



RODRIGO NANI FRANÇA

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO DA QUALIDADE DA IMAGEM NO
PROCESSO DE RECONHECIMENTO BIOMÉTRICO DA ÍRIS
BASEADO NA NORMA ISO/IEC 29794-6:2015**

**LAVRAS-MG
2018**

RODRIGO NANI FRANÇA

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO DA QUALIDADE DA IMAGEM NO
PROCESSO DE RECONHECIMENTO BIOMÉTRICO DA ÍRIS
BASEADO NA NORMA ISO/IEC 29794-6:2015**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas e Automação, área de concentração em Engenharia de Sistemas e Automação, para a obtenção do título de Mestre.

Prof. Dr. Demóstenes Zegarra Rodríguez
Orientador

**LAVRAS-MG
2018**

Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).

França, Rodrigo Nani.

Avaliação do impacto da qualidade da imagem no processo de reconhecimento biométrico da íris baseado na norma ISO/IEC 29794-6:2015 / Rodrigo Nani França. - 2018.

107 p. : il.

Orientador(a): Demóstenes Zegarra Rodríguez.

.
Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de Lavras, 2018.

Bibliografia.

1. Biometria da Íris. 2. Reconhecimento Biométrico. 3. Avaliação da qualidade de imagem. I. Rodríguez, Demóstenes Zegarra. . II. Título.

RODRIGO NANI FRANÇA

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO DA QUALIDADE DA IMAGEM NO
PROCESSO DE RECONHECIMENTO BIOMÉTRICO DA ÍRIS
BASEADO NA NORMA ISO/IEC 29794-6:2015**

**IMPACT ASSESSMENT OF IMAGE QUALITY
IN THE BIOMETRIC RECOGNITION PROCESS OF IRIS
BASED ON STANDARD ISO/IEC 29794-6:2015**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas e Automação, área de concentração em Engenharia de Sistemas e Automação, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 23 de abril de 2018.
Dr. Demóstenes Zegarra Rodríguez
Dr. Ricardo Marques da Costa
Dr. Roberto Alves Braga Júnior

Prof. Dr. Demóstenes Zegarra Rodríguez
Orientador

**LAVRAS-MG
2018**

*A Deus, pelo dom da vida,
À minha esposa e companheira Patrícia, que se fez presente quando estive ausente,
Pelo seu apoio, preocupação e carinho com o seu jeito único de ser,
Ao meu filho Rafael, que até hoje me faz aprender e crescer,
Ao meu anjinho Gustavo, que me fez ter força e fé para continuar,
À nova vidinha que está a caminho, que seja fonte de inspiração,
E por fim, claro, não menos importante,
Aos meus queridos pais, Adão e Bernadete,
Às minhas lindas irmãs, Maira e Larissa,
Aos familiares e amigos,
Por compartilharem dessa conquista,
Dedico*

AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Lavras, em especial aos docentes do Programa de Engenharia de Sistemas e Automação, pela oportunidade e conhecimento compartilhado.

Ao professor Demóstenes, pela orientação, paciência e disposição em ajudar desde o início do meu projeto.

A todos amigos de trabalho da DIPS/UFLA, pelo apoio, sempre.

Ao colega Franciscone, pelo auxílio na elaboração da base de dados UFLIRIS e nas pesquisas realizadas.

À minha esposa Patrícia, por estar sempre ao meu lado,

Ao meu filho Rafael, minha fonte de inspiração,

Aos meus pais e irmãs, pelo cuidado e carinho de sempre,

E em especial a minha irmã Maira, pelo zelo e apoio incondicional na formatação desse trabalho.

MUITO OBRIGADO!

*“The most beautiful thing we can experience is the mysterious.
It is the source of all true art and science.”*
(EINSTEIN, 1931).

RESUMO

O uso da biometria para identificação e autenticação de pessoas já se faz presente em diversas áreas, como é caso do sistema bancário, registro de ponto eletrônico e até mesmo nos dispositivos móveis. O princípio básico da biometria é identificar uma pessoa por meio de uma característica única que o diferencie dos demais indivíduos e pode ser realizada por meio da impressão digital, reconhecimento facial, reconhecimento de voz, dentre outras formas. Uma outra técnica, considerada uma das mais confiáveis e em grande expansão, é a biometria por meio da textura da íris, porém, a sua acurácia depende diretamente da qualidade das imagens da íris. Neste contexto, o presente trabalho apresenta um estudo para avaliação do impacto da qualidade da imagem da íris no desempenho de um sistema biométrico. Para isso, foi utilizada a norma ISO/IEC 29794-6:2015, recentemente publicada, com a proposta de definir termos e metodologias quantitativas relevantes para caracterizar a qualidade das imagens de íris e avaliar o seu potencial de alta confiabilidade biométrica na tomada de decisões no processo de reconhecimento. O estudo foi aplicado em três bases de dados de íris distintas (CASIA, IITD e UFLIRIS) utilizando-se um *software* livre de reconhecimento de íris, o Osíris v4.1, bastante referenciado em outras pesquisas. A base de dados UFLIRIS, desenvolvida como parte dessa pesquisa, contou com a participação de 26 indivíduos, sendo obtidas 1728 imagens em diferentes posições e níveis de qualidade, auxiliando a pesquisa nos resultados obtidos e que será disponibilizada em conjunto com as suas máscaras binárias segmentadas manualmente. Os resultados experimentais na base de dados UFLIRIS, mostram que a métrica Q1, a qual se refere a área visível da textura da íris, é a métrica que tem o maior impacto no desempenho do sistema, considerando o *F-Measure*, obtendo-se uma melhoria de 0,5026 a 0,84373. Por sua vez, ao considerar a métrica Q9, que avalia a adequação da margem da imagem, seria preciso remover mais de 91,42% das imagens na base CASIA e 99,36% na base IITD que estavam abaixo do valor de referência recomendado pela norma. Foi verificado que mesmo sem a remoção dessas imagens, já era possível obter desempenhos de 0,98876 na base CASIA e 0,96638 e na base IITD, demonstrando que ao adotar essa métrica, pode ocorrer a remoção desnecessárias de muitas imagens. Por fim, a rotação entre imagens comparadas mostrou-se um grande problema, muitas vezes negligenciado por parte dos algoritmos de reconhecimento da íris e que afeta diretamente nos resultados obtidos, principalmente com o aumento nos valores *False Non-Match Rate* (FNMR), como por exemplo, no conjunto de dados UFLIRIS, que incluíam imagens com alta diferença de rotação, foi verificado 54% de FNMR e com a remoção dessas imagens o valor de FNMR foi reduzido para 13%.

Palavras-chave: Reconhecimento biométrico. Biometria da íris. Avaliação da qualidade de imagem. Métricas de qualidade. ISO/IEC 29794-6:2015.

ABSTRACT

The use of biometrics to identify and authenticate people is already present in several areas, such as the banking system, electronic point registration and even on mobile devices. The basic principle of biometrics is to identify a person by means of a unique characteristic that distinguishes them from other individuals and can be done through digital fingerprinting, facial recognition, voice recognition, among other forms. Another technique, considered one of the most reliable and in great expansion, is the biometry through the texture of the iris, but its accuracy depends directly on the quality of the images of the iris. In this context, this study aims to evaluate the impact of iris image quality on the performance of a biometric system. For this purpose, the recently published ISO / IEC 29794-6: 2015 was adopted, with the proposal to define relevant quantitative terms and methodologies to characterize the quality of the iris images and to evaluate their potential for high biometric reliability in decision making in the recognition process. The study was applied to three different iris databases (CASIA, IITD and UFLIRIS) using a free iris recognition software, Osiris v4.1, which was widely referenced in other studies. The UFLIRIS database, developed as part of this research, had the participation of 26 individuals, 1728 images were obtained in different positions and quality levels, assisting the research in the results obtained and that will be made available in conjunction with their segmented binary masks manually. The experimental results in the UFLIRIS database show that the Q1 metric, which refers to the visible area of the iris texture, is the metric that has the greatest impact on the performance of the system, considering the F-Measure, obtaining an improvement from 0.5026 to 0.84373. On the other hand, when considering the Q9 metric, which evaluates the adequacy of the image margin, it would be necessary to remove more than 91.42% of the images in the CASIA database and 99.36% in the IITD database that were below the reference value recommended by the standard. It was verified that even without the removal of these images, it was possible to obtain performances of 0.98876 in the CASIA base and 0.96638 and in the IITD base, demonstrating that adopting this metric may result in the unnecessary removal of many images. Finally, the rotation between comparative images has proved to be a great problem, often neglected by the iris recognition algorithms and directly affecting the results obtained, mainly with the increase in False Non-Match Rate (FNMR) values, as for example, in the UFLIRIS data set, which included images with a high rotation difference, 54% of FNMR was verified and with the removal of these images the value of FNMR was reduced to 13%.

Keywords: Biometric recognition. Iris biometric. Image quality assessment. Quality metrics. ISO/IEC 29794-6:2015.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Quadro 1 – Aspectos de comparação entre técnicas de biometria	22
Figura 1 – Região ocular e suas subdivisões	23
Figura 2 – Representação gráfica: FAR, FRR e EER.....	25
Figura 3 – Etapas envolvidas no reconhecimento biométrico da íris	26
Figura 4 – Equalização de histograma na imagem capturada originalmente	28
Figura 5 – Equalização de histograma em imagens normalizadas	29
Figura 6 – Segmentação/Normalização de uma imagem com ruído (reflexo)	30
Figura 7 – Segmentação/Normalização de uma imagem com ruídos (oclusão, cílios, problemas de iluminação e ângulo de aquisição).....	30
Figura 8 – Regiões de separação entre a íris, pupila e a esclera.....	31
Figura 9 – Modelo de normalização proposto por John Daugman	32
Figura 10 – Falhas de segmentação em imagens de baixa qualidade.....	36
Figura 11 – Principais falhas relacionadas à imagem da íris.....	39
Quadro 2 – Métricas de qualidade de imagem da íris e valores de referência	47
Figura 12 – Processo de segmentação geradas pelo Osíris v4.1	55
Figura 13 – Processo de normalização gerada pelo Osíris v4.1	55
Figura 14 – Código/Template da íris (<i>IrisCode</i>) gerado pelo Osíris v4.1	56
Figura 15 – Representação da etapa de reconhecimento/ <i>matching</i> (Osíris v4.1).....	56
Figura 16 – Imagens da base de dados CASIA V3i	58
Figura 17 – Imagens da base de dados IITD Database.....	58
Figura 18 – Imagens da base de dados UFLIRIS	59
Figura 19 – Identificação das imagens da base de dados UFLIRIS	61
Quadro 3 – Características das bases de dados utilizadas	65
Figura 20 – Equipamento utilizado: IriShield™ – MK 2120U	67
Figura 21 – Interface gráfica: <i>Manual Iris Segmentation</i> (MIS) e as principais etapas do processo de segmentação manual das imagens	69
Figura 22 – Cálculo das métricas de qualidade da imagem em Matlab	71
Quadro 4 – Parâmetros utilizados na configuração do Osíris	72
Figura 23 – Imagens não reconhecidas pelo Osíris como imagem de íris	73
Figura 24 – Junção das máscaras geradas pelo Osíris com as máscaras binárias verdadeiras .	73
Figura 25 – Exemplo de imagens removidas devido à falha na segmentação do Osíris.....	74
Figura 26 – Base de dados integrada – Dados do Osíris + métricas de qualidade da imagem	75

