

Segmentação de imagens de íris com oclusão no reconhecimento de um indivíduo

Leivir Fochezatto¹
Letícia Vieira Guimarães²
Adriane Parraga³

Resumo

Este trabalho apresenta um algoritmo de segmentação de imagens da íris para melhorar a precisão no reconhecimento dessas imagens em indivíduos com oclusão. O algoritmo proposto foi realizado com: (1) segmentação de imagens da íris; (2) localização da pupila; (3) localização do raio externo da íris; (4) normalização da íris e (5) detecção e remoção dos artefatos. O algoritmo foi aplicado em um banco de dados de 756 imagens de olhos. Com a finalidade de validar e avaliar a acurácia do algoritmo proposto, este foi comparado com um método tradicional. Foram encontrados os resultados de 98,37% no algoritmo proposto e de 95,86% no algoritmo tradicional. Portanto, os resultados sugerem que o algoritmo proposto é melhor que o método tradicional na identificação biométrica.

Palavras-chave: Reconhecimento de íris. Segmentação de imagens. Biometria.

Abstract

This work presents an algorithm for iris image segmentation to improve the recognition accuracy on these images of individuals with occlusion. The proposed algorithm was carried out with: (1) iris image segmentation; (2) pupil localization; (3) external radius of the iris localization; (4) iris normalization and (5) detection and removal of the artifacts. The algorithm was performed on a database of 736 eye images. In order to validate and evaluate the accuracy of the proposed algorithm, this one was compared to a traditional method. The results found were 98.37% in the proposed algorithm and 95.86% in the traditional algorithm. Thus, the results suggest that the proposed algorithm is better than the traditional method for biometric identification.

Keywords: Iris recognition. Image segmentation. Biometry.

¹ Engenheiro em Sistemas Digitais pela Universidade Estadual do Rio Grande do Sul (UERGS), Guaíba, RS, Brasil. E-mail: leivir@gmail.com

² Doutora em Ciência de Computação e Engenharia de Sistemas pelo Muroran Institute of Technology, Hokkaido, Japão e professora na Universidade Estadual do Rio Grande do Sul (UERGS), Guaíba, RS. E-mail: leticia-guimaraes@uergs.edu.br

³ Doutora em Engenharia elétrica pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), Porto Alegre, RS, Brasil e professora na Universidade Estadual do Rio Grande do Sul (UERGS), Guaíba, RS. E-mail: adriane-parraga@uergs.edu.br

Artigo recebido em 07/11/2011 e aceito em 26/05/2012.

1 Introdução

Os sistemas biométricos, ao fazerem uso de características físicas únicas dos indivíduos, têm sido amplamente utilizados devido à confiabilidade que proporcionam. Em função da fragilidade dos sistemas de acesso e segurança convencionais, a biometria vem ganhando espaço na autenticação e identificação de indivíduos (RIHA; MATYAS, 2000). A escolha da íris deve-se ao fato dessa ser uma característica única para cada indivíduo, difícil de ser fraudada e estável ao longo da vida de um indivíduo, sendo utilizada expressivamente em sistemas de identificação robustos. Por isso, os sistemas de reconhecimento pela íris vêm tendo expressivo aumento de investimentos em pesquisa (BOLES, 1997; DAUGMAN; DOWNING, 2001; DAUGMAN, 2002; MA et al., 2003).

Para desenvolver um sistema de identificação baseado em biometria, são necessários três passos: segmentação da íris, extração de características e a classificação. Embora a maioria dos trabalhos se preocupe com a extração de característica, o processo de aquisição e segmentação de imagem é o fator de principal influência no resultado da aplicação dos algoritmos de extração de características e reconhecimento de padrões. Por exemplo, o processo de aquisição deve se preocupar com a posição do olho e a iluminação. Se a aquisição atender a esses requisitos, normalmente, a segmentação detecta a pupila. Porém, nos casos em que a íris está ocluída parcialmente por artefatos, como pálpebras ou cílios, alguns trabalhos descartam essas imagens na segmentação. Em função disso, alguns trabalhos apresentam resultados com imagens selecionadas, ou seja, sem obstrução da íris e descrevem métodos de extrações de características.

Em Daugman (2001), foi utilizado um operador integro-diferencial para a detecção de bordas da íris, método este baseado em análise multirresolução. Esse operador estima, separadamente, os parâmetros da íris e da pupila. Para extração de características da íris, Daugman propõe a utilização da Transformada Ótima de Gabor 2D complexa; a imagem da íris resultante da Transformada é quantificada, baseada na informação de fase. Essa quantização é uma codificação do padrão da íris e é utilizada para comparar e classificar cada indivíduo (DAUGMAN, 2002). Em Masek, (2003), foi utilizada a Transformada Wavelets, para caracterizar a íris e a distância

