvimento de classificadores estatísticos e de redes neurais para faces, e os mais recente como os métodos baseados na Lógica "Fuzzy".

A detecção e o reconhecimento de faces humanas é uma área muito promissora, que possui diversos problemas não resolvidos; é uma das áreas mais desafiadoras no campo da visão computacional e do reconhecimento de padrões (YOW ; CIPOLLA, 1997). A indexação e a recuperação de imagens de vídeo contendo atividades humanas requer a detecção automática da localização das faces dentro da cena. Técnicas que reconhecem faces ou analisam expressões faciais também requerem conhecimento sobre a localização facial dentro da imagem.

Métodos seguros e robustos podem ser usados em variedades de aplicações, como por exemplo, em sistemas de segurança de empresas e aeroportos ou em sistemas de identificação de suspeitos (GROβ, 1994).

Outro sistema que vem sendo desenvolvido é o de identificação de pessoas mesmo que essas não percebam que estão sendo observadas, de forma que no futuro, possivelmente uma criança desaparecida poderá ser localizada através de imagem de câmeras espalhadas em pontos estratégicos de uma cidade, como estações de metrô, cruzamento de avenidas ou até mesmo satélites.

Além dessas aplicações, várias outras que motivam a pesquisa nessa área são analisadas por CHELLAPPA et al. (1995), como:

- identificação pessoal para banco, passaporte, fichas criminais;
- sistemas de segurança e de controle de acesso;
- monitoramento de multidões em estações, shopping centers, etc;
- criação de retrato falado;
- busca em fichas criminais;

- envelhecimento computadorizado para auxiliar na busca de desaparecidos;
- interfaces perceptuais homem-máquina com Reconhecimento de Expressões Faciais.

Um considerável esforço tem sido dedicado à resolução do problema de reconhecimento e caracterização de objetos e faces presentes em uma imagem.

O processo de Detecção de Faces Humanas é um dos problemas chave no Reconhecimento de Faces (YANG ; HUANG, 1994). Sistemas de acompanhamento real de pessoas e decisões rápidas por robôs necessitam, por vezes, apenas da informação de localização da face proporcionada por uma modelagem de detecção. O crescimento da utilização de sistemas de reconhecimento no mundo contemporâneo exige processos de detecção cada vez mais robustos e ágeis; aplicáveis desde mecanismos de teleconferência empresarial até mecanismos de segurança, tais sistemas de Visão Computacional tornaram-se uma constante.

1.1 Estrutura do trabalho

No segundo capítulo são discutidos alguns aspectos do processamento de imagens com faces, tais como: a detecção, que é um pré-processamento necessário para qualquer sistema de reconhecimento facial, suas aplicações e o reconhecimento de gestos e expressões faciais.

No terceiro capítulo é apresentada a importância da detecção das faces em imagens digitais, e os principais métodos utilizados.

No quarto capítulo são mostradas as técnicas descritas na literatura para a aplicação da Lógica Nebulosa, discutindo-se a abordagem proposta.

No quinto capítulo é apresentada a pesquisa de campo que fornece subsídios para o desenvolvimento deste trabalho e o processamento de imagens de faces humanas frontais retiradas de dois bancos de imagens, um de treinamento e outro de testes, ambos compostos por 100 imagens. Este processamento visa obter imagens binárias. Submetendo essas imagens processadas ao algoritmo desenvolvido de classificação por lógica nebulosa, o mesmo atribui um grau de pertinência a elas, definindo a capacidade de identificar baseada na extração do conhecimento humano.

No sexto capítulo são apresentadas, as conclusões, resultados e as propostas para os trabalhos futuros.

CAPÍTULO - 2

Processamento de imagens com faces humanas

2.1 – Reconhecimento de expressões faciais

Um dos meios básicos de linguagem corporal é o uso de expressões faciais. De fato, o rosto humano transmite múltiplas informações sobre uma pessoa simultaneamente, tais como emoção, humor, atitude, idade, sexo e raça (MAGNENAT et al., 1994). Essas informações têm um caráter universal, ou seja, mesmo em diferentes culturas e em diferentes épocas, as expressões faciais que explicitam tristeza, alegria, dor e outras expressões sempre foram as mesmas (DARWIN,1872 *apud* EKMAN ; FRIESEN,1977). Os seres humanos possuem uma familiaridade natural com o rosto. Esta familiarização inicia-se desde o momento em que nascemos, e é aprimorada ao longo de toda a vida. Somos capazes de identificar uma única face entre milhares de outras.

Sistemas automáticos de análise de expressões tentam reconhecer um pequeno grupo de expressões: alegria, surpresa, ira, tristeza, medo e nojo. Tais expressões, entretanto, não ocorrem freqüentemente. As emoções humanas e intenções são comunicadas mais vezes pelas mudanças discretas em uma ou duas características faciais, como apertar os lábios na ira ou abaixar os seus cantos na tristeza (KANADE et al., 2000a).

Pequenos movimentos, mesmo que muito sutis não nos passam desapercebidos e podem modificar toda a informação que está sendo transmitida. Por exemplo, quando uma pessoa está mentindo, sua expressão facial normalmente permite que percebamos este fato, ainda que a diferença para a expressão facial de alguém que transmita a mesma informação, porém falando a verdade, seja mínima. Assim sendo, não é incorreto dizer que, de certa maneira, todas as pessoas são especialistas em rostos humanos.

HUANG ; PAVLOVIC (1995) apresentam uma revisão de trabalhos relacionados com a modelagem, análise e síntese de gestos de mão. Alguns trabalhos anteriores foram apresentados por BAUDEL e BEAUDOIUN (1993) que usaram uma luva mecânica para controlar a apresentação no computador. FUKOMOTO et al. (1992) também apresentaram um método para guiar a apresentação no computador, mas sem usar uma luva. DARELLE e PENTLAND (1993) usaram modelos de vista, os quais são automaticamente treinados através de uma seqüência de imagens para representar todas as possíveis posições de uma mão, usando correlação.

2.2 Modelagem das Expressões Faciais por Músculos

A partir de 1987, as pesquisas em reconhecimento facial por computador tomaram um novo rumo com a introdução de simulação dos músculos da face. Dois trabalhos deram origem quase que simultaneamente à este campo de pesquisa. THALMANN et al. (1998) desenvolveram um modelo de simulação de músculos bastante simples, chamado de "pseudomúsculo", por basear-se em um modelo empírico e não na simulação física. O modelo utilizado por THALMANN simula a ação dos músculos através de técnicas de deformação livre de formas "*Freeform Deformations", ou* FR. Para a criação de expressões foi utilizado um método chamado de Ação Abstrata de Músculos "*Abstract Muscle Action, ou* AMA". As expressões são divididas em pequenas ações *AMAs* e para cada ação é especificado o movimento (contração ou relaxamento) que os pseudomúsculos devem fazer. As AMAs são chamadas de parâmetros de expressões de baixo nível. Combinando-se as AMAs, obtém se expressões de um nível mais alto. WATERS (1987) desenvolveu um sistema de simulação de músculos baseando-se em modelos físicos.

2.3 Primeiras pesquisas em faces humanas

As primeiras publicações significativas na área de faces humanas foram feitas por (DUCHENNE,1862 ; DARWIN,1872 *apud* EKMAN ; FRIESEN, 1977). DUCHENNE investigou a importância que alguns músculos da face exercem nas expressões, utilizando uma técnica simples que consiste em

aplicar uma pequena corrente elétrica em determinadas áreas do rosto, fazendo com que os músculos se contraiam. O método se destacou pelo uso de fotografias, uma inovação para a sua época.

Em 1872, DARWIN publicou o livro "*The Expression of the Emotions in Man and Animals*", um estudo sobre a universalidade das expressões faciais. Mesmo em diferentes épocas, culturas e raças, expressões faciais que representam dor, alegria, tristeza, seriedade ou força são sempre semelhantes. DARWIN demonstrou que expressões de ataque, medo e dor são semelhantes para os homens e os animais. Apesar dessa publicação nunca ter obtido o reconhecimento do livro "*The Origin of Species*", durante todo o século as seguintes pesquisas sobre os rostos humanos foram basicamente refinamentos das teorias propostas por DARWIN.

EKMAN ; FRIESEN (1977) propuseram um sistema chamado "*Facial Action Coding System*" FACS descrito em PARKE ; WATERS (1996), no qual foram classificadas as ações dos músculos da face. Estas ações receberam o nome de "*Unidades de Ação*" ou UA. Cada unidade de ação representa o conjunto de músculos que devem ser relaxados ou contraídos para resultar em um pequeno movimento em uma parte do rosto, como mostra a tabela 2.1. Os autores demonstraram que com a combinação de quarenta e seis unidades de ação, é possível criar uma ampla gama de expressões faciais.

TABELA 2.1- Unidades de Ação do Sistema de Código de Ação Facial

AU	Músculo facial	Descrição do movimento do músculo
1	Frontal, parte medial	Canto interno da sobrancelha elevado
2	Frontal, parte lateral	Canto externo da sobrancelha elevado
4	Corrugador do supercílio, depressor do supercílio	Sobrancelhas desenhadas medialmente e para baixo
5	Levantador da pálpebra superior	Olhos ampliados
6	Orbicular do olho, parte orbital	Bochechas elevadas, olhos estreitos
7	Orbicular do olho, parte palpebral	Pálpebra inferior elevada e desenhada medialmente
9	Levantador do lábio superior e da asa do nariz	Lábio superior elevado e invertido, parte superior do sulco nasolabial aumentado
10	Levantador do lábio superior	Lábio superior elevado, sulco nasolabial aumentado
11	Levantador do ângulo oral (a.k.a. canino)	Parte inferior a medial do sulco nasolabial aumentada

AU	Músculo facial	Descrição do movimento do músculo
12	Zigomático maior	Cantos dos lábios puxados para cima e lateralmente
13	Zigomático menor	Ângulo da boca elevado
14	Bucinador	Cantos dos lábios pressionados. Bochechas comprimidas contra os dentes
15	Depressor do ângulo oral (a.k.a. triangular)	Canto da boca puxado para baixo e para dentro
16	Depressor do lábio inferior	Lábio superior puxado para baixo e lateralmente
17	Mento	Pele do queixo elevada
18	Incisivo do lábio superior e incisivo do lábio inferior	Lábios franzidos
20	Risório/platisma	Cantos dos lábios puxados lateralmente
22	Orbicular da boca	Lábios afunilados
23	Orbicular da boca	Lábios contraídos
24	Orbicular da boca	Lábios pressionados juntos
25	Depressor do lábio inferior ou relaxador do mento ou orbicular da boca	Lábios afastados
26	Masseter, relaxador temporal e pterigóideo interno	Maxilar diminuído
27	Pterigóideo e digástrico	Boca esticada aberta
28	Orbicular da boca	Lábios succionados
41	Relaxador do levantador da pálpebra superior	Pálpebra superior caída
42	Orbicular do olho	Olhos semiabertos
43	Relaxador do levantador da pálpebra superior; orbicular do olho, parte palpebral	Olhos fechados
44	Orbicular do olho, parte da pálpebra	Olhos semiabertos
45	Relaxador do levantador da pálpebra superior, orbicular do olho, parte palpebral	Piscar
46	Relaxador do levantador da pálpebra superior, orbicular do olho, parte palpebral	Piscar

Fonte: Manual, Consulting Psychologists Press (EKMAN ; FRIESEN 1977)

Embora exista um pequeno número de unidades de ações anatômicas, mais de 7.000 combinações de AU têm sido observadas.

O reconhecimento automático de AU é um problema difícil porque não existem definições quantitativas e as mesmas aparecem em combinações complexas (KANADE et al., 2000b). A partir de 1999, pesquisadores têm se empenhado arduamente para a criação de sistemas totalmente automáticos.

BARTLETT et al. (1999) construíram um sistema híbrido para reconhecer 6 AUs em vista superior da face, usando 50 projeções, 5 medidas de características e 6 "templates" de movimento.

PANTIC ; ROTHKRANTZ (2000) desenvolveram um "*Sistema para o Reconhecimento de Expressões Faciais*" ISFER. Esse sistema fornecia informações quantitativas e qualitativas sobre diferentes sinais de comunicação expressivas em diferentes níveis. No mais baixo nível, o sistema detectava um sinal gestual mostrado pela pessoa observada. No próximo nível, o sistema categorizava o sinal detectado como uma ação facial específica (por exemplo, sorrir), uma ação corporal específica (por exemplo, encolher os ombros), uma reação vocal específica (por exemplo, falar rápido), ou uma reação fisiológica específica (por exemplo, suar). No mais alto nível, o sistema deveria reconhecer as intenções do usuário.

KOBAYASHI ; HARA (1997) apresentaram reconhecimento em tempo-real, classificação de emoção singular e combinação de seis expressões básicas. Eles trabalharam na realização de uma face de robô 3D animada que podia reconhecer e reproduzir as expressões. Usaram dados de distribuição de brilho de imagens faciais e rede neural de propagação de gestos de três camadas para a classificação e síntese das expressões faciais.

BLACK ; YACOOB (1998) também utilizaram um modelo de fluxo ótico de movimento da imagem para analisar as expressões faciais. O trabalho explorou o uso de modelos de fluxo ótico parametrizado para o reconhecimento de seis expressões de emoções básicas: alegria, surpresa, ira, tristeza, medo e nojo.

Em 2000 foi proposto por KANADE et al. (2000b) um sistema de análise automática de AU usando características faciais. Inicialmente, a orientação da cabeça é detectada e a partir daí mudanças sutis nos componentes faciais são medidas. As AUs são usadas como uma coleção de parâmetros faciais e classificadas por uma rede neural. Nesse trabalho, foi focalizado o reconhecimento em AUs de faces ligeiramente inclinadas olhando para baixo porque os lábios são muito mais deformáveis que os olhos. Nove parâmetros são usados para descrever o formato, o movimento e o estado dos lábios e sulcos das faces.

Para o *reconhecimento de expressões faciais*, alguns autores utilizaram métodos que exploram especificamente parâmetros que são influenciados por alterações da forma da boca, dos olhos e do contorno da face relacionadas com expressões faciais, utilizando, por exemplo, fluxo óptico. Provavelmente, este é o motivo pelo qual a tarefa de classificação das faces seja o modelo mais popular na realização de testes de extração de características faciais para reconhecimento. (MCKENNA et al., 1997). Outro problema relacionado é o de categorização de faces, que trata da classificação das pessoas em categorias discriminando, por exemplo, gênero, faixa etária e etnia (VALENTIN, 1994). Nesse caso, as classes representam as categorias as quais as pessoas pertencem (e não a identidade de cada indivíduo). Vários autores utilizaram métodos muito similares ao de categorização de faces, em que o treinamento e a classificação são efetuados de forma que cada categoria represente um tipo diferente de expressão facial. Além disso a tarefa de distinguir entre imagens de faces e imagem de outros objetos é um outro problema de duas classes (faces e não-faces) pertencente ao escopo de detecção de faces.

2.4 Detecção de faces humanas

O desempenho da detecção da face influencia diretamente o reconhecimento. A detecção automática pode ser segmentada em duas partes: uma incluindo a face e a outra representando as regiões da face. Vários métodos têm sido propostos e alguns têm sido usado em práticas e aplicações (JAIN ; ZONGKER, 1997).

A detecção automática localiza a região de uma face, com seus respectivos componentes: olhos, boca e nariz e o reconhecimento, por exemplo, distingue uma face humana a partir de outros tipos de padrões de fundo.

Três fatores tornam esse problema mais complexo. Primeiro, variações de padrões devido a diferenças na aparência facial, discrepâncias entre imagens diferentes de uma mesma face, expressão e cor da pele. Segundo, ocultação de características faciais por objetos como óculos e bigode e também cabelo na face e maquiagem. Terceiro, a escala e a orientação da

face na imagem, o que dificulta a utilização de "*templates*" fixos para achar as características, assim como a presença de ruídos, oclusões e mudanças na iluminação, as quais podem projetar ou remover sombras (SUNG ; POGGIO, 1998).

Há duas abordagens para detecção de faces. Na primeira, a face é tratada atomicamente. Um modelo geral representando os principais traços da face é utilizado como aproximação para a face que se deseja localizar. Esse modelo pode ser estático (quando informações prévias são conhecidas de antemão, por exemplo: o tamanho aproximado das faces em relação à imagem total ou o número de faces presentes na cena) ou deformável (métodos mais genéricos em que nenhuma informação a respeito da cena é previamente conhecida).

Na segunda abordagem, a face é localizada através de alguns de seus componentes, tais como olhos, boca e nariz. Da mesma forma que na abordagem anterior, a disponibilidade de informações prévias definirá uma estratégia mais específica ou genérica.

A detecção automática pode, então ser diretamente classificada em dois grupos: o primeiro grupo é usado para separar e realçar uma face qualquer, e o segundo contribui para a tomada de decisão e integração severa na detecção dos resultados (YANG ; HUANG, 1994).

Diversas aplicações distinguem traços e localizam o contorno da face. A detecção e realce da face pode ser baseada na geometria de relações.

Imagens de faces com simples fundo são vista em muitas práticas e aplicações. Há muito tempo, métodos diferentes têm sido propostos de forma semelhante para tais imagens específicas (YANG ; HUANG, 1994).

Alguns métodos detectam faces através do casamento de características. Um método desenvolvido por YOW ; CIPOLLA (1997) usa filtros Gaussianos para localizar características semelhantes a barras horizontais nas imagens. Assim, características alongadas tal como olhos e boca são localizadas. Comparando-se suas relações com a de um modelo de face, possíveis faces são localizadas. Mudando-se o tamanho do filtro Gaussiano, esse método pode detectar faces de diferentes tamanhos em uma imagem. Um método similar é descrito por COOTES ; TAYLOR (1996) que utilizam características estatísticas ao invés de procurar por barras horizontais.

A localização e o rastreamento das características faciais constitui um tópico de pesquisa clássico em visão computacional. Neste problema reside o fato de que o reconhecimento de uma face pode ser realizado eficientemente utilizando apenas suas características faciais, olhos, nariz e boca. Existem evidências biológicas (MOGHADDAM, 1995) de que os olhos cumprem o papel mais importante no reconhecimento de uma face. (BRUNELLI ; POGGIO, 1993) mostram que a detecção baseada em características faciais pode alcançar melhores resultados, tendo em vista que esta abordagem torna-se invariante a cortes de cabelo, penteados, maquiagem, etc.

2.5 Reconhecimento de faces humanas

O reconhecimento de faces humanas é usado por todos nós na nossa rotina diária seja para identificar pessoas com quem cruzamos ou para saber qual o seu estado de espírito nesse momento, o reconhecimento é fundamental. De fato, se o ser humano não tivesse a capacidade de reconhecer expressões faciais tais como alegria, ira ou surpresa, o relacionamento social seria bem mais difícil. A capacidade de reconhecimento começa muito cedo, já que crianças com poucos meses de vida já reconhecem as pessoas que lhes são mais chegadas. Ao longo dos anos, essa capacidade é desenvolvida pelo cérebro humano, culminando na espantosa ferramenta de reconhecimento que quase todos os seres humanos adultos possuem. Mesmo que passem muitos anos ou a face apresente alterações significativas, tais como a presença de óculos, barba ou um corte de cabelo diferente, o reconhecimento acontece normalmente, sem grandes dificuldades. Num sistema automático de reconhecimento de faces deve ter-se em conta alguns dos aspectos psicofísicos mais importantes da visão humana.

O reconhecimento de faces é um dos mais importantes meios utilizados em aplicações para controle de acesso a lojas e edifícios e tem sido bastante pesquisado nos últimos anos (PENTLAND, 2000). Entretanto, poucos têm atingido uma performance confiável devido à dificuldade de distinguir as diferenças individuais daqueles que tem a mesma configuração facial e ainda compete com variações diversas na aparência de uma face em particular

devido a mudanças na postura, iluminação, uso de maquiagem e expressão facial.

Devido a sua importância prática e aos interesses dos cientistas cognitivos, a pesquisa em Reconhecimento de Faces é tão antiga quanto a própria Visão Computacional (PENTLAND, 2000).

CHELLAPPA et al. (1995) apresentam uma análise de trinta anos de pesquisa em reconhecimento de faces humanas, citando 221 trabalhos. Atualmente, o avanço das técnicas computacionais inteligentes como Sistemas Especialistas, Lógica "Fuzzy", Redes Neurais, Algoritmos Genéticos e "*Análise do Componente Principal*" PCA, têm permitido novas abordagens para esse problema, com mais precisão e maior abrangência de aplicação.

2.6 – Processo básico no reconhecimento de faces humanas

SAMAL ; IYENGAR (1992) identificam cinco processos básicos no projeto e implantação de um sistema de reconhecimento de faces humanas.

- **Representação de faces:** Todas faces conhecidas devem ser armazenadas (codificadas) em algum formato para que as mesmas possam ser usadas nos métodos que utilizam procedimentos de identificação. As faces podem ser representadas por uma matriz bi-dimensional ou um conjunto de características (vetor de características).

- **Detecção de faces**: Localizar a face na cena. Vários fatores tornam este problema mais complexo tais como cabelo na face, maquiagem, óculos, bigode, má formação facial, os quais escondem as características faciais. Outro problema é a escala e a orientação da face na imagem, pois isso dificulta a utilização de "*templates*" fixos para achar as características. A presença de ruídos e oclusões são outros tipos de problemas que também ocorrem.

- **Identificação das faces**: O problema de identificação de faces em técnicas convencionais de reconhecimento é referente ao casamento "*matching*" entre as características extraídas e as características acumuladas em um banco de dados.

➢ **Análise de expressões faciais**: Este é um problema de modelar as emoções humanas e correlacioná-las com as características faciais e suas mudanças.

➢ **Classificação das faces:** Uma tarefa fácil para os seres humanos é classificar as faces em homem ou mulher, ou supor a idade ou raça das pessoas. Para as máquinas, esta é uma tarefa muito complexa sendo necessário uma larga quantidade de conhecimento. Atualmente os sistemas de processamento de face são desenvolvidos somente sobre restritos bancos de dados de imagens em termos de tamanho, idade, sexo e raça e eles assumem total controle do ambiente.

2.7 - Considerações finais

Pode-se dizer que o processo de detecção de faces tem uma importância significativa dentro do escopo geral de reconhecimento de faces e exerce um papel fundamental na redução do domínio de aplicação dos algoritmos de identificação e classificação, otimizando a busca e o reconhecimento, ou seja, localizar uma face humana dentro de uma imagem digital é uma tarefa primordial para que o algoritmo de reconhecimento possa desempenhar o seu papel eficientemente.

No entanto, ao se processar uma imagem (filtragem, eliminação de ruídos, segmentação) diversas características que caracterizam uma face humana podem se perder, o que motiva o desenvolvimento de um algoritmo que opere bem mesmo com essas limitações.

CAPÍTULO - 3

Detecção de faces humanas em imagens digitais

3.1 Introdução

Métodos de identificação de pessoas sempre foram muito importantes para toda a sociedade. As pesquisas em reconhecimento de faces vêm se desenvolvendo no sentido da criação de sistemas capazes de identificar pessoas mesmo quando essas não percebem que estão sendo observadas.

O processo de Detecção de Faces Humanas é fundamental para o Reconhecimento de Faces. Como exemplos de métodos de detecção e reconhecimento de faces em imagens, pode-se citar: CAMPOS et al. (2000), FERIS (2001), YANG et al. (1997), FERIS et al. (2000), KONDO ; YAN (1999), ROWLEY et al. (1998), YACHIDA et al. (1999), WANG ; TAN (2000), SUNG ; POGGIO (1998), LIN ; FAN (2001).

Devido à sua importância prática e aos interesses dos cientistas cognitivos, a pesquisa em reconhecimento de faces é tão antiga quanto a própria visão computacional (PENTLAND, 2000). Outra evidência do crescimento dessa área de pesquisa é a existência de conferências específicas de reconhecimento de face e gestos (BICHSEL,1995).

A segmentação é uma das etapas fundamentais em tarefas de processamento digital de imagens. Tecnicamente falando, a segmentação subdivide a imagem em suas partes (ou objetos) constituintes. GONZALES ; WOOD (1993), PERELMUTER ; CARRERA (1995) consideram a segmentação automática como uma das mais difíceis tarefas de processamento digital de imagens.

Existem várias abordagens para a detecção automática de faces (YANG et al., 1997).

3.2. Detecção de faces através da cor

BONVENTI (2000) desenvolveu um método para classificar pixels de imagens coloridas utilizando as informações cromáticas *matiz* e acromáticas *brilho*. As cores dos pixels foram representadas no espaço de cores HSI e sua classificação feita através de lógica nebulosa. O espectro de cores obtido da imagem foi dividido em conjuntos nebulosos e a atribuição de rótulos foi feita por regras de inferência nebulosas. Partes de um controlador nebuloso genérico foram empregadas para definir a "*fuzzyficação*" das funções de pertinência, e as regras de "*desfuzzyficação*".

A Lógica Nebulosa torna-se bastante apropriada na tarefa de classificação, pela sua característica de descrever estes atributos lingüísticos de conjuntos nebulosos (ZADEH, 1973). Recentemente, a associação de lógica nebulosa com processamento de imagens tem sofrido considerável crescimento (KIM et al., 1997; LIM ; LEE, 1999; SALLES ; LING, 1993). A grande maioria desses autores descrevem os atributos da imagem acromaticamente, ou seja, associa rótulos lingüísticos apenas ao brilho das partes da imagem (ITO et al., 1995). A aplicação de tais métodos encontra grandes dificuldades ao distinguir sombras dos objetos, ou ainda, duas cores com matizes diferentes com a mesma intensidade luminosa. A adição de informação cromática *matiz* para uma descrição nebulosa é bem recente (YACHIDA et al., 1999).

ITO et al. (1995) demonstrou que a partição dos universos de discurso matiz e intensidade, e a definição das formas das funções de pertinência dos pixels são conectados por similaridade de cores. Obviamente, é possível observar objetos iguais em pontos diferentes da cena com os mesmos atributos cromáticos. Neste caso, os pixels terão a mesma classificação, porém não estarão conectados.

FERIS (2000) apresenta um modelo estatístico de pele através do espaço de cores RGB. A primeira etapa do método consiste em um treinamento supervisionado a partir de amostras de cor da pele humana. Nesse trabalho, um banco de 40 imagens de faces coloridas foi utilizado para realizar o treinamento. Tais imagens foram obtidas de pessoas de diferentes raças, idades e sexo, com variação das condições de iluminação. No processo de

treinamento, uma região de cor da pele é selecionada e sua representação RGB armazenada. A partir dos dados de treinamento, as cores da pele humana formam um agrupamento *cluster* no espaço de cores.

Métodos recentes de detecção de faces foram desenvolvidos em imagens de tons de cinza, entretanto, a maioria destes, trabalham com imagens coloridas (WEI ; SETHI, 1999). Esses métodos, primeiramente selecionam prováveis regiões de pele, extraem informações destas regiões e, posteriormente, detectam faces usando padrões faciais.

Em DAI ; NAKANO (1996) são isoladas e mantidas as regiões laranja no espaço de cores YIQ como uma região de pele e o restante é eliminado. Então são utilizadas características de texturas em imagens em escala de cinza para identificar essas regiões. CHEN et al. (1995) adotam um mapa de cores no espaço HSV, para representar possíveis cores de pele. SOBOTTA ; PITAS (1996) detectam regiões de pele em imagens usando a matiz *hue* e a saturação. MIYAKE et al. (1990) utilizam um mapa de cores de pele no espaço CIE Luv. SCHIELE ; WAIBEL (1995) trabalham com os componentes verde e vermelho em um grande número de imagens para construir um histograma. O histograma obtido é então empregado para computar a probabilidade de uma combinação particular desses componentes pertencerem à pele. As probabilidades são usadas para classificar os pixels da imagem em regiões de pele e não-pele. CROWLEY ; BERARD (1997) também adotam esse método para rastrear faces em imagens de vídeo. CAI ; GOSHTASBY (1999) empregam o espaço de cores CIE Lab, descartando a componente luminância, devido a sua variação.

SABER ; TEKALP (1998) e WEI ; SETHI (1999) usam o espaço de cores YES, onde Y representa a luminância e E e S a crominância. De acordo com os autores esse espaço proporciona uma melhor representação por causa de sua eficiência computacional e a ausência de não-singularidades no processo de transformação da cor.

