

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA**

**“Júlio de Mesquita Filho”**

Pós-Graduação em Ciência da Computação

Jonathan Gustavo Rogéri

**Reconhecimento de pessoas por meio da  
região interna da íris**

Jonathan Gustavo Rogéri

# **Reconhecimento de pessoas por meio da região interna da íris**

Orientador: Prof. Dr. Aledir Silveira Pereira

Dissertação de mestrado apresentada junto ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, Área de concentração em Sistemas de Computação/Processamento de Imagens e Visão Computacional, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

São José do Rio Preto

Maio de 2011

Jonathan Gustavo Rogéri

# **Reconhecimento de pessoas por meio da região interna da íris**

Dissertação de mestrado apresentada junto ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, Área de concentração em Sistemas de Computação/Processamento de Imagens e Visão Computacional, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

## BANCA EXAMINADORA

---

Prof. Dr. Aledir Silveira Pereira

Orientador

---

Prof. Dr. Aparecido Nilceu Marana

UNESP – Bauru

---

Prof. Dr. Evandro Luís Linhari Rodrigues

USP – São Carlos

São José do Rio Preto, 09 de maio de 2011.

# Agradecimentos

Primeiramente a Deus, pois sem Ele nada é possível. Ele nos dá força, perseverança e nos mostra o caminho quando tudo parece impossível.

Ao Prof. Dr. Aledir Silveira Pereira, pelo incentivo e orientações, mostrando possibilidades, falhas e contribuindo muito para a realização deste trabalho.

Aos professores Dr. Norian Marranghello, Dr. Rodrigo C. Guido e Dr. Aparecido Nilceu Marana por correções e orientações em trabalhos anteriores, que levaram ao resultado obtido neste trabalho.

Às minhas filhas, Alana e Ananda, que fazem com que tudo na minha vida tenha uma motivação a mais.

À minha esposa Priscila, pelo apoio e compreensão nas várias noites de pesquisas durante a realização deste trabalho.

Aos meus pais e irmãs, que sempre torceram e me incentivaram na realização de mais esta etapa.

E a todos os meus amigos, em especial aqueles batalham ou batalharam neste programa, pelo apoio e amizade.

## Lista de Figuras

Figura 2.1 – Passos fundamentais do processamento de imagens [18] .....	15
Figura 2.2 – Histograma: (a) imagem original; (b) histograma da imagem.....	20
Figura 2.3 – Equalização do histograma: (a) histograma da imagem original; (b) imagem original; (c) histograma equalizado; (d) imagem após equalização do histograma.....	22
Figura 2.4 – Exemplos de características biométricas para reconhecimento de indivíduos: (a) digital; (b) olho – íris; (c) assinatura; (d) face .....	24
Figura 2.5 – Processo padrão reconhecimento de indivíduos através de biometria .	25
Figura 2.6 – Curvas de FAR e FRR .....	28
Figura 2.7 – Decomposição do sinal com a transformada <i>wavelet</i> .....	32
Figura 2.8 – Decomposição <i>wavelet</i> em três níveis .....	33
Figura 2.9 – Aplicação da decomposição <i>wavelet</i> sobre uma imagem .....	34
Figura 2.10 – Exemplo de dois níveis da decomposição <i>wavelet</i> em imagens.....	35
Figura 2.11 – Aplicação da transformada de Hough: (a) imagem segmentada de um olho humano; (b) círculo detectado pela transformada de Hough.....	39
Figura 3.1 – Imagem da íris localizada pelo método de Daugman [7].....	42
Figura 3.2 – Imagem da íris normalizada [4] .....	43
Figura 3.3 – Código da íris em 256 bytes [7].....	44
Figura 3.4 – Iris com divisão em arcos [4].....	46
Figura 3.5 – Vetor que representa um dos anéis do método de Boles [20].....	47
Figura 3.6 – Transformada de Wavelet contínua nos níveis quatro, cinco e seis [20] .....	48
Figura 3.7 – Representação zero crossing [20].....	49
Figura 3.8 – Representação de uma pirâmide laplaciana [20] .....	53

Figura 3.9 – Identificação da íris: (a) imagem original; (b) íris identificada, utilizando as transformadas circular e linear de Hough [19].....	55
Figura 3.10 – Processo de localização de dados para normalização da imagem [19] .....	56
Figura 3.11 – Normalização pelo processo de Masek, (a) imagem do íris, (b) imagem do retângulo normalizado [19] .....	57
Figura 3.12 – Máscaras geradas pelo processo de codificação de Masek: (a) máscara de características; (b) máscara de ruídos.....	58
Figura 4.1 – Processo de reconhecimento proposto .....	61
Figura 4.2 – Comparação das regiões internas e externas de duas íris distintas .....	62
Figura 4.3 – Processo de identificação da pupila: (a) imagem original; (b) equalização do histograma da imagem; (c) imagem limiarizada; (d) aplicação da operação de dilatação; (e) aplicação da operação de abertura; (f) aplicação da operação de remoção; (g) imagem original com aplicação do círculo da pupila localizada .....	64
Figura 4.4 – Separação da região de interesse da íris: (a) imagem com a pupila identificada; (b) região de interesse da íris.....	65
Figura 4.5 – Normalização da íris: (a) região de interesse da íris; (b) íris normalizada.....	67
Figura 4.6 – Máscara da ruídos.....	68
Figura 4.7 – Processo de aplicação do filtro de Gabor [19].....	69
Figura 4.8 – Máscara de características da íris.....	70

## Lista de Tabelas

Tabela 2.1 – Comparação de técnicas biométricas [14].....	26
Tabela 5.1 – Comparação entre os métodos testados para localização da região de interesse da íris .....	72
Tabela 5.2 – Comparação do percentual de exatidão na localização da região de interesse da íris entre os métodos .....	73
Tabela 5.3 – Comparação do tempo de localização da região de interesse da íris entre os métodos.....	74
Tabela 5.4 – Comparação do tempo de extração de características entre os métodos .....	75
Tabela 5.5 – Variação de percentuais de exatidão de acordo com o aumento do limiar.....	76
Tabela 5.6 – Comparação do percentual de exatidão no reconhecimento entre os métodos .....	77
Tabela 5.7 – Comparação do percentual de exatidão no reconhecimento com o banco de imagens completo entre os métodos .....	77

## Sumário

<b>1. Introdução</b> .....	11
1.1. Estrutura da dissertação.....	12
1.2. Contribuições .....	13
<b>2. Revisão da literatura</b> .....	14
2.1. Processamento digital de imagens.....	14
2.1.1. Etapas fundamentais do processamento de imagens .....	14
2.1.2. Morfologia matemática .....	16
2.1.3. Operações morfológicas.....	17
2.1.4. Histogramas .....	20
2.2. Biometria .....	23
2.2.1. Medidas de precisão .....	26
2.2.2. Reconhecimento de íris.....	28
2.3. Transformada wavelet.....	29
2.3.1. Decomposição wavelet em imagens .....	33
2.3.2. Wavelet de Gabor.....	35
2.3.4. Wavelet de Log-Gabor .....	37
2.4. Transformada de Hough.....	38
2.5. Distância de Hamming .....	39
<b>3. Métodos de reconhecimento de íris</b> .....	41
3.1. Método de Daugman.....	41
3.1.1. Localização da íris.....	42
3.1.2. Normalização.....	43
3.1.3. Extração de características .....	43
3.1.4. Comparação.....	45



3.2. Método de Boles .....	45
3.2.1. Localização da íris.....	46
3.2.2. Normalização.....	46
3.2.3. Representação da íris .....	47
3.2.4. Reconhecimento.....	50
3.3. Método de Wildes.....	50
3.3.1. Localização da íris.....	51
3.3.2. Representação da íris .....	51
3.3.3. Reconhecimento.....	53
3.4. Método de Masek.....	54
3.4.1. Segmentação .....	54
3.4.2. Normalização.....	55
3.4.3. Extração de características .....	57
3.4.4. Comparação .....	58
<b>4. Método Proposto .....</b>	<b>60</b>
4.1. Segmentação da íris.....	60
4.2. Normalização .....	65
4.3. Extração de características .....	68
4.4. Reconhecimento .....	70
<b>5. Resultados .....</b>	<b>71</b>
5.1. Discussões .....	78
<b>6. Conclusão .....</b>	<b>80</b>
6.1 Trabalhos futuros.....	81
<b>Referência bibliográficas.....</b>	<b>82</b>

## Resumo

Nos últimos anos, a segurança tornou-se uma preocupação constante da grande maioria das pessoas. Os sistemas biométricos vem ganhando destaque em soluções ligadas à segurança, uma vez que tratam de características físicas e comportamentais para reconhecimento dos indivíduos e permissões de acesso. Este trabalho objetivou a proposição e implementação de um método para reconhecimento de indivíduos por meio de características contidas na região interna da íris com um alto percentual de exatidão no reconhecimento e uma grande diminuição no tempo de processamento, se comparado aos demais métodos encontrados na literatura. No método proposto foram utilizados operadores de morfologia matemática para localização da íris, *wavelet* de log-Gabor para extração das características e a distância de Hamming para o reconhecimento. Os resultados experimentais obtidos utilizando a base de dados CASIA mostraram que o método é confiável e seguro, além de se destacar com relação ao baixo custo computacional.

**Palavras-chave:** reconhecimento de íris, biometria, operações morfológicas, transformada *wavelet*, distância de Hamming.

## **Abstract**

In the recent years, the security became a constant concern of most people. Biometric systems have been highlighted in solutions related to security, since they deal with physical and behavioral characteristics for individuals recognition and access permissions. This work aims at the implementation of a method for individuals recognition based on the characteristics of the inner region of the iris, seeking a high percentage of accuracy in the recognition and a great reduction in the processing time, as compared to other methods published so far. We use mathematical morphology to search the iris in the image, the log-Gabor wavelet for feature extraction and the Hamming distance for recognition. The experimental results obtained from CASIA database show that the method is safe and reliable, and stand out with regard to the low computational cost.

**Keywords:** iris recognition, biometrics, morphological operations, wavelet transform, Hamming distance.

## 1. Introdução

Com os crescentes avanços da criminalidade, é muito comum a preocupação com o acesso a lugares restritos, sejam eles locais de trabalho ou residências. Até o momento, a maciça utilização ainda é de recursos como chaves e controle remotos, que apresentam um baixo índice de confiabilidade, já que podem ser facilmente roubados ou copiados.

As técnicas biométricas constituem uma solução eficaz para problemas de segurança, já que as “chaves” estão no corpo do indivíduo. Essas técnicas já são largamente utilizadas em processos de reconhecimento de indivíduos, através de características físicas ou comportamentais que normalmente são específicas de cada pessoa [3]. Dentre essas características pode-se destacar voz, geometria da mão, impressão digital, forma de andar, retina e íris [14].

O reconhecimento de indivíduos através de características da íris tem ganhado grande destaque nos últimos anos devido às várias características importantes desta região do corpo humano, como: sofrer poucas alterações com o passar dos anos, ser uma região interna e protegida do corpo humano e possuir uma grande riqueza de especificidades, que diferem até mesmo a íris direita da esquerda no mesmo indivíduo [7]. Informações como textura, pigmentação, intensidade e relevo fazem com que seja praticamente impossível encontrar dois indivíduos com as mesmas características na íris [26]. Além disso, o fato de ser uma técnica biométrica não invasiva faz com que haja uma aceitação maior da sua utilização por parte das pessoas.

Conta-se hoje com uma grande quantidade de algoritmos que realizam o reconhecimento de indivíduos através da íris, partindo de princípios diferentes e

buscando resultados tanto do ponto de vista de confiabilidade e exatidão no reconhecimento, como de velocidade no processamento das informações e retorno ao usuário.

O objetivo desse trabalho foi desenvolver um método de reconhecimento de indivíduos utilizando somente a região interna da íris, ou seja, a região mais próxima à pupila, usando a transformada *wavelet* como base para a codificação da íris, buscando gerar essa codificação no menor tempo possível.

No processo para reconhecimento, o trabalho foi dividido em quatro etapas, que são: identificação da região correspondente à área de interesse da íris na imagem, que foi realizada através de uma sequência de operadores morfológicos; normalização dessa área, onde a imagem circular da íris é transformada em uma imagem retangular de dimensões fixas; codificação da imagem, realizada pela transformada *wavelet* de Log-Gabor, gerando uma matriz de características da íris; e o reconhecimento do indivíduo, realizado com a distância de Hamming.

### **1.1. Estrutura da dissertação**

O presente capítulo faz uma breve introdução sobre o reconhecimento de indivíduos através das características da íris e sobre o trabalho que foi desenvolvido.

O capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica sobre o processamento digital de imagens e biometria, além de técnicas que foram utilizadas no trabalho, como transformada *wavelet*, filtros de Gabor e distância de Hamming.

No capítulo 3 apresenta-se os métodos clássicos de reconhecimento de íris.

O capítulo 4 descreve a metodologia e como foram empregados os métodos para realização do trabalho.

No capítulo 5 apresenta-se os resultados obtidos e algumas comparações com outros métodos de referência na área.

O capítulo 6 apresenta a conclusão obtida com a realização do trabalho, além de propostas para trabalhos futuros.

## **1.2. Contribuições**

Através dos estudos realizados para o trabalho apresentado nesta dissertação, tornou-se possível a elaboração e publicação de outros trabalhos, que são:

- Recorte circular de cenas computacionais aplicado na separação da íris humana, publicado no Congresso Ibero-Latino-Americano de Métodos Computacionais em Engenharia (CILAMCE), 2009;
- Method for iris recognition based on its internal region, publicado no International Symposium on Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering (CMBBE), 2010;
- Método para reconhecimento de íris baseado na sua região interna, publicado na Revista Eletrônica Scientia Faer, segunda edição, 2010;
- Utilização de crescimento por watershed e Transformada de Hough para localização da íris, publicado no Encontro Anual de Computação (ENACOMP), 2010;
- Método para localização da íris, apresentado no Workshop do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação (WPPGCC), 2011;
- Fast identification of individuals based on iris characteristics for biometric system, aceito no ECCOMAS Thematic Conference on Computational Vision and Medical Image Processing (Viplmage), 2011.

## **2. Revisão da literatura**

Neste capítulo são apresentados conceitos básicos relacionados ao trabalho. Estes conceitos permitem o entendimento das técnicas e métodos de processamento e análise de imagens digitais e de reconhecimento de pessoas através da íris.

### **2.1. Processamento digital de imagens**

Levando-se em conta que uma imagem pode ser definida como uma função bidimensional,  $f(x,y)$ , onde  $x$  e  $y$  são coordenadas espaciais e a amplitude de  $f$  em qualquer par de coordenadas  $(x,y)$  é chamada de intensidade ou nível de cinza da imagem neste ponto, o processamento digital de imagens é o processamento sobre essas imagens a partir de computadores.

Devido à grande área de aplicação nos dias atuais, o processamento digital de imagens vem sendo largamente utilizado e tem ganhado a atenção de muitos pesquisadores. Dentre as principais áreas de aplicação do processamento digital de imagens, pode-se destacar a medicina, geologia, agricultura, cartografia, meteorologia, física, astronomia, entre outras [12].

Nas seções seguintes serão apresentadas algumas das principais técnicas do processamento digital de imagens.

#### **2.1.1. Etapas fundamentais do processamento de imagens**

O objetivo do processamento de imagens é obter um resultado a partir da imagem processada, seja ele uma alteração nesta imagem ou uma extração de

atributos. Para que se consiga chegar a esse resultado é necessário que sejam seguidos alguns passos fundamentais. Na Figura 2.1 tem-se um diagrama de passos fundamentais para o processamento de uma imagem.

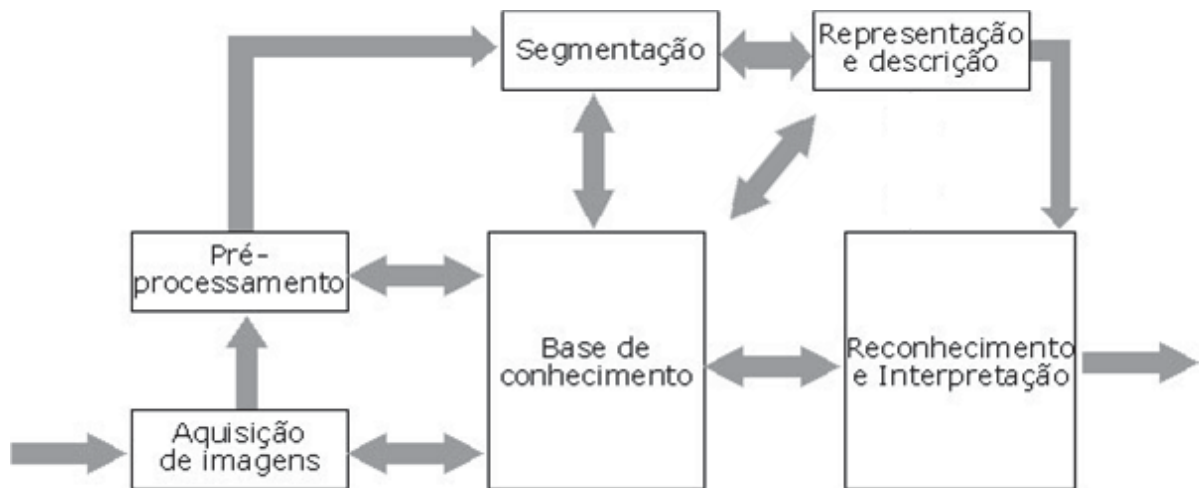


Figura 2.1 Passos fundamentais do processamento de imagens [18].

Para se iniciar o processamento de imagens, o primeiro passo é a aquisição da imagem, que pode ser realizado pela digitalização de um sinal emitido por um sensor, como uma câmera de TV, sensor infravermelho, entre outros [12].