euclidiana ponderada para a classificação de indivíduos. Em Wildes (1997), foi utilizado o filtro de detecção de borda, baseado no gradiente e a correlação normalizada, para classificar os indivíduos. Em Daugman (2007), foi proposto o uso da técnica de contornos ativos para segmentar os artefatos presentes sobre a íris, reduzindo a taxa de erro em 50%. Em Quartieri (2008), foi utilizada a Transformada de Gabor ótima como extractor de características da íris. Essas pesquisas vêm obtendo um índice de acerto na identificação de indivíduos cada vez maior, porém, quando a oclusão ocorre, esses índices caem (QUARTIERI, 2008). Em função disso, alguns autores dividem o banco de imagens de íris com e sem oclusão, para poder comparar as técnicas de extração de características (DAUGMAN, 1993; BOLES; BOASHASH, 1998; QUARTIERI, 2008). Em Boles (1997) e Ma et al., (2003) há exemplos de estudos que se preocuparam com o problema de imagens de oclusão e propuseram técnicas simples de pré-processamento de imagens, apesar de não ter sido o foco dessas publicações.

O objetivo deste estudo é propor um algoritmo de segmentação em imagens de íris com oclusão no reconhecimento do indivíduo. O algoritmo proposto realiza a detecção e a exclusão dos artefatos, aumentando os índices de acerto na tarefa de reconhecimento de padrões. O termo artefato, neste contexto, significa a oclusão parcial da íris pelas pálpebras ou cílios. Para o reconhecimento de um indivíduo através da íris, foi implementado um algoritmo para reconhecê-la, utilizando a técnica de correlação normalizada das imagens de íris. A correlação normalizada foi aplicada a um conjunto de imagens de um mesmo indivíduo e calculada a média das correlações. A correlação média foi utilizada como o modelo representativo da íris de cada indivíduo. Foram feitos dois experimentos, o primeiro sem a aplicação do algoritmo de segmentação proposto, e o segundo, removendo os artefatos, utilizando o algoritmo proposto.

A apresentação deste estudo é organizada da seguinte forma. Na seção de metodologia, é descrito o método utilizado para a segmentação da pupila e, por conseguinte, da íris. Na seção materiais e método são descritos a métrica utilizada na comparação, o banco de imagens e os índices de desempenho. Na seção apresentação e análise dos resultados são apresentados os índices obtidos, comparando as imagens de íris segmentadas com e sem a presença de artefatos. Por fim, é feita a análise dos resultados e as conclusões.

2 Metodologia de análise da imagem

A metodologia utilizada neste trabalho é apresentada nesta seção. Os algoritmos foram implementados e testados, utilizando a ferramenta Matlab versão 7.6.

1.1 Segmentação da íris

A segmentação é a fase que subdivide a imagem nas regiões que a constituem, de maneira que o objetivo seja alcançado. A segmentação é complexa e essencial em qualquer tipo de processamento de imagem; essa etapa é fundamental no processamento digital de imagem e pode definir sucesso ou fracasso nos resultados finais (GONZALES; WOODS, 2002). No caso deste trabalho especificamente, o objetivo a ser alcançado é o de separar a íris do resto da imagem. Desse modo, a segmentação chega ao seu final, quando a íris for devidamente isolada do resto da imagem.

Neste estudo, este processo foi dividido em três etapas: (1) localização da circunferência da pupila (centro e raio); (2) detecção do raio externo da íris e (3) detecção dos artefatos (cílios e pupila), após a normalização da imagem. A seguir, é descrito em detalhes como foram implementados a localização da pupila, da íris e, por fim, a segmentação dos artefatos nas imagens normalizadas da íris.

1.1.1 Localização da pupila

A pupila, por ser a parte mais escura da imagem, foi localizada, utilizando o método de limiarização. O limiar foi definido experimentalmente, ou seja, os pixels com níveis de cinza, abaixo do limiar, são considerados como sendo a pupila. O valor de nível de cinza, utilizado como limiar, foi 75. Porém, devido aos cílios e outras partes da imagem também terem intensidade semelhante e, também, pelo fato da pupila poder ter algum tipo de reflexão da iluminação no momento da aquisição, utilizou-se o processo morfológico de fechamento (método que exclui pequenas imagens e funde os reflexos contidos na pupila). Por último, os pixels binários são invertidos. A figura 1 ilustra as etapas supracitadas.

A próxima etapa consiste em localizar o centro e o raio da pupila. Utilizou-se a equação (1), para calcular a área da região encontrada, e a equação (2), para localização do centroide da mesma. Com a área da região da pupila delimitada, o raio foi encontrado, utilizando as equações 1, 2 e 3.

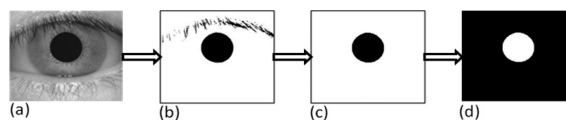


Figura 1 – localização da pupila (a) imagem original; (b) imagem após a limiarização; (c) imagem depois da morfologia (fechamento); (d) imagem negada (invertida)

Fonte: Os autores, (2011).

$$A = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(i, j) \quad (1)$$

$$\bar{r} = \frac{1}{A} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(i, j) \cdot i \quad \bar{c} = \frac{1}{A} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(i, j) \cdot j \quad (2)$$

$$raio_{pupila} = (A/\pi)^{1/2} \quad (3)$$

Nas equações, $p(i, j)$ é o valor do pixel da imagem, ou seja, são os níveis de cinza que podem variar de 0 a 255 para imagens de 8 bits de profundidade; $n \times m$ é o tamanho da imagem em número de pixels; A é a área em pixels; r é a linha do centro da imagem binária; c é a coluna do centro da imagem binária e $raio_{pupila}$ é o raio da pupila.

