Campus de São Carlos

**EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS DE TEXTURA DE
HARALICK EM IMAGENS DE ÍRIS APLICADA À
IDENTIFICAÇÃO PESSOAL**

Autor: Raphael Pereira Moreno

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

**EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS DE TEXTURA
DE HARALICK EM IMAGENS DE ÍRIS APLICADA À
IDENTIFICAÇÃO PESSOAL**

Raphael Pereira Moreno

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

31100052118

Class.	TESE-EESC
Cult.	3787C
Tombo	T 101/05
Sysno	1443394

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

M843e Moreno, Raphael Pereira
Extração de características de textura de Haralick
em imagens de íris aplicada à identificação pessoal /
Raphael Pereira Moreno. -- 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. Biometria. 2. Íris. 3. Haralick. 4. Textura.
I. Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Engenheiro **RAPHAEL PEREIRA MORENO**

Dissertação defendida e julgada em 16-02-2005 perante a Comissão Julgadora:

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

APROVADO

Profª. Dra. **LILIANE VENTURA SCHIABEL**
(Escola de Engenharia de São Carlos/USP)

APROVADO

Prof. Dr. **LUIS GUSTAVO NONATO**
(Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação/USP)

Aprova do

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

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

Agradecimentos

Ao Professor Adilson Gonzaga, pela apoio dado à pesquisa e pela orientação necessária para o desenvolvimento e conclusão deste trabalho.

À Denise e Arthur, meus pais, que sempre acreditaram e confiaram em mim, fornecendo incentivo incondicional em todas as etapas da minha vida.

À minha namorada Adriana, pela paciência, carinho e apoio sempre que foi necessário.

À empresa Digtomor, da qual sou funcionário, que permitiu que eu desenvolvesse este trabalho.

E a todos os amigos que contribuíram direta ou indiretamente com este trabalho, e que possuem participação fundamental na minha vida.

Sumário

Sumário	iii
Índice de Figuras	v
Índice de Tabelas.....	vii
Lista de Abreviaturas.....	viii
Lista de Abreviaturas.....	viii
Resumo	ix
<i>Abstract</i>	x
1. Introdução.....	1
1.1. Biometria	2
1.2. Anatomia da Íris	5
2. Métodos de extração de características da íris	12
2.1. Localização da íris	12
2.2. Análise de textura e extração de características.....	15
3. A Transformada de Hough	20
3.1. A Transformada de Hough para Retas.....	21
3.2. A Transformada de Hough para Círculos	25
3.3. Transformada de Hough para localização da íris.....	31
4. Características de Textura de Haralick.....	33
4.1. Classificação de texturas.....	34
4.2. Abordagens para descrição de texturas.....	35
4.2.1. Abordagem estrutural.....	35
4.2.2. Abordagem espectral	36
4.2.3. Abordagem estatística.....	36
4.2.4. Abordagem estatística de primeira ordem	36

4.2.5. Abordagem estatística de segunda ordem.....	38
4.3. Características de Haralick	39
4.3.1. Matrizes de co-ocorrência.....	40
4.3.2. Descrição de algumas características de Haralick	44
4.3.3. Consideração sobre o cálculo das características.....	46
5. Metodologia.....	47
5.1. Pré-processamento	48
5.1.1. Segmentação da pupila	48
5.1.2. Detecção de bordas	51
5.1.3. Transformada de Hough	52
5.2. Segmentação e setorização da íris	53
5.3. Análise da qualidade da imagem	57
5.4. Análise da textura da íris.....	62
5.4.1. Vetor de características.....	62
5.5. Identificação através das características extraídas	63
6. Resultados e Conclusões	66
6.1. Banco de imagens utilizado	66
6.2. Equipamento utilizado	67
6.3. Validação do método proposto	67
6.4 Conclusões	76
6.5. Sugestões para trabalhos futuros.....	79
Referências Bibliográficas	82
Apêndice A – Tabela de qualidade das imagens do banco	86
Apêndice B – Conteúdo do CD.....	114

Índice de Figuras

Figura 1.1: Sistema biométrico genérico.....	3
Figura 1.2: Impressão digital.....	4
Figura 1.3: Anatomia do olho (www.spoftalmologia.pt).....	6
Figura 1.4: Estrutura da íris humana vista em uma secção transversal (www.spoftalmologia.pt).....	6
Figura 1.5: Estrutura da íris humana vista em um setor frontal (www.e-oftalmologia.com).....	7
Figura 1.6: Camada anterior (www.e-oftalmologia.com).....	8
Figura 1.7: Exemplo da coloração de uma íris (www.iris.web.pt).....	9
Figura 1.8: Comparação entre as íris de dois indivíduos (banco de imagens CASIA) ..	10
Figura 2.1: Exemplo de localização de íris em imagem de olho.....	13
Figura 2.2: Oclusão parcial da íris pela pálpebra e pela pestana.....	14
Figura 2.3: Aplicação de um grid sobre a imagem da íris (NEGIN et al., 2000).....	16
Figura 2.4: Bloco de textura (a) e após a equalização local do histograma (b) (MA et al., 2002).....	17
Figura 3.1: Espaço de imagem e espaço de parâmetros.....	22
Figura 3.2: Parametrização de uma reta utilizando coordenadas polares.....	22
Figura 3.3: Imagem utilizada como exemplo da HT para retas.....	24
Figura 3.4: Arranjo acumulador da imagem da Figura 3.3.....	25
Figura 3.5: Coordenada do centro e raio de um círculo em uma imagem.....	26
Figura 3.6: Espaço de imagem e espaço de parâmetros para HT em círculos.....	27
Figura 3.7: Intersecção de cones no espaço de parâmetros.....	28
Figura 3.8: Grade acumuladora quadrangular.....	29
Figura 3.9: Planos de grades acumuladoras que constituem o arranjo acumulador.....	29
Figura 3.10: Limites dos valores de a e b.....	30
Figura 4.1: Exemplos de texturas artificiais.....	34
Figura 4.2: Exemplos de texturas naturais: grama (a) e areia (b).....	35

Figura 4.3: Imagens I1 e I2	39
Figura 4.4: Variações angulares usadas na obtenção das matrizes de co-ocorrência.....	40
Figura 4.5: O círculo mostra a contagem do nível de cinza 0 para $d=1$ e $\theta = 0^\circ$	42
Figura 4.6: O círculo mostra a contagem do nível de cinza 0 para $d=1$ e $\theta = 45^\circ$	42
Figura 4.7: O círculo mostra a contagem do nível de cinza 0 para $d=1$ e $\theta = 90^\circ$	42
Figura 4.8: O círculo mostra a contagem do nível de cinza 0 para $d=1$ e $\theta = 135^\circ$	43
Figura 5.1: Modelo proposto para identificação pessoal baseada em íris humana.	47
Figura 5.2: Imagem após aplicação do thresholding com limiar $Th=32$	49
Figura 5.3: Imagem após aplicação do thresholding, limiar $Th=13$	50
Figura 5.4: Imagem após aplicação do thresholding, limiar $Th=50$	50
Figura 5.5: Imagem após aplicação do detector de bordas.....	51
Figura 5.6: Imagem após aplicação da HT para círculos.	53
Figura 5.7: Divisão de um setor da íris	54
Figura 5.8: Imagem da íris segmentada, $L=35$	55
Figura 5.9: Íris dividida em 6 regiões.....	56
Figura 5.10: Imagem com alto índice de oclusão da íris.....	57
Figura 5.11: Locais de análise da qualidade da imagem.....	58
Figura 5.12: Intervalos de altas, médias e baixas frequências.....	60
Figura 5.13: (a) imagem com oclusão; (b) imagem desfocada; (c) imagem focalizada e sem oclusão.	61
Figura 5.14: Vetor de características da imagem de íris.	63
Figura 5.15: Distâncias Euclidianas normalizadas entre a íris nº16 e todas as íris do banco.	64
Figura 6.1: Probabilidade de falsos aceitos, $P_{(FA)}$ e probabilidade de falsos rejeitos, $P_{(FR)}$, sem a verificação do indicador de qualidade Q.	70
Figura 6.2: curva ROC sem a verificação da qualidade.	71
Figura 6.3: Probabilidade de falsos aceitos, $P_{(FA)}$ e probabilidade de falsos rejeitos $P_{(FR)}$, com a verificação do indicador de qualidade Q.	74
Figura 6.4: curva ROC com a verificação da qualidade.....	75
Figura 6.5: Exemplo de equalização do histograma da imagem de um olho.....	80

Índice de Tabelas

Tabela 1.1: Comparação entre características biométricas (BOLLE et al., 2001).	5
Tabela 2.1: Resultado de identificação (MA et al., 2002).....	18
Tabela 2.2: Performance do sistema (HUANG et al., 2002).....	19
Tabela 3.1: Exemplo de aplicação da HT para retas, no espaço m-c.	21
Tabela 6.3: Tempo gasto para realizar as diversas operações de reconhecimento.....	78

Lista de Abreviaturas

GLCM	Gray Level Cooccurrence Matrix
HT	Transformada de Hough
MDI	Momento Diferença Inverso
SMA	Segundo Momento Angular
NLPR	Nation Laboratory of Pattern Recognition
ROC	Receiver Operating Characteristics
EER	Equal Error Rate

Resumo

Neste trabalho é apresentado um método de extração de características biométricas da íris de seres humanos. O trabalho proposto baseia-se na análise e extração das características de textura da íris. Durante a identificação, a imagem de um olho de uma pessoa é processada e a posição da íris é determinada através da técnica da Transformada de Hough para círculos. Na sequência, as informações de textura da íris são extraídas através de uma abordagem estatística de segunda ordem, utilizando as características de Haralick como parâmetros de classificação. As informações obtidas são armazenadas em um vetor de características, usando-se uma métrica, através da Distância Euclidiana normalizada, para o reconhecimento.

Abstract

This work presents a biometric method for features extraction from human iris. The proposed work is based on iris texture features analysis and extraction. The eye image is preprocessed and the iris localization is found using the Hough Transform for circles. The iris features information is extracted by a second order statistical approach, using the Haralick's texture features as classification parameters. After that, the information obtained is saved in a features vector, and the recognition is done using a measure, through the normalized Euclidian Distance.

Capítulo 1

Introdução

As formas de autenticação e identificação utilizadas até hoje, baseiam-se em algo que a pessoa conhece (ex. senha, RG), possui (ex. cartão, chave) ou é (ex. biometria). Algo que você possui ou conhece, por exemplo, cartões e senhas, podem ser roubados, copiados ou falsificados. O custo de gerenciamento de senhas esquecidas, cartões de crédito quebrados ou roubados, além da necessidade de sistemas cada vez mais seguros e convenientes, demonstram que a biometria representa uma forma viável e mais eficiente de identificação de pessoas (SANDERSON & ERBETTA, 2000).

Com a utilização de dispositivos de acesso baseados em cartões e senhas, ocorre uma relação inversa entre segurança e conveniência. Em bons sistemas de identificação, a segurança tem como preço a falta de conveniência. Da mesma forma, a utilização de uma mesma senha de acesso para diversos sistemas, faz com que a mesma seja facilmente lembrada, porém compromete seriamente a segurança (DIGITALPERSONA, 1997). Como as características biométricas são intrínsecas ao indivíduo, a fraude a sistemas biométricos de acesso torna-se muito mais difícil. Além disso, uma pessoa apenas perde suas propriedades biométricas em caso de sérios acidentes (RATHA et al., 2001).

O presente trabalho é dividido em seis capítulos. Este primeiro faz uma introdução ao tema biometria e características da anatomia da íris. O segundo capítulo apresenta uma breve comparação entre os diversos trabalhos publicados sobre identificação de pessoas através do reconhecimento de íris. O terceiro e o quarto capítulos contêm uma descrição da técnica de localização de circunferências em imagens de borda (Transformada de Hough) e da técnica de extração de características de textura (características de Haralick). Neste trabalho, estas técnicas são utilizadas para localização da íris na imagem de um olho e para

a extração do padrão de textura da íris, respectivamente. O capítulo cinco descreve a metodologia proposta para o pré-processamento e análise de textura da íris para utilização em sistemas de identificação de pessoas. Por fim, o capítulo seis apresenta os resultados obtidos através de simulações de reconhecimento realizadas com um banco de imagens, as conclusões finais e sugestões para trabalhos futuros.

1.1. Biometria

Biometria consiste no conjunto de métodos automatizados para reconhecimento de pessoas, baseado em características fisiológicas ou comportamentais. Exemplos de características comportamentais são digitação, assinatura, porte (modo de andar), escrita, voz etc. Exemplos de características fisiológicas são impressão digital, face, íris, geometria da mão, veias da retina ocular etc. Sistemas que utilizam características comportamentais tendem a ser menos robustos, pois tais características podem não ser necessariamente únicas para um indivíduo (SANDERSON & ERBETTA, 2000). Uma das vantagens da biometria é a possibilidade de localização, identificação e autenticação de pessoas sem que elas estejam carregando cartões ou memorizando senhas (NEGIN et al., 2000).

Um sistema biométrico genérico de autenticação pode ser dividido em 4 etapas. A primeira se constitui na obtenção do padrão biométrico a ser analisado. No caso de uma característica fisiológica, como por exemplo, a impressão digital, esta etapa corresponde à obtenção da imagem da ponta dos dedos da pessoa. Em seguida, ocorre o pré-processamento do padrão obtido que prepara a imagem para a extração das características. Após esta etapa, é necessário que se faça o armazenamento das características biométricas. Por último, o sistema realiza a comparação das características obtidas com um banco de dados já existente (DIGITALPERSONA, 2002). A Figura 1.1 ilustra as 4 etapas descritas acima.

Figura 1.1: Sistema biométrico genérico

Como pode ser visto na Figura 1.1, no momento da identificação ocorre uma comparação entre as características obtidas com o processamento da imagem de entrada e um banco de dados já existente. Para a construção do banco de dados, é utilizado o mesmo processo do momento da identificação e é essencial que as amostras tenham boa qualidade. Para melhorar o desempenho de alguns sistemas, é comum utilizar a média das características de três ou quatro amostras de entrada de uma mesma pessoa, em momentos distintos (SANDERSON & ERBETTA, 2000).

As primeiras medidas biométricas ocorreram na antiguidade, onde os egípcios utilizavam a medida do corpo das pessoas para identificá-las. Na China antiga, aparecem os primeiros sistemas de identificação utilizando a impressão digital. Nos Estados Unidos e na Europa, a impressão digital possui uma história de mais de 100 anos, sendo usada principalmente pela polícia (DIGITALPERSONA, 2002).

Figura 1.2: Impressão digital

Os diversos sistemas biométricos como impressão digital, escrita ou reconhecimento de voz são métodos bastante difundidos de identificação de pessoas e receberam considerável atenção nos últimos 25 anos. Porém, são sistemas intrusivos que necessitam de contato com algum sensor ou a participação de um operador (WILDES et al., 1994). Exemplos de sistemas não intrusivos são o reconhecimento de face e de íris. O reconhecimento de face tem como dificuldade inerente o fato da pessoa a ser identificada poder alterar seu rosto facilmente. Por exemplo, usando um chapéu e óculos escuros ou barba, a pessoa já torna a tarefa do sistema de reconhecimento muito difícil. Para sistemas de autenticação, onde a pessoa quer ser reconhecida, isto não caracteriza um problema, porém se a intenção do sistema é localizar uma pessoa que não quer ser reconhecida, essa dificuldade já se torna um problema.

Recentemente, o número de estudos e pesquisas em reconhecimento de íris cresceu significativamente (MA et al., 2002). Esse crescente aumento ocorreu, pois a íris se apresenta mais eficaz, estável e confiável para sistemas de identificação se comparada com as demais características biométricas (JAIN et al., 1999).

A Tabela 1.1 apresenta uma comparação entre as diversas características biométricas utilizadas para reconhecimento e identificação de pessoas (BOLLE et al., 2001). Nessa comparação foram avaliados a facilidade de uso, a incidência de erros, a precisão dos sistemas, a aceitação dos usuários, o nível de segurança dos sistemas e a estabilidade da característica biométrica durante a vida. Dentre todos esses parâmetros de comparação, a

Íris apresenta-se como uma das características mais adequadas para o uso em sistemas de reconhecimento.

Tabela 1.1: Comparação entre características biométricas (BOLLE et al., 2001).

Característica	Impressão digital	Geometria da mão	Retina	Íris	Face	Voz
Facilidade de uso	alta	alta	baixa	média	média	alta
Incidência de erros	umidade, sujeira	acidentes, idade	óculos	pouca luz	óculos e cabelo	ruído, resfriado
Precisão	alta	alta	muito alta	muito alta	alta	alta
Aceitação	média	média	média	média	média	alta
Nível de segurança	alto	médio	alto	muito alto	médio	médio
Estabilidade	alta	média	alta	alta	média	média

1.2. Anatomia da Íris

A íris de uma pessoa corresponde à membrana circular, retrátil, que ocupa o centro anterior do globo ocular, situada entre a córnea e a parte anterior do cristalino e provida de

um orifício, a pupila. A Figura 1.3 ilustra a posição da íris em relação ao olho de uma pessoa.

Figura 1.3: Anatomia do olho (www.spoftalmologia.pt)

Formada por uma estrutura multicamadas, a íris possui um padrão de cores e formas muito complexo. Na Figura 1.4 são ilustradas as camadas que constituem a íris, vistas em um corte de secção transversal e na Figura 1.5 as camadas em um corte do setor frontal.

Figura 1.4: Estrutura da íris humana vista em uma secção transversal (www.spoftalmologia.pt)

Figura 1.5: Estrutura da íris humana vista em um setor frontal (www.e-ofthalmologia.com)

A aparência visual da íris está diretamente ligada à sua estrutura multicamada. A superfície posterior da íris consiste de células epiteliais altamente pigmentadas, tornando esta camada impenetrável para a luz. Anterior a esta camada, localizam-se dois músculos trabalhando de forma cooperativa para o controle da pupila. Em seguida, aparece a camada do estroma, constituída de um tecido conjuntivo de colágeno e em posição radial a esta camada encontram-se os vasos sanguíneos, de modo espiral. Por último existe a camada da borda anterior, contendo células pigmentadas individualmente e arranjadas como um denso pacote, chamadas cromatóforas. Uma parte da região da íris é ilustrada na Figura 1.6, onde são apresentas todas as estruturas nela presentes.

Figura 1.6: Camada anterior (www.e-oftalmologia.com)

A superfície anterior da íris é dividida em uma zona pupilar central e uma zona ciliar ao redor. A borda entre estas duas zonas é chamada de colarete e se assemelha a um ziguezague circunferencial. A zona ciliar contém diversos sulcos interligados que constituem o suporte do estroma. Nesta zona, também são encontradas estrias meridionais resultantes da vascularização radial. Em contraste, a zona pupilar é relativamente lisa, porém, freqüentemente pode apresentar estruturas como raios e um babado pigmentado próximo à borda da pupila.

Finalmente, a cor da íris resulta da diferente absorção da luz que incide nas células pigmentadas da camada da borda anterior. Quando há pouca pigmentação nas células desta camada, a luz reflete de volta ao epitélio posterior e dispersa através do estroma o que resulta em uma coloração azul. Níveis progressivos de pigmentação na camada anterior conduzem a uma coloração mais escura. A Figura 1.7 ilustra a coloração de uma íris.

Maiores informações sobre a anatomia da íris podem ser encontradas na literatura biomédica (DAVSON, 1963; ADLER, 1965).