Figura 27 – (a) Distribuição percentual de Genuínos x Impostores, (b) Região próxima da seleção do <i>threshold</i> para as bases CASIA(1), IITD(2) e UFLIRIS(3)	78
Figura 28 – Distribuição percentual entre os indivíduos Genuínos x Impostores da base UFLIRIS agrupada por posições: 45°, 135°, EXT, INT,NOR e RUI.....	81
Figura 29 – Valor médio (HD) entre as bases de dados após seleção do <i>threshold</i>	82
Figura 30 – Distribuição das imagens considerando as métricas de qualidade entre as bases de dados CASIA, IITD e UFLIRIS (Q1 a Q10).....	83
Figura 31 – Valores mínimo, médio, máximo e desvio padrão para as métricas: (Q1) <i>Usable_Iris_Area</i> , (Q2) <i>Iris_Sclera_Contrast</i> , (Q3) <i>Iris_Pupil_Contrast</i> e (Q4) <i>Pupil_Boundary_Circularity</i>	86
Figura 32 – Valores mínimo, médio, máximo e desvio padrão para as métricas: (Q5) <i>Grey_Scale_Utilisation</i> , (Q6) <i>Iris_Radius</i> , (Q7) <i>Pupil_Dilatation</i> e (Q8) <i>Iris_Pupil_Concentricity</i>	87
Figura 33 – Valores mínimo, médio, máximo e desvio padrão para as métricas: (Q9) <i>Margin_Adequacy</i> e (Q10) <i>Sharpness (Textura)</i>	88

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resumo com a quantidade de imagens processadas.....	74
Tabela 2 – Quantidade de imagens removidas com base nos valores de referência indicados na norma ISO/IEC	84
Tabela 3 – Revocação x Precisão e <i>F-Measure</i> – Base de dados: CASIA.....	91
Tabela 4 – Revocação x Precisão e <i>F-Measure</i> – Base de dados: IITD.....	91
Tabela 5 – Revocação x Precisão e <i>F-Measure</i> – Base de dados: UFLIRIS	92
Tabela 6 – Revocação x Precisão e <i>F-Measure</i> - Base de dados: UFLIRIS (045)	92
Tabela 7 – Revocação x Precisão e <i>F-Measure</i> - Base de dados: UFLIRIS (135)	93
Tabela 8 – Revocação x Precisão e <i>F-Measure</i> - Base de dados: UFLIRIS (EXT).....	93
Tabela 9 – Revocação x Precisão e <i>F-Measure</i> - Base de dados: UFLIRIS (INT).....	94
Tabela 10 – Revocação x Precisão e <i>F-Measure</i> - Base de dados: UFLIRIS (NOR)	94
Tabela 11 – Revocação x Precisão e <i>F-Measure</i> - Base de dados: UFLIRIS (RUI).....	95
Tabela 12 – Revocação x Precisão e <i>F-Measure</i> - Base de dados: UFLIRIS (EXTRA)	95

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BMP	<i>bitmap</i>
BRISQUE	<i>Blind/Referenceless Image Spatial QUality Evaluator</i>
CASIA	<i>Chinese Academy of Sciences Institute of Automation</i>
CER	<i>Crossover Error Rate</i>
COEP	Comitê de Ética em Pesquisa com Seres Humanos
DCC/UFLA	Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras
EER	<i>Equal Error Rate</i>
FAR	<i>False Acceptance Rate</i>
FJ-MGM	<i>Figueiredo e Jain Gaussian Mixture Models</i>
FM	<i>False Match</i>
FMR	<i>False Match Rate</i>
FNM	<i>False Non-Match</i>
FNMR	<i>False Non-Match Rate</i>
FRR	<i>False Rejection Rate</i>
GEN	número de indivíduos genuínos
GFB	<i>Gabor Filter Bank</i>
HD	<i>Hamming Distance</i>
HD _n	Distância <i>Hamming</i> normalizada
ICE	<i>Iris Challenge Evaluation</i>
IEC	<i>International Electrotechnical Commission</i>
IITD	<i>Indian Institute of Technology Delhi</i>
IMP	número de indivíduos impostores
IQCE	<i>Iris Quality Calibration and Evaluation</i>
IREX	<i>Iris Exchange</i>
IRISSEG	<i>Iris Segmentation Ground Truth Database</i>
ISO	<i>International Organization for Standardization</i>
IV	<i>Iris_Value</i>
JPG	<i>Joint Photographic Experts Group (JPEG)</i>
MIS	<i>Manual Iris Segmentation</i>
MMU	<i>Multimedia University</i>
MSE	<i>Mean Square Error</i>
NIR	<i>Near-infrared</i>

NIST	<i>National Institute of Standards and Technology</i>
NSTC	<i>National Science and Technology Council</i>
OSIRIS	<i>Open Source for Iris</i>
Open CV	<i>Open Source Computer Vision</i>
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
pGEN	porcentagem de indivíduos Genuínos
pIMP	porcentagem de indivíduos Impostores
PSNR	<i>Peak Signal-to-Noise Ratio</i>
PV	<i>Pupil_Value</i>
SA	<i>Simulated Annealing</i>
SNR	<i>Signal-to-Noise ratio</i>
SSIM	<i>Structural Similarity Index Measure</i>
SV	<i>Sclera_Value</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
TCLE	Termo de Consentimento Livre e Esclarecido
TH	<i>Threshold</i>
TM	<i>True Match</i>
TNM	<i>True Non-Match</i>
TXT	arquivo de texto
UBIRIS	<i>Unconstrained Biometrics Iris</i>
UFLIRIS	Base de dados de íris da UFLA
UIDAI	<i>Unique Identification Authority of India</i>
UPOL	<i>University of Palackého and Olomouc</i>
VR	valor de referência
WVU	<i>West Virginia University</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	16
1.1	Objetivos.....	18
1.1.1	<i>Objetivo geral.....</i>	18
1.1.2	<i>Objetivos específicos.....</i>	18
1.2	Estrutura do Projeto.....	19
2	REFERENCIAL TEÓRICO.....	20
2.1	Biometria.....	20
2.2	A região ocular e a biometria baseada na íris.....	23
2.3	Avaliação de um sistema biométrico.....	25
2.4	Etapas do reconhecimento biométrico através da íris.....	26
2.4.1	<i>Aquisição da imagem.....</i>	26
2.4.2	<i>Pré-processamento.....</i>	27
2.4.3	<i>Segmentação.....</i>	29
2.4.4	<i>Normalização.....</i>	32
2.4.5	<i>Extração de características.....</i>	33
2.4.6	<i>Reconhecimento e classificação.....</i>	34
2.5	Aspectos de qualidade da imagem da íris.....	35
2.5.1	<i>Problemas identificados e relacionados a qualidade da imagem.....</i>	37
2.5.2	<i>A norma ISO/IEC 29794-6:2015.....</i>	40
3	TRABALHOS RELACIONADOS.....	48
3.1	Plataformas <i>Open Source</i> para o reconhecimento biométrico da íris.....	52
3.1.1	<i>Libor Masek.....</i>	52
3.1.2	<i>A generic computer platform for efficient iris recognition.....</i>	53
3.1.3	<i>Osiris.....</i>	54
3.2	Bases de dados.....	57
3.2.1	<i>CASIA V3i.....</i>	57

3.2.2	<i>IITD Database</i>	58
3.2.3	<i>UFLIRIS</i>	59
3.2.4	<i>IRISSEG</i>	61
4	METODOLOGIA	63
4.1	Seleção do <i>software</i> livre de reconhecimento biométrico	64
4.2	Seleção das bases de dados.....	64
4.3	Criação de uma base de dados de íris: a UFLIRIS.....	65
4.4	<i>Manual Iris Segmentation (MIS)</i>	67
4.5	Implementação das métricas da norma ISO/IEC 29794-6:2015	70
4.6	Extração de dados do Osiris e integração das máscaras binárias.....	71
4.7	Base de dados única para integração e geração de resultados	75
5	RESULTADOS	77
5.1	Seleção do <i>Threshold</i> específico para cada de bases de dados	77
6	CONCLUSÕES	96
	REFERÊNCIAS	99
	ANEXO A – Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE)	103
	ANEXO B – Questionário de pesquisa	106
	ANEXO C – Termo de Cessão para utilização de imagens da íris	107

1 INTRODUÇÃO

A maioria dos sistemas computacionais da atualidade oferece recursos para a identificação de seus usuários visando garantir a segurança dos dados, por meio da identificação e certificação de que a pessoa que está acessando o sistema é realmente o usuário final para o qual o sistema foi desenvolvido. Esse processo de autenticação pode ser abordado de diversas maneiras, desde a utilização de recursos mais simples e convencionais, como os baseados em usuário/senha, até sistemas mais avançados utilizando-se da biometria.

No caso específico da biometria, que provém do grego, onde “Bios” significa “vida” e “metron” igual a “medida”, consiste na utilização de características biológicas como mecanismos de identificação. Dentre as diversas formas de utilização da biometria para identificação de pessoas é possível destacar: a impressão digital, as geometrias da mão e da orelha, o reconhecimento facial, o mapeamento da retina e o reconhecimento da íris.

Diversos estudos têm integrado duas ou mais formas de reconhecimento biométrico em um único sistema, sendo conhecido como Sistema Biométrico Multimodal. Esse sistema propõe a integração de mais de uma tecnologia de reconhecimento visando a melhoria dos resultados na etapa de reconhecimento, assim como a minimização da taxa de erros entre as técnicas de biometria utilizadas.

No caso específico da biometria da íris, foi proposta por um oftalmologista, Frank Burch, em 1936 e documentada por James Daggarts em 1949. Porém, a ideia de identificar pessoas de forma automática através das características da íris somente foi oficializada e patenteada em 1987, por Aran Safir e Leonard Flom (FLOM; SAFIR, 1987). A partir desta época surgiram alguns estudos relacionados ao tema, sendo que o maior caso de sucesso ocorreu em 1993, quando John Daugman pesquisador do Laboratório de Computação da Universidade de Cambridge (UK) desenvolveu um algoritmo computacional capaz de realizar o reconhecimento de um indivíduo através análise da textura da íris (DAUGMAN, 1993). O método é baseado na transformada de *wavelet* e no filtro de Gabor, representado por uma sequência de 256 bytes e foi denominado de *IrisCode*.