2.1.2 Localização do raio externo da íris

Nesta etapa, primeiramente, aplica-se na imagem original, figura 2(a), uma equalização no histograma, figura 2(b). A figura 2(c) apresenta o resultado do operador morfológico de abertura para realçar a borda relevante da imagem (borda externa da íris). Posteriormente, aplicou-se o filtro detector de bordas Canny (PRATT, 2007) que retorna uma imagem binária, demarcando as máximas bordas da imagem, conforme ilustrado na figura 2(d). A borda referente à pupila da imagem foi então retirada, excluindo os pixels pertencentes à região da pupila, conforme mostrado na figura 2(e).

Para estimar o raio externo da íris, foi utilizado o centro da pupila como referência; a proposta consiste em calcular a distância euclidiana entre a borda encontrada e o centro da íris. Como o propósito da segmentação é ter menos interferência da oclusão da íris para obter melhores resultados, foi estipulada uma máscara retangular que delimita uma região de interesse, representada na figura 2(f) por um contorno verde; essa máscara está vertical-

mente 15 pixels acima do centro da pupila e 65 pixels abaixo do centro. A região de interesse ainda contempla 120 pixels à esquerda e 120 pixels à direita do centro da pupila.

Os pixels em tons claros, dentro da região de interesse na figura 2(f), demarcam as bordas da imagem, após aplicação do filtro Canny. Todos os pixels, assim demarcados e que estejam dentro da região de interesse, terão sua distância em relação ao centro da pupila medida. Essas servirão de medida para estimar o raio externo da íris. Dentro da região de interesse da figura 2(f), a maioria dos pixels de tons claros corresponde aos pixels da borda externa da íris. Porém, ainda existem pixels de borda correspondente a ruído. Para descartar esses pontos e aumentar a probabilidade de sucesso, foi calculado a média e o desvio padrão das distâncias, com o intuito de utilizar esses valores para filtrar os pixels que não representam a borda esperada. Desse modo, as distâncias encontradas são filtradas, e as que estão fora de um desvio padrão (para mais ou para menos) são descartadas. Esse processo é executado duas vezes para obter um melhor efeito. Finalmente, a média das distâncias remanescentes é apresentada como o raio externo da íris.

A figura 3 apresenta imagens, cuja segmentação da íris e da pupila, é representada pelos contornos verdes. A figura 3(a) apresenta imagens segmentadas, considerando todos os pixels de borda da imagem. A figura 3(b) mostra imagens segmentadas pelo método proposto, apresentado na figura 2, utilizando uma região de interesse (contorno verde da figura 2(f)). Essas imagens evidenciam que o método proposto é mais apropriado na estimação dos limites da íris, quando a imagem apresenta artefatos.

2.1.3 Normalização da íris

A normalização da íris consiste em padronizar a imagem da íris segmentada, visto que a captura não é perfeita, e há diversas características que modificam a imagem capturada (variação da luminosidade, distância da imagem adquirida e reações naturais da pupila). Um dos objetivos desse procedimento é compensar a variação da distância de captura da imagem, a dilatação ou contração da pupila e a inclinação da cabeça. Na normalização, para permitir comparações, o anel da íris é transformado em uma imagem de formato retangular com tamanho pré-determinado. Assim, a normalização faz

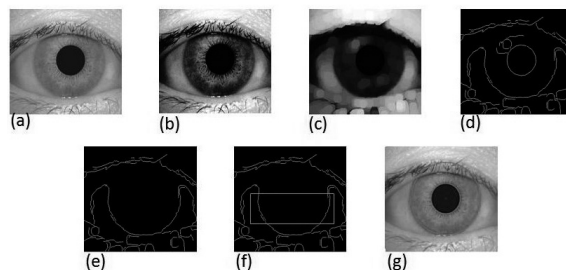


Figura 2 – Etapas realizadas até a delimitação do raio externo da íris respectivamente: (a) imagem original; (b) imagem equalizada; (c) abertura da imagem; (d) filtro Canny; (e) filtro Canny, depois de retirada a borda da pupila; (f) região de interesse, contorno verde, utilizada para estipular o raio externo da íris e (g) delimitação da íris entre as duas circunferências

Fonte: Os autores, (2011).