Figura 1.7: Exemplo da coloração de uma íris (www.iris.web.pt)

A possibilidade da íris do olho humano ser utilizada como uma espécie de assinatura biométrica foi sugerida, originalmente por oftalmologistas (ADLER, 1965). Eles verificaram através da experiência clínica que cada íris possuía uma textura muito detalhada. Aparentemente, a primeira utilização de reconhecimento de íris como base para identificação de pessoas ocorreu na prisão Parisian. Os detentos tinham suas íris inspecionadas visualmente e era analisado especialmente o padrão de cores (WILDES et al., 1994).

Um sistema biométrico de reconhecimento de pessoas baseado no estudo da íris é possível devido a algumas características presentes na mesma. A mais importante característica é a unicidade da íris, que se deve à caótica organização de seus padrões, determinada pelas condições iniciais na genética embrionária (DAUGMAN, 1993). A probabilidade de duas pessoas possuírem o mesmo padrão de íris é estimada em uma a cada

10^{78} pessoas. Inclusive, conforme EL-BALKRY (2001), as íris dos olhos direito e esquerdo de uma mesma pessoa possuem padrões de textura diferentes.

De fato, a íris humana apresenta uma estrutura extraordinária, promovendo muita informação de textura. Essa abundância de informações e a característica da unicidade podem ser observadas na Figura 1.8, onde são ilustradas as íris de dois indivíduos.

Figura 1.8: Comparação entre as íris de dois indivíduos (banco de imagens CASIA)

Outra característica importante é a estabilidade da íris. Uma íris normal é freqüentemente lubrificada e preservada pela córnea e pelo humor aquoso, tornando-se um dos órgãos mais protegidos do corpo humano. Além disso, a localização, tamanho, formato e orientação se mantêm praticamente inalterados em uma pessoa a partir do seu primeiro ano de idade até o final de sua vida (WILLIAMS, 1997).

A formação da íris de uma pessoa inicia-se no terceiro mês de gestação e a criação das estruturas e padrões é completada no oitavo mês. Até o nascimento, grande parte da íris (por exemplo, a vascularização) já está formada. A partir desse momento, ocorre o amadurecimento da musculatura e o acréscimo de pigmentação que finaliza a formação da íris em alguns anos após o nascimento (KRONFELD, 1962 apud HUANG et al., 2002). É importante acrescentar que a pigmentação continua durante a adolescência, e no decorrer da vida, com uma idade avançada, acontece a despigmentação da íris, de modo gradual.

Além das informações descritas anteriormente, o olho ainda possui uma característica que pode ser explorada para evitar a reprodução da íris humana com o objetivo de fraudar sistemas de reconhecimento. Devido à complexa interação entre os músculos da íris, o

diâmetro da pupila está em constante estado de oscilação (ADLER, 1965). A resposta do olho humano (pupila) à variação de incidência de luz é tão rápida e precisa que acontece de modo inconsciente. Dessa forma, o monitoramento da dinâmica da pupila com relação a uma iluminação controlada, torna a proteção dos sistemas contra reproduções da íris humana uma tarefa mais simples (WILDES, 1997).

Capítulo 2

Métodos de extração de características da íris

Este capítulo apresenta uma breve descrição de alguns algoritmos de reconhecimento de íris. Na grande maioria dos sistemas de reconhecimento, após a aquisição da imagem, é necessário localizar e isolar a íris do restante da imagem e em seguida realizar a extração de características. Devido a este fato, a comparação entre os trabalhos existentes foi dividida em dois itens. O primeiro descreve os vários algoritmos utilizados na localização da íris (item 2.1) e o segundo analisa os métodos de extração de características utilizados por vários autores (item 2.2).

2.1. Localização da íris

A tarefa de isolar a íris da imagem de um olho consiste em localizar os círculos que determinam a circunferência interna e externa da íris. O contorno interno consiste na borda entre a pupila e a íris e o contorno externo, na borda entre a esclera e a íris (ver Figura 1.5 e Figura 1.6). Na maioria dos casos, esses contornos são circunferências não concêntricas. Um exemplo de localização da íris em uma imagem de olho é mostrado na Figura 2.1.

Figura 2.1: Exemplo de localização de íris em imagem de olho

Em um dos trabalhos mais antigos sobre reconhecimento de íris, DAUGMAN (1993) utiliza um operador integrodiferencial para a determinação dos contornos interno e externo da íris, assumidos como círculos não-concêntricos. Este operador comporta-se como um detector circular de bordas, borrado por um fator de escala.

HUANG et al. (2002) apresentam uma proposta com a intenção de diminuir o tempo de processamento utilizado na localização da íris. Inicialmente a imagem possui sua escala alterada para diminuir a complexidade computacional. Após efetuar a média vertical, a extração da imagem de bordas é feita através do operador Canny. Uma aproximação do contorno externo da íris corresponde ao máximo círculo de coordenada (x_s, y_s, r_s) . O contorno interno é determinado da mesma forma, sabendo que este se encontra sempre inserido dentro do contorno externo. Depois de realizada a aproximação, os contornos interno e externo são localizados precisamente através do operador integrodiferencial utilizado por DAUGMAN (1993). Como a íris pode estar parcialmente coberta, as bordas da pálpebra e da pestana do olho são determinadas através da Transformada de Hough para curvas satisfazendo:

$$x(t) = at^2 + bt + c, \quad t \in [0,1]. \quad (\text{eq. 1.1})$$

A Figura 2.2 ilustra o caso de oclusão da íris pela pálpebra e pela pestana.

Figura 2.2: Oclusão parcial da íris pela pálpebra e pela pestana

MA et al. (2002), em trabalho de reconhecimento de íris, utilizam detecção de bordas e a técnica da Transformada de Hough para círculos para determinar o contorno interno (pupila) e externo (esclera) da íris.

De forma similar, WILDES (1997) realiza a localização da íris em duas etapas. Inicialmente, a imagem em intensidade é transformada em uma imagem binária, e em seguida, a imagem binária é varrida por um detector de bordas baseado no gradiente. Este operador consiste em realizar um *thresholding* na magnitude do gradiente da imagem de intensidade. Na sequência, o processo de determinação do contorno interno e externo da íris utiliza a Transformada de Hough para círculos.

ZHU et al. (2000), também adotando os contornos interno e externo da íris como sendo dois círculos não-concêntricos, e levando em consideração que a pupila é muito mais escura que qualquer outra parte do olho, localizam o contorno interno da íris (pupila) através da técnica de *thresholding*. O contorno externo é determinado pela maximização das alterações da soma dos valores de níveis de cinza do perímetro normalizado ao longo de um círculo.

2.2. Análise de textura e extração de características

A análise e a extração das características de textura da íris é uma das etapas mais importantes do processo de reconhecimento e identificação de pessoas através da íris. Essa etapa consiste em determinar valores que descrevam a textura da íris e que podem ser utilizados como classificadores.

Em trabalho pioneiro sobre reconhecimento de íris, DAUGMAN (1993) utiliza um sistema de coordenadas polares para representar a imagem da íris, utilizando filtro de Gabor e Transformada Wavelet para extração das características de textura. Depois de extraídas, as características são transformadas em um código de 256 bytes, denominado *IrisCode*. O sistema proposto por DAUGMAN (1993) necessita que a imagem obtida da íris esteja na mesma posição da base de dados. Para isso, é utilizado um display que mostra em tempo real a localização da pessoa e ajuda o correto posicionamento do olho. O sistema leva cerca de 1 segundo para realizar o processamento e a autenticação ou identificação de uma pessoa. O sistema proposto foi testado utilizando 592 íris (castanhas, azuis e verdes) de 323 pessoas e não foram verificados falsos aceitos nem falsos rejeitos.

Outro teste foi realizado com um sistema comercial chamado *IriScan*, descrito em WILLIAMS (1997), que utiliza basicamente a mesma proposta de DAUGMAN (1993). Este sistema sobrepõe à imagem da íris um *grid* formado por algumas zonas. Este grid é utilizado na obtenção de um código de 256 bytes. Neste teste, foram utilizadas 199 íris de 122 pessoas, e foi realizado um total de 878 tentativas de reconhecimento em oito dias. Neste caso, foram verificados 89 casos de falso rejeito e em 47 casos desses, o usuário

realizou uma nova tentativa, mas apenas 16 foram aceitas. Os erros foram explicados como sendo conseqüências de reflexões na íris ou dificuldade de posicionamento do usuário.

Muito similar ao trabalho descrito acima, NEGIN et al. (2000) desenvolveram um sistema que localiza a íris, sobrepõe um *grid* à imagem e gera um código de 512 bytes, o qual é chamado pelo autor de código de barras humano. Uma característica interessante, é que o sistema utiliza três câmeras durante a aquisição da imagem do olho da pessoa. Duas câmeras focalizam o tronco da pessoa, a fim de determinar a posição do olho e a terceira câmera obtém a imagem da íris.

Um exemplo da aplicação de um *grid* sobre a imagem da íris, determinando zonas de análise é mostrado na Figura 2.3.

Figura 2.3: Aplicação de um *grid* sobre a imagem da íris (NEGIN et al., 2000)

O algoritmo proposto por WILDES (1997) utiliza uma decomposição isotrópica de passa-faixa derivada da aplicação Laplaciana de filtros Gaussianos. A imagem é representada como uma pirâmide Laplaciana. O tamanho da representação é da ordem do número de bytes na região da imagem original capturada.

WILDES (1997) também teve seu sistema de reconhecimento testado. Para tanto, foram utilizadas 60 íris (castanhas, azuis e verdes) de 40 pessoas, sendo que para cada íris, foram obtidas 10 imagens. Após o teste não foram verificados falsos rejeitos nem falsos aceitos. Nesse trabalho, o processo de identificação leva cerca de 10 segundos para ser concluído.

BOLES & BOASHASH (1998) propuseram um algoritmo para extração de características da íris utilizando representações de *zero-crossing* da Transformada Wavelet unidimensional. Como esta proposta utiliza análise de textura unidimensional, apresenta resultados mais pobres do que trabalhos que utilizam análise em duas dimensões.

ZHU et al. (2000), após a localização dos contornos interno e externo, transformam a íris em um bloco retangular de textura de tamanho fixo. O efeito da iluminação não-uniforme é reduzido através de equalização local do histograma do bloco de textura (Figura 2.4). Para evitar o problema de oclusão da íris pela pestana e pálpebra, apenas a parte interna, próxima à pupila, é utilizada. Após o pré-processamento da imagem, a análise de textura é feita através de filtros multicanais de Gabor e Transformada bidimensional Wavelet.

Figura 2.4: Bloco de textura (a) e após a equalização local do histograma (b) (MA et al., 2002)

De modo similar, MA et al. (2002) também realizam a transformação do anel da íris em um bloco de textura retangular. Em seguida, este bloco é dividido em oito partes iguais, e em cada parte é realizada a equalização local do histograma. Para a redução do ruído da imagem, o sistema aplica um filtro Gaussiano passa-baixa. Também através de filtro de Gabor, o sistema extrai características de médias e variâncias de cada subimagem e monta um vetor com as informações obtidas. A partir do conteúdo dos oito subvetores, o sistema

cria um vetor unidimensional com 160 posições que descreve a imagem. A Tabela 2.1 apresenta o resultado de alguns testes realizados com o sistema descrito acima.

Tabela 2.1: Resultado de identificação (MA et al., 2002).

Número de amostras	Taxa de reconhecimento
1	86,18%
2	92,63%
3	95,68%
4	97,59%
5	99,09%

A Tabela 2.1 mostra que quanto maior o número de amostras, maior é a taxa de reconhecimento. Esta conclusão é bastante razoável já que quanto maior for o número de amostras, mais robusta torna-se a base de dados.

HUANG et al. (2002), transformam a imagem de um sistema cartesiano de coordenadas para um sistema de coordenadas polares. Em seguida, iniciando no contorno interno, em direção ao contorno externo da íris, obtém n círculos concêntricos e para cada círculo, extrai m amostras de textura. Desta forma, o sistema cria uma matriz $n \times m$. Para extração das características, o autor implementa um tipo de decomposição utilizando método estatístico ICA, onde a imagem é formada por funções base, $b_i(x,y)$, e coeficientes de característica, S_i , como descrito na equação 2.1.

$$I(x, y) = \sum_{i=1}^n b_i(x, y) S_i \quad (\text{eq. 2.1})$$

Para reduzir o gasto computacional, a imagem é dividida em janelas de dimensões $N \times N$, nas quais são calculados os componentes S_i , formando a codificação da íris. O trabalho apresenta bons resultados, como mostrado na Tabela 2.2, porém a oclusão parcial da íris devido a presença da pálpebra e pestana resulta em falha no reconhecimento.

Tabela 2.2: Performance do sistema (HUANG et al., 2002).

Número de coeficientes	Imagem borrada	Variação de iluminação	Interferência de ruído
10 (todos)	100%	100%	100%
9	81,3%	93,8%	81,3%
8	87,5%	93,8%	81,3%
7	87,5%	93,8%	50%
6	81,3%	93,8%	62,5%

A Tabela 2.2 também mostra a variação do sistema com relação ao número de coeficientes adotados.

Capítulo 3

A Transformada de Hough

Inicialmente desenvolvida por HOUGH (1962), a Transformada de Hough (HT) consiste em um método de localização de curvas que possam ser descritas de forma paramétrica. Na prática, devido a limitações de processamento e complexidade computacional, que aumenta proporcionalmente à complexidade da curva procurada, o método da HT é utilizado para localizar retas e círculos na maioria das aplicações.

A HT é uma técnica muito útil em visão computacional. Nos últimos anos, devido ao aumento da capacidade dos computadores, muitas pesquisas têm sido realizadas nessa área, contribuindo assim para um melhor aproveitamento de seus recursos, MARRONI (2002). Uma tentativa de obter melhores resultados e maiores velocidades de processamento surge com a utilização de arquiteturas paralelas (ROSENFELD et al., 1998 apud MARRONI, 2002).

Para utilização desse método, é necessário que se conheça informação das bordas dos objetos na imagem de modo a considerar apenas os *pixels* de fronteira, ou seja, a técnica é aplicada em uma imagem digital de bordas. Devido a esse fato, na maioria dos casos a utilização de um pré-processamento compreendendo filtragem, *thresholding* e detecção de borda se faz necessária.

Em resumo, a técnica consiste em utilizar uma função de transformação que relacione o espaço da imagem e um espaço de parâmetros. Os itens a seguir descrevem com maiores detalhes a utilização do método para localização de retas e círculos.

3.1. A Transformada de Hough para Retas

A forma mais simples a ser localizada pela técnica da Transformada de Hough é a reta. Assumindo que a imagem de entrada, I , seja uma imagem de bordas digital, o procedimento é iniciado parametrizando a forma procurada. Adotando um sistema de coordenadas cartesianas, a primeira parametrização proposta para uma linha reta de *pixels* é descrita por:

$$y = m \cdot x + c \quad (\text{eq. 3.1})$$

$$c = -m \cdot x + y \quad (\text{eq. 3.2})$$

onde m corresponde ao coeficiente angular da reta e c à intersecção da reta com o eixo das ordenadas.

Desta forma, pode-se definir o espaço da imagem (x,y) e o espaço de parâmetros (m,c) através da função de transformação. Como pode ser visto na Tabela 3.1, a Transformada de Hough transforma um ponto (x_I, y_I) do espaço de imagem em uma reta: $c = m \cdot x_I + y_I$, no espaço de parâmetros.

Tabela 3.1: Exemplo de aplicação da HT para retas, no espaço m-c.

	x	y	y = m . x + c	c = -x . m + y
A	1	3	$3 = m \cdot 1 + c$	$c = -1 \cdot m + 3$
B	2	2	$2 = m \cdot 2 + c$	$c = -2 \cdot m + 2$
C	4	0	$0 = m \cdot 4 + c$	$c = -4 \cdot m$

A Figura 3.1 ilustra a aplicação da HT sobre os pontos da Tabela 3.1.

Figura 3.1: Espaço de imagem e espaço de parâmetros

Como também pode ser observado na Figura 3.1, a reta que une os pontos A , B e C no espaço de imagem compreende um ponto de intersecção das retas formadas a partir dos pontos A , B e C , no espaço de parâmetros. Entretanto, esta parametrização não representa um método muito estável, pois quanto mais as retas se aproximam da vertical, os valores de m e c tendem ao infinito, tornando o método sensível à escolha do eixo de coordenadas.

Uma solução proposta por DUDA & HART (1972), consiste na utilização de um sistema de coordenadas polares, como mostra a Figura 3.2, onde a reta é descrita por:

$$\rho = x \cdot \cos(\theta) + y \cdot \sin(\theta) \quad (\text{eq. 3.3})$$

Figura 3.2: Parametrização de uma reta utilizando coordenadas polares

Através dessa parametrização, o método passa a trabalhar com o espaço de parâmetros ρ e θ , que correspondem à distância da normal à reta até o ponto de origem da imagem no espaço de imagem e ao ângulo dessa normal com o eixo horizontal, respectivamente.

Utilizando esta parametrização, segundo DUDA & HART (1972), pode-se definir as seguintes propriedades:

Propriedade 1 – Um ponto no espaço de imagem corresponde a uma curva senoidal no espaço de parâmetros.

Propriedade 2 – Um ponto no espaço de parâmetros corresponde a uma reta no espaço de imagem.

Propriedade 3 – Pontos pertencentes à mesma reta no espaço de imagem correspondem à intersecção de curvas senoidais no espaço de parâmetros.

Propriedade 4 – Pontos pertencentes à mesma curva no espaço de parâmetros correspondem a linhas através do mesmo ponto no espaço de imagem.

Portanto, caso exista no espaço de imagem dois pontos, a reta que une estes pontos é representada por um ponto de intersecção de duas curvas senoidais no espaço de parâmetros.

Durante a aplicação da HT, a imagem de entrada é percorrida e a cada *pixel* (x,y) que represente uma borda, a transformação é realizada variando-se o valor de θ no intervalo de $-90^\circ < \theta < 90^\circ$. O espaço de parâmetros (ρ, θ) é quantizado formando uma matriz bidimensional, chamada de arranjo acumulador, $A(\rho, \theta)$. Com a variação de θ , para cada valor de ρ obtido, a célula $A(\rho, \theta)$ correspondente do arranjo acumulador é incrementada.

Construído o arranjo acumulador, pode-se verificar células com números elevados de contagem. Seguindo as propriedades descritas anteriormente, esses valores de contagem representam, para cada célula, a quantidade de pontos colineares de uma reta. Portanto, depois de realizada a transformação, o problema de localizar retas no espaço de imagem pode ser alterado pela determinação de pontos de máximos valores locais no arranjo acumulador, que correspondem a pontos colineares no espaço de imagem.

A Figura 3.3 apresenta uma imagem de bordas contendo uma reta, um círculo e uma curva, que será utilizada para exemplificar a HT para retas.

Figura 3.3: Imagem utilizada como exemplo da HT para retas

Aplicando a HT para retas na imagem Figura 3.3, variando o valor de θ entre -90° e 90° e quantizando o arranjo acumulador com $\Delta\theta = 1$ e $\Delta\rho = 1$, obtém-se o resultado mostrado na Figura 3.4. Como pode ser observado, aparece um máximo de valores na coordenada $A(\rho, \theta) = (-31, 45^\circ)$, representando a reta procurada na Figura 3.3.

Figura 3.4: Arranjo acumulador da imagem da Figura 3.3

3.2. A Transformada de Hough para Círculos

A utilização da HT para a localização de círculos segue a mesma idéia da HT para retas, porém, como a representação de um círculo em uma forma paramétrica apresenta maior complexidade, a técnica exige um maior processamento e um arranjo acumulador mais elaborado.

Assim como no caso anterior, a utilização da Transformada de Hough para círculos também é aplicada sobre uma imagem de bordas.

Um círculo pode ser descrito, utilizando coordenadas cartesianas, pela seguinte expressão:

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = R^2 \quad (\text{eq. 3.4})$$

onde (a,b) corresponde ao centro do círculo e R o raio, como mostra a Figura 3.5.

