



Universidade Federal de Campina Grande  
Centro de Engenharia Elétrica e Informática  
Departamento de Engenharia Elétrica

Felipe Maia Másculo

# Extração de Características Biométricas da Íris Humana

Campina Grande, Paraíba  
Setembro 2014

Felipe Maia Másculo

# Extração de Características Biométricas da Íris Humana

Trabalho de Conclusão de Curso submetido à Unidade Acadêmica de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Bacharel em Ciências no Domínio da Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Francisco Marcos de Assis

Campina Grande, Paraíba  
Setembro 2014

Felipe Maia Másculo

# Extração de Características Biométricas da Íris Humana

Trabalho de Conclusão de Curso submetido à Unidade Acadêmica de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Bacharel em Ciências no Domínio da Engenharia Elétrica.

---

Prof. Dr. Francisco Marcos de Assis  
Orientador

Campina Grande, Paraíba  
Setembro 2014

# Resumo

Neste trabalho são descritas algumas das técnicas mais conhecidas para o reconhecimento automático da íris com enfoque particular nas etapas de processamento propostas por John Daugman, pioneiro da área. Atenção particular foi dada à investigação dos efeitos da supressão das máscaras de ruído quando da comparação entre 2 códigos íris e à elaboração de um método de construção da matriz de pontos de aplicação com o intuito de reduzir os efeitos negativos causados pelas oclusões da íris por pálpebras e cílios, assim como pelos erros de segmentação quando as máscaras de ruído não são consideradas. Verificou-se que o método proposto para a seleção dos pontos de aplicação, teve desempenho superior às expectativas, apresentando resultado melhor até mesmo do que o método tradicional, obtido com a utilização da máscara de ruído e pontos de aplicação uniformemente distribuídos. Portanto, conclui-se que, a partir de uma escolha criteriosa da matriz de pontos de aplicação, é possível suprimir a máscara de ruído do processo de comparação de códigos íris sem perda significativa de desempenho.

**Palavras-chave:** Biometria, Identificação biométrica, Reconhecimento da íris.

# Abstract

In this work some of the most widely known techniques for automatic iris recognition are described, with special focus on the processing steps proposed by John Daugman, pioneer of the field. Particular attention was given to the investigation of the effects of the suppression of the noise masks during the comparison of 2 iris codes and to the development of a method for the construction of the application points matrix with the purpose of reducing the negative effects caused by occlusions of the iris by eyelashes and eyelids, as well as by segmentation errors when the noise masks are not taken into account. It was verified that the proposed method for the selection of the application points performed better than expected, presenting results superior to those of the traditional method, obtained with the use of noise masks and application points uniformly distributed. Therefore, it follows that, from a judicious choice of the application points matrix, it is possible to suppress the noise mask of the process of comparison of iris codes without significant loss of performance.

**Keywords:** Biometrics, Biometric identification, Iris recognition.

# Lista de Figuras

Figura 1: Etapas da extração do código íris.....	11
Figura 2: Olho humano. ....	11
Figura 3: Ilustração da aplicação do operador integro-diferencial. ....	12
Figura 4: Estágios de segmentação da íris. Detalhe para a detecção das pálpebras. ....	13
Figura 5: Íris segmentada com o software OSIRIS. Detalhe para a máscara de ruído em vermelho. ....	13
Figura 6: Esboço do processo de normalização com $H = 10$ pixels e $W = 40$ pixels .....	14
Figura 7: Íris normalizada .....	15
Figura 8: Partes real e imaginária de um filtro de Gabor 1D em quadratura. ....	15
Figura 9: Plano complexo utilizado na quantização. ....	16
Figura 10: Imagem normalizada da íris e máscara de ruído correspondente. ....	17
Figura 11: Teoria estatística da decisão. ....	18
Figura 12: Código íris extraído com o OSIRISv4.1. ....	19
Figura 13: Esquema utilizado para realizar a comparação entre códigos íris. ....	20
Figura 14: Mapa de frequência de ocorrência das máscaras de ruído. ....	22
Figura 15: Matriz de pontos de aplicação - pontos com menor incidência de oclusões. ....	23
Figura 16: Matriz de pontos de aplicação construída com o método proposto. ....	23
Figura 17: Histograma experimento 1.....	25
Figura 18: Histograma experimento 2.....	25
Figura 19: Histograma experimento 3.....	25

# Sumário

Resumo .....	4
Abstract .....	5
Lista de Figuras.....	6
1 INTRODUÇÃO .....	8
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....	10
2.1 Identificação Biométrica .....	10
2.2 Sistemas de Reconhecimento da Íris.....	11
2.2.1 Segmentação.....	11
2.2.2 Normalização.....	14
2.2.3 Extração.....	15
2.2.4 Comparação.....	16
3 MATERIAIS E MÉTODOS.....	19
3.1 Sistema Usado para Extração de Códigos Íris.....	19
3.2 Banco de Dados de Imagens da Íris.....	20
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES .....	22
5 CONCLUSÃO .....	26
6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	27

# 1 INTRODUÇÃO

A necessidade de controlar de forma automática, confiável e eficiente o acesso de pessoas a lugares e, principalmente, a informações confidenciais vem se tornando cada vez mais evidente no contexto atual em que dados sigilosos (bancários, segredos industriais, de cartão de crédito, informações pessoais, etc) são crescentemente armazenados na “nuvem”, isto é, estão à disposição de qualquer indivíduo que satisfaça as condições impostas pelo sistema de controle de acesso. Dessa forma, a utilização de dados biométricos tem se mostrado uma alternativa promissora para a identificação automática de pessoas.

Tradicionalmente o controle de acesso é realizado através da verificação de alguma informação que o indivíduo conheça (senha) e/ou através de algum elemento que a pessoa possua (cartão magnético, etiqueta RFID, chave, etc). Portanto, frequentemente o acesso é garantido baseando-se unicamente em algo que a pessoa sabe e em algo que a pessoa possui. No entanto, estes elementos apresentam um importante inconveniente: podem ser esquecidos, perdidos ou roubados, comprometendo assim a segurança e a confiabilidade desses sistemas. Sistemas de identificação biométrica, por outro lado, focam-se na identidade do indivíduo requisitando acesso, ou seja, baseiam-se em quem a pessoa é, de modo que apresentam grande potencial de segurança e confiabilidade.

Embora já seja um campo de pesquisas bem estabelecido e apresente algumas aplicações práticas há muitos anos, apenas recentemente a biometria ganhou verdadeiramente destaque com a sua utilização cada vez mais massiva em diversos contextos. O estudo estatístico de características físicas ou comportamentais dos seres humanos, isto é, a biometria, tem sua aplicação fundamental no âmbito da identificação biométrica, em que a capacidade de quantificar tais características físicas ou comportamentais é utilizada com o intuito de identificar pessoas de forma única e precisa.

Para a identificação de indivíduos, o interesse se restringe às características biométricas que apresentam alguns atributos, dentre os quais: singularidade - a característica biométrica deve apresentar baixa variabilidade entre amostras de um mesmo indivíduo e alto grau de distinção entre amostras de indivíduos distintos; universalidade - idealmente todos os indivíduos da população devem apresentar a característica; permanência - a característica não deve variar significativamente ao longo do tempo; coletabilidade - a característica biométrica deve ser facilmente mensurável.

As características biométricas se dividem basicamente em dois grupos: as características físicas e as características comportamentais. Exemplos de características físicas exploradas para identificação biométrica são a íris humana, a impressão digital e a geometria da mão. Já as características comportamentais são ações ou atributos dinâmicos tais como a voz, movimentos realizados ao se assinar o nome e a forma de andar do indivíduo. A impressão digital ainda é a característica biométrica mais usada em sistemas de identificação, porém a íris humana têm sido utilizada há vários anos em

artigos apresentados na literatura científica, devido em parte à sua capacidade de gerar um vetor de características biométricas com muito mais bits de entropia que a impressão digital. Além disso, graças à evolução das técnicas de reconhecimento da íris e ao barateamento das câmeras apropriadas para a aquisição de imagens oculares, sistemas comerciais de identificação da íris são cada vez mais comuns.