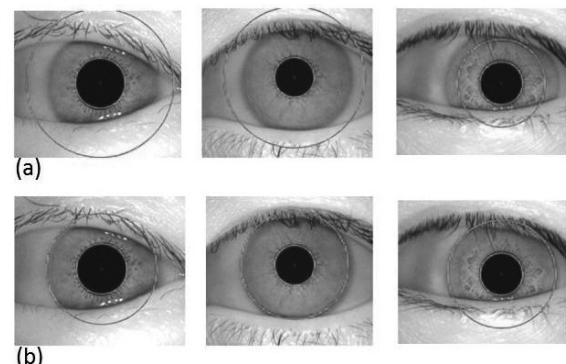


Figura 3- Ilustração da segmentação da íris em imagens do banco de dados CASIA (ver seção 3.1), sendo: (a) imagens segmentadas, utilizando todos os pontos de borda, encontrados na imagem; (b) segmentadas, utilizando os pontos de borda dentro da região de interesse (contorno verde da figura 2(f))

Fonte: Os autores, (2011).

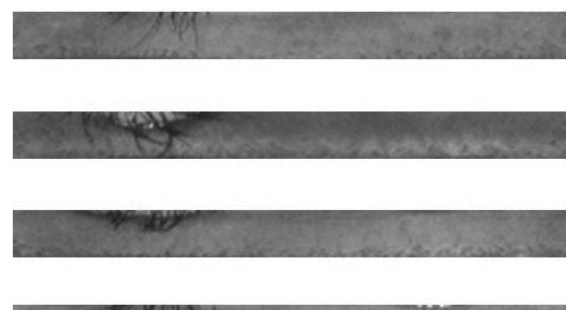


Figura 4 – Exemplos de íris normalizadas, a partir de imagens segmentadas

Fonte: Os autores, (2011).

o objeto de interesse (nesse caso, a íris) ter as mesmas dimensões mesmo sob condições de aquisição diferentes (MASEK, 2003).

Neste trabalho, a normalização foi baseada no método proposto por Daugman (2002). Desse modo, o anel entre o raio da pupila e o raio externo da íris é convertido em um retângulo de dimensões fixas. As dimensões escolhidas

para o retângulo foram 20x240, ou seja, 20 pixels representam a resolução vertical e 240 pixels representam a resolução horizontal da normalização. A figura 4 exibe exemplos de imagens das íris normalizadas, após a segmentação feita pelo método proposto.

2.2 Detecção e remoção dos artefatos

Apesar de a imagem segmentada ter o intuito de separar um objeto de interesse, na maioria das vezes, isso não é possível sem algum tipo de informação indesejada, especialmente no caso da segmentação da íris que, normalmente, é parcialmente coberta pelas pálpebras e ou cílios. Desse modo, para obter melhores resultados no reconhecimento, é preciso eliminar ou amenizar esses tipos de oclusão. O processo de segmentação dos artefatos, aqui proposto, se faz sobre a imagem normalizada, ao contrário do proposto por Dagman (2007), onde os artefatos são filtrados, antes da normalização da imagem. As figuras 5, 7 e 9 mostram imagens normalizadas de íris com diferentes graus de oclusão. A seguir, é apresentado o procedimento empregado para resolver esse problema.

Normalmente, a íris possui uma distribuição de níveis de cinza, conforme pode ser visualizado no histograma do gráfico 1. A detecção dos artefatos é feita por segmentação, realizando a análise de histograma, onde são inferidos os limiares dos intervalos dos valores dos pixels correspondentes à pupila, à íris e aos cílios na imagem. A análise do histograma é feita em duas etapas: 1) busca do nível de cinza com maior ocorrência (P1), pertencentes à íris e 2) cálculo dos limiares de homogeneidade da íris (P2 e P3). Para encontrar os valores dos limiares P2 e P3, foi efetuada uma varredura no histograma. A partir da intensidade de P1, decrementando em uma unidade P1 (P1-1, P1-2,...), essa varredura ocorre até encontrar uma intensidade com menos de 20 ocorrências. Essa intensidade foi denominada de limiar P2. O valor de 20 ocorrências no histograma foi definido empiricamente. Para encontrar o valor de P3 foi feito um processo semelhante, porém P1 foi incrementado de uma unidade (P1+1, P1+2,...) até achar a uma intensidade superior a P1 com menos de 20 ocorrências, denominada de limiar P3. Os níveis de cinza, fora desse intervalo (P2,P3), são considerados oclusão, e esses tem seu valor modificado para o nível 0 na imagem que corresponde ao preto.

Os gráficos 1, 2 e 3 correspondem aos histogramas das imagens de íris apresentadas nas figuras 5, 7 e 9.

As imagens submetidas a esse processo, tais quais as imagens das figuras 5, 7 e 9, geram imagens similares às das figuras 6, 8 e 10, nas quais uma fração significativa da oclusão de cílios e pálpebras é identificada. Pode-se observar que esse método também detecta erroneamente alguns pixels que pertencem à íris como oclusão. Isso, porém, ocorre porque parte da textura da íris pode conter uma pigmentação diferenciada. Ao final, os pixels identificados como artefatos são excluídos no processo de reconhecimento.



Figura 5 - Imagem de entrada: íris normalizada com oclusão de pálpebra
Fonte: Os autores, (2011).