De acordo com YANG et al. (1997) a distribuição de cores da pele no espaço cromático pode ser eficazmente aproximada por um modelo Gaussiano.

Assim, a partir dos dados de treinamento, os parâmetros - média e matriz de covariância - de uma Gaussiana bivariada, podem ser determinados para configurar o modelo de cor da pele.

CAMPOS (2000) apresentou um trabalho com a aproximação baseado na cor da pele para detectar faces, o método é adaptável a cor da pele. As cores que caracterizam a pele humana variam muito com relação a intensidade, embora fiquem concentradas numa região estreita do espectro de cores (WANG et al., 2000). O uso da cor da pele fornece uma maneira eficiente para encontrar regiões candidatas para as faces ou mãos em imagens de cor. Entretanto, não é fácil encontrar regiões de cor da pele porque a cor das regiões da pele varia de imagem à imagem devido diversas razões. O método é aplicável às imagens em situações mais gerais porque é capaz de ajustar seus valores do ponto inicial até o final separando a cor da pele e as regiões do fundo similar que colorem as regiões. Estas aproximações baseadas na cor são eficientes com respeito a processar em tempo real, mas não são robustas à presença de objeto próximo as imagens a ser reconhecida através da cor da face. Alguns problemas adicionais desta aproximação incluem o fato que as cores das imagens envolvem uma série de dados maior que as imagens em escala de cinza e que a maioria dos sistemas de segurança usam câmeras em escala de cinza em vez das câmeras coloridas.

LIN ; FAN (2001) propõe a implementação e detecção de faces através da informação da cor de pele, a partir da binarização das imagens.

No método desenvolvido por LIN ; FAN (2001) o processo de binarização utiliza a informação da cor. Originalmente, os autores convertiam as cores da imagem em uma escala de cinza e, então, utilizavam a informação de intensidade para binarizar a imagem. Esse procedimento é suficiente para a detecção de faces, uma vez que as regiões dos olhos e da boca são mais escuras que a pele do rosto, porém, o tempo de processamento pode ser reduzido se o algoritmo se concentrar nas regiões da imagem caracterizadas pela cor da pele.

YACHIDA, et al. (1999) descreveram um método eficaz para detectar as faces nas imagens coloridas baseadas na teoria "fuzzy". Eles trabalharam com dois modelos "fuzzy", um para descrever a cor da pele e outro para descrever a cor do cabelo e utilizaram cores perceptuais para aumentar a

precisão do trabalho. Criaram um modelo para extrair as regiões de cor da pele e outro para extrair as regiões de cor de cabelo, utilizando-se de um teste padrão para detectar as faces.

3.3 - Detecção de faces em imagens em tons de cinza

CAMPOS et al. (2000) apresentaram um método para detectar faces em imagens classificando como sendo faces ou não faces usando descritores de Fourier. Aplicaram um filtro horizontal para a detecção da borda na imagem seguida da extração do sinal unidimensional do mapa computado da borda, calcularam os descritores de Fourier deste sinal e classificaram a imagem usando classificadores estatísticos. Este método pode ser usado para desenvolver um sistema rápido de detecção de faces em imagens de tons de cinza. O algoritmo extrai um sinal unidimensional do mapa horizontal da borda e caracteriza os testes padrões da face por um dos descritores de Fourier extraídos deste sinal. As características obtidas foram avaliadas treinando um classificador estatístico.

MOGHADDAM ; PENTLAND (1997) também apresentaram um trabalho de detecção de face com o uso das bordas da imagem. Este método mostra que as faces e as não faces podem ser conseguidas usando somente as bordas horizontais das imagens da face. As bordas horizontais preservam principalmente a informação dos olhos, sobrancelhas, boca e região em torno das narinas. Há duas aproximações básicas para explorar a informação associada às bordas horizontais: usar uma borda da imagem *diferenciada* e usar um mapa da borda (dada, uma imagem binária), para obter um "thresholding" ou procurando pelos locais de maiores regiões de borda da imagem.

WANG ; TAN (2000) descreveram um método baseado na informação da forma, o sistema pode ser muito eficiente para imagens em tons de cinza com um fundo simples. A imagem de entrada é realçada por meio de um histograma, seguida pela detecção de borda baseada na múltipla-escala do filtro. As bordas extraídas são então ligadas usando um método baseado em uma função de energia. O contorno da face é extraído finalmente usando a informação do sentido das bordas ligadas.

LIN ; FAN (2001) desenvolveram uma metodologia para detecção de faces humanas usando relações geométricas do triângulo isósceles. Essa abordagem é subdividida em três passos. No primeiro passo, é lida uma imagem, a qual pode ser colorida ou em níveis de cinza, que será convertida em uma imagem binária. No segundo, rotulam-se todos os componentes 4-conectados na imagem para formarem blocos e encontrar o centro de cada um deles. No terceiro, detectam-se três centros de três diferentes blocos que formarão o triângulo isósceles.

SUNG ; POGGIO (1998) utilizaram um método de detecção baseado em aprendizado indutivo, que produz uma hipótese máxima e especifica o que é consistente nos dados do treinamento. Eles propuseram uma hipótese de detecção de faces pela união de um número pequeno de elipses no espaço.O treinamento ajusta e computa o centróide de cada conjunto e a distância de "Mahalanobis" de cada membro do conjunto ao centróide. Se os conjuntos forem elipsoidais e os exemplos do treinamento forem representantes do conceito alvo, então calcula-se a distância "Mahalanobis".

BEUMIER C.; ACHEROY M. (1997) desenvolveram uma metodologia para a aquisição e autenticação automática de faces em níveis de cinza através da análise de superfície facial utilizando um modelo 3D.

ROWLEY et al. (1998) descreveram um método para detectar faces frontais em imagens com escala de cinza baseado em redes neurais. O algoritmo trabalha aplicando diretamente às partes da imagem de entrada a uma ou mais redes neurais fornecendo seus resultados. Cada rede é treinada para detectar na entrada a presença ou a ausência de face na imagem através de um conjunto de filtros. Um árbitro combina as saídas. Os filtros examinam cada posição da imagem em diversas escalas, procurando as posições que podem conter face. O árbitro então funde as detecções dos filtros individuais e elimina detecções sobrepostas. O sistema é composto de redes múltiplas para melhorar o desempenho sobre uma única rede. Eles apresentaram um procedimento direto para alinhar exemplos positivos de face para o treinamento. Para coletar exemplos negativos, utilizaram um algoritmo que adiciona detecções falsas no treinamento.

HAN et al. (1998) descreveram um método de detecção de face eficiente para detectar múltiplas faces orientadas em todos os sentidos em um

ambiente desordenado. A técnica é desenvolvida através do pré-processamento e baseia-se na morfologia matemática. Inicialmente é feita a segmentação análoga dos olhos, em seguida, os segmentos análogos dos olhos previamente encontrados são usados como guias para encontrar regiões potenciais de face. Então, cada uma destas imagens potenciais de face é normalizada em um mesmo tamanho. Uma rede neural é treinada para a identificação das faces.

FADZIL ; CHEAH (1994) desenvolveram um método que detecta faces através do casamento de características. Eles usam um detector "multi-layer" para localizar a área dos olhos, baseado em uma rede neural. Assim, após a determinação dos olhos, possíveis faces são localizadas. Depois é feita a segmentação da imagem e no estágio final é usado um método baseado na Lógica "Fuzzy" para fazer o reconhecimento e nivelar a informação fornecida pelas redes neurais classificando a imagem em face ou não.

Um método similar é descrito por COOTES ; TAYLOR (1996), que utiliza características estatísticas ao invés de procurar pelos olhos.

3.4 - Considerações finais

Todos os métodos citados apresentam resultados mais ou menos eficientes de acordo com as aplicações a que se propuseram.

Nenhuma metodologia é cem por cento infalível e depende sempre da qualidade das imagens digitalizadas e dos processamentos adotados. Toda a vez que uma imagem é processada, contendo ou não faces humanas boa parte da informação do contorno, localização de partes de interesse e detalhes, são perdidas devido à necessidade de se aplicarem filtros para eliminação de ruídos.

Através dessa consideração, é que se propõe a abordagem deste trabalho, onde mesmo com partes importantes eliminadas durante o processamento da imagem, possa se conseguir localizar uma face humana. Para isso, pretende-se avaliar uma metodologia baseada em Lógica Nebulosa investigando-se a capacidade do seres humanos de reconhecer uma face humana em desenhos infantis construídos com linhas e partes.

CAPÍTULO - 4

Sistemas Nebulosos "Fuzzy"

ZADEH LOFTI A. (1965) observando que muitos conceitos no mundo real não podem ser bem representados usando limites claramente definidos, desenvolveu a teoria dos conjuntos nebulosos. A partir daí, inúmeras aplicações e destinos têm sido dados a essa teoria, nos mais variados campos como estatística, inteligência artificial, reconhecimento de padrões, programações lineares, entre muitos outros. Esta teoria generaliza a teoria clássica dos conjuntos para permitir que objetos possuam *graus de pertinência* a determinados conjuntos, possibilitando assim a representação de conceitos vagos e imprecisos, porém mantendo a precisão matemática no tratamento. A utilidade desse conjunto reside na sua habilidade de modelar dados incertos ou ambíguos encontrados freqüentemente na vida real (PAL ; MITRA, 1992).

Um conjunto "fuzzy" é descrito por uma função que designa graus de pertinência entre zero e um aos seus membros. Um elemento que tenha grau de pertinência igual a zero não pertence ao conjunto. Grau de pertinência igual a um, indica que o elemento pertence totalmente ao conjunto. Graus de pertinência entre zero e um significam que o elemento pertence parcialmente ao conjunto. Conjuntos nebulosos são maneiras de representar a imprecisão e a incerteza encontradas normalmente em problemas reais, aos quais os conjuntos tradicionais não podem representar adequadamente. O poder de representação dos conjuntos nebulosos encontra-se na capacidade de representar conceitos vagos e imprecisos, os quais seres humanos tratam com grande habilidade. A maioria dos problemas encontrados na vida real podem ser resolvidos com base em informações imprecisas, incompletas e vagas que estão disponíveis no momento, e mesmo assim as pessoas conseguem resolver esses problemas satisfatoriamente. Isso é devido ao processo de raciocínio aproximado a partir dessas informações, de modo a obter um resultado também aproximado, porém satisfatório para o problema em questão.

O *grau de pertinência* de um elemento de um universo a um determinado conjunto é representado por um número real no intervalo [0,1], que representa o quão verdadeira é a afirmação de que este elemento pertence a este conjunto (KLIR ; YUAN, 1995). Um grau de pertinência de 1 equivale ao clássico símbolo de pertinência $\in$ e um grau de pertinência de 0 equivale ao clássico símbolo $\notin$. Entretanto, graus intermediários também podem ser tratados com idêntica facilidade.

Um conjunto nebuloso é caracterizado por meio de uma função, denominada *função de pertinência*, que relaciona os elementos de um universo de discurso X aos seus respectivos graus de pertinência $\mu F(x)$ do conjunto nebuloso F, que pode ser descrito como um conjunto de pares ordenados.

$$F = \{ (x, \mu F(x)), x \in X \} \tag{4.1}$$

Na Figura 4.1 é apresentada uma função de pertinência para o conjunto nebuloso ***perto,*** em relação as medidas de distância genéricas. Nesta função, distâncias entre 0 e 20 unidades possuem valor de pertinência $\mu(x)=1.0$, significando que estas distâncias possuem total compatibilidade com o conceito de *perto*. Distâncias maiores que 20 e menores de 250 unidades, apresentam valores de pertinência decrescentes, representando afinidades cada vez menores com o conceito *perto*. Distâncias acima de 250 unidades possuem grau de pertinência $\mu(x)=0.0$, isto é, não são consideradas como tendo qualquer compatibilidade com o conceito representado. Os conceitos da teoria dos conjuntos nebulosos aproximam-se muito dos utilizados na linguagem e no raciocínio humano.

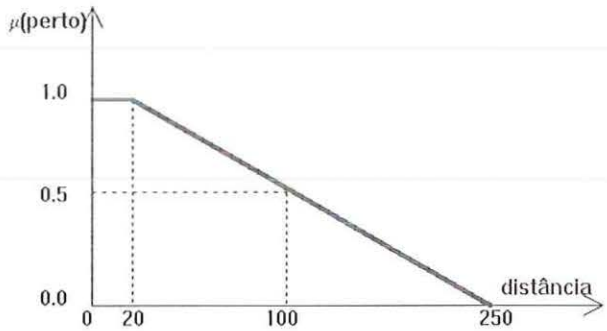


FIGURA 4.1 - Função de pertinência para o conjunto *perto*.

4.1. Relações Nebulosas

Uma relação nebulosa R entre dois conjunto clássico X e Y é um subconjunto nebuloso do produto cartesiano $X \in Y$, definido pela função de pertinência R(x,y) e expressa por:

$$R = \{ R(x,y) / (x,y), x \in X , y \in Y \} \quad (4.2)$$

Uma relação nebulosa expressa o *grau de correspondência* entre os elementos dos conjuntos clássicos X e Y, expresso como valores no intervalo [0,1], representando o nível de afinidade do par à relação.

4.2. Conjuntos Nebulosos e Variáveis Lingüísticas

Os conjuntos nebulosos representam uma informação imprecisa de maneira direta, através de graus de pertinência μ(x) de cada elemento x de um conjunto nebuloso. Um exemplo clássico é o tratamento humano a referências de altura: em lugar de usar números precisos, as pessoas utilizam um grupo de conjuntos nebulosos representativos. Neste caso, estes conjuntos poderiam ser simplesmente *Baixo*, *Médio* e *Alto*, e poderiam ser representados como na figura 4.2.

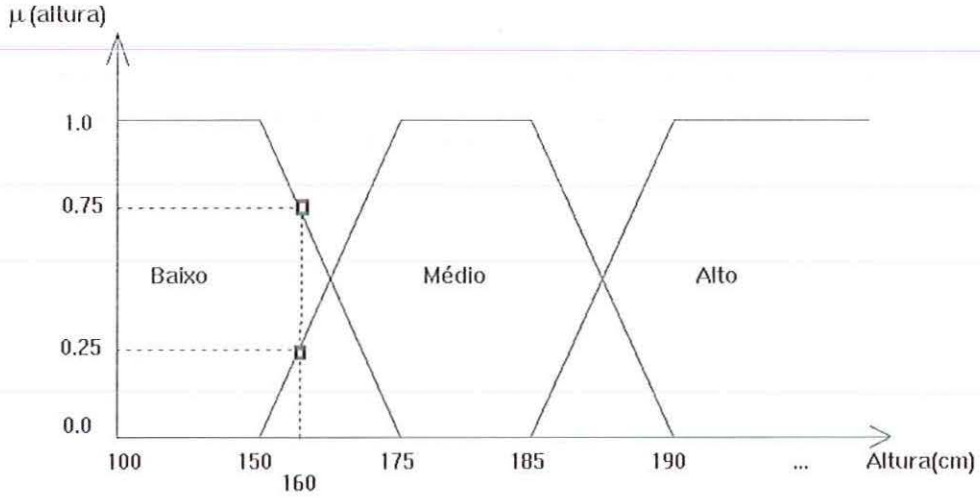


FIGURA 4.2 - Conjuntos Nebulosos representando altura.

Desse modo, pessoas podem ser classificadas de acordo com a altura, em um (ou mais) dos conjuntos nebulosos representativos deste conceito. Qualquer pessoa com menos de 150 centímetros, ou um metro e meio, teria grau de pertinência $\mu(x)=1.0$ ao conjunto nebuloso *Baixo*, isto é, se enquadraria totalmente no conceito de estatura baixa. Note também que os limites entre os conjuntos se sobrepõem, podendo assim um mesmo indivíduo, de um metro e sessenta (160 centímetros), por exemplo, se classificar tanto como *Baixo* quanto como *Médio*, mas com diferentes graus de pertinência. Uma representação precisa pode ser feita utilizando a notação valor/conjunto, sendo este elemento com 160 centímetros de altura caracterizado como 0.75/*Baixo* + 0.25/*Médio*. Cabe observar que a distribuição dos conjuntos sobre o universo de discurso pode ser arbitrário, que as funções podem aceitar quaisquer formato (trapezoidal, como no exemplo, mas também triangular ou gaussiana), e que pode ou não haver sobreposição de conjuntos. Toda esta generalidade proporciona uma alta capacidade de representação e de adequação ao problema a ser tratado.

Um conceito relacionado com conjuntos nebulosos é o de variável lingüística. Entende-se por variável um identificador que pode assumir um dentre vários valores. Deste modo, uma variável lingüística pode assumir um valor lingüístico dentre vários em um conjunto de termos lingüísticos. No exemplo da Figura 4.2, a variável poderia ser denominada *altura*, e assumir um dos seguintes valores: baixo, médio ou alto, elementos do conjunto T=(baixo, médio, alto).

Formalmente, uma variável lingüística é caracterizada pela quíntupla (X, T(X), U, G, M,) onde X é o nome do conjunto de termos (altura, no exemplo), U o universo de discurso, G uma gramática para gerar os termos T(X), e M o significado dos termos lingüísticos, representado através de conjuntos nebulosos.

Variáveis lingüísticas podem também conter modificadores (também lingüísticos) que alteram seu valor. Exemplos de modificadores válidos são: *muito*, *pouco*, *não muito*, *mais* ou *menos*. Existem também conectivos que podem ser aplicados à estas variáveis, e/*ou*. Assim, um valor válido para a variável lingüística *altura* seria *não muito alto e não muito baixo*. Os modificadores lingüísticos podem ser definidos matematicamente, como no

exemplo dos conjuntos *baixo* e *muito baixo*, onde o modificador *muito* é caracterizado por elevar cada ponto da função de pertinência à segunda potência. Os conectivos *and (e)* e *or (ou)* são equivalentes às operações de união e intersecção de conjuntos, respectivamente, podendo dar origem a conjuntos complexamente definidos, porém representados lingüisticamente de maneira simples. Na Figura 4.3 é apresentado um exemplo da aplicação dos modificadores lingüísticos *muito* e *não* ao conjunto nebuloso pequeno (P).

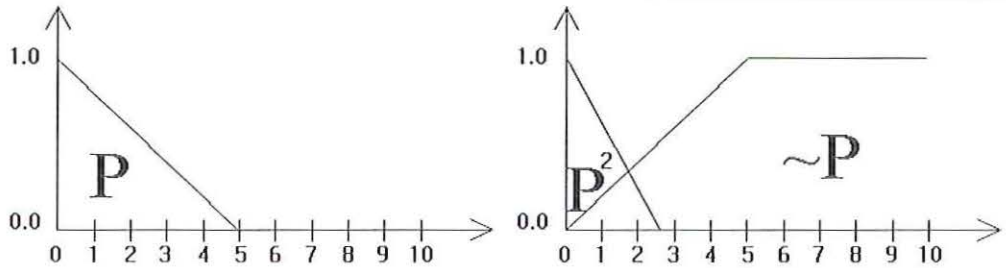


FIGURA 4.3 - Modificadores lingüístico muito pequeno (P^2) e *não pequeno* (~P)

4.3. Lógica Nebulosa

Baseada na teoria dos conjuntos nebulosos, a lógica nebulosa proporciona os mecanismos para realizar inferências lógicas baseadas em informações imprecisas. Analogamente á teoria dos conjuntos, a lógica nebulosa é uma generalização da lógica tradicional. Utilizando os respectivos conceitos de negação, união e intersecção nebulosas, é possível realizar todos os processos de inferência já conhecidos na lógica tradicional com conjuntos nebulosos. A principal regra de inferência da lógica clássica é o *modus ponens*. Segundo esta regra, a partir do conhecimento de um fato (*X* é A') e da existência de uma regra do tipo "se (*X* é A) então (*Y* é B)", pode-se inferir (*Y* é B'). Esta regra básica foi generalizada para a utilização com a lógica nebulosa, dando origem ao *modus ponens generalizado*. Nesta nova regra, os conjuntos envolvidos, A e B, são conjuntos nebulosos, e conclusões podem ser obtidas sempre que o antecedente é parcialmente satisfeito, da seguinte forma:

$$(x \text{ é } A') : A' = \{ (\mu_{A'}(x), x), x \in X\} \quad (4.3)$$

$$\text{se } (X \text{ é } A) \text{ então } (Y \text{ é } B) : (X, Y) \text{ é } R \quad (4.4)$$

Dadas estas duas proposições nebulosas, pela regra da composição pode-se inferir:

(*Y* é B')

4.4. Controle Nebuloso

A lógica nebulosa pode ser utilizada para a implementação de controladores nebulosos, aplicados aos mais variados tipos de processos LEE (1990). A utilização de regras nebulosas e variáveis lingüísticas confere ao sistema de controle várias vantagens, incluindo:

- simplificação do modelo do processo;
- melhor tratamento das imprecisões inerentes aos sensores utilizados;
- facilidade na especificação das regras de controle, em linguagem próxima à natural;
- satisfação de múltiplos objetivos de controle;
- facilidade de incorporação do conhecimento de especialistas humanos;

Entretanto, quando tanto as leituras de sensores quanto os sinais esperados pelos atuadores do sistema de controle não são nebulosos, são necessários elementos adicionais entre o controlador nebuloso e o processo a ser controlado. Estes elementos são denominados "*fuzzificador*" e "*desfuzzificador*", e estão posicionados na entrada e saída do sistema de controle, respectivamente. Estes elementos são responsáveis por transformar as medidas obtidas dos sensores em conjuntos nebulosos "*fuzzificador*", e em transformar os conjuntos nebulosos obtidos na saída do controlador em valores não nebulosos de controle para o processo "*desfuzzificador*".

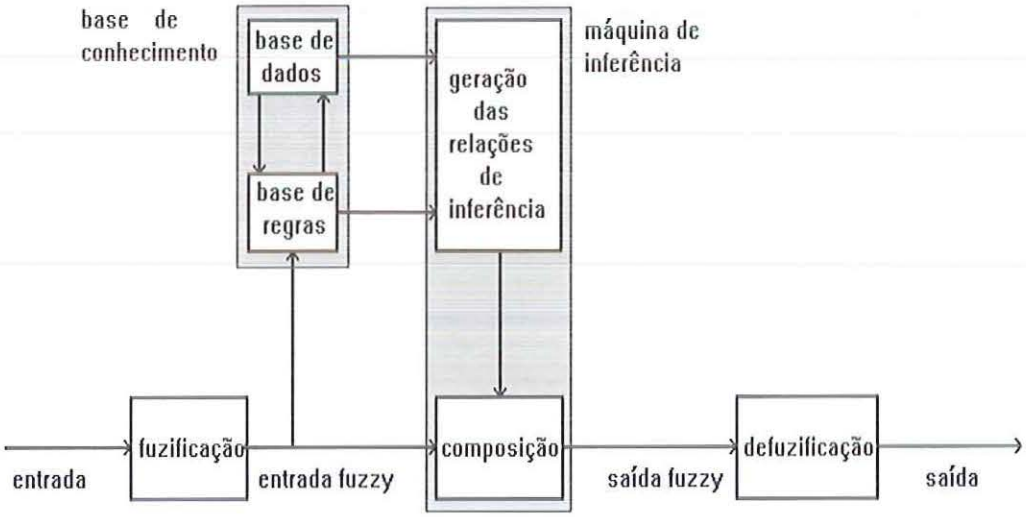


FIGURA 4.4- Estrutura básica de um controlador nebuloso "Fuzzy"

A **base de conhecimento** compreende a **base de regras** e a **base de dados**:

- a **base de regras** é formada por um conjunto de regras lingüísticas que definem a estratégia de controle do sistema.
- A **base de dados** é formada pelas definições dos conjuntos "*Fuzzy*" que descrevem os predicados de cada variável de entrada e saída com suas respectivas funções de pertinência, as quais podem ser discretas ou contínuas.

a) A **máquina de inferência** como núcleo do controlador "*fuzzy*": Infere ações de controle empregando implicações "*fuzzy*" e as regras de inferência da Lógica "*Fuzzy*", e simula a tomada de decisões baseadas nos conceitos "fuzzy".

b) O processo de "***desfuzzificação***" desempenha as seguintes funções: Efetua um levantamento, no qual compatibiliza os valores normalizados das variáveis de saída com os valores dos universos de discurso reais das variáveis, transforma as ações de controle "fuzzy" inferidas em ações de controle "não-fuzzy".

Sistemas que utilizam controladores baseados em regras "fuzzy" podem possuir o mesmo esquema dos sistemas clássicos de controle, sendo que o controle baseado em regras "fuzzy" está em uma posição e função semelhantes ao de um controlador convencional.

4.4.1 - Combinação das entradas nas regras "fuzzy"

Parte conseqüente de cada regra _ a parte conseqüente de cada regra é conseguida através do uso de algum operador de implicação. As mais utilizadas são a de MAMDAMI e LARSEN.

Combinação de todas as partes conseqüentes - as saídas de todas as regras devem ser combinadas para obter a distribuição de saída "fuzzy". Geralmente é utilizado o operador de união.

"***Desfuzzificação***" - Em muitos casos é desejável que a saída do sistema não seja "fuzzy" e sim uma saída definida. A etapa de "desfuzzificação" mapeia a saída "*fuzzy*" em um valor definido. Algumas estratégicas de "desfuzzificação" são:

Método do máximo critério (MAX): O máximo critério acha o ponto no qual a distribuição de saída possue o seu primeiro valor de máximo.

Método da média dos máximos (MOM): O MOM acha o valor médio onde a saída possue seus máximos valores. Isto pode ser computado como:

$$zo = \Sigma (wj / l) \qquad (4.5)$$

onde wj são os valores no qual as funções de pertinência possuem seus máximos valores e l é o número de valores máximos encontrados.

Método de centro de massa (COA): É largamente usado. Essa estratégia procura pelo centro de gravidade da distribuição de saída "Fuzzy" LEE (1990). A figura 4.5 ilustra os métodos de "*desfuzzificação*".

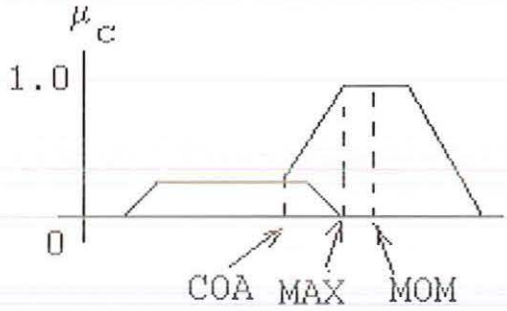
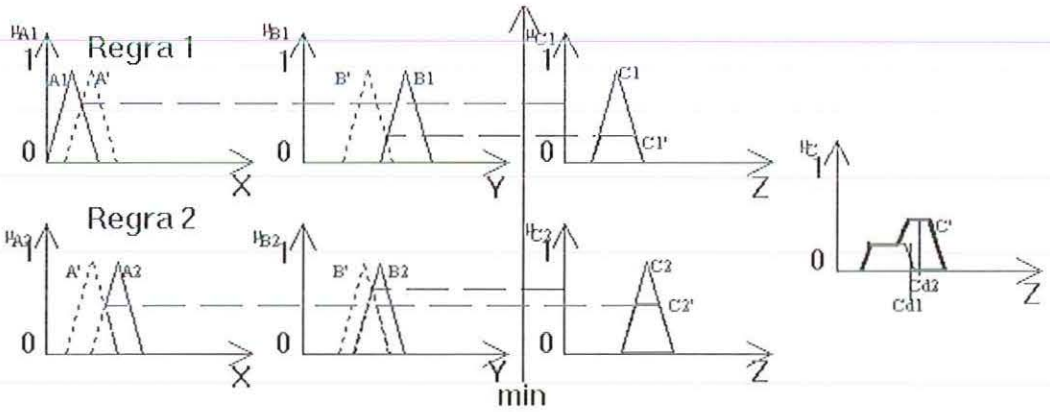


FIGURA 4.5- Estratégias de "*desfuzzificação*".