Ao contrário das impressões digitais que são falsificadas com relativa facilidade (vide os escândalos frequentes com o ponto eletrônico em repartições públicas no Brasil), a realização de uma cópia da textura da íris é improvável devido à sua complexidade, sem mencionar que ela não é deixada involuntariamente no ambiente, o que contribui para aumentar sua segurança frente à impressão digital. Mesmo que uma cópia da íris seja realizada com sucesso, a prevenção de fraudes pode ser realizada com métodos de certificação in-vivo da íris apresentada ao sistema, monitorando o contexto de captura da imagem e a dilatação da pupila.

Embora parte da estrutura da íris seja determinada geneticamente, a sua configuração definitiva é afetada pelas condições externas desde a fase embrionária até os primeiros anos de vida, as quais jamais se repetem nem mesmo para os dois olhos de uma mesma pessoa. Algumas doenças, procedimentos cirúrgicos ou acidentes podem alterar a aparência da íris, mas tais eventos são considerados raros, de modo que se acredita que as características da íris se mantenham praticamente intactas por toda a vida o que a torna uma excelente opção para identificação biométrica de indivíduos.

Neste trabalho, são descritas algumas das técnicas mais conhecidas para o reconhecimento automático da íris com enfoque particular nas etapas de processamento propostas por John Daugman, pioneiro da área. Atenção particular foi dada à investigação dos efeitos da supressão das máscaras de ruído quando da comparação entre 2 códigos íris e à elaboração de um método de construção da matriz de pontos de aplicação com o intuito de reduzir os efeitos negativos causados pelas oclusões da íris por pálpebras e cílios, assim como pelos erros de segmentação quando as máscaras de ruído não são consideradas. O restante deste trabalho está organizado da seguinte forma: na seção 2, apresenta-se um resumo seletivo das principais técnicas utilizadas para a extração e comparação de códigos íris; na seção 3, são apresentados os materiais e métodos (i.e., softwares e bancos de dados) utilizados para a realização deste trabalho; na seção 4, o método proposto para reduzir os efeitos negativos causados pela supressão das máscaras de ruído é apresentado, assim como se realiza uma comparação entre os resultados obtidos com este método e os tradicionais; finalmente, na seção 5, encontram-se as conclusões e considerações finais.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

### 2.1 Identificação Biométrica

Independentemente da característica biométrica utilizada, sistemas de identificação biométrica apresentam basicamente duas fases distintas de funcionamento: uma fase de inscrição e uma fase de autenticação. Durante a fase de inscrição, as características biométricas do indivíduo são extraídas, codificadas de maneira apropriada e armazenadas em um banco de dados seguro possivelmente em conjunto com outras informações do usuário como login, senha, etc. É importante salientar que, por questões de segurança, em geral, não se armazena diretamente os dados biométricos de um indivíduo, uma vez que estes são irrevogáveis e poderiam ser definitivamente comprometidos em caso de ataque ao banco de dados. Dessa forma, usualmente os dados biométricos passam por um processo de codificação antes de serem armazenados.

A fase posterior, i.e., a fase de autenticação, consiste na extração de uma amostra biométrica do indivíduo no momento em que este requisita acesso ao sistema e na consequente verificação da autenticidade de tal amostra mediante uma comparação com relação àquelas presentes no banco de dados. Embora se possa pensar que amostras biométricas de um mesmo indivíduo extraídas em momentos diferentes devam ser idênticas, isso raramente acontece na prática, uma vez que as condições de aquisição costumam variar, além de que as características biométricas não são totalmente estáveis, podendo apresentar pequenas variações ao longo do tempo. Por essa razão, torna-se necessário desenvolver uma métrica de similaridade entre diferentes amostras de modo que, somente no caso em que a amostra extraída do indivíduo for suficientemente próxima daquela armazenada no banco de dados, o acesso seja autorizado. A tolerância utilizada, ou seja, o grau de diferença admitido entre duas amostras para que elas sejam consideradas de uma mesma pessoa, é um parâmetro extremamente importante o qual tem impacto direto sobre o desempenho do sistema.

A identificação biométrica pode ser utilizada em dois cenários distintos: verificação ou identificação (CARNEIRO, 2011). No caso da verificação, o sistema biométrico apenas verifica se o usuário é realmente quem ele alega ser, ou seja, como ocorre apenas a comparação entre a amostra biométrica do usuário requisitando acesso e a amostra correspondente no banco de dados, diz-se que uma comparação 1:1 é realizada. Na identificação biométrica, por outro lado, tem-se o objetivo de identificar um indivíduo desconhecido a partir de uma amostra biométrica. Nesse caso, o sistema vasculha todo o banco de dados em busca de uma possível amostra biométrica compatível com aquela extraída do usuário que se deseja identificar, portanto diz-se que uma comparação 1:N é realizada.

## 2.2 Sistemas de Reconhecimento da Íris

A viabilidade da utilização da íris humana como meio de reconhecimento biométrico de indivíduos foi inicialmente sugerida por oftalmologistas (DAUGMAN, 1993) os quais notaram, a partir de sua experiência clínica, que toda íris apresentava uma textura única, altamente detalhada e que permanecia inalterada por décadas. Dessa forma, o primeiro sistema de reconhecimento da íris humana foi proposto e patenteado pelos médicos oftalmologistas americanos Leonard Flom e Aran Safir em 1985 (FLOM e SAFIR, 1987), muito embora esse sistema fosse apenas uma conjectura, já que não havia, então, nenhum algoritmo capaz de efetivamente realizar o reconhecimento automático da íris.

O primeiro e mais conhecido algoritmo capaz de realizar o reconhecimento automático de indivíduos a partir da estrutura da íris foi desenvolvido, patenteado e publicado por John Daugman em 1993 (DAUGMAN, 1993). O sistema proposto, assim como a maior parte dos algoritmos propostos subsequentemente, é constituído basicamente de quatro etapas: segmentação, normalização, extração e comparação, as quais serão detalhadas a seguir.



Figura 1: Etapas da extração do código íris.

### 2.2.1 Segmentação

A etapa de segmentação consiste em isolar a íris do restante da imagem, isto é, identificar de forma precisa os contornos que determinam as fronteiras da íris na fotografia. Estes contornos definem os limiares entre a íris e a pupila (contorno interno) e entre a íris e a esclera ou pálpebras (contorno externo), de modo que todo o processamento subsequente seja efetuado apenas na área de interesse da imagem.

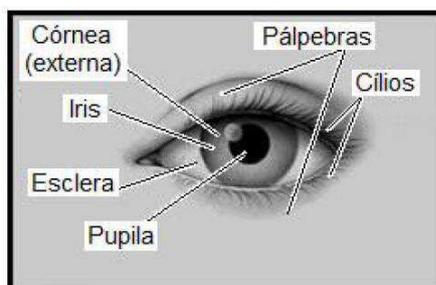


Figura 2: Olho humano.