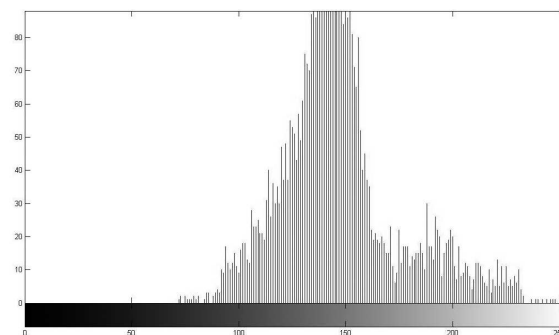


Gráfico 1 - Histograma da imagem da figura 5, onde os valores dos limiares determinados através do algoritmo proposto são P1 = 144, P2 = 113 e P3 = 164
Fonte: Os autores, (2011).



Figura 6 - Imagem de saída, após o processamento da imagem da íris na figura 5, após o mascaramento das regiões de exclusão, determinadas pelos limiares escolhidos no histograma do gráfico 1
Fonte: Os Autores, (2011).



Figura 7 - Imagem de entrada: íris normalizada com oclusão de cílios
Fonte: Os Autores, (2011).

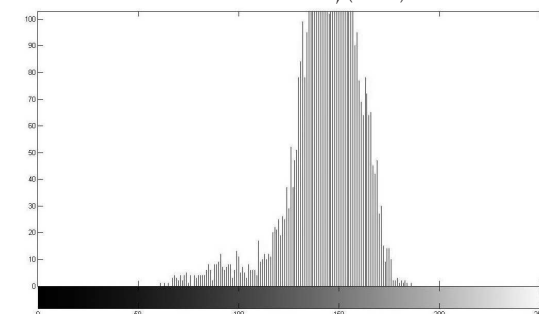


Gráfico 2 - Histograma da imagem da figura 7, onde os valores dos limiares determinados através do algoritmo proposto são P1 = 148, P2 = 122 e P3 = 173
Fonte: Os autores, (2011).



Figura 8 - Imagem de saída, após o processamento da imagem da íris na figura 7, após o mascaramento das regiões de exclusão, determinadas pelos limiares escolhidos no histograma do gráfico 2
Fonte: Os autores, (2011).



Figura 9 - Imagem de entrada: íris normalizada com oclusão de pálpebra e cílios
Fonte: Os autores, (2011).

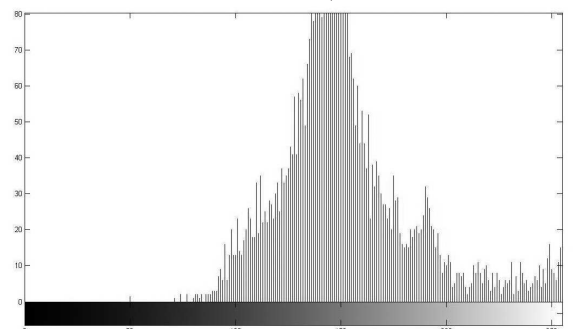


Gráfico 3 - Histograma da imagem da figura 9, onde os valores dos limiares determinados através do algoritmo proposto são P1=144, P2=112 e P3=175
Fonte: Os autores, (2011).



Figura 10: Imagem de saída, após o processamento da imagem da íris na figura 9, após o mascaramento das regiões de exclusão, determinadas pelos limiares escolhidos no histograma do gráfico 3
Fonte: Os autores, (2011).

3 Metodologia de avaliação

3.1 Banco de imagens

Para análise e desenvolvimento deste trabalho, foi utilizado o banco de imagens CASIA V1 (2010), de propriedade do Íris Recognition Research Group - Nation Laboratory of Pattern Recognition (NLPR), laboratório mantido pelo Chinese Academy of Sciences. As características estão descritas na tabela 1. Exemplos de imagens deste banco podem ser visualizados na figura 1.

Tabela1 – Características do Banco de Dados CASIA (v 1.0)

| | |
|----------------------------------|---|
| Número total de imagens | 756 imagens de olhos: 108 indivíduos X e 7 imagens |
| Resolução das imagens | 320x280 pixels e 256 níveis de cinza |
| Equipamento utilizado na captura | Sensor ótico digital desenvolvido pelo NLPR |
| Outras informações | Com a finalidade de testar os sistemas de análise da qualidade de imagens, também estão inseridas no banco CASIA imagens borradas, desfocadas e com forte oclusão da íris, geralmente pela influência dos cílios. |

Fonte: CASIA V1, (2010).

3.2 Comparação (correlação normalizada)

A correlação normalizada foi o método utilizado para comparar as imagens das íris normalizadas. A correlação normalizada entre a imagem de entrada (o indivíduo a ser verificado) e as demais imagens da base de dados representam o quanto as duas imagens são correspondentes. Em Wildes (1997), é utilizado a correlação normalizada para reconhecimento da íris, representada como:

$$correlação = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (p_1[i,j] - \mu_1)(p_2[i,j] - \mu_2)}{nm\sigma_1\sigma_2} \quad (4)$$

onde p_1 e p_2 são duas imagens de tamanho $n \times m$; e μ e σ são a média e o desvio padrão dos níveis de cinza dos pixels das imagens p_1 e p_2 .