Com o avanço das pesquisas relacionadas ao tema, outras soluções de sucesso também foram propostas e capazes de oferecer melhorias nas aplicações envolvendo o reconhecimento de íris, com novas abordagens desenvolvidas e aperfeiçoadas por diversos pesquisadores espalhados pelo mundo. Porém, um fator que sempre afeta diretamente nos resultados é a qualidade das imagens de entrada utilizadas no processo de identificação, autenticação, reconhecimento e armazenamento e que pode influenciar na acurácia do sistema.

Em relação ao tema qualidade da imagem existem as métricas tradicionais de processamento digital de imagens e vídeo como, por exemplo, *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR), *Mean Square Error* (MSE) e *Structural Similarity Index* (SSIM), porém, quando o assunto é qualidade da imagem da íris é preciso analisar as características dessas imagens sobre outros aspectos, com métricas específicas, como por exemplo, medir o contraste entre as regiões da íris-pupila e íris-esclera, área visível da íris, dilatação da pupila entre outras medidas que irão auxiliar na seleção dessas imagens em busca da alta performance que essa tecnologia disponibiliza.

Nesse aspecto, a qualidade da imagem da íris também foi tema de estudo por pesquisadores que identificaram algumas métricas específicas para estimar o nível de qualidade dessas imagens. Dentre essas pesquisas relacionadas, destacam-se os desafios, *Iris Exchange* (IREX) II e III, elaborados pelo *National Institute of Standards and Technology* (NIST) e que serviram de base para a criação de uma norma, a ISO/IEC 29794-6:2015, com intuito de definir termos e metodologias quantitativas relevantes para caracterizar a qualidade das imagens de íris e avaliar o seu potencial de alta confiabilidade biométrica na tomada de decisões no processo de reconhecimento.

Por se tratar de uma norma publicada recentemente, existem poucos trabalhos aplicados que a utilizam como referência, como é o caso da pesquisa de Wild et al. (2016) onde é apresentado um novo método inteligente para a fusão de imagens da íris no nível da segmentação, com uma abordagem baseada no aprendizado e que prevê o desempenho de uma segmentação correta da íris a partir dos indicadores de qualidade, considerando alguns dos critérios recomendados pela norma.

Nesse contexto, o presente trabalho apresenta uma contribuição pois faz uma avaliação dos critérios de qualidade de imagem de íris recomendados pela norma em três bases de dados distintas (CASIA V3i, IITD e UFLIRIS) utilizando o *software* livre Osiris v4.1. Foram selecionadas nove métricas para avaliação da qualidade da imagem que apresentavam valores de referência a serem considerados, com a indicação do mínimo de qualidade exigido para se obter resultados com maior acurácia no reconhecimento biométrico da íris.

Visando garantir a correta segmentação das imagens de íris analisadas, as imagens aptas para o experimento foram todas segmentadas no *software* Osiris v4.1 e intercaladas com máscaras binárias segmentadas manualmente, minimizando os possíveis erros no cálculo das métricas de qualidade. Desta forma, novas máscaras binárias foram criadas e utilizadas no restante do experimento após a remoção das possíveis falhas de segmentação. Para as bases de dados: CASIA e IITD foram utilizadas as máscaras disponibilizadas na base de dados IRISSEG,

conhecida como *Iris Segmentation Ground Truth Database*. E no caso da UFLIRIS foi implementada uma interface em Matlab, denominada de *Manual Iris Segmentation (MIS)*, capaz de auxiliar na segmentação manual dessas imagens e criação das máscaras binárias.

Adicionalmente, para o desenvolvimento do projeto foi adquirido uma câmera infravermelha próxima específica para aquisição das imagens da íris, modelo IriShield™ Series MK 2120U da Iritech, Inc., a qual foi utilizada na elaboração de uma das três bases de dados em estudo, denominada UFLIRIS. A proposta de desenvolver uma nova base de dados é fornecer informações extras que não estavam disponíveis nas outras bases de dados utilizadas, como por exemplo: seis posições de captura, com níveis de qualidade diferentes, inclusive com a simulação de oclusão, rotação, uso de óculos, entre outras características. Esta base de dados também é outra contribuição desse trabalho pois ela está disponível integralmente, inclusive com o conjunto de máscaras binárias segmentadas manualmente, e poderá auxiliar outras pesquisas na área em questão.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo geral

Este trabalho visa estudar o impacto da qualidade da imagem no desempenho de um sistema de reconhecimento biométrico da íris, usando a norma ISO/IEC 29794-6:2015 que apresenta diversas métricas de qualidade para imagens da íris.

1.1.2 Objetivos específicos

Além do objetivo geral, outros objetivos estão relacionados na sequência:

- a) Revisão da literatura relacionada sistemas baseados em biometria, em especial os sistemas que trabalham com a região ocular, mais precisamente a região da íris;
- b) Estudar o impacto das métricas da norma ISO/IEC 29794-6:2015, considerando imagens muito bem segmentadas, minimizando possíveis erros, e determinar como a qualidade influencia no desempenho do sistema;
- c) Desenvolver uma nova base de dados de íris, a UFLIRIS, com diferentes níveis de qualidade, com imagens rotuladas de acordo com a posição de aquisição da imagem para auxiliar na pesquisa, utilizando o equipamento de captura/leitura de íris, o IriShield™ Series MK 2120U da Iritech, Inc.

- d) Implementar um ambiente para segmentação manual das imagens da íris com a proposta de criar uma base de dados de “máscaras binárias verdadeiras” da base de dados UFLIRIS.
- e) Implementação de uma base de dados única integrada, contendo todos os dados obtidos nos experimentos com as três bases de dados estudadas para auxiliar na elaboração de resultados.
- f) Implementação de um código em Matlab para comparação e criação de novas máscaras binárias, utilizado na junção das máscaras geradas pelo Osiris com as máscaras binárias segmentadas manualmente.

1.2 Estrutura do trabalho

O presente trabalho apresenta a seguinte sequência: Capítulo 1, com a introdução descrevendo os pontos principais em estudo e um contexto geral do trabalho, destacando-se a importância do tema, como a qualidade da imagem da íris e seu impacto na acurácia dos sistemas que utilizam dessa tecnologia, finalizando com a apresentação dos objetivos geral e específicos. Por sua vez, no Capítulo 2, é realizada uma revisão bibliográfica sobre o tema, incluídos as etapas do reconhecimento biométrico e os aspectos de qualidade da imagem da íris. No Capítulo 3, são apresentados alguns trabalhos relacionados a biometria da íris, qualidade da imagem da íris, algumas soluções *open source* e bases de dados que utilizam desta tecnologia. São apresentados, no Capítulo 4, a metodologia utilizada e o desenvolvimento do trabalho. Por sua vez, os resultados são apresentados no Capítulo 5, seguido logo após, pelo Capítulo 6, com as conclusões e a apresentação dos próximos trabalhos.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Neste capítulo são apresentados os aspectos conceituais, com foco no reconhecimento biométrico da íris e quanto aos aspectos de qualidade de imagem. São apresentados alguns trabalhos, com diferentes abordagens, incluindo os avanços da tecnologia, publicados por diversos autores conceituados na área. São descritas as etapas que envolvem a implantação de sistema de reconhecimento biométrico através da íris assim como os aspectos de qualidade, listando os principais problemas relacionados a qualidade das imagens e algumas métricas relacionadas ao tema.

2.1 Biometria

De acordo com a *National Science and Technology Council* (NSTC, 2006) a utilização da biometria na identificação de pessoas, 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. No início das civilizações, os humanos utilizavam a face para identificar as outras pessoas como conhecidas (familiar) e não conhecidas (não familiar). Outras características biométricas predominantemente comportamentais também eram utilizadas como a voz e a forma de locomoção.

Porém, com o decorrer da evolução humana outras características biométricas foram utilizadas como forma de identificação. O primeiro sistema com proposta de identificação ocorreu na Índia em 1858 e foi proposto por William Hershel (KOMARINSKY, 2005). Nesta ocasião, todos os funcionários registravam a palma da mão em seus contratos, quando recebiam seus pagamentos. Naquela época, com o decorrer de poucos anos, foram surgindo novos estudos e outras técnicas de identificação, sendo que em 1892, Francis Galton escreveu um estudo detalhado sobre o reconhecimento por meio da impressão digital que é utilizado até hoje.

Atualmente, dentre as principais formas de identificação utilizando a biometria, encontram-se:

- a) **Impressão digital:** consiste no reconhecimento de pequenas diferenças ao nível da epiderme da pele, conhecidas como minúcias. É uma das técnicas de reconhecimento mais antigas e que não se degrada com o tempo. Porém, é passível de reprodução artificial;

- b) **Geometria da mão:** consiste na utilização de medidas baseadas na geometria das mãos, dedos, palma e em alguns casos até as próprias veias das mãos. Consideram o comprimento e largura dos dedos assim como toda a área da mão. São sistemas considerados de fácil utilização e com tecnologia barata, porém necessitam do contato da mão com o sistema de reconhecimento;
- c) **Geometria da orelha:** consiste na utilização de medidas estruturais da orelha. O processo de aquisição de imagens é simples, por meio de uma câmera, e pode ser realizado a distância;
- d) **Reconhecimento facial:** consiste na tecnologia que extrai características dos rostos das pessoas. A aquisição das imagens é realizada por meio de uma câmera, destacando assim pontos delimitadores, onde são definidas proporções, distâncias e formas dentre os elementos do rosto;
- e) **Mapeamento da retina:** tecnologia de difícil aquisição de dados e requer alta cooperação por parte do usuário. Ela é baseada na análise dos vasos sanguíneos do fundo do olho, onde uma luz infravermelha de baixa intensidade é direcionada para a parte posterior do olho sendo que o padrão da retina é refletido de volta para a câmera com a informação dos vasos sanguíneos e
- f) **Reconhecimento da íris:** consiste em obter informações e os padrões de textura da íris. As características são únicas para cada indivíduo tanto sob a forma morfológica quanto a forma de refletância espectral (visível e do infravermelho próximo). A sua utilização é realizada a distância, ou seja, sem o contato direto do equipamento com o usuário.

