

Melhoria da Segurança de um Sistema de Informação Utilizando Biometria de Iris

Alternative Title: Improve the Security Information System Using Iris Biometric

Rodrigo N. França
Engenharia de Sistemas e Automação
Universidade Federal de Lavras
Lavras, MG, Brasil
rodrigonani@dips.ufla.br

Demostenes Z. Rodríguez
Dep. de Ciência da Computação
Universidade Federal de Lavras
Lavras, MG, Brasil
demostenes.zegarra@dcc.ufla.br

Renata L. Rosa
Dep. de Ciência da Computação
Universidade Federal de Lavras
Lavras, MG, Brasil
renata.rosa@dcc.ufla.br

RESUMO

Este artigo descreve um sistema de segurança para ser utilizado em sistemas de informação baseado na biometria da íris. O processo de autenticação de usuários em um sistema de informação é de suma importância e pode ser realizado usando diversos métodos como: senhas alfanuméricas, certificação digital, dispositivos eletrônicos gerador de senhas ou sistemas que reconhecem características humanas, como é o caso da íris. Um sistema biométrico de íris consta das seguintes etapas: aquisição, segmentação, normalização, extração de padrões e finalmente a etapa de reconhecimento, que consiste na verificação ou validação do usuário no sistema. Cada uma dessas etapas possui relação com o desempenho do sistema biométrico. Nesse contexto, o objetivo principal deste trabalho é estudar o impacto da qualidade da imagem da íris, na etapa de aquisição e o seu desempenho global do sistema biométrico implementado, estabelecendo limiares mínimos de qualidade para garantir uma adequada autenticação do usuário no sistema. Os resultados experimentais demonstraram que os parâmetros de falsa aceitação e rejeição diminuem se um limiar de qualidade é estabelecido.

Palavras-Chave

Segurança da Informação, Autenticação de usuários, Sistemas de Biometria, Biometria da Iris.

ABSTRACT

This article describes a security system to be used in information systems based on iris biometrics. The process of authenticating users in an information system is relevant and can be accomplished using several methods such as alphanumeric passwords, digital certification, electronic devices, password generator or systems that recognize human characteristics such as the iris. A biometric iris system consists of the following steps: acquisition, segmentation, normalization, pattern extraction and finally the recognition step, which consists in the verification or validation of the user in the system. Each of these steps is related to the performance of the biometric system. In this context, the

Permission to make digital or hard copies of all or part of this work for personal or classroom use is granted without fee provided that copies are not made or distributed for profit or commercial advantage and that copies bear this notice and the full citation on the first page. To copy otherwise, or republish, to post on servers or to redistribute to lists, requires prior specific permission and/or a fee.

SBSI 2017, June 5th–8th, 2017, Lavras, Minas Gerais, Brazil.
Copyright SBC 2017.

main objective of this work is to study the impact of the iris image quality in the acquisition stage and its overall performance of the implemented biometric system, establishing minimum quality thresholds to guarantee an adequate user authentication in the system. The experimental results demonstrated that the false acceptance and rejection parameters decrease if a threshold quality is established.

CCS Concepts

- Information systems → Database management system engines
- Security and privacy → Security services

General Terms

Security, Management, Measurement, Experimentation.

Keywords

Information Security, User Authentication, Biometric Systems, Iris Biometrics.

1. INTRODUÇÃO

O gerenciamento na segurança de informação é um aspecto chave nos sistemas de informação, pela sensibilidade e importância que a informação contida possa ter; como por exemplo, informações relacionadas a dados em diferentes setores como: financeiro, bancário, saúde, educacional, base de clientes, entre outros. Nesse sentido, um sistema de segurança de informação deve considerar aspectos como: autenticação de usuários incluindo diferentes níveis de acesso, proteção da informação, disponibilidade do sistema, além de uma adequada arquitetura e conformidade do sistema. Os autores [12] destacam a importância da segurança da autenticação de usuários em sistemas de informação que são baseadas em soluções que utilizam a computação nas nuvens.

Atualmente, a segurança nos sistemas de informação no quesito de autenticação de usuários utiliza soluções digitais, desde a utilização de recursos mais simples como inserção de senhas alfanuméricas, cartões com código unidimensional ou bidimensional até diferentes aplicações baseadas no reconhecimento biométrico.

No caso específico da biometria, que provém do grego “*Bios*” que significa “vida” e “*metron*” é “medida”, consiste na utilização de características biológicas extraídas do ser humano como mecanismos de identificação. Diversas são as formas de utilização da biometria, dentre as principais podemos citar: impressão

digital, geometria da mão, geometria da orelha, reconhecimento facial, mapeamento da retina e reconhecimento da íris.

Atualmente, existem diversas soluções de autenticação de usuários por meio da biometria da íris, principalmente, por ser uma característica única para cada pessoa, e esta não é alterada com o tempo, sendo que a forma de obter essa informação não é intrusiva e considerada muito confiável. Um sistema biométrico de íris consta das seguintes etapas: aquisição, segmentação, normalização, extração de padrões e finalmente a etapa de reconhecimento, que consiste na verificação ou validação do usuário no sistema. A etapa de aquisição de imagem tem um rol muito importante no processo, pois se a imagem apresenta degradações na qualidade, as próximas etapas serão afetadas e a acurácia do sistema não será aceitável. Assim, o principal objetivo deste trabalho é estudar o impacto da qualidade da imagem no desempenho global do sistema, estabelecendo um limiar mínimo de qualidade da imagem da íris.

Neste contexto, o presente trabalho se divide nas seguintes seções: Seção 2 que descreve a metodologia básica de pesquisa. Os fundamentos teóricos da biometria e métodos de avaliação de qualidade são tratados na Seção 3. A implementação do sistema e os resultados são apresentados na Seção 4 e Seção 5, respectivamente. Por fim, na Seção 6 são descritas as conclusões.

