



**Universidade Federal de Campina Grande**

**Centro de Engenharia Elétrica e Informática**

Curso de Graduação em Engenharia Elétrica

FELIPPE TRIGUEIRO ANGELO

Análise de Grau de Liberdade e EER de um Código Íris Utilizando  
Uma Distribuição Uniforme dos Pontos de Aplicação

Campina Grande, Paraíba  
Outubro de 2016

FELIPPE TRIGUEIRO ANGELO

Análise de Grau de Liberdade e EER de um Código Íris Utilizando  
Uma Distribuição Uniforme dos Pontos de Aplicação

*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.*

Área de Concentração: Teoria da Informação

Orientador:

Professor Francisco Marcos de Assis, D. Sc.

Campina Grande, Paraíba  
Outubro de 2016

FELIPPE TRIGUEIRO ANGELO

Análise de Grau de Liberdade e EER de um Código Íris Utilizando  
Uma Distribuição Uniforme dos Pontos de Aplicação

*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.*

Área de Concentração: Teoria da Informação

Aprovado em        /        /

**Professor Avaliador Bruno Barbosa Albert**  
Universidade Federal de Campina Grande  
Avaliador

**Professor Francisco Marcos de Assis, D. Sc.**  
Universidade Federal de Campina Grande  
Orientador, UFCG

## AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pelo Amor, Misericórdia e Graça derramados sobre a minha vida.

Aos meus pais Manoel Angelo e Iruza Trigueiro, e a minha irmã Illanny Trigueiro pelos ensinamentos e apoio nos momentos difíceis, não só nesta etapa, mas durante toda a minha vida.

À minha namorada Natalia Imperiano pela paciência, compreensão e companheirismo nos momentos difíceis desta caminhada.

Ao professor Francisco Marcos pela orientação e ensinamentos acadêmicos.

Ao professor Bruno Albert pelos ensinamentos adquiridos em todo período de monitoria.

A Marcos Vinícius Rodrigues, cujo apoio e ensinamentos foram muito importantes durante boa parte desse período.

Aos meus amigos Filipe Tertuliano, Mayalison Rodrigues e Gutierrez Medeiros pela amizade adquirida ao longo desse período de graduação.

Aos meus amigos Ryvando Barbosa, Glauber Almino e Philippe Lázaro, assim como todos que compõem a Primeira Igreja Batista de Campina Grande, pela amizade adquirida nesse período.

Aos professores e ao departamento de Engenharia Elétrica da Ufmg pelo conhecimento repassado.

## RESUMO

No presente trabalho é descrito o sistema de reconhecimento de indivíduos proposto por Daugman em 1993. Atenção especial foi dada as etapas de extração das características e comparação, pois na primeira ocorre a inserção de redundâncias na íris devido à aplicação do filtro de Gabor. Foi demonstrado que após os resultados obtidos na segunda etapa, é possível quantificar o número de bits independentes do código íris. Um experimento reproduzindo o sistema proposto por Daugman foi realizado utilizando o software OSIRIS versão 4.4. Como medidas de desempenho foram calculados os parâmetros de grau de liberdade, FRR para uma dada FAR de 0.1% e EER. Em adição a simulação citada anteriormente, foram realizadas outras 5 simulações com o objetivo de analisar o desempenho do sistema para distribuições uniformes dos pontos de aplicação cujos pontos estão em regiões menos oclucionadas. Neste conjunto de simulações se pode perceber um aumento do número de graus de liberdade com o aumento do número de pontos de aplicação.

**Palavras-chave:** Daugman, Biometria, Identificação Biométrica da Íris, OSIRIS, Regiões de Oclusão.

## ABSTRACT

In this work, the system of Iris Recognition proposed by Daugman in 1993 is described. Special attention was given to the feature extraction and comparison steps, because in the first is the insertion of redundancies in the iris due to the application of Gabor's Filter. It was demonstrated that after the results obtained in the second step, it is possible to quantify the number of degrees-of-freedom in an iris code. An experiment was reproducing the Daugman's system was accomplished using OSIRISv4.4 software. For performance metrics were calculated the parameters of degree-of-freedom, FRR given an FAR of 0.1% and EER. In addition the previous simulation, was accomplished other 5 simulations with the objective of analyzing the system's performance given an uniform distribution application point, whose points are in the less occlusion regions. In this set of simulations can be seen the increasing of degrees-of-freedom with the increasing of the number of application points.

**Keywords:** Daugman, Biometry, iris biometric identification, OSIRIS, Occlusion Regions.

# LISTA DE ILUSTRAÇÕES

<b>Figura 1:</b> Etapas de um sistema de reconhecimento biométrico da Íris. ....	4
<b>Figura 2:</b> Exemplo de imagem do olho humano. (Fonte: Lembo et al, 1997).....	4
<b>Figura 3:</b> Ilustração da aplicação do operador íntegro-diferencial [8]. ....	5
<b>Figura 4:</b> Método de Daugman para normalização de uma íris com $H = 10$ pixels e $W = 40$ pixels [9].....	6
<b>Figura 5:</b> Partes real (direita) e imaginária (esquerda) de um filtro de Gabor 2D. Nota-se a presença das simetrias par e ímpar citadas anteriormente. ....	7
<b>Figura 6:</b> Exemplo da aplicação de um banco de filtros de Gabor. É possível ver que alguns detalhes da íris foram realçados com a filtragem. ....	8
<b>Figura 7:</b> Quantização realizada por Daugman. Em cada quadrante é mostrado o conjunto de bits a ser utilizado na quantização [8].....	8
<b>Figura 8:</b> Imagens da íris normalizada (imagem superior) e da correspondente máscara (imagem inferior). Os pixels em preto representam as regiões de oclusão.....	10
<b>Figura 9:</b> Comparação entre os alinhamentos de duas imagens de um mesmo olho. ....	11
<b>Figura 10:</b> Decisão estatística baseada no método de Neyman-Pearson. ....	12
<b>Figura 11:</b> 256 pontos de aplicação utilizados por Daugman.....	13
<b>Figura 12:</b> Variação ligeiramente equiprovável para cada um dos 128 pontos escolhidos em uma população de 592 Íris diferentes [1]. ....	13
<b>Figura 13:</b> Existência de uma correlação entre os pixels na direção radial de uma íris. ....	14
<b>Figura 14:</b> Distribuição inter-classe obtida por Daugman [1]. ....	15
<b>Figura 15:</b> Distribuição intra-classe obtida por Daugman [1]. ....	15
<b>Figura 16:</b> Distribuição inter-classe obtida após um conjunto de rotações em cada comparação. A rotação que resultava no menor $D_h$ era mantida. ....	16
<b>Figura 17:</b> Distribuições inter e intra classe para uma aplicação de 256 pontos distribuídos uniformemente.....	18
<b>Figura 18:</b> Mapa de frequência de oclusão. As cores mais amareladas indicam as regiões com maior frequência de oclusão, enquanto as cores mais azuis indicam as regiões com menor frequência de oclusão. ....	19
<b>Figura 19:</b> Seleção dos 206 Pontos Menos Oclucionados. ....	20
<b>Figura 20:</b> Distribuições inter e intra classe para uma aplicação de 206 pontos distribuídos uniformemente.....	20
<b>Figura 21:</b> Seleção dos 216 Pontos Menos Oclucionados. ....	21
<b>Figura 22:</b> Distribuições inter e intra classe para uma aplicação de 216 pontos distribuídos uniformemente.....	21
<b>Figura 23:</b> Seleção dos 226 Pontos Menos Oclucionados. ....	22
<b>Figura 24:</b> Distribuições inter e intra classe para uma aplicação de 226 pontos distribuídos uniformemente.....	22
<b>Figura 25:</b> Seleção dos 236 Pontos Menos Oclucionados. ....	23
<b>Figura 26:</b> Distribuições inter e intra classe para uma aplicação de 236 pontos distribuídos uniformemente.....	23
<b>Figura 27:</b> Seleção dos 246 Pontos Menos Oclucionados. ....	24
<b>Figura 28:</b> Distribuições inter e intra classe para uma aplicação de 236 pontos distribuídos uniformemente.....	24

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1:</b> Cálculo dos parâmetros das comparações inter e intra classe para uma aplicação de 256 pontos distribuídos uniformemente.....	18
<b>Tabela 2:</b> Cálculo dos parâmetros das comparações inter e intra classe para uma aplicação de 206 pontos distribuídos uniformemente.....	20
<b>Tabela 3:</b> Cálculo dos parâmetros das comparações inter e intra classe para uma aplicação de 216 pontos distribuídos uniformemente.....	21
<b>Tabela 4:</b> Cálculo dos parâmetros das comparações inter e intra classe para uma aplicação de 226 pontos distribuídos uniformemente.....	22
<b>Tabela 5:</b> Cálculo dos parâmetros das comparações inter e intra classe para uma aplicação de 236 pontos distribuídos uniformemente.....	23
<b>Tabela 6:</b> Cálculo dos parâmetros das comparações inter e intra classe para uma aplicação de 246 pontos distribuídos uniformemente.....	24



# SUMÁRIO

Agradecimentos.....	iv
Resumo.....	v
Abstract.....	vi
Lista de Ilustrações.....	vii
Lista de Tabelas.....	viii
Sumário.....	viii
1 Introdução.....	1
2 Revisão Bibliográfica.....	3
2.1 Sistema de Reconhecimento biométrico da Íris.....	4
2.1.1 Segmentação.....	4
2.1.2 Normalização.....	6
2.1.3 Extração e Codificação.....	6
2.1.4 Comparação das Características: Definições.....	9
2.2 Construção do Código Íris e Medida de Entropia.....	12
2.2.1 Entropia associada a um Código Íris.....	13
3 Materiais e Métodos.....	17
3.1 Software Utilizado para Extração do Código Íris.....	17
3.2 Banco de Dados de Imagens da Íris.....	17
4 Resultados: Experimentos e Análises.....	18
5 Considerações Finais.....	25
Bibliografia.....	26

# 1 INTRODUÇÃO

Com o fenômeno da internet cada vez mais atividades que antes eram rotineiras (enviar cartas, realização de reuniões presenciais, ir ao banco para a realização de transações bancárias, entre outras) estão dando espaço a softwares que auxiliam na execução das mesmas de forma remota. Em paralelo a essa crescente utilização para transmissão desses dados, também cresce a necessidade de segurança dos mesmos.