O passo seguinte consiste no pré-processamento da imagem, que tem como principal objetivo melhorar a imagem, para que as chances de sucesso nos passos subsequentes sejam maiores. É importante lembrar que o pré-processamento pode ser composto de vários processos, como suavização, realce, mudanças de cores, entre outros, sendo que o que definirá os melhores processos a serem aplicados é necessidade determinada pelos passos seguintes.

O próximo passo é a segmentação da imagem, que consiste na divisão da imagem em objetos e partes que a constitui. Este processo é um dos mais complexos dentro do processamento de imagens. No entanto, é de fundamental importância,



uma vez que grande parte dos trabalhos não necessita da imagem completa, mas somente de uma de suas regiões ou objeto.

No passo seguinte, a representação e a descrição geralmente partem do resultado obtido pela segmentação, que normalmente é apresentado na forma de pixels, que correspondem às fronteiras das regiões de interesse. Pode-se trabalhar tanto com as fronteiras, quando o interesse de estudo está nas formas das regiões, ou com as regiões internas, quando o interesse está em informações internas de cada região, como, por exemplo, sua textura. Podem ainda acontecer casos onde as duas informações são importantes e se complementam. Após a extração dos dados necessários, deve-se escolher um método para descrever os objetos ou partes da imagem, levando-se em consideração, nesta escolha, o princípio da ênfase das características mais apropriadas para cada tipo de aplicação.

O último passo consiste no reconhecimento e representação das características extraídas, no qual o reconhecimento tem função de atribuir um rótulo ao objeto, com base nas informações fornecidas pelo descritor, enquanto a representação deve atribuir significado ao objeto identificado.

### **2.1.2. Morfologia matemática**

A morfologia matemática é um conjunto de técnicas através das quais é possível extrair componentes de imagens, bem como representar e descrever a forma e a estrutura das regiões. Através destas técnicas também pode-se podar, afinar e filtrar imagens [12].

O foco principal da morfologia matemática em processamento de imagens é a estrutura geométrica dos objetos que fazem parte da imagem, sendo utilizada também para processos como realce, filtragem e segmentação.

A morfologia matemática é baseada em alguns processos básicos aplicados sobre as imagens, através dos quais pode-se criar operações morfológicas. Tomando-se como base os conjuntos de pixels A e B, tem-se como exemplo dos principais processos básicos da morfologia matemática:

- **Translação:** a translação de um conjunto é dada pelo deslocamento de um conjunto a uma determinada distância.
- **Reflexão:** a reflexão é dada pela inversão do conjunto, tanto no eixo x, como no eixo y.
- **Complemento:** o complemento é dado pelos demais elementos do plano que não estão contidos no conjunto em questão.
- **Intersecção:** a intersecção de dois conjuntos é dada pelos pixels que pertencem tanto ao conjunto A como ao conjunto B.
- **União:** A união entre dois conjuntos é dada pela junção dos pixels que pertencem ao primeiro conjunto, ao segundo conjunto ou a ambos.
- **Diferença:** a diferença entre dois conjuntos é dada pela intersecção do primeiro conjunto com o complemento do segundo conjunto.

### **2.1.3. Operações morfológicas**

Para a utilização da morfologia matemática é necessária a escolha de uma máscara que deve ser aplicada sobre a imagem, chamada de elemento estruturante. Através da interação deste elemento estruturante com cada objeto da cena é

possível obter informações sobre estes objetos e também modificá-los [18]. Tomando-se como base os conjuntos de pixels A e B, tendo B como elemento estruturante e, sendo x um ponto de coordenadas (x1, x2), tem-se como exemplo as operações morfológicas de erosão, dilatação, abertura, fechamento e extração de fronteiras:

- Erosão: O conjunto resultante da erosão de A pelo elemento estruturante B é o conjunto de todos os pontos x tais que B, quando transladado por x, fique contido em A. A operação de erosão é dada pela expressão 2.1.

$$A \ominus B = \{ x \mid B_x \subseteq A \} \quad \text{Expressão 2.1}$$

Denomina-se a erosão de A por B como  $A \ominus B$ . O principal objetivo da operação de erosão é causar um afinamento do conjunto A, proporcionalmente ao formato do elemento estruturante B.

- Dilatação: a dilatação de A pelo elemento estruturante B é o conjunto de todos os deslocamentos de x tais que, B refletido em A se sobreponham em pelo menos um elemento não nulo. A operação de dilatação é data pela expressão 2.2.

$$A \oplus B = \{ x \mid (\hat{B})_x \cap A \neq \emptyset \} \quad \text{Expressão 2.2}$$

Denomina-se a dilatação de A por B como  $A \oplus B$ . A operação de dilatação tem como principal objetivo aumentar ou engrossar o conjunto A, proporcionalmente ao formato do elemento estruturante B.

- Abertura: a operação morfológica de abertura entre dois conjuntos é dada pela utilização da operação de erosão do conjunto A pelo elemento estruturante B,

seguida pela operação de dilatação pelo elemento estruturante B. A operação de abertura é definida pela expressão 2.3.

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad \text{Expressão 2.3}$$

A operação de abertura tem como principal objetivo a suavização do contorno de imagens, eliminação de pequenos pontos que estejam sozinhos e de regiões estreitas, abertura de pequenos espaços vazios entre os elementos ou ainda remoção de ruídos da imagem.

- Fechamento: a operação morfológica de fechamento entre dois conjuntos é dada pela utilização da operação de dilatação do conjunto A pelo elemento estruturante B, seguida pela operação de erosão pelo elemento estruturante B. A operação de fechamento é definida pela expressão 2.4.

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad \text{Expressão 2.4}$$

A operação de abertura, assim como o fechamento, pode suavizar contornos de imagens, no entanto, o fechamento pode preencher espaços vazios entre os componentes de uma imagem, remover pixels brancos de ruídos, além de fundir algumas partes das imagens ou preencher fendas.

- Extração de fronteira: a operação morfológica de extração de fronteira entre dois conjuntos é dada pela diferença de A para o conjunto da erosão de A pelo elemento estruturante B. A operação de extração de fronteira é definida pela expressão 2.5.

$$\beta A = A - (A \theta B)$$

Expressão 2.5

O principal objetivo desta operação é extrair a borda da imagem. O processo remove o interior da imagem deixando evidente somente as fronteiras.

#### 2.1.4. Histogramas

O histograma de uma imagem é um gráfico que representa a quantidade de pixels para cada nível de cinza contido na imagem, onde o eixo horizontal mostra os valores dos níveis de cinza, enquanto o eixo vertical indica a quantidade de pixels em cada um dos níveis de cinza da imagem [12]. O histograma permite somente uma visão global da imagem, uma vez que ele fornece apenas a quantidade de pixels para cada nível de cinza, mas não a sua localização na imagem. Na Figura 2.2 tem-se o histograma de uma imagem, onde 2.2(a) é a imagem original e 2.2(b) seu histograma. Nota-se que a maior parte dos pixels possuem valores entre, aproximadamente, 120 e 220, fazendo com que a imagem possua um contraste relativamente baixo.

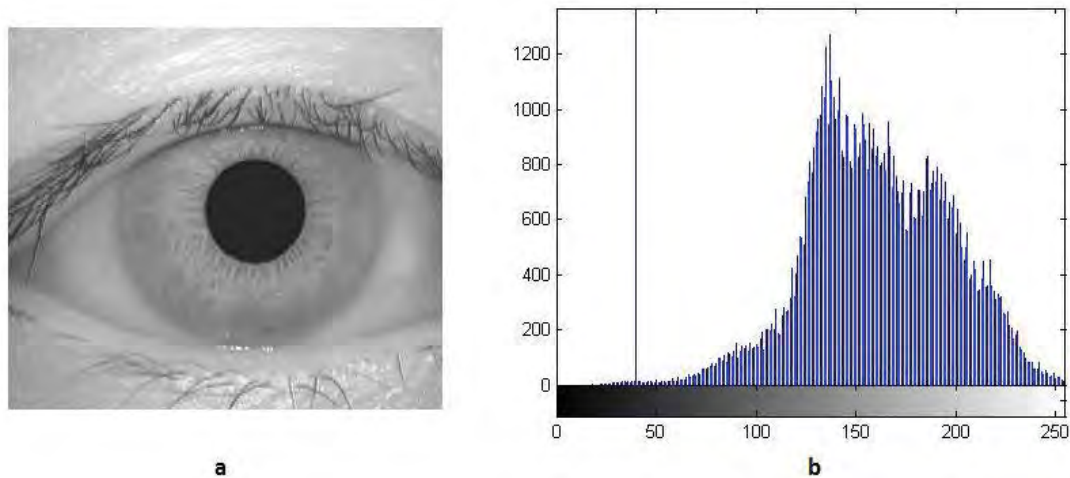


Figura 2.2 – Histograma: (a) imagem original; (b) histograma da imagem.

Através do histograma é possível verificar se trata-se de uma imagem clara, escura, com pouco ou muito contraste.

Além da possibilidade de analisar a distribuição da quantidade de pixels por nível de cinza em uma imagem, através de modificações no histograma é possível também realizar alterações importantes em uma imagem. Dessas alterações a mais comum é a equalização do histograma.

A equalização do histograma consiste em obter-se a variância máxima dos valores de níveis de cinza em uma imagem, distribuir os pixels ao longo do eixo de valores de níveis de cinza, conseguindo assim um contraste maior da imagem. O aumento do contraste pode ser muito significativo para segmentação e identificação dos objetos contidos na imagem, uma vez que o contraste mais baixo dificulta a identificação do fim de um objeto e início de outro. Tomando uma imagem  $m \times n$ , com  $g$  níveis de cinza, na Equação 2.1 tem-se  $I$  como o número ideal de pixels em cada nível de cinza [18].

$$I = \frac{n.m}{g} \quad \text{Equação 2.1}$$

Desta forma, a equalização do histograma poderia ser obtida pela Equação 2.2, na qual  $q$  corresponde aos níveis de cinza da imagem equalizada.

$$q = \max\left\{0, \text{ARRED}.\left(\frac{\sum_{j=0}^k n_j}{I}\right) - 1\right\} \quad 0 \leq k \leq g \quad \text{Equação 2.2}$$

Na Figura 2.3 tem-se um exemplo da equalização do histograma de uma imagem, onde 2.3(a) corresponde ao histograma da imagem original (2.3(b)). Em

2.3(c) tem-se o histograma equalizado e em 2.3(d) a imagem correspondente à equalização do histograma. Nota-se que o contraste da Figura 2.3(d) é maior que o contraste da imagem original (2.3(b)).

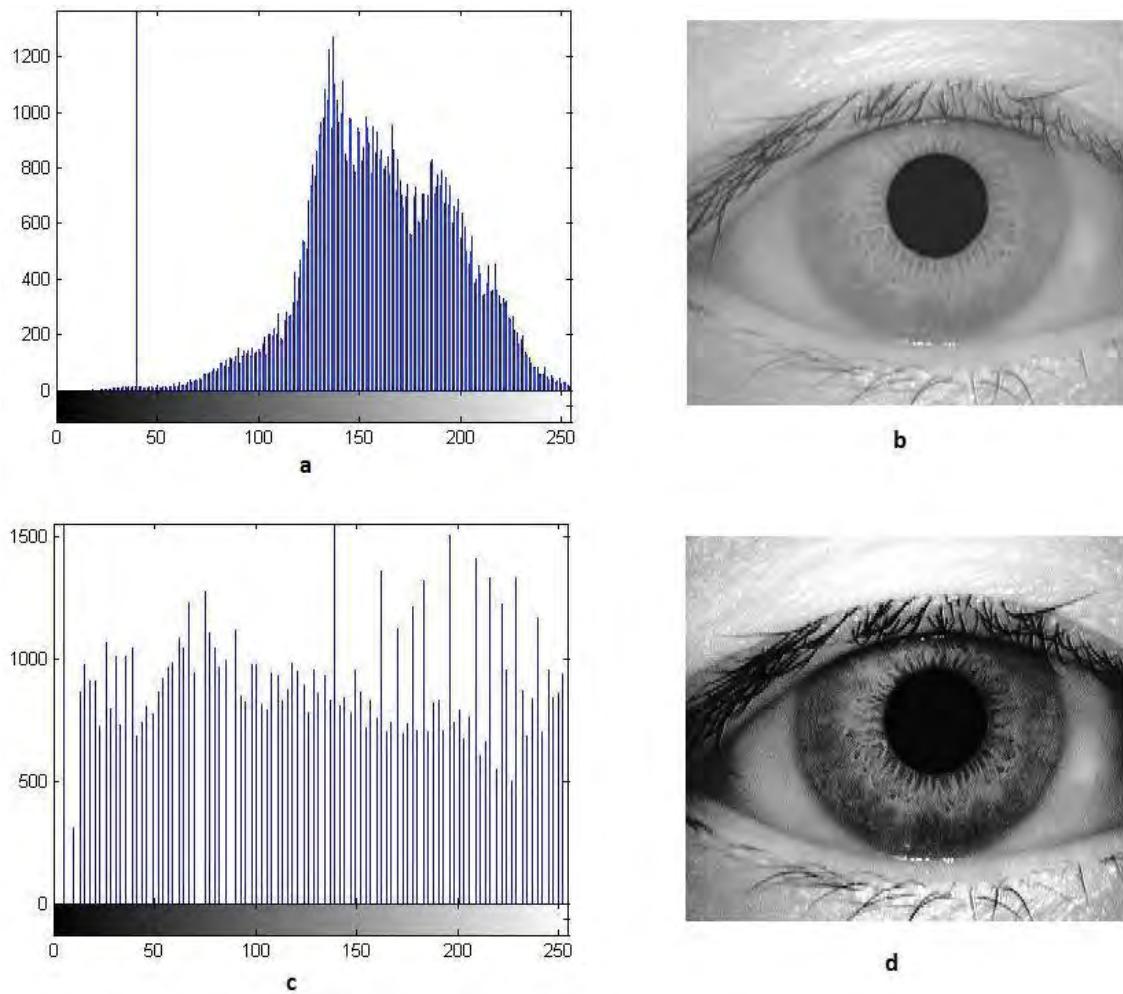


Figura 2.3 – Equalização do histograma: (a) histograma da imagem original; (b) imagem original; (c) histograma equalizado; (d) imagem após equalização do histograma.

## 2.2. Biometria

O termo biometria se refere ao estudo das características físicas ou comportamentais dos seres vivos. Atualmente este termo vem sendo largamente empregado para tratar o reconhecimento de indivíduos, utilizando como base de comparação essas características [3,4].

Dentre os métodos biométricos mais conhecidos podemos destacar: impressão digital, geometria da mão, reconhecimento de face, retina e íris, como exemplos de características físicas; e forma de andar, voz e escrita, como exemplos de características comportamentais; entre outras [14]. Na Figura 2.4 tem-se alguns exemplos de características biométricas, sobre as quais podem ser aplicados métodos para reconhecimento de indivíduos, onde 2.4(a) é uma digital, 2.4(b) um olho, que pode ser utilizado para reconhecimento de indivíduos através da íris, 2.4(c) apresenta uma assinatura e 2.4(d) uma face que também pode ser utilizada para reconhecimento de indivíduos.

O processo de biometria normalmente é baseado em três etapas: aquisição do material (imagem, voz, etc.), extração das características e o reconhecimento. Tem-se na Figura 2.5 o processo biométrico padrão, onde após a extração das características, a etapa de reconhecimento faz comparações das características extraídas da imagem com as demais características armazenadas no banco de dados, com a finalidade de identificar o indivíduo.



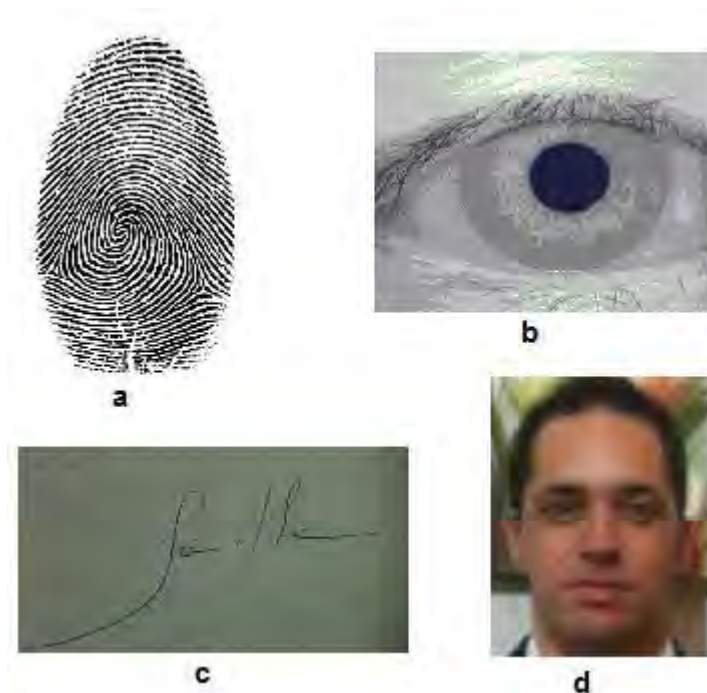


Figura 2.4 – Exemplos de características biométricas para reconhecimento de indivíduos:  
(a)digital; (b) olho – íris; (c) assinatura; (d) face.

Normalmente, o reconhecimento é realizado através da comparação, onde a diferença entre as características dos dois indivíduos comparados recebe um valor, de acordo com os critérios de comparação de cada sistema. Caso esse valor esteja abaixo do limiar determinado pelo sistema, o indivíduo é reconhecido.

Por fazerem parte do corpo do indivíduo, as características utilizadas no reconhecimento através das técnicas biométricas apresentam algumas vantagens importantes, como: disponibilidade, os recursos estão sempre junto à pessoa e, portanto, sempre disponíveis; é mais difícil se transferir ou roubar os recursos para reconhecimento; os recursos são únicos para cada indivíduo, para alguns recursos a probabilidade de se encontrar outro indivíduo com as mesmas características é muito pequena, para outros a probabilidade é praticamente inexistente.