2. METODOLOGIA BÁSICA DE PESQUISA

Em geral, a metodologia seguida nesta pesquisa foi desenvolvida considerando o enquadramento metodológico de pesquisa experimental incluindo a implementação do sistema, com abordagem quantitativa e comparativa na análise de resultados [7]. O presente trabalho se apoiou principalmente na pesquisa bibliográfica, aplicando-se o método SLR (*Systematic Literature Review*) para pesquisa nas principais bases de dados científicas nacionais e internacionais para a revisão dos trabalhos correlatos.

Na etapa da pesquisa experimental, foram analisadas diversas bases de dados públicas de imagens de íris e selecionada a base de dados CASIA-Iris-Interval [1], por ser uma das mais aceitas e referenciadas em vários trabalhos correlatos. Após a seleção de algumas amostras de imagens, foram criadas novas imagens, aplicando-se um tipo de degradação (diferentes níveis de desfoque) nas imagens originais, proporcionando imagens com diferentes níveis de qualidade. Essas imagens foram utilizadas no experimento.

Quanto ao desempenho de um sistema de autenticação baseado no reconhecimento biométrico, ele pode ser avaliado de acordo com a sua acurácia na capacidade de identificar e autenticar os usuários cadastrados no sistema. As seguintes taxas foram usadas na análise de resultados:

- FAR (*False Accept Rate*): está relacionada à taxa de indivíduos que são autenticados incorretamente no sistema uma vez que não são usuários autênticos e reconhecidos pelo sistema. Ela é obtida através do número de falsas aceitações (FA) dividido pelo número de tentativas de acesso de impostores.
- FRR (*False Rejection Rate*): está relacionada à taxa de indivíduos que não foram autenticados, mas que eram usuários autênticos, que deveriam ser identificados. Ela é obtida do número de falsas rejeições (FR) dividido pelo número de tentativas de usuários genuínos. Quando os valores de FAR e FRR se aproximam, este valor

aproximado, é conhecido como CER (*Crossover Error Rate*), sendo que quanto menor este valor, maior acurácia terá o sistema.

Com os valores obtidos em ambas as taxas, nos experimentos realizados, se verifica o impacto da degradação na qualidade da imagem obtida na etapa de aquisição e a acurácia do sistema de autenticação.

3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nesta seção serão apresentados os conceitos básicos de biometria, as etapas envolvidas no sistema biométrico baseado na íris e finalmente serão descritas as métricas de qualidade de imagem mais citadas.

3.1 Conceitos básicos de Biometria

Segundo a NSTC [13] a utilização de sistemas de identificação de pessoas utilizando biometria baseada em suas características físicas e comportamentais, é uma técnica muito antiga. Uma das formas mais básicas e antigas de reconhecimento biométrico foi através da face; assim, as pessoas eram identificadas como conhecido (familiar) e não conhecido (não familiar). Outras características comportamentais também eram utilizadas como a voz e a forma de locomoção, que de forma inconsciente, as utilizamos nos dias atuais. O primeiro sistema de captura de imagens da palma da mão com proposta de identificação ocorreu na Índia em 1858, foi proposto por William Hershel [8]; poucos anos depois, em 1892, Francis Galton escreveu um estudo detalhado sobre o reconhecimento através da impressão digital que é utilizado até hoje [6]. Atualmente, existem diversas tecnologias de identificação que utilizam a biometria, como: reconhecimento facial, geometria da mão e da orelha, características da voz, odor, características do andar e de vestimenta, mapeamento da retina, reconhecimento de íris, DNA, entre outras. Todas essas técnicas de biometria podem ser comparadas considerando os seguintes aspectos [9],

- Universalidade: determina se todas as pessoas possuem uma característica humana a ser avaliada;
- Unicidade: leva em consideração que a característica deve ser única para cada pessoa;
- Permanência: verifica se a característica não se altera com o passar do tempo;
- Coletabilidade: determina a facilidade na coleta dessa característica;
- Desempenho: trata dos recursos disponíveis para a realização do processo de reconhecimento e o tempo necessário;
- Aceitabilidade: aceitação das pessoas para o fornecimento da característica;
- Impostura: possibilidade de imitação da característica; deve-se notar que um menor valor deste parâmetro indica um melhor desempenho.

Por outro lado, deve-se destacar que na biometria existem duas abordagens, as que utilizam informações extraídas de uma só fonte e são chamadas de uni-modal; e tecnologias de reconhecimento biométrico de forma integrada com outras formas de reconhecimento, encontrado na literatura como sistema biométrico multimodal [2]. Neste trabalho utilizaremos a abordagem uni-modal, baseada na íris.

A Tabela 1 apresenta uma comparação entre algumas técnicas de biometria e o nível de cada aspecto apresentado anteriormente.

Tabela 1. Comparação entre algumas Técnicas de Biometria

Característica	DNA	Orelha	Face	Impressão Digital	Íris
Universalidade	ALTA	MÉDIA	ALTA	MÉDIA	ALTA
Unicidade	ALTA	MÉDIA	BAIXA	ALTA	ALTA
Permanência	ALTA	ALTA	MÉDIA	ALTA	ALTA
Coleta de dados	BAIXA	MÉDIA	ALTA	MÉDIA	MÉDIA
Desempenho	ALTA	MÉDIA	BAIXA	ALTA	ALTA
Aceitabilidade	BAIXA	ALTA	ALTA	MÉDIA	BAIXA
Impostura	BAIXA	MÉDIA	ALTA	MÉDIA	BAIXA

3.2 Etapas no sistema de reconhecimento biométrico da íris

A Figura 1 apresenta as etapas do processo de um sistema de reconhecimento biométrico da íris, as quais são descritas a seguir.

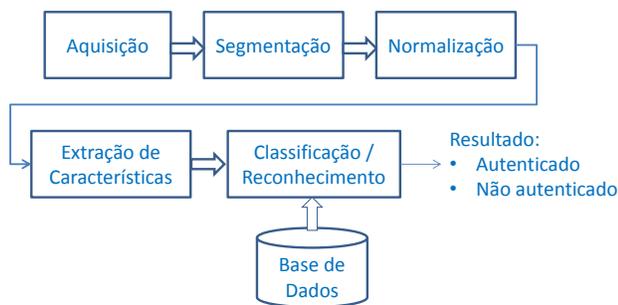


Figura 1. Etapas do processo de um sistema de reconhecimento biométrico da íris.