Outro exemplo de necessidade de uma elevada segurança é a permissão do acesso de pessoas a determinados lugares. Problemas graves como o crescimento do terrorismo, estão cada vez mais expondo a necessidade de um maior rigor no acesso de pessoas a locais como aeroportos, grandes eventos, entre outros.

Métodos comuns de segurança como senhas e cartões podem ser roubados facilmente abrindo assim uma brecha na confiabilidade desses métodos. Assim, a biometria surge como uma forma alternativa de se proporcionar uma maior segurança no acesso tanto a dados e locais.

A biometria consiste na representação de um determinado indivíduo por alguma de suas características biológicas, i.e., impressão digital, íris, face, voz, entre outras. Algumas biometrias como impressão digital, íris e face, vêm sendo utilizadas em uma escala considerável, enquanto outras como geometria da mão, voz e forma de escrita vêm sendo utilizadas com menor frequência.

O principal parâmetro a ser analisado durante a escolha de uma biometria em detrimento de outra, é o parâmetro graus de liberdade, representado pela letra  $N$ , ao longo de uma população, pois ele consiste no número de amostras independentes existentes em uma dada população, se relacionando assim com a probabilidade de acerto ao se escolher aleatoriamente um template biométrico.

Dentre as biometrias descritas anteriormente, a íris surge como uma boa alternativa se caracterizando por ser não intrusiva, de rápido reconhecimento de indivíduos e com alto número de graus de liberdade. Essa possibilidade foi inicialmente investigada em 1965 por oftalmologistas que perceberam que a textura da íris era única e não sofria alterações ao longo do tempo. Entretanto, somente em 1993 foi proposto

um sistema de reconhecimento de indivíduos por meio da íris [1], sistema este proposto por John Daugman.

Este algoritmo de reconhecimento biométrico pode ser dividido em 4 etapas: (i) Segmentação da imagem do olho – localização da região da imagem que contém a íris; (ii) Normalização da região da íris – conserta possíveis problemas dimensionais; (iii) Extração e codificação das características – cria um template biométrico e (iv) Comparação das características. No presente trabalho, essas etapas são descritas e uma análise das etapas de extração das características e comparação dos resultados é realizada, devido a existência de uma íntima relação entre o número de graus de liberdade e os procedimentos realizados nelas.

Uma simulação do experimento realizado por Daugman foi executada, onde foi utilizado como parâmetros de avaliação dos resultados, o número de graus de liberdade, a FRR para uma dada FAR de 0.1% e a EER. A FRR (*false reject rate*) consiste na taxa percentual de indivíduos autênticos que foram classificados como impostores, enquanto a FAR (*false accept rate*) consiste na taxa percentual de indivíduos impostores que foram classificados como autênticos. A EER (*equal error rate*) consiste nos valores de FAR e FRR quando ambos são iguais.

O presente trabalho tem a seguinte estrutura: na seção 2 é apresentado o sistema biométrico de extração da íris proposto por Daugman; na seção 3 são apresentados o banco de dados de imagens da íris e o software utilizado para extração das características; na seção 4 são apresentados os experimentos realizados juntamente com os resultados obtidos e na seção 5 encontram-se as considerações finais do trabalho.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Em um sistema de reconhecimento biométrico existem três etapas básicas que podem ser realizadas: As etapas de inscrição, identificação e verificação (CARNEIRO, 2011).

Na primeira etapa, uma característica biométrica é extraída do indivíduo, e. g., sinal de voz, imagem da íris, onde partir deles, as características físicas da biometria em questão serão extraídas e codificadas, gerando assim um template biométrico que será posteriormente salvo em um banco de dados para futuras comparações. É válido salientar que em geral, os dados biométricos de um indivíduo não são armazenados diretamente, 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 (MÁSCULO, 2014).

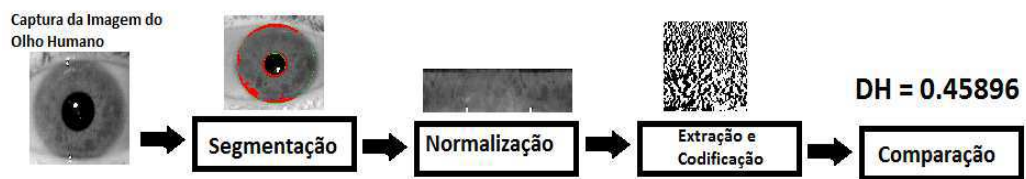
Na segunda fase, um usuário do sistema é apresentado como um determinado indivíduo e o sistema verifica a veracidade dessa informação por meio da comparação do template biométrico extraído no momento da autenticação, com um template armazenado no banco de dados. Sistemas desse tipo são conhecidos como um para um, pois as informações do usuário são comparadas apenas com as informações do usuário registrado no sistema.

Na terceira etapa, o sistema tem por objetivo identificar o usuário em questão, assim as suas características são extraídas e comparadas com as características de um conjunto de usuários armazenadas em um banco de dados. Sistemas desse tipo são conhecidos como um para n, pois as informações do usuário são comparadas com as informações de todos os usuários do banco de dados.

Dentre os sistemas de reconhecimento biométrico que tem ganhado maior notoriedade, destacam-se os sistemas de reconhecimento da íris devido o seu alto grau de discriminação com uma alta entropia, cerca de dez vezes maior do que a entropia da impressão digital, por exemplo, (RODRIGUES et. Al., 2016). Outro ponto a favor da biometria da íris é que ela se apresenta como uma biometria menos vulnerável de ser capturada, ao contrário da voz e da impressão digital.

## 2.1 SISTEMA DE RECONHECIMENTO BIOMÉTRICO DA ÍRIS

De forma generalizada, um sistema de reconhecimento biométrico da íris pode ser dividido em quatro etapas: (i) Segmentação da imagem do olho – localização da região da imagem que contém a íris; (ii) Normalização da região da íris – conserta possíveis problemas dimensionais; (iii) Extração e codificação das características – cria um template biométrico e (iv) Comparação das características. A figura 1 resume a estrutura de um sistema biométrico.

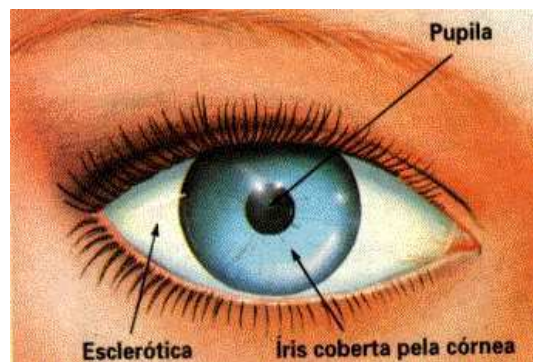


**Figura 1:** Etapas de um sistema de reconhecimento biométrico da Íris.

Dentre os sistemas biométricos de reconhecimento automático da Íris mais conhecidos destaca-se o sistema proposto por John Daugman em 1993 [1].

### 2.1.1 SEGMENTAÇÃO

No instante em que se é capturada a imagem do olho humano ainda não é possível obter uma imagem isolada da íris, assim se faz necessário uma etapa de processamento que separe a íris das outras partes que estão em suas adjacências. Essa etapa é chamada de segmentação. Durante essa etapa, são localizados os limares entre a íris e a pupila (contorno interno) e entre a íris e a esclera (contorno externo). A figura 2 exemplifica o olho humano, onde é possível destacar a presença da Esclera, Pupila e da Íris.