Para realizar a segmentação da íris, Daugman propôs o operador integro-diferencial dado pela equação abaixo:

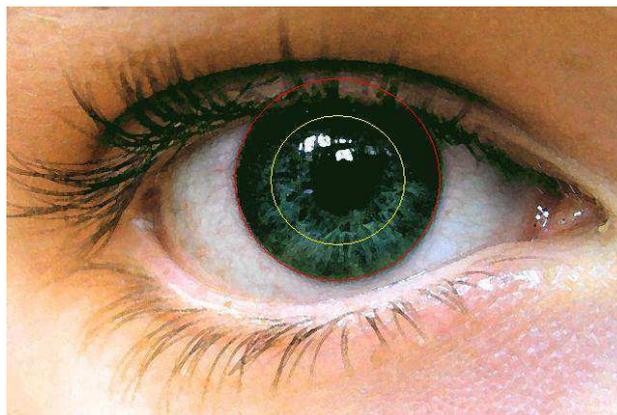
$$\max_{(r,x_0,y_0)} \left| G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r,x_0,y_0} \frac{I(x,y)}{2\pi r} ds \right|$$

onde  $I(x,y)$  representa o nível de cinza dos pixels da imagem do olho,  $G_\sigma(r)$  representa uma função gaussiana de suavização (filtro passa-baixas) na escala  $\sigma$ ,  $S$  é um contorno circular de centro  $(x_0,y_0)$  e raio  $r$ .

Este método assume que tanto o contorno da íris quanto o da pupila são circulares, embora não necessariamente concêntricos. Desta forma, o operador procura pelo caminho circular onde existe uma maior mudança do valor médio dos pixels quando ocorre uma variação do raio  $r$ . Este procedimento é repetido para todos os valores possíveis das coordenadas  $(x_0,y_0)$  do centro do círculo e para todos os valores possíveis do raio  $r$  ao mesmo tempo em que o grau de suavização definido por  $\sigma$  é reduzido progressivamente com o objetivo de conseguir uma localização precisa.

Na prática, uma busca é realizada na imagem inteira, pixel por pixel. Em cada pixel, a soma normalizada (valor médio) do valor de todos os pixels em um contorno circular é calculada para valores crescentes do raio. Para cada valor crescente do raio, é calculada a diferença desta soma normalizada com relação ao valor obtido para o raio imediatamente menor. Após a busca na imagem inteira, um pixel é dito o centro da íris (ou da pupila) onde a diferença das somas normalizadas para contornos adjacentes é máxima.

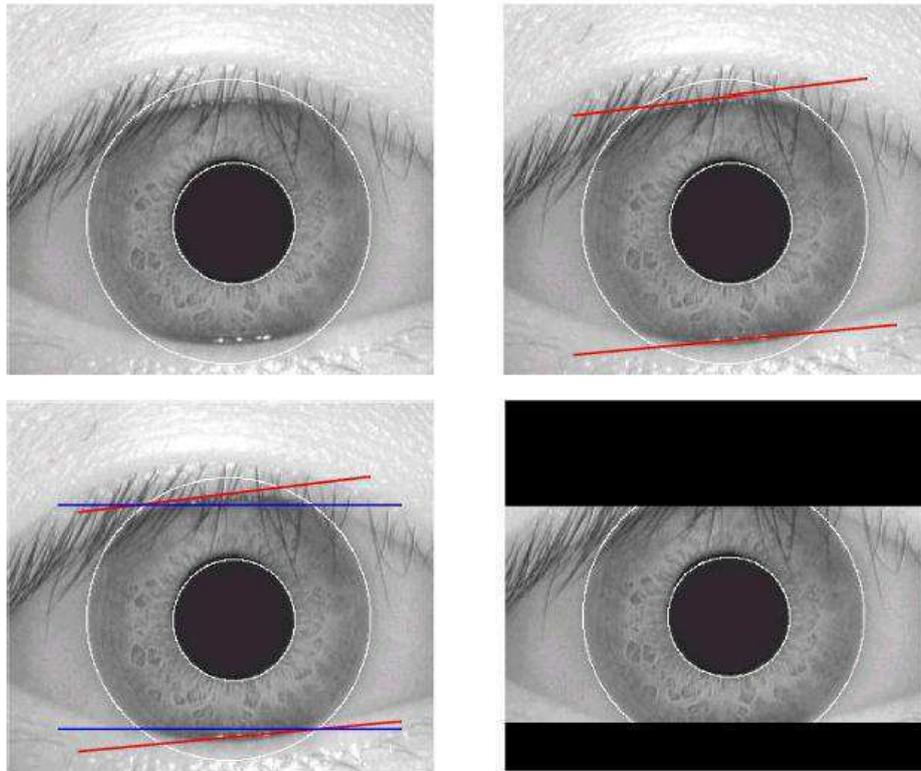
Como não se pode assumir que o contorno circular externo da íris tem o mesmo centro do contorno circular da pupila, os três parâmetros que definem o círculo externo da íris devem ser estimados separadamente aos que definem o círculo da pupila, ou seja, todo o procedimento é repetido duas vezes.



**Figura 3:** Ilustração da aplicação do operador integro-diferencial.

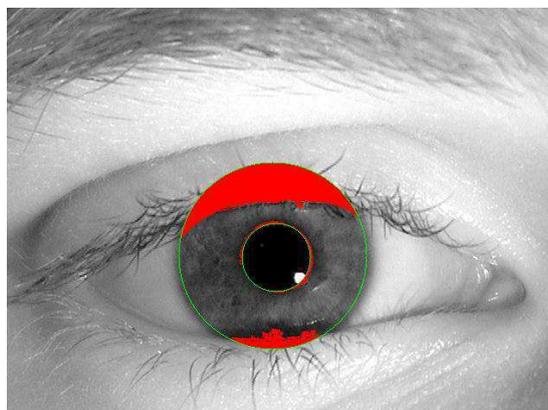
Embora o erro cometido ao se considerar *a priori* os contornos da íris como circulares seja pouco significativo, é necessário levar em consideração que partes da mesma estão frequentemente oclusas por pálpebras e cílios, de modo que a região anelar delimitada pelos contornos circulares obtidos pelo operador integro-diferencial não corresponde inteiramente à íris. Uma solução muito usada para esse problema foi implementada por Libor Masek (MASEK, 2003) e consiste na utilização da transformada de Hough Linear

para ajustar retas à pálpebra superior e à inferior. Em seguida, retas horizontais são traçadas interceptando as anteriores nos pontos do contorno da íris mais próximos da pupila. A região acima da reta horizontal superior e abaixo da reta horizontal inferior não devem ser utilizadas para a extração de características, pois provavelmente pertencem às pálpebras. As etapas desse processo são ilustradas na Figura 4.



**Figura 4:** Estágios de segmentação da íris. Detalhe para a detecção das pálpebras. (extraído de CARNEIRO, 2011)

Ainda segundo a implementação de Libor Masek, os cílios e eventuais reflexos especulares sobre a íris são detectados por simples *thresholding*, ou seja, pixels na região da íris mais escuros do que um determinado limiar são considerados partes de um cílio, enquanto que os pixels muito claros são atribuídos a reflexos especulares. Dessa forma, com as informações sobre a localização de pálpebras, cílios e reflexos é possível gerar uma máscara de ruído, indicando quais pixels na região anelar atribuída à íris correspondem efetivamente à mesma.