As técnicas de biometria descritas anteriormente devem atender alguns princípios básicos apontados por Clarke (1994):

- a) **Universalidade:** cada pessoa a ser identificada deve ter uma característica de identificação (identificador);
- b) **Unicidade:** A característica biométrica tem que ser única (identificador único), ou seja, não deve existir duas pessoas com o mesmo identificador;
- c) **Permanência:** o identificador não deve alterar mesmo considerando mudanças do ambiente de coleta. Dependendo do identificador escolhido, podem ocorrer pequenas alterações devido ao envelhecimento, mudanças nas condições de saúde e até mesmo situações emocionais;
- d) **Indispensabilidade:** o identificador deve ser o mais natural possível e estar disponível a todo momento;

- e) **Coleta:** o identificador deve ser coletável por qualquer pessoa em qualquer ocasião;
- f) **Capacidade de armazenamento:** o identificador deve ser armazenável em sistemas manuais e automatizados;
- g) **Exclusividade:** nenhuma outra forma de identificação deve ser necessária ou utilizada;
- h) **Precisão:** cada identificador deve ser suficientemente diferente de todos os outros identificadores tornando os erros improváveis;
- i) **Simplicidade:** a gravação e transmissão deve ser fácil e que não gere erros;
- j) **Custo:** medir e armazenar o identificador não deve ser excessivamente caro;
- k) **Conveniência:** medir e armazenar o identificador não deve ser inconveniente ou demorado e
- l) **Aceitação:** o seu uso deve obedecer às normas sociais contemporâneas.

Em outro estudo, apresentado no Quadro 1, algumas tecnologias biométricas são comparadas (JAIN; ROSS; PRABHAKAR, 2004), levando-se em conta os seguintes aspectos:

- a) **Universalidade:** determina se todas as pessoas possuem a característica;
- b) **Unicidade:** leva em consideração que a característica deve ser única para cada pessoa;
- c) **Permanência:** verifica se a característica não se altera com o passar do tempo;
- d) **Coletabilidade:** determina a facilidade na coleta da característica;

Quadro 1 – Aspectos de comparação entre técnicas de biometria

Característica	Universalidade	Unicidade	Permanência	Coletabilidade	Desempenho	Aceitabilidade	Impostura
DNA	ALTA	ALTA	ALTA	BAIXA	ALTA	BAIXA	BAIXA
Orelha	MÉDIA	MÉDIA	ALTA	MÉDIA	MÉDIA	ALTA	MÉDIA
Face	ALTA	BAIXA	MÉDIA	ALTA	BAIXA	ALTA	ALTA
Termograma	ALTA	ALTA	BAIXA	ALTA	MÉDIA	ALTA	BAIXA
Impressão Digital	MÉDIA	ALTA	ALTA	MÉDIA	ALTA	MÉDIA	MÉDIA
Modo de Andar	MÉDIA	BAIXA	BAIXA	ALTA	BAIXA	ALTA	MÉDIA
Geometria das mãos	MÉDIA	MÉDIA	MÉDIA	ALTA	MÉDIA	MÉDIA	MÉDIA
Veias das mãos	MÉDIA	MÉDIA	MÉDIA	MÉDIA	MÉDIA	MÉDIA	BAIXA
Íris	ALTA	ALTA	ALTA	MÉDIA	ALTA	BAIXA	BAIXA
Digitação	BAIXA	BAIXA	BAIXA	MÉDIA	BAIXA	MÉDIA	MÉDIA
Odor	ALTA	ALTA	ALTA	BAIXA	BAIXA	MÉDIA	BAIXA
Palma da mão	MÉDIA	ALTA	ALTA	MÉDIA	ALTA	MÉDIA	MÉDIA
Retina	ALTA	ALTA	MÉDIA	BAIXA	ALTA	BAIXA	BAIXA
Assinatura	BAIXA	BAIXA	BAIXA	ALTA	BAIXA	ALTA	ALTA
Voz	MÉDIA	BAIXA	BAIXA	MÉDIA	BAIXA	ALTA	ALTA

Fonte: Jain, Ross e Prabhakar (2004).

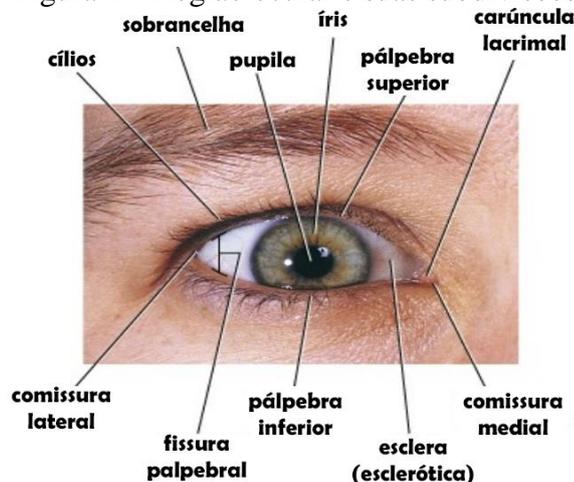
- e) **Desempenho:** trata dos recursos disponíveis para a realização do processo de reconhecimento e o tempo necessário;
- f) **Aceitabilidade:** aceitação das pessoas para o fornecimento da característica;
- g) **Impostura:** possibilidade de imitação da característica

Ainda de acordo com o estudo realizado por Jain, Ross e Prabhakar (2004) e apresentado no Quadro 1, a biometria da íris, naquela época, possuía algumas limitações quanto a “coletabilidade”, considerada ‘*média*’ e uma ‘*baixa*’ “aceitabilidade”. Porém, devido aos diversos estudos e avanços da tecnologia, muito mais presente nos dias atuais, é possível afirmar que as informações relacionadas a esses critérios encontram-se desatualizadas, principalmente se for considerado como estudo de caso a Índia, que apresenta o maior programa de identificação de pessoas do mundo, provido pela *The Unique Identification Authority of India* (UIDAI), por meio da biometria, incluindo a íris, e atualmente possui mais 1.9 bilhões de indivíduos registrados. Neste caso, a biometria da íris já se faz presente no dia-a-dia da população, sendo mais aceita e com diversas melhorias quanto as formas de coleta de dados.

2.2 A região ocular e a biometria baseada na íris

A região ocular é um subconjunto da face humana composta por diversas regiões menores. Na Figura 1 são apresentadas as principais áreas visíveis externamente na região ocular de uma pessoa, considerando o olho direito. Teoricamente, algumas dessas áreas podem ser utilizadas para implementação de um sistema de reconhecimento obtendo-se as informações da região ocular, porém os principais estudos se concentram na região da íris devido as características da sua textura que são aleatórias e únicas para cada indivíduo.

Figura 1 – Região ocular e suas subdivisões



Fonte: adaptado de Abbondanza Eye Center (2017).

A íris é um diafragma circular fino, localizado entre as duas lentes do olho humano, a córnea e o cristalino. Visualizada de frente, a íris é perfurada proximamente do seu centro por uma abertura circular conhecida como a pupila. A função da íris é controlar a quantidade de luz que entra através da pupila, e isto é feito pelo esfíncter e os músculos dilatadores, que ajustam o seu tamanho. O diâmetro médio da íris é de 12 mm, e o tamanho da pupila pode variar entre 10% a 80% do diâmetro da íris (MASEK, L, 2003).

A formação da íris tem início durante o terceiro mês de formação embrionária. Ela possui uma textura única que é formada durante o primeiro ano de vida do indivíduo e a sua pigmentação, no caso do estroma, ocorre durante os primeiros anos de vida. O processo de formação da textura da íris é aleatório e conseqüentemente não está relacionado a fatores genéticos, sendo que o único fator genético está relacionado à pigmentação, ou seja, a cor da íris.

As principais vantagens de se utilizar a íris no reconhecimento de um indivíduo, de acordo com Muroň e Pospíšil (2000), são:

- a) Órgão altamente protegido;
- b) Visível a distância;
- c) Alta randomicidade de padrões;
- d) Mudanças no tamanho da pupila indicam que o organismo está vivo;
- e) Baixa penetrância genética e
- f) Estável ao longo da vida.

Como desvantagens é possível destacar:

- a) Alvo pequeno e movimentação rápida;
- b) Possui uma superfície curva e reflexiva;
- c) Obstrução pelas pálpebras e cílios e
- d) Deformações não são elásticas (MURONĚ; POSPIŠIL, 2000).

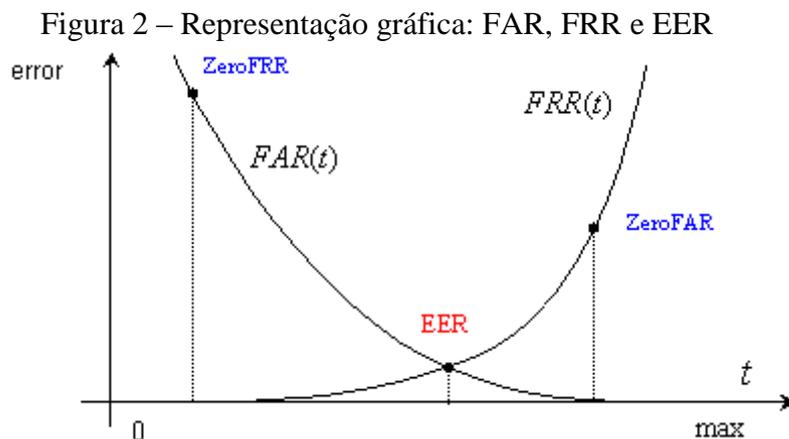
Mesmo existindo algumas desvantagens o reconhecimento biométrico por meio da íris é um dos mais confiáveis. Outro fator de grande importância é sua característica não invasiva, ou seja, a captura da imagem da íris ocorre sem qualquer contato físico com o indivíduo. E, além disso, o tempo de reconhecimento é muito rápido e possui forte resistência a falsos resultados.

2.3 Avaliação de um sistema biométrico

A análise da precisão deve ser considerada na seleção do tipo de tecnologia de biometria a ser utilizada. Esta análise deve considerar dois fatores de acordo com as tentativas de acesso ao sistema, sendo eles: *False Acceptance Rate* (FAR), ou seja, taxa de falsa aceitação, que indica a fração de usuários não-autorizados que foram incorretamente identificados como autorizados e a *False Rejection Rate* (FRR), por sua vez, taxa de falsa rejeição e que representa a fração de usuários que deveriam ser autorizados, mas que foram incorretamente rejeitados (SYRIS TECHNOLOGY CORP., 2004).

Esses fatores passam a ter uma nomenclatura diferente dependendo da configuração do sistema, quando ao invés de considerar as tentativas de acesso, é considerado o número de comparações realizadas (transações). Nessas condições, os termos utilizados são *False Match Rate* (FMR), que se referem a taxa de falsa correspondência, e *False Non-Match Rate* (FNMR), que é a taxa de falsa não correspondência, e que equivalem, respectivamente, aos fatores FAR e FRR.