**Figura 2:** Exemplo de imagem do olho humano. (Fonte: Lembo et al, 1997)

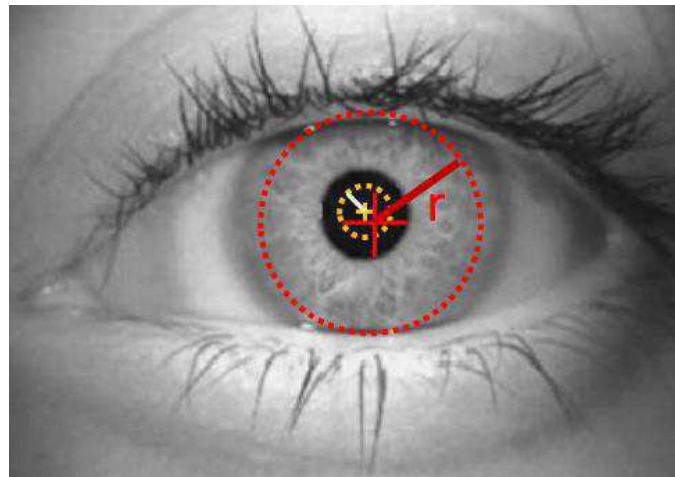
O método de Daugman, citado anteriormente, utiliza o operador íntegro-diferencial (Eq. 2.1) para identificação dos limiares de contorno da íris. Ele assume que as bordas possuem um formato circular, porém não necessariamente concêntricos. A expressão 2.1 que define esse operador é mostrada abaixo:

$$\text{máx}_{(r,x_0,y_0)} |G_\sigma(r)| * \frac{\partial}{\partial r} \oint \frac{I(x,y)}{2\pi r} ds \quad (2.1)$$

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

O operador busca pelo contorno circular onde existe a maior variação no valor dos pixels onde existe uma variação no raio  $r$ . Ao mesmo tempo em que esse processo é realizado o grau de suavização é reduzido progressivamente com o objetivo de se conseguir uma localização precisa (CARNEIRO, 2011). É importante ressaltar que o papel do filtro de suavização é evitar que mudanças significativas de intensidade dentro da íris sejam detectadas ao invés dos contornos da mesma.

Como não é possível assumir que os contornos externo e interno da íris são concêntricos, o operador íntegro-diferencial deve ser aplicado duas vezes com a finalidade de encontrar cada borda. A figura 3 mostra um esquema exemplificando a aplicação do operador 2.1.



**Figura 3:** Ilustração da aplicação do operador íntegro-diferencial [8].

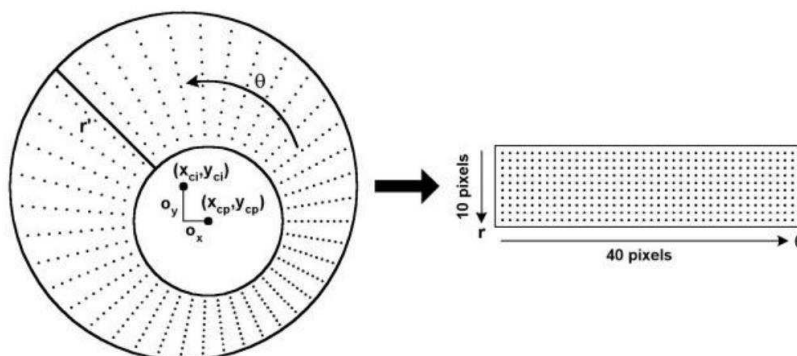
Na prática, um problema muito frequente na localização da íris é a oclusão pelos cílios e pálpebras. Assim, pixels que não pertencem à íris podem ser codificados como pertencentes à mesma. Alguns trabalhos como o de Libor Masek (MASEK, 2003) visam obter um contorno que despreze as regiões de oclusão das pálpebras e cílios.

## 2.1.2 NORMALIZAÇÃO

Após a obtenção da íris segmentada, o método de Daugman realiza o processo de normalização da imagem. Tal etapa é necessária porque durante a obtenção da imagem do olho alguns fatores como (i) variação da distância entre a íris e a câmera; (ii) variação do tamanho da pupila e (iii) inclinação da cabeça podem acarretar numa íris com dimensões que não são constantes, o que acarreta problemas no processo de comparação.

A normalização faz com que imagens da mesma íris que foram tiradas sob condições diferentes tenham as mesmas dimensões, permitindo assim uma comparação correta entre as mesmas. Para a realização de tal processo, Daugman converte a imagem segmentada que está mapeada em coordenadas retangulares  $(x, y)$ , em coordenadas polares  $(\rho, \theta)$ .

Na prática, a conversão  $I(x, y) \rightarrow I(\rho, \theta)$  se dá por meio da quantização uniforme da íris tanto ao longo do raio  $\rho$ , quanto do ângulo  $\theta$ . 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 ( $H$ ) (MÁSCULO, 2014). A figura 4 demonstra esse processo.



**Figura 4:** Método de Daugman para normalização de uma íris com  $H = 10$  pixels e  $W = 40$  pixels [9].

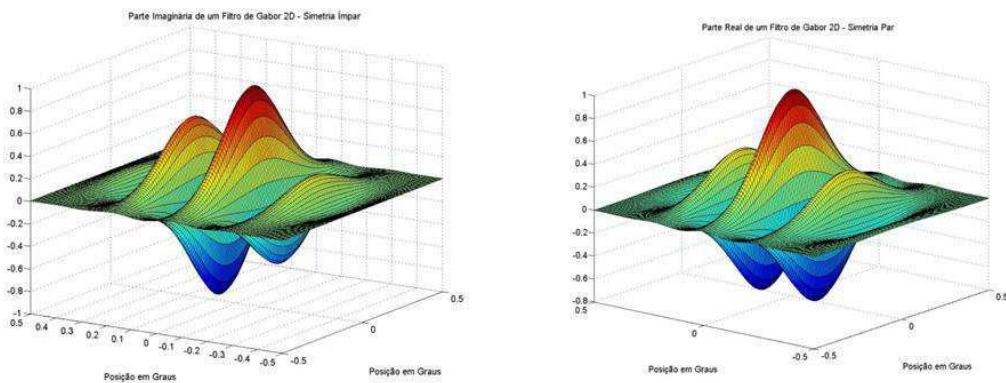
## 2.1.3 EXTRAÇÃO E CODIFICAÇÃO

Para a terceira etapa do sistema de reconhecimento biométrico, que consiste na extração das informações de textura da íris, Daugman propôs a utilização dos filtros de Gabor 2D. Essa classe de filtros lineares permite a extração de informações sobre a localização espacial e em frequência de uma determinada imagem.

Uma forma de representação desses filtros consiste em escrevê-los como o produto de uma função gaussiana com uma função harmônica, i.e., uma senóide, cossenóide ou exponencial complexa. Em seu sistema, Daugman utilizou uma exponencial complexa como função harmônica resultando assim em um par de filtros em quadratura onde a parte real possui simetria par e a imaginária possui simetria ímpar devido à cossenóide e a senóide respectivamente (ver figura 5). O filtro em questão pode ser definido matematicamente por meio da equação a seguir:

$$G(x, y) = e^{-\pi\left[\left(\frac{x-x_0}{\alpha}\right)^2 + \left(\frac{y-y_0}{\beta}\right)^2\right]} \cdot e^{-2\pi i[u_0(x-x_0) + v_0(y-y_0)]} \quad (2.2)$$

onde,  $(x_0, y_0)$  especificam a posição do filtro na imagem;  $(\alpha, \beta)$  especificam a dimensão do filtro, ou seja, a largura e comprimento;  $u_0$  e  $v_0$  tem relação com a frequência da senóide utilizada na modulação.

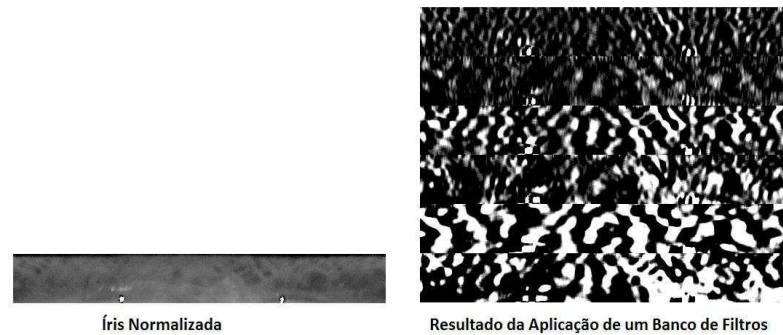


**Figura 5:** Partes real (direita) e imaginária (esquerda) de um filtro de Gabor 2D. Nota-se a presença das simetrias par e ímpar citadas anteriormente.

Para a extração das características da íris é utilizado um conjunto de filtros com uma variação nos parâmetros da equação 2.2. Em seu trabalho, Daugman utilizou um conjunto de 4 filtros complexos, resultando assim na aplicação de 8 filtros na imagem.

Na prática, a operação realizada por um filtro de Gabor é a de realçar regiões em uma imagem que possuem uma determinada característica predefinida. A figura 6 ilustra esse processo para um conjunto de 3 filtros complexos.

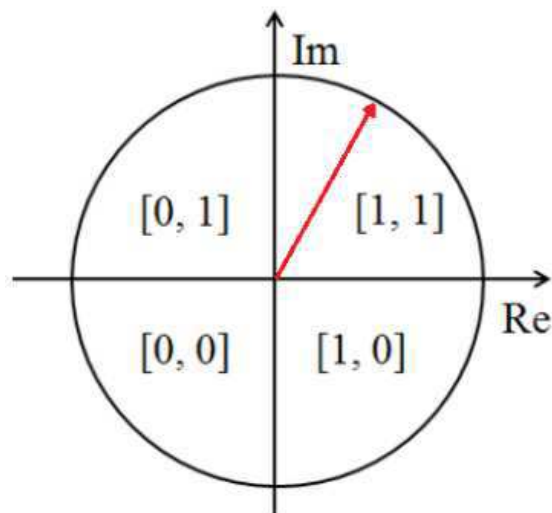




**Figura 6:** Exemplo da aplicação de um banco de filtros de Gabor. É possível ver que alguns detalhes da íris foram realçados com a filtragem.