**Figura 5:** Íris segmentada com o software OSIRIS. Detalhe para a máscara de ruído em vermelho.

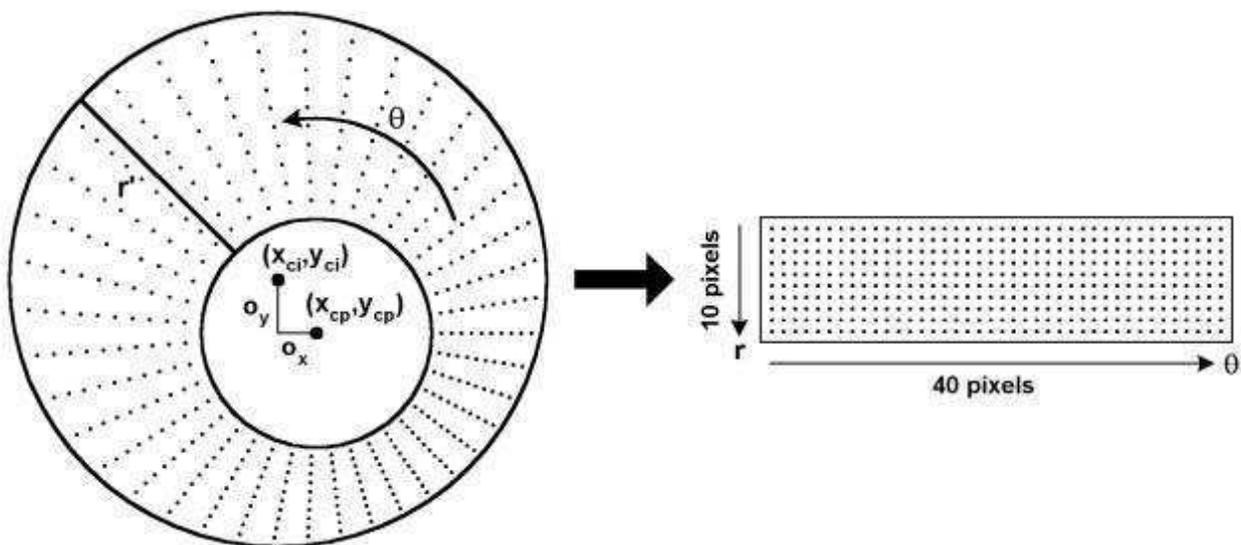
## 2.2.2 Normalização

Após a etapa de segmentação da íris, segue-se a normalização da mesma. O método de normalização proposto por Daugman transforma a área da íris delimitada pelos contornos encontrados na etapa anterior em um retângulo invariante tanto quanto à escala (determinada, por exemplo, pela distância entre o olho e a câmera) como ao tamanho da pupila que pode variar significativamente devido à luminosidade (entre outras razões).

Isto é conseguido ao se utilizar coordenadas polares adimensionais  $(\rho, \theta)$  para mapear os pixels da imagem em vez das tradicionais coordenadas cartesianas  $(x, y)$ . Portanto, temos

$$I(x, y) \longrightarrow I(\rho, \theta)$$

onde  $I(x, y)$  é a imagem da região da íris representada em coordenadas cartesianas e  $(\rho, \theta)$  são as coordenadas polares correspondentes. Na prática, em geral, considera-se o centro da pupila como ponto de referência e realiza-se amostragem uniforme tanto em  $\theta$  quanto em  $\rho$ , ou seja, passam-se vetores radiais igualmente espaçados pela região da íris e uma determinada quantidade de pontos é uniformemente selecionada ao longo de cada linha radial. O número de linhas radiais determina a resolução angular, definindo a dimensão horizontal da imagem normalizada ( $W$ ) e o número de pontos selecionados em cada vetor radial determina a resolução radial, definindo assim o tamanho da dimensão vertical ( $H$ ).



**Figura 6:** Esboço do processo de normalização com  $H = 10$  pixels e  $W = 40$  pixels

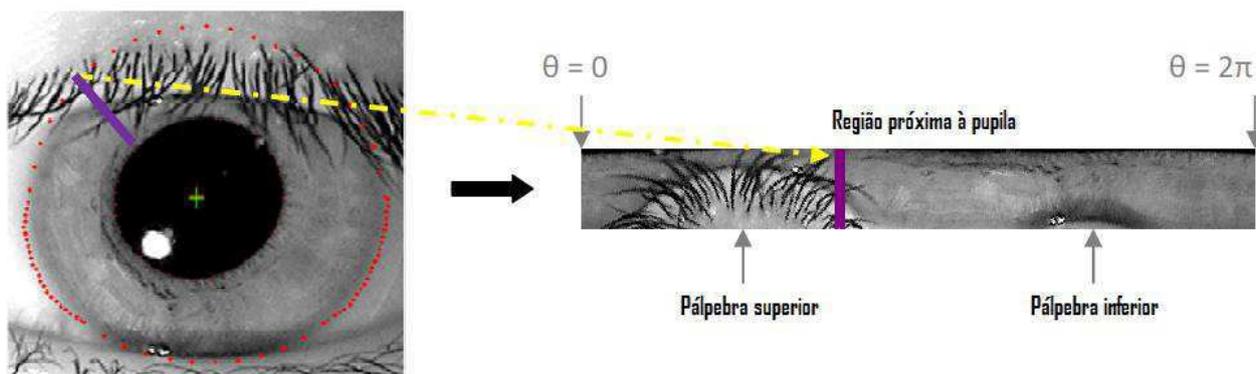


Figura 7: Íris normalizada

É importante salientar que esse método de normalização não compensa um possível desalinhamento entre diferentes imagens de um olho, isto é, ele não é invariante por rotação. Daugman propôs, então, que as inconsistências rotacionais fossem tratadas na fase de comparação, onde um código íris é deslocado sucessivas vezes na direção de  $\theta$  até que se obtenha o melhor alinhamento possível entre os códigos íris que se deseja comparar.

### 2.2.3 Extração

A etapa de codificação consiste em se extrair características da imagem normalizada relativas à textura da íris as quais permitam a sua posterior identificação. Para este fim, Daugman propôs a utilização de filtros de Gabor, os quais são utilizados tradicionalmente para se obter, simultaneamente, uma localização espacial e de frequência da informação de um determinado sinal.

Um filtro de Gabor é construído pela modulação de uma senóide/cossenóide por uma gaussiana. A decomposição do sinal é realizada utilizando-se um par de filtros de Gabor em quadratura, com a parte real representada por uma cossenóide modulada por uma gaussiana e a parte imaginária representada por uma senóide também modulada por uma gaussiana.

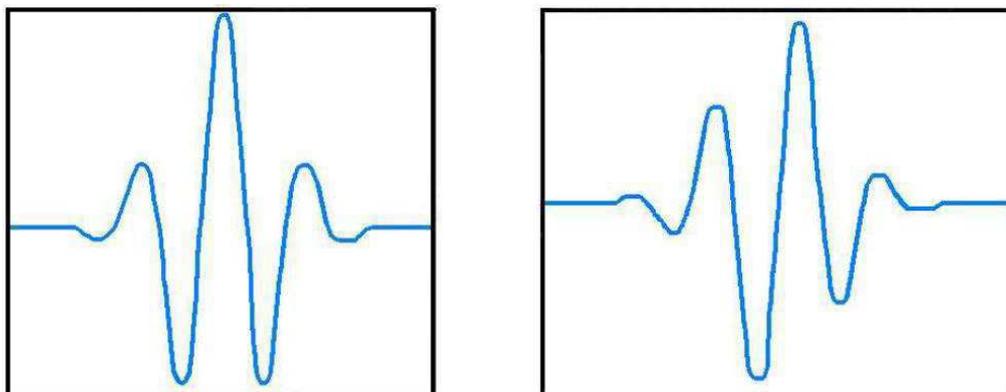


Figura 8: Partes real e imaginária de um filtro de Gabor 1D em quadratura.

O método consiste em filtrar a imagem normalizada com um par de filtros de Gabor 2D em quadratura, operação esta que gera coeficientes complexos na imagem. Constatou-se que a informação de textura é determinada principalmente pela fase destes coeficientes

complexos, de modo que a informação biométrica foi definida como o quadrante do plano complexo ao qual cada pixel pertence, isto é, a informação de fase é quantizada com apenas 2 bits, o que é equivalente a determinar o sinal das partes reais e imaginárias de cada pixel. A equação abaixo resume este procedimento:

$$h_{\{Re,Im\}} = \text{sgn}_{\{Re,Im\}} \left( \iint_{\rho, \phi} I(\rho, \phi) e^{-i\omega(\theta_0 - \phi)} e^{-\frac{(r_0 - \rho)^2}{\alpha^2}} e^{-\frac{(\theta_0 - \phi)^2}{\beta^2}} \rho d\rho d\phi \right)$$

Como a fase é representada utilizando-se 2 bits de dados, cada pixel da representação normalizada da íris corresponderá a 2 bits no código íris final. A codificação da fase é feita de tal forma que, ao se passar de um quadrante para outro adjacente, há modificação de apenas 1 bit, o que torna o sistema mais robusto contra possíveis erros.