A correlação resulta em um número entre -1 e 1, sendo 1 para imagens idênticas e -1 para imagens exatamente opostas. Conforme proposto na detecção de oclusão, os pixels considerados como oclusão foram transformados para nível de cinza 0, o mais escuro dos níveis de cinza, ou seja, o preto. Os pixels das imagens que têm esta intensidade são descartados da média, do desvio e da correlação entre as imagens. Esse método evita a comparação de pixels que contribuiriam negativamente no resultado final da comparação. Assim, são calculados desconsiderando a oclusão e, dessa forma, melhorando significativamente os resultados, conforme será apresentado na próxima seção.

3.2 Índices de desempenho

Para averiguar se o sistema atende os objetivos de reconhecimento de padrões, o desempenho de um sistema biométrico pode ser avaliado em função das taxas de erros (DELACRÉTAZ; CHOLLET; DORIZZI, 2009). Estes autores definem dois tipos de erros que podem ocorrer no sistema, taxa de falso positivo e taxa de falso negativo. Para definir essas taxas de erro, são definidos, primeiramente, os termos falsos positivos e falsos negativos, conforme segue:

Falso Positivo (FP) – Quando o sistema aceita um indivíduo que não é o legítimo. A taxa de FP é denominada FAR (*False Accept Rate*) e é definido como a probabilidade de um impostor ser aceito, utilizando uma identidade falsa. A FAR é calculada conforme a equação:

$$FAR = \frac{\text{número de falso positivo}}{\text{número de tentativas falsas}}$$

Falso Negativo (FN) – Quando o sistema rejeita o indivíduo legítimo. A taxa de FN é denominada FRR (False Reject Rate) e é definida como a probabilidade de um usuário verdadeiro fazer uma tentativa de autenticação e ser rejeitado. O cálculo da taxa é dado por:

$$FRR = \frac{\text{número de falso negativo}}{\text{número de tentativas verdadeiras}}$$

Outro índice de desempenho, utilizado em tarefas de classificação, é a acurácia. O termo verdadeiro positivo (TP – true positive) é usado, quando o sistema aceita um indivíduo legítimo; já o termo verdadeiro negativo (TN – true negative) é usado, quando o sistema rejeita corretamente os indivíduos falsos. Essa classificação é apresentada na tabela 2. A acurácia é calculada, somando os verdadeiros positivos (TP) e verdadeiros negativos (TN) no total de possibilidades, conforme equação (5).

Tabela 2 – Tabela de contingência para cálculo da acurácia

| Classificação | |
|---|---|
| Condição positiva | Condição negativa |
| TP (Verdadeiro positivo) Resultado correto | FP (Falsos positivos) |
| FN (Falso negativo) | TN (Verdadeiro negativo) Resultado correto |

Fonte: Os autores, (2011).

Em outros termos, temos a seguinte equação:

$$Acurácia = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (5)$$

3.3 Verificação por indivíduo

Um sistema de reconhecimento biométrico pode ser executado de dois modos diferentes, identificação ou verificação, e ambos utilizam a comparação com padrões cadastrados em uma base de dados. A identificação é um artifício para descobrir a identidade de uma pessoa pela análise de um padrão biométrico calculado, a partir do dado biométrico adquirido da pessoa. Na verificação, a entrada é comparada apenas com o padrão individual da pessoa que está armazenado em um banco de dados, ou seja, é uma comparação “1:1” (BRAVO, 2006). O intuito é garantir que a pessoa é quem ela diz ser, prevenindo o uso de uma mesma identidade por outras pessoas. A verificação por indivíduo foi implementada, para quantificar a

melhoria do sistema de verificação de identidade, utilizando as técnicas de segmentação e filtragem de artefatos propostas.

Neste trabalho, foi utilizada a verificação por indivíduo modificada. Como o banco de dados utilizado contém sete imagens de íris para cada indivíduo, as comparações entre as imagens foram feitas, utilizando a média das correlações entre as imagens de um mesmo indivíduo. Se uma das imagens do indivíduo A (ex.: *img1_individuoA*) for aplicada como entrada, por exemplo, será feita a correlação dela com todas as demais imagens desse indivíduo, excluindo-se ela mesma (ou seja, excluindo a imagem *img1_individuoA*). Assim, cada indivíduo terá seis valores de correlações e, então, é calculada a média aritmética dessas correlações por indivíduo, conforme equação 6; onde $C(1,i)$ é a correlação da imagem1 com as demais para um mesmo indivíduo.

$$Média X = \frac{1}{6} \sum_{i=1}^6 C(1, i) \quad (6)$$

Se a média for maior do que o limiar proposto, a imagem será aceita para aquele indivíduo. Esse procedimento pode ser ilustrado na figura 11.