Figura 3.5: Coordenada do centro e raio de um círculo em uma imagem

Como pode ser observado, essa parametrização apresenta três valores não conhecidos: as coordenadas a e b do centro e o raio R do círculo. Essa característica resulta em um arranjo acumulador 3-D.

De forma mais eficaz, o círculo pode ser descrito através de coordenadas polares. Onde, ao variar o valor de θ de 0° a 360° , todo o perímetro do círculo é coberto. A representação de um círculo em coordenadas polares é:

$$x = a + R \cdot \cos(\theta) \quad , \text{ o que implica em } a = x - R \cdot \cos(\theta) \quad (\text{eq. 3.5})$$

$$y = b + R \cdot \sin(\theta) \quad , \text{ o que implica em } b = y - R \cdot \sin(\theta) \quad (\text{eq. 3.6})$$

A partir dessa parametrização, assim como no caso da HT para retas, pode-se definir algumas propriedades para as relações entre o espaço de imagem e o espaço de parâmetros. Para o caso em que o valor do raio do círculo procurado é conhecido, todo ponto no espaço

de imagem representa um círculo no espaço de parâmetros. Outra propriedade define que se três pontos J , K e L pertencem ao perímetro de um círculo C no espaço de imagem, a intersecção I dos círculos C_j , C_k e C_l (relativos aos pontos J , K e L) no espaço de parâmetros, determina a coordenada (a,b) do centro do círculo C . A Figura 3.6 ilustra as propriedades descritas para um caso onde o raio do círculo procurado é conhecido.

Figura 3.6: Espaço de imagem e espaço de parâmetros para HT em círculos

Se o valor do raio R não for conhecido, o espaço de parâmetros corresponderá a um gráfico 3D. Dessa forma, os pontos no espaço de imagem serão representados por cones ao invés de círculos, como pode ser observado na Figura 3.7. Neste caso, três pontos pertencentes a um mesmo círculo no espaço de imagem representam três cones no espaço de parâmetros. Como também ilustra a Figura 3.7, o ponto de cruzamento desses cones no espaço de parâmetros determina as coordenadas do centro e o raio do círculo.

Figura 3.7: Intersecção de cones no espaço de parâmetros

Uma redução do gasto computacional pode ser obtida definindo uma faixa de valores discretos para o valor do raio. Ao aplicar a Transformada de Hough, para cada *pixel* de borda na imagem, ocorre a variação de θ , e para cada valor de θ são calculados os valores de a e b , utilizando-se os valores de R da faixa definida.

Para calcular o arranjo acumulador, são adotados valores discretos de R , a e b . Portanto, a matriz 3-D do acumulador é formada por uma grade quadrangular para cada valor discreto de R , como pode ser observado na Figura 3.8 e na Figura 3.9.

Figura 3.8: Grade acumuladora quadrangular

Figura 3.9: Planos de grades acumuladoras que constituem o arranjo acumulador

A quantização do arranjo acumulador é feita de modo similar ao caso da HT para retas (item 3.1). Para cada intersecção de dois círculos no espaço de parâmetros, o valor da célula correspondente do arranjo acumulador é incrementado. Novamente o problema de localização de formas parametrizadas resume-se na localização dos valores de máximos locais do arranjo acumulador, para cada valor de raio.

Ao trabalhar com a HT, uma tarefa importante consiste no dimensionamento do arranjo acumulador. Na utilização da HT para localizar a íris em imagens de olhos, como é esperado que a imagem de entrada contenha um olho inteiro de uma pessoa, pode-se adotar que os valores máximos para a e b sejam:

$$R < a < H - R \quad \text{e} \quad R < b < L - R$$

Na relação acima, H corresponde à altura e L à largura da imagem. Essa aproximação é possível, pois o fato de alguma imagem apresentar um olho com centro próximo à borda representa um erro na entrada do algoritmo. A Figura 3.10 ilustra os limites para os valores de a e b , utilizados para o dimensionamento do arranjo acumulador.

Figura 3.10: Limites dos valores de a e b

Outra característica importante da HT é a robustez contra imagens incompletas. Através da técnica da HT, mesmo que o círculo não possua todos os pontos de seu perímetro, as coordenadas do centro e o raio do círculo ainda podem ser determinados.

3.3. Transformada de Hough para localização da íris

A localização da íris em uma imagem consiste em encontrar o anel situado entre a pupila e a esclera (item 1.2), ou seja, encontrar círculos que determinam os contornos interno e externo desse anel. A HT utilizada para localizar a íris em uma imagem do olho de uma pessoa segue o seguinte algoritmo:

1. Dimensionar o arranjo acumulador;
2. Zerar o arranjo acumulador;
3. Realizar um pré-processamento e aplicar o detector de bordas na imagem do olho, computando $G(x,y)$;
4. Determinar o intervalo de valores de raio R que será utilizado na localização do contorno interno da íris (pupila);
5. Para cada *pixel* de borda em $G(x,y)$, variar θ no intervalo $0^\circ < \theta < 180^\circ$ e incrementar no arranjo acumulador todas as células correspondentes à relação:

$$a = x - R \cdot \cos(\theta) \quad \text{e} \quad b = y - R \cdot \sin(\theta) \quad (\text{eq. 3.7})$$

6. Identificar o ponto de máximo no arranjo acumulador, que corresponde ao raio e ao centro da pupila do olho na imagem.

Os intervalos de valores para os raios do contorno interno da íris serão determinados a partir das características das imagens de entrada. No caso de se localizar a íris em uma imagem de um olho para um sistema de identificação, a variação entre o tamanho dos olhos das diversas imagens não é muito grande. Portanto, a determinação das faixas de valores dos raios é obtida durante a calibração do sistema.

Após a realização de todos os passos descritos acima, a região de íris estará segmentada e pronta para ser classificada através da análise de textura.

Capítulo 4

Características de Textura de Haralick

A análise de imagens através de texturas é um método bastante utilizado na diferenciação de estruturas encontradas na natureza. Dentre estas estruturas podem ser citadas como exemplo imagens geológicas, imagens biométricas e imagens médicas como mamografias e ressonâncias magnéticas, etc. Vários tipos de características podem ser extraídos através do estudo da textura de uma imagem, fornecendo informações muito relevantes em sistemas de visão computacional.

Textura pode ser definida como um conjunto de determinados padrões que podem ocorrer na natureza, apresentando um formato repetitivo ou não (MEDEIROS, 2001). As imagens de estruturas geológicas, como reservatórios rochosos aparecem como exemplos de texturas não repetitivas (HARALICK & SHANMUGAM, 1973).

Os estudos e análises de textura podem ser, basicamente, de dois tipos: análise por micro-granulações e análise por macro-granulações. A análise por micro-granulações compreende o estudo de micro padrões de uma determinada textura, onde são analisadas características que tenham relevância em termos de micro-estruturas. Como são utilizadas imagens digitais, onde o menor valor a ser analisado é um *pixel* e suas vizinhanças, para se obter uma precisão maior durante a análise, deve ser utilizado um recurso de captura de imagens que possua uma resolução maior. A análise por macro-granulações utiliza o estudo de macro estruturas. Para tanto, são utilizadas imagens com uma resolução menor, a fim de se considerar como vizinhos de um *pixel*, outros que estejam a um certo distanciamento d (MEDEIROS, 2001).

4.1. Classificação de texturas

Segundo PRATT (1991), as texturas podem ser classificadas em dois tipos:

- Artificiais
- Naturais

Texturas artificiais são constituídas de arranjos de símbolos como linhas, pontos, estrelas, etc, dispostos sobre um fundo neutro. A Figura 4.1 ilustra exemplos de texturas artificiais.

Figura 4.1: Exemplos de texturas artificiais

As texturas naturais são compostas por cenários encontrados na natureza e arranjados de forma semi-repetitiva. Areia e grama são exemplos de texturas naturais e podem ser analisadas na Figura 4.2.

Figura 4.2: Exemplos de texturas naturais: grama (a) e areia (b)

4.2. Abordagens para descrição de texturas

Existem três tipos principais de abordagens utilizadas em descrição de texturas em imagens. São elas as abordagens estrutural, espectral e estatística (GONZALEZ & WOODS, 1993). Para FISCHLER (1987) apud ANDRADE (1998), as abordagens estatística e espectral são recomendadas para texturas micro estruturadas. A abordagem estrutural envolve o conhecimento de primitivas que formam uma determinada textura e a inter-relação espacial entre elas.

4.2.1. Abordagem estrutural

A abordagem estrutural visualiza cada textura como sendo formada pela repetição de primitivas, obedecendo alguma regra de posicionamento. Esse tipo de abordagem aproveita o uso de gramáticas utilizadas para a descrição dessas primitivas (BALLARD & BROWN, 1982).

BALLARD & BROWN (1982) e KULKARINI (1994) usam o nome de *texel* para designar as primitivas com certas propriedades invariantes, que ocorrem repetidamente em diferentes posições e podem ser formadas por um *pixel* ou agregados de *pixels*.

Ainda que em alguns casos, como por exemplo, parede de tijolos ou uma grade, a primitiva seja facilmente visualizada, em determinados casos tais regras de posicionamento somente são visualizadas em escala microscópica. Há casos em que esses elementos e regras nem existem (ANDRADE, 1998).

4.2.2. Abordagem espectral

A abordagem espectral analisa as propriedades baseadas no espectro de Fourier, onde pode ser detectada a existência de padrões periódicos ou semi-periódicos (KULKARNI, 1994). Assim, os espectros de potência obtidos a partir desses padrões, tendem a apresentar picos nas frequências espaciais correspondentes (BALLARD & BROWN, 1982).

4.2.3. Abordagem estatística

As regras estatísticas que governam a distribuição e a relação entre os níveis de cinza de uma imagem, podem ser utilizadas durante a análise e extração de características da textura da mesma. Utilizando a informação de níveis de cinza de uma imagem podem ser feitos diversos tipos de medidas estatísticas, como o cálculo da média, variância, desvio padrão, etc.

A abordagem estatística pode ser dividida em dois tipos importantes: a abordagem de primeira ordem, onde são utilizados histogramas de primeira ordem e a abordagem de segunda ordem, onde são utilizados histogramas de segunda ordem. Uma diferença importante entre os dois tipos é que a abordagem de segunda ordem permite a extração de informação espacial da distribuição dos níveis de cinza em uma textura (MEDEIROS, 2001).

4.2.4. Abordagem estatística de primeira ordem

Através da análise estatística de primeira ordem, pode-se extrair as informações de distribuição de níveis de cinza em uma imagem. Para tanto é utilizado o histograma de primeira ordem da imagem. Como exemplos de medidas, extraídas a partir deste tipo de

abordagem, estão: a média, o desvio padrão, o coeficiente de assimetria e o coeficiente de curtose.

O histograma de uma imagem pode ser definido como:

$$p(z_i) = \frac{n_i}{n} \quad (\text{eq. 4.1})$$

Da equação (4.1), z_i corresponde ao i -ésimo nível de cinza, n_i é o número de *pixels* da imagem com nível de cinza z_i e n é o número total de *pixels* da imagem. Dessa forma, o histograma apresenta as probabilidades de ocorrência de um determinado nível de cinza na imagem.

A relação claro-escuro de uma imagem também pode ser obtida a partir de análise estatística de primeira ordem. Esta relação consiste na média de níveis de cinza de uma imagem e é descrita como:

$$m = \sum_{i=1}^L z_i p(z_i) \quad (\text{eq. 4.2})$$

Na equação (4.2), L corresponde ao número de níveis de cinza em uma imagem. Algumas medidas também podem ser obtidas a partir do cálculo da formulação geral dos momentos da imagem. A forma geral do i -ésimo momento em relação à média de uma imagem é definida como:

$$\mu_n = \sum_{i=1}^L (z_i - m)^n p(z_i) \quad (\text{eq. 4.3})$$

Na equação (4.3), m é o valor médio de z , n indica a ordem do momento e $p(z)$ é a probabilidade de ocorrência do *pixel* de intensidade i na imagem. O momento de ordem dois, também chamado de variância, constitui uma medida de contraste global e pode ser

utilizado para representar a suavidade de uma imagem. Portanto, definida a variância como $\sigma^2 = \mu_2$, a suavidade da imagem é dada por:

$$R = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2} \quad (\text{eq. 4.4})$$

O momento de terceira ordem, conhecido como coeficiente do momento de assimetria, também é utilizado na análise de imagens. Este momento corresponde a uma medida do grau de assimetria de uma região da imagem em relação à distribuição normal. Assimetria é definida como o grau de desvio da simetria. Para uma curva perfeitamente simétrica, o coeficiente do momento de assimetria é nulo (SPIEGEL, 1985 apud ANDRADE, 1998).

Também representando o formato da distribuição de frequências, o coeficiente de momento de curtose descreve o seu achatamento, que corresponde ao momento de ordem quatro.

4.2.5. Abordagem estatística de segunda ordem

Como foi descrito no item 4.2.4, as medidas estatísticas de primeira ordem são limitadas como descritores de textura, pois não levam em consideração a posição relativa dos níveis de cinza em uma imagem.

Para comprovar essa característica, duas imagens I1 e I2, ilustradas na Figura 4.3, com apenas dois níveis de cinza (preto e branco) são utilizadas como exemplo. Se for usada apenas a abordagem estatística de primeira ordem, as imagens apresentarão valores iguais, uma vez que possuem os mesmos números de *pixels* pretos e brancos. Desta forma seria impossível distinguir as duas imagens.

Figura 4.3: Imagens I_1 e I_2

Diante deste problema, JULESZ (1975) propôs o uso de estatística de segunda ordem, levando em consideração a posição relativa dos *pixels* em uma imagem. Desta forma, mesmo que imagens distintas tenham histogramas de primeira ordem iguais, elas ainda podem ser diferenciadas.

As medidas estatísticas de segunda ordem são realizadas em distribuições de probabilidades de segunda ordem (PRATT, 1978), ou matrizes de co-ocorrência. Ao analisar uma imagem, um dipolo r é posicionado sobre a imagem, com tamanho e orientação determinados. Quando dois *pixels* de intensidade z_0 coincidem com as extremidades do dipolo, um contador de ocorrências de pares de *pixels* de intensidade z_0 é incrementado. Para calcular a probabilidade de ocorrência dos *pixels* z_0 na imagem, o número de ocorrências é dividido pelo número máximo de ocorrências possíveis, sob as condições impostas pelo tamanho e orientação do dipolo r (ANDRADE, 1998). Portanto, se a distribuição de níveis de cinza em duas imagens for diferente, a probabilidade do dipolo, $p(r)$, tocar dois pontos em cada imagem é diferente.

4.3. Características de Haralick

HARALICK & SHANMUGAM (1973) descrevem uma metodologia de classificação de imagens utilizando estatísticas de segunda ordem, definindo características através do cálculo de matrizes de co-ocorrência. Estas matrizes contam as ocorrências de níveis de cinza em uma imagem, levando em consideração a posição espacial dos mesmos e servem

como medida para a diferenciação de texturas que não seguem um determinado padrão de repetitividade.

4.3.1. Matrizes de co-ocorrência

Matrizes de co-ocorrência (GLCM – *gray level cooccurrence matrix*) são representações bidimensionais que mostram a organização espacial da ocorrência de níveis de cinza em uma imagem. Representam um histograma bidimensional de níveis de cinza, onde pares de *pixels* são separados por uma relação espacial fixa, que definem a direção e distância (d, θ), que um *pixel* de referência possui em relação ao vizinho.

Para a obtenção dessas matrizes, a variação de direção do par de *pixels* é feita nos seguintes valores angulares: 0°, 45°, 90° e 135°, como mostrado na Figura 4.4.

Figura 4.4: Variações angulares usadas na obtenção das matrizes de co-ocorrência

Como descrito em HARALICK & SHANMUGAM (1973), as quatro direções dão origem a quatro matrizes de co-ocorrência distintas. Tomando-se dois *pixels* (k, l) e (m, n) , o cálculo da distância é obtido através da seguinte métrica:

$$d((k, l), (m, n)) = \max \{ |k - m|, |l - n| \} \quad (\text{eq. 4.5})$$

As equações utilizadas para a contagem das ocorrências dos *pixels* em uma imagem f , dispostos a uma distância d um do outro, nas direções 0° , 45° , 90° e 135° , são mostradas a seguir.

$$A(i, j, d, 0^\circ) = \# \{((k, l), (m, n)) \in f \mid k - m = 0, |l - n| = d, f(k, l) = i, f(m, n) = j\}$$

$$A(i, j, d, 45^\circ) = \# \{((k, l), (m, n)) \in f \mid (k - m = d, l - n = -d) \text{ ou } (k - m = -d, l - n = d), \\ f(k, l) = i, f(m, n) = j\}$$

$$A(i, j, d, 90^\circ) = \# \{((k, l), (m, n)) \in f \mid |k - m| = d, l - n = 0, f(k, l) = i, f(m, n) = j\}$$

$$A(i, j, d, 135^\circ) = \# \{((k, l), (m, n)) \in f \mid (k - m = d, l - n = d) \text{ ou } (k - m = -d, l - n = -d), \\ f(k, l) = i, f(m, n) = j\}$$

Nas equações acima, $\#$ representa o número de elementos do conjunto.

A partir da escolha de um *pixel* de referência, respeitando-se a distância d e o direcionamento θ , pode-se iniciar o cálculo das matrizes de co-ocorrência. Os exemplos das Figuras 4.5 a 4.8 mostram os cálculos das matrizes de co-ocorrência, para os direcionamentos 0° , 45° , 90° e 135° , a partir de uma matriz numérica representando a imagem I . As matrizes de co-ocorrência possuem dimensão $N_g \times N_g$, onde N_g é a quantidade de níveis de cinza da imagem I .

$$I = \begin{vmatrix} 0 & \leftrightarrow & 0 & 1 & 1 \\ 0 & \leftrightarrow & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{vmatrix}, \quad A(i, j, 1, 0^\circ) = \begin{vmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{vmatrix}$$

Figura 4.5: O círculo mostra a contagem do nível de cinza 0 para $d=1$ e $\theta = 0^\circ$

$$I = \begin{vmatrix} 0 & \nearrow & 0 & 1 & 1 \\ 0 & \nearrow & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{vmatrix}, \quad A(i, j, 1, 45^\circ) = \begin{vmatrix} 4 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 4 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{vmatrix}$$

Figura 4.6: O círculo mostra a contagem do nível de cinza 0 para $d=1$ e $\theta = 45^\circ$

$$I = \begin{vmatrix} 0 & \updownarrow & 0 & 1 & 1 \\ 0 & \updownarrow & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{vmatrix}, \quad A(i, j, 1, 90^\circ) = \begin{vmatrix} 6 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 4 & 2 & 0 \\ 2 & 2 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{vmatrix}$$

Figura 4.7: O círculo mostra a contagem do nível de cinza 0 para $d=1$ e $\theta = 90^\circ$

$$I = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{bmatrix}, \quad A(i, j, 1, 135^\circ) = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 3 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 0 \\ 3 & 1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix}$$

Figura 4.8: O círculo mostra a contagem do nível de cinza 0 para $d=1$ e $\theta = 135^\circ$

Como pode ser observado nas figuras, cada elemento da matriz corresponde à contagem do número de ocorrência dos pares de níveis de cinza i e j , com uma distância d e direção θ . Na sequência, é realizada a normalização das matrizes obtidas, definindo constantes de normalização R para cada θ , onde N é a largura e M a altura da imagem I .

$$R|_{d,0^\circ} = 2 \times N \times (M - d)$$

$$R|_{d,45^\circ} = 2 \times (N - d) \times (M - d)$$

$$R|_{d,90^\circ} = 2 \times M \times (N - d)$$

$$R|_{d,135^\circ} = 2 \times (M - d) \times (N - d)$$

Após o cálculo das constantes de normalização R , as matrizes de co-ocorrência normalizadas são calculadas por:

$$P(i, j, d, \theta) = \frac{A(i, j, d, \theta)}{R|_{d, \theta}} \quad (\text{eq. 4.6})$$

Diversos cálculos estatísticos de segunda ordem podem ser extraídos a partir dessas matrizes, assim como as características de Haralick.