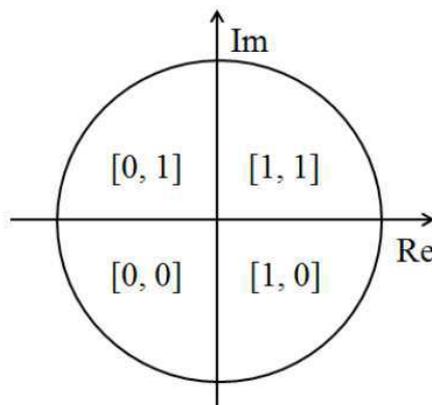


Figura 9: Plano complexo utilizado na quantização.

## 2.2.4 Comparação

O método de codificação descrito anteriormente gera códigos binários, portanto, a utilização da distância de Hamming (dH) apresenta uma alternativa interessante para a comparação entre dois desses códigos. A distância de Hamming é uma medida quantitativa da dessemelhança entre dois templates de mesmo comprimento. Esta medida é obtida pela comparação bit a bit dos dois templates seguida do cálculo da razão entre o número de pares de bits não coincidentes e o número total de comparações realizadas. Portanto, a distância dH pode ser calculada através da seguinte fórmula:

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

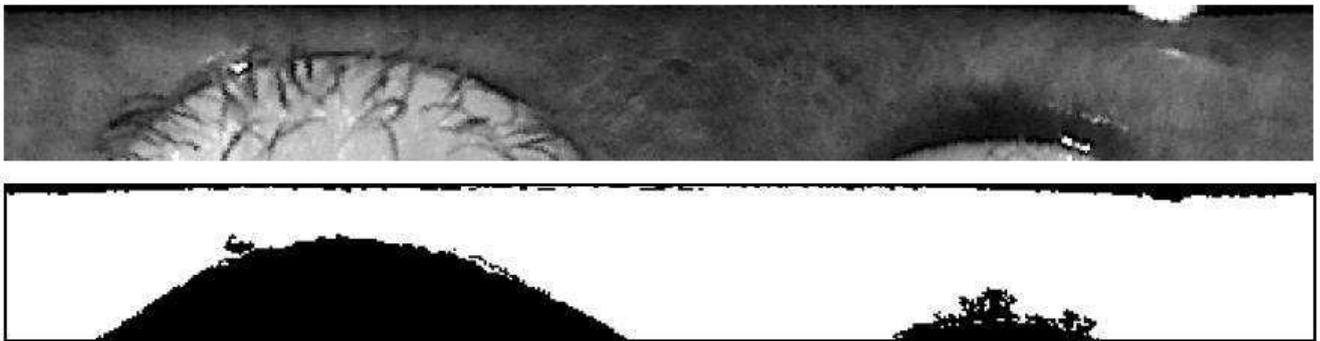
Como qualquer sinal adquirido em condições reais, a imagem da íris também está sujeita a diversas formas de ruído que podem diminuir a precisão do sistema, tais como os cílios que podem cobrir partes da íris ou reflexos e pontos especulares devidos à iluminação. Por conseguinte, a distância de Hamming convencional não é a mais adequada neste caso. A distância de Hamming proposta por Daugman incorpora as informações da máscara de ruído gerada na fase de segmentação, de forma que somente

os bits significativos (realmente pertencentes à região da íris) sejam utilizados para o cálculo da distância de Hamming.

Assim, para a comparação entre dois templates só serão utilizados os bits que correspondem a um bit "0" nas máscaras de ruído das duas imagens a serem comparadas. Para implementar essa idéia e garantir que somente os bits significativos serão utilizados, a equação da distância de Hamming deve ser modificada, tomando a seguinte forma:

$$dH = \frac{1}{N - \sum_{k=1}^N (MX_k(OR)MY_k)} \sum_{j=1}^N (X_j(XOR)Y_j(AND)\overline{MX_j}(AND)\overline{MY_j})$$

onde  $X_j$  e  $Y_j$  são os bits dos templates a serem comparados e  $MX_j$  e  $MY_j$  são os bits das máscaras de ruído correspondentes.



**Figura 10:** Imagem normalizada da íris e máscara de ruído correspondente. Pixels brancos são 0 e pretos, 1.

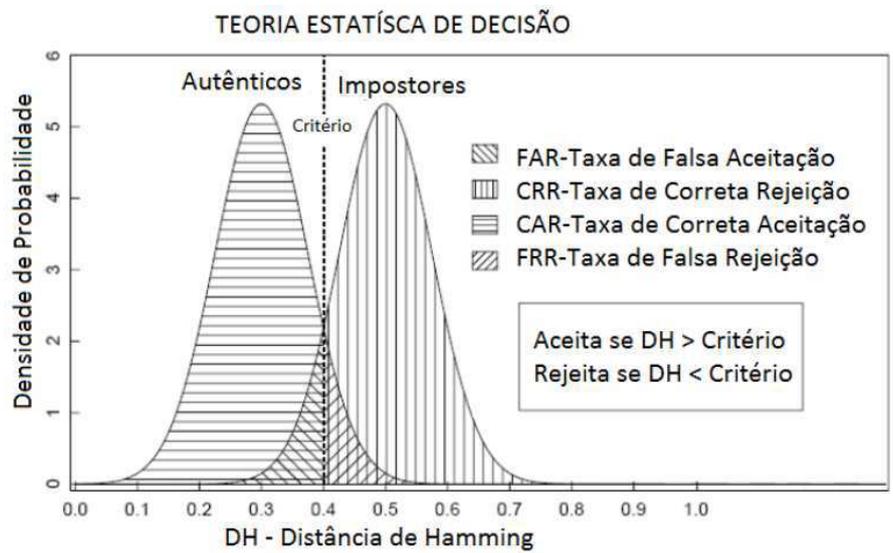
Como mencionado anteriormente, o procedimento adotado para a normalização das imagens não garante o perfeito alinhamento entre elas. Para contornar este problema, durante a fase de comparação um dos códigos íris é mantido estático enquanto o outro é progressivamente deslocado na direção de  $\theta$  e, para cada uma dessas rotações, uma distância de Hamming é computada. Os dois códigos íris são considerados alinhados para a rotação que proporcionar a menor distância dH.

Tanto na verificação quanto na identificação o desempenho do sistema pode ser quantificado a partir de quatro medidas estatísticas principais:

➤ Taxa de falsa aceitação (FAR): é o percentual de amostras de características de indivíduos diferentes erroneamente classificados pelo sistema como sendo de um mesmo indivíduo e ocorre quando o sistema aceita uma declaração de identidade, mas a alegação não é verdadeira.

➤ Taxa de correta aceitação (CAR): ocorre quando o sistema aceita, ou verifica, uma afirmação de identidade, e a alegação é verdadeira.

- Taxa de falsa rejeição (FRR): é o percentual de amostras de características de um mesmo indivíduo erroneamente classificadas pelo sistema como sendo de outros indivíduos.
- Taxa de correta rejeição (CRR): ocorre quando o sistema rejeita uma afirmação de identidade e afirmação é falsa.