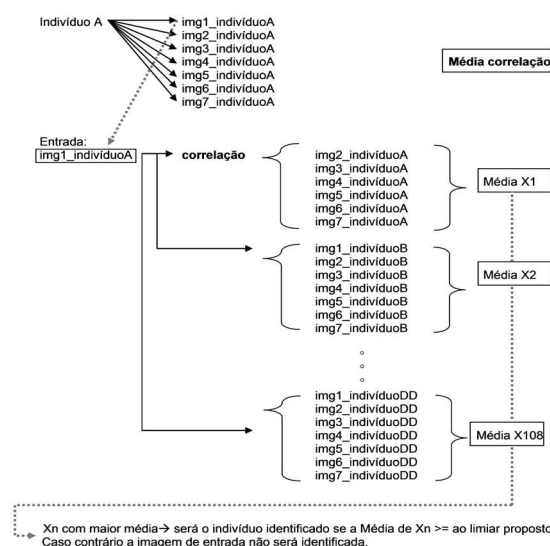


Figura 11 – Verificação por indivíduo, usando médias de correlação

Fonte: Os autores, (2011).

4 Apresentação dos resultados

Os resultados são apresentados em duas seções. A primeira expõe os índices de desempenho da segmentação da íris, considerando a abordagem de mascaramento nas imagens filtradas por Canny. A segunda expõe os resultados da verificação do indivíduo, removendo os artefatos presentes na íris.

4.1 Resultados da segmentação da íris

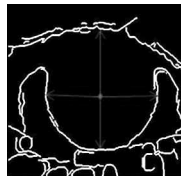

A segmentação do raio externo da íris foi implementada de duas maneiras diferentes, conforme apresentado na tabela 3. Os cálculos das mesmas foram feitos nas imagens resultantes da saída do filtro de Canny, o qual foi obtido através da convolução de sua máscara com a imagem a ser segmentada (GONZALES; WOODS, 2002).

A qualidade da segmentação foi avaliada, utilizando-se o resultado final da verificação (descrita no item 3.4), pois analisar o desempenho da

segmentação não é um procedimento trivial e, além disso, seria necessário realizar a segmentação manualmente e depois compará-las com as obtidas no método proposto. Assim, optou-se por analisar a robustez da segmentação pelo desempenho da verificação por imagem.

Analisando a tabela 4, nota-se que o desempenho do sistema de verificação aumentou com o mascaramento da segmentação. Desse modo, a segmentação proposta foi a que obteve melhores resultados, sendo esta a utilizada nos resultados apresentados.

Tabela 3 – Segmentações implementadas

| | Método de segmentação implementado | Imagem que ilustra o procedimento |
|--------------------------------|---|---|
| Segmentação tradicional | A procura pelo raio externo da íris foi feita através da varredura do centro para quatro sentidos: direita, esquerda, cima e abaixo da imagem retornada pelo filtro de Canny. |  |
| Segmentação proposta | Foi definida uma região de interesse, conforme o contorno verde que corresponde a 15 pixels acima e 65 pixels abaixo do centro da pupila. Esta região contempla 120 pixels à esquerda e 120 pixels à direita do centro da pupila. Segmentação utilizada nos resultados apresentados neste estudo. |  |

Fonte: Os autores, (2011).

Tabela 4 – Desempenho das segmentações implementadas medidas pelo resultado da verificação

| Segmentação | segmentação tradicional | Segmentação proposta |
|----------------------------------|-------------------------|----------------------|
| Desempenho na verificação | 75,72% | 95,86% |

Fonte: Os autores, (2011).

1.2 Resultados da verificação por indivíduo

Esta verificação resulta em 81.648 comparações referentes à comparação de cada imagem com os 108 indivíduos do banco de dados. Os resultados alcançados estão apresentados na tabela 5. Nota-se uma diferença de 3,17% entre os resultados alcançados com oclusão de íris e sem oclusão da íris (excluindo os artefatos) no caso de “olho verdadeiro aceito”. Isso ocorre porque as taxas de FAR e FRR no resultado sem oclusão são menores, visto que a oclusão contribui negativamente no momento da correlação.

Tabela 5 – Resultados da verificação por indivíduos através das imagens da íris

| Índice | Resultados com oclusão | Resultados com a segmentação e remoção dos artefatos, utilizando o método proposto |
|--------------------------------|------------------------|--|
| TP - Olho verdadeiro aceito | 557 | 586 |
| FN - Olho verdadeiro rejeitado | 199 | 170 |
| FP - Olho falso aceito | 3.179 | 1.158 |
| TN - Olho falso rejeitado | 77.713 | 79.734 |
| FAR | 3,93% | 1,43% |
| FRR | 26,32% | 22,48% |
| Acurácia (índice de acerto) | 95,86% | 98,37% |

Fonte: Os autores, (2011).

5 Análise dos resultados

A otimização na detecção da borda externa da íris foi feita através de um mascaramento, ou seja, delimitando uma região de interesse nas imagens filtradas. Isso permitiu encontrar as bordas da íris de forma mais eficiente, mesmo em imagens com oclusão, conforme visualizado na figura 3.