4.3.2. Descrição de algumas características de Haralick

- Segundo Momento Angular (SMA): medida da homogeneidade local dos níveis de cinza em uma imagem. Para uma imagem homogênea, existem poucas transições de níveis de cinza, portanto a matriz de co-ocorrência possui baixas entradas de alta magnitude. A equação do SMA é dada por:

$$SMA = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} [P(i, j, d, \theta)]^2 \quad (\text{eq. 4.7})$$

- Contraste: medida da quantidade local de níveis de cinza em uma imagem. Segundo ROSENFELD & KAK (1982) apud MEDEIROS (2001), se este valor for pequeno, os níveis de cinza da imagem são todos próximos de uma média, caso contrário, existe uma distribuição maior dos níveis de cinza no histograma da imagem. A equação do Contraste é dada por:

$$Contraste = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} (i - j)^2 P(i, j, d, \theta) \quad (\text{eq. 4.8})$$

- Entropia: também conhecida como grau de dispersão de níveis de cinza, descreve, juntamente com o SMA, a homogeneidade em uma imagem. Quando a matriz de co-ocorrência possui valores semelhantes entre si, o valor de Entropia é alto. Quando ocorre alta concentração dos valores na diagonal da matriz, ou as entradas da matriz possuem valores baixos, o valor de Entropia é baixo, HARALICK & SHANMUGAM (1973). A equação da Entropia é dada por:

$$Entropia = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} P(i, j, d, \theta) \log_2 [P(i, j, d, \theta)] \quad (\text{eq. 4.9})$$

- Momento Diferença Inverso (MDI): quando a concentração dos valores na diagonal da matriz de co-ocorrência for máxima, o MDI atinge o valor máximo. A equação do MDI é dada por:

$$MDI = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} \frac{1}{1 + (i - j)^2} P(i, j, d, \theta) \quad (\text{eq. 4.10})$$

- Correlação: representa a idéia de linearidade de dependências de tons de cinza em uma imagem. Segundo HARALICK & SHANMUGAM (1973), se a imagem possui certa ordenação local de níveis de cinza, o valor da Correlação é alto. A equação da Correlação é dada por:

$$Correlação = \frac{\left[\sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} i \cdot j \cdot P(i, j, d, \theta) \right] - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (\text{eq. 4.11})$$

onde,

$$\mu_x = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} i \cdot P(i, j, d, \theta), \quad \mu_y = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} j \cdot P(i, j, d, \theta)$$

$$\sigma_x = \sqrt{\left[\sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} i^2 \cdot P(i, j, d, \theta) \right] - \mu_x^2}, \quad \sigma_y = \sqrt{\left[\sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} j^2 \cdot P(i, j, d, \theta) \right] - \mu_y^2}$$

onde, μ_x e μ_y representam as médias nas direções x e y, e σ_x e σ_y representam os desvios padrão.

Existem diversas outras características, porém algumas caíram em desuso ou não apresentam significância a mais por se referirem a mensurações semelhantes às características já descritas.

4.3.3. Consideração sobre o cálculo das características

Outra consideração a ser feita, é que o cálculo das características de Haralick deve ser implementado nas quatro direções (0° , 45° , 90° , 135°), e por fim calculada a média dos quatro valores. Essa consideração é importante para não se trabalhar apenas com uma direção específica, aumentando a eficiência desse tipo de classificação.

Capítulo 5

Metodologia

O modelo de identificação proposto neste trabalho pode ser visto na Figura 5.1

Figura 5.1: Modelo proposto para identificação pessoal baseada em íris humana.

Neste trabalho é proposta uma metodologia de extração de características da íris humana, baseada na abordagem de Haralick com aplicação na identificação e autenticação de pessoas. O processo de identificação pode ser dividido em duas etapas distintas. A primeira, ou cadastramento, corresponde à construção de uma base de dados contendo as características de diversas íris e a segunda corresponde à identificação propriamente dita.

Na etapa do cadastramento, são utilizadas algumas imagens da mesma íris, das quais são extraídas as características de Haralick. Os valores que são guardados no banco de dados correspondem às médias dos valores de cada característica obtidos nas imagens. Durante a etapa de identificação, é utilizada uma imagem do olho de uma pessoa cadastrada, porém diferente das imagens utilizadas no cadastramento. O processo é semelhante ao descrito para a construção do banco de dados, porém são extraídas as

características de textura apenas da imagem de entrada. Essas informações são comparadas com os valores guardados no banco de dados.

5.1. Pré-processamento

Como a imagem do olho de uma pessoa não apresenta apenas a íris, antes de iniciar o processo de extração de características de textura é necessário localizar e segmentar a íris na imagem. Além disso, também é necessário avaliar a qualidade da imagem analisada. Isso porque essa imagem pode conter problemas como alto nível de oclusão da íris pela pestana e cílios, imagem borrada ou fora de foco, que tornam o processo de identificação extremamente difícil.

5.1.1. Segmentação da pupila

A metodologia aplicada para segmentação das íris exige inicialmente a localização e segmentação da pupila, disco mais escuro concêntrico com a íris. Para isso realiza-se uma operação de *thresholding* na imagem de entrada. Essa etapa visa transformar a imagem do olho, com 256 níveis de cinza, em uma imagem binarizada (preto e branco) preparando a mesma para a localização da íris, que será realizada através da Transformada de Hough. A Figura 5.2 mostra a imagem do olho após a aplicação do *thresholding*.

Figura 5.2: Imagem após aplicação do thresholding com limiar $Th=32$.

Para a realização dessa operação, a imagem de entrada é varrida verificando se o valor de cada *pixel* é superior ou inferior a um limite Th estabelecido. Dessa forma, sendo $P_1(x,y)$ um *pixel* da imagem original e $P_2(x,y)$ um *pixel* na imagem final, e que um *pixel* branco possui valor 255 e o *pixel* preto valor 0, pode-se definir a operação de *thresholding* como:

$$P_2(x, y) = \begin{cases} 255, \Rightarrow P_1(x, y) \geq Th \\ 0, \Rightarrow P_1(x, y) < Th \end{cases} \quad (\text{eq. 5.1})$$

Para a determinação do valor de Th a ser adotado pelo algoritmo de reconhecimento, para cada imagem do banco utilizado, foi aplicada a técnica de *thresholding*, variando-se o valor do limiar e analisando-se a imagem resultante. Para valores muito baixos, após a aplicação do *thresholding*, algumas imagens não apresentaram a pupila completa, ocasionando uma imprecisão na detecção de bordas, e conseqüentemente na localização da pupila. Para valores muito altos, as imagens apresentaram a pupila completa, porém também restaram os cílios e outras partes escuras da imagem, ocasionando um aumento do tempo de processamento durante a detecção de bordas e até erros durante a aplicação da Transformada de Hough. Para exemplificar os casos descritos, a Figura 5.3 mostra uma

imagem após a aplicação do *thresholding* para um valor limiar muito baixo ($Th = 13$) e a Figura 5.4 mostra uma imagem após a mesma operação, porém com valor limiar muito alto ($Th = 50$).

Figura 5.3: Imagem após aplicação do *thresholding*, limiar $Th=13$.

Figura 5.4: Imagem após aplicação do *thresholding*, limiar $Th=50$.

Após a análise descrita, para o banco de imagens utilizado, foi adotado um limiar fixo $Th = 32$. Fixando-se este valor para todas as imagens do banco, a imagem resultante da aplicação do *thresholding* apresentou resultado satisfatório.

5.1.2. Detecção de bordas

Sobre a imagem binarizada do olho é aplicado um detector de bordas. Essa etapa tem como resultado uma imagem contendo apenas os contornos da pupila e cílios, como pode ser observado na Figura 5.5.

Figura 5.5: Imagem após aplicação do detector de bordas.

Como o contorno da pupila corresponde praticamente a uma circunferência, após essa operação, a Transformada de Hough para círculos deverá ter resultados mais precisos. Como a imagem já foi binarizada, um detector de bordas simples como o de Roberts, mostrou resultados satisfatórios com baixo custo computacional.

Para a implementação do detector de Roberts, definiu-se $P_2(x,y)$ como o *pixel* de posição x (largura) e y (altura) da imagem e:

$$Dif_1 = |P_2(x, y) - P_2(x, y + 1)| \quad \text{e} \quad Dif_2 = |P_2(x, y) - P_2(x + 1, y)|$$

Adotando como P_3 a imagem de saída desta operação, a detecção de bordas pode ser dada por:

$$P_3(x, y) = 1_{(BORDA)} \Rightarrow \left\{ \begin{array}{l} (Dif_1 < 255) \text{ e } (Dif_2 > 255) \\ \text{ou} \\ (Dif_1 > 255) \text{ e } (Dif_2 < 255) \end{array} \right\} \quad (\text{eq. 5.2})$$

$$P_3(x, y) = 0_{(FUNDO)} \Rightarrow \left\{ \begin{array}{l} (Dif_1 \geq 255) \text{ e } (Dif_2 \geq 255) \\ \text{ou} \\ (Dif_1 < 255) \text{ e } (Dif_2 < 255) \end{array} \right\} \quad (\text{eq. 5.3})$$

5.1.3. Transformada de Hough

Finalmente, no processo de segmentação da pupila aplica-se a Transformada de Hough para círculos, como descrito no item 3.2. Após a aplicação da HT para círculos, as coordenadas do centro e o raio da circunferência que descreve a pupila são determinados. Na Figura 5.6, o círculo desenhado em branco representa o resultado da aplicação da HT para círculos, localizando corretamente a pupila.

Figura 5.6: Imagem após aplicação da HT para círculos.

Como nas imagens de olhos a pupila não representa exatamente uma circunferência, para que durante o processo de segmentação da íris, a parte selecionada não apresente algum pedaço da pupila, foi adotado como margem de segurança um acréscimo de 5 *pixels* no valor obtido do raio da circunferência da borda interna da íris. Desta forma, como também pode ser verificado na Figura 5.6, a borda interna da íris (circunferência branca) contém toda a pupila.

Para que a HT gaste o menor tempo de processamento possível, são determinados limites para a localização dos círculos que descrevem a pupila. Esses limites correspondem aos valores máximo e mínimo que o raio da pupila pode apresentar. Neste trabalho, após a análise da aplicação da HT às imagens do banco utilizado, foi determinado como raio mínimo 30 *pixels* e raio máximo 60 *pixels*, possibilitando assim a localização da pupila em todas as imagens do banco.

5.2. Segmentação e setorização da íris

A íris é um anel concêntrico à pupila que deverá ser segmentado da imagem. Conhecendo-se os parâmetros da circunferência externa da pupila obtidos através da HT, a

segmentação da íris é realizada adotando-se um valor de largura, L , do anel de textura. O valor de L é determinado de forma empírica, levando-se em consideração a utilização de regiões da íris que contenham um padrão de textura mais regular. Como mostra a Figura 5.7, a íris apresenta duas regiões onde o padrão de textura é mais uniforme, que compreendem a zona pupilar e a zona ciliar.

Figura 5.7: Divisão de um setor da íris

A zona pupilar da íris foi escolhida para ser analisada por apresentar um padrão de textura mais rico em detalhes, além do fato da borda interna da íris poder ser determinada de modo mais preciso e possuir menos interferência de cílios do que a borda externa (zona ciliar).

Durante o processo de escolha do valor da largura, foram realizados testes de segmentação, utilizando-se vários valores de L e analisando-se os resultados. Para valores pequenos, na maioria das imagens do banco, a porção de íris segmentada não apresentou textura suficiente para poder caracterizar uma pessoa. Esse fato dificultou a classificação e, conseqüentemente, a identificação das íris. Já para valores altos de L , a porção de íris segmentada, além de compreender a zona pupilar também apresenta uma certa porção de

zona ciliar, tornando a distribuição da textura menos uniforme. Além disso, o aumento do valor de L também resultou num acréscimo de interferência de cílios e da pestana.

Considerando o banco de imagens utilizado e as informações obtidas nos testes, o valor $L = 35$ foi adotado por resultar em uma região contendo distribuição de textura mais uniforme e pouca interferência de cílios e da pestana. A Figura 5.8 mostra o anel de largura $L=35$, contendo apenas a porção da íris a ser analisada (zona pupilar).

Figura 5.8: Imagem da íris segmentada, $L=35$.

Devido ao fato que as características de textura a serem extraídas da íris apresentam resultados coerentes quando a textura analisada possui um padrão de repetição, ou seja, sua aparência é mais regular, o anel contendo a íris é novamente subdividido em 6 setores de tamanhos iguais, como ilustra a Figura 5.9. Essa divisão visa aumentar a eficiência do método e diminuir a influência de uma possível rotação da íris.

Figura 5.9: Íris dividida em 6 regiões

Diversas setorizações foram realizadas e uma análise dos resultados mostrou que o número de 6 setores otimizava a solução do problema.

Assim como no caso de um anel muito estreito, para regiões muito pequenas, ou seja, um número maior de setores, o método proposto não se mostra eficaz na classificação das íris. A divisão do anel de textura das íris em um número muito grande de regiões também torna o algoritmo mais sensível a mudanças de tamanho e rotações na imagem de entrada. Uma possível alteração no tamanho de uma íris a ser classificada pode fazer com que algum padrão de textura se localize em uma região diferente daquela encontrada na íris cadastrada. Outra desvantagem se encontra no tempo de processamento, uma vez que um número maior de setores resulta em mais cálculos durante a classificação das íris, como é descrito no item 5.4, além de ser necessária uma quantidade maior de memória para armazenar o vetor de características.

O algoritmo de setorização e classificação também foi testado utilizando-se um número menor de setores (1, 2 e 4 regiões), porém os resultados sempre se mostraram inferiores aos obtidos com a divisão da íris em 6 regiões. Para esses testes, o algoritmo não conseguiu reproduzir a característica da unicidade da íris com eficiência.

Dessa forma, o número de setores assim com seus formatos e posições foram determinados de maneira empírica, levando-se em consideração a uniformidade de distribuição dos padrões, tempo de processamento e os melhores resultados obtidos. Devido ao alto índice de oclusão da íris pelas pálpebras e cílios normalmente presente nas imagens,

a parte superior do anel da íris não é aproveitada. A Figura 5.10 mostra um exemplo de imagem de olho onde se verifica que a parte superior da íris apresenta alto índice de oclusão, sendo a utilização dessa região prejudicial durante a classificação. Através da divisão mostrada na Figura 5.9, pode-se trabalhar com uma certa região de textura uniforme, minimizando-se a presença de interferências na imagem.

Figura 5.10: Imagem com alto índice de oclusão da íris

5.3. Análise da qualidade da imagem

Mesmo utilizando a metodologia de segmentação e setorização da íris descrita, a imagem de entrada além de conter oclusão, pode estar borrada ou desfocada. Estes problemas podem fazer com que as características que venham a ser obtidas não representem informações úteis. Para diminuir a influência desses erros, para cada imagem analisada, é calculado um indicador de qualidade, Q , para determinar se a imagem está própria para utilização no processo de identificação ou se deve ser descartada.

Para determinar o indicador Q , será utilizada uma adaptação da metodologia proposta por MA et al. (2003), onde são analisadas duas porções da imagem, D_1 e D_2 , de dimensão 22×22 pixels. Para cada uma delas, é calculado o espectro de Fourier 2D, resultando em duas matrizes D_1^* e D_2^* , de dimensão 22×22 . As duas porções escolhidas, D_1 e D_2 , são retiradas de locais onde é mais provável que ocorra um dos problemas descritos acima. Na Figura 5.11, as porções analisadas estão marcadas com um quadrado de pixels brancos.

Figura 5.11: Locais de análise da qualidade da imagem

As duas matrizes, D_1^* e D_2^* , contendo o espectro de Fourier 2D, são separadas em três sub-regiões representando as altas, médias e baixas frequências, cujos espectros de potência são calculados e dados por F_1 , F_2 e F_3 , respectivamente. Com os valores de F_1 , F_2 e F_3 calculados para as regiões D_1 e D_2 , pode-se determinar o indicador de qualidade, Q , conforme mostra a equação 5.4.

$$Q = \left[(F_1); \frac{F_2}{(F_1 + F_3)} \right] \quad (\text{eq. 5.4})$$

sendo,

$$F_i = \sum \sum |D(u, v)|, \text{ para } M_1^i(u, v) < \sqrt{u^2 + v^2} \leq M_2^i$$

O primeiro componente de Q representa o espectro de potência das altas frequências da porção de imagem analisada. Como uma imagem de íris contendo oclusão possui componente significativo de alta frequência, pode-se, através da análise do valor de F_1 , determinar o índice de oclusão da imagem. Caso o valor de F_1 seja maior do que um valor limite, TQ_1 , a imagem é considerada com oclusão e é descartada. Já o segundo componente de Q , representa a relação entre o espectro de potências das médias frequências e a soma dos espectros de potência das altas e das baixas frequências e pode ser utilizado para analisar a uniformidade da distribuição de frequência da imagem. Como uma imagem que esteja borrada ou desfocada apresenta uma não uniformidade na sua distribuição de frequência, caso este componente apresente valor menor do que um valor limite, TQ_2 , a imagem é considerada desfocada e é descartada.

Neste trabalho, para a determinação de F_1 , F_2 e F_3 , foram utilizados os seguintes valores de intervalos:

$$\begin{array}{lll} M_1^1 = 0 & M_1^2 = 5 & M_1^3 = 10 \\ M_2^1 = 4 & M_2^2 = 9 & M_2^3 = 12 \end{array}$$

Ou seja, sendo u e v as coordenadas das células das matrizes D_1^* e D_2^* , o cálculo de F_1 compreende a soma das células da matriz D_1^* que satisfazem a relação $0 < \sqrt{u^2 + v^2} \leq 4$, o cálculo de F_2 compreende a soma das células da matriz D_1^* que satisfazem a relação $5 < \sqrt{u^2 + v^2} \leq 9$, e o cálculo de F_1 compreende a soma das células da matriz D_i que satisfazem a relação $10 < \sqrt{u^2 + v^2} \leq 12$.

A Figura 5.12 ilustra a matriz D^* e os intervalos adotados para o cálculo de F_1 , F_2 e F_3 . Nessa figura, os valores de 0 a 12 representam os índices da matriz D^* .

Figura 5.12: Intervalos de altas, médias e baixas frequências

Como o indicador de qualidade é calculado para as duas regiões da imagem, adotou-se que Q_1 representa o indicador de qualidade da região D_1 , enquanto que Q_2 representa o indicador de qualidade da região D_2 .

Para a determinação dos valores limite TQ_1 e TQ_2 , foi construída a tabela apresentada no apêndice A, onde foi possível analisar o comportamento do indicador de qualidade Q para o banco de imagens utilizado. Essa tabela mostra os valores obtidos de Q_1 e Q_2 de cada imagem do banco. Portanto, analisando-se as imagens e seus respectivos indicadores de qualidade, foi adotado:

$$TQ_1 = 6,8$$

$$TQ_2 = 0,425$$

Para exemplificar a análise de qualidade de imagens utilizando o indicador Q , a Figura 5.13 apresenta três imagens de íris (a), (b) e (c), e o valor do indicador de qualidade de cada uma. A imagem (a) mostra uma íris focalizada, mas contendo um alto índice de oclusão causado pelos cílios. A imagem (b) mostra um olho com menos oclusão da íris, porém está fora de foco. Finalmente a íris (c) apresenta uma imagem focalizada e com

baixo índice de oclusão. Logo, as imagens (a) e (b) são descartadas após a determinação de Q , enquanto a imagem (c) é utilizada para o processo de identificação.