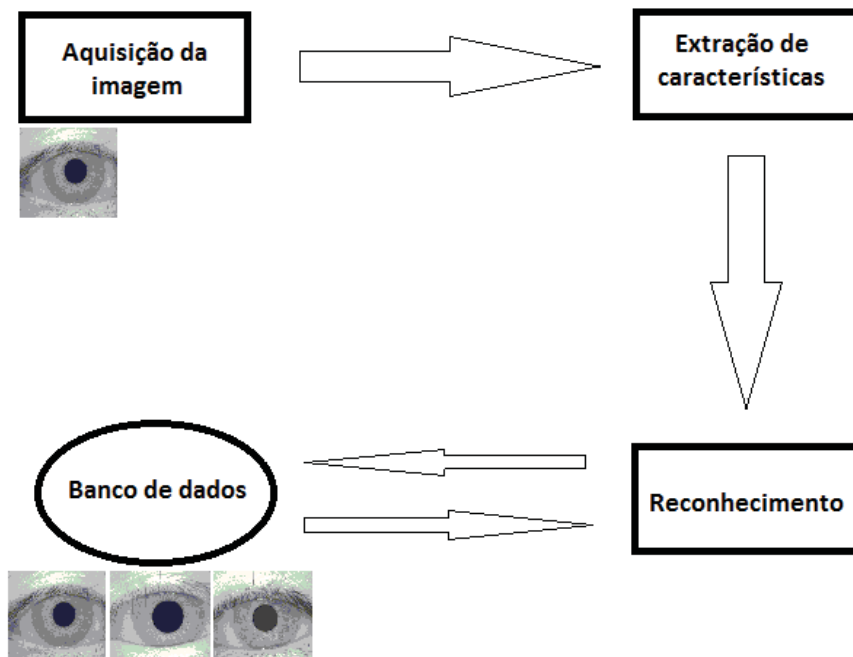


Figura 2.5 – Processo padrão reconhecimento de indivíduos através de biometria.

Na Tabela 2.1 é apresentada uma comparação de várias características biométricas realizada em [14], levando-se em conta aspectos como:

- Universalidade: determina se todas as pessoas possuem a característica;
- Unicidade: leva em consideração que a característica deve ser única para cada pessoa;
- Permanência: verifica se a característica não se altera com o passar do tempo;
- Coletabilidade: determina a facilidade na coleta da característica;
- Desempenho: trata dos recursos disponíveis para a realização do processo de reconhecimento e o tempo necessário;
- Aceitabilidade: aceitação das pessoas para o fornecimento da característica;
- Impostura: possibilidade de imitação da característica;

Tabela 2.1 – Comparação de características biométricas [14]

Característica	Universalidade	Unicidade	Permanência	Coletabilidade	Desempenho	Aceitabilidade	Impostura
DNA	Alta	Alta	Alta	Baixa	Alta	Baixa	Baixa
Orelha	Média	Média	Alta	Média	Média	Alta	Média
Face	Alta	Baixa	Média	Alta	Baixa	Alta	Alta
Termograma	Alta	Alta	Baixa	Alta	Média	Alta	Baixa
Impressão digital	Média	Alta	Alta	Média	Alta	Média	Média
Modo de andar	Média	Baixa	Baixa	Alta	Baixa	Alta	Média
Geometria das mãos	Média	Média	Média	Alta	Média	Média	Média
Veias das mãos	Média	Média	Média	Média	Média	Média	Baixa
Íris	Alta	Alta	Alta	Média	Alta	Baixa	Baixa
Digitação	Baixa	Baixa	Baixa	Média	Baixa	Média	Média
Odor	Alta	Alta	Alta	Baixa	Baixa	Média	Baixa
Palma da mão	Média	Alta	Alta	Média	Alta	Média	Média
Retina	Alta	Alta	Média	Baixa	Alta	Baixa	Baixa
Assintatura	Baixa	Baixa	Baixa	Alta	Baixa	Alta	Alta
Voz	Média	Baixa	Baixa	Média	Baixa	Alta	Alta

### 2.2.1. Medidas de precisão

A medida de precisão de um sistema biométrico pode ser baseada em dois resultados, a taxa de falsa aceitação (FAR – *False Acceptance Rate*) e a taxa de falsa rejeição (FRR – *False Rejection Rate*).

A taxa de falsa aceitação (FAR) representa o percentual de amostra de indivíduos que foram indevidamente reconhecidos, ou seja, indivíduos diferentes que foram classificados pelo sistema como sendo o mesmo indivíduo.

A taxa de falsa rejeição (FRR) representa o percentual de amostra de indivíduos que foram indevidamente rejeitados, ou seja, o mesmo indivíduo que foi classificado pelo sistema como sendo outro indivíduo.

A FAR possui uma grande importância dentro de um sistema biométrico, pois está diretamente ligada à segurança deste sistema. Quanto menor for a FAR de um

sistema, maior é seu nível de segurança, uma vez que dificilmente serão aceitos indivíduos impostores.

A FRR, assim como a FAR está diretamente ligada à precisão do sistema. Quanto mais preciso for este sistema, menor será a FRR. O ideal para um sistema biométrico é que tanto FAR como FRR possuam os menores índices possíveis, reconhecendo corretamente os indivíduos que estão cadastrados.

A definição do limiar de classificação para reconhecimento do indivíduo é um fator fundamental para os índices de FAR e FRR atingidos, uma vez que esses índices são inter-relacionados e podem sofrer variações de acordo com a configuração do sistema. Quando a comparação é realizada buscando a semelhança entre indivíduos, como acontece nos sistemas biométricos baseados no reconhecimento pela íris, ao definir-se um limiar demasiadamente baixo, com o objetivo de eliminar possibilidades de falsa aceitação, corre-se o risco de aumentar a quantidade de falsas rejeições. Enquanto se for configurado um limiar mais alto, para não acontecerem casos de falsa rejeição, poderão acontecer mais casos de falsa aceitação.

Outra medida importante é a taxa erro igual (EER – *Equal Error Rate*), também conhecida como taxa de cruzamento, pois é o ponto onde as taxas de FAR e FRR se cruzam. Na Figura 2.6 tem-se as curvas de FAR e FRR, além da EER, definida pelo ponto de cruzamento entre as duas curvas. Nota-se que tanto a taxa de falsa aceitação como a taxa de falsa rejeição podem ser iguais a zero, o que indicaria um sistema biométrico perfeito no que diz respeito à exatidão do reconhecimento.

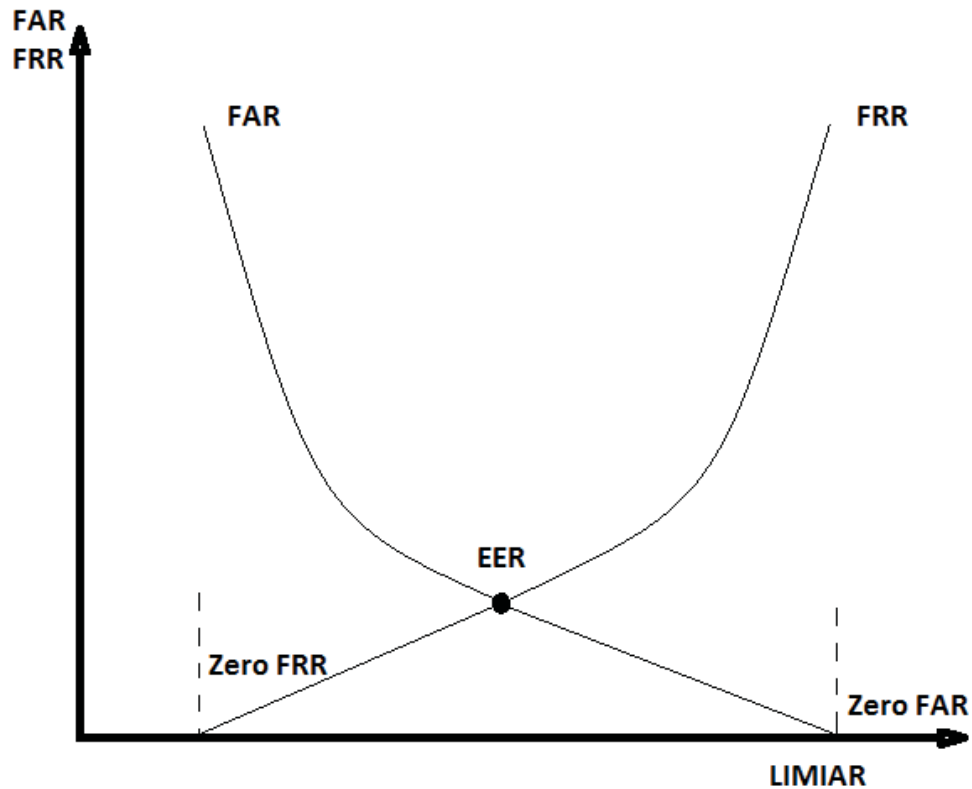


Figura 2.6 – Curvas de FAR e FRR.

### 2.2.2. Reconhecimento de íris

Situada atrás da córnea e do humor aquoso, a íris é a região colorida do olho humano. Ela fica localizada entre a esclerótica, região mais clara do olho, e a pupila, que é a região mais escura, tendo como função auxiliar regular a quantidade de luz que entra no olho [4].

A região onde fica localizada a íris é bastante segura, sendo raro acontecer algum dano a ela, diferente do que acontece, por exemplo, com a digital, tornando assim a íris uma boa candidata a característica biométrica para identificação humana. Além disso, a íris humana praticamente não sofre modificações durante toda a vida do indivíduo, o que torna os sistemas biométricos baseados nas características físicas desta região ainda mais seguros [22].

Outro fator de grande importância para a utilização da íris no reconhecimento de indivíduos é o fato da técnica ser não invasiva, ou seja, é necessário apenas que seja capturada uma imagem da íris para que o processo seja realizado, o que pode acontecer com uma distância de alguns centímetros do equipamento, como máquina fotográfica digital ou outros dispositivos semelhantes com maior capacidade de resolução.

Além dos dados já citados sobre a íris, é importante salientar que é praticamente impossível encontrar dois indivíduos com as mesmas características na íris, sendo que até as íris esquerda e direita de uma mesma pessoa não são idênticas.

Devido a estas características relacionadas à íris, nos últimos anos o estudo das técnicas biométricas utilizando esta região do corpo ganhou grande destaque tanto em meios acadêmicos quanto comercialmente e, por esta razão, é o objetivo de estudo do presente trabalho. No capítulo 3 serão apresentados alguns dos principais métodos de reconhecimento de íris encontrados na literatura.

### **2.3. Transformada *wavelet***

Durante muito tempo a transformada de Fourier [25] foi a ferramenta mais utilizada no processamento de sinais, principalmente pelo fato de que até a década de 1970 os sinais estavam relacionados a sons e que, de modo geral, eram modelados como realizações de processos gaussianos. A partir de meados de 1980, o processamento de imagens alterou a visão até então tida como intocável sobre a transformada de Fourier. Processos gaussianos são relativamente pobres para modelagem de imagens, uma vez que estruturas como bordas são, normalmente,

mais importantes do que propriedades estacionárias. Desta forma, abriu-se espaço para novidades no campo matemático com relação ao processamento de sinais, surgindo, a partir do final da década de 1980 e início da década seguinte, os primeiros trabalhos sobre a transformada *wavelet* [21].

A transformada *wavelet* é definida para que a razão da resolução de frequência e a frequência central sendo observada sejam constantes, o que faz com que as baixas frequências sejam analisadas com grande escala temporal, ou seja, baixa precisão temporal com grande precisão de frequência, enquanto as frequências altas sejam analisadas com baixa escala temporal, ou seja, alta precisão temporal e baixa precisão de frequência [24].

Esta transformada decompõe um sinal em diferentes bandas de frequência, sendo chamada decomposição *wavelet*. A decomposição *wavelet* acontece com base na aplicação de dois tipos distintos de funções, as *wavelets* e as funções de escala, sendo que as *wavelets* são filtros de passa-altas, enquanto as funções de escala são filtros de passa-baixas [9].

Para utilização da transformada *wavelet* são necessárias duas operações matemáticas, que são a dilatação e translação, onde a dilatação é uma operação para contração ou dilatação de uma função através de multiplicações ou divisões de constantes aos valores do eixo temporal, enquanto a translação é uma operação cujo objetivo é mover uma função ao longo do eixo temporal, utilizando para isso adições ou subtrações de constantes aos valores deste eixo. Na Equação 2.3 tem-se a representação da transformada *wavelet*.

$$TWC(a,b) = \int f(t)\Psi_{a,b}(t)dt, \quad \text{Equação 2.3}$$

com  $a$  sendo o fator de escala e  $b$  a variável de deslocamento, variando continuamente sobre o sinal  $f(t)$ .

As *wavelets* são obtidas a partir de uma *wavelet* original, denominada *wavelet*-mãe, assim como as funções de escala são obtidas a partir de uma função original, chamada *wavelet*-pai. Essas *wavelets* são criadas para obter-se funções mais adequadas ao sinal que está sendo analisado [9]. Sendo  $\Psi(t)$  uma *wavelet*-mãe, tem-se na Equação 2.4 um exemplo de derivação para uma nova *wavelet*, a partir de dilatações e translações.

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad \text{Equação 2.4}$$

Na Equação 2.4,  $a$  é o parâmetro de dilatação, enquanto  $b$  é o parâmetro de translação da *wavelet*-mãe  $\Psi(t)$ .

Do mesmo modo, sendo  $\Phi(t)$  uma função de escala pai, tem-se na Equação 2.5 um exemplo de derivação para uma nova função de escala.

$$\Phi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Phi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad \text{Equação 2.5}$$

Na Equação 2.5,  $a$  é o parâmetro de dilatação, enquanto  $b$  é o parâmetro de translação da função de escala pai  $\Phi(t)$ .

Levando-se em conta que as funções *wavelets* possuem comportamento de um filtro passa-altas, um conjunto de *wavelets* gerado a partir de uma *wavelet*-mãe, se aplicado a um sinal, tende a realçá-lo. Por outro lado, as funções de escala



possuem um comportamento de passa-baixas e, por esta razão, sua aplicação em um sinal tende a suavizá-lo.

Quando a transformada *wavelet* é aplicada a um sinal, este sinal é decomposto em dois novos sinais, um sinal de baixas frequências (imagem suavizada) e outro contendo as altas frequências (imagem realçada). Na Figura 2.7 tem-se em exemplo da decomposição de um sinal em dois novos sinais.

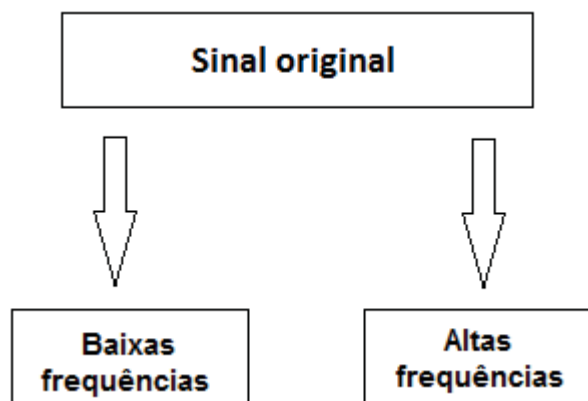


Figura 2.7 – Decomposição do sinal com a transformada *wavelet*.

A cada sinal de baixas frequências obtido pela decomposição de *wavelet* é possível aplicar novamente a transformada, criando-se então dois novos sinais, um de baixas e outro de altas frequências. Desta forma, diz-se então que a transformada *wavelet* pode ser aplicada em vários níveis de decomposição, limitado pela frequência máxima do sinal. Na Figura 2.8 tem-se um exemplo da aplicação da transformada *wavelet* em três níveis de decomposição, nos quais:

- No primeiro nível de decomposição S1 é o novo sinal de baixas frequências, enquanto R1 é o novo sinal de altas frequências;

- No segundo nível tem-se S2 como novo sinal de baixas frequências e R2 como novo sinal de altas frequências, como resultado da aplicação da transformada *wavelet* sobre o sinal S1 e;
- No terceiro nível S3 é o novo sinal de baixas frequências, enquanto R3 é o novo sinal de altas frequências, resultado da aplicação da transformada *wavelet* sobre o sinal S2.

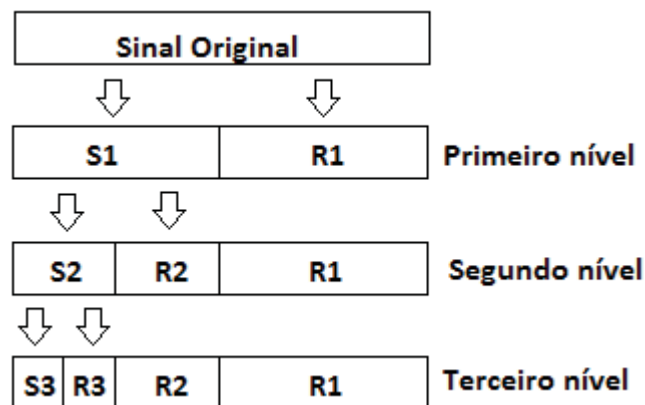


Figura 2.8 – Decomposição *wavelet* em três níveis.

### 2.3.1. Decomposição *wavelet* em imagens

A generalização da transformada *wavelet* para mais dimensões preserva todas as características da transformada em uma dimensão. Como as imagens são, no processamento digital de imagens, tidas como elementos bidimensionais, a aplicação da transformada *wavelet* em duas dimensões é indicada para tratamento de imagens [9].