**Figura 11:** Teoria estatística da decisão.

## 3 MATERIAIS E MÉTODOS

### 3.1 Sistema Usado para Extração de Códigos Íris

Neste projeto, o processo de extração de características biométricas da íris se deu através do uso do sistema de referência OSIRISv4.1 (*Open Source for Iris*) (KRICHEN et al., 2008). O OSIRIS é um sistema open source para reconhecimento da íris desenvolvido no quadro do projeto BioSecure (Biosecure project), sendo em grande parte inspirado nos trabalhos de John Daugman, pioneiro da área. Este sistema desenvolvido na linguagem C++ é composto de quatro módulos de processamento (segmentação, normalização, codificação e comparação), os quais correspondem às quatro etapas do procedimento completo para o reconhecimento da íris, descritas sucintamente acima.

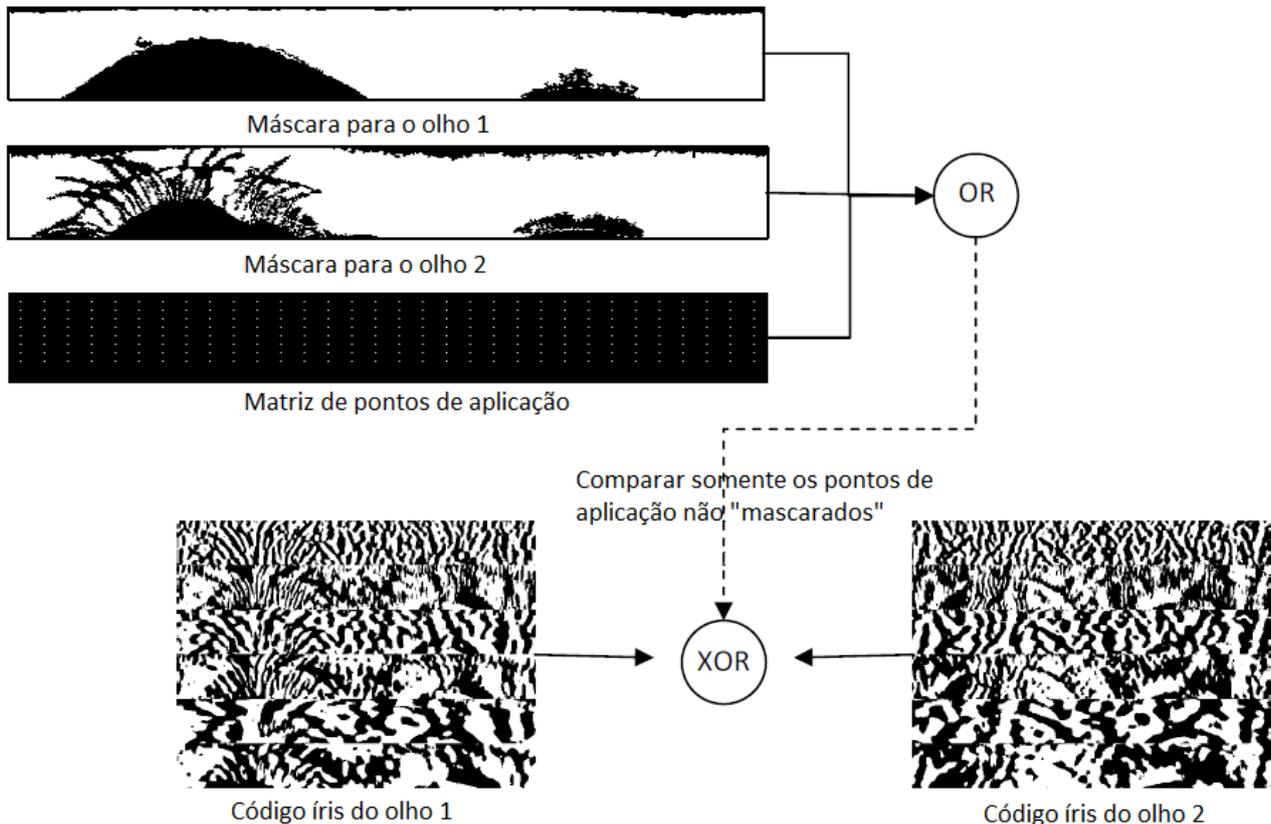
A única diferença relevante entre o algoritmo proposto por Daugman e o implementado no OSIRISv4.1 diz respeito à fase de segmentação da íris. A partir da versão 4.1, o OSIRIS passou a utilizar o algoritmo de Viterbi (SUTRA et al., 2012) para localizar a íris em vez do operador integro-diferencial. Dessa forma, o sistema passou a apresentar a vantagem de não fazer suposição alguma sobre a forma da íris, ou seja, não se assume que os contornos da íris e da pupila são circulares.

A etapa de normalização segue o procedimento descrito anteriormente, sendo que se adotaram como dimensões padrão para as imagens normalizadas uma largura  $W = 512$  pixels e uma altura  $H = 64$  pixels. Para a etapa de codificação foram utilizados 3 pares de filtros de Gabor 2D em quadratura com resoluções diferentes (9x15, 9x27 e 9x51), os quais são indicados pela documentação do OSIRIS. Desta forma, o código íris binário obtido apresenta dimensão  $W \times 6H$  onde  $W$  é a largura da imagem normalizada e  $H$ , a sua altura. Na prática, temos 6 imagens binárias empilhadas como se pode observar na Figura 12, onde a primeira representa o sinal da parte real de cada pixel após a aplicação do primeiro filtro, a segunda imagem representa o sinal da parte imaginária de cada pixel após a aplicação do primeiro filtro, a terceira indica o sinal da parte real de cada pixel após a aplicação do segundo filtro e assim por diante.



Figura 12: Código íris extraído com o OSIRISv4.1.

Embora o código íris gerado após a etapa de extração de características tenha dimensão de 512x384 bits, a etapa de comparação não é realizada utilizando todos esses pontos. Na realidade, uma matriz de pontos de aplicação é usada para indicar quais pixels da imagem normalizada devem ser considerados durante a etapa de comparação. No caso deste trabalho, 198 pontos de aplicação foram utilizados, resultando efetivamente em códigos íris de  $6 \times 198 = 1188$  bits.



**Figura 13:** Esquema utilizado para realizar a comparação entre códigos íris. Apenas os pontos de aplicação não mascarados participam da operação XOR.

### 3.2 Banco de Dados de Imagens da Íris

Diversos bancos de dados públicos foram considerados para realizar a avaliação de desempenho do sistema de reconhecimento da íris, sendo que o escolhido foi o ND-IRIS-0405 (BOWYER et al., 2009) o qual é um superconjunto das imagens usadas tanto no desafio ICE2005 quanto no ICE2006 e é disponibilizado pelo Computer Vision Research Laboratory da University of Notre Dame. Esta escolha foi feita por dois motivos: em primeiro lugar, o ICE2005 é o banco de dados mais utilizado até hoje na literatura, o que favorece a comparação de resultados; em segundo lugar, o ND-IRIS-0405 apresenta majoritariamente imagens de boa qualidade, o que reduz a necessidade de realização de triagens para selecionar as imagens apropriadas.

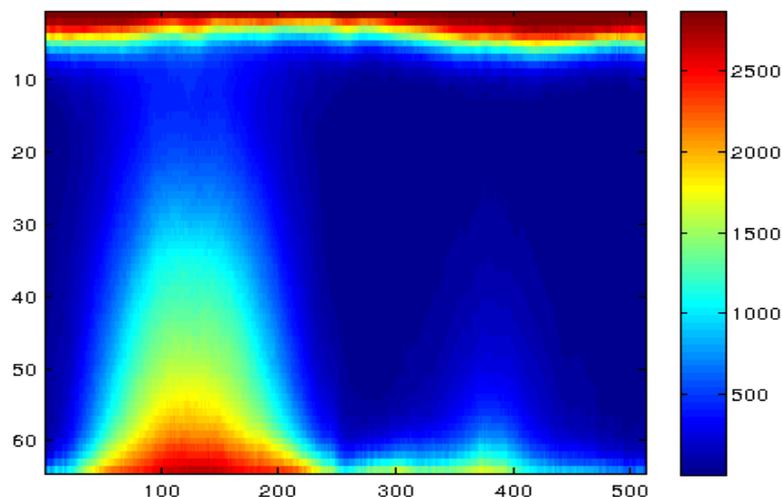
Sendo assim, para facilitar a comparação de resultados com trabalhos anteriores disponíveis na literatura, foi feita a escolha de limitar a análise às imagens correspondentes ao ICE2005. Este subconjunto em particular contém 2953 imagens

obtidas a partir de 243 íris diferentes pertencentes a 132 pessoas distintas, de tal forma que é possível realizar 26874 comparações intraclasse (genuínas) e 4331754 comparações interclasse (impostores).