<p>Íris (a)</p> <p>$Q_1 = [7,020 ; 0,4534]$</p> <p>$Q_2 = [6,934 ; 0,4577]$</p>
<p>Íris (b)</p> <p>$Q_1 = [6,350 ; 0,4216]$</p> <p>$Q_2 = [6,266 ; 0,4260]$</p>
<p>Íris (c)</p> <p>$Q_1 = [6,002 ; 0,4553]$</p> <p>$Q_2 = [6,098 ; 0,4609]$</p>

Figura 5.13: (a) imagem com oclusão; (b) imagem desfocada; (c) imagem focalizada e sem oclusão.

5.4. Análise da textura da íris

Depois de realizado o pré-processamento, a segmentação e setorização da íris em seis regiões e a análise da qualidade da imagem, caso esta seja aprovada, o algoritmo realiza a análise da textura da íris e a determinação do vetor de características.

5.4.1. Vetor de características

Durante a construção do vetor de características, para cada uma das seis regiões da íris, são calculadas as matrizes de co-ocorrência para as direções 0° , 45° , 90° e 135° , e cinco características de Haralick descritas no item 4.3.2. São elas:

- Segundo Momento Angular (SMA)
- Momento Diferença Inverso (MDI)
- Contraste
- Entropia
- Correlação

Para cada uma das características de textura, é adotado como valor final, a média dos valores obtidos em cada uma das quatro direções. Como são cinco características para cada uma das seis regiões da íris, a análise de Haralick resulta em 30 valores, formando o vetor de características da imagem. Esse vetor representa o descritor da íris e é utilizado durante o processo de cadastro, identificação ou autenticação de uma pessoa.

Cada valor do vetor de características corresponde a um número real ocupando quatro bytes. Portanto, para o armazenamento de um vetor de características são utilizados 120 bytes de memória. A Figura 5.14 mostra, como exemplo, uma imagem de íris e os valores das características de Haralick obtidos com a análise de textura.

Figura 5.14: Vetor de características da imagem de íris.

5.5. Identificação através das características extraídas

A identificação de uma pessoa através de uma característica biométrica, no caso a íris, consiste em comparar uma imagem de entrada com as imagens armazenadas no banco de usuários. Para isso, o vetor de características da íris de entrada é comparado com todos os vetores característicos que foram cadastrados no banco de dados, verificando-se com qual deles se assemelha mais.

Para determinação de quão semelhantes duas íris são, é calculada a distância Euclidiana entre os vetores característicos das imagens. Porém, como pode ser verificado na Figura 5.14, os valores que compõe o vetor de características de uma íris possuem ordens de grandeza diferentes entre si, o que resultaria num maior peso para uma característica específica durante o cálculo da distância. Para solucionar esse problema, a distância Euclidiana é normalizada pelo valor da característica do vetor da íris de entrada. Dessa forma, a distância Euclidiana normalizada, $Dn(A,B)$, representa uma soma de valores de mesma ordem de grandeza. A equação 5.5 mostra como é calculada a distância Euclidiana normalizada.

$$Dn(A,B) = \sqrt{\sum_{i=1}^{30} \frac{(A_i - B_i)^2}{A_i}} \quad (\text{eq. 5.5})$$

Portanto, cada comparação entre duas íris resulta num valor de distância, que representa o quão próximas são as duas íris. Para a comparação entre íris de uma mesma pessoa é esperado que a distância entre os vetores característicos seja pequena, enquanto que para a comparação entre íris de pessoas diferentes, a distância deve ser maior. Para exemplificar esse conceito a Figura 5.15 mostra o cálculo das distâncias entre uma íris (nº16) e as 108 íris do banco de dados.

Figura 5.15: Distâncias Euclidianas normalizadas entre a íris nº16 e todas as íris do banco.

Dessa forma, analisando-se o gráfico da Figura 5.15, pode-se verificar que a distância entre os vetores de características de íris de uma mesma pessoa apresentam valores muito inferiores comparados à distância entre vetores de íris de pessoas diferentes.

No procedimento de identificação de uma determinada pessoa já cadastrada em um banco de dados, são calculadas as distâncias entre a íris a ser identificada e todas as existentes no banco de imagens e escolhida a íris cuja distância resultou no menor valor. Portanto, o procedimento de identificação consiste em determinar o vetor de características do banco de dados que resulte na menor distância, comparado ao vetor da íris de entrada.

No processo de autenticação, é calculada apenas a distância entre a íris da pessoa a ser autenticada e sua correspondente no banco de dados. O valor da distância é analisado e caso seja menor que um valor limite do algoritmo, t , a autenticação da pessoa é autorizada, ou seja, as íris são determinadas como sendo de uma mesma pessoa. O valor limite, que

produzirá os melhores resultados, pode ser determinado de acordo com a aplicação, o banco de imagens utilizado e através de curvas ROC (*receiver operating characteristic*).

Capítulo 6

Resultados e Conclusões

6.1. Banco de imagens utilizado

As imagens que foram utilizadas no desenvolvimento e teste da metodologia proposta foram obtidas do banco de imagens CASIA versão 1.0, fornecido pelo *Iris Recognition Research Group - Nation Laboratory of Pattern Recognition (NLPR)* do Instituto de Automação da Academia Chinesa de Ciências.

Esse banco possui imagens com 256 níveis de cinza, com resolução de 320 x 280 *pixels*, capturadas através de sensor ótico digital desenvolvido pelo NLPR. São ao todo 756 imagens de 108 olhos de 80 pessoas.

Para a construção desse banco de imagens, foram obtidas sete imagens de cada íris, em dois momentos distintos. No primeiro, foram obtidas três imagens e no segundo, um mês depois, outras quatro imagens. Através dessa construção, é possível simular o momento do cadastro de uma pessoa e uma tentativa de autenticação ou identificação, um mês depois.

Vale ressaltar que o banco de imagens, CASIA versão 1.0, também é constituído de imagens borradas, desfocadas e com bastante oclusão da íris. Essas imagens foram inseridas para o teste de sistemas de análise de qualidade de imagens.

6.2. Equipamento utilizado

Todo o desenvolvimento do projeto, testes iniciais e implementação do algoritmo foram realizados em um micro computador AMD, com processador de 2.1GHz, 256 Mb de memória RAM e placa de vídeo *on board*.

Os testes iniciais foram realizados utilizando as bibliotecas de processamento de imagens do software MATLAB 6, porém resultando em um tempo de processamento muito alto. Uma vez realizados todos os testes iniciais e determinado o método a ser desenvolvido, o algoritmo e todas as rotinas necessárias foram implementados em linguagem C++ orientada a objeto, através do compilador C++ BUILDER Versão 3.0 da Borland. A implementação do algoritmo em linguagem C++ reduziu significativamente o tempo de processamento, além de tornar o aplicativo mais flexível para os testes. O código fonte encontra-se no CD anexo ao trabalho.

6.3. Validação do método proposto

Para validar o método proposto no capítulo 5, foram construídas curvas ROC. Estas curvas são construídas posicionando-se em um gráfico a distribuição de probabilidade dos falsos aceitos e dos falsos rejeitos, considerando-se o banco de imagens disponível. Durante um procedimento de autenticação de uma pessoa, um falso aceite significa que o sistema aprovou a autenticação indevidamente e um falso rejeito acontece quando o sistema reprova a autenticação de uma pessoa indevidamente.

Para realizar uma comparação entre a eficiência do algoritmo com e sem a utilização da verificação da qualidade da imagem, descrita no item 5.1.6, foram construídas duas curvas ROC para o sistema proposto. Inicialmente foi construída uma curva ROC com o algoritmo descrito no capítulo 5, sem a verificação da qualidade da imagem, e em seguida foi construída uma curva ROC com o algoritmo completo descrito no capítulo 5, com a verificação da qualidade da imagem.

Seguindo o método proposto, para determinar se duas imagens de íris são de uma mesma pessoa, o algoritmo compara o valor da distância entre os vetores característicos

dessas imagens com um valor limite, t . Dessa forma, variando o valor de t , pode-se determinar a precisão da metodologia proposta como sistema de identificação biométrica, através dos falsos aceitos e dos falsos rejeitos.

Para a determinação da primeira curva ROC, sem a verificação da qualidade, inicialmente foi gerado um banco de dados contendo o vetor de características de cada uma das 108 íris presentes no banco de imagens utilizado (CASIA). Esses vetores foram obtidos através do cálculo das médias dos vetores das sete imagens de cada íris.

Em seguida, para cada valor limite, t , foi realizada uma tentativa de autenticação entre cada imagem do banco com todas as 108 íris. Como o banco de imagens possui 756 olhos, foram realizadas 81648 tentativas de autenticação, sendo que apenas 756 deveriam ser aprovadas e as 80892 restantes reprovadas. Durante as tentativas de autenticação foram determinados os números de falsos aceitos (FA) e falsos rejeitos (FR) do sistema, e suas respectivas distribuições de probabilidade ($P_{(FA)}$ e $P_{(FR)}$). A Tabela 6.1 mostra os valores de FA e FR e as distribuições de probabilidade, $P_{(FA)}$ e $P_{(FR)}$, para a variação de t nas tentativas de autenticação sem a verificação do indicador de qualidade Q . A Figura 6.1 ilustra essas distribuições.

Tabela 6.1: FA, FR, $P_{(FA)}$ e $P_{(FR)}$ sem verificação de qualidade.

t	FA	$P_{(FA)}$	FR	$P_{(FR)}$
0,00	80892	100,00%	0	0,00%
0,05	38143	47,15%	27	3,57%
0,10	35185	43,50%	28	3,70%
0,15	32135	39,73%	31	4,10%
0,20	28825	35,63%	36	4,76%
0,25	25456	31,47%	46	6,08%
0,30	21962	27,15%	53	7,01%
0,35	18546	22,93%	59	7,80%
0,40	15103	18,67%	71	9,39%
0,45	11755	14,53%	85	11,24%
0,50	8634	10,67%	105	13,89%
0,55	5943	7,35%	136	17,99%
0,60	3724	4,60%	169	22,35%
0,65	2005	2,48%	211	27,91%
0,70	828	1,02%	266	35,18%
0,75	248	0,31%	357	47,22%
0,80	53	0,07%	476	62,96%
0,85	2	0,00%	595	78,70%
0,90	0	0,00%	715	94,58%
0,95	0	0,00%	756	100,00%

Figura 6.1: Probabilidade de falsos aceitos, $P_{(FA)}$ e probabilidade de falsos rejeitos, $P_{(FR)}$, sem a verificação do indicador de qualidade Q .

Com os valores de $P_{(FA)}$ e $P_{(FR)}$ apresentados na Tabela 6.1 e mostrados na Figura 6.1, foi construída a curva ROC do sistema sem a verificação da qualidade, mostrada na Figura 6.2.

Figura 6.2: curva ROC sem a verificação da qualidade.

Através da análise das curvas mostradas nas Figuras 6.1 e 6.2, pode-se determinar o melhor valor limite, t , e a eficiência do sistema nessas condições. O melhor valor de limite é dado pela intersecção das curvas de $P_{(FA)}$ e $P_{(FR)}$, onde ocorre o EER (*equal error rate*), mostrado na Figura 6.1. Para a curva obtida, o EER corresponde a 12,5% para um valor de limite $t = 0,475$. O EER é um dos indicativos da eficiência do sistema, e como é baseado nas distribuições de falsos aceitos e rejeitos, ou seja, na taxa de erro, quanto mais baixo o seu valor mais preciso é o sistema.

Porém, em sistemas biométricos na prática, além do EER, também é necessário analisar a aplicação em si. Em certos casos, é necessário que o sistema tenha como prioridade uma taxa de falsos-rejeitos menor, como por exemplo, na identificação de criminosos. Neste caso, é mais importante que o sistema não descarte um possível criminoso. Por outro lado, durante uma autenticação que limita o acesso de pessoas a algum

local restrito, é mais importante que o sistema apresente uma taxa de falsos-aceitos menor, aumentando assim a precisão do algoritmo para esta aplicação.

A segunda curva ROC foi determinada da mesma forma, porém para cada imagem do banco, foi analisada a qualidade das imagens. Como após a análise do indicador de qualidade Q , 226 imagens foram descartadas por apresentarem oclusão, estarem desfocadas ou borradas, para a construção da segunda curva ROC foram realizadas 57240 tentativas de autenticação, sendo que apenas 530 deveriam ser aprovadas e as 56710 restantes reprovadas.

Assim, como no caso anterior, para a variação do valor limite t , foram determinados os valores de FA, FR e as distribuições de probabilidade $P_{(FA)}$ e $P_{(FR)}$. A Tabela 6.2 mostra os valores obtidos para a variação de t nas tentativas de autenticação com a verificação do indicador de qualidade Q . A Figura 6.3 ilustra essas distribuições, enquanto que a Figura 6.4 apresenta a curva ROC obtida com base nos valores da Tabela 6.2.

Tabela 6.2: FA, FR, $P_{(FA)}$ e $P_{(FR)}$ com verificação de qualidade.

t	FA	$P_{(FA)}$	FR	$P_{(FR)}$
0,00	56710	100,000%	0	0,000%
0,05	32156	56,703%	2	0,377%
0,10	30160	53,183%	3	0,566%
0,15	27946	49,279%	4	0,755%
0,20	25479	44,929%	5	0,943%
0,25	22960	40,487%	7	1,321%
0,30	20223	35,660%	8	1,509%
0,35	17357	30,607%	9	1,698%
0,40	14467	25,510%	12	2,264%
0,45	11487	20,256%	17	3,208%
0,50	9656	15,264%	20	3,774%
0,55	6015	10,607%	32	6,038%
0,60	3845	6,780%	41	7,736%
0,65	2081	3,670%	65	12,264%
0,70	896	1,580%	98	18,491%
0,75	270	0,476%	167	31,509%
0,80	59	0,104%	247	46,604%
0,85	6	0,011%	358	67,547%
0,90	0	0,000%	486	91,698%
0,95	0	0,000%	525	99,057%
1,00	0	0,000%	530	100,000%

Figura 6.3: Probabilidade de falsos aceitos, $P_{(FA)}$ e probabilidade de falsos rejeitos $P_{(FR)}$, com a verificação do indicador de qualidade Q .

Figura 6.4: curva ROC com a verificação da qualidade.

Analisando agora as curvas mostradas nas Figuras 6.3 e 6.4, pode-se determinar o melhor valor de limite, t , e a eficiência do sistema com a verificação do indicador de qualidade Q . O EER mostrado na Figura 6.3 corresponde a 7,2% para um valor de limite $t = 0,6$. Sendo o EER um indicativo de eficiência, o sistema mostrou-se mais preciso com a utilização do recurso de análise da qualidade da imagem. Isso porque, neste caso, durante o cadastro ou a identificação das pessoas, o algoritmo não leva em consideração as imagens ruins. Esse resultado mostra a importância da qualidade da imagem de entrada.

6.4 Conclusões

Para o cálculo das curvas ROC, todas as imagens do banco foram analisadas, sendo que em nenhum caso ocorreu erro durante a localização da pupila. Este fato mostra que a técnica escolhida para realizar essa tarefa se mostrou eficiente. Além disso, como para a aplicação da HT para círculos é necessário uma imagem binária de bordas, o valor $Th = 32$ adotado para o *thresholding* e o detector de bordas escolhido se mostraram eficientes, gerando resultados satisfatórios.

A análise das curvas ROC, mostradas nas Figuras 6.2 e 6.4, mostra a superioridade do algoritmo de identificação com a análise da qualidade da imagem. A análise da curva ROC mostrada na Figura 6.4, com a verificação da qualidade das imagens, revela um sistema biométrico com uma taxa de erro (EER) de 7,2%, enquanto a curva ROC da Figura 6.2, sem a verificação da qualidade das imagens, mostra uma taxa de erro de aproximadamente 12,5%. Essa comparação apresenta o recurso da análise da qualidade da imagem de entrada como uma ferramenta importante para sistemas de identificação baseado na textura da íris, uma vez que realiza uma filtragem nas imagens não próprias para o reconhecimento.

Esse recurso evita que o algoritmo analise uma parte da imagem que não seja a íris, como no caso de uma oclusão da íris pelos cílios e pestana. Outro erro que poderia acontecer seria a análise de uma imagem borrada ou desfocada, já que a posição relativa dos níveis de cinza na imagem estaria alterada, causando uma mudança nos valores das características de Haralick. No caso de um descarte da imagem de entrada, durante uma aplicação real, uma nova imagem deve ser obtida para que seja feita a análise da textura da íris corretamente.

Como foi utilizado um banco de imagem já previamente construído não foi possível avaliar uma melhora no processo de aquisição das imagens obtidas ou da resolução ideal das mesmas para o método proposto. Levando-se em consideração esse fato e que no banco utilizado foram encontradas várias imagens não próprias para análise como: imagens desfocadas, borradas ou contendo oclusão da íris, o algoritmo mostrou-se eficiente. Esse fato é importante, pois significa que o banco simula uma situação real, ou seja, a existência de imagens não apropriadas ao processo de cadastro (montagem do banco) e ao processo de

autenticação/identificação. Outro problema encontrado na utilização de um banco de imagens pronto, é que caso uma imagem seja descartada, não há a possibilidade de obter outra imagem para substituir. Portanto, para íris que apresentaram problemas de qualidade, os vetores médios de características foram construídos utilizando-se um número menor de imagens, prejudicando o desempenho do algoritmo.

Através da utilização de uma análise estatística de segunda ordem, foi possível desenvolver um método de identificação de pessoas que reproduz a característica da unicidade das íris. Essa característica é importante, pois é o fator que torna a íris uma das características biométricas mais adequadas para o uso em sistemas de reconhecimento (autenticação e identificação). Essa conclusão valida a utilização das características de Haralick como descritores biométricos da íris de seres humanos, seguindo a metodologia proposta.

Durante o desenvolvimento desse trabalho, também foi testada a utilização das características de Haralick em setores de íris com vários formatos, porém as medidas que resultaram em um algoritmo mais eficiente foram a segmentação da íris em um anel de 35 *pixels* de largura e a divisão desse anel em seis setores, sendo descartada a parte superior, como é descrito no capítulo 5 e mostrado nas Figuras 5.6 e 5.7.

Dessa forma, pode-se concluir também que a forma escolhida para a divisão das íris representa um método eficaz na obtenção de regiões de textura uniforme, preservando também a característica da unicidade e aproveitando as características naturais de textura da íris. A divisão utilizada no método descrito consegue separar a porção de íris analisada, em regiões onde a textura mostra-se mais uniforme, zona pupilar.

O algoritmo apresenta dificuldades quando as imagens utilizadas para gerar o vetor de características médio, utilizado na construção do banco de dados, apresentam grandes diferenças entre si. Essas diferenças podem ser causadas pela mudança de contraste da imagem, alteração do tamanho da pupila ou presença elevada de cílios ou reflexo na porção de íris analisada. Com isso, no momento de um cadastro, na obtenção do vetor de características médio, este se apresenta distante de cada um dos vetores de características da mesma íris.

Para diminuir a interferência de cílios e reflexos foi necessário desenvolver o método de análise de qualidade das imagens, através do indicador de qualidade Q . A

análise desse indicador também mostrou ser uma técnica importante durante a identificação de pessoas. Através de análise dos valores de Q , foi possível descartar as imagens que não se apresentavam bem focalizadas e claras, ou possuíam oclusão da íris pelos cílios ou pálpebras. O uso desse indicador de qualidade mostrou-se necessário e aumentou a taxa de eficiência do algoritmo em 5,3%, alterando o EER de 12,5% para 7,2%.