Assim como acontece com sinais unidimensionais, a aplicação da decomposição wavelet em imagens tem a função de separar em novos sinais, que corresponde às baixas e às altas frequências, ou seja, imagens suavizadas e imagens realçadas. No entanto, ao se aplicar a decomposição wavelet em imagens,

são geradas quatro novas imagens, que são: uma imagem suavizada, uma imagem com realces na horizontal e uma imagem com realces na vertical e uma imagem com realces nas diagonais. Na Figura 2.9 tem-se um exemplo do resultado da aplicação da decomposição wavelet em um sinal bidimensional, onde:

- S1 é a imagem suavizada;
- R1v é a imagem com realces na vertical;
- R1h é a imagem com realces na horizontal; e
- R1d é a imagem com realces nas diagonais.

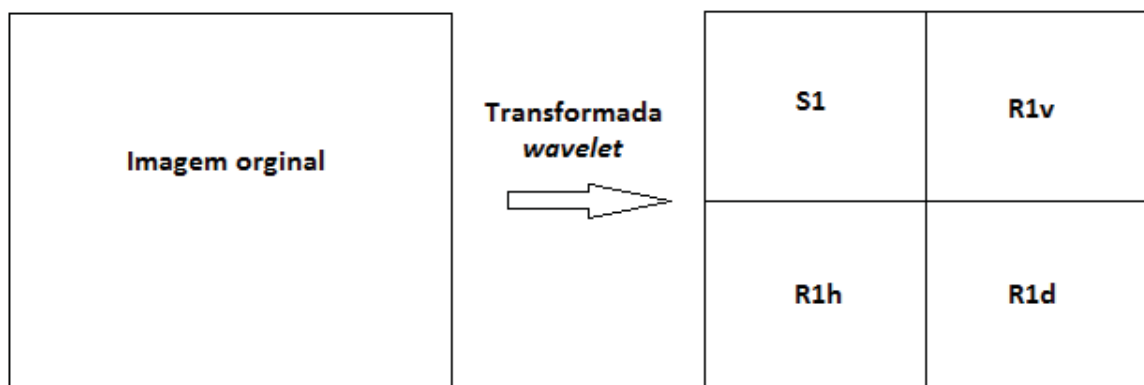


Figura 2.9 – Aplicação da decomposição *wavelet* sobre uma imagem.

Assim como acontece com sinais unidimensionais, a decomposição *wavelet* pode ser aplicada em vários níveis a uma imagem. Nos sinais em uma dimensão, a cada novo nível gerado, a decomposição *wavelet* pode novamente ser aplicada no sinal de baixas frequências (sinal suavizado) resultante. Da mesma forma, no caso de aplicação da decomposição *wavelet* em sinais bidimensionais, como imagens, a cada novo nível de decomposição gerado, a imagem de baixas frequências (imagem suavizada) pode novamente passar pela aplicação da transformada, gerando-se a partir desta imagem de baixas frequências mais quatro novas imagens. Na Figura

2.10 tem-se um exemplo da aplicação de dois níveis de decomposição *wavelet* em imagens, onde pode-se observar que a cada novo nível de decomposição, gera-se mais quatro novas imagens a partir da imagem de suavizada (de baixas frequências).

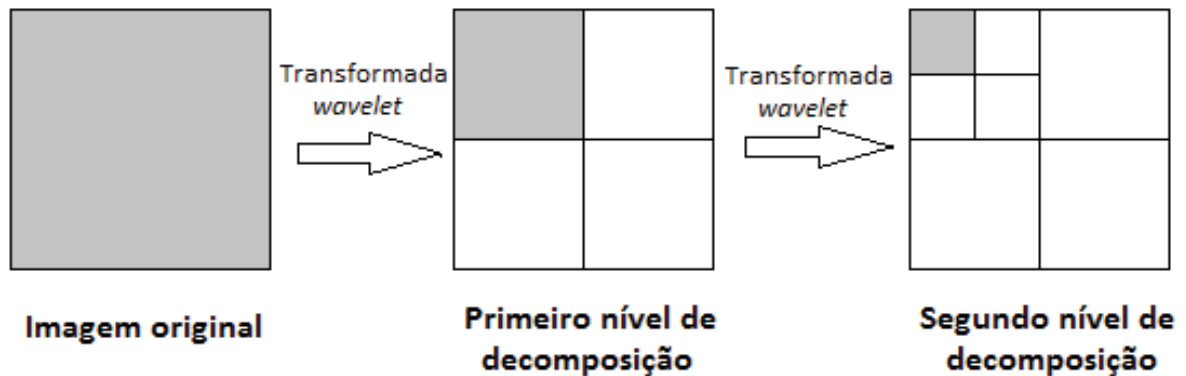


Figura 2.10 – Exemplo de dois níveis da decomposição *wavelet* em imagens.

Uma vez que o sinal foi alterado no domínio da frequência, pode-se voltá-lo para o domínio do espaço e verificar as alterações realizadas [9].

### 2.3.2. *Wavelet* de Gabor

Os filtros de Gabor são senóides modeladas por uma função Gaussiana, que tem como objetivo extrair características de imagens. Devido à sua capacidade de manipulação de vários parâmetros, como frequência, orientação, excentricidade e simetria, esses filtros são utilizados para extração de texturas de imagens, entre outras características [24].

Estes filtros são capazes de fornecer a localização ideal no espaço e frequência, uma vez que uma onda senoidal é perfeitamente localizada na frequência, mas não localizada no espaço, enquanto a modulação do seno com uma

gaussiana fornece a localização no espaço, embora com perda de localização em frequência [19].

Para utilização dos filtros de Gabor é utilizada uma família de funções Gabor, dada nas equações 2.6, 2.7 e 2.8.

$$g(x, y, \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right) \quad \text{Equação 2.6}$$

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta \quad \text{Equação 2.7}$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta \quad \text{Equação 2.8}$$

com  $\lambda$  determinando o valor do comprimento de onda no núcleo,  $\theta$  especificando o ângulo de inclinação das ondas paralelas do filtro,  $\sigma$  o desvio padrão da distribuição normal, que está relacionado com a largura da gaussiana que modula o filtro,  $\psi$  determinando o tamanho da janela do núcleo e  $\gamma$  a excentricidade do núcleo. Na Equação 2.6 é gerada uma função senoidal modelada por uma função gaussiana, enquanto as equações 2.7 e 2.8 rotacionam a Equação 2.6 de acordo com o valor de  $\theta$ .

Para se realizar o processo de filtragem, uma imagem  $I(x,y)$  é convoluída com todo o banco de Gabor, com núcleo  $F(x,y)$ , obtendo-se uma resposta para cada núcleo. Com isso, cada um dos filtros apresenta uma resposta de características para a imagem filtrada [15].

A utilização dos filtros de Gabor em duas dimensões com a transformada *wavelet* é conhecida como *wavelet* de Gabor. Para representar uma *wavelet* mãe de Gabor bidimensional  $\psi(x,y)$ , tem-se a Equação 2.9.

$$\psi(x, y) = \left( \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \right) \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} \right) + 2\pi j W x \right] \quad \text{Equação 2.9}$$

com  $\sigma_x$  e  $\sigma_y$  como os desvios padrões de  $\psi(x,y)$ , ao longo dos eixos  $x$  e  $y$ , e a constante  $W$  determinando o comprimento de banda de frequência dos filtros.

A *wavelet* de Gabor foi utilizada no reconhecimento de indivíduos através de características da íris pela primeira vez por Daugman [7] e hoje já ganhou a atenção de vários pesquisadores, tanto nesta área, como em outros trabalhos relacionados à técnicas biométricas, como reconhecimento de face e impressão digital.

#### 2.3.4. *Wavelet* de Log-Gabor

A *wavelet* de Log-Gabor é uma variação da função básica de Gabor, onde a resposta da frequência é uma gaussiana sobre o log do eixo de frequência [27], dada pela Equação 2.10.

$$G(f) = \exp \left( \frac{-(\log(f / f_o))^2}{2(\log(\sigma / f_o))^2} \right) \quad \text{Equação 2.10}$$

com  $f_o$  representando o centro da frequência e  $\sigma$  a largura de banda do filtro.

Uma característica importante apresentada pela *wavelet* de Log-Gabor é a simetria sobre o log do eixo de frequência.

## 2.4. Transformada de Hough

Em imagens, dificilmente são encontrados padrões sem descontinuidades ou ruídos. A Transformada de Hough é tida como uma técnica eficiente para detecção de formas que possam ser parametrizadas, como círculos em imagens digitais [10].

Para a detecção de círculos, utiliza-se um processo de acúmulo de votos, onde estes votos são atribuídos aos pontos de passagem dos possíveis círculos existentes na imagem. Define-se um mapeamento entre o espaço da imagem e o espaço de parâmetros. Os votos são acumulados em um vetor, sendo que a detecção de um possível círculo é obtida quando um alto valor de votos é obtido neste acumulador.

Na Equação 2.11 tem-se  $x$  e  $y$  como coordenadas no plano,  $a$  e  $b$  como pontos do centro do círculo que está sendo procurado e  $r$  como raio. O espaço de parâmetros é discretizado e representado na forma de uma matriz de inteiros ou células, onde cada posição da matriz corresponde a um intervalo no espaço real de parâmetros. Procuram-se todos as circunferências  $(a,b,r)$  que passam por cada ponto  $(x,y)$ .

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 \leq r^2 \quad \text{Equação 2.11}$$

A maioria dos trabalhos que utilizam a transformada de Hough partem de imagens já tratadas, ou seja, imagem com as bordas identificadas, tornando mais simples e mais rápido o processo, uma vez que, apesar da boa margem de identificação de círculos nas imagens, a transformada possui um alto custo

computacional, tornando-se pouco indicada em alguns casos que necessitam de resposta em um curto tempo.

Na Figura 2.11 tem-se um exemplo da utilização da transformada de Hough, onde 2.11(a) é a imagem original, obtida a partir de segmentação em uma imagem de um olho humano, e 2.11(b) é a imagem obtida após a utilização da transformada de Hough, com a definição do círculo obtido.

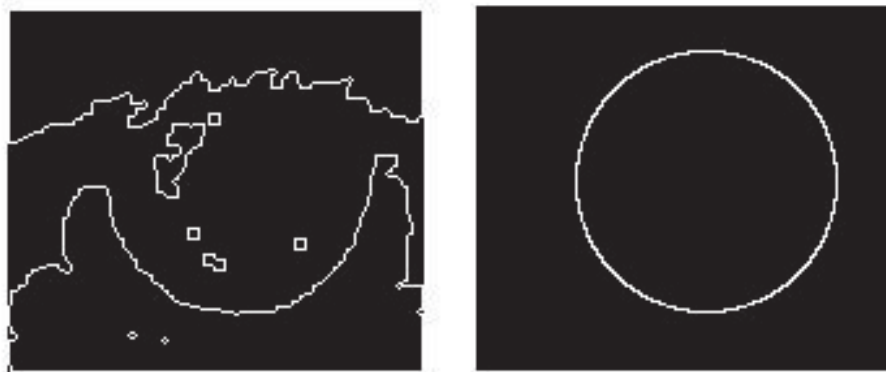


Figura 2.11 – Aplicação da transformada de Hough: (a) imagem segmentada de um olho humano; (b) círculo detectado pela transformada de Hough.

Como pode-se observar na Figura 2.11, a transformada de Hough, se associada a um bom método de segmentação, pode apresentar bons resultados na identificação de íris em imagens.

## 2.5. Distância de Hamming

A distância de Hamming [13] consiste em uma medida da quantidade de bits diferentes entre dois vetores binários. Dados dois vetores com a mesma quantidade de posições, a distância de Hamming é utilizada para determinar o número mínimo de modificações em um dos vetores para que ambos se tornem iguais.



A distância de Hamming é dada pela Equação 2.12, onde tem-se  $N$  como a quantidade de bits dos vetores  $X$  e  $Y$ , a serem comparados. Na comparação entre os vetores, a distância de Hamming é definida como a soma da discordância de bits (soma dos OU exclusivos entre  $X$  e  $Y$ ).

$$HD = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N X_j (XOR) Y_j$$

Equação 2.12

### **3. Métodos de reconhecimento de íris**

Nos últimos anos, vários métodos diferentes foram publicados tratando o reconhecimento de indivíduos através das características da íris. Estes métodos partem de princípios e técnicas diferentes e apresentam os mais variados resultados, tanto com relação ao percentual de exatidão no reconhecimento dos indivíduos como no que diz respeito ao tempo de processamento das informações.

Nas seções seguintes são apresentados quatro métodos clássicos de reconhecimento de indivíduos através das características das íris, que foram escolhidos por serem bastante conhecidos e largamente utilizados como referências para outros trabalhos na área.

#### **3.1. Método de Daugman**

John Daugman foi o pioneiro na área de reconhecimento de indivíduos através da íris, apresentando algoritmos matemáticos para a codificação da imagem de uma íris capturada. Daugman se tornou uma autoridade no assunto, e é importante salientar que seu trabalho é ainda o mais conhecido e que apresenta melhores resultados no que diz respeito ao percentual de acertos.

O método proposto por Daugman pode ser dividido em quatro etapas após a captura da imagem, sendo elas: localização da íris, normalização da imagem da íris localizada, codificação ou extração de características e a comparação das características extraídas com a base de dados existente.

### 3.1.1. Localização da íris

O primeiro passo para o reconhecimento é a localização da íris dentro da imagem capturada. Para essa localização, Daugman propõe um operador integro-diferencial [7], dado na Expressão 2.6.

$$\max_{(r, x_0, y_0)} \left| G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r, x_0, y_0} I \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right| \quad \text{Expressão 2.6}$$

no qual  $I(x, y)$  é a imagem de um olho,  $r$  é o raio e  $x_0, y_0$  as coordenadas do centro. O símbolo  $*$  denota a convolução e  $G_\sigma(r)$  é uma função de suavização gaussiana de escala  $\sigma$ . Procura-se sobre o domínio da imagem pelo valor máximo da derivada parcial em relação ao raio  $r$ , da integral de contorno normalizada ao longo de um arco circular  $ds$  [7,4].

Segundo Daugman, com esta técnica é possível estimar separadamente os parâmetros da íris e da pupila, delimitando o contorno interior da íris com a pupila e o exterior com a esclerótica. Na Figura 3.1 tem-se a íris delimitada pelo operador de Daugman, apresentada em [7] como resultado da aplicação do método.

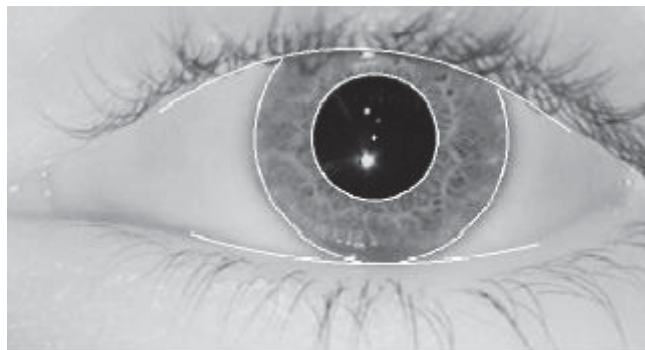


Figura 3.1 – Imagem da íris localizada pelo método de Daugman [7].

### 3.1.2. Normalização

O processo de normalização é a transformação da região anelar correspondente à íris em um retângulo de dimensões fixas. Uma imagem  $G$ , originalmente representada em coordenadas cartesianas  $G(x,y)$  é alterada para uma representação em um sistema de coordenadas polares  $G(r,\theta)$ , cuja origem está no centro da pupila [7]. Essa transformação é dada pelas equações 2.13 e 2.14, com  $x_p(q)$ ,  $y_p(q)$ ,  $x_s(q)$  e  $y_s(q)$  como as coordenadas cartesianas, respectivamente do contorno da pupila e da esclerótica correspondentes ao ângulo  $\theta$ . Nessas equações  $r$  pertence ao intervalo  $[0,1]$  e  $\theta$  pertence ao intervalo  $[0, 2\pi]$ .

$$x(r,\theta) = (1-r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \quad \text{Equação 2.13}$$

$$y(r,\theta) = (1-r)y_p(\theta) + ry_s(\theta) \quad \text{Equação 2.14}$$

Na Figura 3.2 tem-se a íris representada na forma de um retângulo, como resultado da aplicação do processo de normalização.

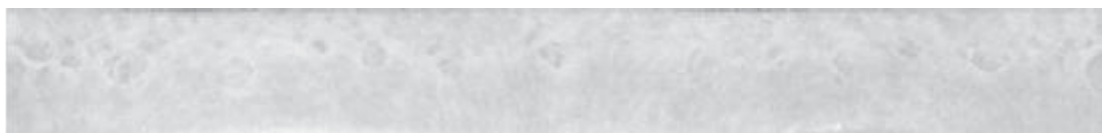


Figura 3.2 – Imagem da íris normalizada [4].

### 3.1.3. Extração de características

Para que se possa apresentar a textura da íris é utilizada a *wavelet* de Gabor em duas dimensões. Para a codificação da íris, Daugman divide a matriz da imagem

normalizada em blocos com uma dimensão fixa, onde cada bloco é projetado sobre o filtro de Gabor. O processo de extração de características é dado pela Equação 2.15, com  $\omega$  como a frequência da *wavelet* e  $r$  e  $\theta$  como coordenadas da imagem normalizada [20].

$$H(r, \theta) = e^{-j\pi(\theta_0 - \theta)} e^{-(r_0 - r)/\alpha^2} e^{-(\theta_0 - \theta)/\beta^2} \quad \text{Equação 2.15}$$

Na Equação 2.15  $r_0$  e  $\theta_0$  definem a posição do filtro, e  $\alpha$  e  $\beta$  são as aberturas das gaussianas que compõem o filtro nas direções de  $r$  e  $\theta$ , respectivamente. Os parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$  variam com o inverso de  $\omega$  de modo a produzir um conjunto de filtros centralizados em  $(r_0, \theta_0)$  no centro de cada bloco [4].