3.2.1 Aquisição da imagem

O processo de aquisição de imagem da textura da íris pode ser realizado a partir uma simples câmera de celular ou usando equipamentos especiais que conseguem capturar a imagem à grandes distâncias. A maioria dos sistemas trabalha com imagens em tons de cinza, próximas do espectro infravermelho diferentes das câmeras convencionais. Desta forma, as imagens geradas dentro desse espectro revelam informações relacionadas fundamentalmente à textura da íris ao invés da pigmentação da íris. Contudo, existem estudos que mostram o uso das câmeras comuns, como os dos dispositivos móveis [15], para a realização do reconhecimento, sendo que as imagens desta natureza possuem suas limitações, principalmente quando a cor da íris é escura. Existem diferentes modelos de equipamentos, os binoculares capazes de realizar a captura/leitura dos dois olhos (direito/esquerdo) ao mesmo tempo. Por sua vez, os equipamentos monoculares, realizam a leitura de um olho por vez, e desta forma, apresentam um custo menor do que os binoculares. Normalmente, estes dois tipos de equipamento fazem a captura da íris a uma distância próxima da região ocular, entre 10 a 30 cm, e os equipamentos são não invasivos, pois não se tem contato direto com o olho.

3.2.2 Segmentação

Grande parte das pesquisas relacionadas a biometria da íris envolvem a etapa de segmentação. O objetivo dessas pesquisas

nesta etapa é para melhorar o processo de identificação e delimitação das regiões da íris/pupila, que servirão como base para as etapas subsequentes. Nesta etapa são definidas e selecionadas as áreas de interesse, que inclui a localização e a distinção das regiões da íris (interna e externa) assim como os limites entre a íris e as pálpebras.

Outra informação importante extraída desta etapa é a criação de máscaras binárias, ou seja, regiões que apresentam ruído devido da imagem original e que não devem ser utilizadas e podem ser desconsideradas, na etapa de reconhecimento. A Figura 2 apresenta um exemplo de imagem de íris com ruído (reflexo da iluminação devido a utilização de óculos), sendo (a) imagem original capturada, (b) a máscara binária gerada, (c) a segmentação da região da íris.

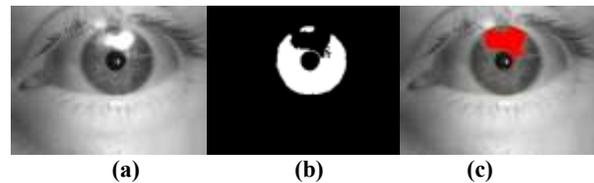


Figura 2. Segmentação de uma imagem com ruído (a) imagem original, (b) máscara binarizada, (c) área segmentada

A Figura 2 apresenta um problema específico na etapa de aquisição, existindo outros tipos de ruídos: oclusão, problemas de iluminação, desfoque e ângulo de aquisição.

O primeiro método para localização de íris foi proposto por Daugman [3][4], o qual continua sendo utilizado em diversos trabalhos atuais, esse método está baseado em um operador integro-diferencial, representado pela equação (1):

$$\max_{(r, x_0, y_0)} \left| G_{\sigma}(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right| \quad (1)$$

Onde: $I(x, y)$ é a imagem contendo o olho, r é o raio e x_0, y_0 as coordenadas do centrais. $G_{\sigma}(r)$ é uma função de suavização gaussiana de escala σ . Desta forma, no domínio da imagem é realizada uma busca pelo valor máximo da derivada parcial em relação ao raio r , da integral de contorno normalizada ao longo de um arco circular ds . A Figura 3 apresenta as regiões de separação entre a íris, pupila e o exterior da esclerótica que são capazes de serem obtidas com a aplicação deste método.



Figura 3. Regiões de separação entre a íris, pupila e esclera [3]

Na pesquisa bibliográfica, outros métodos foram encontrados para detecção das circunferências, um deles é a *Transformada de Hough*. Esta técnica é eficiente para detecção de forma que possam ser parametrizadas, como é o caso dos círculos em imagens digitais [5]. Porém, este tipo de método possui alto custo computacional. No trabalho de Masek [10], antes da utilização da *Transformada de Hough* para identificação das circunferências que delimitam as fronteiras da íris, pupila e região esclerótica, utiliza-se o *método de Canny* para detecção de bordas. Em

imagens em que ocorrem a oclusão da íris por parte das pálpebras ou cílios utiliza a transformada linear de Hough, isolando desta maneira a íris das outras regiões do olho [10].

3.2.3 Normalização

Na literatura pesquisada, o método mais aceito para normalização da íris é o *Rubber Sheet Model*, proposto por John Daugman [3][4]. Tem como objetivo transformar a circunferência da íris em um retângulo de dimensões fixas, utilizando os círculos não concêntricos em torno da pupila. A etapa de normalização envolve cálculos matemáticos de transformações, como por exemplo: a transformação da imagem original $I(x,y)$ em coordenadas cartesianas passa a ser representada em um sistema de coordenadas polares na forma $I(r,\theta)$, cuja a origem está no centro da íris. Esta transformação é representada pelas equações (2), (3) e (4).

$$I(x(r,\theta), y(r,\theta)) \rightarrow I(r,\theta) \quad (2)$$

$$x(r,\theta) = (1-r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \quad (3)$$

$$y(r,\theta) = (1-r)y_p(\theta) + ry_s(\theta) \quad (4)$$

Onde: $x(r,\theta)$ e $y(r,\theta)$ são definidos como combinações lineares de ambos os conjuntos dos pontos $[x_p(\theta), y_p(\theta)]$ e $[x_s(\theta), y_s(\theta)]$ que são respectivamente, as coordenadas cartesianas do contorno da pupila e da esclera correspondentes ao ângulo θ . Nessas equações r pertence ao intervalo $[0,1]$ e θ pertence ao intervalo $[0,2\pi]$.