De acordo com Biometrika (2001-2015), esses fatores são mutuamente dependentes, então procura-se um ponto de equilíbrio entre os dois fatores, aproximando $FAR = FRR$, logo $FNM = FNMR$, que corresponde ao CER (*Crossover Error Rate*), também conhecido de EER (*Equal Error Rate*). Quanto menor for o CER, mais preciso será o sistema biométrico. A Figura 2 apresenta o comportamento desses fatores, FAR e FRR, com base no *threshold* (t) selecionado.



Fonte: Biometrika (2001-2015).

Os valores de FAR e FRR estão sujeitos a alterações devido processamento correto das imagens da íris, como por exemplo: na etapa de segmentação, onde um algoritmo tem que

localizar os limites interno e externo da íris (pupila e bordas) em uma imagem da região ocular da melhor forma possível. Sendo assim imagens com baixa qualidade, que prejudicam o correto processamento, podem atrapalhar a acurácia de todo o sistema, impactando nos valores de FAR e FRR.

2.4 Etapas do reconhecimento biométrico através da íris

As principais etapas envolvidas no processo de reconhecimento biométrico utilizando a íris são: aquisição da imagem, pré-processamento, segmentação, normalização, extração de características, classificação e reconhecimento. A Figura 3 apresenta um quadro resumido das principais etapas que serão apresentadas com mais detalhes nas próximas seções.



Fonte: Adaptado de Wildes (1997).

2.4.1 Aquisição da imagem

O processo de aquisição de imagem da textura da íris pode ser realizado a partir uma simples câmera ou até mesmo com equipamentos especiais que conseguem capturar informações da íris à grandes distâncias. Porém, a maioria dos sistemas de reconhecimento, trabalham com imagens em tons de cinza, no espectro infravermelho próximo (*Near-infrared - NIR*), diferentes das câmeras convencionais. Desta forma, as imagens geradas dentro desse espectro revelam informações relacionadas à textura da íris ao invés da sua pigmentação. Este tipo de imagem contribui para as altas taxas de performance em todo processo do reconhecimento.

Contudo, existem estudos que utilizam câmeras normais para a realização do reconhecimento, mesmo sabendo que imagens desta natureza possuem suas limitações, principalmente quando a cor da íris é escura (JILLELA; ROSS, 2015; TROKIELEWICZ,

2016). Há também pesquisas em que dispositivos móveis, celulares, são modificados, com a implantação de câmeras especiais, para obter imagens com melhor qualidade e capazes de obter um melhor resultado no processo de reconhecimento (JUNG et al., 2017).

Atualmente, existem diversos equipamentos que fazem a captura de imagens da íris com excelente nível de qualidade, e além disso, são capazes de apresentar em tempo real, no momento da aquisição das imagens, alguns índices de qualidade informando, como por exemplo, se a imagem capturada possui algum problema de foco (*blur*) e se a área disponível da íris (região visível) está própria para um correto reconhecimento. Com base nas características das imagens obtidas, esses equipamentos também são capazes de solicitar a aquisição de novas imagens, quando identificado que alguma das imagens obtidas não possui o mínimo de qualidade pré-definido pelo próprio equipamento.

Quanto aos modelos de equipamento existem os binoculares, capazes de realizar a captura/leitura dos dois olhos (direito/esquerdo) ao mesmo tempo, e os equipamentos monoculares, que realizam a leitura de um olho por vez e 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 15 a 30 cm, e por isso é considerada uma tecnologia não invasiva, pois não se tem contato físico (equipamento/olho). Os equipamentos desta tecnologia estão em constante evolução e aperfeiçoamento, permitindo que alguns sejam capazes de capturar a íris de pessoas em movimento e bem distantes das câmeras (aproximadamente 10 metros).

O processo de captura é uma etapa importante e está diretamente relacionado ao bom resultado de todo processo de reconhecimento. A qualidade das imagens obtidas tem um alto impacto na resposta de todo processo de reconhecimento. Imagens da íris obtidas com baixa qualidade, podem aumentar a taxa de indivíduos autênticos não reconhecidos pelo sistema e na pior das hipóteses reconhecer como autênticos os indivíduos impostores, aqueles que não deveriam ter acesso ao sistema. (KALKA ET AL. 2010)

2.4.2 Pré-processamento

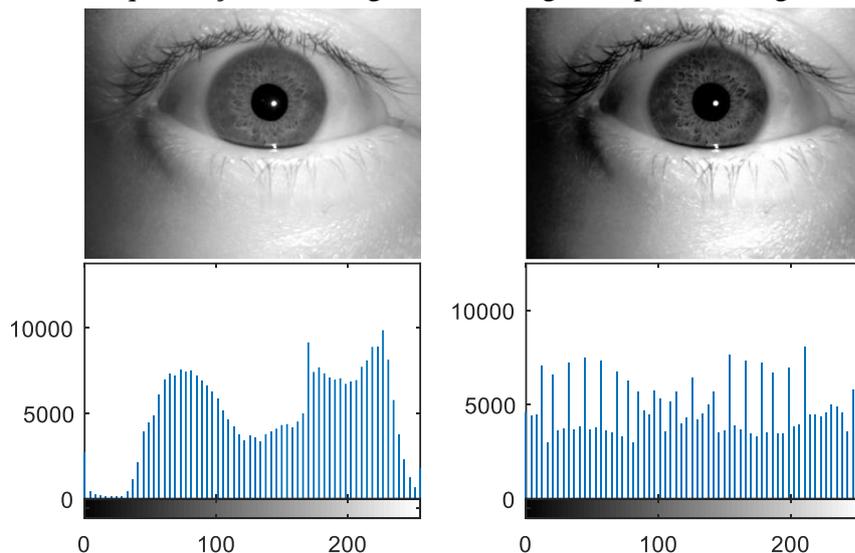
O objetivo desta etapa é melhorar a imagem capturada da região ocular de forma que os resultados de sucesso nas etapas subsequentes sejam ampliados. Nesta etapa ocorre o processamento digital das imagens visando gerar suavização, realce, mudança de cores e intensidade, assim como a detecção de bordas e ajustes de contraste. Esta etapa é muito

importante para se obter bons resultados na etapa de reconhecimento. Com o devido pré-processamento também é possível otimizar o processamento deixando-o mais rápido e eficiente.

Esta é uma etapa especial, que não ocorre somente após a etapa de aquisição da imagem. Ela pode estar presente nas outras etapas do reconhecimento, sempre visando a melhoria e otimização dos resultados.

A Figura 4 apresenta um tipo de pré-processamento conhecido equalização de histograma, que reduz as diferenças acentuadas de intensidade de uma imagem. Consiste em obter a variância máxima dos valores de níveis de cinza de uma imagem e distribuir os pixels ao longo do eixo dos valores de níveis de cinza, conseguindo um contraste maior na imagem. Neste exemplo, o processamento digital foi aplicado em uma imagem logo após a sua captura/aquisição e são apresentadas as imagens original e processada, assim como seus respectivos histogramas.

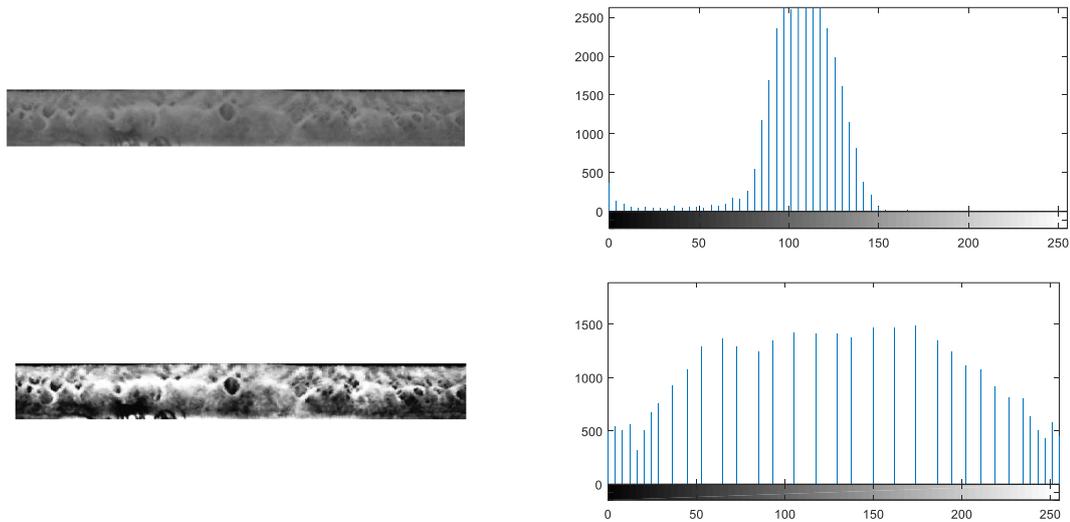
Figura 4 – Equalização de histograma na imagem capturada originalmente



Fonte: Do autor (2018).

Conforme descrito anteriormente, o pré-processamento pode também ocorrer em outras etapas, desta maneira, a Figura 5 apresenta o mesmo processo de equalização de histograma e os devidos histogramas na imagem de uma textura de íris que é obtida após o processo de normalização.

Figura 5 – Equalização de histograma em imagens normalizadas



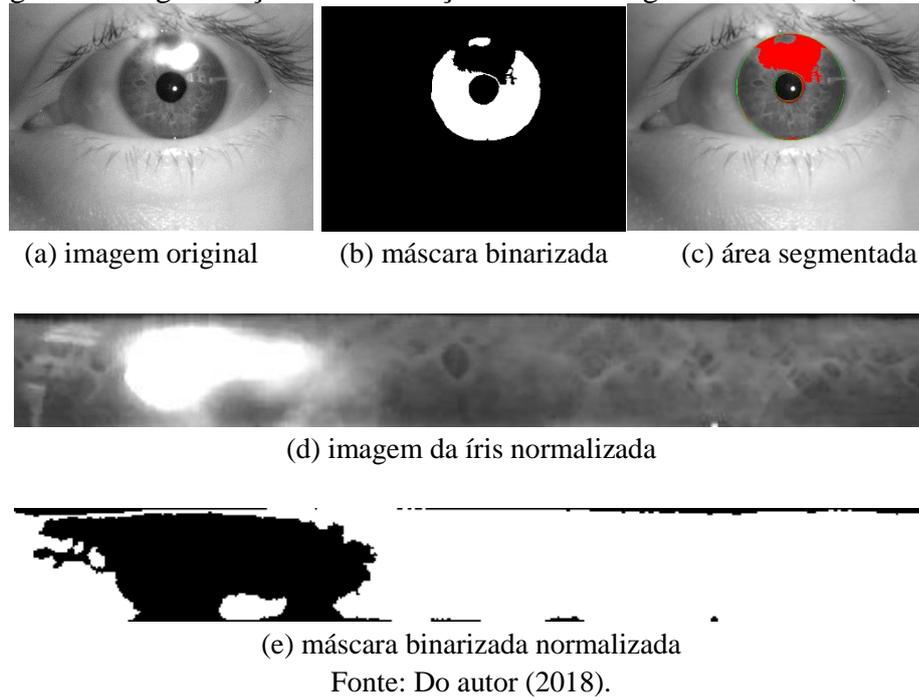
Fonte: Do autor (2018).