O primeiro passo é realizado pelo "*fuzzificador*", que recebe as leituras dos sensores e as transforma em conjuntos nebulosos a serem tratados pelo procedimento de inferência. A "*fuzzificação*" consiste da transformação das leituras em conjuntos nebulosos que representem tanto o valor lido, como a falta de precisão desse valor. A técnica de "*fuzzificação*" mais utilizada consiste da atribuição de uma função de pertinência triangular ou gaussiana ao valor lido, centrando esta função no exato valor passado pelo sensor. Os conjuntos nebulosos gerados são então armazenados na base de dados, e utilizados para realizar as inferências nebulosas. Esta base de dados contém também a definição dos conjuntos nebulosos que caracterizam os valores que poderão ser assumidos pelas variáveis lingüísticas utilizadas pelo controlador.

4.4.2. Inferência Nebulosa

O processo de inferência ocorre através da determinação do valor da parte conseqüente das regras nebulosas, a partir dos graus de compatibilidade entre as proposições derivadas das medidas com as respectivas proposições presentes nos antecedentes das regras. Cada medida dos sensores a e b, após *"fuzzificada"* (gerando os valores nebulosos A' e B') é comparada com os antecedentes de todas as regras nebulosas. Esta comparação é realizada aplicando-se o operador de intersecção entre os conjuntos representativos da leitura do sensor(A'e B') e do antecedente de cada regra(A1 e A2). Na figura 4.6 este processo resulta em um nível satisfatório que cada leitura de sensor apresenta para cada regra. Após este cálculo, para todas as entradas, é realizada a inferência, isto é, a propagação dos valores verdade através das regras nebulosas, gerando conjuntos nebulosos representativos conseqüentes de cada regra. Para isto é utilizada a regra da composição de relações. A contribuição de cada regra é levada em consideração, por exemplo, a união (max) entre os conjuntos nebulosos resultantes das regras (C1 e C2). Neste ponto, já se possuem as respostas para o controlador, mas na forma de um conjunto nebuloso ($C1 \cup C2$). Para que se possa aplicar tal resposta ao processo, através dos atuadores, é necessária uma *"desfuzzificação"* do resultado.



Regra 1 - Se X é A1 e Y é B1 então Z é C1
Regra 2- Se X é A2 e Y é B2 então Z é C2

FIGURA 4.6 - Exemplo do processo de inferência nebulosa.

Na Figura 4.6 são apresentados exemplos de inferência nebulosa, com duas regras operando sobre os mesmos conjuntos de entrada. Os conjuntos A' e B' representam leituras de sensores, já *"fuzzificadas"*. Estes conjuntos são comparados com os antecedentes nebulosos das regras 1 e 2, e é realizada a interseção entre os conjuntos. Os conjuntos C1' e C2' são formados a partir do menor valor de pertinência encontrado, propagado para os conjuntos C1 e C2. O conjunto C'= C1'$\cup$C2' é o resultado da inferência nebulosa das regras 1 e 2, e em geral necessita ser *"desfuzzificado"* para fornecer um sinal de controle para o sistema controlado. Nesta figura são também apresentados os dois pontos mais comuns utilizados pela *"desfuzzificação"*, correspondendo ao cálculo do centro de área (Cd1), ou à média dos máximos (Cd2).

4.5 Considerações Finais

A Lógica "*Fuzzy*" ou Lógica Nebulosa permite utilizar conceitos de incerteza para modelar soluções para problemas do mundo real. Considerando essa habilidade e levando em conta que seres humanos podem reconhecer faces humanas mesmo que disfarçadas em figuras e imagens, é proposto este trabalho onde as regras para o sistema "*fuzzy*" de detecção de faces humanas serão obtidas através do conhecimento humano.

CAPÍTULO - 5

Desenvolvimento do trabalho

5.1 Motivação

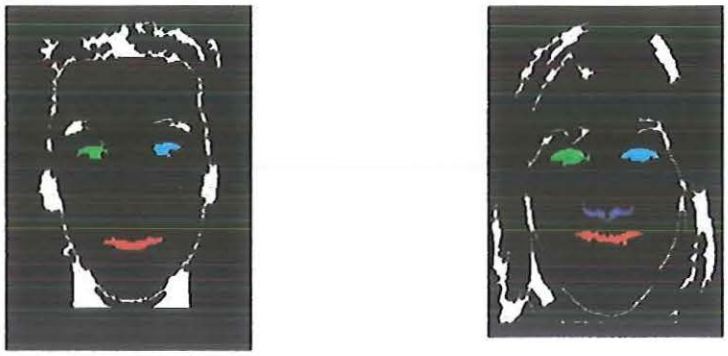
Um foco recente de pesquisa na área de visão computacional consiste no processamento e análise da face humana. Elemento fundamental no processo de comunicação visual, a face é o principal atributo anatômico através do qual as pessoas são reconhecidas visualmente umas pelas outras. Este fato sugere que o desenvolvimento de sistemas automáticos de detecção, rastreamento e reconhecimento facial venha oferecer facilidades em aplicações como autenticação de usuários, monitoramento de ambientes, controle de acesso e vigilância.

Este trabalho desenvolve uma pesquisa de informação relativa às características que determinam uma face humana utilizando os resultados obtidos em um esquema "fuzzy", para identificação de faces humanas em imagens digitais, através de um algoritmo que classifica automaticamente uma imagem em face humana ou não.

A classificação das imagens é obtida através de informações resultante da pesquisa de campo onde as respostas foram numericamente armazenadas para a geração da classificação nebulosa resultando em desenhos *"line-draw"* que de uma maneira global representam as faces humanas. Através da observação das imagens pré-processadas, algumas das características faciais como olhos, nariz ou boca em diversas situações eram perdidas devido ao processamento. A partir daí foram gerados esses desenhos representativos de faces humanas, que ao serem apresentados às pessoas pesquisadas forneceram subsídios para a montagem das regras *"fuzzy"*.

Seres humanos são capazes de reconhecer uma face humana como a mostrada na figura 5.1 (a) ou mesmo na figura 5.1(b), onde devido ao processamento necessário partes das características foram perdidas. No entanto, quais são as características que exercem um papel preponderante no

reconhecimento? Quais características que um conjunto prescindem do aparecimento das outras? As incertezas sobre essas respostas motivaram a proposta de geração dos desenhos e uso de Lógica *"Fuzzy"*.



(a) (b)

FIGURA 5.1 Imagens processadas

Imagens simples contento uma face frontal como exemplificam as figuras 5.2(a) e 5.2(b) foram submetidas a um algoritmo, e ao passarem por um processamento (extração de bordas, dilatação. erosão, etc...) essas imagens perderam características, tornando-se difícil sua identificação. O algoritmo *"fuzzy"* é então, capaz de atribuir um grau de pertinência à imagem processada dentro do conjunto de faces humanas frontais.

(a) (b)

FIGURA 5.2 Imagens originais

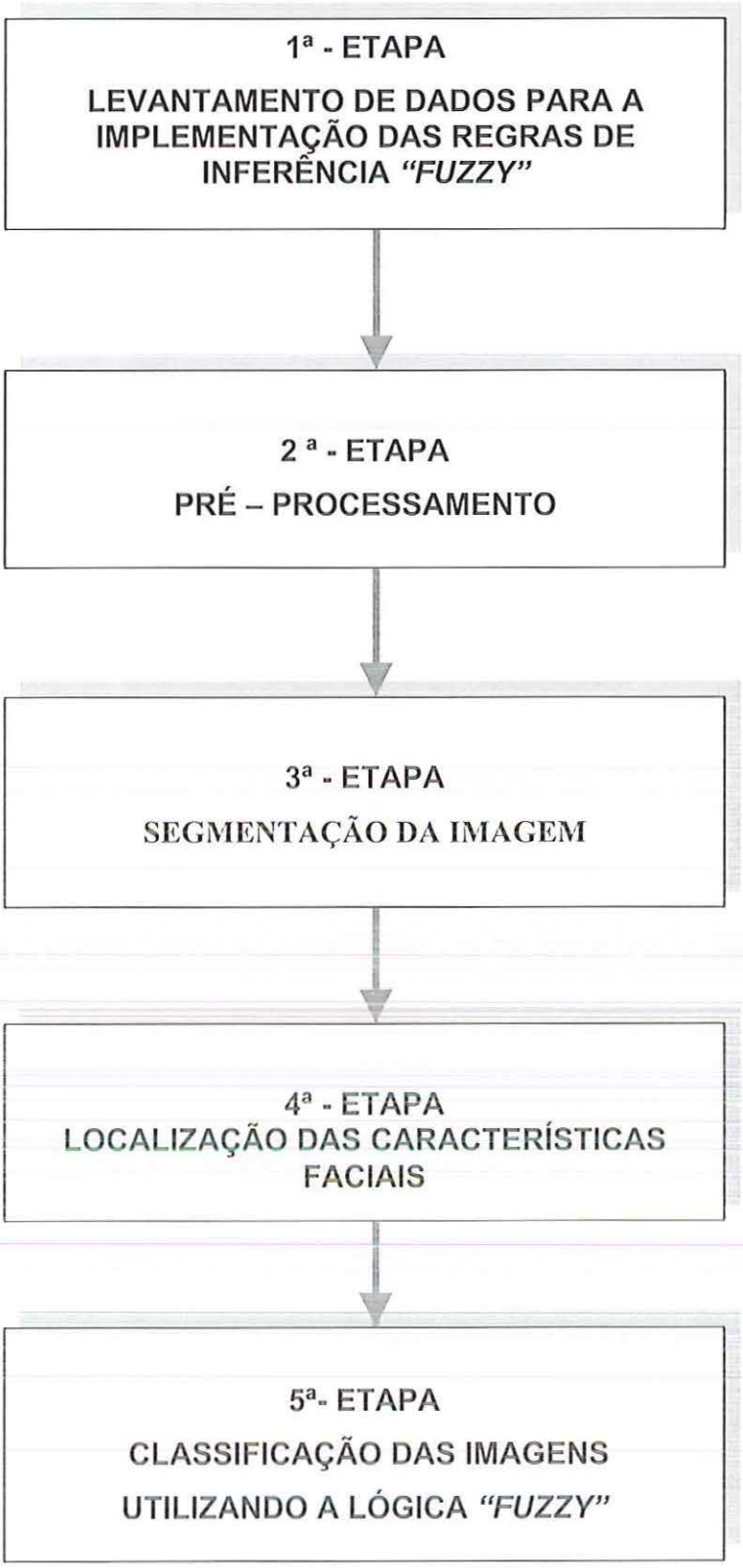


FIGURA 5.3 Fluxograma da Metodologia Proposta

5.2 Metodologia

A metodologia proposta para classificar as imagens em faces ou não pode ser dividida em cinco etapas, conforme mostra a figura 5.3.

1º. ETAPA - Levantamento de dados para a implementação das regras de inferência *"Fuzzy"*, através da pesquisa de campo.

2º. ETAPA - Pré-processamento: Nesta etapa foi utilizado o alargamento de contraste e filtragem da mediana para melhorar a imagem.

3º. ETAPA - Segmentação: Nesta etapa é feita a extração de bordas através do Operador Sobel, a limiarização da imagem para separar as regiões que apresentam duas classes (fundo e objeto). São executadas operações morfológicas digitais como: dilatação binária, preenchimento de região e a erosão binária.

4º. ETAPA - Localização das características faciais através da segmentação dos olhos, nariz e a boca. Depois da segmentação é feita a assinatura vertical para análise do contorno da face.

5º. ETAPA - Classificação: Nesta etapa são aplicadas técnicas de classificação das imagens através da lógica *"Fuzzy"*, atribuindo-lhes graus de pertinência, como face, não-face, semelhante, ligeiramente semelhante, etc.

5.3 Levantamento de dados para a implementação das regras de inferência *"Fuzzy"*

A pesquisa de campo para determinação das regras de inferência *"fuzzy"*, foi realizada através do uso de desenhos representativos de faces humanas *"line draw"*, conforme mostra o exemplo da figura 5.4. Foram gerados 100 desenhos representativos de faces humanas, todos numerados e que foram utilizados na pesquisa para criação das variáveis nebulosas.

Os desenhos foram gerados, de acordo com a concepção do autor observando-se diversas imagens digitalizadas e processadas contendo faces humanas.

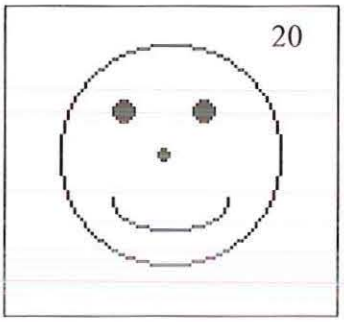


FIGURA 5.4 Exemplo de desenho da face humana

As figuras medindo *5 x 5 cm* foram mostradas isoladamente a diferentes pessoas que as classificaram, escolhendo valores percentuais entre 0 e 100, cada um deles considerando a semelhança com uma face humana. Também foram apresentadas em conjunto como mostra a tabela 5.2. O resultado percentual da pesquisa é apresentado na tabela 5.1, considerando a resposta individual de cada um dos entrevistados, observando isoladamente cada figura e sem indução para a resposta. Ou seja, a pergunta realizada foi *"O que você acha que é este desenho?"*

A tabela 5.3 mostra resultados da pesquisa das figuras apresentadas em conjunto em uma mesma página, ilustradas na tabela 5.2. Neste caso, foi feita a seguinte pergunta, *"Qual dessas imagens assemelha-se a uma face humana?"* Também não houve indução para a resposta. A partir daí, variáveis lingüísticas tais como, face, não face, nenhuma semelhança,

ligeiramente semelhante, semelhante e exatamente semelhante, foram criadas fornecendo os recursos para a determinação das regras de inferência "*Fuzzy*".

Essas figuras foram classificadas dentro de uma escala de 0 a 100 como "lembrando" ou não a aparência de uma face humana.

A pesquisa foi realizada durante 4 meses (julho á novembro) de 2003, sendo entrevistadas 100 pessoas.

TABELA 5.1 Resultado da pesquisa realizada com as figuras apresentadas isoladamente

Nº	FACE	NÃO FACE	Nº	FACE	NÃO FACE
1.	11%	89%	51.	65%	35%
2.	51%	49%	52.	38%	62%
3.	11%	89%	53.	50%	50%
4.	51%	49%	54.	10%	90%
5.	11%	89%	55.	48%	52%
6.	38%	62%	56.	50%	50%
7.	50%	50%	57.	64%	36%
8.	52%	48%	58.	50%	50%
9.	48%	52%	59.	39%	61%
10.	87%	13%	60.	37%	63%
11.	10%	90%	61.	98%	0,2%
12.	38%	62%	62.	57%	43%
13.	50%	50%	63.	57%	43%
14.	38%	62%	64.	57%	43%
15.	55%	45%	65.	50%	50%
16.	55%	45%	66.	50%	50%
17.	64%	36%	67.	50%	50%
18.	64%	36%	68.	57%	43%
19.	86%	14%	69.	57%	43%
20.	100%	0%	70.	50%	50%
21.	10%	90%	71.	64%	36%
22.	50%	50%	72.	64%	36%
23.	50%	50%	73.	85%	15%
24.	57%	43%	74.	86%	14%
25.	38%	62%	75.	55%	45%
26.	37%	63%	76.	55%	45%
27.	35%	65%	77.	37%	63%
28.	35%	65%	78.	37%	63%
29.	10%	90%	79.	11%	89%
30.	85%	15%	80.	11%	89%
31.	10%	90%	81.	45%	55%
32.	9%	91%	82.	45%	55%
33.	9%	91%	83.	42%	58%
34.	35%	65%	84.	42%	58%
35.	50%	50%	85.	40%	60%
36.	38%	62%	86.	86%	14%
37.	51%	49%	87.	38%	62%
38.	51%	49%	88.	43%	57%
39.	85%	15%	89.	43%	57%
40.	89%	11%	90.	50%	50%
41.	33%	67%	91.	86%	14%
42.	67%	33%	92.	86%	14%
43.	67%	33%	93.	35%	65%
44.	12%	88%	94.	37%	63%
45.	45%	55%	95.	37%	63%
46.	35%	65%	96.	65%	35%
47.	50%	50%	97.	65%	35%
48.	9%	91%	98.	38%	62%
49.	86%	14%	99.	10%	90%
50.	83%	17%	100.	10%	90%

Período : julho – novembro (2003), 100 pessoas foram entrevistadas.

TABELA 5.2 Figuras representativas *"line draw"* de faces humanas

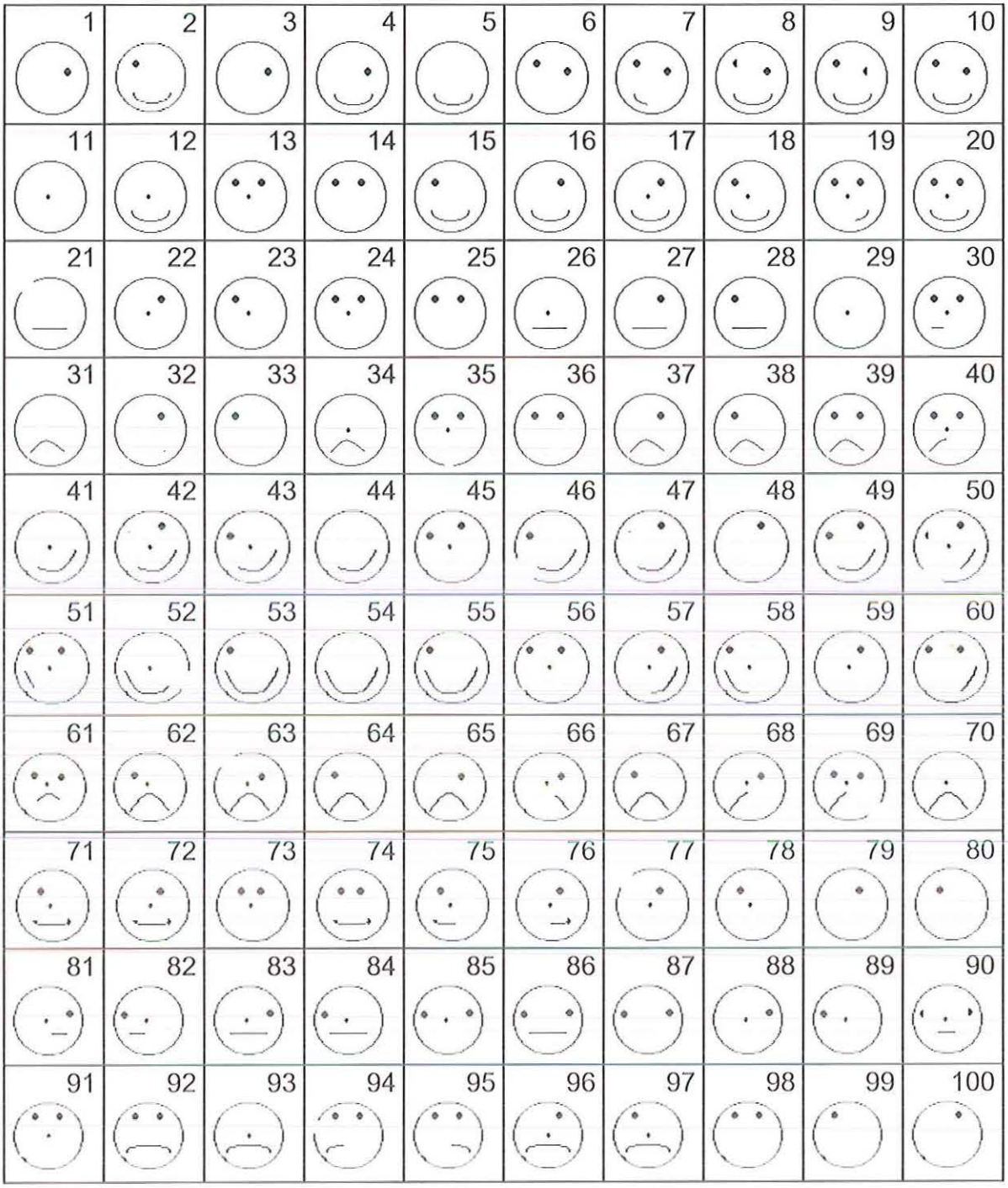


TABELA 5.3 Resultado da pesquisa realizada com as figuras apresentadas em conjunto

Nº	FACE	Nº	FACE	Nº	FACE
1.	0%	34.	0%	67.	0%
2.	0%	35.	0%	68.	0%
3.	0%	36.	0%	69.	0%
4.	0%	37.	0%	70.	0%
5.	0%	38.	0%	71.	16%
6.	0%	39.	50%	72.	16%
7.	50%	40.	50%	73.	50%
8.	50%	41.	0%	74.	48%
9.	50%	42.	17%	75.	0%
10.	50%	43.	17%	76.	0%
11.	0%	44.	0%	77.	0%
12.	0%	45.	0%	78.	0%
13.	0%	46.	0%	79.	0%
14.	0%	47.	0%	80.	0%
15.	0%	48.	0%	81.	0%
16.	0%	49.	50%	82.	0%
17.	15%	50.	50%	83.	48%
18.	15%	51.	0%	84.	15%
19.	50%	52.	0%	85.	0%
20.	98%	53.	0%	86.	0%
21.	0%	54.	0%	87.	0%
22.	0%	55.	0%	88.	0%
23.	0%	56.	0%	89.	0%
24.	0%	57.	0%	90.	0%
25.	0%	58.	0%	91.	0%
26.	0%	59.	0%	92.	0%
27.	0%	60.	0%	93.	50%
28.	0%	61.	98%	94.	50%
29.	0%	62.	13,8%	95.	50%
30.	50%	63.	13,8%	96.	15%
31.	0%	64.	0%	97.	15%
32.	0%	65.	0%	98.	0%
33.	0%	66.	0%	99.	0%
				100.	0%

Período : julho – novembro (2003), 100 pessoas foram entrevistadas.

Após analisar os dados obtidos pela pesquisa de campo, foram determinadas as regras de inferência *"fuzzy"*. Os dados da pesquisa foram obtidos de desenhos feitos a mão *"line draw"* que se aproximam do desenho de uma face. Através da percepção humana na definição do que é, podendo ser ou não uma face é que as regras de inferência do sistema *"fuzzy"* são geradas.

5.4 Implementação do algoritmo

Para o desenvolvimento do algoritmo foram usados os *"Toolboxes"* (caixas de ferramentas) de processamento de imagens do *"MATLAB"* que é constituído de comandos que são capazes de abrir imagens, alterar o contraste, operar filtros morfológicos, redimensionar a imagem, entre diversas outras facilidades.

Com as regras de inferências levantadas, as imagens processadas foram comparadas com os desenhos verificando-se o grau de semelhança de cada uma delas.

Depois de processadas e segmentadas as imagens, o algoritmo atribui um grau de pertinência a elas definindo a capacidade de identificar baseada na extração do conhecimento humano, por meio das regras de inferência nebulosa.

5.4.1. Banco de imagens utilizado

Foram utilizadas imagens de dois bancos de imagens, um de treinamento para reconhecimento de faces, e outro de imagens testes. Todas as imagens utilizadas no algoritmo estão em níveis de cinza. A opção por imagens em escala de cinza baseou-se no fato de não haver necessidade do uso de imagens coloridas para a implementação do algoritmo proposto.

O banco de imagens de treinamento é composto de 100 imagens e foi adquirido do Departamento de Psicologia da Universidade de Stirling (PICS s.d.), essas imagem possuem resolução espacial de 274 x 350 pixels, são frontais, possuem boa qualidade, boa resolução, brilho, e contraste.

Para testar a eficiência do algoritmo, foram utilizadas 100 imagens retiradas de alguns *"sites"* da Internet. O banco de imagens teste é composto

de 76 imagens de faces e 24 imagens não-faces, com resolução espacial aproximadamente de 275 x 305 pixels. Estas imagens incluem algumas variações, como a presença de ruídos, oclusões, e mudanças na iluminação, pois foram adquiridas sem a preocupação da qualidade necessária.

As figuras 5.5 e 5.6 ilustram algumas das imagens utilizadas durante os testes realizados neste trabalho.

Os anexos A e B mostram todas as imagens utilizadas.

FIGURA 5.5 Imagens do banco de imagens de treinamento

FIGURA 5.6 Imagens do banco de imagens teste

5.4.2 Pré-processamento

Para aprimorar a qualidade da imagem e aumentar as chances de sucesso das etapas subseqüentes, foi realizado um pré-processamento nas imagens para corrigir as imperfeições. As operações efetuadas nesta etapa são ditas de baixo-nível porque trabalham diretamente com os valores de intensidade dos pixels. Essas técnicas de pré-processamento são úteis para minimizar os efeitos de variações de luminosidade e reduzir ruídos nas imagens digitais.

O alargamento de contraste foi utilizado para ajustar os níveis de cinza da imagem e o filtro da mediana para reduzir ruídos, este filtro não

somente reduz ruídos como também preserva as bordas da imagem. O pré-processamento foi constituído de dois passos como mostra a figura 5.7.

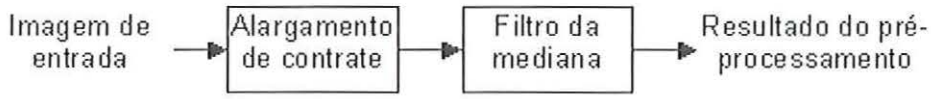


FIGURA 5.7 – Pré-processamento da imagem

5.4.2.1. Alargamento de Contraste

Imagens de baixo contraste podem resultar de iluminação insuficiente, limitações da escala dinâmica no sensor de imageamento, ou mesmo do incorreto estabelecimento da abertura da lente durante a aquisição da imagem (GONZALES ; WOODS, 1993).

Por ser uma técnica ponto a ponto a transformação T envolve vizinhança 1 x 1. Nesse caso, a imagem transformada g depende apenas do valor do nível de intensidade *f* em (x,y) e T torna-se uma *função de transformação de níveis de cinza* (também chamada mapeamento) da seguinte forma:

$$s = T(r) \tag{5.1}$$

onde, por simplicidade de notação, r e s são variáveis que denotam o nível de cinza de *f* (x, y) e g(x, y) respectivamente em qualquer ponto (x, y). Por exemplo, se T(r) possui a forma mostrada na Figura 5.8(a), o efeito desta transformação será produzir uma imagem de maior contraste do que a original, através do escurecimento dos níveis abaixo de m e do clareamento daqueles acima de m na imagem original. Nessa técnica, conhecida como alargamento de contraste, os valores de r abaixo de m são comprimidos pela função de transformação em uma estreita faixa de s próxima do nível mais escuro; o efeito oposto acontece para valores de r maiores que m. No caso limite mostrado na Figura 5.8(b), T(r) produz uma imagem de dois níveis (binária).

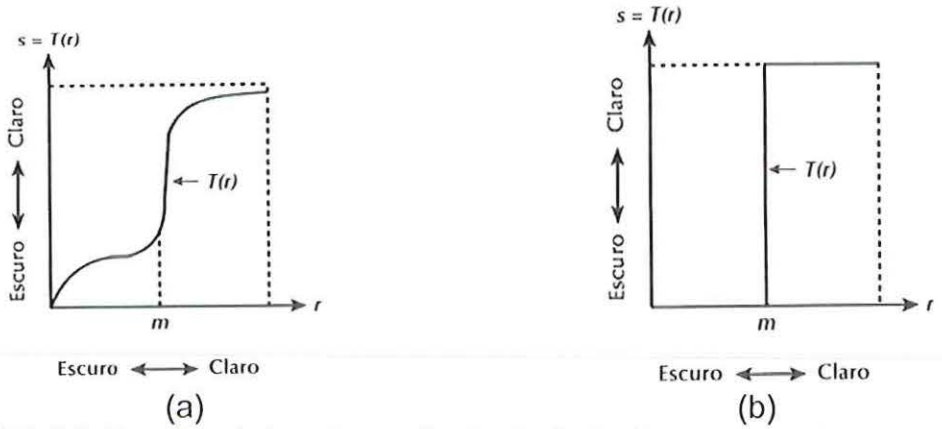


FIGURA 5.8 Funções de transformação de níveis de cinza para ajustar o contraste.

A finalidade do alargamento de contraste consiste no aumento da escala dinâmica dos níveis de cinza da imagem sendo processada. Essa condição preserva a ordem dos níveis de cinza, impedindo a criação de artefatos na intensidade da imagem processada.