3.2.4 Extração de características

A extração de características é a etapa em que será criada a assinatura biométrica da íris. A partir da imagem normalizada da textura da íris são extraídas a codificação da íris, conhecido como *IrisCode*. Na pesquisa bibliográfica realizada, dentre as propostas mais citadas nesta etapa de extração de parâmetros da íris estão os trabalhos de Daugman [3][4] e Wildes [17].

O método de Daugman [3][4] consiste em extrair as informações sobre as texturas da íris utilizando-se o filtro de Gabor em duas dimensões expressadas pela equação (5):

$$h\{Re, Im\} = \text{sgn}_{\{Re, Im\}} \int_{\rho} \int_{\phi} I(\rho, \phi) e^{-i\omega(\theta_0 - \theta)} \cdot e^{-(r_0 - \rho)^2 / \alpha^2} e^{-(\theta_0 - \phi)^2 / \beta^2} \rho d\rho d\phi \quad (5)$$

Onde: $h\{Re, Im\}$ pode ser considerado como um bit de valor complexo de partes reais e imaginárias sendo 1 ou 0 (*sgn*) dependendo do sinal da integral em 2D; $I\{\rho, \phi\}$ é a imagem de íris original em coordenadas polares, invariante ao tamanho e à translação e que também corrige a dilatação da pupila; α e β são parâmetros para o tamanho da *wavelet* 2D, multi-escala, abrangendo um intervalo de oito vezes de 0,15 a 1,2 mm da íris; ω é a frequência da *wavelet*, que mede três oitavas na proporção inversa de β ; e (r_0, θ_0) representam as coordenadas polares de cada uma das regiões da íris para as quais o fasor de coordenadas $h\{Re, Im\}$ são calculados.

Em Wildes [17] é proposto outro método de quatro etapas para localização da íris: alinhamento, representação, comparação e decisão. A etapa de alinhamento seria equivalente à proposta de Daugman [3][4] para evitar variações do tamanho e rotação da íris. Diferentemente da proposta de Daugman este método não utiliza imagens normalizadas.

3.2.5 Reconhecimento e classificação

A última etapa do processo de reconhecimento biométrico da íris é o reconhecimento e consiste em comparar as características extraídas da etapa anterior dada uma nova imagem de uma íris. Envolve a identificação do grau de similaridade (ou dissimilaridade) e localização de um código íris em uma base de dados com outros códigos já armazenados.

A forma mais conhecida e utilizada na literatura é através da distância Hamming (HD, *Hamming Distance*) que é calculada a partir das quantidades de bits que divergem; por exemplo, se B e C são duas cadeias de bits com o mesmo comprimento n , a HD entre elas pode ser calculada através da equação (6):

$$HD = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (B(j) \oplus C(j)) \quad (6)$$

Onde: \oplus representa a operação ou-exclusivo e $1/n$ é o fator de normalização para permitir que a HD fique no intervalo $[0,1]$. A vantagem de usar HD é que uma operação de baixo custo computacional.

John Daugman propõe um ajuste na equação tradicional com a ideia de eliminar as áreas da imagem com ruídos e que deverão ser desconsideradas no cálculo da HD. Assim, a nova equação (7) é representada por:

$$HD = \frac{\| (iriscodeA \oplus iriscodeB) \cap mascaraA \cap mascaraB \|}{\| mascaraA \cap mascaraB \|} \quad (7)$$

Onde: *iriscodeA*, *iriscodeB* são os templates de duas íris e *mascaraA*, *mascaraB* são suas respectivas máscaras de ruído (área a ser desprezada). Os operadores \oplus e \cap representam as operações lógicas XOR e AND, respectivamente.

Os resultados obtidos deverão ser valores entre $[0,1]$. E podem ser analisados da seguinte maneira: para HD igual a 0, todos os bits das duas seqüências analisadas são iguais. Em contrapartida, valores próximos de 1, indicam que as seqüências são diferentes. Cabe destacar que na comparação de imagens de um mesmo usuário, o valor de HD se aproxima de 0, e não necessariamente tem que ser 0, uma vez que possíveis ruídos não identificados nas etapas anteriores podem gerar tais diferenças em determinados bits.

3.3 Métodos de Avaliação de Qualidade de Imagem

Como descrito anteriormente, a qualidade das imagens tem um impacto direto nos resultados do sistema de reconhecimento biométrico, desde a etapa de segmentação até o processo de classificação e reconhecimento.

Os métodos de avaliação de qualidade de imagem podem ser classificados em dois grupos, os métodos subjetivos, onde um avaliador indica um adjetivo ou uma pontuação, e os métodos objetivos que mediante um algoritmo outorgam uma pontuação [14]. Em processamento digital de imagens existem diversos trabalhos que utilizam diferentes algoritmos para avaliação de qualidade de imagem e vídeo, também chamadas de métricas, entre os mais citados temos:

3.3.1 Mean Square Error (MSE)

O MSE é uma métrica muito utilizada principalmente pela simplicidade e facilidade de sua representação matemática. A equação (8) apresenta o cálculo do MSE.

$$MSE(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2 \quad (8)$$

Onde: $x = \{x_i \mid i = 1, 2, \dots, N\}$ e $y = \{y_i \mid i = 1, 2, \dots, N\}$ são sinais discretos de comprimento finito (ex: imagens). N é o número de amostras do sinal (número de *pixel's* para imagens) e x_i e y_i são valores da i -ésima amostra de x e y , respectivamente.

3.3.2 Signal-to-Noise ratio (SNR)

O SNR gera uma estimativa da qualidade de uma imagem reconstruída ou degradada em comparação com uma imagem original. Para um maior valor de SNR a imagem é julgada como de melhor qualidade. O cálculo é realizado a partir da equação (9) e a unidade de medida obtida é em dB (decibéis).