Após a realização desse processo, a saída do filtro é representada por dois bits para cada pixel da imagem normalizada, onde o primeiro é igual a 1 se  $\text{re}(H(r, \theta))$  for maior ou igual a zero e 0 se o resultado for negativo, enquanto o segundo é 1 se  $\text{im}(H(r, \theta))$  for maior ou igual a zero e 0 se o resultado for negativo. Com esta saída binária é criada o *iriscode*, uma representação de 256 bytes, ou seja, 2048 bits, em 8 linhas e 256 colunas, que é utilizada como base para o processo seguinte de comparação [7,8]. Na Figura 3.3 tem-se um exemplo de um *iriscode*, obtido pelo processo de extração de características de Daugman.



Figura 3.3 – Código da íris em 256 bytes [7].

### 3.1.4. Comparação

Para realizar a comparação entre duas íris, é utilizada como medida de similaridade a distância de Hamming, processo no qual o *iriscodes* é comparado com os demais *iriscodes* contidos na base de dados, verificando-se se a representação corresponde à uma íris já cadastrada.

Para Daugman, valores de retorno da distância de Hamming acima de 0,5 já podem descartar com certeza a similaridade entre duas íris. Ele propõe ainda um refinamento na equação padrão proposta por Hamming, para tratar casos de oclusão. Na Equação 2.16, tem-se  $A$  e  $B$  como os *iriscodes* a serem comparados e  $maskA$  e  $maskB$  como as respectivas áreas de  $A$  e  $B$  que não são afetadas por oclusão de pálpebras e cílios.

$$HD = \frac{\sum [(A(XOR)B) \cap maskA \cap maskB]}{\sum (maskA \cap maskB)} \quad \text{Equação 2.16}$$

Daugman utiliza ainda um deslocamento de 2 pixels para a direita e 2 pixels para a esquerda durante o processo de comparação, o que tem como objetivo compensar possíveis problemas de rotação durante a captura das imagens.

### 3.2. Método de Boles

Em seu trabalho, Wageeh Boles utiliza a transformada *wavelet* diádica contínua para fazer a representação da íris [1].

### 3.2.1. Localização da íris

Segundo Boles, o foco principal do seu trabalho é a identificação e não a localização da íris e, por esta razão, foram utilizadas somente imagens contendo a íris e a pupila, tratando ainda a pupila como região de interesse, juntamente com a íris. Desta forma, o processo de localização é praticamente descartado no trabalho de Boles.

### 3.2.2. Normalização

Em seu método, Boles tem uma grande preocupação com a qualidade da imagem da íris. Aspectos como variação de distância entre o olho e o sensor de captura, mudanças na iluminação e robustez contra ruídos são relevantes.

Na imagem da íris são traçados dezesseis arcos concêntricos, sendo o primeiro na divisa com a pupila e o último na borda entre a íris e a esclerótica, conforme tem-se exemplificado na Figura 3.4, gerando assim quinze anéis. A medida de raio entre os círculos é constante, uma vez que esta medida serve para compensar o efeito de contração ou dilatação da pupila.

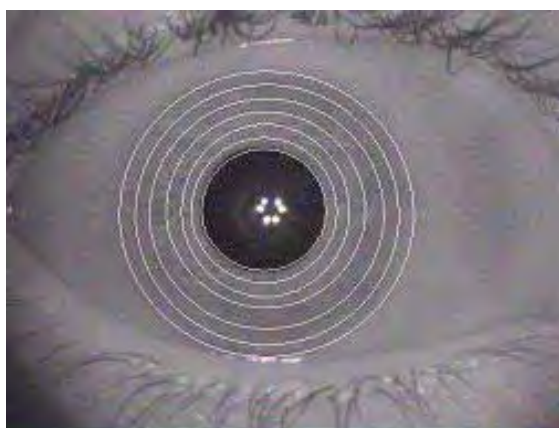


Figura 3.4 – Iris com divisão em arcos [4].

### 3.2.3. Representação da íris

Para esta representação, Boles utiliza como ponto de partida o valor da intensidade de cada pixel presente na imagem. É realizada uma operação semelhante ao método de normalização proposto por Daugman, onde cada um dos quinze anéis é geometricamente transformado em um vetor de 256 valores. Cada um dos vetores é tratado como amostras de um sinal unidimensional periódico. Na Figura 3.5 tem-se o sinal unidimensional do vetor de um dos quinze anéis nos quais a imagem da íris foi dividida [20].

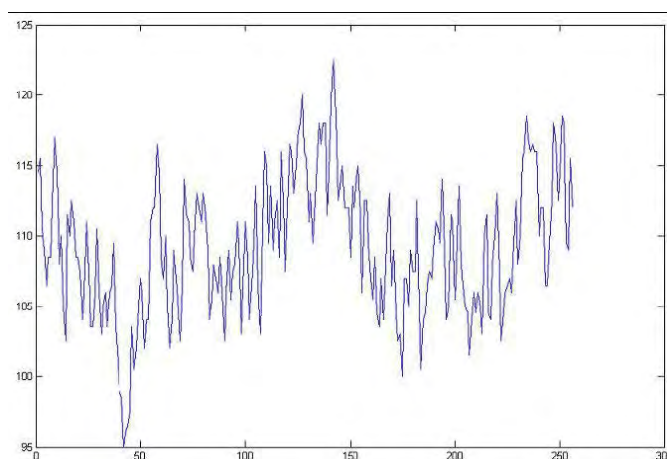


Figura 3.5 – Vetor que representa um dos anéis do método de Boles [20].

A aplicação da transformada *wavelet* diádica contínua decompõe um sinal em diferentes níveis de resolução. Em seu trabalho, Boles aplica a transformada em cada sinal unidimensional, decompondo o sinal em oito níveis. Como em sua resolução mais fina a informação é bastante afetada pelo ruído, os níveis mais baixos e mais altos foram excluídos [20]. Experimentalmente Boles chegou à conclusão de que somente o quarto, quinto e sexto níveis eram relevantes para representação de uma íris. Na Figura 3.6 tem-se um exemplo dos níveis de



resolução quatro, cinco e seis, obtidos a partir da aplicação da transformada *wavelet* diádica contínua sobre o sinal apresentado na Figura 3.5.

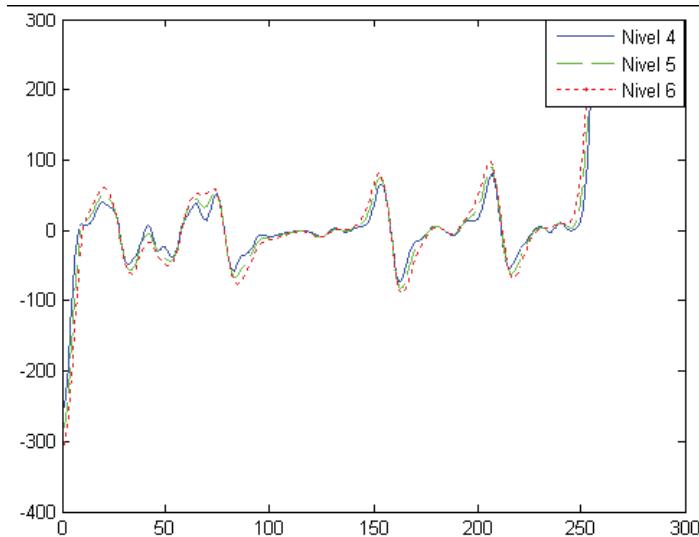


Figura 3.6 – Transformada de Wavelet contínua nos níveis quatro, cinco e seis [20].

Em seguida, deve-se calcular a energia entre dois pontos consecutivos de *zero crossing* no sinal da transformada *wavelet*, dado pela Equação 2.17:

$$e_n = \int_{Z_{n-1}}^{Z_n} W_{2^j} f(x) dx \quad \text{Equação 2.17}$$

Na Equação 2.17  $e_n$  representa a energia com a aplicação da transformada de *wavelet* ( $W_{2^j} f(x) dx$ ) entre dois pontos de cruzamento consecutivos em zero,  $Z_{n-1}$  e  $Z_n$ .

Com os valores da energia obtidos, calcula-se então a chamada representação *zero crossing* na forma de um sinal unidimensional, que assume entre os pontos consecutivos  $z_{n-1}$  e  $z_n$ , um valor constante  $Z_n$ , dado pela Equação 2.18.

$$Z_n = \frac{e_n}{z_n - z_{n-1}}$$

Equação 2.18

Na Figura 3.7 tem-se a representação *zero crossing*, obtida como resultado da Equação 2.18 sobre os três níveis considerados para o trabalho de Boles para um dos quinze anéis nos quais a íris é dividida, apresentado na Figura 3.4.

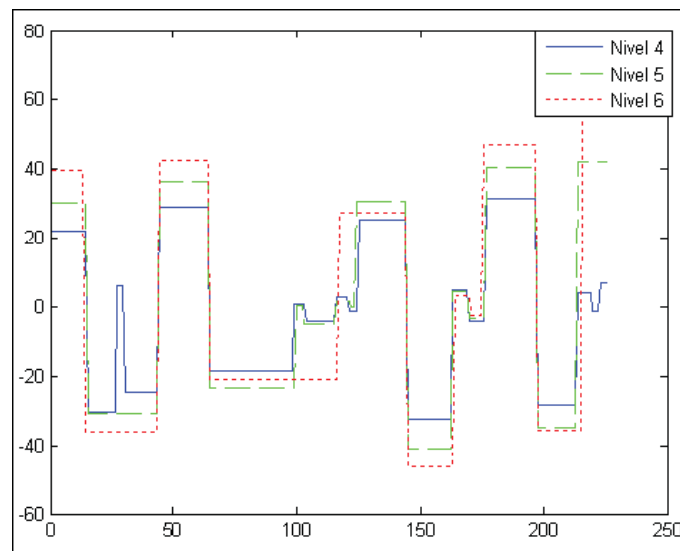


Figura 3.7 – Representação zero crossing [20].

De cada um dos quinze anéis originais, nos quais a íris é dividida no processo de normalização, resultam três representações *zero crossing*, uma para o nível quatro, uma para o nível cinco e uma última para o sexto nível, formando um total de 45 sinais que constituem a representação de uma íris no método de Boles.

### 3.2.4. Reconhecimento

Para se verificar a similaridade entre duas íris é utilizada a representação *zero crossing* de cada uma delas. Boles apresenta em seu trabalho quatro possíveis equações que podem realizar esta verificação. Destas quatro equações, obtem-se, segundo Boles, melhores resultados com a Equação 2.19.

$$d_j(f, g) = \min_m \left( 1 - \frac{\sum_{n=1}^N Z_j f(n) \cdot Z_j g(n+m)}{\|Z_j f\| \|Z_j g\|} \right), m \in [0, N-1] \quad \text{Equação 2.19}$$

Na Equação 2.19  $Z_j f(n)$  e  $Z_j g(n)$  denotam o  $n$ -ésimo elemento das representações *zero crossing* no nível  $j$  de duas íris  $f$  e  $g$ , onde  $m$  está no intervalo de 0 a  $N-1$ . Tem-se  $N$  como o número de elementos de  $Z_j f$  e  $Z_j g$ , e  $j$  correspondente aos níveis quatro, cinco e seis. A distância dos 45 valores obtidos apresenta o grau de similaridade entre as duas íris [1].

### 3.3. Método de Wildes

O método de Richard Wildes se baseia na decomposição da imagem obtida de uma íris em uma pirâmide laplaciana, onde o cálculo da correlação entre os diferentes níveis da pirâmide são utilizados para medir a similaridade entre duas íris [26]. É utilizado ainda um discriminante de Fischer [11] para descartar as íris de indivíduos diferentes.

### 3.3.1. Localização da íris

No processo de localização, segundo Wildes, deve ser utilizada a transformada de Hough para detecção das circunferências. Ainda usando-se a transformada de Hough, porém com operador para aproximação de elipses, pode-se tratar a oclusão gerada pelas pálpebras. Apesar de eficaz, este método de localização possui um custo computacional elevado.

No método proposto por Wildes, é possível utilizar ainda uma técnica para compensar possíveis diferenças quanto à rotação e escala, registrando-se um par de imagens. No entanto, é aconselhável a utilização da técnica somente em casos que exijam extrema segurança, pois computacionalmente é ainda mais oneroso [26].

### 3.3.2. Representação da íris

Para representação da íris, o método proposto por Wildes utiliza uma pirâmide laplaciana. Este processo consiste em gerar aproximações em uma imagem normalizada, onde a primeira imagem ocupa o primeiro nível de aproximação, e a cada nova aproximação tem-se um novo nível. A partir desta primeira imagem vão se produzindo as demais aproximações. Para se conseguir essas aproximações é aplicada a Equação 2.20, onde  $I$  corresponde à imagem,  $k$  o nível de aproximação e  $W$  a um filtro espacial de suavização gaussiano, que especificamente no método de Wildes, toma a forma  $W = w^T w$ , onde  $w = [1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1]/16$ . O símbolo  $*$  representa a operação de convolução, e a operação denotada por  $\downarrow 2$  é a chamada decimação, que consiste em eliminar cada segunda linha e coluna da matriz operando [20].

$$I_k = (W * I_{k-1})_{\downarrow 2} \quad \text{Equação 2.20}$$

A pirâmide de aproximação propriamente dita é composta de vários níveis  $l_k$ , calculados a partir das aproximações  $I_k$ , como é dado na Equação 2.21.

$$l_k = I_k - 4W * (I_{k-1})_{\uparrow 2} \quad \text{Equação 2.21}$$

com  $\uparrow 2$  denotando a operação que consiste em acrescentar, a cada duas linhas e colunas consecutivas, uma linha e coluna de zeros.  $W$  é utilizado como um filtro de interpolação e a multiplicação por quatro tem o papel de preservar a intensidade média da matriz [26]. O conjunto das matrizes  $l_k$  calculadas forma a chamada pirâmide laplaciana.

O método utiliza os níveis de zero a três, conforme tem-se na Figura 3.8. Segundo a proposta de Wildes, a imagem original da íris deve ser decomposta em quatro matrizes de tamanhos 64x512, 32x256, 16x128 e 8x64 pixels.

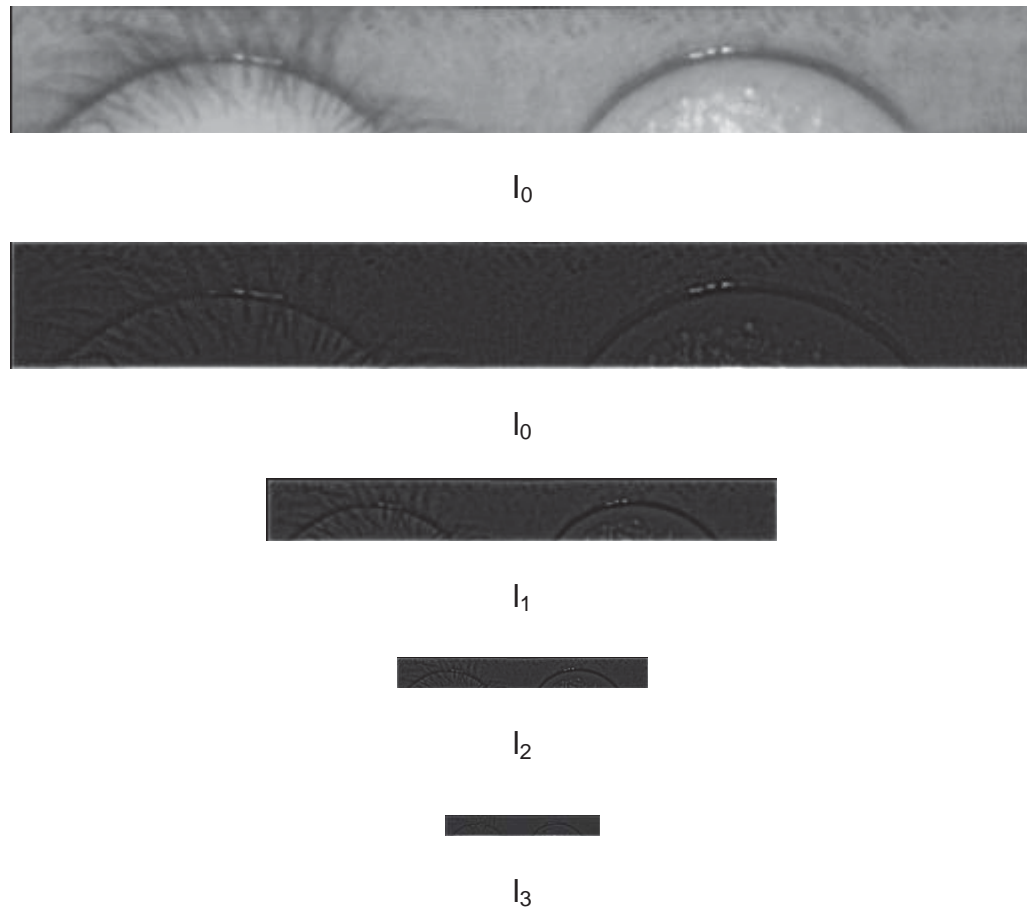


Figura 3.8 – Representação de uma pirâmide laplaciana [20].

### 3.3.3. Reconhecimento

Para realização do reconhecimento no método de Wildes, é proposta a divisão de cada uma das quatro matrizes obtidas no processo de representação da íris em blocos de 8 x 8 pixels [26]. A correlação normalizada deve ser usada para indicar a similaridade entre cada par de blocos, dado pela Expressão 2.7.

$$\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (p_1[i, j] - \mu_1)(p_2[i, j] - \mu_2)}{nm\sigma_1\sigma_2}$$

Expressão 2.7

Define-se a correlação normalizada entre duas matrizes de características das íris,  $p_1$  e  $p_2$ , de dimensão  $n \times m$ , onde  $\sigma_1$  e  $\sigma_2$  são os desvios padrões e  $\mu_1$  e  $\mu_2$  as médias respectivamente das matrizes  $p_1$  e  $p_2$ .