Como o filtro de Gabor resulta em sinais complexos, a aplicação da equação 2.2 resulta em coeficientes que contêm um módulo e uma fase. Constatou-se que em um sistema de reconhecimento biométrico da íris, apenas a fase é necessária [1].

Com a finalidade de se processar os dados obtidos em um computador digital, se faz necessária a quantização da informação obtida, neste caso a quantização da fase dos coeficientes. Daugman, em seu sistema, realizou a discretização utilizando dois bits para cada pixel da imagem, ou seja, cada pixel da imagem obtida como produto da aplicação do filtro de Gabor é quantizado como 2 bits a partir da seguinte regra: Caso a fase esteja localizada no primeiro quadrante o pixel é quantizado como (11); no segundo, (01); no terceiro, (00) e no quarto, (10). A figura 7 demonstra a forma de quantização utilizada.



**Figura 7:** Quantização realizada por Daugman. Em cada quadrante é mostrado o conjunto de bits a ser utilizado na quantização [8].

Alternativamente pode-se representar matematicamente essa quantização, observando o sinal das partes real e imaginária. Assim define-se que o bit  $h$  obtém os seguintes valores:

$$h_{Re} = 1 \text{ se } Re \iint_S e^{-i\omega(\theta_0-\varnothing)} e^{-\frac{(r_0-\rho)^2}{\alpha^2}} e^{-\frac{(\theta_0-\varnothing)^2}{\beta^2}} I(\rho, \varnothing) \rho d\rho d\varnothing \geq 0, \quad (2.3)$$

$$h_{Re} = 0 \text{ se } Re \iint_S e^{-i\omega(\theta_0-\varnothing)} e^{-\frac{(r_0-\rho)^2}{\alpha^2}} e^{-\frac{(\theta_0-\varnothing)^2}{\beta^2}} I(\rho, \varnothing) \rho d\rho d\varnothing < 0, \quad (2.4)$$

$$h_{Im} = 1 \text{ se } Im \iint_S e^{-i\omega(\theta_0-\varnothing)} e^{-\frac{(r_0-\rho)^2}{\alpha^2}} e^{-\frac{(\theta_0-\varnothing)^2}{\beta^2}} I(\rho, \varnothing) \rho d\rho d\varnothing \geq 0, \quad (2.5)$$

$$h_{Im} = 0 \text{ se } Im \iint_S e^{-i\omega(\theta_0-\varnothing)} e^{-\frac{(r_0-\rho)^2}{\alpha^2}} e^{-\frac{(\theta_0-\varnothing)^2}{\beta^2}} I(\rho, \varnothing) \rho d\rho d\varnothing < 0 \quad (2.6)$$

onde as equações já se encontram na forma polar. Assim cada pixel é quantizado com os bits  $[h_{Re}, I_{Im}]$ .

#### 2.1.4 COMPARAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS: DEFINIÇÕES

As três etapas descritas anteriormente geram uma imagem binária que contém as informações sobre a textura da íris e sobre um possível ruído existente na imagem original, i.e., presenças das pálpebras, cílios e reflexões especulares; entretanto, para que o indivíduo seja reconhecido se faz necessária um protocolo de decisões que utilize de uma métrica para medir a similaridade entre as duas imagens.

Daugman resolveu esse problema utilizando o formalismo de Neyman-Pearson que requer o conhecimento das funções densidade de probabilidade para as comparações intra e inter classe. As comparações intra classe, também conhecidas como comparações entre autênticos, são aquelas feitas entre templates biométricos da mesma fonte (o termo fonte é aqui utilizado, pois as íris direita e esquerda são diferentes, assim templates de um mesmo indivíduo não podem ser comparados aleatoriamente sem o conhecimento de qual olho está sendo utilizado) e as comparações inter classe, também conhecidas como comparações entre impostores, são aquelas feitas entre templates biométricos de fontes diferentes.

Para a obtenção das fdp's, Daugman gerou um histograma com os resultados das comparações, onde esses foram obtidos por meio da Distância de Hamming

normalizada (DH). Esta métrica mede o grau de similaridade entre duas sequências binárias e é definida matematicamente a seguir:

$$DH = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N X_j (XOR) Y_j \quad (2.7)$$

onde, N representa o tamanho da sequência e X<sub>j</sub> e Y<sub>j</sub> os bits das imagens utilizadas na comparação. Como resultado, a Distância de Hamming retorna um valor entre 0 e 1, onde 0 representa códigos idênticos e 1 representa códigos completamente distintos.

Quando a imagem da íris é obtida, frequentemente pode ser observada a presença de oclusões na mesma. Tais bits devem ser evitados, portanto Daugman realizou uma alteração na equação 2.7 incluindo a presença dos bits da máscara (ver eq. 2.8), impedindo assim que os bits ruidosos fossem utilizados no cálculo. A máscara consiste em uma imagem binária, de mesma dimensão que a imagem da íris normalizada, contendo a localização dos pontos de oclusão (ver figura 8).

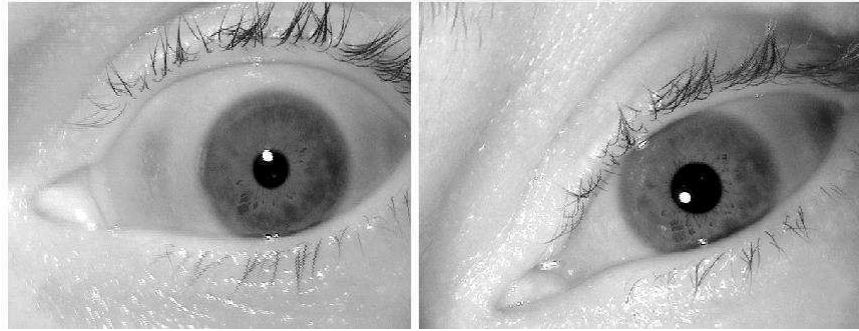
$$DH = \frac{1}{N - \sum_{k=1}^N MX_k + MY_k} \sum_{j=1}^N X_j (XOR) Y_j \cdot \overline{MX_j} \cdot \overline{MY_j} \quad (2.8)$$

onde, MX<sub>k</sub> e MY<sub>k</sub> representam os bits da máscara. É possível ver que caso exista algum bit ocluído, i.e., valor de máscara igual a 1, a operação não será realizada (valor 0).



**Figura 8:** Imagens da íris normalizada (imagem superior) e da correspondente máscara (imagem inferior). Os pixels em preto representam as regiões de oclusão.

Antes do cálculo da Distância de Hamming se faz necessário alinhar as imagens das íris. No processo de obtenção das imagens não é garantido o alinhamento entre as imagens de ambos os olhos (ver imagem 9), assim é justificada a necessidade desse processo.

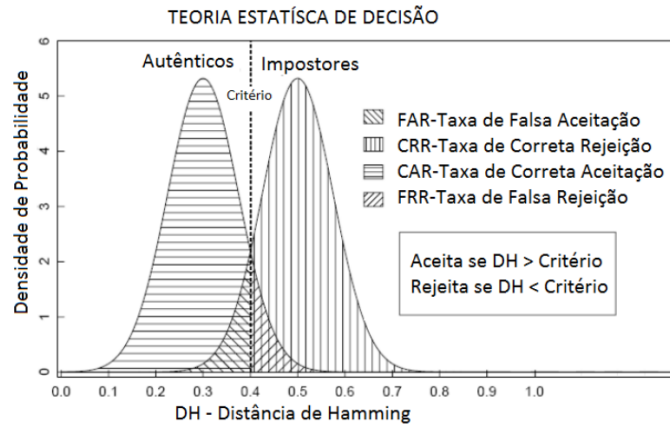


**Figura 9:** Comparação entre os alinhamentos de duas imagens de um mesmo olho.

Na medição do grau de similaridade entre as íris, Daugman selecionou um conjunto de pontos uniformemente distribuídos sobre a mesma para evitar que a comparação fosse demasiadamente demorada devido a uma quantidade muito grande de bits. Esses pontos geram uma sequência que é chamada de código íris. Na próxima seção este assunto será abordado com mais detalhes.

Com o resultado da distância de Hamming para o conjunto de comparações selecionadas se faz necessário à utilização do formalismo de Neyman-Pearson para decidir se um indivíduo é autêntico ou não. Esse formalismo de decisões afirma que caso o valor da métrica, neste caso a Distância de Hamming, entre as duas sequências for maior que um dado valor de critério, a comparação é tida como entre impostores; Caso contrário, a comparação é tida como entre autênticos.

A decisão SIM/NÃO em processos de reconhecimento tem quatro possíveis resultados, cada um com uma probabilidade de ocorrência associada (ver eq 2.9-2.12) [1]. O sistema de reconhecimento pode: (i) Aceitar um indivíduo autêntico (AA), (ii) Aceitar um indivíduo impostor (IA), (iii) Rejeitar um indivíduo autêntico (AR) ou (iv) Rejeitar um indivíduo impostor (IR). A imagem 10 representa os quatro possíveis resultados.