2.4.3 Segmentação

Grande parte das publicações relacionadas à biometria da íris envolvem a etapa de segmentação. Essas publicações apresentam variações das técnicas tradicionais, assim como novos métodos de segmentação que visam sempre obter maior acurácia dos resultados com menores taxas de erros. O motivo de tantas pesquisas nesta etapa visa melhorar o processo de identificação e delimitação das regiões da íris/pupila, que servem como base para todo o restante do processo de reconhecimento. Nesta etapa são definidas e selecionadas as áreas de interesse, que inclui a localização e a distinção das regiões interna e externa da íris, assim como os limites entre a íris e as pálpebras.

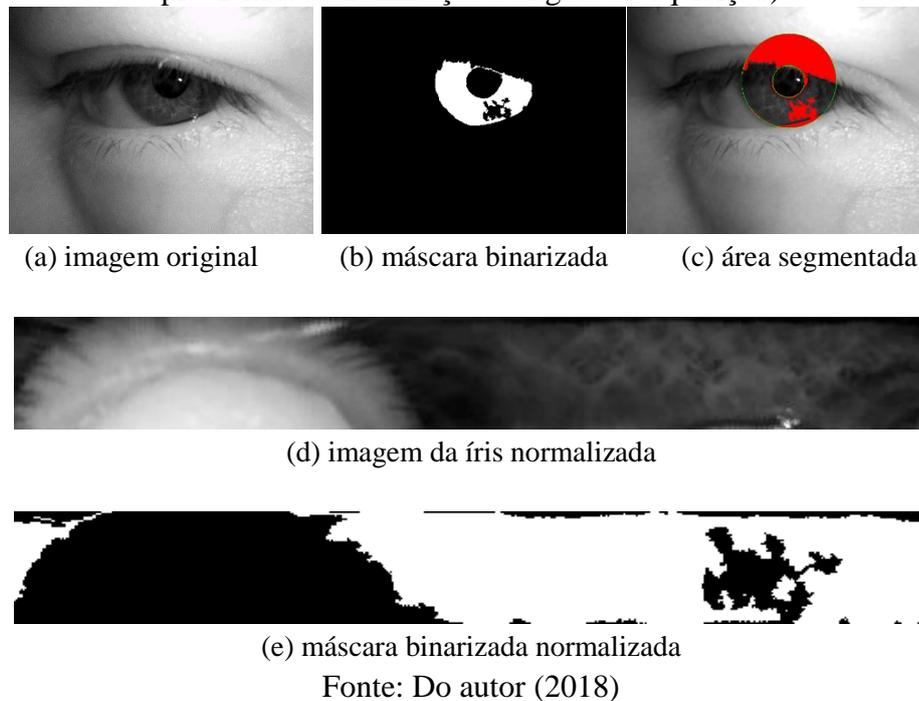
Outra informação muito importante obtida nesta etapa são as máscaras binárias, ou seja, imagens com o mesmo tamanho da imagem original, onde se destacam apenas a região da textura da íris, sendo excluídas as regiões que apresentam ruídos (informações desnecessárias) da imagem original e mantendo-se apenas as regiões que devem ser consideradas na etapa de reconhecimento. A Figura 6 apresenta um exemplo de 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. Nesta figura também são apresentadas as regiões da íris normalizada e da máscara binária normalizada após a etapa de normalização, que será apresentada na próxima seção.

Figura 6 – Segmentação/Normalização de uma imagem com ruído (reflexo)



Por sua vez, a Figura 7 apresenta a mesma estrutura da Figura 6, porém, com outros tipos de ruídos: oclusão, cílios, problemas de iluminação e ângulo de aquisição.

Figura 7 – Segmentação/Normalização de uma imagem com ruídos (oclusão, cílios, problemas de iluminação e ângulo de aquisição)



O método pioneiro para localização da região da íris foi proposto por Daugman (1993, 2004), baseado em um operador integro-diferencial, representado pela Equação 1.

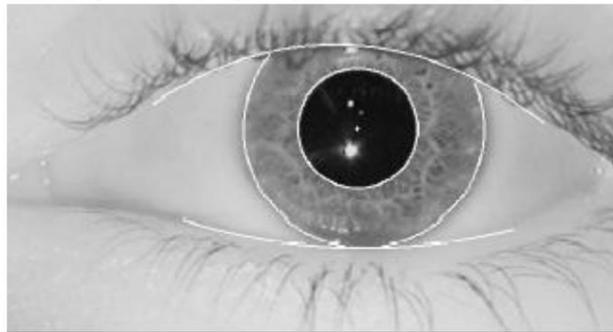
$$\max_{(r, x_0, y_0)} \left| G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right| \quad (1)$$

Onde: $I(x, y)$ é a imagem contendo o olho, r é o raio e x_0, y_0 as coordenadas centrais. O símbolo * denota-se pela convolução e $G_\sigma(r)$ 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 e da integral de contorno normalizada ao longo de um arco circular ds .

A Figura 8 apresenta as regiões de separação entre a íris, pupila e o exterior da esclera que são capazes de serem obtidas com a aplicação deste método.

Figura 8 – Regiões de separação entre a íris, pupila e a esclera



Fonte: Daugman (2004).

Outro método também utilizado por outros autores para detecção das circunferências é a Transformada de Hough. Esta técnica é eficiente para detecção de formas que possam ser parametrizadas, como é o caso dos círculos em imagens digitais (DUARTE, 2003). Porém, este método apresenta um alto custo computacional, sendo pouco indicado para casos que necessitam de resposta rápida em um curto período. Uma forma de otimização é aplicá-lo em uma imagem pré-processada, que já tenha sido identificada pelo menos as bordas através de alguma outra técnica, fazendo com que o processo de localização seja mais simples e rápido.

No trabalho de Masek (2003), antes da utilização da Transformada de Hough para identificação dos círculos que delimitam as fronteiras da íris, pupila e região esclerótica, ele utiliza do método de *Canny* para detecção de bordas. E nas imagens que apresentam oclusão na região da íris por parte das pálpebras ou cílios ele utiliza a transformada linear de Hough, isolando desta maneira a íris das outras regiões do olho.

2.4.4 Normalização

O processo de normalização visa ajustar e corrigir possíveis problemas no momento da aquisição, como as variações de distância entre o indivíduo e a câmera e, situações em que ocorre a contração/dilatação da pupila devido à iluminação.

O método mais utilizado para normalização da íris foi o proposto por John Daugman (DAUGMAN, 1993, 2004) e tem como ideia transformar o anel 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, conhecida como *rubber sheet model*, é apresentada na Figura 9 onde em (a) temos a representação da transformação e (b) exemplo de uma imagem normalizada. Estas transformações podem ser expressas pelas Equações 2 a 4.

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

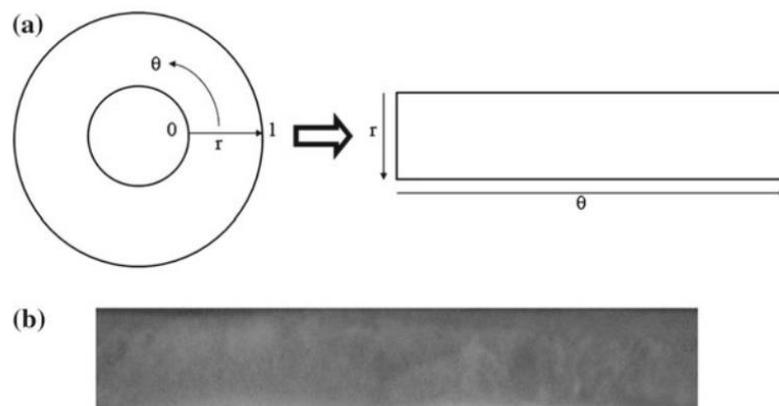
$$x(r, \theta) = (1 - r)x_p(\theta) + rx_s(\theta) \quad (3)$$

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

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 $[0,2\pi]$.

Figura 9 – Modelo de normalização proposto por John Daugman



Fonte: Daugman (2004).

2.4.5 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 e extraída a codificação da íris, conhecida como *IrisCode*.

O processo de extração de características também é alvo de amplo estudo por pesquisadores em todo o mundo, com propostas alternativas as convencionais. Dentre as mais referenciadas estão as propostas de Daugman (1993, 2004) e Wildes (1997). O método de Daugman, consiste em extrair as informações sobre as texturas da íris utilizando-se de filtros de Gabor em duas dimensões, e que podem ser expressos pela Equação 5.

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

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 corrigem 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.

Neste caso, para cada *bit* resultante da parte real e imaginária, o seu valor é avaliado e transformado num valor binário. Sendo assim, a cor branca indica que o valor é 0 e representa os valores negativos, e a cor preta, por sua vez, indica que o valor é 1 e representa os valores positivos.

Por sua vez, o método de Wildes (1997), após a etapa de localização da íris, ocorre em quatro passos: alinhamento, representação, comparação e decisão. A etapa de alinhamento, seria equivalente a ideia de Daugman para evitar variações do tamanho e rotação da íris. Porém, este método não utiliza de imagens normalizadas.

Todo processamento ocorre na imagem da íris, com a decomposição *band-pass* isotrópica, derivada da aplicação do filtro *Laplacian of Gaussian* (LOG) representada pela Equação 6.

$$\nabla G = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left(1 - \frac{\rho^2}{2\sigma^2}\right) e^{-\rho^2/2\sigma^2} \quad (6)$$

Onde: σ representa o desvio padrão do Gaussiano e ρ a distância radial do ponto ao centro do filtro.

Na imagem, é realizada a convolução de um filtro passa-baixa com uma amostra da imagem de dimensões reduzidas e a representação multi-escala é usada como assinatura biométrica da íris.

2.4.6 Reconhecimento e classificação

A última etapa do processo de reconhecimento biométrico da íris é o reconhecimento propriamente dito, conhecido como *matching*, e consiste em comparar as características extraídas da etapa anterior entre outras imagens da 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 é através da Distância *Hamming* (*Hamming Distance* - HD) que atua sobre sequências de *bits*, onde são calculadas as quantidades de *bits* que são divergentes. Sejam B e C duas cadeias de *bits* com o mesmo comprimento n , a distância *Hamming* entre elas pode ser calculada através da Equação 7:

$$HD = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (B(j) \oplus C(j)) \quad (7)$$

Onde: \oplus representa uma operação ou-exclusivo (XOR) e $1/n$ é o fator de normalização para permitir que a Distância *Hamming* fique no intervalo $[0;1]$. Qualquer processo de codificação que utilize uma cadeia de *bits* pode utilizar esta medida como proposta de comparação. A grande vantagem de utilização da Distância *Hamming* é que uma operação de baixo custo computacional e muito rápida de ser realizada.