Para realização do alargamento de contraste os valores das variáveis r e s não foram alterados, esses valores foram representados no algoritmo por duas matrizes vazias ([ ]), o valor de m foi ajustado para 0.5 para melhorar a qualidade da imagem e facilitar a segmentação. A figura 5.9 exemplifica a utilização desta transformação.

(a) (b)

FIGURA 5.9 – (a) imagem original; (b) ajuste do contraste

5.4.2.2 Filtro da Mediana

Uma das dificuldades principais da suavização de imagens é que os filtros passa baixa borram as bordas e outros detalhes. Para a reduzir os ruídos foi utilizado o filtro da mediana, que suaviza a imagem no domínio espacial. Nesta técnica o nível de cinza do pixel central da janela é substituído pela

mediana dos pixel situados em sua vizinhaça. Este método não linear apresenta desempenho particularmente bom em imagem contaminada por ruído descontrolado.

A mediana *m* de um conjunto de *n* elementos é o valor tal que a metade dos *n* elementos do conjunto situem-se abaixo de *m* e a outra metade acima de *m*. Quando *n* é impar, a mediana é o próprio elemento central do conjunto ordenado. Nos casos que *n* é par a mediana é calculada pela média aritmética dos dois elementos mais próximos do centro (MARQUES ; VIEIRA, 1999). Assim a função principal da filtragem por mediana é forçar os pontos com intensidades distintas a assemelharem-se a seus vizinhos, efetivamente eliminando "picos" de intensidade que apareçam isolados na área da máscara do filtro. A figura 5.10(c) pode-se ver o resultado do filtro da mediana utilizando-se a vizinhança 3x3.

(a) (b) (c)

FIGURA 5.10 (a) imagem original; (b) alargamento de contraste; (c) Filtro da mediana

5.4.3 Segmentação

A tarefa básica da etapa de segmentação é a de dividir uma imagem em suas unidades significativas, ou seja, nos objetos de interesse que a compõem. As técnicas de processamentos utilizadas foram a detecção de bordas, limiarização e aplicação de operadores morfológicos. Foi utilizado o detector de Sobel, para se encontrar os contornos com as informações das características faciais, nesse caso, seriam as linhas que formam o contorno dos olhos, nariz e lábios, e também o contorno da face. A técnica da limiarização é aplicada para destacar os objetos de interesse da imagem, separando-os do fundo da imagem. As operações Morfológicas *dilatação, preenchimento de região e erosão* foram utilizadas para extrairmos os

componentes que são úteis na representação e descrição das regiões de interesse da imagem. A operação de dilatação aumenta o tamanho geométrico dos objetos contidos na imagem. O preenchimento de região preenche as regiões que contém contorno fechado com pixels brancos e a erosão reduz o tamanho dos objetos contidos na imagem suavizando-a, proporcionando assim uma imagem binária com menos ruídos e dividida em suas partes significativas. Para realizar a segmentação foram aplicados cinco procedimentos básicos, como mostra a figura 5.11.

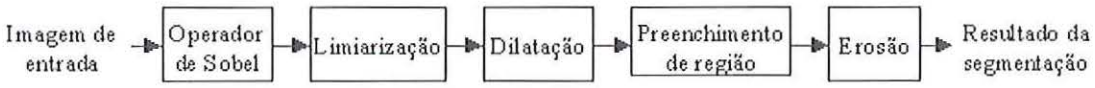


FIGURA 5.11 – Etapas para segmentação da imagem

5.4.3.1 Detecção de bordas

Como as fronteiras dos objetos concentram as informações necessárias para o seu reconhecimento, a metodologia proposta neste trabalho inicia a segmentação através de um detector de bordas, denominado detector de bordas de Sobel.

O detector de Sobel é um filtro espacial linear baseado no gradiente da função de luminosidade da imagem, onde os pixels mais próximos do centro devem apresentar uma maior influência sobre o mesmo. O operador de Sobel é definido com valores maiores na região central e costuma ser aproximado por operadores 3x3, (MARQUES ; VIEIRA, 1999). Com o detector de Sobel consegue-se um desempenho satisfatório da detecção das bordas dos principais elementos da face (olho, nariz, boca), como também todo contorno da face.

A figura 5.12 mostra o resultado obtido através do detector de Sobel.

FIGURA 5.12 Detector de Sobel

5.4.3.1.1 Limiarização "*Threshold*"

A limiarização é um método eficiente, capaz de fornecer automaticamente um valor (limiar), para o qual todos os pixels com valor de brilho inferior a este limiar devem ser eliminados.

Neste trabalho foi utilizado o método de limiarização global simples após o operador Sobel, para separar os objetos de interesse (pixels brancos) do fundo da imagem. Este método é aplicado para facilitar a aplicação dos filtros morfológicos.

Esta técnica de Limiarização Global Simples particiona o histograma da imagem por um limiar único *T*. A segmentação é então efetuada, varrendo-se a imagem, pixel a pixel, e rotulando-se cada pixel como sendo do objeto ou do fundo, dependendo se o nível de cinza daquele pixel for maior ou menor que *T*. Uma imagem limiarizada g(x,y) é definida como:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & se\, f(x,y) > T \\ 0 & se\, f(x,y) \leq T \end{cases} \tag{5.2}$$

Com isso pixels rotulados como 1 correspondem aos objetos, enquanto que aqueles rotulados com 0 correspondem ao fundo (GONZALES ; WOODS 1993).

A figura 5.13 mostra o exemplo de limiarização global simples usando um limiar T=1, os objetos de interesse, são mais claros que o fundo, de maneira que os pixels com nível de cinza >= T foi rotulado de branco (255), enquanto que os pixels com nível de cinza < T foi rotulado de preto (0).

FIGURA 5.13 Limiarização

5.4.3.2 Morfologia Matemática

Assim como na biologia, onde a expressão morfológica refere-se ao estudo da estrutura dos animais e plantas, morfologia matemática, elaborada inicialmente por Jean Serra (SERRA ,1982), concentra seus esforços no estudo da estrutura geométrica das entidades presentes em uma imagem. A morfologia matemática pode ser aplicada em várias áreas de processamento, e análise de imagens, com objetivos tão distintos como: filtragem, segmentação, detecção de bordas, esqueletização, afinamento, dentre outras.

Morfologia digital é um caminho para descrever ou analisar a forma de um objeto digital. A morfologia digital é uma ciência relativamente recente, pois só os computadores digitais permitem seu uso na prática.

Por outro lado os matemáticos a consideram como uso da teoria de conjuntos que é uma área bem estudada. A idéia de morfologia digital é que uma imagem consiste de um conjunto de pixels que são reunidos em grupos tendo uma estrutura bidimensional (forma).

A base da morfologia consiste em extrair de uma imagem desconhecida a sua geometria através da utilização da transformação de uma outra imagem completamente definida, ou seja, consiste em extrair as informações relativas á geometria e á topologia de um conjunto desconhecido (no caso uma imagem) pela transformação através de outro conjunto bem-definido, chamado *elemento estruturante*.

As operações básicas da morfologia digital são a *dilatação*, em que uma pequena área relacionada a um pixel é alterada para um dado padrão e a *erosão*, em que os pixels que não atendem a um dado padrão são apagados da imagem.

Operações morfológicas binárias são definidas em imagens com pixels pretos e brancos somente. Um objeto é considerado um conjunto matemático de pixels pretos, cada pixel é identificado pelos seus índices de linha e coluna sendo chamado de ponto no espaço bidimensional.

5.4.3.2.1 Dilatação Binária

A dilatação binária é usada para fechar "buracos", que são menores que a máscara definida numa imagem binária, mas, também expande uma classe. A dilatação é uma transformação morfológica que combina dois conjuntos usando adição vetorial. Como o nome diz, o resultado será uma imagem "expandida", obtendo os objetos geométricos maiores, como mostra a figura 5.14.

A dilatação de um conjunto A pelo conjunto B é definida pela equação 5.3:

$$A \oplus B = \{c \in Z^2 | c = a + b, para \ \ algum \ \ a \in A \ e \ b \in B\} \qquad (5.3)$$

onde A representa a imagem sendo operada e B é um segundo conjunto chamado elemento estruturante sendo que sua composição define a natureza específica da dilatação.

FIGURA 5.14 Imagem dilatada

5.4.3.2.2 Preenchimento de regiões

A imagem dilatada possui alguns "furos", como podemos observar na região da orelha e do pescoço, mostrados na imagem 5.14.

A operação de preenchimento de região é realizada para preencher o interior das regiões que contém "furos" proporcionando uma imagem separada em *blocos* e destacar as bordas da imagem, conforme mostra a figura 5.15.

O contorno fechado (A) pode ser expresso como um conjunto contendo um subconjunto cujos elementos são pontos do contorno 4-conectados. Partindo de um ponto *p*, situado dentro do contorno, o que se deseja é preencher o interior desta região com 1's.

Assumindo-se que todos os pontos que não estão sobre a fronteira estão rotulados como 0, e atribuindo-se o valor 1 para se iniciar o preenchimento, o procedimento mostrado na equação 5.4 preenche uma região com 1´s:

$$X_k = (X_{k-1} \oplus B) \bigcap A^c \qquad k = 1,2,3,.... \tag{5.4}$$

onde X_0 = p e B é o elemento estruturante simétrico. O algoritmo termina na K-ésima iteração se $X_k = X_{k-1}$ O conjunto união de X_k e A contém a fronteira e os pontos internos a ela.

FIGURA 5.15 Preenchimento de região

5.4.3.2.3 Erosão Binária

Para suavizar a imagem e atenuar os ruídos utilizou-se a erosão binária, que além de diminuir os ruídos, proporciona uma imagem com o tamanho dos objetos geométricos menores, conforme mostra a figura 5.16.

FIGURA 5.16 Imagem erodida

Biblioteca

A erosão binária é usada para afastar grupos de pixel, que são menores que a máscara definida numa imagem binária. A erosão encolhe os objetos geométricos da imagem e pode ser vista como uma transformação morfológica que combina dois conjuntos usando subtração de vetores. Ela é expressa como a interseção de A e B. A erosão da imagem A pelo elemento estrutural B pode ser dada por:

$$A \Theta B = \{c \in Z^2 | c = b - A, para\ \ todo\ \ b \in B\} \tag{5.5}$$

A dilatação e a erosão são operações duais como mostra a equação 5.6. Embora a dilatação expanda a imagem e a erosão a reduz, a erosão não é o inverso da dilatação (MARQUES ; VIEIRA, 1999).

$$(A \Theta B)^c = A^c \oplus B \tag{5.6}$$

5.4.4 Localização das características faciais

Com as imagens processadas foram realizados alguns procedimentos para localizar as regiões de interesse da imagem. Para reduzir os ruídos da imagem foi realizada a operação de abertura de área, utilizado para remover pequenos objetos e/ou ruídos contidos na imagem binária, a seguir foi realizado o redimensionamento da imagem para que todas imagens tenham a mesma dimensão 350 x 250, porque o algoritmo é implementado utilizando posições fixas, portanto, o *"Sizing"* facilita a busca das características faciais.

A localização das características consiste em fazer uma varredura na imagem e encontrar as características faciais marcando-as com cores. Finalmente é realizada a assinatura das bordas para detectar o contorno da face.

Dessa forma a localização das características foi implementada em quatro passos conforme mostra a figura 5.17.

FIGURA 5.17 – Etapas para localização das características faciais

5.4.4.1 Redução de ruídos

Para reduzir ruídos existentes na imagem binária foi realizada a operação de abertura de área, esta operação efetua a remoção de todos os componentes conectados (objetos) contendo agrupamentos menores que 80 pixels. Produzindo uma imagem com menos objetos ruidosos, conforme pode-se observar na figura 5.18.

FIGURA 5.18 Exemplo de redução de ruídos

5.4.4.2 Alteração de dimensões *"Sizing"*

O *"sizing"* é utilizado nos casos em que, ao invés de se especificar o fator ampliação/redução é especificado o novo tamanho que a imagem deve possuir (MARQUES ; VIEIRA,1999).

As operações de ampliação e redução de imagens são processos pelos quais as dimensões de uma imagem são aumentadas ou diminuídas.

Todas as imagens foram redimensionadas com o tamanho 350 x 250, ou seja, passaram a ter 350 linhas e 250 colunas, o redimensionamento é realizado visando a padronização do tamanho das imagens, para facilitar localização das características faciais.

Após o redimensionamento, a imagem de intensidade foi convertida em imagem indexada, foi realizada essa conversão porque a imagem de intensidade não pode ser convertida diretamente em imagem RGB, finalmente a imagem indexada é convertida em imagem RGB. Essas conversões são necessárias para obtermos uma imagem RGB, visando a segmentação da imagem usando uma marcação com cores das características faciais com as cores determinadas.

5.4.4.1 Redução de ruídos

Para reduzir ruídos existentes na imagem binária foi realizada a operação de abertura de área, esta operação efetua a remoção de todos os componentes conectados (objetos) contendo agrupamentos menores que 80 pixels. Produzindo uma imagem com menos objetos ruidosos, conforme pode-se observar na figura 5.18.

FIGURA 5.18 Exemplo de redução de ruídos

5.4.4.2 Alteração de dimensões *"Sizing"*

O *"sizing"* é utilizado nos casos em que, ao invés de se especificar o fator ampliação/redução é especificado o novo tamanho que a imagem deve possuir (MARQUES ; VIEIRA,1999).

As operações de ampliação e redução de imagens são processos pelos quais as dimensões de uma imagem são aumentadas ou diminuídas.

Todas as imagens foram redimensionadas com o tamanho 350 x 250, ou seja, passaram a ter 350 linhas e 250 colunas, o redimensionamento é realizado visando a padronização do tamanho das imagens, para facilitar localização das características faciais.

Após o redimensionamento, a imagem de intensidade foi convertida em imagem indexada, foi realizada essa conversão porque a imagem de intensidade não pode ser convertida diretamente em imagem RGB, finalmente a imagem indexada é convertida em imagem RGB. Essas conversões são necessárias para obtermos uma imagem RGB, visando a segmentação da imagem usando uma marcação com cores das características faciais com as cores determinadas.

5.4.4.3 Segmentação das características faciais

Nesta etapa procura-se marcar as características faciais das imagens, identificando-se as partes significativas da face através da cor.

Como as imagens processadas possuem todas um tamanho fixo, garantido pela operação "sizing" e além disso, as faces humanas processadas são frontais, ocupando a região central da imagem, é de se esperar que as principais características que compõem uma face (olhos, nariz e boca) estejam presentes em regiões aproximadamente constantes.

Realiza-se então, uma varredura na região mais provável de se encontrar os olhos, ou seja, nas linhas 155 até 180 e nas colunas 55 até 110 para encontrar o olho direito, nas linhas 155 até 180 e colunas 115 até 180, para o olho esquerdo. Localizando-se um agrupamento de pixels brancos estes são coloridos, no caso do olho esquerdo, em cor verde e do direito na cor azul claro. Após marcar essas regiões é realizada a contagem desses pixels para que sejam representados os olhos nas funções de pertinência.

As coordenadas para realizar a varredura na região do nariz e na região da boca foram as seguintes: para encontrar o nariz nas linhas 185 até 240 e nas colunas 80 até 160, e para encontrar a boca nas linhas 245 até 270 e nas colunas 80 até 170. A cor determinada para o nariz foi o azul e para a boca a cor vermelha, essas características foram coloridas e computados os pixels para serem representadas no esquema *"fuzzy"*. A figura 5.19 mostra a figura com suas características marcadas com as cores determinadas.

O apêndice F mostra a implementação do algoritmo.

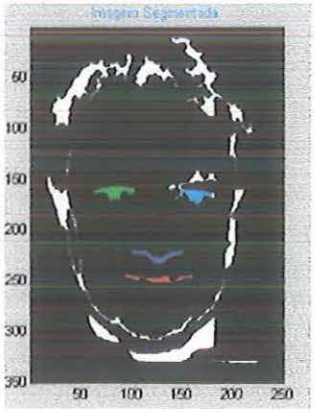


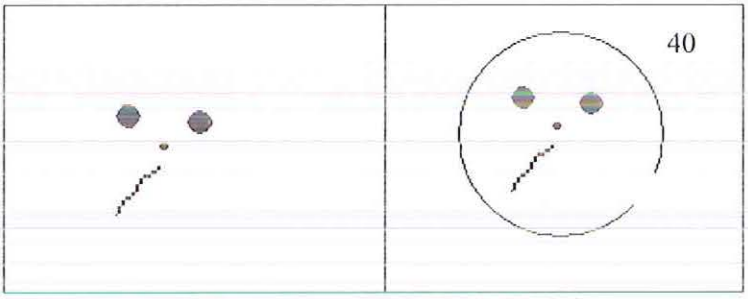
FIGURA 5.19 Imagem com as características faciais segmentadas e marcadas com suas cores correspondentes

5.4.4.4. Assinatura das bordas

Uma outra característica importante para compor uma face humana é o contorno da face, aqui denominada de borda.

Os desenhos de linhas utilizados na pesquisa para geração das regras *"fuzzy"* possuem o contorno da face em todos os casos. O desenho da face sem o contorno não possui representatividade de uma face humana, porque os olhos e o nariz são desenhados com pontos e a boca com linhas finas, tornado-se difícil à identificação. Verificou-se através da pesquisa de campo que os contornos incompletos dos desenhos foram ignorados pelas pessoas entrevistadas, e a classificação das imagens como[40] sendo uma face segundo a pesquisa foi baseada na quantidade de características faciais presentes nos desenhos e a proximidade de representação de uma face.

A figura 5.20 (a) ilustra o desenho sem contorno e a figura 5.20(b) mostra o desenho com contorno incompleto (ver tabela 5.2) .



(a) (b)

FIGURA 5.20 (a) Desenho sem contorno; (b) Contorno incompleto

A metodologia adotada para verificar a presença, total ou parcial, do contorno da face na imagem processada foi a de avaliação de assinatura vertical.

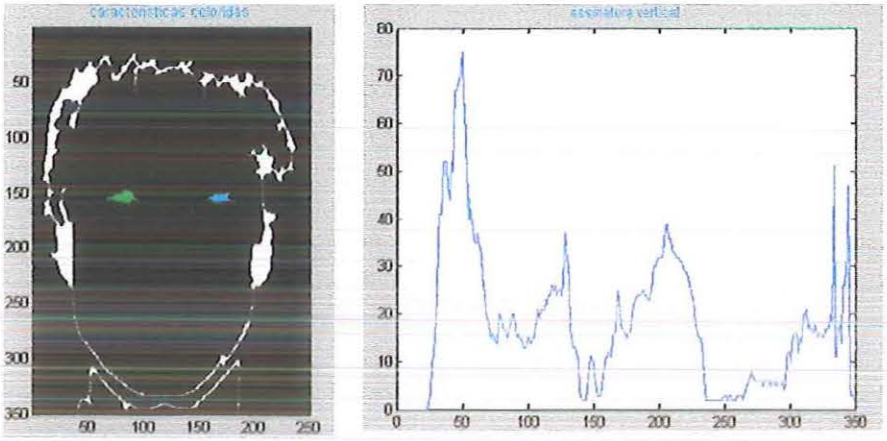
Assinatura é uma representação funcional unidimensional de uma fronteira. Independente da maneira como a assinatura é gerada, o importante é a redução da representação da fronteira a uma função unidimensional, presumivelmente mais simples de ser descrita que a fronteira bidimensional original (MARQUES ; VIEIRA,1999).

No exemplo da figura 5.21(b), a análise do histograma mostra claramente as regiões de pico denotando uma grande quantidade de pontos

referentes ao contorno da face. È importante salientar que os pixels que não foram segmentados como características e coloridos, possuem nível máximo cor branca, e serão computados como elementos da borda ou contorno da face.

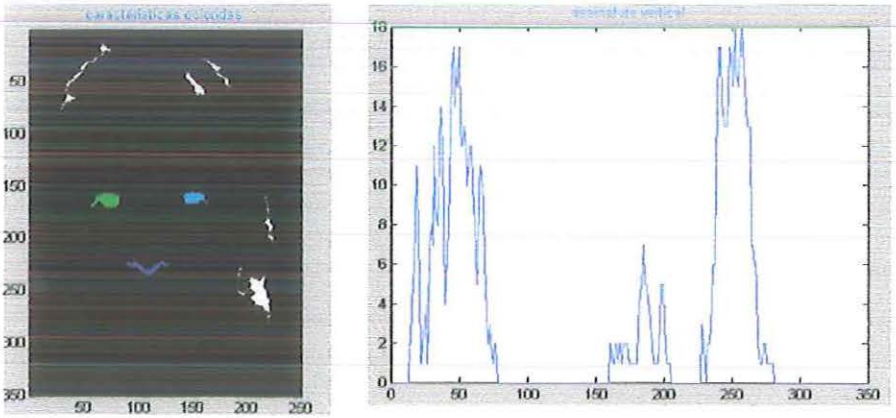
A técnica de assinatura digital vertical é uma espécie de histograma da imagem, que ao invés de computar os níveis de cinza da imagem, calcula a quantidade de pontos em cada linha. Os valores nas linhas com elementos brancos são maiores que os valores nas linhas sem elementos ou que contém apenas elementos coloridos. Sendo assim, é possível detectar as coordenadas verticais (linhas) que iniciam e terminam as regiões que contém bordas.

As figuras 5.21 e 5.22 exemplificam a assinatura digital vertical.



(a) (b)

FIGURA 5.21(a) imagem segmentada; (b) assinatura do contorno completo



(a) (b)

FIGURA 5.22 (a) imagem segmentada; (b) assinatura do contorno incompleto

5.4.5 Sistema de inferência "fuzzy"

Para classificar as imagens é utilizado um classificador baseado na lógica "Fuzzy". Essa abordagem foi proposta devido ao caráter dos dados, ou seja, as regras de inferência dependem do conhecimento humano obtidos através da pesquisa de campo.

O sistema de inferência *"fuzzy"* (FIS) é um sistema que utiliza a teoria dos conjuntos *"fuzzy"* para mapear entradas "*características*", no caso do classificador "*fuzzy*" em saídas *"classes*", (KNAPP, 1996).

Após a classificação foi atribuido um rótulo as imagens de entrada dependendo das características faciais presentes na imagem processada, mas em cada caso haverá uma quantidade características diferentes encontradas e sistema deverá atribuir um grau de pertinência a cada uma delas.

Para fazer a classificação das faces foi utilizado o *"toolbox"* de Lógica *"Fuzzy"* do MATLAB, ele possui uma série de comandos que permite configurar um sistema, adequar o número de entradas e saídas, gerar as funções de pertinência para cada entrada e saída, especificar os métodos de OR/AND, implicação agregação e centróide. Assim o MATLAB cria um arquivo ". Fis", que possui comandos que possibilitam dar a entrada e obter a saída em um sistema *".Fis"* já construído.

As funções de pertinências *"fuzzy"* implementadas na fase de classificação e interpretação das faces utilizaram-se de cinco entradas, e uma saída com seis variáveis lingüísticas. Como mostra a figura 5.23.

Primeiramente foi utilizada a pesquisa que mostrou as figuras isoladamente. O esquema "Fuzzy" é composto por essas 5 variáveis de entrada :

1) **olhod** → representa o olho direito da face, deverá estar na cor verde e possuir o tamanho de 115 á 710 pixels.
2) **olhoe** → representa o olho esquerdo da face deverá possuir o tamanho de 120 á 620 pixels, cor azul clara.
3) **nariz** → representa o nariz, tamanho de 88 á 634 pixels, cor azul escura.
4) **Boca** → a boca deverá estar na cor vermelha e possuir o tamanho de 93 á 650 pixels.

5) **Borda** → computa o total de pixel brancos que compõe a borda da imagem deverá estar na cor branca e possuir de 90 á 130 pixels. A borda é calculada com base na análise da assinatura digital vertical.

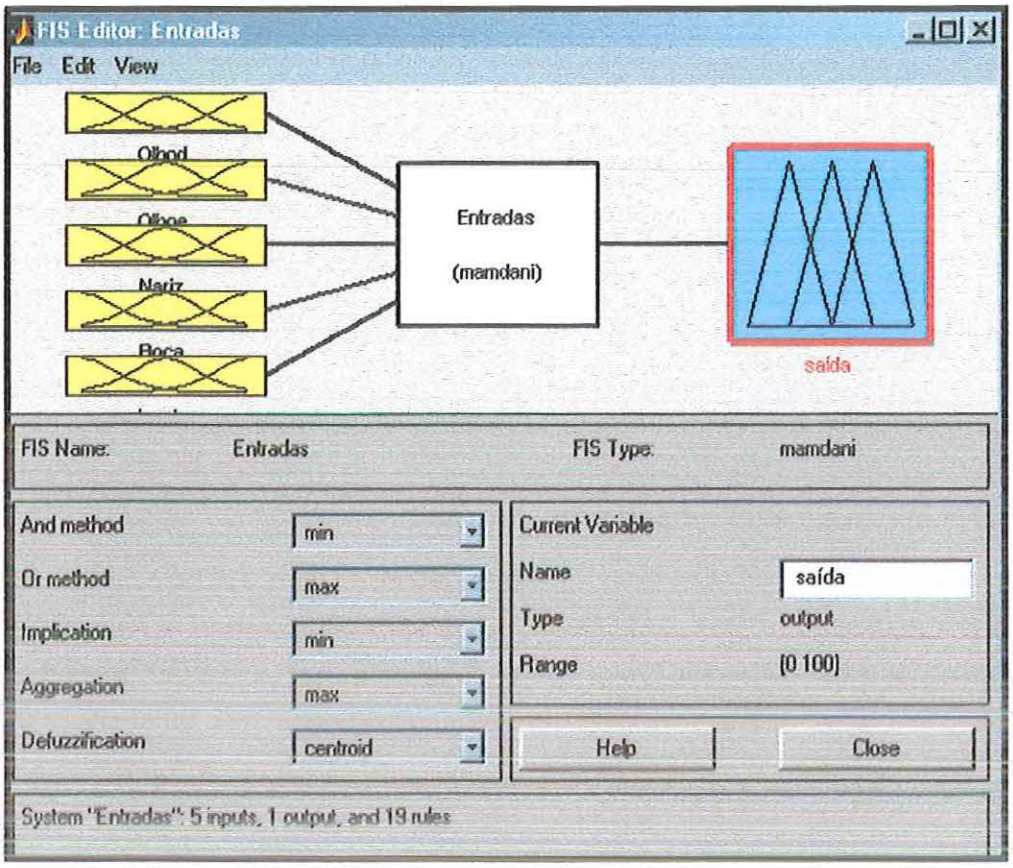


FIGURA 5.23 Sistema de Inferência "Fuzzy" FIS

A Implementação de um modelo "fuzzy" realiza-se através de seis passos (KNAPP, 1996):

1. Determinação do conjunto de regras "fuzzy" (criação das regras);
2. "Fuzzificação" das entradas usando as funções de pertinência;
3. Combinação das entradas "fuzzificadas" em cada regra "fuzzy" para estabelecer a ativação da regra;
4. Cálculo da parte conseqüente da regra;
5. Combinação das partes conseqüente de todas as regras para obter a distribuição da saída;
6. "Desfuzzificação" da saída.

5.4.5.1 - Determinação do conjunto de regras "Fuzzy"

As definições das funções pertinência foram realizadas através de testes com algoritmo. Foi observada a freqüência de tamanho de cada uma das características faciais presentes nas imagens do banco de treinamento, permitindo a determinação das variáveis de entrada.