**Figura 10:** Decisão estatística baseada no método de Neyman-Pearson.

$$P(AA) = \int_0^c P_{aut}(x) dx \quad (2.9)$$

$$P(AR) = \int_c^1 P_{aut}(x) dx \quad (2.10)$$

$$P(IA) = \int_0^c P_{imp}(x) dx \quad (2.11)$$

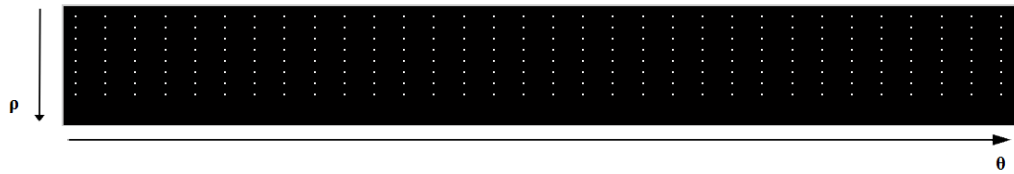
$$P(IR) = \int_c^1 P_{imp}(x) dx \quad (2.12)$$

Em um sistema biométrico é desejável que as probabilidades de erro  $P(AR)$ , e  $P(IA)$ , sejam pequenas. Para tal é necessário que as curvas das comparações autênticas e impostoras sejam o mais afastadas possível.

## 2.2 CONSTRUÇÃO DO CÓDIGO ÍRIS E MEDIDA DE ENTROPIA

Como foi dito na seção anterior, na etapa de comparação são selecionados alguns pontos da íris normalizada com a finalidade de se gerar um template biométrico que represente a mesma e que posteriormente será comparado com outro template, o qual se deseja conhecer a autenticidade.

Em seu sistema de reconhecimento, Daugman selecionou um conjunto de 256 pontos distribuídos uniformemente pela íris normalizada (ver figura 11). Como foram utilizados 4 filtros complexos de Gabor, tem-se um template biométrico (código íris) contendo 2048 bits no total. Ele justifica tal escolha com base na capacidade de um cartão magnético que utiliza padrão IS-7811 [1].

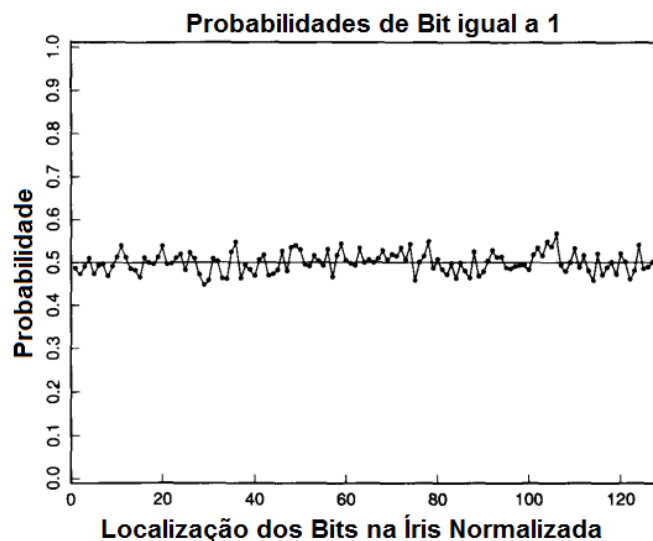


**Figura 11:** 256 pontos de aplicação utilizados por Daugman.

Caso todos os bits de um dado código íris fossem independentes a entropia associada a essa fonte, i.e., o template biométrico, seria igual à quantidade de bits da sequência. Entretanto, existem algumas correlações entre os bits de um dado código íris, bem como entre os bits de códigos íris de indivíduos diferentes ocasionando em redundâncias o que reduz significativamente o valor da entropia de fonte.

### 2.2.1 ENTROPIA ASSOCIADA A UM CÓDIGO ÍRIS

Como foi dito anteriormente, a entropia associada a um código íris é bem menor que o seu comprimento devido a redundâncias existentes no mesmo, i.e., nem todos os bits de um dado código são independentes. Daugman observou tal comportamento calculando a probabilidade de cada um dos bits ser igual a 1 (ver figura 12). Para a realização desse experimento, ele utilizou um banco de dados contendo imagens de 592 íris diferentes de 323 pessoas.



**Figura 12:** Variação ligeiramente equiprovável para cada um dos 128 pontos escolhidos em uma população de 592 Íris diferentes [1].

No gráfico anterior é possível observar que a probabilidade de cada um dos bits calculados é ligeiramente próxima de 0.5 indicando certa independência entre eles.

Entretanto, as variações existentes também apontam para a presença de correlações entre os mesmos, reduzindo assim a sua entropia associada. Tais correlações são geradas principalmente a partir de duas fontes: (i) Existência de certa similaridade entre os pixels da textura dada uma direção radial e (ii) A aplicação de um filtro passa-faixa como o de Gabor 2D.

A existência de redundâncias intrínsecas à íris pode ser explicada por meio da existência da propagação dos elementos de textura na direção radial da mesma. Na figura 13 é possível ver a presença de linhas praticamente com a mesma intensidade na direção radial da íris, indicando a presença de correlação entre esses pixels, o que diminui a sua entropia associada.



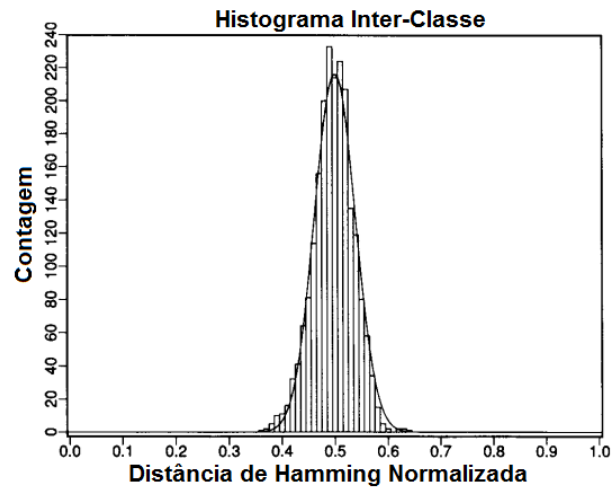
**Figura 13:** Existência de uma correlação entre os pixels na direção radial de uma íris.

A entropia associada a um código íris pode ser estimada a partir do número de graus de liberdade do mesmo. Para o cálculo em questão, Daugman aproximou a fdp das comparações inter-classe por uma distribuição binomial, assim conhecendo a média  $p$  e o desvio padrão  $\sigma$  é possível se calcular o número de graus de liberdade por meio da equação 2.13 mostrada a seguir:

$$N = \frac{p(1-p)}{\sigma^2} \quad (2.13)$$

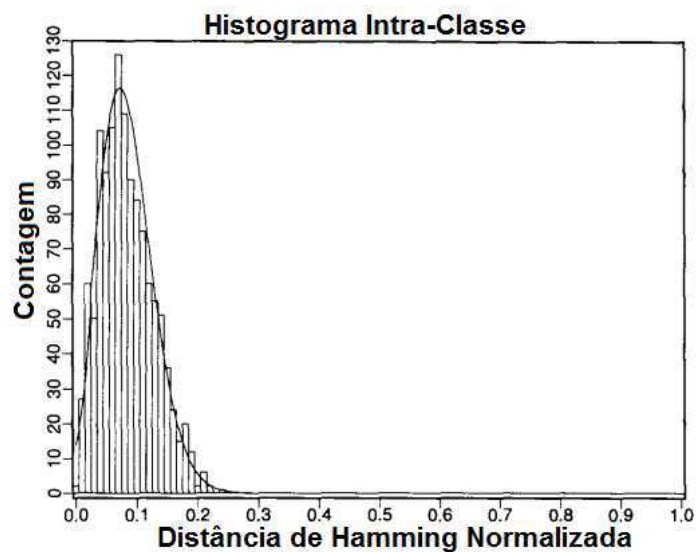
Na distribuição obtida por Daugman (ver figura 14), foi obtido um valor de 0.038 para o desvio padrão e 0.497 para a média, resultando assim em 173 graus de liberdade para o banco de dados utilizado. Dada uma estimativa de uma correlação de quatro amostras, introduzidas pelo filtro de Gabor, é possível se estimar um valor limite para a entropia como sendo 690 bits. É importante citar que esses valores foram obtidos para comparações realizadas sem a etapa de rotação do olho para corrigir possíveis desalinhamentos. Assim, a probabilidade de se gerar um código binário aleatório

contendo 2048 bits que seja igual ao de uma dada íris é  $2^{-173}$ , ou aproximadamente 1 em  $10^{52}$  tentativas.