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_j \sum_k (F(j, k))^2}{MSE} \right) \quad (9)$$

3.3.3 Peak Signal-to-Noise ratio (PSNR)

O PSNR é a medida de sinal-ruído de pico para a imagem reconstruída ou degradada. Essa métrica considera que as regiões de alta intensidade são as mais afetadas pelo ruído e por sua vez as regiões de baixa intensidade são menos afetadas. Para obter o valor de PSNR, equação (10), primeiro deve-se calcular o MSE. A unidade de medida também obtida é em dB.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE} \right) \quad (10)$$

3.3.4 Structural Similarity Index Measure (SSIM)

O SSIM é uma medida utilizada para calcular a semelhança entre duas imagens e foi projetada como alternativa aos tradicionais métodos PSNR e MSE. A métrica SSIM foi desenvolvida por Wang, Bovik e Lu [16] e está baseada nas características do sistema visual humano, onde três características da imagem possíveis de se perceber visualmente são avaliadas e comparadas: iluminação, contraste e estrutura.

O índice SSIM é obtido através da equação (11), sendo calculado em várias janelas de uma imagem. A medida entre as duas janelas x e y de tamanho $N \times N$ pode ser expressa por:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (11)$$

Onde: μ_x é a média de x ; μ_y é a média de y ; σ_x^2 é a variância de x ; σ_y^2 é a variância de y ; σ_{xy} é a covariância de x e y ; $c_1 = (k_1L)^2$ e $c_2 = (k_2L)^2$ são duas variáveis para estabilizar a divisão com denominador fraco; L a gama dinâmica dos valores de pixel (este é normalmente $2^{\text{\#bits por pixel}} - 1$); $k_1 = 0,01$ e $k_2 = 0,03$ por padrão. Sendo que o SSIM satisfaz a condição de simetria: $SSIM(x, y) = SSIM(y, x)$.

O índice SSIM obtido é um valor decimal entre -1 e 1. Um índice SSIM igual a 1 indica que as imagens comparadas são iguais.

3.3.5 Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator (BRISQUE)

Os métodos apresentados anteriormente necessitam de duas imagens (referência e degradada) para ser calculado o índice de qualidade. Por sua vez, o BRISQUE [11] é um método baseado na estatística natural da cena, operando de forma "cega" (sem referência), ou seja, é capaz de extrair as informações estatísticas pontuais dos sinais de luminância locais normalizados e medir a naturalidade da imagem, com base em desvios medidos de um modelo de imagem natural, utilizando-se apenas a própria imagem

como entrada. Este método utiliza também das distribuições estatísticas e emparelhamento dos sinais de luminância normalizados, fornecendo informações de orientação e distorção. Apesar de ser um modelo multi-escala, é capaz de calcular características de maneira fácil tornando-se computacionalmente rápido e com tempo de resposta eficiente. Quando comparado a outros métodos "sem referência", o BRISQUE é apresentado pelos autores como um método estatisticamente melhor do que os disponíveis. A mesma superioridade estatística ocorre também quando comparado ao método "com referência" mais utilizado, neste caso, o SSIM. Os autores disponibilizam uma implementação do algoritmo em Matlab, que foi utilizada nos experimentos [11].

4. IMPLEMENTAÇÃO DO SISTEMA E EXPERIMENTOS COMPUTACIONAIS

Nesta seção serão apresentados os blocos funcionais do sistema implementado e os experimentos computacionais realizados que envolvem os testes de qualidade de imagem.

4.1 Implementação do sistema de segurança baseado na Biometria da íris

Na implementação do sistema de segurança proposto neste trabalho, baseado no reconhecimento biométrico da íris, foi incluída uma nova etapa que corresponde à validação da qualidade da imagem da íris obtida na etapa de aquisição. Isto tem como finalidade, detectar problemas de qualidade de imagem, evitando os processamentos das etapas posteriores. Também, esta nova etapa busca reduzir o valor da taxa de falsas rejeições (FRR) na autenticação de um usuário no acesso de um sistema de informação. A Figura 4 apresenta o diagrama de fluxo da implementação do sistema de segurança proposto.

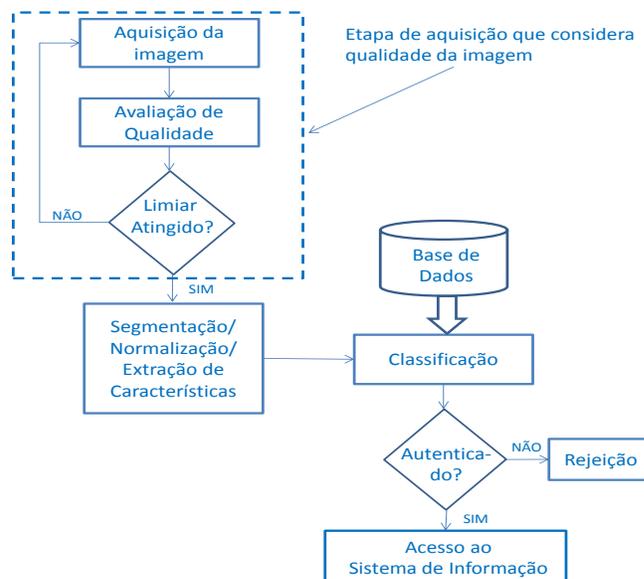


Figura 4. Diagrama de Fluxo do Sistema Implementado.

4.2 Avaliação e Determinação do Índice de Qualidade da Imagem Adquirida

Como pode ser apreciado na Figura 4, existe um limiar de qualidade que determina a repetição ou não da etapa de aquisição da imagem. Para determinar esse limiar foram realizados diferentes testes empregando a base de dados CASIA-Iris-Interval [1] a qual é uma das bases mais citadas na literatura e de acesso

livre para pesquisas. Esta base de dados apresenta diferentes tipos de imagens de olhos, por exemplo: olho direito e esquerdo da mesma pessoa, tomadas em diferentes sessões.