John Daugman (1993) propõe um ajuste na equação tradicional com intuito de eliminar as áreas com ruídos e que serão desconsideradas no cálculo da Distância *Hamming*, expresso pela Equação 8.

$$HD = \frac{\| (iriscodeA \oplus iriscodeB) \cap mascaraA \cap mascaraB \|}{\| mascaraA \cap mascaraB \|} \quad (8)$$

Onde: *iriscodeA*, *iriscodeB* são os *templates* de duas íris e *mascaraA*, *mascaraB* são suas respectivas máscaras binárias (área com ruído a ser desprezada). Os operadores \oplus e \cap representam as operações lógicas XOR e AND, respectivamente. Visando a normalização do resultado, da mesma forma ocorrida na equação original, no denominador consta a quantidade de *bits* válidos, ou seja, aqueles que não foram identificados como ruído.

Os resultados obtidos deverão ser valores entre $[0, 1]$, podem ser analisados da seguinte maneira: para HD igual a 0, todos os *bits* das duas sequencias analisadas são iguais. Em contrapartida, valores próximos de 1, indica que os *templates* são diferentes. Na prática, em caso de comparação de *templates* de um mesmo indivíduo, este 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*.

Na comparação de *templates* entre indivíduos diferentes, não correlacionados, é esperado um valor de HD próximo de 0,5. Este valor pode ser explicado pelo fato de que a correspondência entre as sequências binárias possui um comportamento altamente aleatório, com probabilidade de 50% para cada *bit* possuir valor 0 ou 1.

2.5 Aspectos de qualidade da imagem da íris

O processo de reconhecimento por meio da biometria da íris é altamente confiável porque cada indivíduo possui um padrão único de íris. Porém, se as imagens capturas e utilizadas no reconhecimento não tiverem o mínimo de qualidade necessária, todo o processo pode ser comprometido (MA et al., 2003).

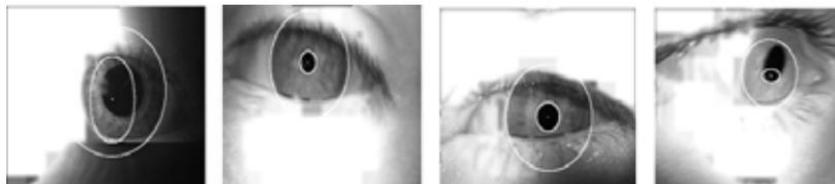
Neste contexto, o pré-processamento das imagens é extremamente importante para buscar identificar possíveis falhas na etapa de aquisição das imagens sendo que algumas métricas de qualidade também podem ser aplicadas para identificação de tais anomalias. O papel da qualidade das imagens foi um tema muito estudado quando surgiram os primeiros equipamentos e permanece até hoje, uma vez que diferentes níveis de qualidade da imagem, seja por causa da utilização de diferentes tipos de equipamentos de captura ou até mesmo das condições do momento da aquisição das imagens, afetam diretamente na acurácia dos resultados obtidos.

De acordo com Kalka et al. (2010), determinadas condições como: baixa luminosidade, falta de foco (*blur* e *motion blur*), posicionamento do olhar fora de ângulo, reflexão especular e a oclusão podem impactar no processo de segmentação e conseqüentemente nas etapas subsequentes. A Figura 10 apresenta algumas imagens de baixa qualidade após o processo de segmentação de dois métodos tradicionais distintos e que não foram capazes de segmentar a região da íris justamente por causa da baixa qualidade das imagens obtidas.

Figura 10 – Falhas de segmentação em imagens de baixa qualidade



(a) resultado da segmentação proposta do Daugman



(b) resultado da segmentação proposta por Wildes

Fonte: Kalka et al. (2010).

Ainda em seu trabalho, Kalka et al. (2010) analisam sete fatores de qualidade que impactam o reconhecimento biométrico da íris, dentre eles: desfoque, desfoque por movimento, posicionamento do olhar fora de ângulo, oclusão, reflexão especular, iluminação e contagem de pixels. Cada parâmetro de qualidade foi estimado individualmente e depois implementado uma proposta de fusão dos índices usando a abordagem teórica de Dempster-Shafer para modelar a incerteza epistêmica.

Makinana, Malumedzha e Nelwamondo (2015) apresentam em seu trabalho alguns parâmetros de qualidade a serem considerados no reconhecimento da íris, como oclusão, desfoque (*blur*), área visível da íris, contraste, desvio padrão, nitidez e dilatação da pupila. Nesse trabalho também é apresentada uma proposta de fusão dos parâmetros anteriores em um classificador de qualidade único aplicando a técnica de *Principal Component Analysis* (PCA).

Embora existam outras publicações acadêmicas abordando o problema da qualidade da imagem da íris, o NIST promoveu o primeiro desafio público relacionado ao tema, *Iris Exchange II – Iris Quality Calibration and Evaluation - Performance of Iris Image Quality Assessment and Algorithms* (IREX II – IQCE), com o objetivo de identificar os componentes de qualidade na imagem da íris. A proposta era definir e quantificar as propriedades da imagem da íris que são influentes no desempenho do reconhecimento da íris e com os resultados obtidos, dar suporte quantitativo ao desenvolvimento da norma ISO/IEC 29794-6:2015 – Qualidade de amostra biométrica - Parte 6: Imagem de íris (INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION – ISO, 2015).

O IQCE avaliou a capacidade e desempenho de 14 algoritmos de avaliação de qualidade de imagem com base na velocidade de computação e sua robustez. O estudo foi aplicado em

três bases de dados distintas (ICE2006, OPS e QFIRE). Os componentes de qualidade avaliados foram: *Usable Iris Area*, *Iris Pupil Contrast*, *Pupil Shape*, *Iris Sclera Contrast*, *Gaze Angle*, *Sharpness*, *Dilation*, *Interlace*, *Gray Scale Spread*, *Iris Shape*, *Iris Size*, *Motion Blur*, *Signal To Noise Ratio*. De acordo com o estudo, a ordem de apresentação desses componentes é importante pois refletem o impacto de cada uma das medidas no sistema de reconhecimento, onde o primeiro critério é o que mais afeta os resultados e assim sucessivamente.

Grande parte desses componentes de qualidade foram incorporados na versão final da norma ISO/IEC 29794-6:2015 e serão apresentados logo após a próxima sessão que trata dos principais problemas relacionados a qualidade da imagem.

2.5.1 Problemas identificados e relacionados a qualidade da imagem

A maioria das pesquisas relacionadas ao tema não chegam a resultados com 100% de acurácia justamente por manterem em suas bases de dados imagens de íris com diferentes níveis de qualidade, inclusive as consideradas de baixa qualidade. Neste contexto, um outro trabalho de destaque apresentado pelo NIST, dessa vez no *Iris Exchange III - Evaluation of one-to-many Iris Identification Algorithms* (IREX III), que envolvia a medida de precisão e velocidade dos algoritmos de identificação da íris, foi a criação de documento técnico listando as principais falhas encontradas relacionadas à imagem da íris (QUINN; GROTH, 2012). A causa original dessas falhas pode ser agrupada em três categorias: (a) Problemas de apresentação / falhas na aquisição (indivíduo/equipamento), (b) problemas com o sistema de captura / processamento posterior / armazenamento, e (c) problemas relacionados a características incomuns inerentes ao indivíduo.

A seguir são apresentados, resumidamente, alguns tipos dessas falhas:

a) Problemas de apresentação / falhas de aquisição:

- **Reflexões especulares:** reflexos de objetos externos incidem diretamente na região da textura da íris prejudicando a extração de características, gerando uma espécie de oclusão da área útil da íris (Figura 11.a);
- **Rotação da imagem da íris:** ao se comparar duas imagens com alto índice de rotação distintos entre elas, o algoritmo de reconhecimento não consegue responder corretamente, identificando assim duas imagens de um mesmo indivíduo como sendo de pessoas diferentes (Figura 11.b);
- **Oclusão:** é um dos problemas mais comuns, onde não é possível visualizar completamente a região da íris e em alguns casos se torna impossível até

mesmo a localização da pupila. Pode ocorrer por superposição dos cílios e das pálpebras com a má abertura dos olhos no momento de aquisição da imagem (Figura 11.c);