Esse resultado já era esperado, pois a presença de cílios ou reflexo substitui uma parte da textura da íris, alterando os valores das características de Haralick. Além disso, no caso de uma imagem borrada ou desfocada, a falta de nitidez dessa imagem acarreta em grandes diferenças entre o vetor de características da mesma e o vetor das demais imagens da mesma íris, alterando sensivelmente a eficiência do algoritmo de identificação e autenticação.

Outra comparação que pode ser estabelecida entre a identificação de pessoas com e sem a verificação do indicador de qualidade são os tempos de processamento. A Tabela 6.3 mostra o tempo gasto pelo algoritmo para realizar as etapas que constituem o cálculo das características, uma identificação e uma autenticação. Primeiramente essas operações foram realizadas sem a utilização do indicador de qualidade da imagem e em seguida verificando-se esse mesmo indicador.

Tabela 6.3: Tempo gasto para realizar as diversas operações de reconhecimento.

	Tempo gasto
Pré-processamento	~ 5,0s
Segmentação	~ 0,7s
Características de Haralick	~ 0,6s
Análise de qualidade	~ 1,6s
Autenticação	~ 0,3s
Identificação	~ 1,2s

Os tempos mostrados na Tabela 6.3 são valores aproximados que representam o desempenho do sistema numa operação média. Esses valores não podem ser determinados com precisão, pois o tempo gasto pelos algoritmos de pré-processamento e análise de

textura está diretamente ligado às características da imagem de entrada. São características específicas de cada imagem como: tamanho da pupila, iluminação utilizada, contraste da imagem etc, resultando em tempos de processamento diferentes.

Analisando a Tabela 6.3, pode-se verificar que a maior parte do tempo gasto no cálculo do vetor de características ocorre durante o pré-processamento, a segmentação da íris e a análise da qualidade. Juntas essas três etapas do processamento ocupam aproximadamente 92% do tempo gasto durante o cálculo das características, enquanto a análise de textura ocupa aproximadamente 7,5% do tempo total. Este também é um dado importante, pois através de estudos para se desenvolver o pré-processamento e a segmentação da imagem de um modo mais rápido e eficiente, pode-se diminuir bastante o tempo gasto em uma identificação ou autenticação.

Como também já era esperado, a verificação da qualidade das imagens de entrada faz com que o algoritmo leve um tempo maior para realizar uma identificação ou autenticação. Isto se deve ao cálculo do indicador de qualidade Q das porções D_1 e D_2 das íris. O algoritmo torna-se um pouco mais lento, porém a melhora na eficiência do sistema faz essa verificação da qualidade uma tarefa viável e necessária.

6.5. Sugestões para trabalhos futuros

A fim de evoluir o método de identificação e autenticação desenvolvido, pode-se investir esforços em alguns aprimoramentos.

Para ajudar a realçar os padrões de textura da íris, pode-se estudar a aplicação de uma função de equalização da imagem. A técnica de equalização do histograma de uma imagem busca redistribuir seus valores de níveis de cinza, a fim de se obter uma representação mais uniforme, aumentando o contraste geral de uma imagem. Essa equalização é importante, pois acrescenta relevância aos níveis de cinza que anteriormente possuíam valores insignificantes e para que as características de Haralick não dependam das propriedades tonais das imagens.

Um exemplo de aplicação de uma função de equalização do histograma de uma imagem de íris é mostrado na Figura 6.5.

Figura 6.5: Exemplo de equalização do histograma da imagem de um olho.

Ainda pode ser estudado se essa operação deve ser feita de modo geral, equalizando a imagem inteira do olho, como mostra a Figura 6.5, ou se deve ser equalizado apenas o anel contendo a porção de íris a ser analisada, ou ainda cada um dos seis setores individualmente.

Além desse acréscimo, o desenvolvimento de um sistema de aquisição de imagens de olhos de seres humanos, para a construção de um banco de imagens de íris próprio, certamente resultaria em melhoras no desenvolvimento do método de identificação de pessoas através da íris. Com a construção de um banco de imagens próprio, seria possível alterar características específicas das imagens como: foco, distância do olho à câmera, resolução, contraste, iluminação etc. Essas alterações ajudariam na obtenção de melhores imagens de entrada, podendo resultar em um sistema de identificação mais eficiente.

Outra informação a ser pesquisada, é a utilização da cor da íris de uma pessoa. Devem ser estudadas quais seriam as melhoras no processo de identificação. A utilização da cor nas imagens de íris provavelmente aumentaria a complexidade do algoritmo e o tempo de processamento, porém poderia resultar em um sistema de identificação mais eficiente.

Como uma tentativa de melhora da performance do algoritmo desenvolvido, diminuindo o tempo de processamento durante a extração de características da íris, devem ser estudadas outras técnicas de localização da pupila e conseqüentemente da borda interna

da íris. A Transformada Hough para círculos, utilizada no método proposto, mostrou-se muito eficiente, porém é uma técnica que demanda muito tempo de processamento.

A metodologia de segmentação da íris também pode ser melhorada, ficando independente de valores pré-fixados, como os adotados neste trabalho, devido a considerações realizadas sobre o banco de imagens existente.

Referências Bibliográficas

- ADLER, F.H. (1965). *Physiology of the eye: Clinical application*. The C. V. Mosby Company, 4ª edição, Londres.
- ANDRADE, M.G. (1998). *Caracterização de placas de madeira para fabricação de lápis, quanto à densidade aparente a o método de desdobro*. São Carlos, EESC, Universidade de São Paulo, Dissertação de Mestrado.
- BALLARD, D.H.; BROWN, C.M. (1982). *Computer vision*. New Jersey, Prentice-Hall, Inc. Englewood Cliffs.
- BOLES, W.W.; BOASHASH, B. (1998). *A human identification technique using images of iris and wavelet transform*. IEEE Transactions on signal processing, v.46, no. 4, p.1185 – 1188.
- BOLLE, R.M. et al. (2001). *Biometric Technologies ... Emerging Into the Mainstream*. IBM Computer Science Research Report RC 22203
- CASIA. Iris Image Database versão 1.0, <http://www.sinobiometrics.com>.
- DAUGMAN, J.; DOWNING, C. (2001). *Epigenetic randomness, complexity and singularity of human iris patterns*. Royal Society, London. University of Cambridge
- DAUGMAN, J. (2002). *How iris recognition works*. Image Processing. 2002. Proceedings. 2002 International Conference, v.1, p.33-36.
- _____. (2003). *The importance of being random: statistical principles of iris recognition*. Pattern Recognition 36, p.27-291.

_____. (1993). *High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, v.15, no. 11, p.1148-1161.

DAVSON, H. (1963). *The physiology of the eye*. Boston, MA: Little, Brown & Co. 2.ed..

DIGITALPERSONA (2002). *Biometric solutions for personal identification*. DigitalPersona™. www.digitalpersona.com.

EL-BALKRY, H.M. (2001). *Human iris detection using fast cooperative modular neural nets*. Neural works, Proceedings of International Joint Conference on IJCNN'01, v.1, p.577-582.

FISCHLER, M.A. (1987). *Intelligence: the eye, the brain, and the computer*. Addison-Wesley.

GONZALEZ, R.C.; WOODS, R.E. (1993). *Digital image processing*. Massachussets, Addison-Wesley.

HARALICK, R.M.; SHANMUGAN, M.K. (1973). *Computer classification of reservoir sandstones*. IEEE Transactions on Geoscience Electronics, v.11, no. 4, p.171-177, Oct.

HOUGH, P.V.C. (1962). *Methods and means for recognizing complex patterns*. U.S. Patent 3.069.654.

HUANG, Y.P. et al. (2002). *An efficient iris recognition system*. Machine Learning and Cybernetics, 2002. Proceedings. 2002 International Conference, v.1, p.450-454.

- JAIN, A.K. et al. (1999). *Personal Identification in a network society*. Norwell, MA - Kluwer.
- JAIN, A.K. et al. (2000). *Biometrics: Promising Frontiers for Emerging Identification Market*. Comm. ACM, p.91-98. Fevereiro, 2000.
- KRONFELD, P. (1962). *Gross anatomy and embryology of the eye*. Editora H. Davson, The eye, Academic press, Londres.
- KULKARINI, A.D. (1994). *Artificial neural networks for image understanding*. New York, Van Nostrand Reinhold.
- MA, L. Et al. (2002). *Iris Recognition Based on Multichannel Gabor Filtering*. The 5th Asian Conference on Computer Vision, 23-25 January 2002, Melbourne, Australia
- _____. (2003). *Personal Identification Based on Iris Texture Analysis*. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, v. 25 n°. 12, December 2003.
- MARRONI, L.S. (2002). *Aplicação da Transformada de Hough para localização dos olhos em faces humanas*. São Carlos, EESC, Universidade de São Paulo, Dissertação de Mestrado.
- MEDEIROS, G.C.F.M. (2001). *Uso de texturas para o acompanhamento da evolução do tratamento de úlceras dermatológicas*. São Carlos, EESC, Universidade de São Paulo, Dissertação de Mestrado.
- NEGIN, M. et al. (2000). *An iris biometric system for public and personal use*. IEEE, p.70-75.
- PRATT, W.K. (1978). *Digital Image Processing*. Wiley Interscience.

- RATHA, N.K. et al. (2001). *Enhancing security and privacy in biometrics-based authentication systems*. IBM Systems Journal, v.40, no. 3, p. 614-634.
- SANDERSON, S.; ERBETTA, J.H. (2000). *Authentication for secure environments based on iris scanning technology*. Visual Biometrics (ref. no. 2000/018), IEE Colloquium on, p.8/1-8/7.
- WILDES, R.P. (1997). *Iris recognition: an emerging biometric technology*. Proceedings of the IEEE, v.85, no. 9, p.1348-1363.
- WILDES, R.P. et al. (1994). *A system for automated iris recognition*. IEEE, p.121-128.
- WILLIAMS, G.O. (1997). *Iris recognition technology*. IEEE AES Systems Magazine, abril 1997, p.23-29.
- ZHU, Y. et al. (2000). *Biometric personal identification based on iris patterns*. Pattern Recognition, 2000. Proceedings. 15th International Conference, v.2, p.801-804.

Apêndice A – Tabela de qualidade das imagens do banco

Na tabela a seguir, é mostrado o valor do indicador de qualidade Q das regiões D_1 e D_2 de todas as imagens do banco. Na coluna “Íris”, o primeiro número representa o número da íris analisada e o segundo, o número da imagem desta íris. Por exemplo, o número “1 3” representa a imagem 3 da íris 1. Na coluna “Resultado”, para as íris que foram descartadas por estarem desfocadas ou por oclusão, aparece escrito “descartada”. As íris descartadas também são representadas por linhas cinzas.

Íris	Indicador Q – D_1		Indicador Q – D_2		Resultado
	F_1	$F_2/(F_1 + F_3)$	F_1	$F_2/(F_1 + F_3)$	
1 1	6,0020	0,4553	6,0980	0,4609	
1 2	6,1210	0,4228	6,1460	0,4326	descartada
1 3	5,8900	0,4428	6,3040	0,4297	
1 4	6,7200	0,4380	6,2270	0,4406	
1 5	5,8010	0,4557	6,2070	0,4490	
1 6	6,3200	0,4586	6,2320	0,4480	
1 7	5,9210	0,4542	6,1330	0,4349	
2 1	6,1520	0,4437	5,9930	0,4614	
2 2	6,0260	0,4473	5,6980	0,4649	
2 3	5,2260	0,4762	5,6510	0,4684	
2 4	5,9450	0,4584	5,6580	0,4561	
2 5	5,1570	0,4673	5,8100	0,4433	
2 6	6,0700	0,4201	5,5090	0,4269	descartada
2 7	6,3650	0,4222	5,9310	0,4513	descartada

3 1	5,9590	0,4567	6,4800	0,4576	
3 2	5,9700	0,4575	6,5200	0,4638	
3 3	5,9690	0,4438	6,3220	0,4679	
3 4	5,7860	0,4472	6,4180	0,4279	
3 5	6,0020	0,4529	6,3800	0,4685	
3 6	6,1320	0,4431	6,4390	0,4796	
3 7	5,9440	0,4463	6,5350	0,4530	
4 1	6,4130	0,4370	6,3420	0,4516	
4 2	5,9910	0,4429	6,1160	0,4645	
4 3	6,3360	0,4064	6,0980	0,4556	descartada
4 4	6,2860	0,4459	5,9620	0,4374	
4 5	6,2570	0,4552	6,1280	0,4404	
4 6	6,2660	0,4320	6,1630	0,4487	
4 7	6,5810	0,4523	6,1980	0,4372	
5 1	5,9580	0,4613	5,3950	0,4475	
5 2	6,1360	0,4589	5,6280	0,4521	
5 3	6,7060	0,4566	5,4060	0,4594	
5 4	6,4250	0,4471	5,5680	0,4755	
5 5	6,5850	0,4474	5,7860	0,4498	
5 6	6,7230	0,4608	5,7380	0,4609	
5 7	6,2130	0,4446	5,8850	0,4594	
6 1	5,3820	0,4641	7,2830	0,4382	descartada
6 2	5,7070	0,4579	6,7950	0,4245	descartada
6 3	5,6060	0,4558	6,7280	0,4277	
6 4	5,5870	0,4489	6,7450	0,4405	
6 5	5,4380	0,4598	6,4310	0,4499	
6 6	5,5700	0,4565	6,7160	0,4438	
6 7	5,3270	0,4690	6,7470	0,4507	

7 1	6,7260	0,4327	6,7310	0,4509	
7 2	6,7740	0,4603	6,4750	0,4446	
7 3	6,5890	0,4423	6,4480	0,4505	
7 4	6,3630	0,4416	6,3870	0,4367	
7 5	6,9780	0,4338	6,8040	0,4597	descartada
7 6	6,6650	0,4495	6,7550	0,4658	
7 7	6,3680	0,4426	6,8700	0,4664	descartada
8 1	7,0220	0,4469	5,9760	0,4518	descartada
8 2	6,3560	0,4575	5,8390	0,4374	
8 3	6,5260	0,4474	5,8530	0,4503	
8 4	5,7120	0,4531	5,9920	0,4433	
8 5	6,4210	0,4435	5,7670	0,4447	
8 6	6,5190	0,4636	6,0060	0,4526	
8 7	6,4490	0,4415	5,8180	0,4657	
9 1	5,5460	0,4444	5,8630	0,4467	
9 2	5,4400	0,4620	5,5990	0,4563	
9 3	5,2590	0,4562	5,5000	0,4716	
9 4	5,1200	0,4636	5,6020	0,4475	
9 5	5,5140	0,4555	5,8550	0,4544	
9 6	5,6840	0,4475	5,8520	0,4322	
9 7	5,6150	0,4557	5,6290	0,4359	
10 1	5,8110	0,4411	7,0080	0,4546	descartada
10 2	5,5520	0,4564	6,8890	0,4384	descartada
10 3	5,5330	0,4739	7,0790	0,4558	descartada
10 4	5,6490	0,4326	7,3330	0,4597	descartada
10 5	5,7030	0,4381	7,1000	0,4511	descartada
10 6	5,8230	0,4635	6,9180	0,4796	descartada
10 7	6,6160	0,4385	7,1120	0,4824	descartada

11 1	6,3100	0,4527	6,2870	0,4672	
11 2	6,4340	0,4600	6,3150	0,4562	
11 3	6,4150	0,4515	6,3480	0,4434	
11 4	6,4090	0,4517	6,1450	0,4603	
11 5	6,5080	0,4689	6,2040	0,4612	
11 6	6,2950	0,4590	6,3280	0,4492	
11 7	6,4230	0,4291	6,3120	0,4271	
12 1	6,1800	0,4258	6,2390	0,4472	
12 2	6,2890	0,4319	6,2500	0,4510	
12 3	6,7760	0,4536	6,3720	0,4399	
12 4	6,5780	0,4256	6,3960	0,4278	
12 5	6,1180	0,4415	6,3220	0,4366	
12 6	6,4280	0,4335	6,4040	0,4370	
12 7	7,0980	0,4468	6,4710	0,4433	descartada
13 1	5,2150	0,4468	6,8950	0,4288	descartada
13 2	5,1980	0,4554	7,1370	0,4216	descartada
13 3	5,4250	0,4490	6,9800	0,4350	descartada
13 4	5,5650	0,4544	7,0860	0,4319	descartada
13 5	5,2980	0,4706	6,2620	0,4454	
13 6	5,3480	0,4707	6,1650	0,4437	
13 7	5,1650	0,4580	6,1090	0,4460	
14 1	5,8670	0,4524	5,6920	0,4730	
14 2	5,9500	0,4613	5,9130	0,4538	
14 3	5,7300	0,4406	6,0050	0,4732	
14 4	6,0900	0,4479	5,9840	0,4645	
14 5	5,7470	0,4529	5,8490	0,4540	
14 6	5,9610	0,4524	6,1990	0,4599	
14 7	6,0300	0,4522	6,1050	0,4528	

15 1	6,3760	0,4386	7,1700	0,4595	descartada
15 2	6,3770	0,4450	6,0870	0,4552	
15 3	5,8490	0,4503	6,2260	0,4535	
15 4	6,2840	0,4385	7,3970	0,4411	descartada
15 5	5,9500	0,4550	7,4090	0,4627	descartada
15 6	5,8460	0,4707	6,4810	0,4465	
15 7	5,9300	0,4695	7,2430	0,4648	descartada
16 1	5,2820	0,4630	5,8890	0,4535	
16 2	5,2880	0,4559	6,0760	0,4389	
16 3	5,1600	0,4748	6,0390	0,4444	
16 4	5,2970	0,4580	6,0910	0,4537	
16 5	5,3280	0,4521	6,0870	0,4524	
16 6	5,2110	0,4438	6,0940	0,4483	
16 7	5,2340	0,4615	5,8990	0,4421	
17 1	6,0410	0,4577	6,3210	0,4528	
17 2	6,1910	0,4453	6,4790	0,4429	
17 3	5,9350	0,4381	6,6780	0,4469	
17 4	6,1910	0,4178	6,6120	0,4479	descartada
17 5	5,9890	0,4417	6,4650	0,4353	
17 6	5,9220	0,4495	6,6000	0,4484	
17 7	6,0940	0,4373	6,3880	0,4409	
18 1	5,2830	0,4462	5,8620	0,4569	
18 2	6,2810	0,4431	6,1550	0,4371	
18 3	5,7630	0,4438	5,8470	0,4406	
18 4	5,7160	0,4433	6,3740	0,4343	
18 5	5,7210	0,4665	7,2350	0,4207	descartada
18 6	5,5370	0,4479	5,8780	0,4312	
18 7	5,4530	0,4604	6,1950	0,4495	