As funções pertinência podem conter diversos formatos, mas observando os valores obtidos através de testes com a execução do algoritmo, verificou-se que o melhor seria a construção de funções trapezoidais que é especificada por quatro parâmetros {a,b,c,d}.

$$\text{Trapmf}(x;a,b,c,d) = \max(0, \min[(x-a)/(b-a),1,(d-x)/(d-c)]) \qquad (5.8)$$

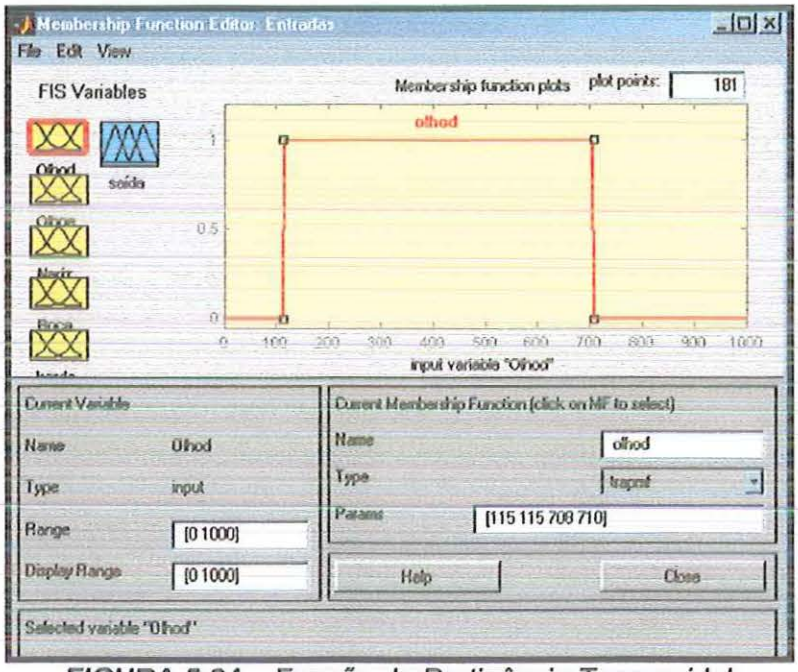


FIGURA 5.24 – Função de Pertinência Trapezoidal

5.4.5.2 "Fuzzificação" das entradas

A partir do estabelecimento das funções de pertinência, o próximo passo é a definição das regras de inferência. As regras de inferência "fuzzy" descrevem como o FIS deve realizar a decisão de classificação das imagens, observando-se os valores obtidos na pesquisa de campo, foram definidas 19 regras de inferência para a classificação das imagens. A figura 5.25 mostra

algumas dessas regras de inferência utilizadas para a classificação das imagens.

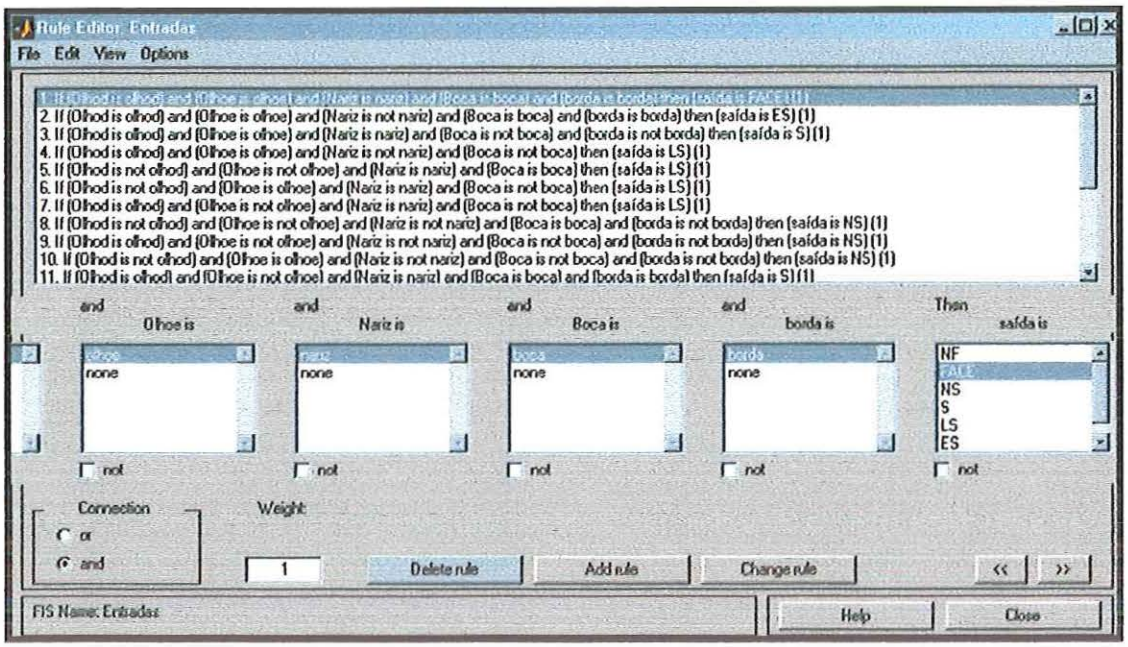


FIGURA 5.25 Regras de inferências "Fuzzy"

As 19 regras de inferência são:

A regra 1 classifica a saída como sendo uma *Face*, neste caso todas as características faciais e as bordas são detectadas na imagem de entrada.

1) Se (olhod é olhod) e (olhoe é olhoe) e (nariz é nariz) e (boca é boca) e (borda é borda) então (saída é Face)

As regras 2,18 e 19 são regras que definem a imagem como sendo *Exatamente Semelhante* uma face, são as imagens que faltam apenas uma característica facial ou a borda

2) Se (olhod é olhod) e (olhoe é olhoe) e (nariz é not nariz) e (boca é boca) e (borda é borda) então (saída é ES)

18) Se (olhod é olhod) e (olhoe é olhoe) e (nariz é nariz) e (boca é boca) e (borda é not borda) então (saída é ES)

19) Se (olhod é olhod) e (olhoe é olhoe) e (nariz é not nariz) e (boca é boca) e (borda é not borda) então (saída é ES)

As regras 3,11 e 12 são regras que definem a imagem como sendo *Semelhante* uma face.

3) Se (olhod é olhod) e (olhoe é olhoe) e (nariz é nariz) e (boca é not boca) e (borda é not borda) então (saída é S)

11) Se (olhod é olhod) e (olhoe é not olhoe) e (nariz é nariz) e (boca é boca) e (borda é borda) então (saída é S)

12) Se (olhod é not olhod) e (olhoe é olhoe) e (nariz é nariz) e (boca é boca) e (borda é borda) então (saída é S)

As regras 4,5,6,7,16 e 17 são regras que definem a imagem como sendo *Ligeiramente Semelhante* uma face.

4) Se (olhod é olhod) e (olhoe é olhoe) e (nariz é not nariz) e (boca é not boca) então (saída é LS)

5) Se (olhod é not olhod) e (olhoe é not olhoe) e (nariz é nariz) e (boca é boca) então (saída é LS)

6) Se (olhod é not olhod) e (olhoe é olhoe) e (nariz é nariz) e (boca é not boca) então (saída é LS)

7) Se (olhod é olhod) e (olhoe é not olhoe) e (nariz é nariz) e (boca é not boca) então (saída é LS)

16) Se (olhod é olhod) e (olhoe é not olhoe) e (nariz é not nariz) e (boca é boca) e (borda é not borda) então (saída é LS)

17) Se (olhod é not olhod) e (olhoe é olhoe) e (nariz é not nariz) e (boca é boca) e (borda é not borda) então (saída é LS)

As regras 8,9,10,13 e 14 são regras que definem a imagem de entrada como *Não-Semelhante* uma face.

8) Se (olhod é not olhod) e (olhoe é not olhoe) e (nariz é not nariz) e (boca é boca) e (borda é not borda) então (saída é NS)

9) Se (olhod é olhod) e (olhoe é not olhoe) e (nariz é not nariz) e (boca é not boca) e (borda é not borda) então (saída é NS)

10) Se (olhod é not olhod) e (olhoe é olhoe) e (nariz é not nariz) e (boca é not boca) e (borda é not borda) então (saída é NS)

13) Se (olhod é not olhod) e (olhoe é not olhoe) e (nariz é nariz) e (boca é not boca) então (saída é NS)

14) Se (olhod é not olhod) e (olhoe é not olhoe) e (nariz é not nariz) e (boca é boca) então (saída é NS)

A regra 15 define a imagem como *Não-Face*, pois não apresenta nenhuma característica facial.

15) Se (olhod é not olhod) e (olhoe é not olhoe) e (nariz é not nariz) e (boca é not boca) e (borda é not borda) então (saída é NF)

As 19 regras são vistas na figura 5.26 onde é exibido o processo de solução gráfica do algoritmo de faces, para as entradas.

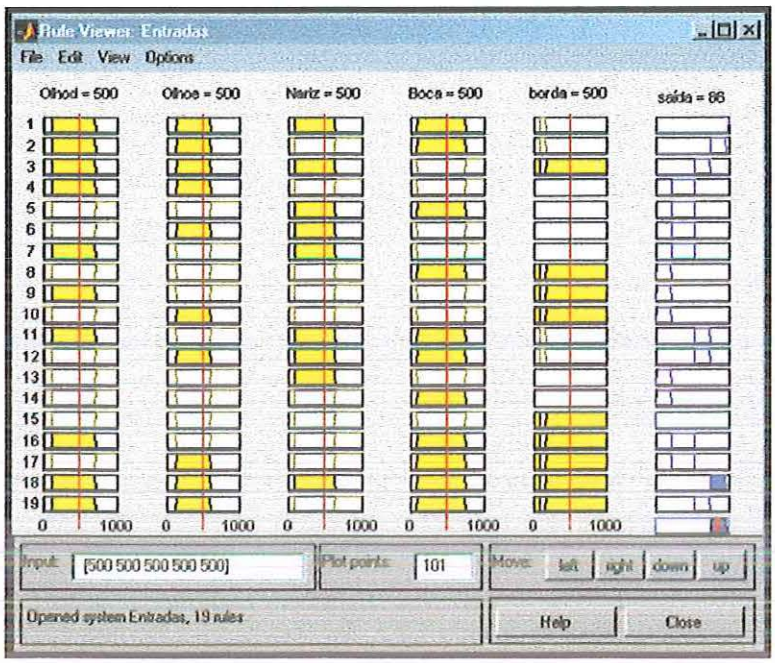


FIGURA 5.26 – Gráfico das 19 regras de inferência

5.4.5.3 - Combinação das entradas nas regras "fuzzy"

Consiste em combinar as entradas "fuzzificadas" em cada regra "fuzzy" para estabelecer a ativação da regra. Foram utilizados os operadores AND (máximo) e OR (mínimo), por obterem maior desempenho.

5.4.5.4 - Parte conseqüente de cada regra

A parte conseqüente de cada regra é conseguida através do uso de algum operador de implicação. Neste classificador foi utilizado o operador Mamdami, pois foi o que apresentou melhor desempenho.

5.4.5.5 - Combinação de todas as partes conseqüentes

As saídas de todas as regras devem ser combinadas para obter a distribuição de saída "fuzzy". Os métodos de implicação, agregação e desfuzzificação utilizados são respectivamente: mínimo, máximo e centróide.

5.4.5.6 - "Desfuzzificação"

A etapa de "desfuzzificação" mapeia a saída "fuzzy" em um valor definido. Para determinar a saída foi utilizado o método do centróide, também por apresentar melhor resultado. Essa estratégia procura pelo centro de gravidade da distribuição de saída "fuzzy".

O sistema "*fuzzy*" gera uma saída já desfuzzificadas, conferindo-lhe um grau de pertinência. As saídas são valores de 0 a 100. O elemento que possui 50% de pertinência tem metade de chance de ser uma face, e os elementos com 100% de pertinência são identificados como face.

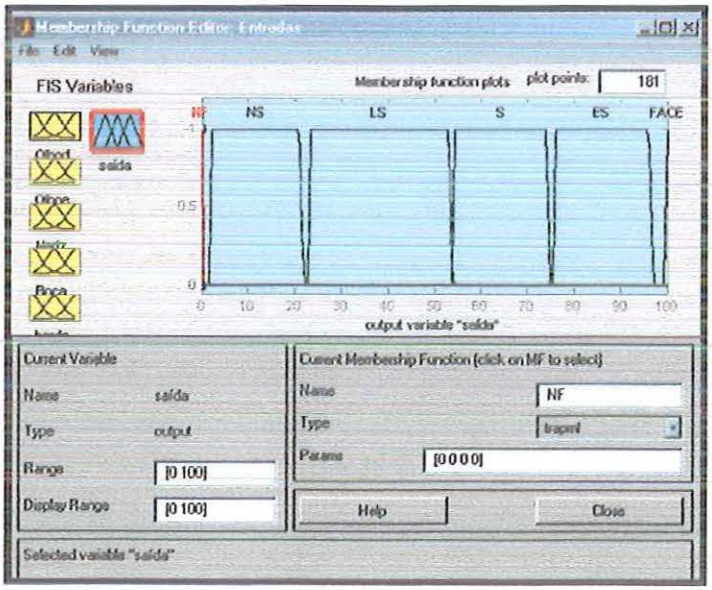


FIGURA 5.27 – Exemplo das variáveis de saída

A saída apresenta 6 variáveis lingüísticas: ***NF*** *- Não face,* ***NS*** *- Nenhuma semelhança,* ***LS*** *- Ligeiramente semelhante,* ***S*** *– Semelhante,* ***ES*** *- Exatamente semelhante,* ***FACE*** *– Face.*

As classificações baseadas na pesquisa realizada com as imagens mostradas em conjunto possuem as mesmas entradas, mas temos uma saída

com quatro variáveis lingüísticas, pois a pesquisa é mais restrita. Na visão humana, uma figura para assemelhar-se a uma face deve possuir todas as características faciais. Se faltar apenas um olho ou o nariz ela possui um percentual de ser considerada uma face. Dos 100 desenhos *"Line Draw" mostrados* em conjunto para as pessoas entrevistas, elas só assinalavam duas ou três imagens como sendo uma face levando em conta a aparência humana.

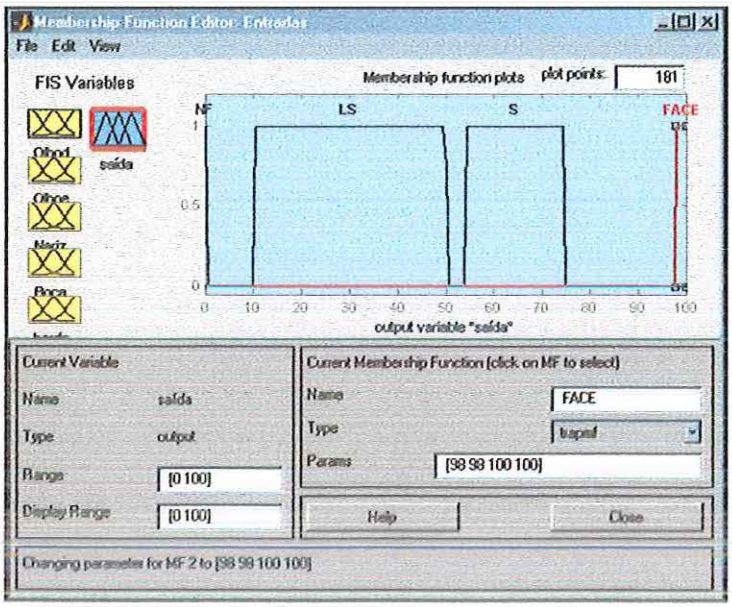


FIGURA 5.28 – Exemplo das variáveis de saída

As 4 variáveis lingüísticas são: ***NF*** *- Não face,* ***LS****- Ligeiramente, semelhante* ***S*** *– Semelhante,* ***FACE*** *– Face.*

CAPÍTULO - 6

Resultados e Conclusões

Foram utilizadas 100 imagens de um banco de imagens de treinamento adquirido do Departamento de Psicologia da Universidade de Stirling (PICS s.d.), com resolução espacial de 274 x 350. Essas imagens são frontais, possuem boa qualidade, boa resolução, brilho, e contraste ajustado.

Para testar a eficiência do algoritmo, foram utilizadas 100 imagens testes com resolução espacial de aproximadamente 275 x 305, sendo 76 imagens faces e 24 imagens não-faces. Essas imagens foram adquiridas sem a preocupação de qualidade necessária.

6.1 Resultados obtidos com figuras do banco de imagens de treinamento.

Estabelecendo um limiar de 50% ou seja, que a imagem seja no mínimo "ligeiramente semelhante a uma face" o índice de desempenho do algoritmo foi de 86% considerando que todas as 100 imagens são de faces, humanas neste banco de treinamento. Na tabela 6.1, pode-se visualizar esses resultados. O apêndice C mostra todos os resultados.

TABELA 6.1 Resultado com base na pesquisa de campo com desenhos apresentados isoladamente

Numero de Imagens	Graus de pertinência	Classificação
43 imagens	100%	Face
11 imagens	86%	Exatamente semelhante
23 imagens	64%	Semelhante
09 imagens	50%	Ligeiramente Semelhante
12 imagens	38%	Nenhuma semelhança
02 imagens	11%	Não face

O número de Falsos negativos fora na realidade de apenas 2 imagens, conforme pode ser visto na figura 6.1(b) e 6.2 (b). Devido ao processamento apenas 1 característica restou, assim a imagem foi classificada como não-face.

O apêndice A mostra todas as imagens processadas.

(a) (b) (c)

FIGURA 6.1 (a) imagem original; (b) imagem processada; (c) imagem "Line Draw"

(a) (b) (c)

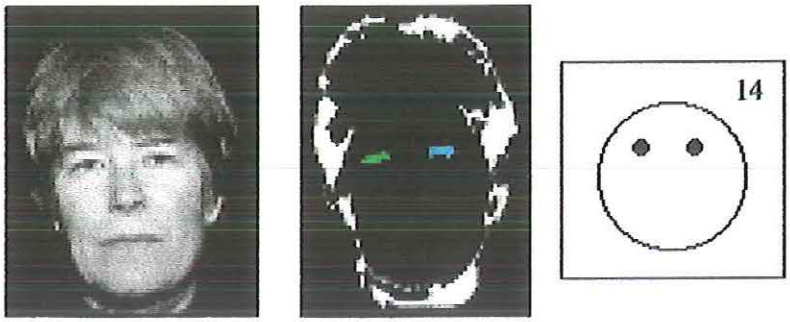
FIGURA 6.2 (a) imagem original; (b) imagem processada; (c) imagem "Line Draw"

A figura 6.3(b) mostra a imagem que após processada foi preservada todas as características faciais e o contorno da face ficou completo, portanto o grau de pertinência é 100% pertencente ao conjunto de faces humanas segundo metodologia proposta.

(a) (b) (c)

FIGURA 6.3 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) imagem "Line Draw"

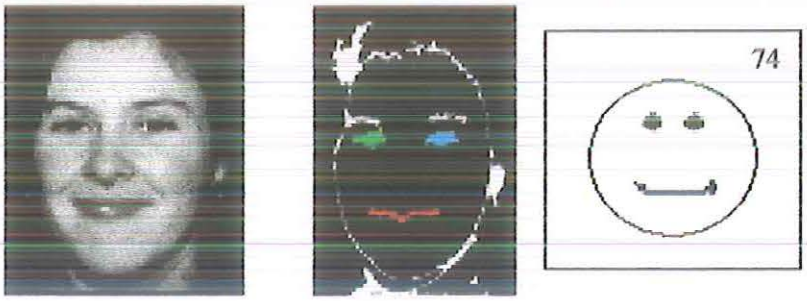
Com base na pesquisa de campo realizada, apenas as imagens contendo todas as características faciais e as bordas completas obtiveram 100% de pertinência. (ver tabela 5.1 e 5.2).



(a) (b) (c)

FIGURA 6.4 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw"

A figura 6.4(b) ilustra a imagem que possui apenas 38% de grau de pertinência por que depois de processada foram preservados apenas os olhos e o contorno da face. Quanto menos características faciais a imagem possuir, menores serão as chances de ser considerada uma face.



(a) (b) (c)

FIGURA 6.5 (a) Imagem Original, (b) Imagem Processada (c) Imagem "Line Draw"

A figura 6.5(b) demonstra a imagem que possui 86% de grau de pertinência. Ela foi classificada como exatamente semelhante a uma face, porque mesmo que não tenha o nariz a imagem assemelha-se a uma face, com base na pesquisa de campo.

6.1.1 Resultados obtidos com base na pesquisa realizada com figuras mostradas em conjunto

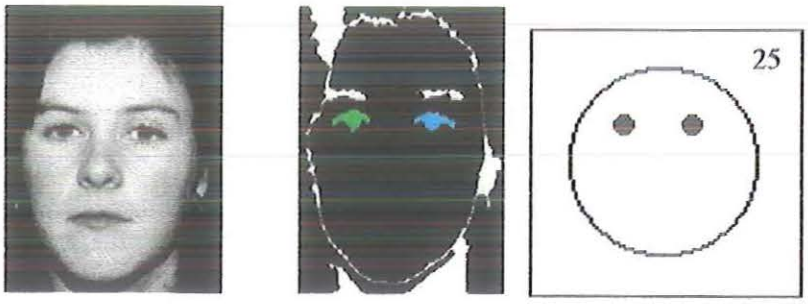
A classificação com base na pesquisa realizada com desenhos mostrados em conjunto é mais restrita, pois as pessoas só consideram face as imagens praticamente completas. Portanto o classificador obteve somente quatro saídas, ou seja, face, não-face, ligeiramente semelhante e semelhante.

Considerando-se um limiar de 50% ou seja "semelhante". Podemos observar na tabela 6.2 que das 100 imagens processadas, o algoritmo detectou corretamente 65 faces, ou melhor obteve 65% de acerto. As 35 imagens que não foram detectadas apresentaram perdas de mais de 2 características faciais, induzindo o classificador a um falso negativo. O Apêndice D mostra esses resultados.

TABELA 6.2 Resultado com base na pesquisa de campo com figuras apresentadas em conjunto

Numero de Imagens	Graus de pertinência	Classificação
40 imagens	97.5%	Face
25 imagens	50%	Semelhante
01 imagem	15%	Ligeiramente semelhante
34 imagens	0%	Não face

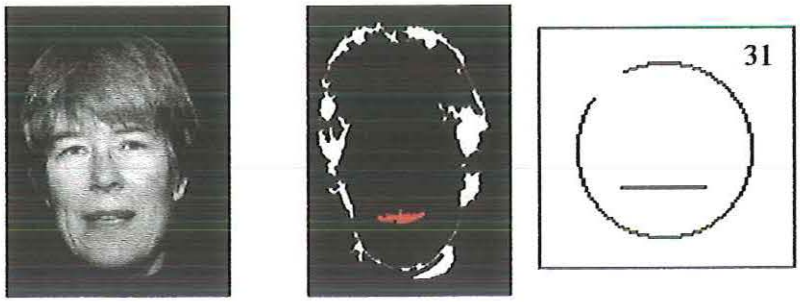
A imagem 6.6(b) é um exemplo de falso negativo, a imagem possui 0% de grau de pertinência. Depois de processada foram preservados apenas os olhos e o contorno da face.



(a) (b) (c)

FIGURA 6.6 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw"

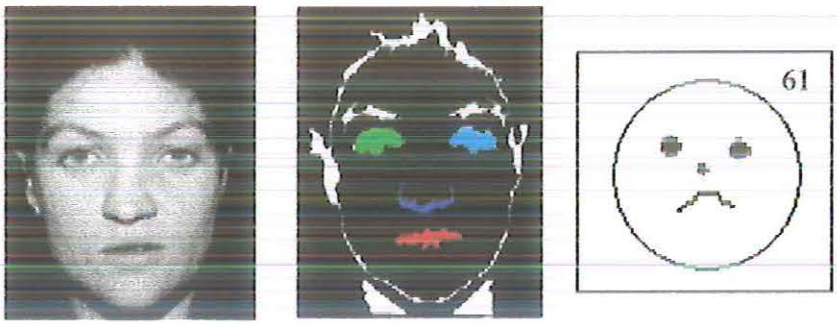
A imagem 6.7(b) é outro exemplo de falso negativo, imagem possui 0% de grau de pertinência. Depois de processada foram preservados apenas a boca e o contorno da face.



(a) (b) (c)

FIGURA 6.7 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw"

A figura 6.8 (b) ilustra a imagem que possui 98% de grau de pertinência, ela foi classificada corretamente como exatamente semelhante uma face, pois possui a borda completa e todas as características faciais. O apêndice B mostra todas as imagens processadas.



(a) (b) (c)

FIGURA 6.8 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw"

6.2 Resultados obtidos com figuras do Banco de Imagens Teste

Para testar o algoritmo foram selecionadas 100 imagens testes. Dessa maneira, formou-se o banco de imagens testes composto por 76 imagens de faces e 24 imagens não face. Essas imagens foram adquiridas sem nenhuma preocupação de qualidade quanto à resolução, esse fator tornou a classificação mais complexa, pois a escala e a orientação da face na imagem

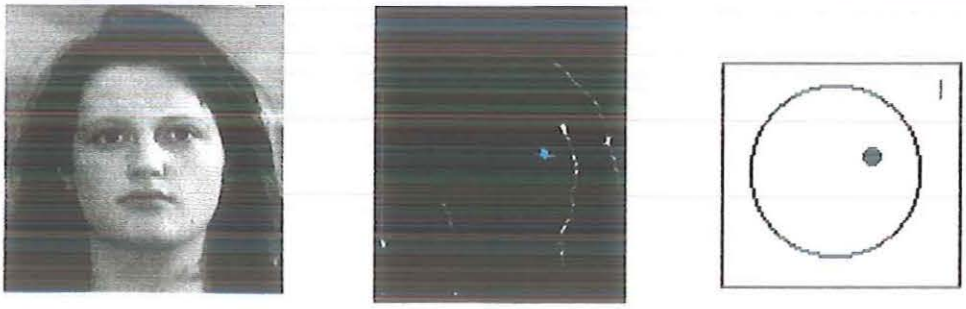
não ajustada dificulta a utilização de coordenadas fixas para achar as características, assim como a presença de ruídos, oclusões e mudanças na iluminação, as quais podem projetar ou remover sombras causando falhas na classificação final.

Considerando que imagens com até 50% de grau de pertinência são pertencentes ao conjunto de faces, ou seja "ligeiramente semelhante", o desempenho do algoritmo foi de 62% de acerto. Das 27 imagens classificadas como não face, 19 foram classificadas corretamente, sendo 3 falsos positivos e 5 falsos negativos. As 30 imagens classificadas como nenhuma semelhança de uma face foram devido as perdas das características faciais durante o processamento das imagens. O Apêndice E mostra esses resultados.

TABELA 6.3 Resultado com base na pesquisa de campo isolada

Numero de Imagens	Graus de pertinência	Classificação
0 imagem	100%	Face
05 imagens	86%	Exatamente semelhante
31 imagens	64%	Semelhante
07 imagens	50%	Ligeiramente semelhante
30 imagens	38%	Nenhuma semelhança
27 imagens	0%	Não face

A figura 6.9 é um exemplo de falso negativo a imagem foi classificada como não face, pois durante a segmentação restou apenas o olho direito e parte do contorno da face.



(a) (b) (c)

FIGURA 6.9 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw"

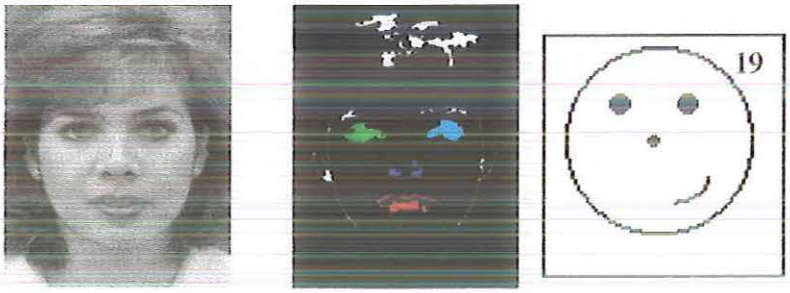
Na figura 6.10(b) temos outro exemplo de falso negativo, a imagem obteve 0% de grau de pertinência, porque depois de processada restaram apenas o olho esquerdo e parte do contorno da face.

(a) (b) (c)

FIGURA 6.10 (a) Imagem Original, (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw"

A classificação da figura 6.11(b) o algoritmo classificou corretamente a imagem que obteve 86% de grau de pertinência, porque depois de processada, como podemos observar houve perda de parte do contorno, mas foram preservadas todas as características faciais. As perdas do contorno são devido as sombras e a luminosidade da imagem.

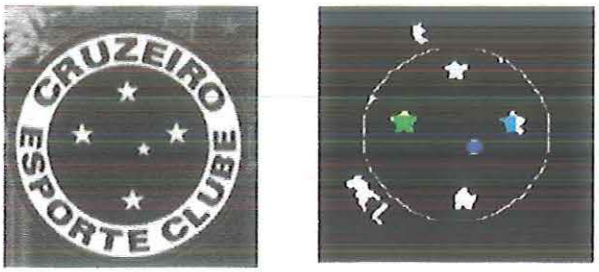
Os demais erros cometidos pelo algoritmo no banco de imagens testes devem-se a esse mesmo tipo de problema na etapa de processamento.