A detecção de artefatos foi realizada por meio da análise do histograma da imagem, sendo que os pixels com pigmentações, fora do limiar estimado, são modificados para o nível de cinza 0. A correlação normalizada, utilizada para efetuar a comparação entre as imagens, desconsiderando os pixels detectados como oclusão, aumentou o índice de acerto na verificação por indivíduo. Além disso, a média da correlação para um mesmo indivíduo aumenta a robustez de se obter uma verificação por indivíduo correta.

O método de detecção e exclusão de artefatos tem sua implementação mais simples que a proposta por Daugman e da mesma forma não apresenta a perda de informação da íris. Comparando os resultados obtidos, utilizando o método proposto com os da literatura, observa-se que o método proposto obteve um índice de acerto de 98,37% que é maior do que o de Boles (1997) e de que Quartieri (2008). Importante ressaltar que em Quartieri (2008), o índice de acerto foi de 94,68% para imagens com oclusão de íris, sem a filtragem de artefatos, e, além disso, foi utilizado um método de extração de características complexo.

6 Conclusão

Este estudo apresentou um algoritmo de segmentação de imagens de íris com oclusão, para aumentar o desempenho de verificação por indivíduo em imagens com oclusão. O algoritmo de segmentação localiza a região da íris de uma imagem do olho, a partir da detecção da pupila, otimiza a localização da borda externa da íris e detecta artefatos causados pela oclusão da íris, aumentando o desempenho do processo de reconhecimento do indivíduo.

Os resultados mostraram que a etapa de segmentação do objeto de interesse, neste caso, a íris é essencial na tarefa de reconhecimento de padrões. Além disso, a existência de uma metodologia para remover e não considerar artefatos e seu respectivo tratamento é fundamental para um sistema desse tipo. Em todos os testes, ficou evidente que, utilizando o método de detecção

desses artefatos, obtém-se melhoria nos resultados, aumentando em 3,17 pontos percentuais o índice de acerto.

Referências

BOLES, W. W. A security system based on human iris using wavelet transform. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON KNOWLEDGE-BASED INTELLIGENT ELECTRONIC SYSTEMS, 1, 1997, Adelaide. **Conference Proceedings**, v.2, 1997, p. 533 - 541.

BOLES, W.W.; BOASHASH, B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform. **IEEE Transactions on Signal Processing**, v. 46, n. 4, p. 1185- 1188, Apr. 1998.

BRAVO, J. C. L. **Autenticação pessoal baseada no som da assinatura**. Campinas: UNICAMP, 2006.

CASIA V1. Base de dados com imagem de íris. Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. 2010. Disponível em: < <http://biometrics.ida.altest.org/>>. Acesso em: 10 jun. 2011.

DAUGMAN, J. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 15, n. 11, p. 1148- 1161, Nov. 1993.

DAUGMAN, J. High confidence recognition of persons by iris patterns. In: IEEE 35th INTERNATIONAL CARNAHAN CONFERENCE ON SECURITY TECHNOLOGY, 35., 2001, Londres, **Conference Proceedings**, IEEE, p.254 – 263.

DAUGMAN, J. How iris recognition works. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON IMAGE PROCESSING, v. 1, 2002. Rochester, **Conference Proceedings**, IEEE, p.33-36

DAUGMAN, J.; DOWNING, C. Epigenetic randomness, complexity, and singularity of human iris patterns. **Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences**, v. 268, p. 1737-1740, Ago. 2001.

DAUGMAN, J. New methods in iris recognition. **IEEE Transactions on Systems, man, and cybernetics – part B: Cybernetics**, v. 37, n.5, p. 1167 – 1175, Out. 2007.

DELACRÉTAZ, D. P.; CHOLLET, G.; DORIZZI, B.

Guide to biometric reference systems and performance evaluation. [S.l.]: Springer-Verlag, 2009.

GONZALES, R. C.; WOODS, R. E. **Digital Image Processing.** New Jersey: Prentice Hall, 2002.

QUARTIERI, F. et al. Representação e classificação de texturas da íris baseada na Transformada Ótima de Gabor. **Revista de Informática Teórica e Aplicada**, Porto Alegre, v. 15, n. 2, p. 105-120, dez. 2008.

MA, Li et al. Personal identification based on iris texture analysis. **IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, vol. 25, n. 12, p. 1519-1533, Dez. 2003.

MASEK, L. **Recognition of human iris patterns for biometric identification.** 2003. 56f. Monografia (Trabalho de Conclusão do Curso de Engenharia), School Computer Science Software Engineering, - University of Western Australia, Albany, 2003.

PRATT, W. K. **Digital image processing.** California: Wiley-Interscience, 2007.

RIHA, Z.; MATYAS, V. Biometric authentication systems. **Faculty of Informatics. Masaryk University Report Series**, Brno, v. 26, n.11, p. 1-46, Nov. 2000.

WILDES, R.P. Iris recognition: an emerging biometric technology. In: **Proceedings of the IEEE**, v. 85, n. 9, p.1348-1363, 1997.