De acordo com estudos realizados por Daugman [4], o valor para HD utilizado na literatura para determinação da autenticação e rejeição de usuários é de 0,334, sendo que valores menores indicam que o usuário é autenticado no sistema e valores maiores indicam a não autenticação ou rejeição. Considerando que o objetivo deste trabalho é reduzir as taxas de FAR (casos das imagens de olho de indivíduos diferentes e que foram autenticados, $HD < 0.334$) e FRR (casos das imagens de olho do mesmo sujeito e que não foram autenticados, $HD > 0.334$) e evitar processamentos não necessários, os índices de qualidade de MSE, PSNR, SSIM e BRISQUE são calculados, com o intuito de estabelecer uma relação entre o índice da qualidade da imagem e a HD. Nos experimentos ficou definido o valor de 0,34 como limiar para HD.

Para o experimento foram selecionadas 6 imagens aleatórias da base de dados CASIA-Iris-Interval [1], sendo aplicado em cada uma delas, um tipo de ruído, visando degradar a imagem original em 6 níveis de desfoque gradativo, conforme apresentado na Figura 5. A qualidade dessas imagens foi avaliada utilizando as métricas MSE, PSNR, SSIM e BRISQUE, descritas na Seção 3 assim como também o parâmetro HD.

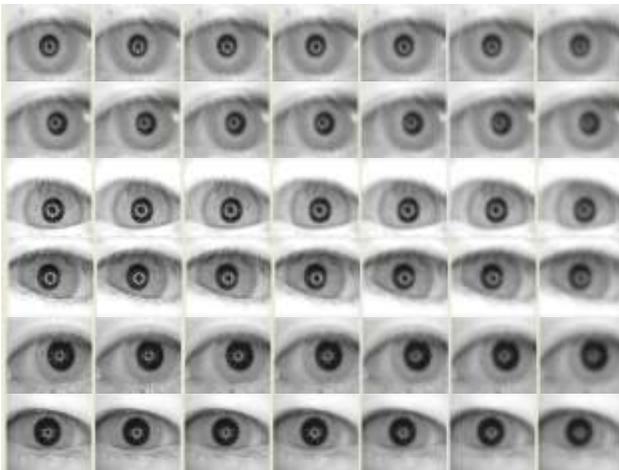


Figura 5. Imagens originais e degradadas com diferentes níveis de desfoque (blur)

O resultado da degradação na qualidade da imagem utilizado neste experimento pode ser visualizado com mais detalhes através da Figura 6, onde são apresentadas as imagens normalizadas para cada nível de desfoque aplicado.



Figura 6. Exemplo de uma imagem normalizada e suas variações com níveis de desfoque crescente (blur)

5. RESULTADOS

Após a formação de um novo conjunto de dados – 42 imagens (6 originais + 36 degradadas) as métricas apresentadas na seção 3 foram aplicadas em cada uma delas. As Tabelas 2 e 3, apresentam os valores dos índices de qualidade BRISQUE e a HD, respectivamente para cada uma das imagens selecionadas. A partir desses dados também foram gerados seus respectivos gráficos (Figuras 7 e 8).

Tabela 2. Comparação – Distância Hamming x Níveis de desfoque (Blur)

Imagens	Original	1.0	2.0	3.0	4.0	5.0	7.0
113L06	0	0,1002	0,17606	0,2188	0,257282	0,2816	0,33503
113L07	0	0,1096	0,19524	0,2387	0,278862	0,2885	0,33422
232L02	0	0,0814	0,23291	0,24	0,294956	0,3095	0,31869
233R03	0	0,1614	0,15914	0,1826	0,289709	0,2411	0,3
133L04	0	0,0884	0,12238	0,1939	0,198113	0,2704	0,33
139R02	0	0,112	0,16055	0,2054	0,22043	0,2708	0,32593

Tabela 3. Comparação – Método BRISQUE x Níveis de desfoque (Blur)

Imagens	Original	1.0	2.0	3.0	4.0	5.0	7.0
113L06	5,23688	21,093	44,1888	63,133	70,0686	74,274	80,1589
113L07	9,73867	23,917	48,8346	63,857	70,9505	74,874	79,1214
232L02	14,9284	38,421	61,3101	74,523	79,2277	80,928	85,6701
233R03	15,1896	39,262	57,0849	70,556	76,9255	81,654	86,6537
133L04	5,31124	28,287	49,7837	64,02	69,3344	73,384	78,5515
139R02	6,29914	27,002	50,3145	62,872	69,3606	74,044	79,0604

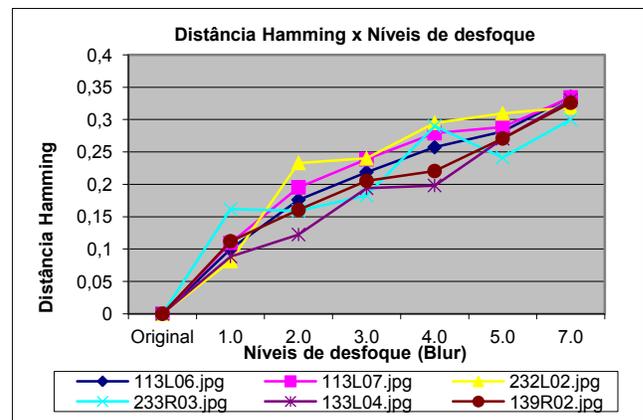


Figura 7. Comparação da Distância Hamming x Níveis de desfoque (Blur) entre as imagens do experimento

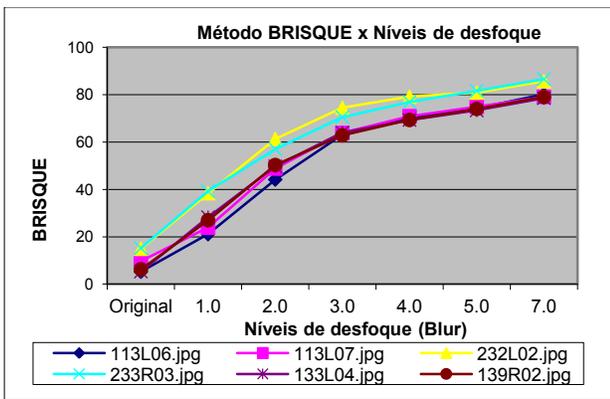


Figura 8. Comparação – Método BRISQUE x Níveis de desfoque (Blur) entre as imagens do experimento

Como é possível verificar nas Tabela 2 e 3 e Figuras 7 e 8, o índice de qualidade da imagem tem uma relação com o parâmetro HD (Distância Hamming). À medida que a qualidade da imagem diminui devido ao aumento do desfoque, a HD entre a imagem original e a degradada também é ampliada.