(a) (b)

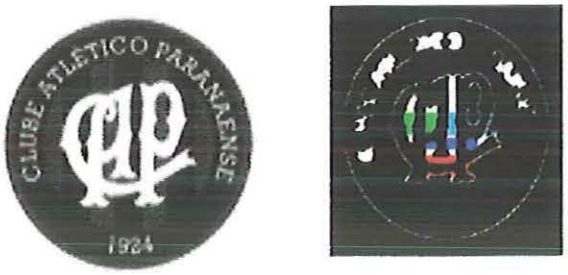
FIGURA 6.11 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada; (c) Imagem "Line Draw"

A figura 6.12(b) é um exemplo de falso positivo, um símbolo de futebol que obteve 50% de grau de pertinência, a imagem é circular e possui as entradas suficientes para ativar as regras "Fuzzy".



(a) (b)

FIGURA 6.12 (a) Imagem Original; (b) Imagem Processada;

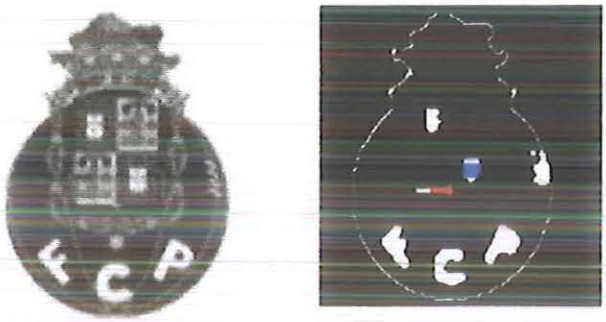


(a) (b)

FIGURA 6.13 (a) Imagem Original; (b) imagem Processada

A figura 6.13 é outro falso positivo, onde pode-se observar uma imagem de um símbolo de futebol, que possui muitos detalhes internos, é classificada pelo classificador "fuzzy" como ligeiramente semelhante a face.

O apêndice D mostra todas as imagens processadas.



(a) (b)

FIGURA 6.14 (a) Imagem Original, (b) erro de classificação

A imagem 6.14 ilustra uma imagem onde o algoritmo fez uma correta classificação. Esta imagem é um símbolo de futebol português e foi classificada como não-face pelo algoritmo de classificação. Apesar ter vários detalhes não tem as entradas suficientes para ativar as regras "Fuzzy"

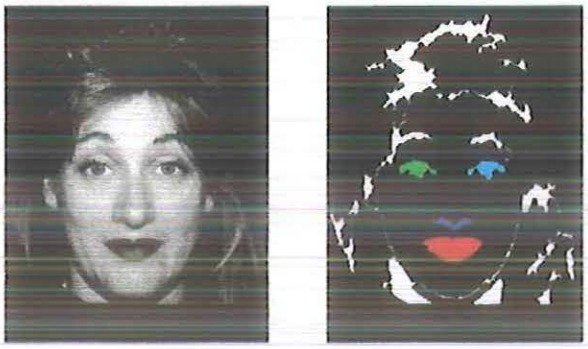
(a) (b)

FIGURA 6.15 (a) Imagem Original; (b) imagem processada

A imagem 6.15 é outro exemplo onde o algoritmo classificou corretamente a imagem. Pode-se observar vários detalhes na imagem, entretanto, o algoritmo não a classifica como face pois não são ativadas as regras "fuzzy". O Apêndice E confirma esses resultados .

6.3 Problemas com o método utilizando o banco de imagens de treinamento

As figuras que apresentavam faces com muita inclinação dentro da imagem gerarão erro porque o algoritmo trabalha com posições fixas. A sombra do pescoço também causou falhas pois aumentou o número de pixels brancos computados na borda. A face em que a pessoa estava sorrindo ou com maquiagem apresentou problema, pois ultrapassou os valores especificados.



(a) (b)

FIGURA 6.16 (a) Imagem Original , (b) Imagem processada

A figura 6.16(b) demonstra uma imagem que apesar de estar completa obteve apenas 64% de pertinência, pois o tamanho da boca ultrapassou o limite especificado nas regras de inferência "Fuzzy", tendo sido, portanto, desconsiderada.

(a) (b)

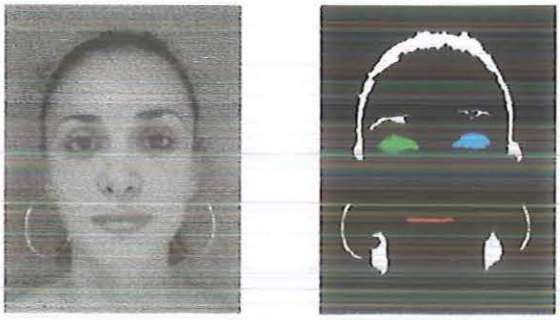
FIGURA 6.17 (a) Imagem Original; (b) Imagem processada

A figura 6.17(b) demonstra uma imagem com excesso de pixel brancos na região do pescoço, causando um numero elevado de pontos computados na borda da face. A borda da face foi desconsiderada na fase de classificação, e a imagem obteve 64% de grau de pertinência.

6.3.1. Problemas com o método utilizando o Banco de imagens Teste

Como a etapa de processamento é fundamental para extração de características. Alguns fatores tornaram essa etapa mais complexa como a obliteração das características faciais, sombras/ruídos, acessórios, maquiagem, distancia focal e a orientação da face na imagem, podem causar falhas na classificação final.

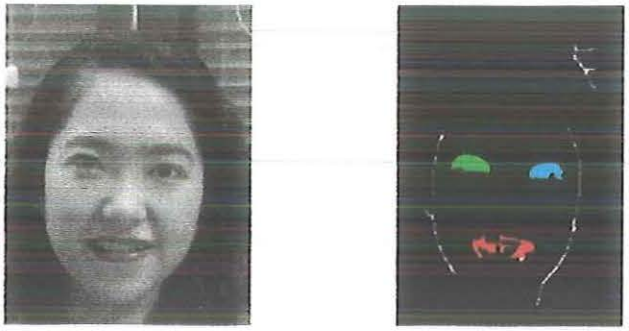
Por não serem imagens padronizadas as imagens do banco teste apresentaram alguns erros, gerados devido à má qualidade das imagens.



(a) (b)

FIGURA 6.18 (a) Imagem Original; (b) Imagem processada

A figura 6.18(b) ilustra uma imagem que obteve 86% de grau de pertinência, mesmo não tendo a borda completa. O interessante de se observar é que depois de processada o brinco foi computado como parte da borda.



(a) (b)

FIGURA 6.19 (a) Imagem Original; (b) Imagem processada

A figura 6.19(b) demonstra uma imagem que apesar de estar completa obteve 0% grau de pertinência, pois o tamanho das características faciais ultrapassaram o limite especificado nas regras de inferência "Fuzzy", tendo sido, portanto, classificada como não face.

6.4 Conclusões

O sistema de detecção de faces através da metodologia proposta é inovador e demonstrou ser eficiente. O uso de um conjunto de imagens padronizadas apresentou um resultado com baixo nível de falsos positivos e principalmente ressaltou a capacidade do método de ser flexível. Se as regras forem ajustadas para um determinado banco de imagens padronizadas com relação ao fundo, distância focal, contraste e iluminação espera-se que o índice de acerto de 86% obtido possa ser ampliado.

A classificação feita com base na pesquisa de campo com dados apresentados em conjunto apresentou um percentual menor. Dentre as 100 imagens testadas, 65% foram classificadas como face, devido às perdas das características durante o processamento.

No banco de imagens teste, foram obtidos bons resultados por serem imagens não padronizadas, mostrando a versatilidade da metodologia aplicada. Dentre as 100 imagens testes o algoritmo proposto, obteve 63% de acerto, apresentando somente 3 falsos positivos e 5 falsos negativos.

A Lógica nebulosa mostrou-se como uma ferramenta importante de trabalho em um contexto de informações muitas vezes incertas e imprecisas. O conhecimento humano mostrou-se fundamental para determinar as regras nebulosas, podendo facilitar os caminhos para se alcançar os resultados almejados.

6.5 Proposta para trabalhos futuros

Para trabalhos futuros propõe-se a continuação do estudo de um programa mais amplo em detecção de faces, visando a localização e classificação de faces humanas em sistemas automáticos. A seguir são

apresentadas algumas sugestões para outros trabalhos que objetivam completar o sistema e aprimorar a implementação aqui desenvolvida.

⇒Agregar novas funcionabilidades ao modelo "Fuzzy", como outras técnicas de localização das características faciais. Seria interessante que inclusive os grupos *"fuzzy"* fossem definidos por critérios de distancia proporcional das características faciais, para completar o sistema de detecção de faces.

⇒Desenvolvimento de um sistema de aquisição de imagens faciais, fixando determinados parâmetros importantes para obtenção de imagens com melhor qualidade, tais como iluminação uniforme, distancia focal fixa, em relação à pessoa fotografada.

⇒Implementação de outras técnicas para detecção de faces em imagens reais, como o desenvolvimento de um sistema com base na segmentação da imagem utilizando características contextuais e a utilização da Lógica "Fuzzy" para classificação das regiões de face.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BARTLETT, M. S.; HAGER, J. C.; EKMAN, P.; SEJNOWSKI, T. J. (1999). **"Measuring facial expressions by computer image analysis"**. *Psychophysiology*, vol. 36, pp. 253-264.

BAUDEL, T; BEAUDOIUN-LAFON, M. C.(1993). **Remote control of objects using free-hand gestures**. *CAMC*, pp. 28-35.

BEUMIER, C.; ACHEROY M. (1997) **Automatic profile identification, First International Conference on Audio and Video based Biometric Person Authentication** (AVBPA), Crans-Montana, Switzerland, 12–14 March 1997, pp. 145–152.

BICHSEL, M. (1995).*1st International Conference on Face and Gesture Recognition:* **MultiMedia Laboratory Department of Computer Science university of Zurich**, Zurich, Switzerland. Proceedings.

BLACK, M. J.; YACOOB, Y. (1998). **Recognising Facial Expressions in Image Sequences using Local Parameterised Models of Image Motion**. *International Journal on Computer Vision*, vol. 25, nº 1, pp. 23-48.

BONVENTI, Jr. COSTA, W. A. H. R. (2000).**Comparação entre métodos de definição de conjuntos nebulosos de cores para classificação de pixels.** In: *1st. Workshop on Artificial Intelligence and Computer Vision (parallel to IBERAMIA* - Atibaia - Brasil.

BRUNELLI, R.; POGGIO, T. (1993). **Face Recgnition: Features versus Templates.** *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, nº 10, pp. 1042-1052.

CAI, J.; GOSHTASBY, A. (1999). **Detecting human faces in color images.** ***Image and Vision Computing***, Vol. 8, nº 1, pp. 63-75.

CAMPOS, T., FERIS, T.; CESAR, R. (2000). Eigenfaces versus eigeneyes: first steps towards perfomrance assessment of representations for face recognition. **Automatic Systems for the Identification and Inspection of Humans**, vol. 2277, SPIE.

CASTLEMAN, K. R. (1996). **Digital Image Processing***:* Englewood Cliffs, NJ.

CHELLAPPA, R.; WILSON, C. L.; SIROHEY., S. (1995). Human and Machine Recognition of Faces: A Survey. *IEEE* **Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, Vol. 83, nº 5.

CHEN, Q.; WU, H.; YACHIDA, M. (1995). **Face detection by fuzzy pattern matching.** Proceedings of the Fifth Internacional Conference on Computer Vision, pp. 591-596.

COOTES, T. F.; TAYLOR, C. J. (1996). Locating faces using statical feature detectors. ***Proceedings of the Second Internacional Conference on Automatic Face and Gesture Recognition***, pp. 204-209.

CROWLEY, J. L.; BERARD, F. (1997). **Multi-modal tracking of faces for video communications.** *Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition*, Porto Rico, nº 6, pp. 640-645.

COX, I.J. Ghosn, J. YIANILOS, P. N. (1995). **Feature-based recognition using mixture-distance**: Technical report, NEC Research Institute.

DAI, Y.; NAKANO, Y. (1996). Face-texture model based on SGLD and its applications in face detection in a color scene. **Pattern Recognition**, Vol. 29, nº 6, pp. 1007-1071.

DARELLE, T.; PENTLAND, A. (1993). Space-times gestures. **IEEE CVPR,** pp. 335-340.

EKMAN, P.; FRIESEN, W. V. (1977). **Facial Action Coding System (FACS): Manual.** ***Consulting Psychologists Press***, Palo Alto.

FACES FRONTAIS Disponível em: http://pics.psych.stir.ac.uk/cgibin/PICS/New/imagesearch.cgi?set=nottingham_scans&filename=shop-XLNbCs Acesso em: 15 sept. 2004.

FACE LIFT. Disponível em : http://www.benhugo.com/laserresurfacing. asp Acesso em: 15 set. 2004.

FADZIL A. M II, CHEAH L. C. (1994) **Face Recognition System Based on Neural Networks an Fuzzy Logic,** School of Electrical e Electronic Engineering, Universiti Sains Malaysia.

FERIS, R.S; CAMPOS, T.E; CESAR J, R.M. (2000). Detection and tracking of facial features in video sequences. In **Lecture Notes in Artificial Intelligence**, vol. 1793, pp. 127-135.

FERIS, R. S. (2001). **Rastreamento eficiente de faces em um subespaço** Wavelet. Master's thesis, Universidade de São Paulo, Instituto de Matemática e Estatística.

FISHER, R. A. (1938). The statistical utilization of multiple measurements. In: **Annals of Egenics**, volume 8, pp. 376-386.

FUKUMOTO, M.; MASE, K.; SUENAGA, Y. (1992). Real-time detection of pointing actions for a glove-free interface. *IAPR* **Workshop on Machine Vision Applications**, pp. 473-476.

GALERIA DE FOTOS Disponível em: http://plasurg.com/plastic-urgery/ gallery/ skin_anti-aging.htm# Acesso em 15 sept. 2004.

GONZALEZ, R. C., WOODS, R. E. (1993). Digital Image Processing. **Addison-Wesley Publishing Company, Inc.**

GROβ, M. (1994). ***Visual Computing,*** Springer-Verlag.

HAN C.C, LIAO H.Y. M., YU G,J. CHEN L.H. (1998) **Fast face detection via morphology-based pre-processing** : Institute of Information Science, Academia Sinica, Nankang, Taipei, Taiwan.

HUANG, T; PAVLOVIC, V. (1995). Hand gesture modeling, analysis, and synthesis. **Proceedings of International Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition,** pp. 73-79.

IMAGENS DE FACES. Disponível em:http://www.whoiswho.bm/main2.php? browse=A Acesso em: 15 sept. 2004.

ITO, N. SHIMAZU, Y. YOKOYAMA, T. MATUSHITA, Y. (1995) **Fuzzy Logic Based Non-Parametric Color Image Segmentation with Optional Block Processing:** Proceedings of the ACM 23 rd Annual Conference on Computer Science, pp. 119-126.

JAIN, A.; ZONGKER, D.(1997). Feature selection - evaluation, application, and small sample performance: **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,** vol 19, nº2, pp. 153—158

JAIN, A. K; DUIN, R. P. W.; MAO, J. (2000). Statistical pattern recognition: A review. **IEEE Transactions on Pattern Analysis an Machine Intelligence**, Vol. 22, nº 1, pp. 24-37.

KANADE, T.; COHN, J. F.; TIAN, Y. (2000a). "Comprehensive database for facial expression analysis". **IEEE Proceedings of Fourth**

International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 46 –53.

KANADE, T.; COHN, J. F.; TIAN, Y. (2000b). Recognizing actions units for facial expressions analysis. **IEEE Transactions on Pattern Analisys and Machine Intelligence**, vol. 23, nº 2, fevereiro, pp. 97-115.

KNAPP, R. B.(1996). **Fuzzy Sets and Pattern Recognition** - http://www-engr.sjsu.edu/~Knapp/HCIFUZZY/fuzzy.htm.

KIM, H.Y.; CIPARRONE F.A.M., ANDRADE M.T.C., (1997). Technique for Constructing Gray-Scale Morphological Operators using Fuzzy Expert System: **Electronics Letters**, Vol. 33, Nº.22, pp.1859-1861, outubro.

KIRBY, M.; SIROVICH, L. (1990). Application of the karhunen-Loève procedure for the characterization of human faces. *IEEE Transactions on* **Pattern Analysis and Machine Intelligence**, vol. 12, nº 1, pp. 103-108.

KLIR, George J.,YUAN, Bo. (1995) - **"Fuzzy Sets and Fuzzy Logic" - Theory and Applications,** Prentice Hall PTR, New Jersey.

KNAPP, R. Benjamin (1996) - **"Fuzzy Sets and Pattern Recognition"** - http://www-engr.sjsu.edu/~Knapp/HCIFUZZY/fuzzy.htm.

KOBAYASHI, H.; HARA, F. (1997). Facial interaction between animated 3D face robot and human beings. **IEEE International Conference on System, Man and Cybernetics**, pp. 3732-3737.

KONDO, T.; YAN, H. (1999). Automatic human face detection and recognition under non-uniform illumination: **Pattern Recognition** *Vol,* 32 nº 10, pp. 1707--1718.

LEE, C.C.(1990) **"Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller** - Part I",IEEE Transactions in Systems, Man and Cybernetics, vol.20, nº.2, 1990.

LEE, E.; WHALEN, T. (1996). Computer Image Retrieval by Features: Suspect Identification. **Proceedings of Interchi'** *93*, nº 4, pp.494-499.

LIM, Y. W. LEE, S. U.(1999) On the Color Image Segmentation Algorithm based on the Thresholding and the Fuzzy c-Means Techniques: **Pattern Recognition,** vol.23, nº.9, pp. 935-954.

LIN K., FAN C;. (2001). Triangle-based approach to the detection of human face. **Pattern Recognition**, vol, 34 nº6 pp.1271 – 1284.

MAGNENAT N; THALMANN D; KALRA P. (1994) **SMILE - Multilayered Facial Animanation System,** IFIP WG 5.10, Tokyo .

MARQUES, O. F; VIEIRA H. N. (1999) **Processamento Digital de Imagens:** Brasport, Rio de Janeiro – Brasil.

MCKENNA, S. GONG, S. COLLINS, J. (1997) **Face tracking and pose representation**: British Machine Vision Conference, Edinburgh.

MIYAKE, Y.; SAITOH, H.; YAGUCHI, H., TSUKADA. N. (1990). Facial pattern detection and color correction from television picture and newspaper printing. **Journal of Imaging Technology**, vol 16, nº 5, pp.165-169.

MOGHADDAM, B. (1995). An Automatic System for Model-Based Coding of Faces. *M.I.T.* **Media Laboratory Perceptual Computing Section Technical Report**, nº 317.

MOGHADDAM, B., PENTLAND A, (1997). "Probabilistic visual learning for object representation", *IEEE* **Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,** pp. 696--710.

PANTIC, M.; ROTHKRANTZ, L. J. M. (2000). Expert systems for automatic analysis of facial expressions. **Image and Vision Computing**, vol. 18, pp. 881-905.

PAL, S. K.; MITRA, S.(1992) - **Multilayer Perceptron, Fuzzy Sets and Classification** IEEE Trans. On Neural Networks, vol.3, n$^{o.}$ 5, September, pp.683-697.

PARKE, F.I., WATERS, K.(1996) **Computer Facial Animation,** Published by A. K. Peters.

PARKER, J. R. (1994) **Practical Computer Vision Using C**, *John Wiley e Sons, Inc.*, New York,U.S.A.

PENTLAND, Alex (2000). Looking at people: Sensing for ubiquitous and wearable computing. *IEEE* **Transactions on Pattern Analisys and Machine Intelligence**, vol. 22, nº 1, pp. 107-119.

PERELMUTER, G; CARRERA, E. (1995). Reconhecimento de Imagens Bidimensionais Utilizando Redes Neurais Artificiais. **Anais do VIII Sibgrapi,** pp. 197-203.

PICS. **Psychological Image Collection at Stirling.** Disponível em: http//:pics. psych.stir.ac.uk/cgi-bin/PICS/New/pics.cgi. Acesso em 10 set , de 2003

PRATT , W. K (1991), **Digital Image Processing,** 2nd ed, Jhon Wiley e Sons, New York.

ROMDHAMI, S. (1996). **Face recognition using principal component analysis.** Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia Elétrica e Eletrônica, Universidade de Glasgow, UK.

ROWLEY, H. A.; BALUJA, S.; KANADE, T. (1998). Neural Network-based Face Detection. *IEEE* **Transactions on Pattern Analisys and Machine Intelligence,** vol. 20, nº 1, pp. 23-28.

SABER, E.; TEKALP, A. M. (1998). Front view-face detection and facial feature extraction using color, shape and symmetry based cost functions. **Pattern Recognition Letters**, Vol. 19, nº 8, pp. 669-680.

SALLES E.O.T., LING L.L. (1993) Uma Aplicação de Sistemas Nebulosos em Processamento de Imagens: **Anais do Congresso Brasileiro de Automação.**

SAMAL, A.; IYENGAR, P. A. (1992). Automatic Recogniton and Analysis of Human Faces and Facial Expressions: A Survey. **Pattern Recognition**, vol. 25, pp. 65-77.

SERRA, J (1982) **Image Analysis and Mathematical Morphology**, Academic Press, New York.

SCHIELE, B.; WAIBEL. (1995). Gaze tracking based on face-color. **Internacional Workshop on Face and Gesture Recognition**, Zurich.

SILVA, L.C. De; NG, P. C. (2000). Bimodal emotion recognition. *IEEE* **Proceedings of Fourth International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition,** pp. 332-335.

SÍMBOLOS DOS TIMES DE FUTEBOL disponível em: http://www.futebolto tal.com.br/FutebolBrasileiro/Times-/index.html Acesso em: 15 set. 2004.

SÍMBOLOS DOS TIMES DE FUTEBOL Disponível em:http://www.topgol.com.br/Escudos/_PERNAMBUCO.htm Acesso em 15 set. 2004.

SOBOTTA, K.; PITAS, I. (1996). Segmentation and tracking of faces in color images. **Proceedings of the Second Internacional Conference on Automatic Face and Gesture Recognition**, pp. 236-241.

SUNG, K.K; POGGIO, T. (1998). Example-based learning for view-based human face detection. *IEEE* **Transactions on Pattern Analisys and Machine Intelligence,** vol. 20, nº 1, pp. 39-51.

THALMANN, N.M.; KALRA, P.; ESCHER, M. (1998). Face to virtual face. **Proceedings of the IEEE**, vol 86, nº 5, pp. 870-883.

TURK, A. M,; PENTLAND, A. (1991). Face recognition using eigenfaces. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,** vol. 15, nº 10, pp.1042-1052.

VALENTIN, D. (1994). Connectionist Models of Face Processing: A Survey. **Pattern Recognition**, vol. 27, nº 1, pp. 1209-1230.

WANG,J, TAN, T. (2000) Face Detection Using Shape Information an Eficient Method for Images with Simple Background, **Proceedings of the The Second International Conference on Multimodal Interface**, Hong Kong.

WATERS, K. (1987). A muscle model for animating three-dimensional facia expressions, Siggraph: **Computer Graphics Proceedings**, Anaheim, CA, Julho.

WEI, G.; SETHI, K. (1999). Face detection for image annotation. **Pattern Recognition Letters**, vol. 20, pp. 1313-1321.

YACHIDA, M.; WU, H.; CHEN, Q. (1999). Face Detection From Color Images Using a Fuzzy Pattern Matching Method: IEEE **Transactions on Pattern analysis and Machine Intelligence**, vol.10, nº6.

YANG, G., HUANG, T. (1994). Human face detection in a complex background. **Pattern Recognition**, vol. 27, nº 1, pp. 53-63.

YANG, J.; LU, W.; WAIBEL, A. (1997). Skin-color modeling and adaptation. **Technical Report**, CMU-CS-97-146.

YOW, K. C.; CIPOLLA, R. (1997). Feature-based human face detection. **Image and Vision Computing**, Vol. 15, pp. 713-735.

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

ZADEH, L.A.(1973) Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes:IEEE **Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, vol.3, pp.28-44.