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A análise de desempenho do sistema foi realizada a partir da observação dos parâmetros FAR e FRR descritos anteriormente. Em algumas aplicações, a utilização da máscara de ruído se torna inconveniente, como, por exemplo, quando há limitações de memória disponível. Portanto, atenção particular foi dada à análise do efeito negativo sobre o desempenho do sistema causado quando não se utiliza a máscara de ruído gerada na etapa de segmentação, assim como na elaboração de uma estratégia para contornar este problema.

Como descrito anteriormente, durante a fase de comparação entre dois códigos íris uma matriz de pontos de aplicação é utilizada para indicar quais pixels devem ser considerados na operação XOR. Em geral, essa matriz é construída selecionando-se pontos regularmente espaçados no interior de toda a área da íris como é ilustrado na Figura 13. Esse procedimento é adequado quando se utilizam as máscaras de ruído, uma vez que os pontos não pertencentes à íris serão desconsiderados por estarem “mascarados”. No entanto, uma rápida observação de algumas máscaras diferentes é o suficiente para se concluir que algumas regiões da íris estão oclusas com muito mais frequência do que outras. Dessa forma, em situações em que seja inviável utilizar as máscaras de ruído, seria interessante selecionar os pontos de aplicação de modo a evitar as “piores” regiões da íris, isto é, aquelas regiões que estão oclusas com mais frequência.



**Figura 14:** Mapa de frequência de ocorrência das máscaras de ruído. As cores quentes indicam os pixels que estavam mais frequentemente “mascarados”.

Com o intuito de identificar as regiões da íris mais adequadas para a escolha dos pontos de aplicação, todas as máscaras de ruído obtidas a partir das imagens do ICE2005 foram somadas algebricamente (pixels cobertos pela máscara valem 1, enquanto os restantes valem 0), de modo que o valor de cada pixel da imagem resultante indica o número de vezes em que aquele pixel esteve “mascarado”. O resultado dessa operação pode ser visualizado na Figura 14, em que se pode observar que as regiões

próximas à pupila (borda superior da imagem), próximas ao contorno externo da íris (borda inferior da imagem), assim como a região onde normalmente se encontra a pálpebra superior (região cujo valor de abscissa vale até aproximadamente 250 pixels) são regiões de grande incidência de oclusões da íris, de modo que representam péssimas candidatas a pontos de aplicação.

Para minimizar o efeito das oclusões da íris na ausência da máscara de ruído, a solução mais evidente para a escolha da matriz de pontos de aplicação seria, portanto, a seleção dos 198 pixels com menor valor na imagem da Figura 14, ou seja, os 198 pontos que menos vezes estiveram cobertos pela máscara. O resultado obtido ao se adotar essa estratégia é a matriz de pontos de aplicação indicada na Figura 15, na qual se verifica que os pixels com menor incidência de oclusões estão altamente concentrados em duas regiões distintas, fato esse que representa um problema na medida em que se sabe que a correlação entre os bits de um código íris tende a aumentar à medida que a distância entre eles diminui (GENTILE et al., 2009). Portanto, a matriz de pontos de aplicação abaixo é inviável na medida em que seleciona pontos altamente correlacionados, os quais não traduzem de forma satisfatória a informação contida na íris como um todo.

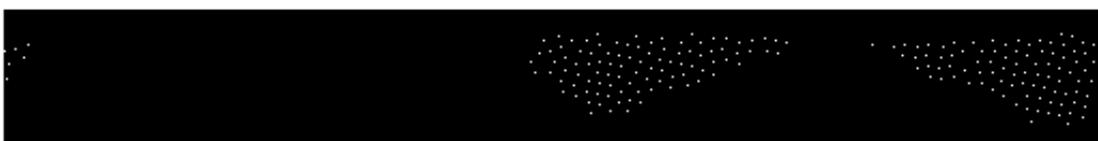


**Figura 15:** Matriz de pontos de aplicação com seleção de pontos com menor incidência de oclusões.

A solução adotada, então, para construir a matriz de pontos de aplicação foi a seleção dos 198 pontos com menor índice de oclusão, porém condicionados a respeitarem uma distância mínima de 5 pixels uns dos outros. Na prática, o algoritmo funciona da seguinte forma: seleciona-se o ponto com menor índice de oclusões como primeiro ponto de aplicação; para a seleção do segundo ponto, procede-se da mesma forma, porém são descartados todos os pixels que estejam a uma distância inferior a 5 pixels do primeiro ponto selecionado; o terceiro ponto é selecionado da mesma maneira, descartando-se todos os pontos a uma distância inferior a 5 pixels tanto do primeiro como do segundo pontos selecionados e assim por diante até que 198 pontos tenham sido escolhidos. A distância entre dois pixels  $P_i$  e  $P_j$  foi calculada da seguinte forma:

$$D = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2},$$

onde  $(x_i, y_i)$  são as coordenadas do pixel  $P_i$  e  $(x_j, y_j)$  são as coordenadas do ponto  $P_j$ . A matriz de pontos de aplicação obtida dessa maneira pode ser visualizada na Figura 16.



**Figura 16:** Matriz de pontos de aplicação construída com o método proposto.

Para avaliar o desempenho do método proposto, três experimentos de reconhecimento da íris foram realizados:

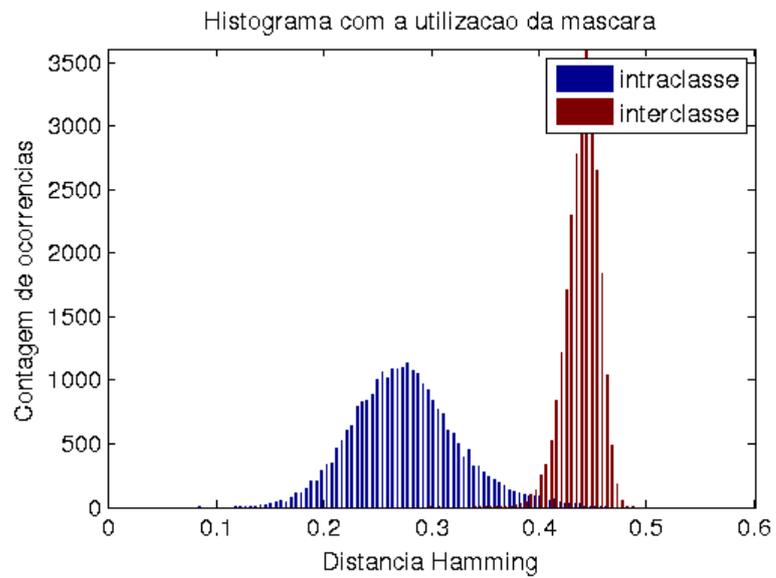
1. Reconhecimento da íris com a utilização de uma matriz de pontos de aplicação uniformemente distribuída e da máscara de ruído;
2. Reconhecimento da íris com a utilização de uma matriz de pontos de aplicação uniformemente distribuída, porém sem a máscara de ruído;
3. Reconhecimento da íris com a utilização da matriz de pontos de aplicação não uniforme construída com o método proposto.