**Figura 14:** Distribuição inter-classe obtida por Daugman [1].

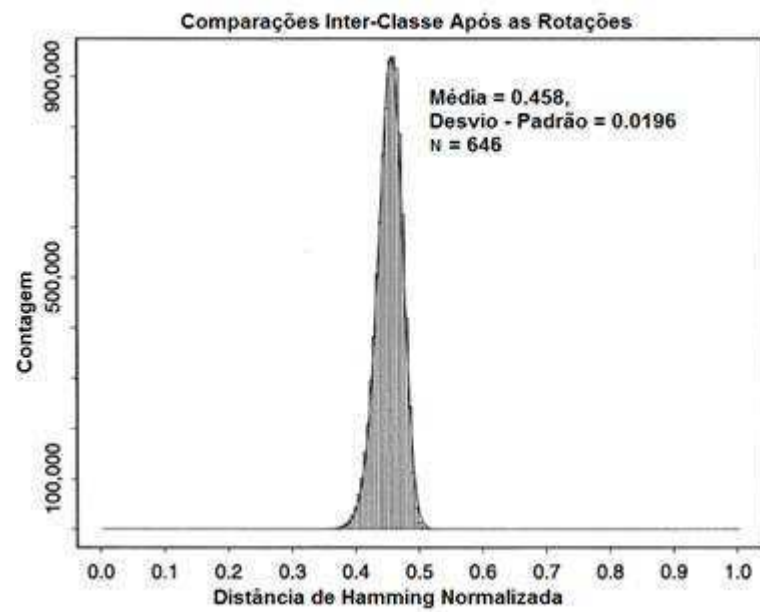
O mesmo experimento foi obtido para um conjunto de comparações intra-classe obtendo assim um valor de 0.084 para a média e 0.0435 para o desvio-padrão o que gera um valor de 41 graus de liberdade (ver figura 15).



**Figura 15:** Distribuição intra-classe obtida por Daugman [1].

Em [3], Daugman também calculou o número de graus de liberdade para uma distribuição inter-classe obtida após a etapa de rotação do olho para compensar possíveis desalinhamentos. Como esperado observou-se que tanto a média quanto o desvio-padrão foram menores devido apenas a rotação que gerou um menor DH foi mantida. A figura 16 mostra os resultados obtidos.





**Figura 16:** Distribuição inter-classe obtida após um conjunto de rotações em cada comparação. A rotação que resultava no menor Dh era mantida.

## 3 MATERIAIS E MÉTODOS

### 3.1 SOFTWARE UTILIZADO PARA EXTRAÇÃO DO CÓDIGO ÍRIS

Para a realização do presente trabalho, foi utilizado o *software* OSIRIS, versão 4.1 [5] para extração do código íris de cada imagem, bem como para o cálculo da distância de hamming normalizada de cada uma das comparações. O OSIRIS é um software de código aberto, desenvolvido em linguagem C++ e reproduzível no sistema Linux. Ele foi desenvolvido no quadro do projeto BioSecure (BioSecure Project) da *Telecom & Management Sud Paris* e simula o sistema de reconhecimento biométrico da íris proposto por Daugman com exceção da etapa de segmentação, onde o OSIRIS utiliza o algoritmo de viterbi em lugar do operador íntegro-diferencial. A vantagem de se utilizar o algoritmo de viterbi em detrimento do operador íntegro-diferencial é que não há a necessidade de se supor que a íris possui um formato circular.

Nos experimentos realizados foram utilizados como base os 256 pontos uniformemente distribuídos que foram fornecidos pelo OSIRIS, bem como os 3 filtros complexos também fornecidos pelo sistema em questão.

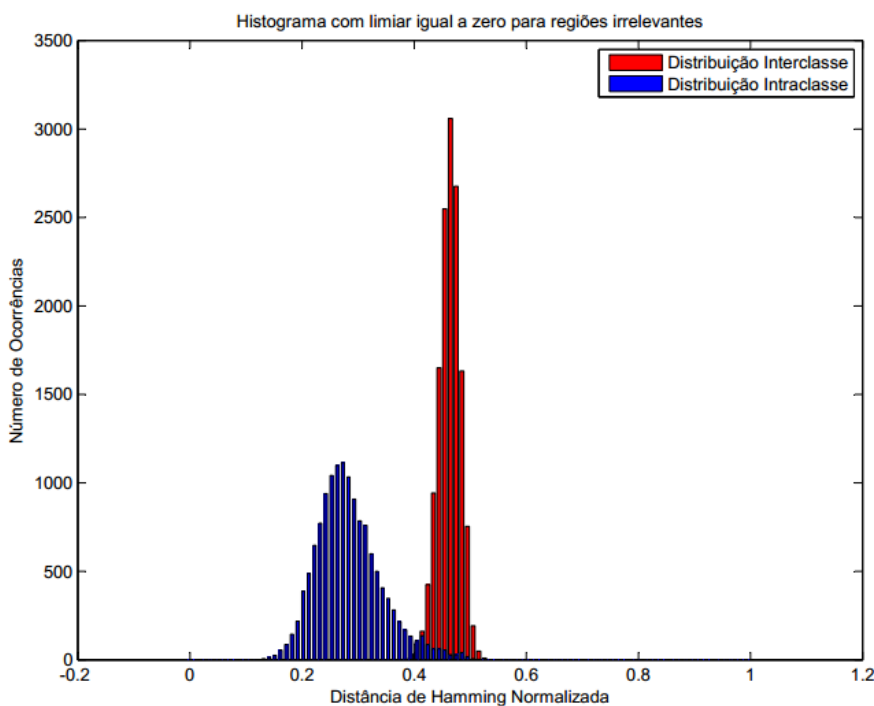
### 3.2 BANCO DE DADOS DE IMAGENS DA ÍRIS

Para a realização dos experimentos foi utilizada a base de dados ND-IRIS-0405 [4], fornecido pelo Laboratório de Pesquisa em Visão Computacional da Universidade de Notre Dame (*Computer Vision Research Laboratory*). Esta base de dados consiste em um superconjunto das imagens contidas no ICE2005 e ICE2006 e por possuir imagens de boa qualidade, não se faz necessária uma triagem para seleção de possíveis imagens ruins.

O banco de dados ND-Iris 0405 possui 64890 imagens correspondendo a 356 indivíduos, sendo 158 mulheres e 198 homens, e 712 íris diferentes. A idade dos indivíduos varia entre 18 e 75 anos. 250 indivíduos são caucasianos, 82 são Asiáticos e 24 são de outras etnias. Todas as imagens foram capturadas utilizando uma câmera LG2200.

## 4 RESULTADOS: EXPERIMENTOS E ANÁLISES

No presente trabalho, foi realizada uma simulação do sistema proposto por Daugman, analisando os parâmetros de grau de liberdade da distribuição inter-classe, bem como os parâmetros de EER e FRR para uma FAR de 0.1%, definidos na introdução. Assim, após a etapa de comparação, foram calculados os parâmetros citados anteriormente para um conjunto de rotações nas íris utilizadas. Foram escolhidas aleatoriamente 14240 comparações inter-classe e 13836 comparações intra-classe. Os resultados podem ser visto na figura 17 e na tabela 1.



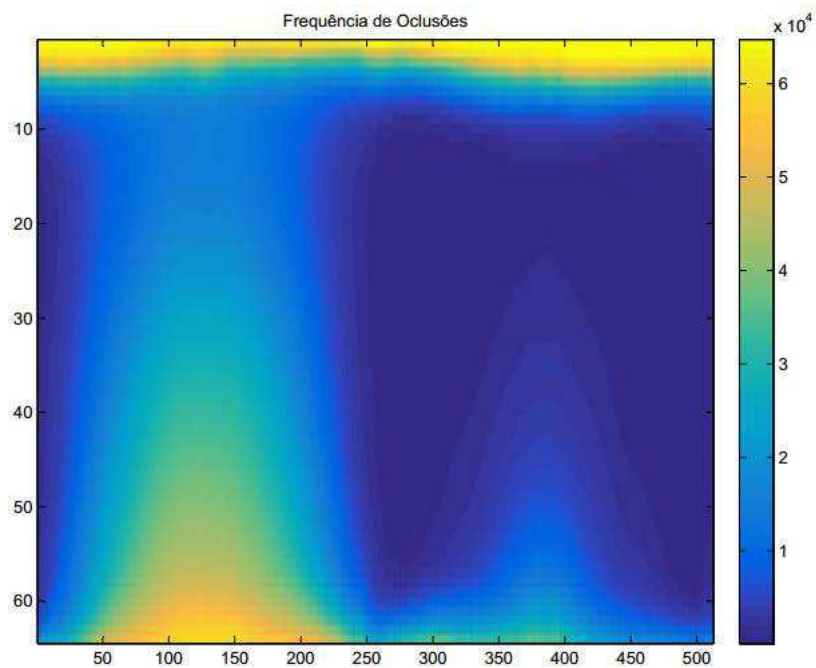
**Figura 17:** Distribuições inter e intra classe para uma aplicação de 256 pontos distribuídos uniformemente.

<b>Graus de Liberdade</b>	650
<b>FRR@FAR=0.1%</b>	5.62%
<b>EER</b>	2.09%

**Tabela 1:** Cálculo dos parâmetros das comparações inter e intra classe para uma aplicação de 256 pontos distribuídos uniformemente.

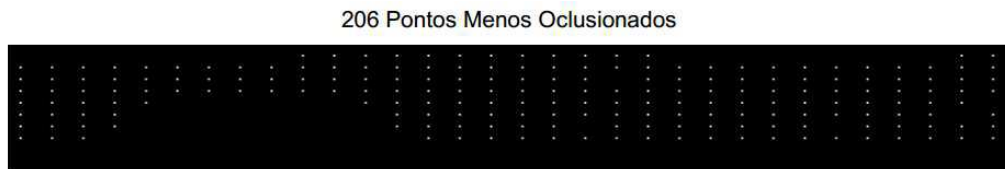
Em imagens muito oclucionadas, uma quantidade considerável de bits não será aproveitada na etapa de comparação, assim o presente trabalho realizou uma análise de outras distribuições uniformes contendo um menor número de pontos de aplicações nas

regiões mais oclucionadas. Para tal, foi gerado um mapa de frequência visando conhecer as regiões que possuem maior taxa de oclusão. Este pode ser visto na figura 18.