A partir das 6 imagens originais e as 36 novas imagens geradas, foi realizada uma comparação entre todas essas imagens, simulando o processo de reconhecimento para cada par de imagem. Assim, nas Tabelas 4 e 5 são apresentados os principais dados obtidos nestas comparações, sendo eles: [Tot. Comp]: total de comparações realizadas; [Qtd. Aut.]: total de comparações entre um mesmo indivíduo, (autênticos); [Qtd. Imp]: quantidade de comparações entre indivíduos diferentes (impostores); [TM]: Total de usuários autênticos comparados corretamente (*True Match*); [FM]: Total de usuários impostores considerados como autênticos, comparação incorreta (*False Match*); [FNM] Total de usuários autênticos não identificados como autêntico (*False No-Match*). [TH]: Total de comparações (TM+FM) abaixo do *Threshold* de 0,34; [FRR]: Taxa de falsa rejeição e [FAR]: Taxa de falsa aceitação.

Tabela 4. Comparações entre todas imagens geradas (originais e desfocadas)

Tot. Comp.	Tot. Aut.	Qtd. Imp.	TM	FM	FNM	TH	FRR	FAR
903	217	686	213	86	4	299	0,018	0,1254

Por sua vez, na Tabela 5, são apresentas as comparações realizadas apenas entre as imagens originais, antes da aplicação do efeito de desfoque (*blur*).

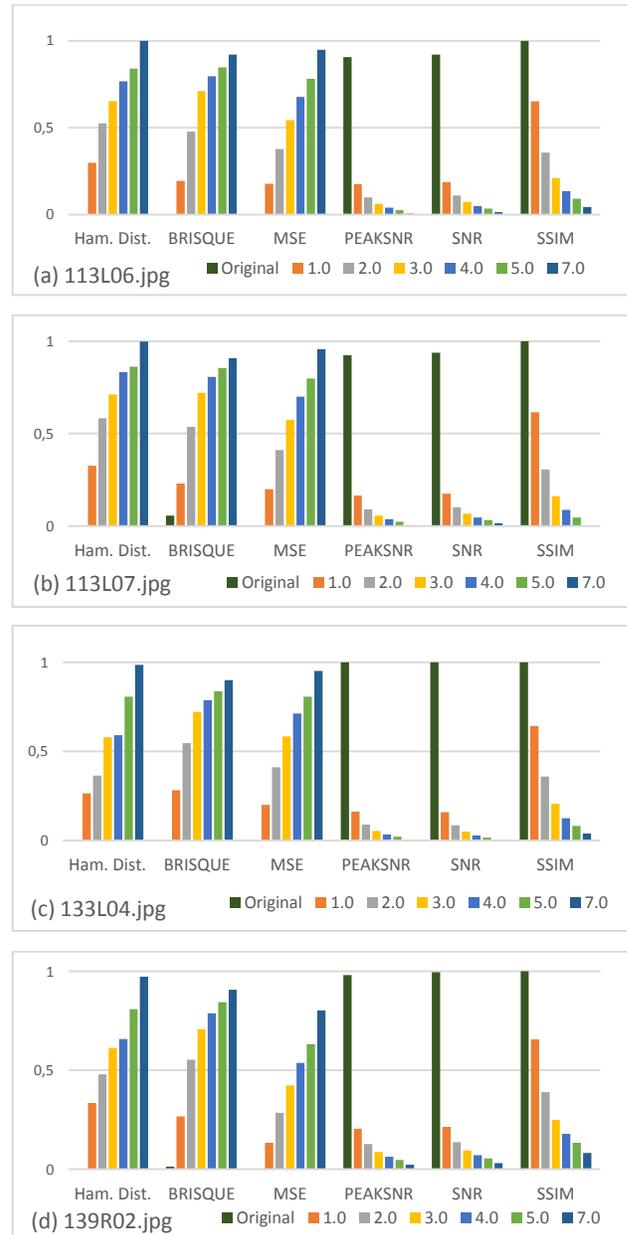
Tabela 5. Comparações entre imagens originais

Tot Comp	Qtd. Aut.	Qtd. Imp.	TM	FM	FNM	TH	FRR	FAR
21	7	14	7	0	0	7	0	0

Nas informações apresentadas nas Tabelas 4 e 5 pode-se concluir que o desempenho do sistema biométrico, considerando os parâmetros FAR e FRR, é menor quando não existia uma imagem de baixa qualidade na etapa de aquisição. Também, observando as Figuras 7 e 8 é verificado que um índice de qualidade, utilizando a métrica BRISQUE, perto de 80 já não garante um desempenho adequado do sistema, pois a HD está próxima de 0.334. Assim, o limiar de índice de qualidade, proposto na Figura 4, seria de 70 na escala BRISQUE, dessa forma imagens na etapa de aquisição que

tenham índices de qualidade maiores a esse valor devem ser novamente adquiridas. Com esse limiar de qualidade, os resultados experimentais demonstram que o FRR e FAR são minimizados, melhorando a acurácia dos resultados.

Na Figura 9, são apresentadas as métricas de qualidade e a HD, todas normalizadas, em cada uma das imagens utilizadas no experimento, visando avaliar o impacto das métricas nas imagens degradadas. O objetivo desta figura é apresentar a correlação existente entre as métricas intrusivas MSE, PSNR, SNR e SSIM, com a métrica intrusiva BRISQUE.