É produzido, para cada uma dos quatro níveis de aproximação da imagem, um vetor contendo os valores da correlação para aquele nível. Calcula-se então as medianas, onde substitui-se o nível de cinza de cada pixel pelo nível de cinza mediano em uma determinada vizinhança do referido pixel, de cada um dos vetores, compactando assim o resultado obtido até o momento. Deste processo são resultantes quatro valores, que representam o grau de similaridade entre duas íris comparadas [20].

Para definir o grau de similaridade entre duas íris é utilizado o discriminante de Fischer, cujo objetivo é identificar a maior distância entre dois pontos.

### **3.4. Método de Masek**

Desenvolvido como trabalho acadêmico, o sistema proposto por Libor Masek [19] teve como objetivo original disponibilizar um método para pesquisas e atualmente é largamente conhecido e utilizado como referência para outros trabalhos na área.

#### **3.4.1. Segmentação**

Em seu trabalho Masek utiliza a transformada circular de Hough para identificação dos círculos que delimitam as fronteiras da íris, tanto com a esclerótica quanto com a pupila. Como a transformada de Hough normalmente requer como

entrada uma imagem segmentada, somente com as bordas, Masek utiliza para detecção de bordas o método de Canny [2].

Para tratar as imagens com oclusão por parte da pálpebra ou cílios, é utilizada a transformada linear de Hough, isolando a íris das demais regiões do olho. Na Figura 3.9 pode-se acompanhar o processo de localização da íris utilizando o método de Masek. Em 3.9(a) tem-se a imagem original, enquanto em 3.9(b) a imagem já tem delimitados os contornos da íris, tanto com a pupila quanto com a esclerótica, além da separação das pálpebras.

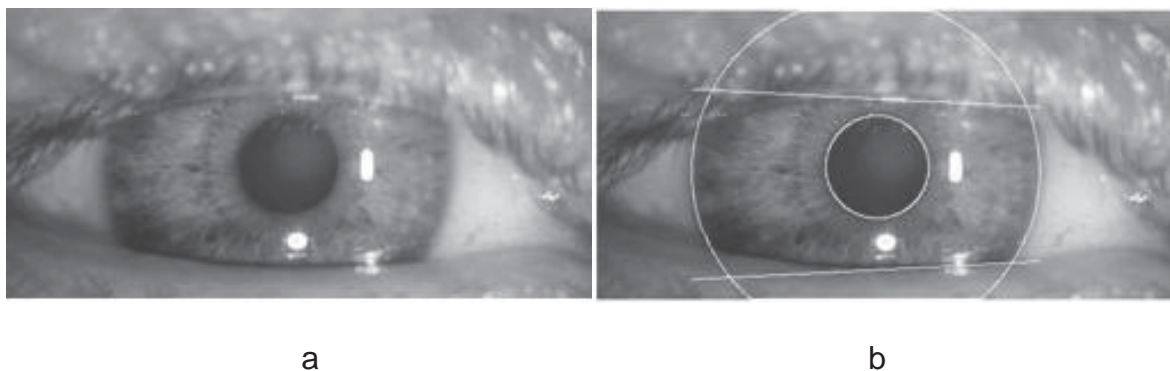


Figura 3.9 – Identificação da íris: (a) imagem original; (b) íris identificada, utilizando as transformadas circular e linear de Hough [19].

### 3.4.2. Normalização

Assim como acontece nos demais métodos, o principal objetivo da normalização proposta por Masek é tratar a diferença de distâncias para captura da imagem e dilatação da pupila, resultado de diferentes intensidades de iluminação no momento da captura da imagem.

Para normalização, a técnica é baseada no modelo de Daugman, onde o centro da pupila é considerado como ponto de referência e um vetor radial varre a



dimensão da íris de forma circular. Na Figura 3.10 tem-se o modelo de localização dos pixels pela normalização de Masek.

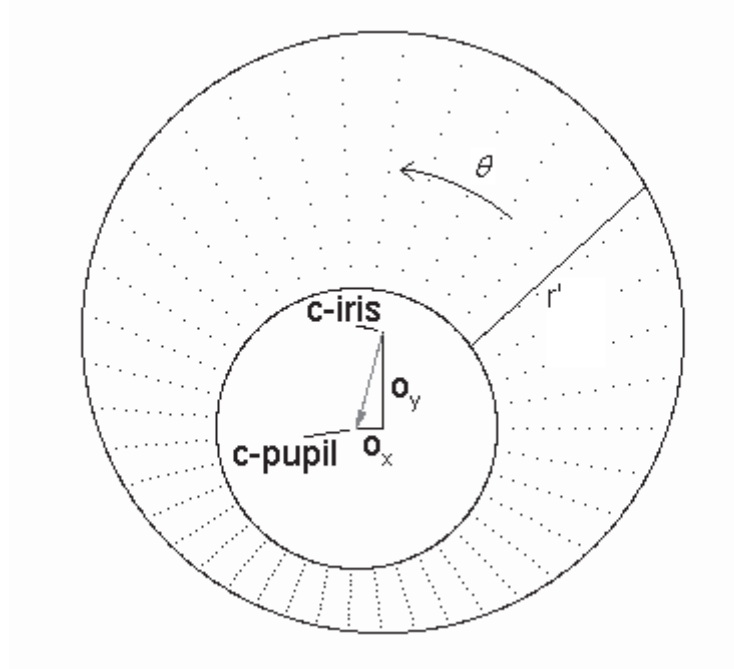


Figura 3.10 – Processo de localização de dados para normalização da imagem [19].

O processo de normalização é dado pelas equações 2.22, 2.23 e 2.24, com o deslocamento do centro da pupila para o centro da íris sendo dirigido por  $o_x, o_y$ ,  $r'$  é a distância entre a borda da pupila e a borda da íris em um ângulo  $\theta$  e  $r_I$  é o raio da íris.

$$r' = \sqrt{\alpha\beta} \pm \sqrt{\alpha\beta^2 - \alpha - r_I^2} \quad \text{Equação 2.22}$$

$$\alpha = o_x^2 + o_y^2 \quad \text{Equação 2.23}$$

$$\beta = \cos(\pi - \arctan(\frac{o_y}{o_x}) - \theta) \quad \text{Equação 2.24}$$

Um número constante de pontos é selecionado em cada linha para representar o raio da imagem, independente da largura do raio. Desta forma, a

imagem normalizada de uma íris contará com uma matriz onde a quantidade de linhas é correspondente ao ângulo e a quantidade de colunas corresponde ao raio, tendo sempre uma mesma quantidade de pixels utilizados. Na Figura 3.11 tem-se um exemplo da normalização pelo processo de Masek, onde 3.11(a) é a imagem da íris e 3.11(b) é o retângulo obtido após o processo de normalização.

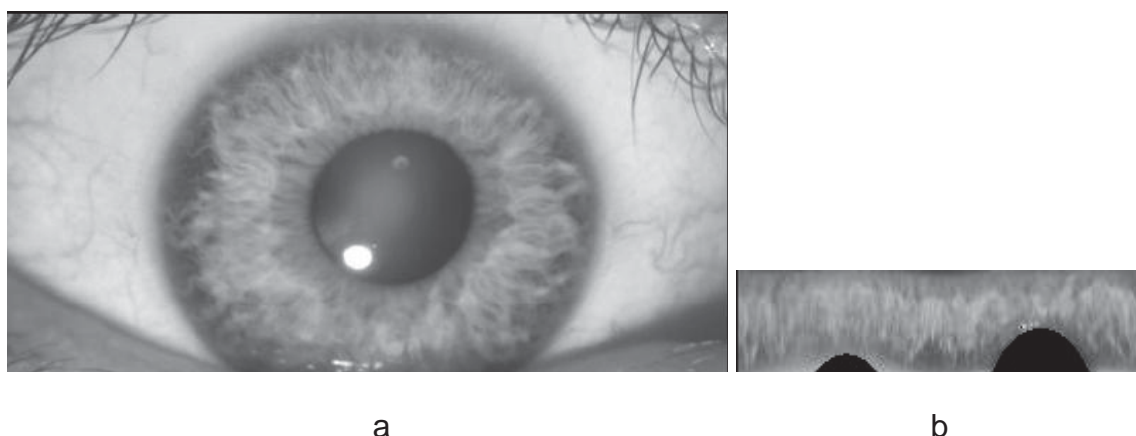


Figura 3.11 – Normalização pelo processo de Masek, (a) imagem do íris, (b) imagem do retângulo normalizado [19].

### 3.4.3. Extração de características

Na extração das características da íris, Masek utiliza a transformada *wavelet* de Log-Gabor.

O valor da intensidade das áreas de ruídos identificadas na imagem normalizada é ajustado para uma média da intensidade dos pixels vizinhos, para prevenir a influência dos ruídos na saída do filtro. Nestas imagens, pode-se considerar como ruídos as interferências de oclusão, sombra e reflexos sobre a íris.

O processo de codificação gera como saída duas máscaras binárias, uma com as informações da íris e outra de ruídos, correspondentes às áreas afetadas desta íris. Na Figura 3.12 tem-se um exemplo das máscaras binárias geradas pelo

processo de codificação de Masek, onde 3.12(a) é a máscara de características da íris e 3.12(b) é a máscara de ruídos.

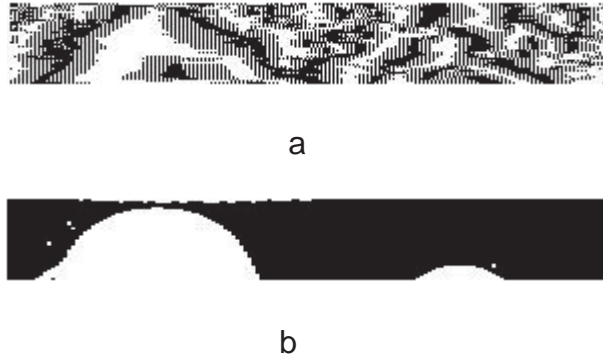


Figura 3.12 – Máscaras geradas pelo processo de codificação de Masek: (a) máscara de características; (b) máscara de ruídos.

#### 3.4.4. Comparação

No processo de reconhecimento Masek utiliza a distância de Hamming. Para a realização deste processo são utilizadas as máscaras binárias e as suas máscaras correspondentes de ruídos, para que somente os bits significativos, ou seja, aqueles cujas suas regiões na íris não são afetadas por ruídos, sejam usados no cálculo da distância, onde os bits da máscara de informações da íris que correspondem aos bits de valor zero na máscara de ruídos são calculados. Para o cálculo da distância com as duas máscaras, foi necessária uma alteração na equação padrão da distância de Hamming. Na Equação 2.25 tem-se a adaptação realizada por Masek.

$$HD = \frac{1}{N - \sum_{K=1}^N Xn_K (OR) Yn_K} \sum_{j=1}^N X_j (XOR) Y_j (AND) Xn'_j (AND) Yn'_j \quad \text{Equação 2.25}$$

com  $X_j$  e  $Y_j$  sendo os bits das máscaras de informações que estão sendo comparadas,  $X_{n_j}$  e  $Y_{n_j}$  são os bits correspondentes nas máscaras de ruídos e  $N$  é o número de bits representado por cada máscara.

## **4. Método Proposto**

Nos últimos anos foram publicados vários trabalhos referentes à identificação de indivíduos através das características da íris, partindo dos mais variados princípios e técnicas.

O objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de um método para reconhecimento de indivíduos por meio da íris, utilizando somente a sua região interna (mais próxima à pupila), uma vez que é nesta região que se encontra a maior parte das características específicas de cada pessoa [22].

Para a realização do processo de reconhecimento devem ser seguidas quatro etapas tradicionais, que são: segmentação da região de interesse da íris na imagem; normalização da imagem; extração de características; e reconhecimento. Na Figura 4.1 tem-se a sequência das etapas que devem ser seguidas. Nota-se que a partir da imagem do banco, o processo é iniciado pela identificação da região de interesse da íris, normalização, extração de características e para finalizar, o reconhecimento, que compara as características obtidas com as características das demais íris contidas no banco de dados.

### **4.1. Segmentação da íris**

O processo de segmentação da íris consiste na separação da íris das demais regiões da imagem.

Neste trabalho propõe-se a utilização somente da região interna da íris, descartando a região exterior. Dois motivos levaram a esta decisão, que são:

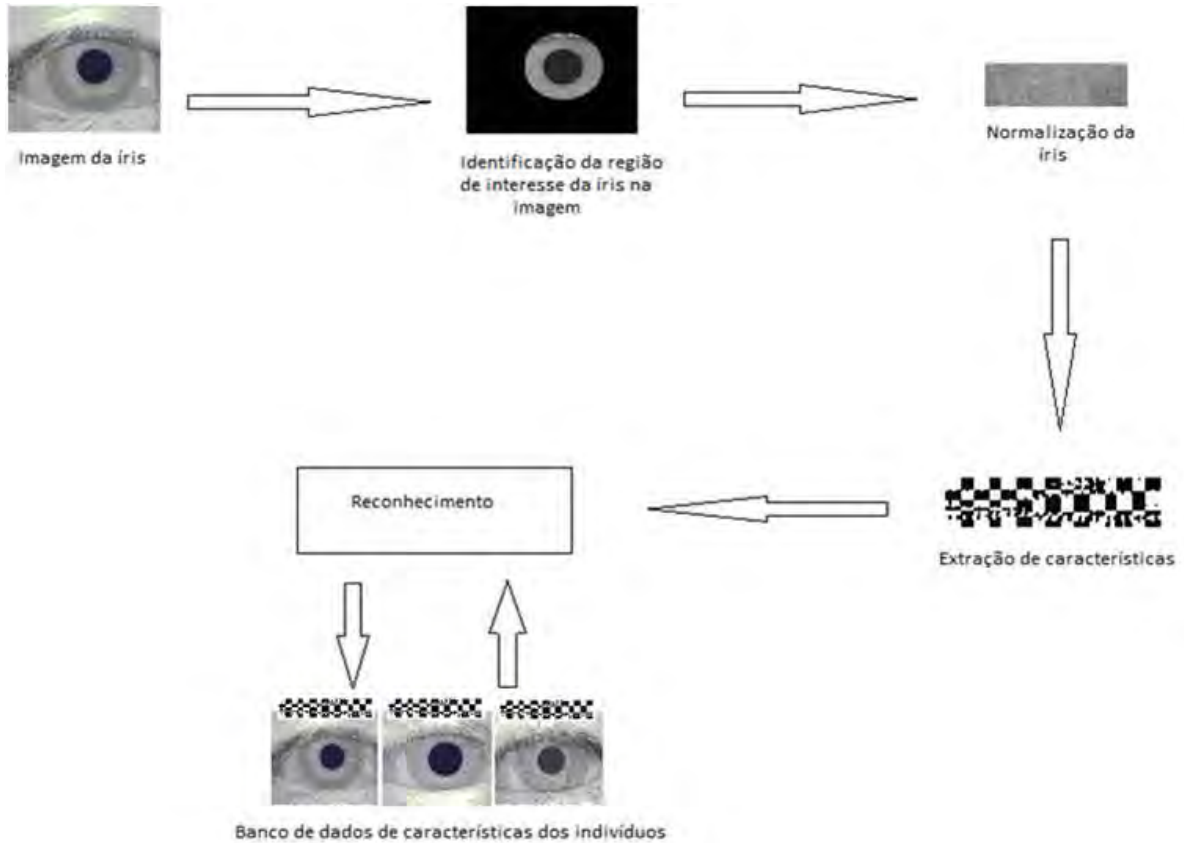


Figura 4.1 – Processo de reconhecimento proposto.

- A região interna da íris, mais próxima à pupila, é aquela onde se concentra a maior parte das características específicas de cada ser humano, enquanto a região externa, mais próxima à esclerótica, possui uma quantidade menor de pontos específicos [22]. Na Figura 4.2 tem-se duas íris de indivíduos diferentes. Pode-se notar visualmente que existe uma grande divergência entre as regiões internas dessas íris, o que não acontece para as regiões mais distantes da pupila.
- A segmentação da íris é, normalmente, um dos processos mais onerosos de todo o reconhecimento. Utilizar somente a região interna da íris diminui o tempo de processamento para a separação da região de interesse, sem perder características importantes utilizadas no reconhecimento [23].

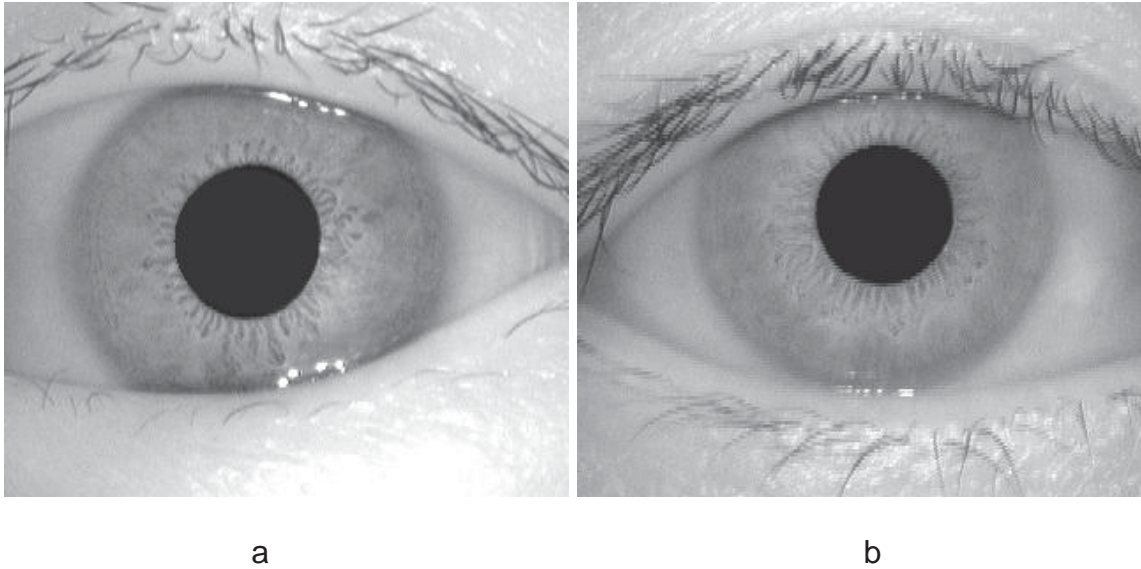


Figura 4.2 – Comparação das regiões internas e externas de duas íris distintas.