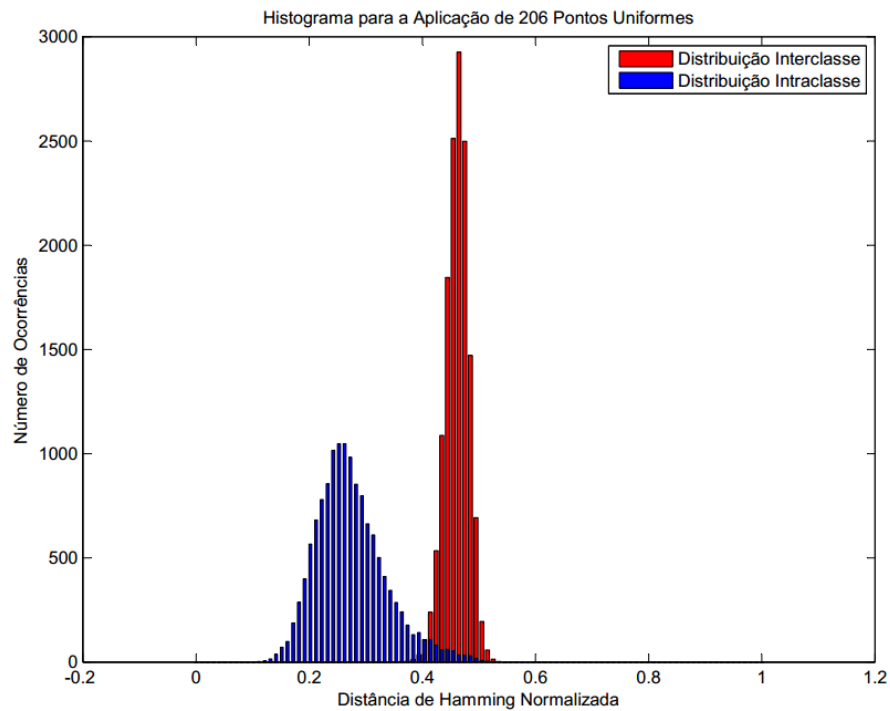


**Figura 18:** Mapa de frequência de oclusão. As cores mais amareladas indicam as regiões com maior frequência de oclusão, enquanto as cores mais azuis indicam as regiões com menor frequência de oclusão.

Após o conhecimento da frequência de oclusão em cada região da íris, foi gerada uma matriz contendo o número de oclusões de cada um dos 256 pontos utilizados anteriormente. Em seguida, os pontos que estiveram mais oclucionados foram retirados em conjuntos de 10, gerando assim cinco outros conjuntos de pontos de aplicação contendo 206, 216, 226, 236, 246 pontos. Para cada uma das novas matrizes dos pontos de aplicação foram calculados os parâmetros de grau de liberdade, FRR para uma FAR de 0.1% e EER. Os resultados obtidos podem ser vistos nas figuras a seguir.



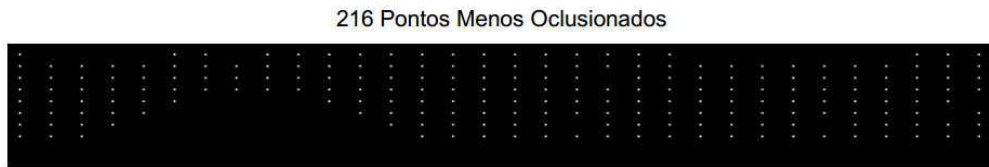
**Figura 19:** Seleção dos 206 Pontos Menos Oclucionados.



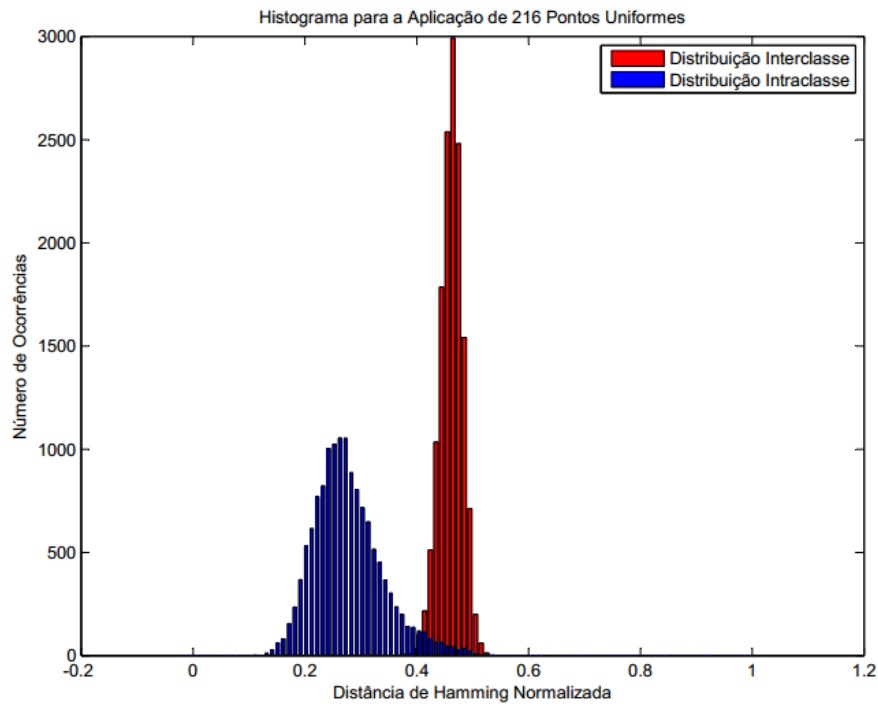
**Figura 20:** Distribuições inter e intra classe para uma aplicação de 206 pontos distribuídos uniformemente.

<b>Graus de Liberdade</b>	592
<b>FRR@FAR=0.1%</b>	6.29%
<b>EER</b>	2.84%

**Tabela 2:** Cálculo dos parâmetros das comparações inter e intra classe para uma aplicação de 206 pontos distribuídos uniformemente.



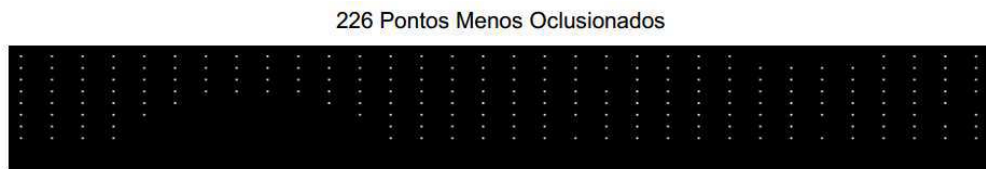
**Figura 21:** Seleção dos 216 Pontos Menos Oclucionados.



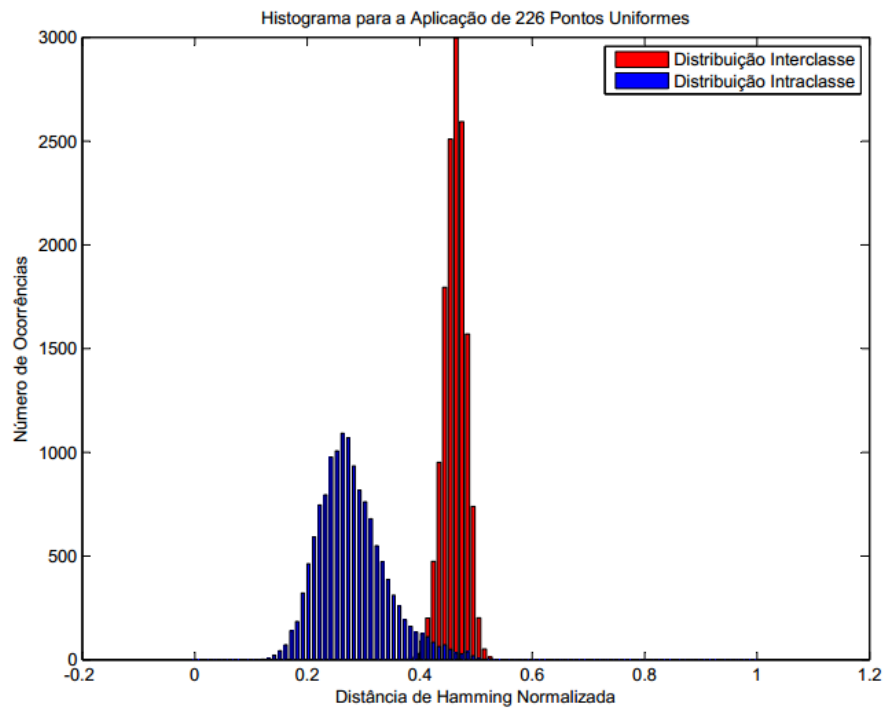
**Figura 22:** Distribuições inter e intra classe para uma aplicação de 216 pontos distribuídos uniformemente.