Os histogramas relativos a estes três experimentos podem ser observados abaixo nas Figuras 17, 18 e 19. Em todos os casos, foram realizadas 26874 comparações intraclasse e o mesmo número de comparações interclasse, utilizando sempre imagens do subconjunto ICE2005 do banco de dados ND-IRIS-0405. Como padrão de análise de desempenho, foi usado valor da taxa de falsa rejeição (FRR) correspondente a uma taxa de falsa aceitação (FAR) de 0,1%, e os resultados obtidos podem ser verificados na Tabela 1.

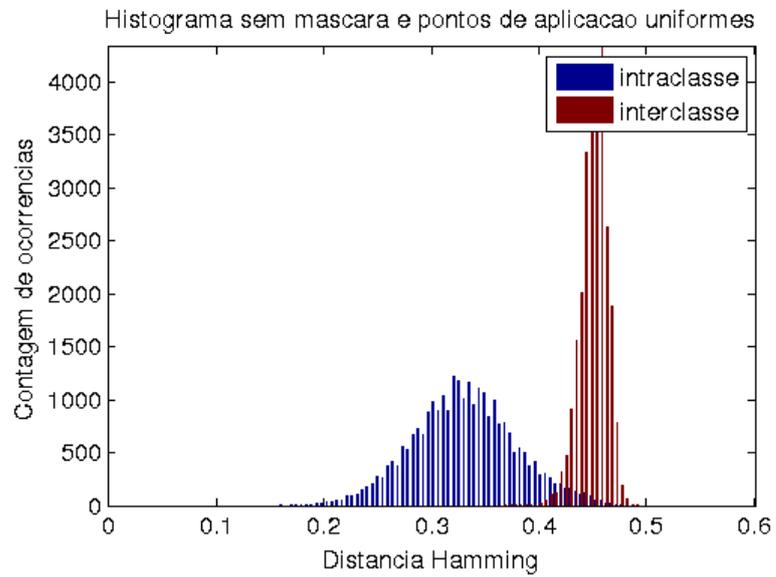
Experimento	FRR@FAR=0,1%
1) Pontos de aplicação uniformes com máscara	3,7992%
2) Pontos de aplicação uniformes sem máscara	8,0077%
3) Método proposto sem máscara	2,6792%

Tabela 1: Resultados dos experimentos

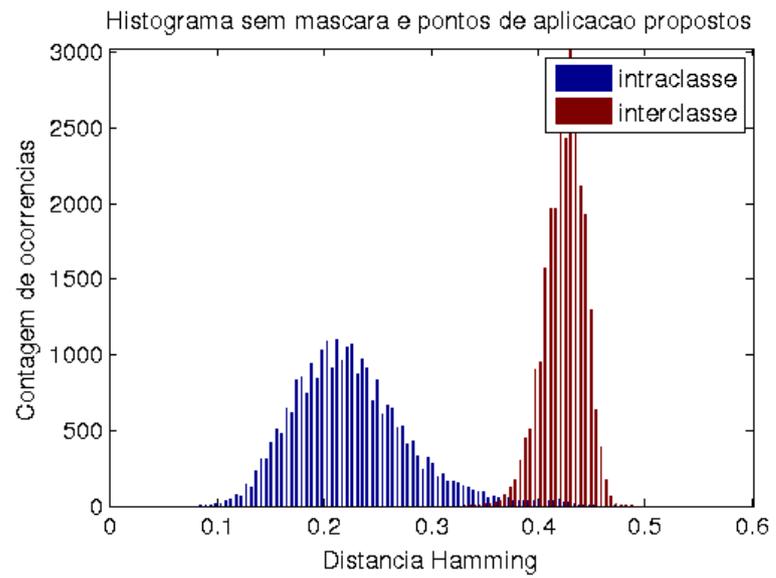
Os resultados sugerem que, como esperado, ao se utilizar pontos de aplicação uniformemente distribuídos no interior da íris, a supressão da máscara de ruído tem um impacto negativo extremamente significativo, uma vez que, mantendo-se a taxa de falsa aceitação (FAR) constante, a taxa de falsa rejeição (FRR) mais do que dobrou do experimento 1 para o experimento 2. Verifica-se também que o método proposto para a seleção dos pontos de aplicação, teve desempenho superior às expectativas, apresentando resultado melhor até mesmo do que o obtido com a utilização da máscara de ruído e pontos de aplicação uniformemente distribuídos. Portanto, conclui-se que, a partir de uma escolha criteriosa da matriz de pontos de aplicação, é possível suprimir a máscara de ruído do processo de comparação de códigos íris sem perda significativa de desempenho, o que tem implicações importantes no caso de sistemas com limitações de memória ou processamento.



**Figura 17:** Histograma experimento 1.



**Figura 18:** Histograma experimento 2.



**Figura 19:** Histograma experimento 3.

## 5 CONCLUSÃO

Neste trabalho foram descritas algumas das técnicas mais conhecidas para o reconhecimento automático da íris com enfoque particular nas etapas de processamento propostas por John Daugman, pioneiro da área cujas contribuições continuam a ser utilizadas como referência e estão implementadas em diversos sistemas comerciais e open source de identificação biométrica. Em particular, as etapas de compilação, instalação, definição dos parâmetros de configuração e execução do software open source OSIRISv4.1 foram dominadas de modo que ele pôde ser utilizado na etapa de extração de características da íris, necessária à realização dos experimentos previstos.

Atenção especial foi dada à investigação dos efeitos da supressão das máscaras de ruído quando da comparação entre 2 códigos íris e à elaboração de um método de construção da matriz de pontos de aplicação com o intuito de reduzir os efeitos negativos causados pelas oclusões da íris por pálpebras e cílios, assim como pelos erros de segmentação quando as máscaras de ruído não são consideradas. Dessa forma, com o intuito de validar empiricamente o método proposto, 3 experimentos foram realizados, e seus resultados, analisados.

Verificou-se que o método proposto para a seleção dos pontos de aplicação, teve desempenho superior às expectativas, apresentando resultado melhor até mesmo do que o método tradicional, obtido com a utilização da máscara de ruído e pontos de aplicação uniformemente distribuídos. Portanto, conclui-se que, a partir de uma escolha criteriosa da matriz de pontos de aplicação, é possível suprimir a máscara de ruído do processo de comparação de códigos íris sem perda significativa de desempenho, o que tem implicações importantes no caso de sistemas com limitações de memória ou processamento.

## 6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

DAUGMAN, JOHN G. **High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence.** *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on* 15.11 (1993): 1148-1161.

CARNEIRO, MILENA BUENO PEREIRA. **Reconhecimento de íris utilizando algoritmos genéticos e amostragem não uniforme.** Diss. 2011.

FLOM, LEONARD, AND ARAN SAFIR. **Iris recognition system.** U.S. Patent No. 4,641,349. 3 Feb. 1987.

MASEK, LIBOR. **Recognition of human iris patterns for biometric identification.** Diss. Master's thesis, University of Western Australia, 2003.

BOWYER, KEVIN W., AND PATRICK J. FLYNN. **The ND-IRIS-0405 iris image dataset.** *Notre Dame CVRL Technical Report* (2009).

E. KRICHEN, A. MELLAKH, S. SALICETTI, AND B. DORIZZI, **Osiris (open source for iris) reference system,** *BioSecure Project*, 2008.

Biosecure project: <http://biosecure.it-sudparis.eu/AB/>

G. SUTRA, S. GARCIA-SALICETTI, AND B. DORIZZI, **The Viterbi algorithm at different resolution for enhanced iris segmentation.** 5th IAPR International Conference on Biometrics, p. 310-316, 2012.

J.E. GENTILE, N. RATHA, AND J. CONNELL. **Slic: Short-length iris codes.** In *BTAS 2009*, 2009.