Vários trabalhos apresentam métodos para localização da íris, normalmente baseados em operadores de detecção de bordas, sendo mais conhecidos o operador integro-diferencial de Daugman e a transformada de Hough.

Neste trabalho, devido à utilização somente da região interna da íris, não é necessária a localização da fronteira entre a íris e a esclerótica. Segmentando-se a fronteira entre a pupila e a íris é possível separar a região de interesse para a realização dos processos seguintes.

Como a pupila possui intensidade mais baixa que o restante da imagem, pode-se utilizar a equalização do histograma, seguida de limiarização e de uma sequência de operações morfológicas para realizar a segmentação da fronteira entre a pupila e a íris, obtendo-se assim a região da pupila. A utilização das operações morfológicas ao invés de operadores de detecção de bordas torna o processo de segmentação mais rápido, o que é altamente relevante quando pretende-se utilizar o sistema de reconhecimento de íris instantaneamente.

A sequência dos processos utilizados na segmentação da pupila são:

- 1) equalização do histograma, que tem como objetivo realizar uma distribuição melhor dos níveis de cinza da imagem, causando uma diferenciação maior das intensidades mais altas e mais baixas;
- 2) limiarização, que visa separar as regiões da imagem com níveis de cinza abaixo de um determinado valor. Neste trabalho foi utilizado como limiar o valor obtido através da média dos pixels na região central da imagem;
- 3) dilatação, utilizado para remover eventuais pontos de baixa intensidade que não fazem parte da pupila;
- 4) abertura, que tem como objetivo reparar possíveis falhas na região da pupila causada pela aplicação da operação de dilatação; e
- 5) extração de fronteiras, utilizado para deixar somente a borda da imagem.

Na Figura 4.3 tem-se um exemplo da aplicação destes processos, onde 4.3(a) corresponde à imagem original, 4.3(b) é a imagem após a equalização do histograma, 4.3(c) é a imagem limiarizada, 4.3(d) é a imagem após a aplicação da dilatação, 4.3(e) apresenta a imagem após aplicação da operação de abertura, 4.3(f) é a imagem após a operação de extração de fronteiras e 4.3(g) apresenta a imagem original com a aplicação do círculo da pupila localizada. Nota-se que o círculo aplicado sobre a imagem 4.3(g) é o resultado da última operação morfológica, ou seja, a operação de extração de fronteiras, apresentada na Figura 4.3(f).

Após a localização da pupila, deve-se encontrar a região de interesse da íris para a realização do trabalho. Tendo-se o contorno da pupila, o processo de separação da região de interesse da íris torna-se mais simples.

Foram realizados testes com três tipos de processos para definição da região de interesse da íris, que são:



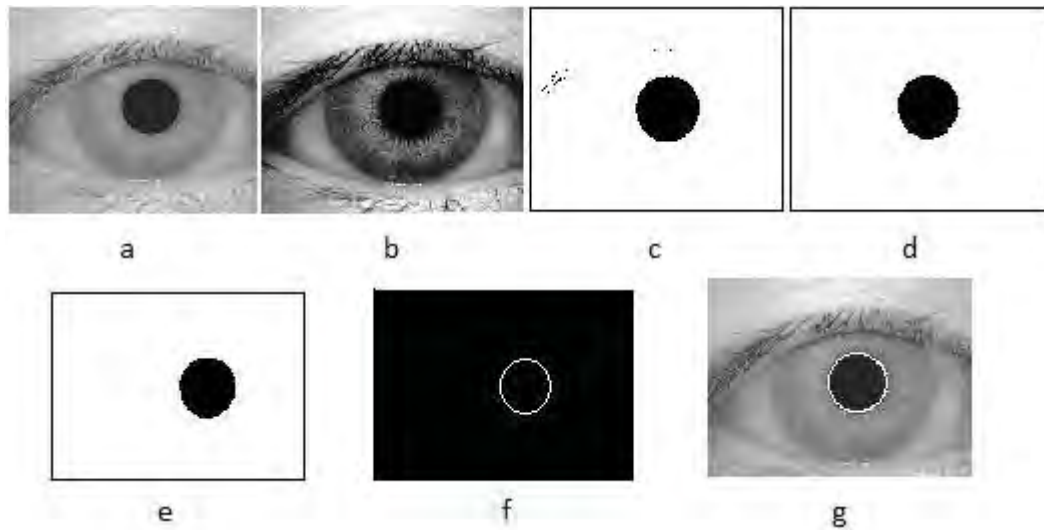


Figura 4.3 – Processo de identificação da pupila: (a) imagem original; (b) equalização do histograma da imagem; (c) imagem limiarizada; (d) aplicação da operação de dilatação; (e) aplicação da operação de abertura; (f) aplicação da operação de remoção; (g) imagem original com aplicação do círculo da pupila localizada.

- Região de interesse definida pela distância do raio da pupila. Ao obter-se a distância do raio da pupila, esta foi aplicada circularmente por toda a extensão da íris a partir da sua fronteira com a pupila, definindo assim a região de interesse na íris.
- Região de interesse definida por uma distância fixa em quantidade de pixels, aplicada circularmente por toda a extensão da íris a partir da sua fronteira com a pupila. Como distância foram utilizados 50 pixels, definidos experimentalmente para as imagens do banco utilizado. Essa distância fixa deve ser proporcional à resolução espacial das imagens utilizadas.

Foram realizados testes com distâncias fixas variando de 20 a 80 pixels. No entanto, a distância de 50 pixels foi a que apresentou os melhores resultados no processo de reconhecimento.

- Região de interesse definida através de um percentual calculado sobre a íris completa. Neste modelo foi utilizado um percentual inversamente proporcional

sobre a distância da borda da íris com a pupila até sua borda com a esclerótica, buscando utilizar sempre o mesmo número de pixels na comparação, independente da dilatação ou contração da pupila.

Após a realização dos testes com a base de dados utilizada nos experimentos, optou-se pela utilização da distância fixa como método para localização da região de interesse, devido aos resultados mais relevantes apresentados por esse modelo com relação aos demais. Esses resultados são apresentados no capítulo 5.

Na Figura 4.4 tem-se um exemplo da separação da região de interesse da íris, onde 4.4(a) é a imagem da íris com a pupila já identificada e 4.4(b) a região de interesse, sobre a qual serão realizados os processos seguintes.

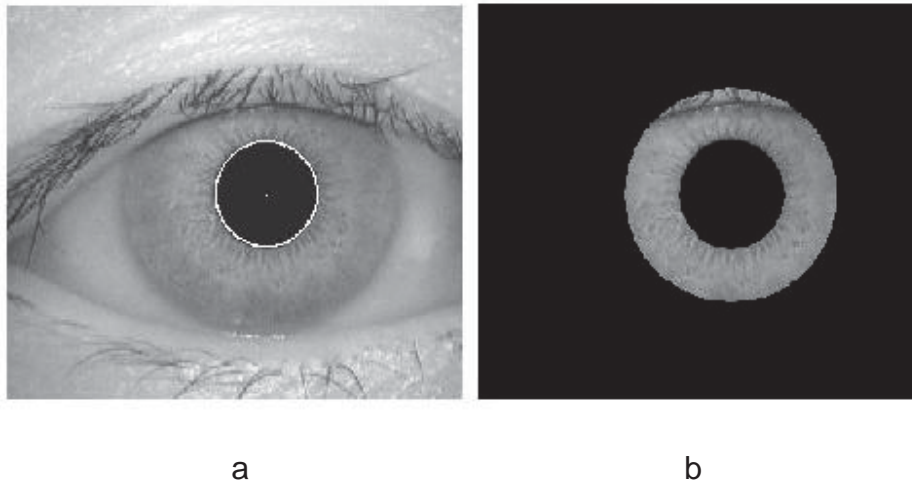


Figura 4.4 – Separação da região de interesse da íris: (a) imagem com a pupila identificada; (b) região de interesse da íris.

## 4.2. Normalização

A normalização consiste em uma transformação geométrica da região de interesse da íris para um formato apropriado para utilização da operação de extração de características, padronizando altura e largura da região a ser utilizada.

Normalmente, esse processo tem dois objetivos importantes, que são a compensação da imagem devido à variação de distância entre o indivíduo e a câmera no momento da captura da imagem e a dilatação da pupila, como resultado do excesso ou falta de iluminação no momento em que a imagem é obtida, uma vez que o excesso de iluminação faz com que a pupila se contraia, deixando a região da íris maior, enquanto a falta de iluminação causa uma dilatação na pupila, deixando a região da íris menor.

A realização deste processo transforma a imagem da íris, representada pela função  $G$ , do plano cartesiano  $G(x,y)$ , em um retângulo de coordenadas polares  $G(r, \theta)$ . Para essa implementação são necessários os parâmetros de ponto central da imagem da região de interesse, altura e largura do retângulo, uma vez que o algoritmo parte dos pixels do retângulo e busca o ponto correspondente na região de interesse da íris. Este processo é dado pelas equações 3.1, 3.2 e 3.3:

$$G(x,y) = G(r, \theta) \quad \text{Equação 3.1}$$

$$x = \sum_{ri=1}^M \sum_{ti=1}^N ((rMin + (ri - 1) * ((rMax - rMin) / (M - 1))) \cos((ti - 1) * (2\pi / N))) * cX + cY$$

$$\text{Equação 3.2}$$

$$y = \sum_{ri=1}^M \sum_{ti=1}^N ((rMin + (ri - 1) * ((rMax - rMin) / (M - 1))) \sin((ti - 1) * (2\pi / N))) * cY + cX$$

$$\text{Equação 3.3}$$

onde,  $M$  e  $N$  representam as dimensões do retângulo,  $cY$  e  $cX$  os pontos centrais da imagem da íris e  $rMin$  e  $rMax$  são, respectivamente, os raios mínimo e máximo do círculo da região de interesse da íris.

A região da imagem normalizada conta com 16384 pixels (64 x 256) definidos experimentalmente. Na Figura 4.5 tem-se o resultado do processo de normalização sobre a imagem da região de interesse da íris apresentada na Figura 4.4, onde 4.5(a) é a imagem da região de interesse da íris e 4.5(b) é a imagem normalizada.

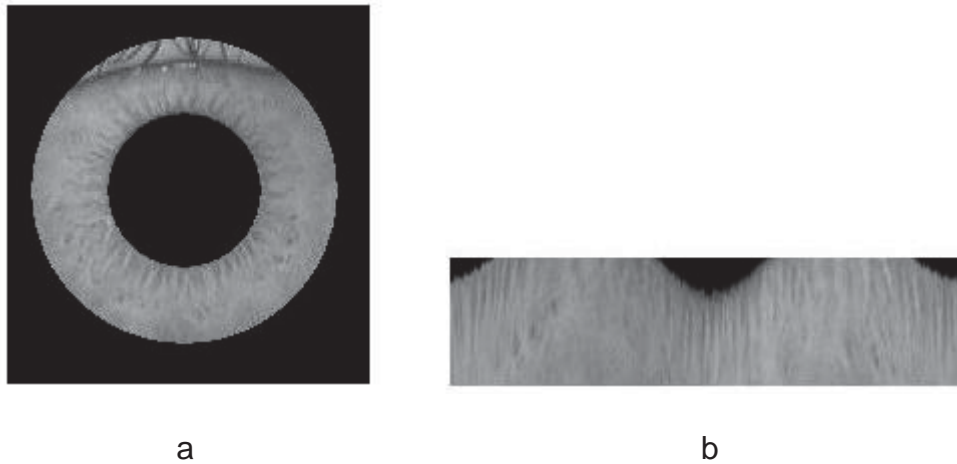


Figura 4.5 – Normalização da íris: (a) região de interesse da íris; (b) íris normalizada.

No entanto, nota-se na Figura 4.5(a) que algumas regiões da íris podem ser afetadas por pálpebras ou cílios. Além disso, após a normalização, podem ficar no retângulo regiões correspondentes à pupila, devido ao processo de transformação do plano cartesiano para o plano polar, como tem-se em 4.5(b).

Como essas regiões, que não dizem respeito à íris, podem comprometer o processo de reconhecimento, este trabalho propõe a criação de uma máscara de ruídos, onde apenas as regiões da imagem normalizada que correspondem à íris são válidas, enquanto as regiões correspondentes à pupila são consideradas inválidas para o processo de reconhecimento. Essa máscara de ruídos, como tem-se na Figura 4.6, é utilizada em conjunto com a matriz de características da íris para o processo de reconhecimento dos indivíduos.

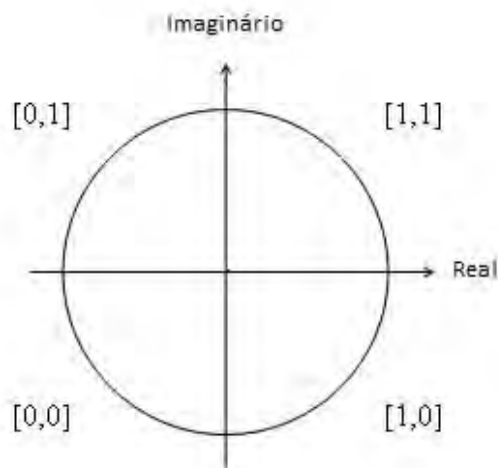


Figura 4.6 – Máscara da ruídos.

### 4.3. Extração de características

O processo de extração de características tem como objetivo extrair as informações relevantes da íris. Através dessas informações é gerado um código binário da íris que será comparado com os demais códigos do banco de dados.

Para extração das características é utilizada a *wavelet* de Log-Gabor em uma dimensão, proposto inicialmente por Masek em [19]. O padrão das imagens bidimensionais obtidas no processo de normalização é decomposto em um sinal unidimensional, e este sinal é convoluído com *wavelet* de Log-Gabor em uma dimensão. As linhas da imagem bidimensional normalizada são tomadas como um sinal unidimensional. Na Figura 4.7 tem-se o processo da aplicação da *wavelet* de Log-Gabor, onde a resposta da parte real e a resposta da parte imaginária são expressas de forma binária, gerando uma matriz binária de características da íris, semelhante ao processo realizado nos métodos de Daugman e Masek.



#### Máscara binária de características da íris

```
01 00 00 10 11 11 01 01 00 10 10 11 11 01 01 00 10 10 11 01 01 01 01 00
10 10 01 11 00 01 11 10 11 10 10 00 10 01 10 00 11 01 10 11 00 01 01 11 10
```

Figura 4.7 – Processo de aplicação do filtro de Gabor [19].

O processo de extração de características é aplicado na imagem que representa a íris, obtida no processo de normalização. Como resultado da aplicação do filtro, é obtida uma máscara binária com as características da íris. Na Figura 4.8 tem-se a máscara de características geradas a partir da imagem normalizada apresentada na Figura 4.5(b).



Figura 4.8 – Máscara de características da íris.

#### 4.4. Reconhecimento

O reconhecimento consiste na comparação da máscara binária da íris, obtida no processo de extração de características com as demais máscaras contidas no banco de dados.

Para realização da comparação foi utilizada a adaptação da distância de Hamming, proposta por Daugman [7], entre a máscara de características da íris que se está procurando e as demais máscaras do banco de dados, levando-se em conta somente os pixels válidos da máscara de ruídos dessas íris. Esse processo é dado pela Equação 3.4.

$$HD = \frac{\sum [(M1(XOR)M2) \cap R1 \cap R1]}{\sum (R1 \cap R2)} \quad \text{Equação 3.4}$$

Na Equação 3.4  $M1$  e  $M2$  representam as duas máscaras de características a serem comparadas, enquanto  $R1$  e  $R2$  correspondem às máscaras de ruídos.

O reconhecimento do indivíduo é realizado quando a distância entre duas máscaras de características é menor que um limiar estabelecido.

## 5. Resultados

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos com o trabalho realizado e a comparação destes resultados com outros trabalhos de referência na área.

Para a realização dos testes foram utilizadas as imagens do banco de íris da Academia Chinesa de Ciência – Instituto de Automação (CASIA). O banco CASIA conta com 756 imagens, com resolução espacial de 320 x 280 pixel, de 108 indivíduos diferentes, o que corresponde a 7 imagens diferentes de íris para cada indivíduo. A escolha deste banco se deve ao fato de que todos os métodos apresentados como referência e também utilizados como parâmetro de comparação para o presente trabalho já foram testados com este banco de imagens. Os resultados utilizados como base de comparação dos métodos de Daugman, Boles e Wildes foram obtidos nos trabalhos de Ma[16] e Cui[5], enquanto o algoritmo de Masek foi implementado para realização das comparações de custo computacional.

Foram utilizados também três computadores distintos durante os testes, uma vez que os dados utilizados como parâmetros de comparação foram obtidos em trabalhos realizados com computadores diferentes e versões diferentes do Matlab. Para facilitar o entendimento durante esse capítulo, vamos nomear as máquinas como:

- Máquina I: Computador pessoal com processador Intel Pentium 3 de 500 Mhz e 128 Mb de memória RAM, utilizando Matlab versão 6.0. Esta máquina foi utilizada nos testes pois trata-se de uma máquina com mesmas características da máquina utilizada por Ma[16] em seu experimento.