ANEXOS DAS FIGURAS

ANEXO - A Imagens do Banco de Treinamento 88

ANEXO - B Imagens do Banco Teste 95

APÊNDICE - A Imagens do Banco de Treinamento

1.bmp

2.bmp

3.bmp

3.1.bmp

4.bmp

4.1.bmp

5.bmp

6.bmp

7.bmp

8.bmp

9.bmp

10.bmp

11.bmp

12.bmp

13.bmp

14.bmp

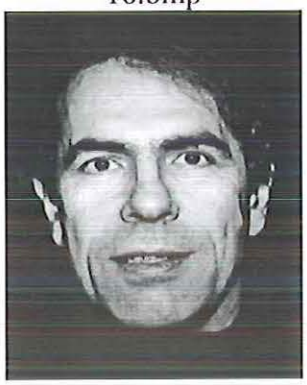
15.bmp

16.bmp

17.bmp

18.bmp

19.bmp


20.bmp

21.bmp

21.1.bmp

22.1.bmp

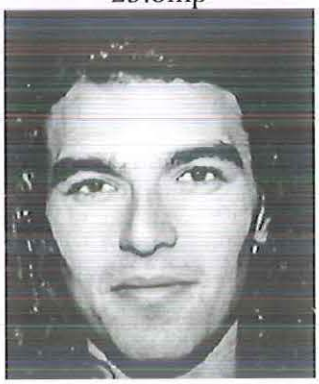
22.bmp

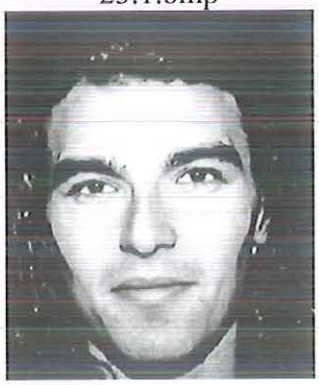
23.bmp

23.1.bmp

24.bmp

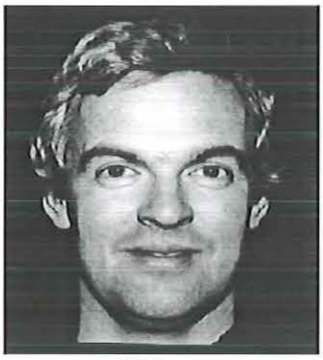
25.bmp

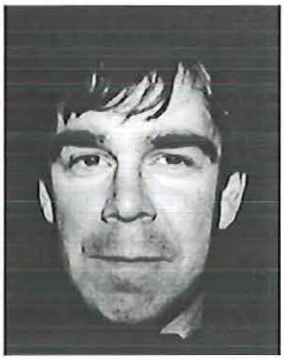

26.bmp


26.1.bmp

27.bmp

28.bmp


29.bmp


30.bmp

31.bmp

32.bmp

33.bmp

33.1.bmp

34.bmp

35.bmp

36.bmp

38.bmp

39.bmp

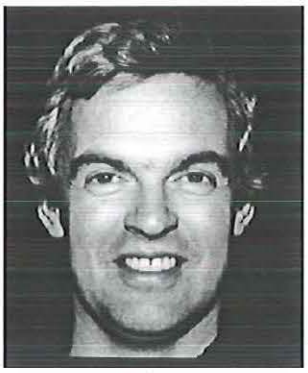
40.bmp

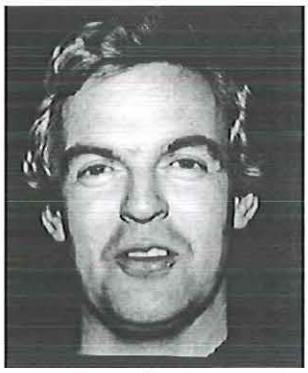
41.bmp

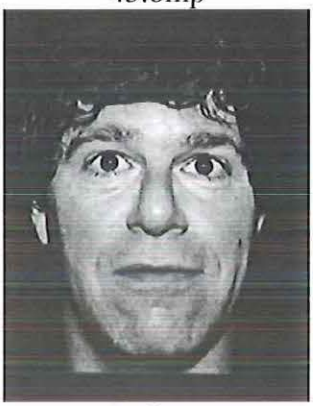
42.bmp

43.bmp

44.bmp


45.bmp

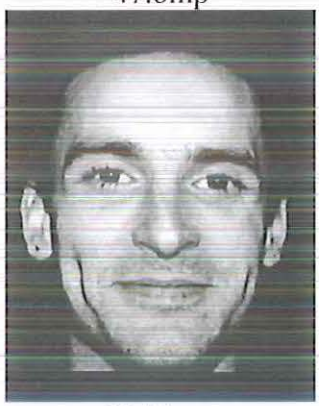

46.bmp

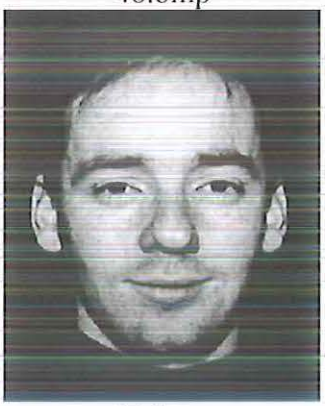

47.bmp

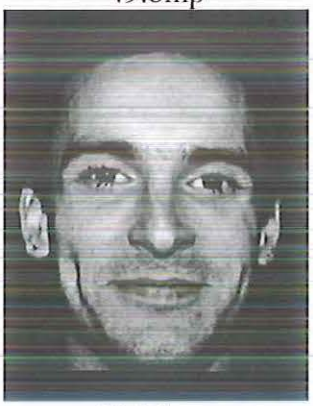
48.bmp

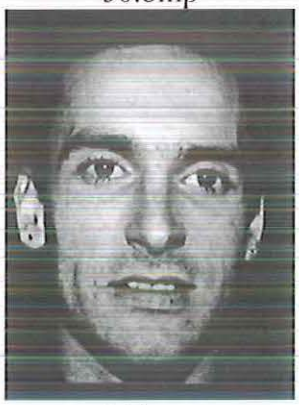
49.bmp

50.bmp


50.1.bmp


51.bmp


53.1.bmp


54.bmp

55.bmp

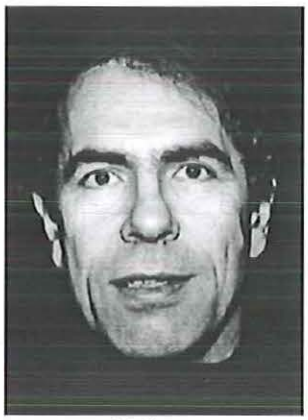
56.bmp

57.bmp

58.bmp

59. bmp

60.bmp


63.bmp

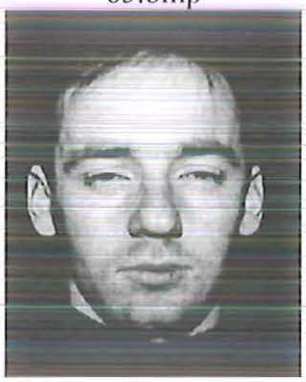
64.bmp

65.bmp

66.bmp

67.bmp

68.bmp


69.bmp

70.bmp

71.1.bmp

72.bmp

72.1.bmp

73.bmp

74.bmp

75.bmp

75.1.bmp

78.bmp

78.1.bmp

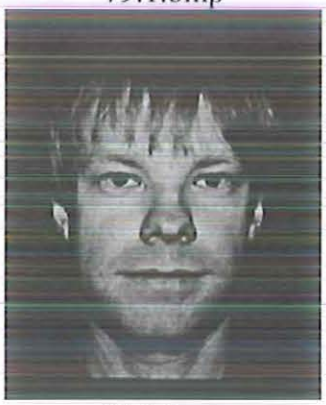
79.bmp

79.1.bmp

80.bmp

80.1.bmp

81.bmp


81.1.bmp

82.bmp

83.bmp

86.bmp

86.1.bmp

88.bmp

88.1.bmp

90.bmp

90.1.bmp

91.bmp

93.bmp

95.bmp

ANEXO - B Imagens do Banco Teste

Face1

Face2

Face3

Face4

Face5

Face6

Face7

Face8

Face9

Face10

Face11

Face12

Face13

Face14

Face15

Face16

Face 17

Face18

Face19

Face20

Face21

Face22

Face23

Face24

Face25

Face26

Face27

Face 28

Face29

Face30

Face31

Face32

Face33

Face34

Face35

Face36

Face37

Face38

Face39

Face40

Face41

Face42

Face43

Face44

Face45

Face46

Face47

Face48

Face49

Foto1

Foto2

Foto3

Foto4

Foto5

Foto6

Foto7

Foto8

Foto9

Foto10

Foto11

Foto12

Foto13

Foto14

Foto15

Foto16

Foto17

Foto18

Foto19

Foto20

Foto21

Foto22

Foto23

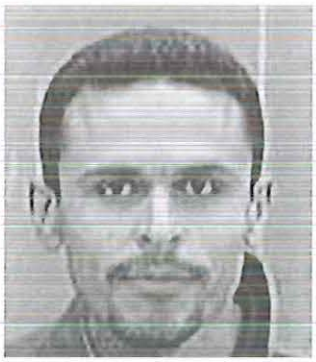


Foto24

Foto25

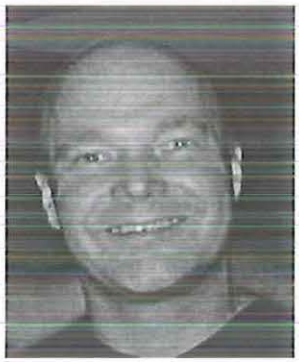


Foto26

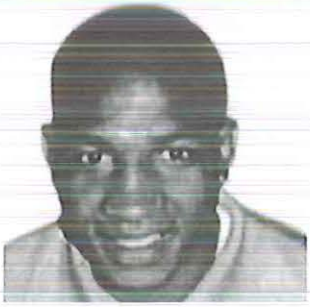


Foto27

Seleção Brasileira

Real Madrid

Cruzeiro

Sport

Remo

Santa Cruz

São Caetano

Paraná

Corinthians

Atlético Mineiro

Milan

Atlético Paranaense

Curitiba

Palmeiras

Porto

São Paulo

Santos

Bahia

Bragantino

Ponte Preta

Madureira

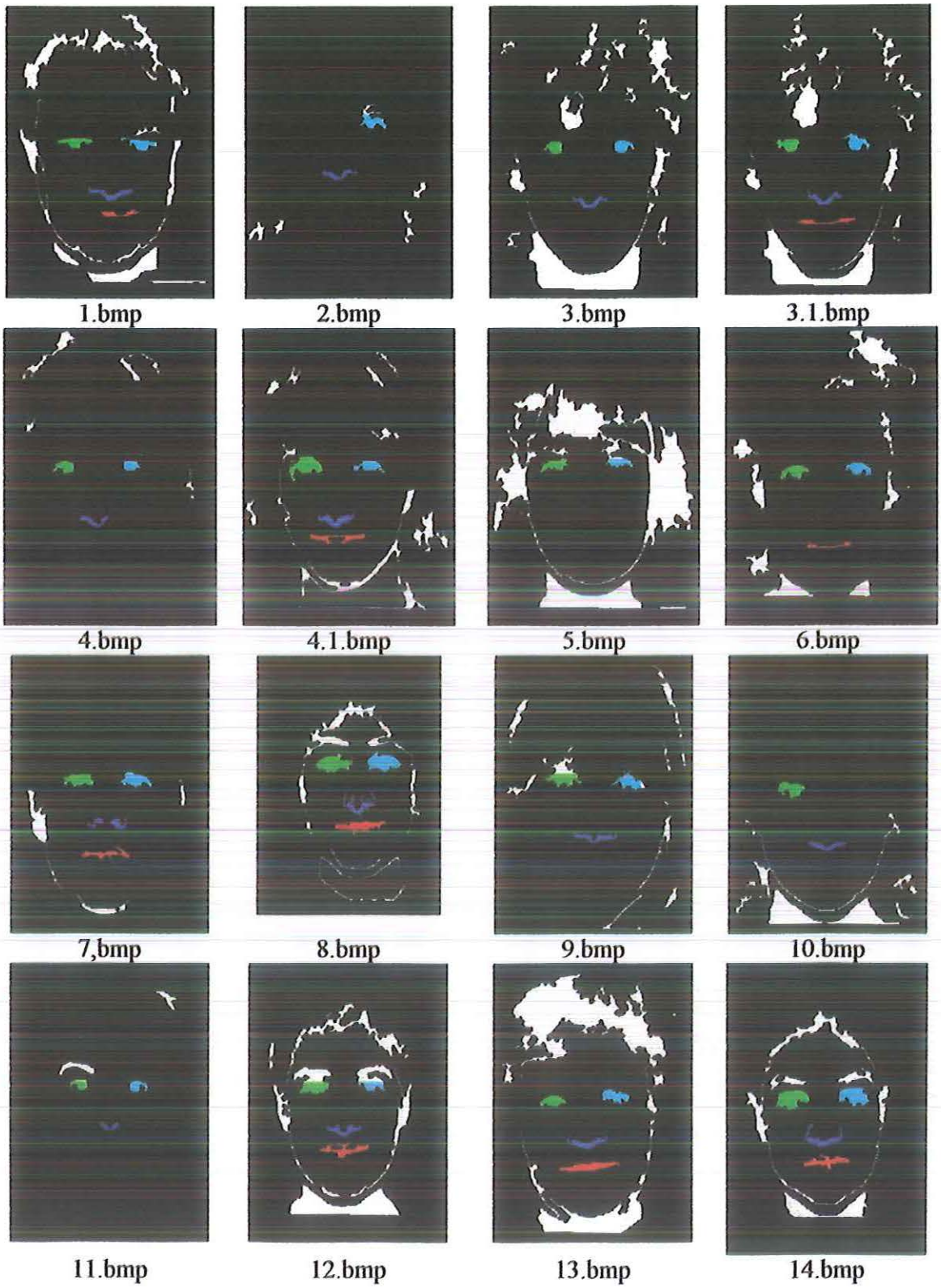
Náutico

Vitória

Grêmio

Biblioteca

APÊNDICE - A Imagens do Banco de Treinamento Processadas



15.bmp

16.bmp

17.bmp

18.bmp

19.bmp

20.bmp

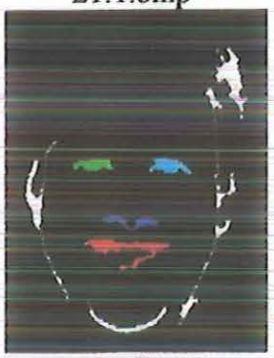
21.bmp

21.1.bmp

22.1.bmp

22.bmp

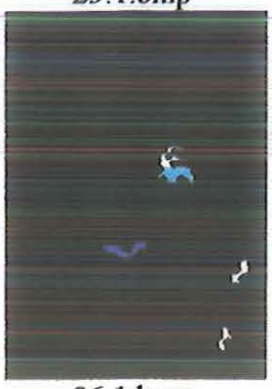
23.bmp


23.1.bmp

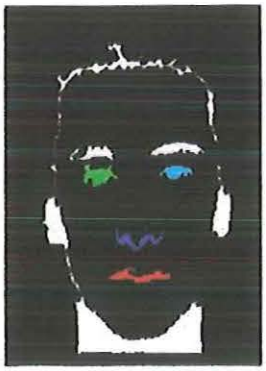
24.bmp

25.bmp

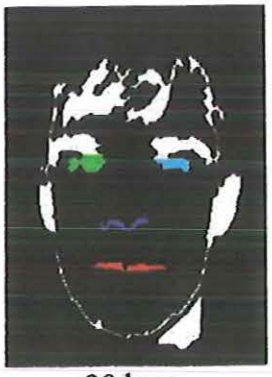
26.bmp


26.1.bmp

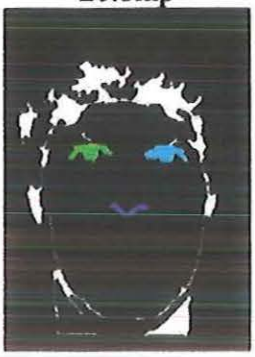
27.bmp

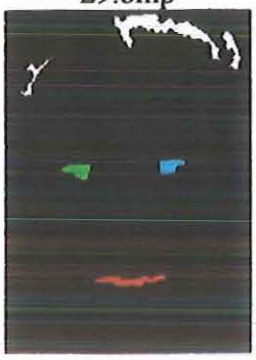

28.bmp

29.bmp


30.bmp

31.bmp


32.bmp


33.bmp

33.1.bmp

34.bmp

35.bmp

36.bmp

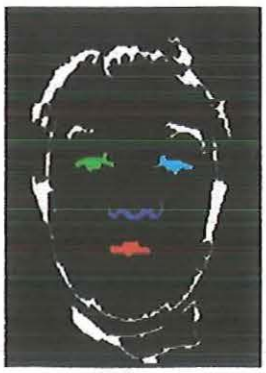
38.bmp

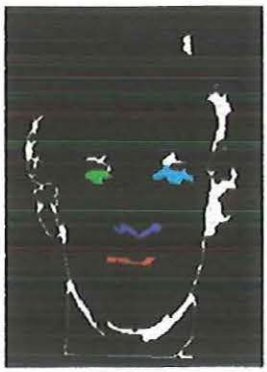
39.bmp

40.bmp

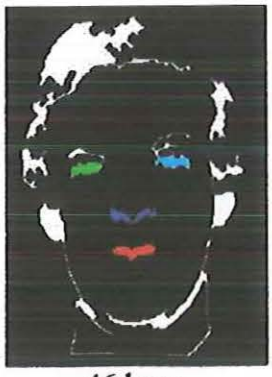
41.bmp

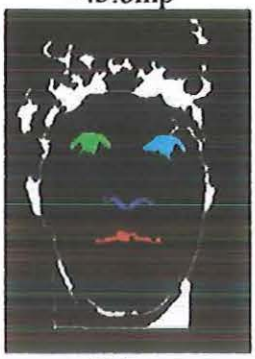
42.bmp

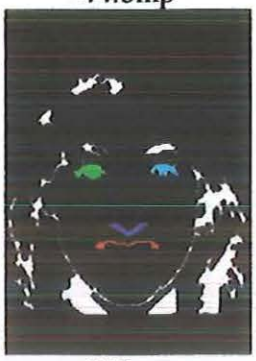

43.bmp


44.bmp

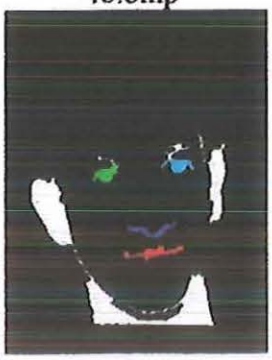
45.bmp


46.bmp


47.bmp

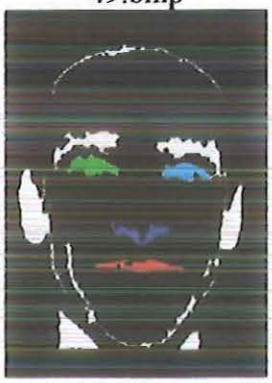

48.bmp

49.bmp

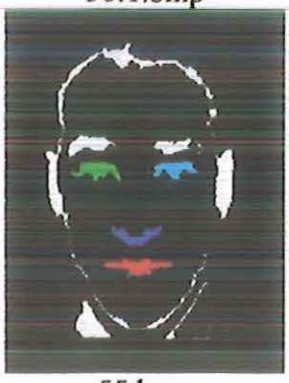

50.bmp

50.1.bmp

51.bmp


53.1.bmp

54.bmp


55.bmp

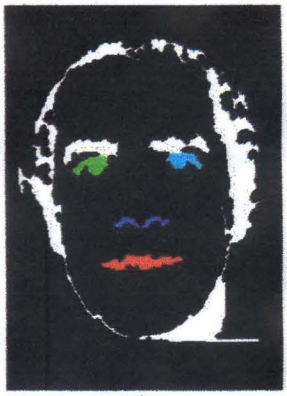
56.bmp

57.bmp

58.bmp

59.bmp

60.bmp


63.bmp

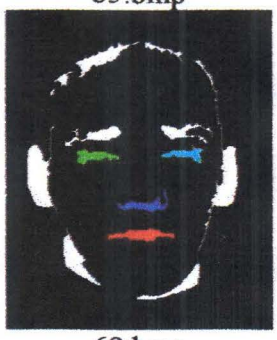
64.bmp

65.bmp

66.bmp

67.bmp

68.bmp

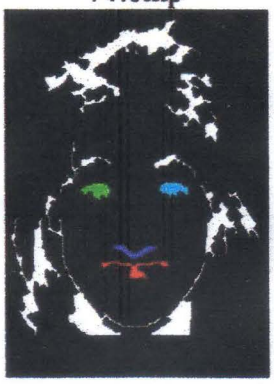

69.bmp

70.bmp

71.1.bmp

72.bmp

72.1.bmp


73.bmp

74.bmp

75.bmp

75.1.bmp

78.bmp

78.1.bmp

79.bmp

79.1.bmp

80.bmp

80.1.bmp

81.bmp

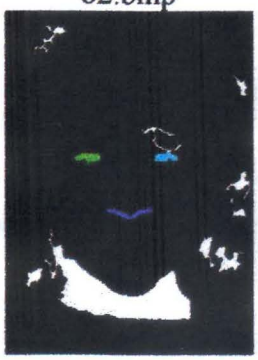
81.1.bmp

82.bmp

84.bmp

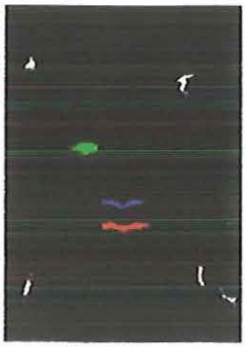
86.bmp

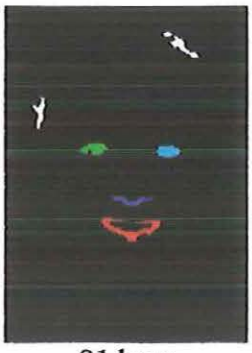
86.1.bmp


88.bmp

88.1.bmp

90.bmp

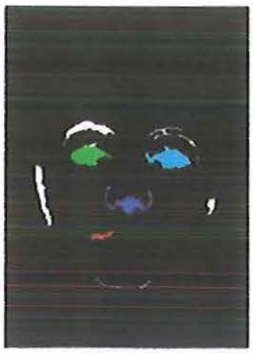

90.1.bmp

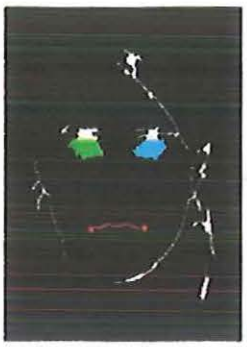

91.bmp

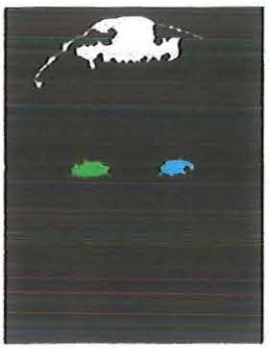
93.bmp

95.bmp

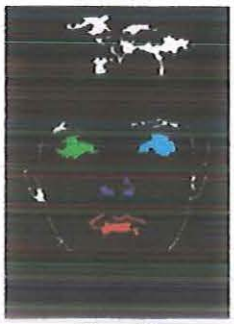
APÊNDICE - B Imagens do Banco Teste Processadas


Face1

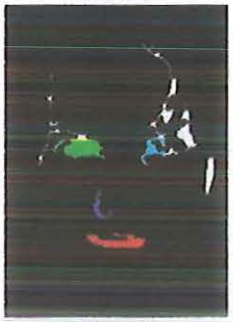

Face2

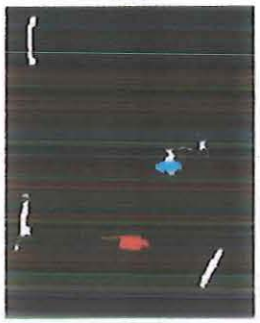

Face3

Face4


Face5

Face6


Face7


Face8

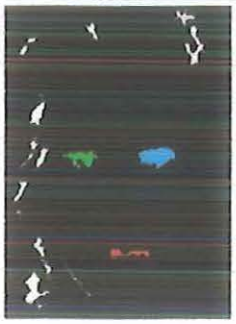
Face9

Face10

Face11

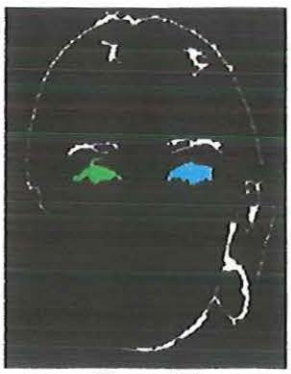
Face12

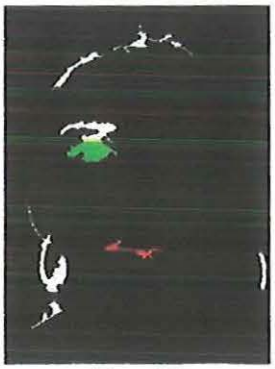
Face13

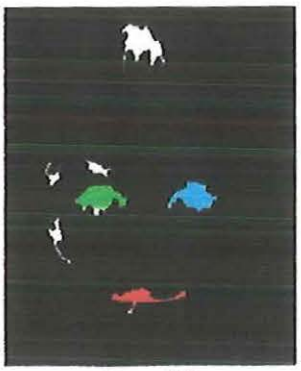

Face14

Face15

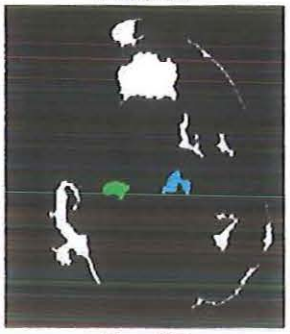
Face16

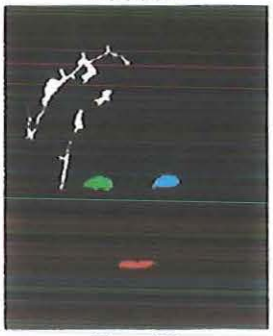

Face 17

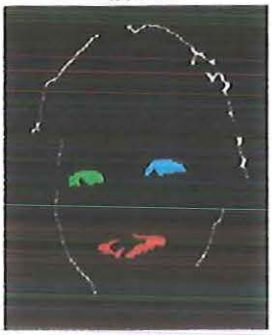

Face18


Face19

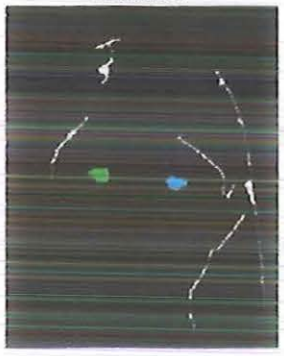
Face20


Face21


Face22


Face23

Face24


Face25

Face26

Face27

Face 28

Face29

Face30

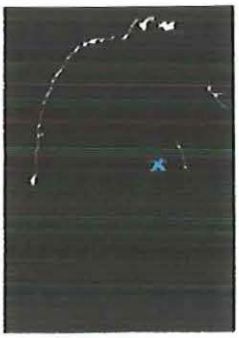
Face31

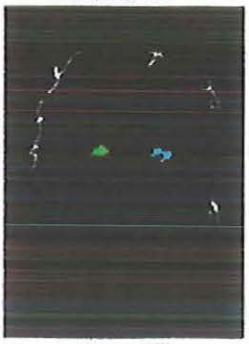
Face32

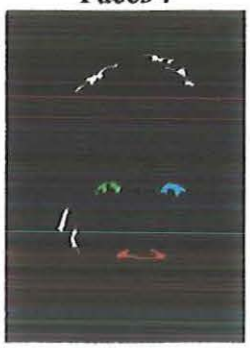
Face 33

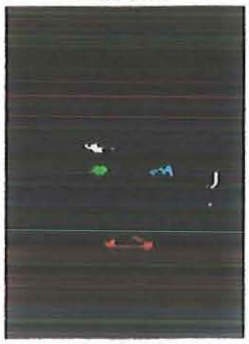
Face34

Face35


Face36


Face37


Face38


Face39

Face40

Face41

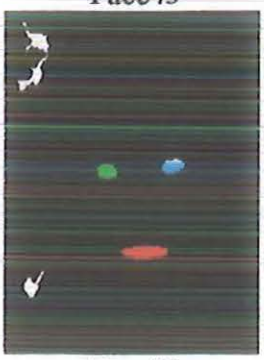
Face42

Face43

Face44

Face45

Face46


Face47

Face48

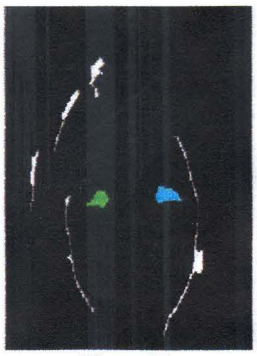

Face49

Foto1

Foto2

Foto3

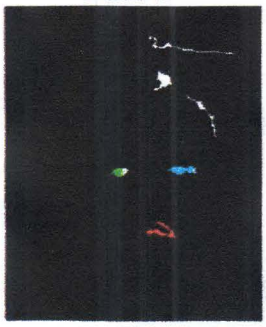


Foto4

Foto5

Foto6

Foto7

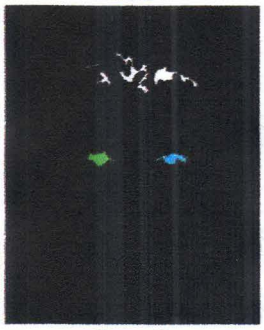


Foto8

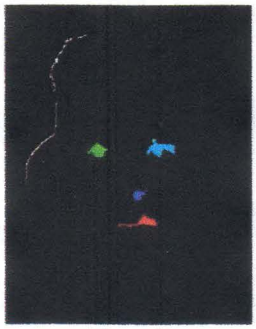


Foto9

Foto10

Foto11

Foto12

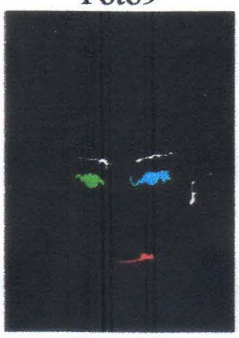


Foto13

Foto14

Foto15

Foto16

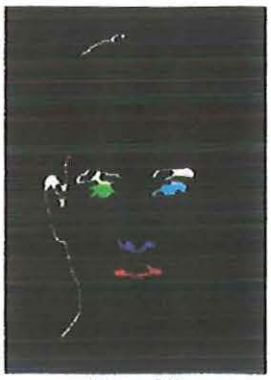


Foto17

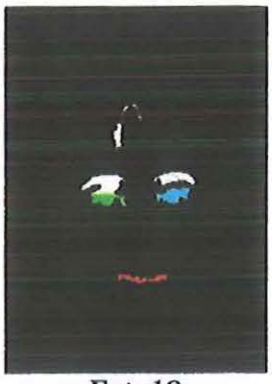


Foto18

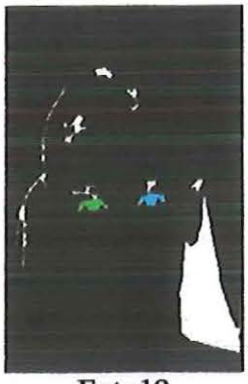


Foto19

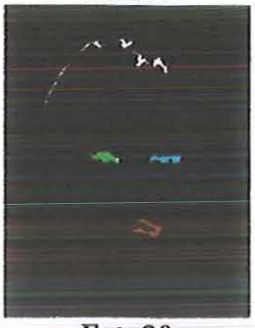


Foto20

Foto21

Foto22

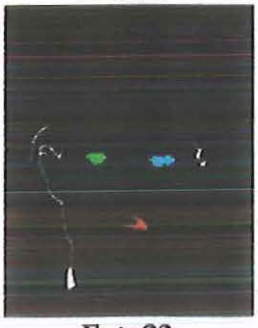


Foto23

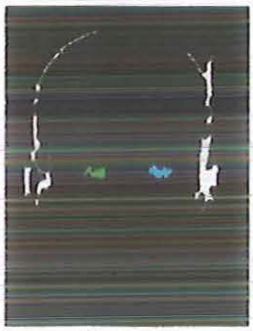
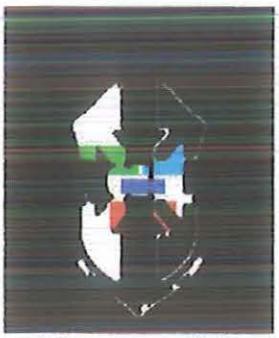


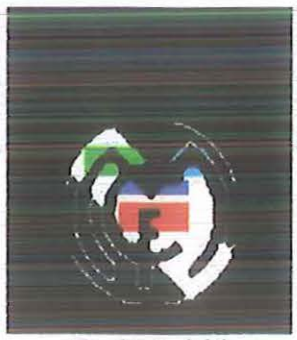
Foto24

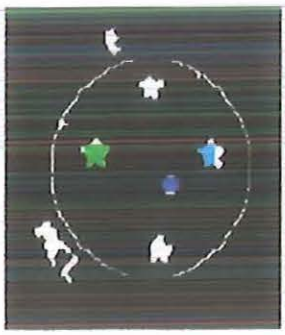
Foto25

Foto26

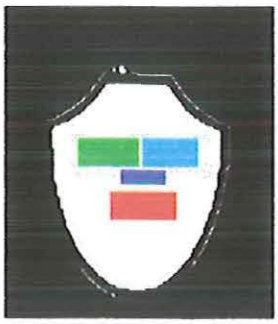
Foto27

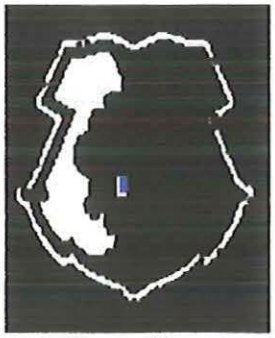

Seleção Brasileira


Real Madrid


Cruzeiro

Sport


Remo

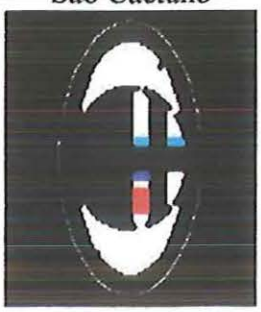

Santa Cruz

São Caetano

Paraná

Corinthians

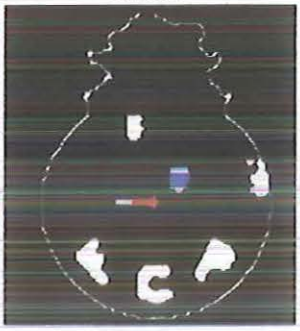
Atlético Mineiro


Milan

Atlético Paranaense

Curitiba

Palmeiras


Porto

São Paulo

Santos

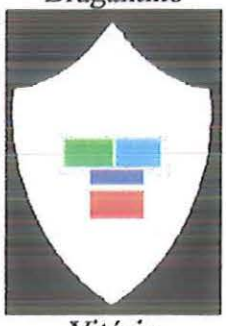
Bahia

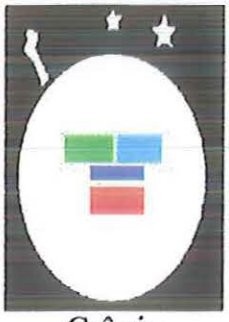
Bragantino

Ponte Preta

Madureira

Náutico


Vitória


Grêmio

APÊNDICES DAS TABELAS

APÊNDICE C - Tabela 1 - Tabela 1- Resultados obtidos através da classificação "Fuzzy". Funções de pertinências levantadas baseadas na pesquisa de campo com figuras apresentadas isoladamente 115

APÊNDICE D - Tabela 2 - Resultados obtidos através da classificação "Fuzzy". Funções de pertinências levantadas com base na pesquisa de campo com figuras apresentadas em conjunto. 118

APÊNDICE E - Tabela 3 - Resultados dos testes de classificação "Fuzzy" com base na pesquisa de campo apresentando as figuras isoladamente 121

APÊNDICE C – **Tabela 1** - Resultados obtidos através da classificação "Fuzzy". Funções de pertinências levantadas baseadas na pesquisa de campo com figuras apresentadas isoladamente.