19 1	7,0870	0,4462	6,5460	0,4407	descartada
19 2	6,6340	0,4300	7,0160	0,4785	descartada
19 3	6,6800	0,4228	7,1050	0,4607	descartada
19 4	6,6430	0,4340	7,0900	0,4796	descartada
19 5	6,3880	0,4590	7,0660	0,4743	descartada
19 6	6,8120	0,4376	6,9750	0,4666	descartada
19 7	6,8210	0,4443	6,8260	0,4697	descartada
20 1	6,8220	0,4792	6,5130	0,4516	descartada
20 2	5,9540	0,4423	6,3610	0,4435	
20 3	6,0590	0,4595	6,5920	0,4448	
20 4	5,9200	0,4466	6,5230	0,4443	
20 5	6,5050	0,4497	6,3410	0,4370	
20 6	6,3790	0,4178	7,3060	0,4587	descartada
20 7	6,8320	0,4452	6,3660	0,4539	descartada
21 1	5,9960	0,4473	6,0750	0,4454	
21 2	5,8580	0,4495	6,2090	0,4497	
21 3	5,8230	0,4379	6,1950	0,4435	
21 4	5,9940	0,4509	6,1530	0,4470	
21 5	5,6850	0,4680	6,2460	0,4484	
21 6	6,0440	0,4432	5,9620	0,4708	
21 7	5,5670	0,4692	6,1100	0,4534	
22 1	6,0620	0,4358	5,9500	0,4404	
22 2	6,2960	0,4221	5,9540	0,4350	descartada
22 3	6,2690	0,4370	6,0500	0,4435	
22 4	6,4340	0,4081	5,8670	0,4350	descartada
22 5	5,5240	0,4708	6,4310	0,4561	
22 6	5,6890	0,4877	6,1310	0,4474	
22 7	5,6990	0,4273	6,3340	0,4393	

23 1	6,4380	0,4815	6,1230	0,4326	
23 2	6,5570	0,4667	5,8740	0,4635	
23 3	6,3000	0,4525	5,9320	0,4622	
23 4	6,6850	0,4379	6,0050	0,4529	
23 5	6,2800	0,4488	5,9780	0,4558	
23 6	6,6120	0,4394	6,0340	0,4485	
23 7	6,3640	0,4446	5,8570	0,4682	
24 1	5,8220	0,4417	6,4830	0,4425	
24 2	5,9960	0,4411	6,3360	0,4513	
24 3	5,5530	0,4448	6,4280	0,4381	
24 4	6,0420	0,4395	6,3620	0,4363	
24 5	5,5310	0,4576	6,3850	0,4411	
24 6	5,8210	0,4388	6,3820	0,4365	
24 7	5,4810	0,4538	6,3280	0,4418	
25 1	6,2540	0,4331	6,4710	0,4835	
25 2	5,8600	0,4451	6,7020	0,4624	
25 3	6,3650	0,4294	6,8580	0,4437	descartada
25 4	6,3110	0,4349	6,9140	0,4324	descartada
25 5	6,1970	0,4528	6,7980	0,4479	
25 6	6,3050	0,4621	6,7260	0,4548	
25 7	6,2460	0,4385	6,8730	0,4363	descartada
26 1	6,0480	0,4404	6,4360	0,4385	
26 2	6,7980	0,4406	6,2840	0,4426	
26 3	6,6520	0,4353	6,2990	0,4313	
26 4	6,8360	0,4265	6,3820	0,4399	descartada
26 5	5,6550	0,4570	6,2400	0,4331	
26 6	5,7570	0,4616	6,1800	0,4383	
26 7	5,7910	0,4559	6,2900	0,4445	

27 1	6,0930	0,4606	6,3690	0,4430	
27 2	6,0680	0,4696	6,5580	0,4428	
27 3	6,1840	0,4564	6,2910	0,4628	
27 4	6,1170	0,4624	6,2430	0,4520	
27 5	6,1580	0,4538	6,6050	0,4553	
27 6	6,3330	0,4429	6,8840	0,4435	descartada
27 7	6,4230	0,4344	6,5570	0,4386	
28 1	5,8020	0,4617	6,0480	0,4661	
28 2	5,8190	0,4444	5,9320	0,4905	
28 3	5,4770	0,4630	6,1260	0,4670	
28 4	6,0260	0,4358	6,1460	0,4532	
28 5	5,7140	0,4621	6,1480	0,4499	
28 6	5,8290	0,4540	6,0660	0,4628	
28 7	6,1170	0,4340	5,8180	0,4773	
29 1	5,6260	0,4354	5,8940	0,4481	
29 2	5,2140	0,4597	5,8320	0,4511	
29 3	5,5740	0,4539	5,8130	0,4520	
29 4	5,3880	0,4445	5,7100	0,4572	
29 5	5,6780	0,4319	5,9870	0,4442	
29 6	5,7170	0,4168	5,9490	0,4311	descartada
29 7	5,6430	0,4459	5,8340	0,4436	
30 1	6,1150	0,4505	7,4080	0,4715	descartada
30 2	6,1100	0,4543	7,5240	0,4572	descartada
30 3	6,0170	0,4326	7,5600	0,4269	descartada
30 4	6,1550	0,4416	6,5150	0,4426	
30 5	6,2420	0,4547	7,2530	0,4440	descartada
30 6	6,2770	0,4486	6,4520	0,4439	
30 7	6,1010	0,4657	7,4620	0,4510	descartada

31 1	6,2280	0,4336	7,1180	0,4612	descartada
31 2	5,5850	0,4332	6,6340	0,4465	
31 3	5,6520	0,4629	6,2260	0,4555	
31 4	6,1270	0,4336	6,1630	0,4362	
31 5	5,5320	0,4484	5,9410	0,4597	
31 6	5,3810	0,4671	5,9480	0,4584	
31 7	5,5370	0,4516	6,2760	0,4434	
32 1	5,8110	0,4437	6,0280	0,4343	
32 2	5,8600	0,4393	6,0580	0,4516	
32 3	5,6870	0,4335	5,9600	0,4487	
32 4	5,7340	0,4472	5,9750	0,4585	
32 5	5,9890	0,4292	5,8650	0,4674	
32 6	5,5920	0,4483	5,9140	0,4489	
32 7	5,7340	0,4271	5,8770	0,4658	
33 1	6,5030	0,4213	7,4920	0,4524	descartada
33 2	6,6350	0,4279	7,3580	0,4701	descartada
33 3	6,3010	0,4270	6,3050	0,4388	
33 4	6,2500	0,4210	6,4750	0,4291	descartada
33 5	6,5250	0,4133	6,5460	0,4474	descartada
33 6	6,5510	0,4260	6,7020	0,4618	
33 7	6,4880	0,4343	6,5570	0,4656	
34 1	5,9960	0,4302	7,3060	0,4323	descartada
34 2	5,8510	0,4405	7,0920	0,4539	descartada
34 3	5,8540	0,4387	7,3910	0,4574	descartada
34 4	5,7170	0,4515	6,0810	0,4364	
34 5	5,9470	0,4401	6,0380	0,4345	
34 6	5,5870	0,4441	7,1900	0,4490	descartada
34 7	5,5990	0,4275	6,3390	0,4513	

35 1	6,5820	0,4442	7,3140	0,4466	descartada
35 2	6,7630	0,4392	7,0310	0,4792	descartada
35 3	6,0960	0,4256	6,1410	0,4350	
35 4	6,1110	0,4497	6,2090	0,4521	
35 5	6,2920	0,4416	6,2640	0,4657	
35 6	6,3230	0,4263	6,3160	0,4427	
35 7	6,3910	0,4331	6,1770	0,4359	
36 1	6,0330	0,4460	6,4410	0,4527	
36 2	6,2370	0,4496	6,2210	0,4679	
36 3	6,2370	0,4466	6,3650	0,4679	
36 4	6,0540	0,4520	6,3600	0,4534	
36 5	5,9360	0,4671	6,8420	0,4478	descartada
36 6	6,1480	0,4569	6,7740	0,4570	
36 7	6,1850	0,4416	6,2560	0,4455	
37 1	6,2670	0,4322	6,0750	0,4608	
37 2	5,9850	0,4610	5,9220	0,4307	
37 3	6,3500	0,4216	6,2660	0,4260	descartada
37 4	6,0820	0,4403	6,0920	0,4543	
37 5	6,3110	0,4259	5,9280	0,4570	
37 6	6,1090	0,4447	6,1460	0,4494	
37 7	6,1150	0,4520	6,2480	0,4315	
38 1	5,9850	0,4329	6,6960	0,4363	
38 2	5,7010	0,4218	6,5320	0,4476	descartada
38 3	6,0230	0,4448	6,5060	0,4557	
38 4	5,5610	0,4742	6,5390	0,4538	
38 5	5,2570	0,4681	6,3310	0,4608	
38 6	5,7620	0,4312	6,2630	0,4609	
38 7	5,5960	0,4470	6,8030	0,4395	descartada

39 1	6,4870	0,4648	6,8340	0,4599	descartada
39 2	6,4470	0,4739	6,1080	0,4466	
39 3	6,1380	0,4628	6,0090	0,4421	
39 4	6,9610	0,4620	6,6980	0,4623	descartada
39 5	6,7230	0,4567	6,9750	0,4620	descartada
39 6	6,8470	0,4594	6,5320	0,5003	descartada
39 7	6,7570	0,4672	7,0030	0,4680	descartada
40 1	6,4380	0,4437	6,1590	0,4418	
40 2	6,6210	0,4518	6,0780	0,4638	
40 3	6,4140	0,4398	5,8620	0,4379	
40 4	6,6000	0,4273	5,9720	0,4555	
40 5	6,5400	0,4227	5,9250	0,4518	descartada
40 6	6,6020	0,4392	6,0490	0,4546	
40 7	6,8650	0,4487	5,9860	0,4607	descartada
41 1	6,2150	0,4456	6,9160	0,4651	descartada
41 2	7,0210	0,4375	6,9250	0,4639	descartada
41 3	7,0450	0,4337	7,0340	0,4634	descartada
41 4	6,1200	0,4598	7,0110	0,4587	descartada
41 5	6,8750	0,4511	7,0130	0,4577	descartada
41 6	6,6430	0,4479	7,1430	0,4587	descartada
41 7	6,5620	0,4463	5,9640	0,4476	
42 1	6,4520	0,4665	6,2320	0,4478	
42 2	6,2080	0,4860	6,0850	0,4412	
42 3	5,6540	0,4352	6,2620	0,4486	
42 4	6,8930	0,4440	6,1280	0,4409	descartada
42 5	5,7310	0,4310	6,5150	0,4766	
42 6	5,5570	0,4462	6,2610	0,4360	
42 7	6,2280	0,4548	5,6280	0,4798	

43 1	6,5210	0,4637	6,6020	0,4287	
43 2	6,2030	0,4501	7,3680	0,4578	descartada
43 3	5,7750	0,4481	7,0550	0,4594	descartada
43 4	6,1710	0,4231	7,2330	0,4357	descartada
43 5	6,0730	0,4538	7,1290	0,4561	descartada
43 6	5,8510	0,4375	6,7060	0,4505	
43 7	5,9490	0,4356	6,5980	0,4563	
44 1	6,3140	0,4243	5,9280	0,4281	descartada
44 2	6,1120	0,4532	5,8420	0,4628	
44 3	6,1110	0,4367	5,7810	0,4507	
44 4	6,0080	0,4431	5,7080	0,4619	
44 5	6,1330	0,4485	5,8670	0,4499	
44 6	6,1540	0,4468	5,8670	0,4399	
44 7	6,0520	0,4582	5,8910	0,4381	
45 1	5,6150	0,4648	5,9700	0,4376	
45 2	5,4910	0,4583	5,9990	0,4528	
45 3	5,6390	0,4375	6,1840	0,4564	
45 4	5,6680	0,4650	6,0630	0,4605	
45 5	5,7720	0,4535	6,4430	0,4415	
45 6	5,4270	0,4409	6,0470	0,4370	
45 7	5,5450	0,4397	5,9330	0,4265	
46 1	6,7670	0,4335	5,9370	0,4531	
46 2	6,5430	0,4542	5,8990	0,4550	
46 3	6,1310	0,4255	5,7660	0,4529	
46 4	5,9700	0,4597	5,7550	0,4551	
46 5	6,0650	0,4340	5,6620	0,4365	
46 6	5,8670	0,4535	5,8060	0,4507	
46 7	6,2040	0,4432	5,8800	0,4616	

47 1	6,3440	0,4608	6,2110	0,4612	
47 2	6,4060	0,4487	6,4150	0,4514	
47 3	6,5230	0,4490	6,6480	0,4426	
47 4	6,3870	0,4620	6,5400	0,4469	
47 5	6,5040	0,4459	6,5120	0,4372	
47 6	6,5580	0,4515	6,4240	0,4478	
47 7	6,4790	0,4503	6,3390	0,4349	
48 1	6,0530	0,4513	7,0480	0,4474	descartada
48 2	6,0500	0,4465	7,2920	0,4501	descartada
48 3	5,7800	0,4470	7,2360	0,4555	descartada
48 4	5,8530	0,4530	7,1130	0,4655	descartada
48 5	5,5120	0,4827	7,2910	0,4616	descartada
48 6	5,7960	0,4408	6,7110	0,4490	
48 7	5,9530	0,4533	6,6620	0,4616	
49 1	6,0080	0,4372	5,8580	0,4359	
49 2	7,2690	0,4576	5,6110	0,4515	descartada
49 3	6,6910	0,4825	5,7890	0,4623	
49 4	7,5330	0,4836	5,7870	0,4414	descartada
49 5	7,2100	0,4653	5,8100	0,4465	descartada
49 6	7,2890	0,4692	5,8820	0,4553	descartada
49 7	6,9860	0,4545	5,8870	0,4501	descartada
50 1	6,2600	0,4505	5,8030	0,4501	
50 2	5,7560	0,4298	5,7770	0,4507	
50 3	5,6200	0,4351	5,8310	0,4540	
50 4	5,7590	0,4591	6,0840	0,4541	
50 5	5,5030	0,4545	6,1160	0,4528	
50 6	5,6990	0,4356	5,7350	0,4382	
50 7	5,5300	0,4717	6,2100	0,4417	

51 1	5,6910	0,4593	5,8360	0,4682	
51 2	6,1220	0,4391	5,9600	0,4454	
51 3	5,9600	0,4524	5,8350	0,4514	
51 4	5,9390	0,4513	5,7660	0,4466	
51 5	5,7390	0,4498	5,8230	0,4582	
51 6	5,8280	0,4518	5,7360	0,4595	
51 7	5,7100	0,4555	5,5810	0,4544	
52 1	6,1240	0,4229	6,2730	0,4370	descartada
52 2	6,1100	0,4402	6,3720	0,4515	
52 3	6,0430	0,4377	6,0830	0,4540	
52 4	5,9840	0,4323	6,6460	0,4451	
52 5	5,7330	0,4494	6,4640	0,4465	
52 6	6,1300	0,4365	6,1820	0,4495	
52 7	6,0490	0,4545	6,3640	0,4556	
53 1	5,5960	0,4348	5,7820	0,4484	
53 2	5,5560	0,4410	6,0840	0,4456	
53 3	5,6770	0,4604	5,8290	0,4633	
53 4	5,7040	0,4219	5,6590	0,4506	descartada
53 5	5,6020	0,4508	5,5500	0,4690	
53 6	5,5620	0,4548	5,8910	0,4622	
53 7	5,6313	0,43706	5,7878	0,43359	
54 1	6,2750	0,4608	6,7990	0,4212	descartada
54 2	6,4800	0,4346	7,0340	0,4361	descartada
54 3	6,3880	0,4464	6,5580	0,4403	
54 4	6,4420	0,4261	6,7080	0,4452	
54 5	6,4200	0,4416	6,3880	0,4438	
54 6	6,4250	0,4529	6,3710	0,4459	
54 7	6,2750	0,4519	6,4690	0,4241	descartada

55 1	5,5670	0,4277	6,3480	0,4341	
55 2	5,5750	0,4336	6,2460	0,4534	
55 3	5,4820	0,4494	5,7880	0,4412	
55 4	5,4670	0,4518	6,1060	0,4445	
55 5	5,8260	0,4321	7,1380	0,4480	descartada
55 6	5,5460	0,4535	6,2530	0,4681	
55 7	5,4110	0,4538	6,1420	0,4346	
56 1	6,8310	0,4210	6,2600	0,4378	descartada
56 2	6,4780	0,4492	6,4270	0,4371	
56 3	6,2470	0,4286	6,5290	0,4398	
56 4	6,5800	0,4387	6,3490	0,4480	
56 5	6,3710	0,4405	6,4430	0,4505	
56 6	6,4620	0,4186	6,7320	0,4488	descartada
56 7	6,3700	0,4217	6,3180	0,4385	descartada
57 1	6,0430	0,4322	6,1040	0,4426	
57 2	5,8990	0,4449	5,9340	0,4718	
57 3	6,4980	0,4423	5,7550	0,4790	
57 4	6,9170	0,4460	6,1280	0,4403	descartada
57 5	7,1890	0,4327	5,9130	0,4584	descartada
57 6	6,7080	0,4362	5,9960	0,4525	
57 7	6,6430	0,4449	5,7770	0,4577	
58 1	6,2430	0,4546	7,4890	0,4477	descartada
58 2	6,1780	0,4195	7,6640	0,4514	descartada
58 3	5,7350	0,4468	6,0240	0,4560	
58 4	5,9140	0,4512	5,9300	0,4514	
58 5	5,8020	0,4348	5,7440	0,4461	
58 6	5,9860	0,4466	5,8470	0,4436	
58 7	5,9240	0,4325	5,8830	0,4385

59 1	6,1530	0,4437	6,0780	0,4515	
59 2	6,1240	0,4404	6,2460	0,4584	
59 3	5,9040	0,4508	6,1310	0,4701	
59 4	6,0030	0,4502	5,7320	0,4752	
59 5	5,7570	0,4417	6,0110	0,4663	
59 6	5,9410	0,4462	5,9350	0,4659	
59 7	5,8810	0,4516	6,1660	0,4724	
60 1	5,9190	0,4586	6,0620	0,4449	
60 2	6,0070	0,4652	6,0470	0,4394	
60 3	6,0700	0,4490	5,9840	0,4504	
60 4	5,9640	0,4462	5,7440	0,4476	
60 5	5,6630	0,4509	6,0070	0,4260	
60 6	5,8370	0,4573	5,9700	0,4506	
60 7	5,7320	0,4494	5,8470	0,4488	
61 1	5,7080	0,4481	5,7680	0,4708	
61 2	6,1390	0,4357	5,9270	0,4512	
61 3	5,8850	0,4428	6,3000	0,4328	
61 4	5,4770	0,4251	5,8480	0,4347	
61 5	5,6750	0,4480	5,8790	0,4510	
61 6	5,3280	0,4587	5,9180	0,4461	
61 7	5,4050	0,4373	5,8940	0,4554	
62 1	7,3840	0,4452	6,9160	0,4707	descartada
62 2	5,7590	0,4377	7,3390	0,4425	descartada
62 3	6,5700	0,4254	7,5250	0,4310	descartada
62 4	6,0910	0,4493	7,1980	0,4431	descartada
62 5	5,8040	0,4241	6,2540	0,4324	descartada
62 6	5,7130	0,4584	6,1830	0,4469	
62 7	5,8690	0,4427	7,1650	0,4272	descartada

63 1	7,1340	0,4400	6,0300	0,4296	descartada
63 2	5,6970	0,4430	6,0130	0,4461	
63 3	5,6400	0,4537	6,7220	0,4571	
63 4	6,7900	0,4187	6,0910	0,4729	descartada
63 5	6,5930	0,4348	6,1190	0,4470	
63 6	7,1040	0,4370	6,3150	0,4471	descartada
63 7	7,2040	0,4573	6,1520	0,4516	descartada
64 1	6,6350	0,4444	6,2690	0,4554	
64 2	6,7160	0,4680	6,6460	0,4471	
64 3	7,1840	0,4525	6,7260	0,4564	descartada
64 4	6,9280	0,4600	6,7310	0,4460	descartada
64 5	6,7980	0,4723	6,6430	0,4551	
64 6	7,1410	0,4443	6,4740	0,4502	descartada
64 7	6,5630	0,4554	6,7290	0,4565	
65 1	6,6190	0,4533	6,4930	0,4381	
65 2	6,6440	0,4539	6,4090	0,4412	
65 3	6,6280	0,4439	6,5120	0,4329	
65 4	7,1900	0,4598	6,3980	0,4313	descartada
65 5	6,8390	0,4444	6,2740	0,4473	descartada
65 6	6,7900	0,4747	6,4010	0,4502	
65 7	6,9020	0,4404	6,4330	0,4611	descartada
66 1	6,9800	0,4640	5,9460	0,4534	descartada
66 2	6,7370	0,4628	5,8570	0,4491	
66 3	6,7270	0,4704	5,8460	0,4507	
66 4	6,6630	0,4691	5,9130	0,4601	
66 5	6,6980	0,4721	5,8010	0,4612	
66 6	6,8760	0,4453	5,9640	0,4618	descartada
66 7	6,5000	0,4549	5,8970	0,4470	