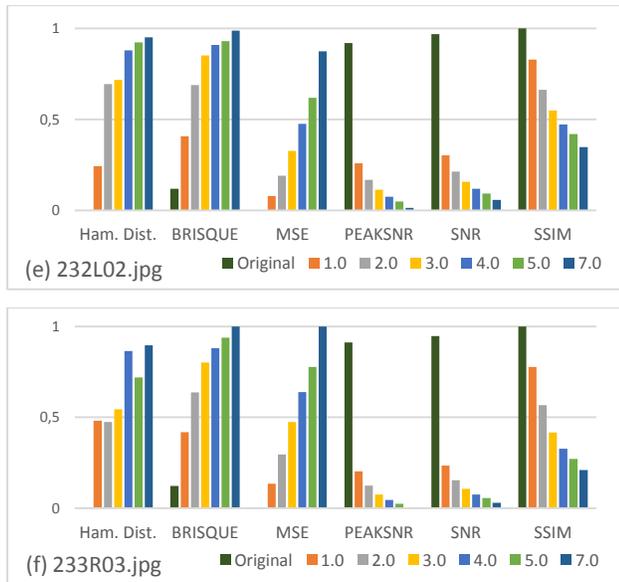


Figura 9. Comparação entre as métricas de qualidade e a Distância Hamming, todas medidas normalizadas, para cada uma das imagens simuladas (a), (b), (c), (d), (e), (f)

6. CONCLUSÃO

A acurácia de um sistema de reconhecimento biométrico está diretamente relacionada com a qualidade das imagens de entrada. Um sistema que visa a melhoria do seu processo de autenticação de usuários, deve-se preocupar com etapa de avaliação da qualidade da imagem, solicitando uma nova aquisição de imagem após a identificação de imagens adquiridas com baixa qualidade. Uma imagem com simples desfoque, dependendo inclusive da sua intensidade é capaz de alterar drasticamente os valores da distância Hamming (HD) entre as imagens comparadas. Ampliando neste caso, o número de FRR, taxas de falsa rejeição, no sistema. Consequentemente, dependendo também do nível de desfoque entre as imagens comparadas, é capaz de aumentar consideravelmente o FAR, taxas de falsa aceitação, fazendo com que imagens entre indivíduos diferentes sejam identificadas como se fossem de um mesmo indivíduo. Os resultados experimentais demonstraram que ao utilizar um limiar mínimo de qualidade de imagem, na etapa de aquisição o desempenho do sistema de autenticação biométrico melhora.

7. AGRADECIMENTOS

Nossos agradecimentos a Universidade Federal de Lavras pelo incentivo na pesquisa na área de Segurança de Sistemas de Informação.

8. REFERÊNCIAS

- [1] CASIA-Iris-Interval – Image Dataset (V3). Disponível em: <<http://biometrics.idealtest.org>>. Acesso em: 26 mar. 2017
- [2] da Costa, D. M. M., Passos, H., Peres, S. M., and de Moraes Lima, C. A. 2015. A comparative study of feature level fusion strategies for Multimodal Biometric Systems based on Face and Iris. In *Proceedings of the annual conference on Brazilian Symposium on Information Systems: Information Systems: A Computer Socio-Technical Perspective-Volume 1* (Goiânia, May. 26-29, 2015). Brazilian Computer Society.
- [3] Daugman, J. G. 1993. High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15, 11 (Nov. 1993), 1148-1161.
- [4] Daugman, J. G. 2004. How iris recognition works. *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology*, 14, 1 (Jan. 2004), 21-30.
- [5] Duarte, G. D. 2003. Uso da Transformada de Hough na Detecção de Círculos em Imagens Digitais. *Thema-Revista Científica do Centro Federal de Educação Tecnológica*, 4, 1 (Mar. 2003), 51-58.
- [6] Galton, F. 1892. *Finger prints*. Macmillan and Company. London, UK.
- [7] Gil, AC. 2002. Como elaborar projetos de pesquisa. Ed. Atlas, 4. ed. São Paulo.
- [8] Herschel, W. J. 1916. The origin of finger-printing. H. Milford, Oxford University Press. London, UK.
- [9] Jain, A. K., Ross, A., and Prabhakar, S. 2004. An introduction to biometric recognition. *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology*, 14, 1 (Mar.2004), 4-20.
- [10] Masek, L. Recognition of human iris patterns for biometric identification. The Univ. of Western Australia, 2003, v. 2.
- [11] Mittal, A., Moorthy, A. K., and Bovik, A. C. 2011, November). Blind/referenceless image spatial quality evaluator. In *Proc. Signals, Systems and Computers, Conference* (Nov. 2011), Pacific Grove, CA, 723-727.
- [12] Nist (National Institute of Standards and Technology). Guidelines on Security and Privacy in Public Cloud Computing. 2011. Disponível em: <http://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/Legacy/SP/nistspecialpublication800-144.pdf>
- [13] NSTC - National Science And Technology Council. 2006. Committee on Technology, Subcommittee on Biometrics. “BioHistory”, USA, (Ag. 2006).
- [14] Shimako, E. A. 2012. Avaliação subjetiva e objetiva de qualidade de vídeo digital. 2012. 41 f. *Trabalho de Conclusão de Curso (Especialização)* – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba.
- [15] Trokielewicz, M., Bartuzi, E., Michowska, K., Andrzejewska, A., and Selegrat, M. 2015. Exploring the feasibility of iris recognition for visible spectrum iris images obtained using smartphone camera. In *Symposium on Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments*, Wilga, Poland, (Sep. 2015), 34-39.
- [16] Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R., & Simoncelli, E. P. 2004. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE transactions on image processing*, 13, 4 (Jun, 2004), 600-612.
- [17] Wildes, R. P. 1997. Iris recognition: an emerging biometric technology. In *Proceedings of the IEEE*, 85, 9 (Jan., 1997) 1348-1363.