Nº	FIGURA	OLHOD	OLHOE	NARIZ	BOCA	BORDA	FUZZY9
1.	1.bmp	280	290	264	134	117	100%
2.	2.bmp	0	245	168	0	26	38%
3.	3.bmp	231	246	181	0	123	50%
4.	3.1bmp	288	333	208	170	120	100%
5.	4.bmp	225	172	142	0	26	64%
6.	4.1.bmp	545	270	276	251	92	100%
7.	5.bmp	257	211	0	0	153	38%
8.	6.bmp	338	365	0	167	77	64%
9.	7.bmp	397	422	236	270	30	86%
10.	8.bmp	704	615	324	559	101	100%
11.	9.bmp	454	349	233	0	30	64%
12.	10.bmp	392	0	199	0	114	50%
13.	11.bmp	197	199	89	0	19	38%
14.	12.bmp	419	261	239	360	138	100%
15.	13.bmp	274	367	270	453	134	100%
16.	14.bmp	615	585	320	344	91	100%
17.	15.bmp	161	145	0	0	111	38%
18.	16.bmp	393	273	257	177	96	100%
19.	17.bmp	336	341	0	0	101	38%
20.	18.bmp	436	369	145	232	105	100%
21.	19.bmp	196	221	323	0	91	64%
22.	20.bmp	349	313	191	533	145	100%
23.	21.bmp	289	279	250	0	62	64%
24.	21.1.bmp	146	164	0	0	20	38%
25.	22.1.bmp	148	164	0	0	46	38%
26.	22.bmp	186	285	0	247	114	86%
27.	23.bmp	203	263	0	293	53	64%
28.	23.1.bmp	311	390	267	708	79	86%
29.	24.bmp	172	166	235	0	129	50%
30.	25.bmp	363	398	0	390	70	64%
31.	26.bmp	0	363	278	146	53	50%
32.	26.1.bmp	0	288	203	0	19	38%
33.	27.bmp	244	243	0	419	95	86%
34.	28.bmp	370	258	260	313	122	100%
35.	29.bmp	194	232	182	0	0	64%
36.	30.bmp	417	266	177	267	102	100%
37.	31.bmp	366	369	0	0	145	38%

Nº	FIGURA	OLHOD	OLHOE	NARIZ	BOCA	BORDA	FUZZY 9
38.	32.bmp	450	535	174	0	124	50%
39.	33.bmp	278	266	0	383	79	64%
40.	33.1.bmp	0	0	0	251	33	11%
41.	34.bmp	364	374	0	755	115	38%
42.	35.bmp	374	232	344	289	95	100%
43.	36.bmp	216	200	85	125	21	64%
44.	38.bmp	337	275	238	744	138	100%
45.	39.bmp	617	539	298	428	91	100%
46.	40.bmp	338	299	244	424	90	100%
47.	41.bmp	349	350	157	555	98	100%
48.	42bmp	294	272	270	668	90	100%
49.	43.bmp	299	283	272	310	98	100%
50.	44.bmp	223	381	235	135	60	64%
51.	45.bmp	296	396	254	679	96	100%
52.	46.bmp	270	279	226	299	100	100%
53.	47.bmp	497	556	213	265	147	100%
54.	48.bmp	294	209	167	136	100	100%
55.	49.bmp	231	242	284	630	90	100%
56.	50.bmp	240	244	184	283	89	64%
57.	50.1.bmp	362	325	218	444	115	100%
58.	51.bmp	417	298	319	225	93	100%
59.	53.1bmp	577	526	352	480	100	100%
60.	54.bmp	416	398	0	578	131	86%
61.	55.bmp	432	397	374	471	91	100%
62.	56.bmp	241	263	163	0	183	64%
63.	57.bmp	322	329	0	123	135	64%
64.	58.bmp	184	163	124	198	160	100%
65.	59.bmp	599	378	222	200	105	100%
66.	60.bmp	519	326	212	449	116	100%
67.	63.bmp	339	314	191	533	143	100%
68.	64.bmp	186	147	155	0	33	50%
69.	65.bmp	437	423	189	678	116	100%
70.	66.bmp	490	489	254	0	90	64%
71.	67.bmp	387	390	460	562	97	100%
72.	68.bmp	222	190	113	165	121	100%
73.	69.bmp	334	300	344	450	95	100%
74.	70.bmp	195	194	239	222	98	100%
75.	71.1.bmp	344	294	108	395	117	100%
76.	72.bmp	436	522	192	0	143	64%
77.	72.1.bmp	436	522	0	0	143	38%
78.	73.bmp	241	242	178	205	93	100%
79.	74.bmp	403	318	360	968	100	50%
80.	75.bmp	220	185	146	140	85	86%
81.	75.1.bmp	357	345	196	1027	81	64%
82.	78.bmp	192	196	212	0	55	64%
83.	78.1.bmp	339	415	257	399	75	86%
84.	79.bmp	257	222	0	256	167	64%

Nº	FIGURA	OLHOD	OLHOE	NARIZ	BOCA	BORDA	FUZZY 9
85.	79.1.bmp	445	478	0	351	136	86%
86.	80.bmp	443	335	358	809	82	64%
87.	80.1.bmp	216	150	0	0	75	38%
88.	81.bmp	326	335	0	402	121	86%
89.	81.1.bmp	172	0	0	0	207	12%
90.	82.bmp	312	329	166	648	72	86%
91.	84.bmp	619	567	257	494	96	100%
92.	86.bmp	358	245	206	306	51	64%
93.	86.1.bmp	443	384	291	502	127	100%
94.	88.bmp	174	162	174	0	134	50%
95.	88.1bmp	245	285	209	343	135	100%
96.	90.bmp	285	286	163	317	128	100%
97.	90.1.bmp	233	0	152	256	49	50%
98.	91.bmp	228	243	163	464	43	64%
99.	93.bmp	477	480	284	910	73	64%
100.	95.bmp	281	311	0	583	106	86%

Esses números são as quantidades de pixels encontrados em cada características (olho direito, olho esquerdo, nariz, boca e contorno da face). Quanto não possui a característica tem valor o zero. A última coluna é a classificação que a imagem obteve.

APÊNDICE D – **Tabela 2** - Resultados obtidos através da classificação "Fuzzy". Funções de pertinências levantadas com base na pesquisa de capo com figuras apresentadas em conjunto.

Nº	FIGURA	OLHOD	OLHOE	NARIZ	BOCA	BORDA	FUZZY10
1.	1.bmp	280	290	264	134	117	97.5%
2.	2.bmp	0	245	168	0	26	0%
3.	3.bmp	231	246	181	0	123	0%
4.	3.1bmp	288	333	208	170	120	97.5%
5.	4.bmp	225	172	142	0	26	0%
6.	4.1.bmp	545	270	276	251	92	97.5%
7.	5.bmp	257	211	0	0	153	0%
8.	6.bmp	338	365	174	167	77	50%
9.	7.bmp	397	422	236	270	30	50%
10.	8.bmp	704	615	324	559	101	97.5%
11.	9.bmp	454	349	233	0	30	0%
12.	10.bmp	392	0	199	0	114	0%
13.	11.bmp	197	199	89	0	19	0%
14.	12.bmp	419	261	239	360	138	97.5%
15.	13.bmp	274	367	270	453	134	97.5%
16.	14.bmp	615	585	320	344	91	97.5%
17.	15.bmp	161	145	0	0	111	0%
18.	16.bmp	393	273	257	177	96	97.5%
19.	17.bmp	336	341	0	0	101	0%
20.	18.bmp	436	369	145	232	105	97.5%
21.	19.bmp	196	221	323	0	91	0%
22.	20.bmp	349	313	191	533	145	97.5%
23.	21.bmp	289	279	250	0	62	0%
24.	21.1.bmp	146	164	0	0	20	0%
25.	22.1.bmp	148	164	0	0	46	0%
26.	22.bmp	186	285	0	247	114	50%
27.	23.bmp	203	263	0	293	53	0%
28.	23.1.bmp	311	390	267	708	79	0%
29.	24.bmp	172	166	235	0	129	15%
30.	25.bmp	363	398	0	390	70	0%
31.	26.bmp	0	363	278	146	53	0%
32.	26.1.bmp	0	288	203	0	19	0%
33.	27.bmp	244	243	0	419	95	50%
34.	28.bmp	370	258	260	313	122	97.5%
35.	29.bmp	194	232	182	0	0	0%
36.	30.bmp	417	266	177	267	102	97.5%
37.	31.bmp	366	369	0	0	145	0%
38.	32.bmp	450	535	174	0	124	50%
39.	33.bmp	278	266	0	383	79	0%
40.	33.1.bmp	0	0	0	251	33	0%

Nº	FIGURA	OLHOD	OLHOE	NARIZ	BOCA	BORDA	FUZZY 10
41.	34.bmp	364	374	0	755	115	50%
42.	35.bmp	374	232	344	289	95	97.5%
43.	36.bmp	216	200	85	125	21	50%
44.	38.bmp	337	275	238	744	138	97.5%
45.	39.bmp	617	539	298	428	91	97.5%
46.	40.bmp	338	299	244	424	90	97.5%
47.	41.bmp	349	350	157	555	98	97.5%
48.	42bmp	294	272	270	668	90	97.5%
49.	43.bmp	299	283	272	310	98	97.5%
50.	44.bmp	223	381	235	135	60	50%
51.	45.bmp	296	396	254	679	96	97.5%
52.	46.bmp	270	279	226	299	100	97.5%
53.	47.bmp	497	556	213	265	147	97.5%
54.	48.bmp	294	209	167	136	100	97.5%
55.	49.bmp	231	242	284	630	90	97.5%
56.	50.bmp	240	244	184	283	89	97.5%
57.	50.1.bmp	362	325	218	444	115	97.5%
58.	51.bmp	417	298	319	225	86	50%
59.	53.1bmp	577	526	352	480	100	97.5%
60.	54.bmp	416	398	0	578	131	50%
61.	55.bmp	432	397	374	471	79	50%
62.	56.bmp	241	263	163	0	183	50%
63.	57.bmp	322	329	0	123	135	50%
64.	58.bmp	184	163	124	198	160	97.5%
65.	59.bmp	599	378	222	200	105	97.5%
66.	60.bmp	519	326	212	449	116	97.5%
67.	63.bmp	339	314	191	533	143	97.5%
68.	64.bmp	186	147	155	0	33	0%
69.	65.bmp	437	423	189	678	116	97.5%
70.	66.bmp	490	489	254	0	85	0%
71.	67.bmp	387	390	460	562	97	97.5%
72.	68.bmp	222	190	113	165	121	97.5%
73.	69.bmp	334	300	344	450	66	50%
74.	70.bmp	195	194	239	222	98	97.5%
75.	71.1.bmp	344	294	108	395	117	97.5%
76.	72.bmp	436	522	192	0	143	0%
77.	72.1.bmp	436	522	0	0	143	0%
78.	73.bmp	241	242	178	205	93	97.5%
79.	74.bmp	403	318	360	968	100	50%
80.	75.bmp	220	185	146	140	85	50%
81.	75.1.bmp	357	345	196	1027	81	0%
82.	78.bmp	192	196	212	0	55	0%
83.	78.1.bmp	339	415	257	399	75	50%
84.	79.bmp	257	222	0	256	167	50%
85.	79.1.bmp	445	478	0	351	136	50%
86.	80.bmp	443	335	358	809	82	0%
87.	80.1.bmp	216	150	0	0	75	0%

Nº	FIGURA	OLHOD	OLHOE	NARIZ	BOCA	BORDA	FUZZY 9
88.	81.bmp	326	335	0	402	121	50%
89.	81.1.bmp	172	0	0	0	207	0%
90.	82.bmp	312	329	166	648	72	50%
91.	83.bmp	619	567	257	494	76	50%
92.	86.bmp	358	245	206	306	51	50%
93.	86.1.bmp	443	384	291	502	127	97.5%
94.	88.bmp	174	162	174	0	134	0%
95.	88.1bmp	245	285	209	343	135	97.5%
96.	90.bmp	285	286	163	317	128	97.5%
97.	90.1.bmp	233	0	152	256	49	0%
98.	91.bmp	228	243	163	464	43	50%
99.	93.bmp	477	480	284	910	73	0%
100.	95.bmp	281	311	0	583	106	50%

APÊNDICE E – **Tabela 3** - Resultados dos testes de classificação "Fuzzy" com base na pesquisa de campo apresentando as figuras isoladamente.

Nº	FIGURA	OLHOD	OLHOE	NARIZ	BOCA	BORDA	FUZZY 9
1.	Face1	498	580	384	76	55	50%
2.	Face2	513	497	0	113	51	64%
3.	Face3	438	353	0	0	105	38%
4.	Face4	610	733	0	637	71	38%
5.	Face5	571	629	187	443	83	86%
6.	Face6	246	250	0	0	29	38%
7.	Face7	702	293	146	546	41	86%
8.	Face8	0	280	1	365	34	38%
9.	Face9	187	435	0	613	67	64%
10.	Face 10	440	599	0	624	70	64%
11.	Face11	564	511	0	172	89	64%
12.	Face 12	363	506	0	561	66	64%
13.	Face 13	374	342	0	0	33	38%
14.	Face 14	334	617	0	162	37	64%
15.	Face15	215	283	0	0	24	38%
16.	Face16	174	195	0	0	12	38%
17.	Face17	427	544	0	0	55	38%
18.	Face18	563	0	0	158	50	38%
19.	Face19	624	654	0	342	63	38%
20.	Face20	466	479	0	470	74	64%
21.	Face21	301	337	0	0	58	38%
22.	Face22	283	256	0	206	92	50%
23.	Face23	365	444	0	547	90	50%
24.	Face24	288	232	0	282	97	50%
25.	Face25	208	199	0	0	21	38%
26.	Face26	712	500	0	655	61	0%
27.	Face27	660	339	265	0	47	50%
28.	Face 28	0	450	0	245	50	38%
29.	Face 29	280	281	0	235	62	64%
30.	Face30	189	206	0		145	64%
31.	Face31	249	148	0	0	61	38%
32.	Face32	0	329	0	0	60	0%
33.	Face33	246	262	0	263	61	86%
34.	Face34	228	202	0	0	22	38%
35.	Face35	167	135	0	0	22	38%
36.	Face36	0	136	0	0	31	0%
37.	Face37	124	142	0	0	18	38%
38.	Face38	118	179	0	134	31	64%

Nº	FIGURA	OLHOD	OLHOE	NARIZ	BOCA	BORDA	FUZZY 9
39.	Face39	221	258	0	0	58	38%
40.	Face40	218	217	0	210	48	64%
41.	Face41	110	140	0	0	135	38%
42.	Face42	0	97	0	0	76	0%
43.	Face43	110	88	0	70	184	38%
44.	Face44	88	172	0	104	35	38%
45.	Face45	274	302	0	95	63	64%
46.	Face46	343	395	0	882	70	38%
47.	Face47	236	216	9	459	45	64%
48.	Face48	293	279	0	276	47	64%
49.	Face49	232	304	0	0	15	38%
50.	Foto1	199	324	90	124	43	86%
51.	Foto2	202	242	161	83	26	64%
52.	Foto3	170	199	0	79	21	38%
53.	Foto4	90	170	0	115	23	38%
54.	Foto5	179	237	0	136	40	64%
55.	Foto6	129	178	0	146	299	64%
56.	Foto7	195	255	0	102	19	64%
57.	Foto8	193	174	0	0	46	38%
58.	Foto9	177	285	84	151	23	64%
59.	Foto10	122	119	0	146	48	64%
60.	Foto11	196	173	0	0	11	38%
61.	Foto12	336	342	0	108	58	64%
62.	Foto13	277	381	0	100	28	64%
63.	Foto14	189	185	0	116	40	64%
64.	Foto15	211	237	0	243	74	64%
65.	Foto16	205	243	0	162	33	64%
66.	Foto17	203	213	127	130	50	86%
67.	Foto18	235	293	0	139	69	64%
68.	Foto19	202	216	0	0	62	38%
69.	Foto20	193	169	0	107	25	64%
70.	Foto21	0	269	88	98	29	38%
71.	Foto22	106	89	0	0	26	0%
72.	Foto23	164	225	0	120	26	64%
73.	Foto24	162	200	0	0	38	38%
74.	Foto 25	231	247	246	338	73	86%
75.	Foto 26	237	257	0	624	57	64%
76.	Foto 27	202	278	0	118	27	64%
77.	Corinthians	873	720	380	1486	87	0%
78.	Atlético Mineiro	1126	844	704	1364	177	0%
79.	Milan	0	92	87	465	88	0%
80.	Atlético Paranaense	609	334	441	452	62	50%
81.	Curitiba	1736	1562	976	1891	157	0%
82.	Palmeiras	113	972	370	655	129	0%

Nº	FIGURA	OLHOD	OLHOE	NARIZ	BOCA	BORDA	FUZZY 9
83.	Grêmio	1736	1581	976	1891	215	0%
84.	São Paulo	720	720	352	682	223	0%
85.	Santos	312	682	676	1116	114	0%
86.	Bahia	169	623	393	286	78	50%
87.	Bragantino	107	58	87	659	169	0%
88.	Paraná	1736	1581	976	1891	153	0%
89.	Madureira	111	119	81	310	37	0%
90.	Náutico	758	655	359	819	73	0%
91.	Vitória	1736	1581	976	1991	232	0%
92.	Ponte Preta	114	493	640	1395	162	0%
93.	Real Madrid	789	221	654	1482	99	0%
94.	Cruzeiro	395	260	185	0	51	50%
95.	Sport	61	115	221	848	84	0%
96.	Remo	1736	1581	656	1891	159	0%
97.	Santa Cruz	4	0	96	0	91	0%
98.	São Caetano	74	67	0	48	74	0%
99.	Seleção Brasileira	833	690	641	421	68	0%
100.	Porto	0	23	88	91	69	0%

APÊNDICE F - Implementação do Algoritmo

```
%-----------------------------------------------------------------------------------------------
echo off % Omiti a visualização do programa fonte no MATLAB
%-----------------------------------------------------------------------------------------------
disp ('Programa em execução...');
Clear all
% ABRE A IMAGEM ORIGINAL
im = imread('1.bmp');
imshow (im), title('Imagem Original','color', 'c'); % exibe a imagem na tela
%-----------------------------------------------------------------------------------------------
% AJUSTE DO CONTRASTE DA IMAGEM
cim = imadjust (im, [], [], .5); % Ajuste do contraste M = 0.5
figure,  imshow(cim), title('Ajuste de Contraste','color', 'c');
%-----------------------------------------------------------------------------------------------
% FILTRO DA MEDIANA
cim1= medfilt2(cim,[3 3]); % Filtro da Mediana  [3x3]
figure, imshow(cim1), title('Filtro da Mediana','color', 'c');
%-----------------------------------------------------------------------------------------------
% OPERADOR DE SOBEL (Extração de Bordas)
imos1 = edge(cim,'sobel'); title('Extração de Bordas','color', 'c');
figure, imshow(imos1)
imos = edge(imos1,'sobel',(graythresh(cim) * .1)); % Sobel com threshold .1
figure, imshow(imos), title('Limiarização','color', 'c');
%-----------------------------------------------------------------------------------------------
%DILATAÇÃO DA IMAGEM (aumenta o tamanho geométrico dos objetos da imagem)
se90 = strel('line', 3, 90); % elemento estruturante
se0 = strel('line', 3, 0); % elemento estruturante
imdil = imdilate(imos, [se90 se0]); %dilatação binária
figure,imshow(imdil), title('Imagem Dilatada','color', 'c');
%-----------------------------------------------------------------------------------------------
%PREENCHIMENTO DE REGIÃO
imfil = imfill(imdil, 'holes'); % filtro holes corrige os furos de intensidade da imagem
figure, imshow(imfil), title('Preenchimento de Região','color', 'c');
%-----------------------------------------------------------------------------------------------
% RECONSTRUÇÃO DOS COMPONENTES CONECTADOS (conectividade 4x4)
imbord = imclearborder(imfil, 4);%
%-----------------------------------------------------------------------------------------------
%SEGMENTAÇÃO DA IMAGEM (divisão da imagem em partes significativas)
segim = strel('disk',1, 4); % elemento estruturante
imfim = imerode(imbord,segim);% erosão binária
imfim = imerode(imfim,segim);
figure, imshow(imfim), title('Imagem Segmentada','color', 'c');
%-----------------------------------------------------------------------------------------------
% ABERTURA DE ÁREA (remoção de objetos conectados menores que 80 pixels)
fim = bwareaopen(imfim,80);
figure, imshow(fim),Title('Redução de Ruídos','color', 'c');
%-----------------------------------------------------------------------------------------------
% CONVERSÃO DA IMAGEM DE INTENSIDADE EM IMAGEM RGB
fim2 = imresize (fim,[350 250]); % redimensiona a imagem no tamanho 350 x 250
```

```
[fim3,MAP] = gray2ind(fim2); % converte a imagem de intensidade em imagem indexada
im = ind2rgb(fim3,MAP); % converte a imagem indexada em imagem RGB
% ---------------------------------------------------------------------------------------------------
% DECLARAÇÃO DAS VARIÁVEIS
olhod  = 0;
olhoe  = 0;
nariz  = 0;
boca   = 0;
%---------------------------------------------------------------------------------------------------
[i,j] = size(im); % (i = linhas  j = colunas)
%  VARREDURA PARA ENCONTRAR O OLHO DIREITO
k = 0;
for i=155:180 % faz a varredura da linha 155 ate 180
   for j=55:110 % faz a varredura da coluna 55 ate 110
      if im(i,j) > 0
         im(i,j,:) =[0 1 0]; % marca esse pixel na cor verde
         olhod = olhod + 1;
      else
      k = k + 1;
      end
   end
end
%---------------------------------------------------------------------------------------------------
% VARREDURA PARA ENCONTRAR O OLHO ESQUERDO
k1 = 0;
nolho = 0;
for i=155:180 % faz a varredura da linha 155 a 180
   for j=115:180 % faz a varredura da coluna 115 a 180
      if im(i,j) > 0
         im(i,j,:) =[0 1 1]; %  marca esse pixel na cor azul claro
         olhoe = olhoe + 1;
      else
      k1 = k1 + 1;
      end
   end
end
%---------------------------------------------------------------------------------------------------
%  VARREDURA PARA ENCONTRAR O NARIZ
k2 = 0;
for i=185:240
  for j=80:160
    if im(i,j) > 0
         im(i,j,:) =[0 0 1]; marca esses pixel na cor azul
         nariz = nariz + 1;
    else
      k2 = k2 + 1;
    end
  end
end
%---------------------------------------------------------------------------------------------------
% VARREDURA PARA ENCONTRAR A BOCA
k3 = 0;
for i=245:270
```

```
  for j=80:170
     if im(i,j) > 0
       im(i,j,:) =[1 0 0]; % marca esses pixel em cor vermelho
       boca = boca + 1;
     else
       k3 = k3 + 1;
     end
  end
end
figure, subimage(im), title('Características marcadas com cores determinadas','color', 'c');
%-----------------------------------------------------------------------------------------------
% ASSINATURA VERTICAL
[i,j] = size(im);
  k = 0;
  vet = 0;
  for i = 1:350
     vet(i) = 0;
  end
for i = 1 : 350
  for j = 1:250
    if im(i,j) >=1
       vet(i) = vet(i) + 1;
    else
     j= j+1;
    end
      k = k+1;
  end
end
borda = max(vet);
figure, plot(vet,'-'), title('Assinatura Vertical','color', 'c');
% figure, subimage(im),Title('características coloridas','color', 'c');
%-----------------------------------------------------------------------------------------------
% ENTRADAS PARA A DETERMINAÇÃO DA INFERÊNCIA "FUZZY"
olhod
olhoe
nariz
boca
borda
%-----------------------------------------------------------------------------------------------
% CLASSIFICAÇÃO ATRAVÉS DA LÓGICA "FUZZY"
result = readfis('fuzzy10') % leitura das variáveis através do classificador
out = evalfis([olhod olhoe nariz boca borda], result)% resultado da classificação
% showfis(result);
% getfis(result)
%imwrite(im,'final\1.jpg');   % Salva a imagem processada
%-----------------------------------------------------------------------------------------------
```