67 1	7,4930	0,4627	7,1190	0,4643	descartada
67 2	5,6340	0,4517	7,2910	0,4412	descartada
67 3	6,1110	0,4492	7,1320	0,4552	descartada
67 4	7,0470	0,4560	7,2650	0,4537	descartada
67 5	6,8190	0,4337	7,1550	0,4690	descartada
67 6	6,1750	0,4580	6,6740	0,4588	
67 7	6,0200	0,4564	7,0610	0,4466	descartada
68 1	6,5130	0,4575	6,3820	0,4591	
68 2	6,5690	0,4427	6,4910	0,4638	
68 3	6,5740	0,4489	6,5110	0,4526	
68 4	6,5740	0,4245	6,7480	0,4569	descartada
68 5	6,6220	0,4446	6,3270	0,4716	
68 6	7,5910	0,4605	7,3190	0,4624	descartada
68 7	6,7350	0,4460	6,4400	0,4509	
69 1	5,4750	0,4548	6,8180	0,4719	descartada
69 2	5,5310	0,4541	5,4940	0,4588	
69 3	5,5320	0,4284	5,9570	0,4353	
69 4	5,9150	0,4465	5,5410	0,4571	
69 5	5,6290	0,4459	5,8390	0,4364	
69 6	5,4670	0,4557	5,8560	0,4355	
69 7	5,7400	0,4399	6,0890	0,4495	
70 1	7,1640	0,4601	7,0370	0,4541	descartada
70 2	5,5960	0,4446	7,0270	0,4523	descartada
70 3	6,3400	0,4577	6,5830	0,4492	
70 4	6,4600	0,4610	7,0880	0,4513	descartada
70 5	5,7710	0,4443	6,5170	0,4749	
70 6	7,4220	0,4713	6,8900	0,4617	descartada
70 7	6,5940	0,4838	6,8460	0,4606	descartada

71 1	5,8770	0,4412	6,3310	0,4615	
71 2	5,8450	0,4549	6,5720	0,4482	
71 3	5,9470	0,4499	6,6210	0,4542	
71 4	5,9070	0,4591	6,4620	0,4411	
71 5	5,8440	0,4580	6,5190	0,4422	
71 6	5,8070	0,4384	6,2640	0,4442	
71 7	5,9890	0,4635	6,5690	0,4423	
72 1	6,7260	0,4642	7,0820	0,4403	descartada
72 2	6,2100	0,4534	6,6340	0,4484	
72 3	6,6080	0,4463	7,0050	0,4669	descartada
72 4	6,1130	0,4483	6,4170	0,4576	
72 5	6,3660	0,4471	6,9450	0,4613	descartada
72 6	6,5000	0,4593	6,5040	0,4484	
72 7	6,3950	0,4394	6,5770	0,4342	
73 1	7,1620	0,4567	6,1980	0,4406	descartada
73 2	5,2070	0,4830	6,0380	0,4282	
73 3	5,4220	0,4546	7,3230	0,4430	descartada
73 4	5,5960	0,4469	6,1900	0,4628	
73 5	5,5090	0,4642	6,5590	0,4635	
73 6	5,4640	0,4509	6,6210	0,4816	
73 7	5,3680	0,4491	6,8330	0,4628	descartada
74 1	5,9720	0,4395	6,7510	0,4634	
74 2	6,0370	0,4446	6,7650	0,4508	
74 3	6,0810	0,4282	7,1340	0,4572	descartada
74 4	6,0780	0,4315	7,1470	0,4474	descartada
74 5	6,1310	0,4424	7,0940	0,4462	descartada
74 6	5,8930	0,4397	6,6110	0,4537	
74 7	5,9020	0,4523	6,4190	0,4556	

75 1	5,8260	0,4496	6,0690	0,4665	
75 2	5,7150	0,4780	6,0720	0,4444	
75 3	6,0920	0,4511	6,0650	0,4333	
75 4	5,9740	0,4561	5,8310	0,4625	
75 5	6,0210	0,4261	5,9320	0,4556	
75 6	6,0600	0,4260	6,0880	0,4542	
75 7	5,9470	0,4606	6,1010	0,4638	
76 1	5,7820	0,4407	6,4100	0,4389	
76 2	6,0540	0,4636	6,6950	0,4412	
76 3	5,9710	0,4658	6,9310	0,4583	descartada
76 4	5,6480	0,4758	6,2840	0,4416	
76 5	5,8150	0,4488	6,8410	0,4429	descartada
76 6	5,8010	0,4388	6,5280	0,4669	
76 7	5,8830	0,4517	6,4540	0,4246	descartada
77 1	5,4830	0,4452	6,2310	0,4560	
77 2	5,3320	0,4685	5,3750	0,4439	
77 3	5,4600	0,4351	5,3230	0,4544	
77 4	5,4080	0,4626	5,0350	0,4702	
77 5	5,8260	0,4443	5,8360	0,4294	
77 6	5,6030	0,4440	5,9520	0,4367	
77 7	5,5970	0,4610	6,0160	0,4357	
78 1	6,8340	0,4540	7,0770	0,4741	descartada
78 2	6,8530	0,4540	7,0150	0,4636	descartada
78 3	6,9440	0,4336	7,0950	0,4430	descartada
78 4	6,7600	0,4647	6,8510	0,4585	descartada
78 5	6,6900	0,4730	6,5920	0,4552	
78 6	6,8440	0,4747	6,5900	0,4790	descartada
78 7	7,0090	0,4444	6,7370	0,4728	descartada

79 1	5,9650	0,4587	6,6340	0,4342	
79 2	6,8220	0,4524	6,8990	0,4640	descartada
79 3	6,2220	0,4344	7,2250	0,4275	descartada
79 4	5,8700	0,4326	6,5710	0,4490	
79 5	5,9500	0,4407	7,1600	0,4711	descartada
79 6	6,0620	0,4354	6,7880	0,4615	
79 7	6,1950	0,4397	7,0710	0,4770	descartada
80 1	6,1290	0,4600	6,3820	0,4261	
80 2	6,6050	0,4460	6,3760	0,4559	
80 3	6,0710	0,4542	6,3670	0,4465	
80 4	6,5350	0,4596	6,3600	0,4559	
80 5	6,3730	0,4518	6,3600	0,4595	
80 6	6,1280	0,4608	6,3330	0,4426	
80 7	6,2350	0,4651	6,4610	0,4354	
81 1	5,7320	0,4376	6,4390	0,4296	
81 2	6,6030	0,4371	6,4360	0,4358	
81 3	5,7780	0,4399	6,4620	0,4335	
81 4	6,1280	0,4549	6,4170	0,4297	
81 5	5,7510	0,4423	6,5540	0,4400	
81 6	5,5280	0,4521	6,3430	0,4418	
81 7	5,9090	0,4490	6,1970	0,4410	
82 1	6,5010	0,4671	6,2880	0,4594	
82 2	6,8470	0,4388	6,3010	0,4261	descartada
82 3	6,8680	0,4637	5,9450	0,4525	descartada
82 4	6,4340	0,4384	6,3280	0,4443	
82 5	7,0200	0,4534	6,9340	0,4577	descartada
82 6	6,9070	0,4551	5,9720	0,4452	descartada
82 7	6,5910	0,4767	5,9880	0,4481	

83 1	5,4190	0,4537	6,2740	0,4411	
83 2	5,4630	0,4499	6,2480	0,4495	
83 3	5,3870	0,4451	6,2140	0,4066	descartada
83 4	5,1650	0,4569	6,3160	0,4310	
83 5	5,5680	0,4508	6,0710	0,4444	
83 6	5,6920	0,4645	6,2560	0,4431	
83 7	5,5560	0,4483	6,1910	0,4452	
84 1	6,0430	0,4436	6,6060	0,4599	
84 2	6,0250	0,4500	6,4390	0,4540	
84 3	6,1370	0,4325	6,4880	0,4623	
84 4	6,2770	0,4399	6,4460	0,4617	
84 5	6,3150	0,4534	6,5540	0,4497	
84 6	6,1550	0,4598	6,5810	0,4653	
84 7	6,0870	0,4496	6,7900	0,4454	
85 1	6,0210	0,4466	6,1520	0,4506	
85 2	5,6880	0,4352	6,3130	0,4291	
85 3	6,1950	0,4455	6,2080	0,4317	
85 4	5,6350	0,4458	6,2220	0,4394	
85 5	6,6790	0,4373	6,2360	0,4248	descartada
85 6	6,8750	0,4270	6,2730	0,4428	descartada
85 7	5,8630	0,4523	6,0970	0,4470	
86 1	5,8100	0,4492	6,6220	0,4451	
86 2	5,9020	0,4437	6,6710	0,4430	
86 3	5,9430	0,4512	6,8240	0,4480	descartada
86 4	5,8140	0,4540	6,6330	0,4369	
86 5	5,7800	0,4401	7,1620	0,4442	descartada
86 6	5,8870	0,4486	6,4830	0,4472	
86 7	5,6330	0,4588	6,5150	0,4341	

87 1	5,7520	0,4549	6,4940	0,4524	
87 2	5,7510	0,4517	6,4460	0,4445	
87 3	5,8780	0,4619	6,5860	0,4573	
87 4	5,9600	0,4605	6,4710	0,4535	
87 5	5,9650	0,4527	6,5210	0,4540	
87 6	5,9150	0,4275	6,4820	0,4477	
87 7	5,7010	0,4402	6,5120	0,4209	descartada
88 1	5,8330	0,4371	6,1760	0,4457	
88 2	5,6920	0,4629	6,2940	0,4511	
88 3	6,1290	0,4396	6,3980	0,4507	
88 4	5,8950	0,4336	6,4660	0,4340	
88 5	6,0200	0,4420	6,2670	0,4290	
88 6	5,9230	0,4423	6,1150	0,4560	
88 7	5,6680	0,4608	6,1600	0,4606	
89 1	6,7100	0,4545	6,2630	0,4437	
89 2	6,6420	0,4646	6,2030	0,4391	
89 3	6,7870	0,4561	5,9680	0,4412	
89 4	6,7100	0,4528	6,0400	0,4637	
89 5	6,6060	0,4557	6,0880	0,4614	
89 6	6,9640	0,4636	6,0500	0,4322	descartada
89 7	6,5330	0,4610	6,0160	0,4498	
90 1	6,0920	0,4470	6,2950	0,4516	
90 2	6,3870	0,4651	6,1620	0,4625	
90 3	6,2210	0,4767	6,1820	0,4583	
90 4	6,1370	0,4518	6,1930	0,4598	
90 5	6,3010	0,4651	6,0700	0,4548	
90 6	6,3790	0,4593	6,0950	0,4653	
90 7	6,3390	0,4504	6,1130	0,4774	

91 1	6,2350	0,4455	7,1960	0,4545	descartada
91 2	6,9450	0,4677	6,9670	0,4778	descartada
91 3	6,6790	0,4559	7,1670	0,4440	descartada
91 4	6,6880	0,4387	7,1340	0,4551	descartada
91 5	6,5790	0,4692	7,2410	0,4542	descartada
91 6	6,8910	0,4497	6,7720	0,4589	descartada
91 7	6,7490	0,4606	6,9120	0,4675	descartada
92 1	6,9890	0,4450	7,2670	0,4707	descartada
92 2	7,0350	0,4701	7,1750	0,4309	descartada
92 3	6,7700	0,4469	6,4120	0,4628	
92 4	6,5690	0,4355	6,8750	0,4644	descartada
92 5	6,6260	0,4379	7,0610	0,4620	descartada
92 6	6,7480	0,4291	6,6870	0,4942	
92 7	6,7870	0,4501	6,8650	0,4759	descartada
93 1	6,3970	0,4329	7,1810	0,4800	descartada
93 2	6,1330	0,4576	6,6540	0,4628	
93 3	6,2890	0,4305	7,3850	0,4672	descartada
93 4	6,5110	0,4301	7,0710	0,4765	descartada
93 5	6,2140	0,4293	7,2600	0,4668	descartada
93 6	6,4040	0,4372	7,6480	0,4606	descartada
93 7	6,2850	0,4376	7,4960	0,4591	descartada
94 1	5,7870	0,4357	6,0630	0,4412	
94 2	6,1010	0,4607	6,1730	0,4491	
94 3	5,6300	0,4649	6,1340	0,4307	
94 4	5,6320	0,4617	6,0310	0,4508	
94 5	5,6610	0,4529	6,1640	0,4433	
94 6	5,6080	0,4622	6,1910	0,4473	
94 7	5,8560	0,4559	6,4340	0,4285	

95 1	5,6260	0,4617	5,7090	0,4516	
95 2	5,9390	0,4632	6,0470	0,4416	
95 3	6,0690	0,4441	5,9840	0,4468	
95 4	6,2200	0,4544	6,1750	0,4321	
95 5	6,2910	0,4498	6,2260	0,4424	
95 6	6,0620	0,4531	6,2240	0,4344	
95 7	6,0480	0,4734	6,2870	0,4332	
96 1	6,1660	0,4481	6,2210	0,4401	
96 2	6,3650	0,4603	6,1180	0,4563	
96 3	6,9050	0,4267	6,1480	0,4346	descartada
96 4	6,3750	0,4492	5,8030	0,4303	
96 5	6,2600	0,4386	6,0170	0,4331	
96 6	6,4160	0,4501	6,1390	0,4626	
96 7	6,4940	0,4486	6,1990	0,4411	
97 1	6,1130	0,4471	6,1960	0,4368	
97 2	6,5080	0,4242	5,9790	0,4661	descartada
97 3	5,9760	0,4603	6,0100	0,4672	
97 4	6,1000	0,4490	6,0970	0,4571	
97 5	6,1280	0,4353	6,2230	0,4409	
97 6	6,1400	0,4586	6,1340	0,4562	
97 7	6,0410	0,4496	6,1490	0,4414	
98 1	6,8830	0,4498	6,1260	0,4579	descartada
98 2	6,3540	0,4369	6,0820	0,4652	
98 3	6,5760	0,4328	6,3290	0,4355	
98 4	6,7320	0,4445	6,2150	0,4532	
98 5	6,5210	0,4505	6,1190	0,4496	
98 6	6,6470	0,4567	6,0830	0,4579	
98 7	6,7060	0,4417	6,2130	0,4525	

99 1	6,6230	0,4816	7,2040	0,4615	descartada
99 2	6,6530	0,4693	6,9710	0,4636	descartada
99 3	6,8810	0,4736	7,1590	0,4440	descartada
99 4	7,0460	0,4759	6,5670	0,4695	descartada
99 5	7,0030	0,4493	6,4700	0,4794	descartada
99 6	7,0460	0,4556	6,7570	0,4561	descartada
99 7	7,0640	0,4571	6,8370	0,4592	descartada
100 1	6,9060	0,4872	6,4540	0,4494	descartada
100 2	6,8070	0,4513	6,1830	0,4435	descartada
100 3	6,6670	0,4751	5,9980	0,4580	
100 4	6,6310	0,4716	6,1170	0,4374	
100 5	6,7570	0,4778	6,0680	0,4306	
100 6	6,6880	0,4922	6,0190	0,4567	
100 7	6,5650	0,4697	6,0520	0,4379	
101 1	7,5930	0,4568	7,0360	0,4552	descartada
101 2	7,4160	0,4586	7,1140	0,4761	descartada
101 3	7,4530	0,4554	7,0150	0,4593	descartada
101 4	7,2670	0,4673	6,6620	0,4476	descartada
101 5	7,0970	0,4679	6,8040	0,4715	descartada
101 6	7,4890	0,4590	6,8990	0,4598	descartada
101 7	7,0530	0,4606	7,2700	0,4659	descartada
102 1	6,0760	0,4306	6,2760	0,4477	
102 2	5,8690	0,4612	6,7830	0,4550	
102 3	5,4700	0,4525	6,2290	0,4460	
102 4	5,7540	0,4464	6,3130	0,4467	
102 5	6,0080	0,4473	5,7680	0,4423	
102 6	6,0950	0,4300	6,2180	0,4257	
102 7	6,1400	0,4311	6,1740	0,4352	

103 1	5,5640	0,4338	6,5280	0,4490	
103 2	6,0760	0,4578	6,1420	0,4296	
103 3	5,8450	0,4474	6,0570	0,4601	
103 4	5,8320	0,4540	6,0230	0,4451	
103 5	5,9550	0,4277	6,0270	0,4405	
103 6	6,4000	0,4267	6,0180	0,4295	
103 7	5,6880	0,4498	6,0840	0,4525	
104 1	6,0760	0,4258	6,1310	0,4374	
104 2	6,3590	0,4429	5,9200	0,4550	
104 3	6,0150	0,4377	6,2040	0,4307	
104 4	6,9750	0,4554	6,2100	0,4326	descartada
104 5	7,0080	0,4679	6,0080	0,4465	descartada
104 6	7,3140	0,4319	6,2520	0,4521	descartada
104 7	6,8840	0,4566	6,2730	0,4548	descartada
105 1	6,8790	0,4560	5,7370	0,4231	descartada
105 2	7,0330	0,4669	5,8100	0,4428	descartada
105 3	7,1190	0,4607	6,0700	0,4395	descartada
105 4	6,7420	0,4358	5,9350	0,4541	
105 5	6,5860	0,4445	6,0870	0,4444	
105 6	6,7220	0,4528	5,7140	0,4507	
105 7	6,7720	0,4401	5,9690	0,4510	
106 1	6,5450	0,4547	5,8410	0,4558	
106 2	6,4070	0,4639	5,8380	0,4522	
106 3	6,3450	0,4700	5,6670	0,4623	
106 4	6,1960	0,4740	5,8370	0,4510	
106 5	6,5360	0,4682	5,8950	0,4647	
106 6	6,3160	0,4787	5,7260	0,4539	
106 7	6,3090	0,4715	5,9250	0,4694	

107 1	6,4980	0,4473	6,6440	0,4347	
107 2	6,3520	0,4538	6,6630	0,4335	
107 3	6,6630	0,4643	6,6360	0,4427	
107 4	6,6790	0,4722	6,5880	0,4550	
107 5	7,1180	0,4416	6,6550	0,4591	descartada
107 6	7,0970	0,4620	6,6560	0,4778	descartada
107 7	6,4260	0,4629	6,6660	0,4299	
108 1	6,3560	0,4394	7,0550	0,4744	descartada
108 2	6,6630	0,4584	7,0020	0,4732	descartada
108 3	6,5870	0,4588	6,9070	0,4563	descartada
108 4	6,8080	0,4655	6,8230	0,4641	descartada
108 5	6,4660	0,4497	7,1840	0,4527	descartada
108 6	7,0090	0,4688	6,9500	0,4590	descartada
108 7	6,6530	0,4447	7,1250	0,4807	descartada

Apêndice B – Conteúdo do CD

Segue anexo a essa Dissertação de Mestrado um CD contendo o código fonte do programa desenvolvido para reconhecimento de íris e os arquivos de texto da Dissertação.

O código fonte foi desenvolvido em linguagem C++ utilizando-se o compilador BUILDER 3.0 da Borland, e assim como os arquivos de texto da Dissertação, encontram-se disponíveis em formato PDF.