- Máquina II: Computador pessoal com processador Intel Pentium 4 de 2.4 Ghz e 256 Mb de memória RAM, utilizando Matlab versão 6.1. Nos testes realizados por CUI[5], seu computador possuía as mesmas características da Máquina II.
- Máquina III: Notebook com processador I3 de 2.4 Ghz e 4 Gb de memória RAM, utilizando Matlab versão 7.8. Utilizada para verificar o desempenho do método proposto em uma máquina com configurações atuais.

Os testes foram realizados sob cinco perspectivas diferentes, que são: tempo de localização da região de interesse da íris; tempo de extração de característica; percentual de exatidão na localização da íris; percentual de exatidão no reconhecimento utilizando somente as íris localizadas; e percentual de exatidão utilizando todo o banco de imagens.

Para a localização de interesse da íris neste trabalho, foram testados três modelos diferentes, descritos na seção 4.1. Na Tabela 5.1 são apresentados os resultados obtidos pelos três modelos com relação à taxa de exatidão na localização da região de interesse. Pode-se notar que o modelo de localização baseado em uma região fixa em torno da pupila apresentou os melhores resultados, sendo adotado então como método para realização do trabalho.

Tabela 5.1 – Comparação entre os métodos testados para localização da região de interesse da íris.

<b>Método</b>	<b>Exatidão</b>
Distância do raio da pupila	99,60
Distância fixa	100,00
Percentual sobre a íris completa	82,75

Os resultados mais baixos apresentados pelo modelo de Distância do raio da pupila se deve aos casos onde a pupila está muito dilatada, fazendo com que seu

raio seja maior que raio da própria íris. Nestes casos, o método busca indevidamente regiões da esclerótica como regiões de interesse da íris.

No método de Percentual sobre a íris completa, os resultados mais baixos se devem à maior dificuldade em localizar a fronteira entre a íris e a esclerótica, fazendo com que em muitas imagens essa fronteira seja detectada erroneamente.

A localização da região de interesse da íris na imagem é um dos processos mais complexos dentro do reconhecimento de pessoas por meio da íris e, sem dúvida, o processo que demanda o maior custo computacional. A diminuição da área de verificação da íris, conforme relatado na seção 4.1, propiciou ao algoritmo proposto um grande ganho no que diz respeito ao tempo necessário para a realização do processo. Além disso, a necessidade de segmentação somente da fronteira entre a íris e a pupila torna a localização relativamente mais simples, proporcionando ao método uma maior taxa de exatidão na localização da região de interesse da íris.

Na Tabela 5.2 é apresentada uma comparação entre as taxas de exatidão na localização da íris nas imagens do banco utilizado entre o método proposto e os demais métodos usados como referência neste trabalho. Pode-se observar que o método proposto é o único a localizar a região de interesse em todas as imagens.

Tabela 5.2 – Comparação do percentual de exatidão na localização da região de interesse da íris entre os métodos.

<b>Método</b>	<b>Percentual</b>
Proposto	100,00
Wildes [5]	99,50
Daugman [5]	98,60
Masek [19]	82,53

Na Tabela 5.3 tem-se a comparação com relação ao tempo médio total gasto para a localização da região de interesse. Pode-se verificar que o método proposto demanda um tempo inferior aos demais métodos para a localização da região de interesse da íris, o que se deve à diminuição da região a ser segmentada. Nota-se ainda o alto tempo gasto pelo método de Masek para localização da íris. Esse método utiliza como base para a localização exata da íris a transformada de Hough, que apesar de ser comprovadamente eficiente para localização de círculos, tem um alto custo computacional.

Tabela 5.3 – Comparação do tempo de localização da região de interesse da íris entre os métodos.

<b>Método</b>	<b>Tempo (s)</b>
Proposto	0,82
Wildes [5]	1,98
Daugman [5]	6,56
Masek	23,37

Os tempos apresentados na Tabela 5.3 foram obtidos utilizando a Máquina II, com Sistema Operacional Microsoft Windows XP, sem preocupação com relação às demais tarefas em processamento pelo Sistema Operacional. Ao realizar o teste do método proposto com a Máquina III, com o tempo médio gasto para a localização da região de interesse é de 0,27 segundos.

Além do tempo gasto para localização da região de interesse da íris, outro ponto de relevância no reconhecimento de indivíduos através da íris é o custo computacional necessário para a extração de características do indivíduo. Na Tabela 5.4 tem-se a comparação entre o tempo médio utilizado por cada um dos métodos para realizar o processo na Máquina I. Nota-se que os algoritmos de Boles e Masek, além do método proposto, demandam de um tempo menor para a extração de

características, uma vez que trabalham com a transformada *wavelet* unidimensional, enquanto métodos que utilizam modelos bidimensionais, como os trabalhos de Daugman e Wildes possuem um custo computacional mais elevado. É importante salientar que o trabalho de Boles não foi utilizado nas comparações anteriores por utilizar imagens pré-formatadas, que não necessitam de segmentação ou outros processos para a localização da região de interesse. Levando-se em conta a realização processo de extração de características pelo método proposto na Máquina III, o tempo médio gasto foi de 7.2 ms.

Tabela 5.4 – Comparação do tempo de extração de características entre os métodos.

<b>Método</b>	<b>Tempo (ms)</b>
Proposto	131,1
Masek	152,3
Boles [16]	170,3
Wildes [16]	210,0
Daugman [16]	682,5

Os resultados apresentados pelo método proposto com relação à custo computacional e localização da íris são de grande relevância. No entanto, o foco dos sistemas baseados em técnicas biométricas é a exatidão no reconhecimento. Essa exatidão, normalmente, é medida pelas taxas de falsa aceitação e falsa rejeição, conforme é detalhado na seção 2.2.1. Apesar de buscar-se sempre o menor percentual possível nas duas taxas, é comum uma grande preocupação com a taxa de falsa aceitação, uma vez que o sistema que não possui falsa aceitação garante que nenhum indivíduo será reconhecido indevidamente. Os testes realizados mostraram que o método proposto tem um alto índice de confiabilidade, já que as taxas de falsa aceitação tiveram um percentual baixo.

Na Tabela 5.5 tem-se uma relação dos percentuais de exatidão, erros, falsa aceitação (FAR) e falsa rejeição (FRR) medidos com a variação do limiar de reconhecimento estabelecido. Pode-se verificar que, conforme o limiar é aumentado, o percentual de falsa rejeição diminui, porém aumenta o percentual de falsa aceitação, o que poderia comprometer a confiabilidade no sistema. Nota-se que os melhores resultados obtidos são de 99,42% de exatidão, mas com índices mais elevados de falsa aceitação. Por esta razão, será adotado no trabalho para comparação com outros métodos, o percentual de 99,39% de exatidão, uma vez que com esse percentual a taxa de falsa aceitação (FAR) é nula.

Tabela 5.5 – Variação de percentuais de exatidão de acordo com o aumento do limiar.

<b>Limiar</b>	<b>Exatidão(%)</b>	<b>Erros(%)</b>	<b>FAR(%)</b>	<b>FRR(%)</b>
0,1165	99,39	0,606	0,000	0,606
0,1173	99,39	0,600	0,001	0,598
0,1182	99,40	0,591	0,004	0,586
0,1192	99,41	0,580	0,008	0,572
0,1196	99,42	0,575	0,009	0,566
0,1199	99,42	0,571	0,010	0,560
0,1210	99,42	0,571	0,024	0,546

Na Tabela 5.6 tem-se uma comparação entre os métodos utilizados como referência neste trabalho com relação ao melhor percentual de exatidão no reconhecimento em cada um dos métodos. Percebe-se que o método proposto por Daugman apresenta resultados altamente relevantes, com percentual de exatidão de 100,00%. Este método é bastante robusto vem sendo utilizado como referência em quase todos os trabalhos realizados na área de reconhecimento de indivíduos através da íris.

Tabela 5.6 – Comparação do percentual de exatidão no reconhecimento entre os métodos.

<b>Método</b>	<b>Percentual</b>
Daugman[16]	100,00
Masek[19]	99,75
Proposto	99,39
Wildes[16]	98,24
Boles[16]	92,64

No entanto, os resultados apresentados na Tabela 5.6 levam em consideração somente as íris que foram “localizadas” no processo de identificação da íris por cada um dos métodos. Por outro lado, se levarmos em consideração todo o banco de imagens, temos uma modificação significativa na comparação dos percentuais de exatidão. Essa alteração dos percentuais se deve ao fato de que alguns algoritmos são altamente robustos no reconhecimento, porém não tem um desempenho tão relevante na localização íris.

Na Tabela 5.7 tem-se uma comparação entre os métodos sem descartar nenhuma imagem do banco. Nota-se, que utilizando todo o banco de imagens, o método proposto tem um desempenho superior aos demais métodos, uma vez que é o único dos métodos a identificar a íris em todas as imagens do banco.

Tabela 5.7 – Comparação do percentual de exatidão no reconhecimento com o banco de imagens completo entre os métodos.

<b>Método</b>	<b>Percentual</b>
Proposto	99,39
Daugman	98,60
Wildes	97,74
Boles	92,64
Masek	82,32

## 5.1. Discussões

O estudo de métodos para reconhecimento de indivíduos através de características da íris cresceu muito nos últimos anos. Isso se deve principalmente pela popularização das técnicas biométricas e, no caso da íris, por algumas de suas características, como o fato de se manter estável com o passar dos anos, ser uma região protegida do corpo humano e a grande quantidade de pontos específicos de cada pessoa que esta região contém. Além disso, por ser uma técnica não invasiva, possui uma aceitação maior por parte da população comparando-se com outras técnicas.

Vários trabalhos já foram apresentados na área, dos quais a grande maioria tem como foco principal a taxa de exatidão no reconhecimento.

O trabalho apresentado nesta dissertação utiliza somente a região interna da íris para fazer o reconhecimento, uma vez que esta região possui a maior parte dos pontos característicos específicos, enquanto a região externa conta com uma quantidade de pontos específicos relativamente baixa.

A diminuição da área de verificação da íris torna o processo de segmentação, um dos processos mais difíceis e onerosos de todo sistema de reconhecimento, mais rápido, reduzindo assim o tempo total do processamento. Além disso, a utilização da *wavelet* de Log-Gabor em uma dimensão possui um tempo de processamento menor do que a utilização do processo de forma bidimensional.

Pode-se verificar que a utilização do método proposto, além de reduzir consideravelmente o custo computacional e garantir a localização da íris em todas as imagens do banco utilizado, o que é de grande importância para a realização dos demais processos, não faz com o que o sistema perca confiabilidade e segurança,

uma vez que, se não forem descartadas imagens do banco, o método apresenta os melhores percentuais de exatidão entre todos os métodos utilizados como referência para o trabalho.



## 6. Conclusão

Apresentou-se neste trabalho um método para reconhecimento de pessoas por meio das características localizadas na região interna da íris.

Os resultados obtidos mostraram que a utilização do método tem grande relevância em três aspectos, que são: tempo de localização da íris, percentual de exatidão na localização e o percentual de exatidão no reconhecimento quando é utilizado todo o banco de imagens.

Foi possível verificar que devido à necessidade de localizar somente a fronteira entre a pupila e íris, o processo torna-se significativamente mais rápido que outros métodos já apresentados. A diminuição da área de verificação faz ainda com que o trabalho de localização da região de interesse da íris seja mais simples, uma vez que a região da pupila possui intensidade mais baixa que as demais regiões do olho, fazendo com que seja possível, no trabalho apresentado, a localização da íris em todas as imagens do banco utilizado para os testes.

Mostrou-se ainda que, ao realizar a comparação de percentuais de exatidão no reconhecimento, o método proposto é o que apresenta os índices mais altos se for levado em consideração todo o banco de imagens, uma vez que os métodos utilizados para comparação não utilizam todas as imagens de banco no processo de reconhecimento.

Com base nos resultados obtidos, pode-se afirmar que é possível realizar o reconhecimento de indivíduos utilizando somente a região interna da íris, com confiabilidade e segurança, além de uma grande redução do custo computacional para a realização do processo.

## 6.1. Trabalhos Futuros

Como proposta para trabalhos futuros é indicada a criação de um banco de imagens de íris para realização de testes com o algoritmo apresentado neste trabalho, sugerindo ainda possíveis melhorias no método.

A proposta é criar um banco com imagens coloridas, de vários padrões diferentes e sem tratamento, adquirindo essas imagens em circunstâncias diferentes, para que haja também variações na dilatação da íris. Deve-se utilizar o método proposto para a realização de testes neste banco e, se necessário, propor melhorias.

Propõe-se também implementar o método apresentado nesta dissertação em linguagem C. Levando-se em conta que, normalmente, a velocidade de execução dos algoritmos implementados em linguagem C é superior aos algoritmos implementados em Matlab, é provável que os tempos obtidos no método proposto sejam ainda menores se implementados em linguagem C.

## Referências bibliográficas

- [1] W. W. Boles e B. Boashash. A Human Identification Technique Using Images of the Iris and Wavelet Transform. *IEEE Transaction Signal Processing*, vol.46, n.4, pag. 1185-1188, 1998.
- [2] J. Canny. A Computacional Approach to Edge Detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol 8, pag.679-698, 1986.
- [3] C. R. Castelano. Estudo comparativo da transformada wavelet no reconhecimento de padrões da íris humana. Dissertação de Mestrado. Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, Brasil, 2006.
- [4] R. F. L. Chavez. Uma proposta para melhoria na eficiência de um sistema de reconhecimento de íris humana. Dissertação de Mestrado. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, Brasil, 2007.
- [5] J. Cui, Y. Wang, T. Tan, L. Ma and Z. Sun. A Fast and Robust Iris Localization Method Based on Texture Segmentation. Center for Biometric Authentication and Testing, National Laboratory of Pattern Recognition, Chinese Academy of Sciences, Beijing, P. R. China, 2004.
- [6] J. Daugman. High confidence visual recognition of persons by test of statistical independence. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* vol. 15, pag.1148–1161, 1993.
- [7] J. Daugman. How Iris Recognition Works. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 14, n. 1, pag. 21-30, 2004.
- [8] J. Daugman. Wavelet Demodulation Codes, Statistical Independence, and Pattern Recognition. Disponível em [citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.46.2202.pdf](http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.46.2202.pdf), acesso em setembro de 2010.
- [9] T. A. Dócusse. Um método para melhoria de qualidade de imagens médicas utilizando a transformada *wavelet*. Dissertação de Mestrado. Instituto de Biociências,

Letras e Ciências Exatas da Universidade Estadual Paulista, São José do Rio Preto, Brasil, 2008.

[10] G. D. Duarte. Uso da transformada de Hough na detecção de círculos em imagens digitais. Disponível em [www2.pelotas.ifsul.edu.br/glaucius/tese/artigo10.pdf](http://www2.pelotas.ifsul.edu.br/glaucius/tese/artigo10.pdf), acesso em setembro de 2010.

[11] R. O. Duda e P. E. Hart. Pattern classification and scene analysis. IEEE Transaction on Automatic Control, pag. 462-463, 1974.

[12] A. C. Gonzales e R. E. Woods. Processamento digital de imagens – 3ª edição. Pearson Prentice Hall, São Paulo, Brasil, 2010.

[13] R. W. Hamming. Error detecting and error correcting codes. The Bell System Technical Journal, V. 29, nº 2, 1950.

[14] A. K. Jain, A. Ross and S. Prabhakar. An Introduction to Biometric Recognition. IEEE Transaction on Circuits and System for Video Technology. V. 14, nº 1, pag.4-20, 2004.

[15] T. S. Lee. Image representation using 2D Gabor *wavelets*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. V. 18, nº 10, pag.1-13, 1996.

[16] L. Ma, T. Tan, Y. Wang and D. Zhang. Efficient Iris Recognition by Characterizing Key Local Variations. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, nº13, pag. 739-750, 2004.

[17] L. Ma, T. Tan, Y. Wang e D. Zhang. Personal identification based on iris texture analysis. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.25, nº 12, pag.1519-1533, 2003.

[18] O. Marques Filho e H. Vieira Neto. Processamento Digital de Imagens. Brasport, Rio de Janeiro, Brasil, 1999.

[19] L. Masek. Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification. Master's Degree Dissertation. School of Computer Science and Software Engineering, The University of Western, Australia, 2003.

- [20] R.C. Nascimento. Sistema de identificação baseada na estrutura da íris. Dissertação de Mestrado. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil, 2005.
- [21] A. Pagamisse. Discriminação de texturas pela transformada *wavelet*. Tese de doutorado. Instituto de Matemática Aplicada da Universidade Estadual de Campinas, Campinas, Brasil, 2005.
- [22] M. Pereira. Uma Proposta para o Aumento da Confiabilidade de um Sistema de Reconhecimento de Íris e sua Implementação através de Algoritmos Genéticos. Dissertação de Mestrado. Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia. 2005.
- [23] J.G. Rogeri, A.S. Pereira, N. Marranghello, A.F. Araujo and J.M.R.S. Tavares. Method for Iris Recognition Based on its Internal Region. CMBBE2010 - 9th International Symposium on Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 6 pag., Valencia, Spain, 2010.
- [24] J.V.B. Soares. Segmentação de vasos sanguíneos em imagens de retina usando *wavelets* e classificadores estatísticos. Dissertação de Mestrado. Instituto de Matemática e Estatística. Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil, 2007.
- [25] U. Sodré. Transformadas de Fourier. Disponível em <http://www.mat.uel.br/matessencial/superior/pdfs/tfourier.pdf>, acesso em setembro de 2010.
- [26] R. Wildes. Iris recognition: an emerging biometric technology. Proceedings of the IEEE, vol.85, n.9, pag.1348-1363, 1997.
- [27] R. Zewail, A. Seif, N. Hamdy e M. Saeb. Iris identification based on Log-Gabor filtering. Disponível em [http://www.magdysaeb.net/images/IRISPAPER\\_v3.pdf](http://www.magdysaeb.net/images/IRISPAPER_v3.pdf), acesso em agosto de 2010.