<b>Graus de Liberdade</b>	606
<b>FRR@FAR=0.1%</b>	6.48%
<b>EER</b>	2.61%

**Tabela 3:** Cálculo dos parâmetros das comparações inter e intra classe para uma aplicação de 216 pontos distribuídos uniformemente.



**Figura 23:** Seleção dos 226 Pontos Menos Oclusionados.



**Figura 24:** Distribuições inter e intra classe para uma aplicação de 226 pontos distribuídos uniformemente.

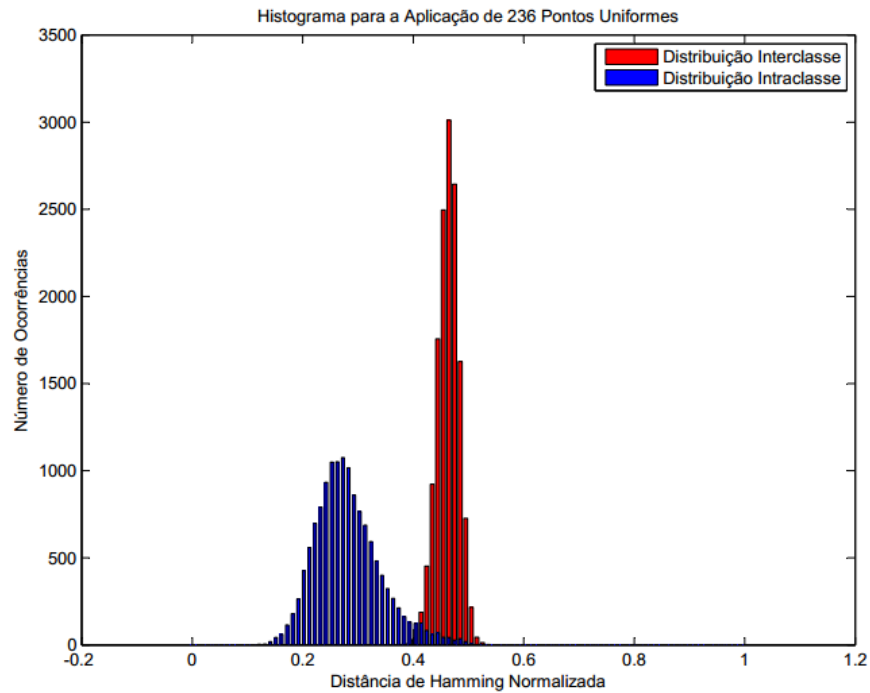
<b>Graus de Liberdade</b>	623
<b>FRR@FAR=0.1%</b>	6.74%
<b>EER</b>	2.39%

**Tabela 4:** Cálculo dos parâmetros das comparações inter e intra classe para uma aplicação de 226 pontos distribuídos uniformemente.

236 Pontos Menos Oclucionados



**Figura 25:** Seleção dos 236 Pontos Menos Oclucionados.



**Figura 26:** Distribuições inter e intra classe para uma aplicação de 236 pontos distribuídos uniformemente.

<b>Graus de Liberdade</b>	631
<b>FRR@FAR=0.1%</b>	5.66%
<b>EER</b>	2.27%

**Tabela 5:** Cálculo dos parâmetros das comparações inter e intra classe para uma aplicação de 236 pontos distribuídos uniformemente.



246 Pontos Menos Oclucionados

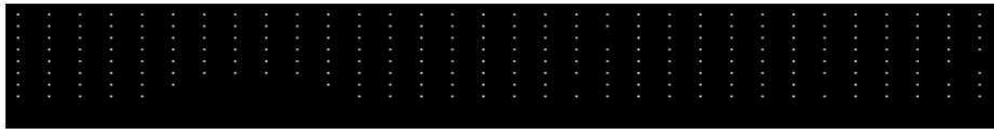


Figura 27: Seleção dos 246 Pontos Menos Oclucionados.

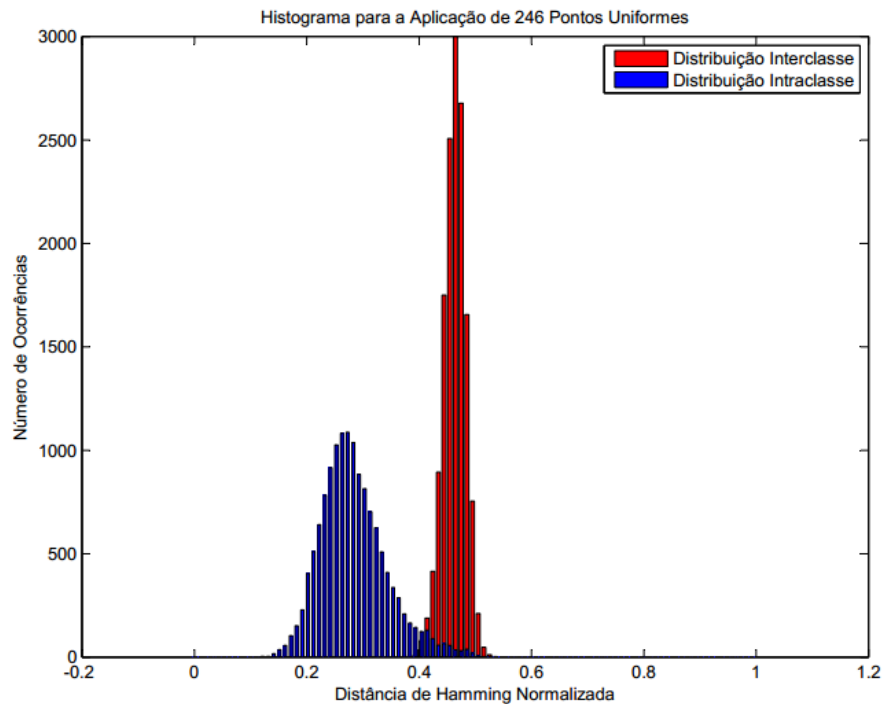


Figura 28: Distribuições inter e intra classe para uma aplicação de 236 pontos distribuídos uniformemente.

<b>Graus de Liberdade</b>	643
<b>FRR@FAR=0.1%</b>	5.8%
<b>EER</b>	2.21%

Tabela 6: Cálculo dos parâmetros das comparações inter e intra classe para uma aplicação de 246 pontos distribuídos uniformemente.

Com base no conjunto de resultados obtidos foi possível observar um crescimento do número de graus de liberdade à medida que cresce o número de pontos de aplicação. Tal comportamento pode ser explicado pelo aumento do número de bits do código-íris, assim, se esse aumento existe, também há um aumento no número de bits independentes.

Outro comportamento observado foi a diminuição do erro à medida que existe um aumento no número de pontos de aplicação.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

No presente trabalho foram apresentadas as etapas do sistema de reconhecimento biométrico da íris, proposto por Daugman. Também foram realizadas simulações desse sistema, utilizando o software OSIRIS versão 4.4 onde se verificou a viabilidade do mesmo na extração das informações e na comparação das íris.

Foi dada certa atenção às etapas de extração das características e de comparação. Pode ser visto que mesmo com uma variação aproximadamente independente dos bits em um código íris, ainda existem correlações entre os mesmos, o que reduz o número de graus de liberdade. Tais correlações são inseridas principalmente devido à característica da textura da íris e da aplicação de um filtro linear como o filtro de Gabor.

Alguns experimentos adicionais foram realizados com a finalidade de analisar o comportamento das taxas de erro e dos graus de liberdade quando se diminui o número de pontos de aplicação em regiões que possuem maior frequência de oclusões. Para tal foi gerado um mapa de frequência de oclusões e com base nele os pontos mais oclucionados foram retirados. Foi possível perceber que a EER manteve-se aproximadamente constante, enquanto a FRR para uma FAR de 0.1 variou consideravelmente. Também foi possível observar que o número de graus de liberdade aumentou à medida que se aumentou o número de pontos.

## BIBLIOGRAFIA

1. DAUGMAN, J. 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.
2. DAUGMAN, J. G. **Statistical Richness of Visual Phase Information: Update on Recognizing Persons by Iris Patterns.** *International Journal of Computer Vision.*
3. DAUGMAN, J. G. **Recognizing persons by their iris patterns.** *Advances in Biometric Person Authentication*, p783-814, 2005.
4. K. W. Bowyer e P. J. Flynn, **The nd-iris-0405 iris image dataset**, *Notre Dame CVRL Technical Report*, 2009.
5. E. KRICHEN, A. MELLAKH, S. SALICETTI, AND B. DORIZZI, **Osiris (open source for iris) reference system**, *BioSecure Project*, 2008.
6. Rodrigues, Marcus. V. C. and Masculo, Felipe M. and Assis, Francisco M. de and Albert, Bruno B. **Biometrics-Based Secret Key Agreement by Public Discussion with RFID System**, *International Conference on Cybeworlds*, 2014.
7. CARNEIRO, Milena Bueno Pereira. **Reconhecimento de Íris utilizando Algoritmos Genéticos e Amostragem não Uniforme.** 2010. 197 f. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2010.
8. RODRIGUES, Marcus Vinícius Corrêa. **Concordância de Chave Secreta Utilizando Biometria da Íris e Sistemas RFID Aplicado a Controle de Acesso.** 2016. 173 f. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2016.
9. MÁSCULO, Felipe Maia. **Extração de Características Biométricas da Íris Humana.** 2014. 27 f. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2014.