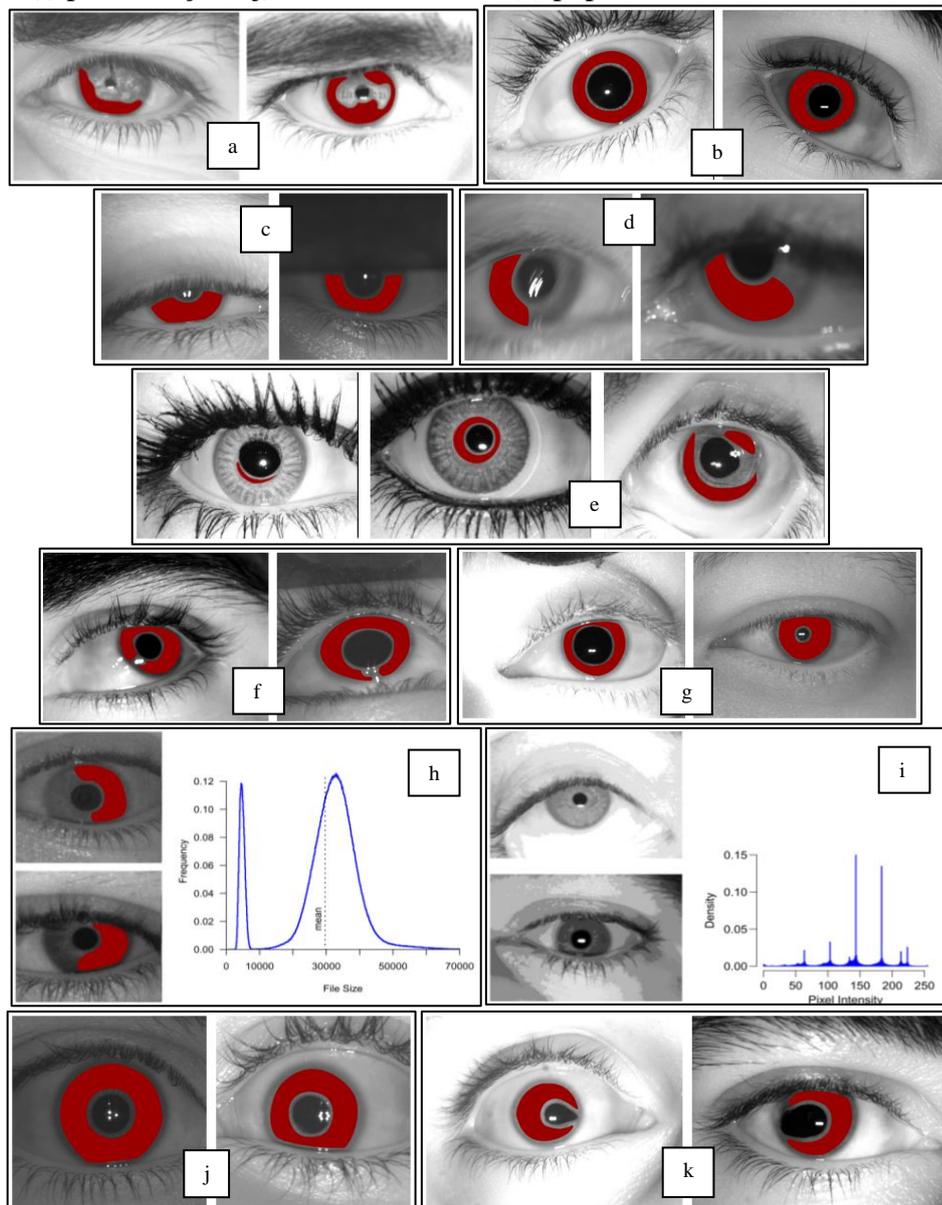
- **Blur (desfoque):** ocorre no momento de aquisição da imagem quando: (1) o indivíduo está fora da distância focal, (2) o olho e/ou câmera está em movimento (Figura 11.d);
- **Lentes de contato:** dependendo da forma de uso e do tipo das lentes de contato, elas podem afetar principalmente a etapa de segmentação da íris. Existem tipos de lente que alteram o formato da textura da íris, inclusive o tamanho da pupila, conseqüentemente mascarando os resultados. Por sua vez, lentes de contato transparentes, quando utilizadas corretamente, geralmente, não afetam o reconhecimento (Figura 11.e);
- **Olhar fora do eixo/ângulo:** ocorre quando o indivíduo no momento da aquisição não está olhando para o equipamento de captura (Figura 11.f);
- **Mudanças na dilatação da pupila:** a dilatação da pupila está relacionada diretamente com a iluminação do ambiente e iluminação do equipamento no momento da captura. Em ambientes escuros a pupila tende a se dilatar, já em ambientes muito claros a pupila tende a se contrair (Figura 11.g);
- **Raio da Íris muito grande ou muito pequena:** alguns algoritmos apresentam dificuldades em localizar a íris caso ela seja muito grande ou muito pequena. Em sua maioria, esses algoritmos permitem ajustes em determinados parâmetros antes da etapa de segmentação, como por exemplo a indicação dos valores máximo e mínimo para o diâmetro da íris;

b) Problemas com sistema de captura/processamento/armazenamento:

- **Perda de compressão da imagem:** o processo de comprimir as imagens na busca por diminuir o seu tamanho para serem armazenadas, em casos de alta compressão, podem atrapalhar o processo de reconhecimento (Figura 11.h);
- **Posterização (Quantização):** imagens posterizadas, forçando a redução do espaço de cores, tendem a ser mais fáceis de serem compactadas, por sua vez, também prejudicam o reconhecimento. Sendo assim não é recomendado este tipo de pré-processamento nas (Figura 11.i) e

- **Baixo contraste:** imagens com baixo contraste, atrapalham principalmente as etapas de segmentação, dificultando a localização das regiões íris-esclerótica e íris-pupila. Pode ocorrer quando os *leds* do equipamento de captura não estão funcionando corretamente (Figura 11.j).

Figura 11 – Principais falhas relacionadas à imagem da íris: (a) Reflexões especulares, (b) rotação, (c) oclusão, (d) *blur*/desfoque, (e) uso de lentes de contato, (f) olhar fora do eixo/ângulo, (g) mudanças na dilatação da pupila, (h) perda de compressão da imagem, (i) posterização, (j) baixo contraste e (k) pupilas com formas anormais



Fonte: Quinn e Grother (2012).

c) Problemas devido as características inerentes do indivíduo:

Pupilas com formas anormais: normalmente a pupila possui a forma circular ou muito bem próxima de um círculo. Esta característica é um dos primeiros

parâmetros utilizados na localização da região da pupila e a sua alteração, formato não circular, pode estar relacionada a utilização de lentes de contato, doenças ou traumas da região (Figura 11.k).

2.5.2 A norma ISO/IEC 29794-6:2015

A norma ISO/IEC 29794-6:2015 define termos e metodologias quantitativas relevantes para caracterizar a qualidade das imagens de íris e avaliar o seu potencial de alta confiabilidade biométrica na tomada de decisões no processo de reconhecimento (ISO, 2015). Algumas das métricas apresentadas são normativas, pois foram quantificadas e afetam diretamente as taxas de reconhecimento, outras métricas são apenas informativas permitindo fornecer dados extras que podem auxiliar nas outras etapas do reconhecimento.

Nessa norma são definidas também métricas de qualidade específicas considerando apenas uma imagem como entrada de dados e métricas conjuntas que podem ser aplicadas no processo de comparação entre duas imagens e ainda estabelece:

- a) Métodos utilizados para quantificar a qualidade das imagens da íris;
- b) Requisitos normativos em *software* e *hardware* que produzem imagens de íris;
- c) Requisitos normativos em *software* e *hardware* que medem a utilidade das imagens da íris;
- d) Termos e definições para quantificar a qualidade da imagem da íris, e
- e) Codificação padronizada da qualidade da imagem da íris (ISO, 2015).

A seguir são apresentadas resumidamente as principais métricas disponíveis na ISO/IEC 29794-6:2015 e que foram utilizadas nesse estudo.

Q1 - Usable Iris Area (Área utilizável da íris): Mede a região da íris que não está obstruída por qualquer tipo de oclusão, seja ela cílios, pálpebras ou reflexão ocular. O valor é expresso em porcentagem e é obtido pela Equação 9.

$$UsableIrisArea = \left(1 - \frac{Area_{occluded}}{Area_{iris}}\right) \times 100 \quad (9)$$

Onde: Após a aproximação das regiões da íris e pupila em dois círculos, temos que $Area_{occluded}$ é a contagem de pixels entre os dois círculos (íris e pupila) que geram oclusões na região íris (cílios, pálpebras, reflexão ocular) e $Area_{iris}$ é a contagem dos pixels restante entre os dois círculos (íris e pupila), ou seja, a área contendo a textura da íris.

O valor de referência indicado pela norma é que se tenha no mínimo de 70% de área visível da íris.

Q2 - Iris-Sclera Contrast (Contraste entre a Íris e a Esclera): Representa as características próximas das regiões da íris e da esclera. Para uma correta segmentação da imagem, se faz necessário um mínimo de contraste entre essas regiões. O cálculo é obtido pela Equação 10.

$$IrisScleraContrast = \begin{cases} 0 & \text{se } (PV \geq IV) \text{ OR } (PV \geq SV) \\ \left(\frac{|SV - IV|}{SV + IV - 2 \times PV} \right) \times 100 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (10)$$

Onde: *Iris_Value* (*IV*) é o valor mediano dos pixels internos da região da íris entre a borda da íris-pupila e da borda *íris-sclera*, excluindo todas oclusões. *Sclera_Value* (*SV*) é o valor mediano dos pixels externos a região da íris e que pertencem a região esclerótica (próximos da região de borda *íris-sclera*), não considerando as possíveis oclusões dessa região. *Pupil_Value* (*PV*) é o valor mediano dos pixels internos a região da pupila e que estão próximos da região de borda íris-pupila, não considerando os pixels em oclusão nessa região.

O valor de referência indicado pela norma é que seja superior a 5.

Q3 - Iris-Pupil Contrast (Contraste entre a Íris e a Pupila): Representa as características próximas das regiões da íris e da pupila. Também se faz necessário um mínimo de contraste entre essas regiões para uma boa localização e segmentação da imagem. O cálculo é obtido pelas Equações 11 e 12.

$$weberRatio = \frac{|IV - PV|}{20 + PV} \quad (11)$$

$$IrisPupilContrast = \left(\frac{weberRatio}{0.75 + weberRatio} \right) \times 100 \quad (12)$$

Onde: *Iris_Value* (*IV*) é o valor mediano dos pixels internos da região da íris entre a borda da íris-pupila e da borda *íris-sclera*, desprezando os pixels que estão em oclusão. *Pupil_Value* (*PV*) é o valor mediano dos pixels internos a região da pupila e que estão próximos da região de borda íris-pupila, não considerando os pixels em oclusão nessa região. Caso a pupila totalmente preta, então a definição do contraste para *IrisPupilContrast* será sempre 100%. Desta forma, o contraste normalizado de *Weber* (*weberRatio*) é utilizado por ser mais informativo.

O valor de referência indicado pela norma é igual ou superior a 30.

Q4 - Pupil Boundary Circularity (Circularidade da borda da pupila): representa a circularidade da região de borda da íris-pupila. Ela deve ser medida pelo módulo total (soma dos coeficientes quadrados) das partes real e imaginária de uma expansão da série de Fourier na fronteira da pupila, em função do ângulo do raio em torno do centro. A equação *PupilBoundaryCircularity* pode ser encontrada a partir de C_k que são os coeficientes discretos de Fourier derivados da sequência $\{r\theta\}$, sendo obtida pelas Equações 13 e 14.

$$C_k = \sum_{\theta=0}^{N-1} r_{\theta} e^{-\frac{2\pi i k \theta}{N}} \quad (13)$$

$$PupilBoundaryCircularity = \max \left(0, 100 - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{M-1} \|C_k\|^2 \right) \quad (14)$$

O valor de referência deve ser 100 para um círculo e valores $[0, 100)$ para outras formas.

Q5 - Grey Scale Utilisation (Utilização da escala de cinza): Examina os valores dos pixels evidenciando a propagação de intensidade nos valores da região da íris na imagem. Deve-se ter um alcance dinâmico dos 256 níveis de cinza, alocando pelo menos 6 *bits* de informações uteis a cada 8 *bits*. Uma imagem ‘sub-exposta’ possui poucos *bits* de alta intensidade e inversamente, muitos *bits* de alta intensidade, uma imagem ‘super-exposta’. Uma imagem corretamente exposta, possui uma ampla e bem distribuída propagação de valores de intensidade. O cálculo realizado é o da entropia e expresso pela Equação 15.

$$H = - \sum_i p_i \log_2 p_i \quad (15)$$

Onde: p_i é a contagem total de pixels no nível de cinza i , dividido pelo número total de pixels na imagem.

O valor de referência deve ser maior ou igual a 6 (*bits*).

Q6 - Iris Radius (Raio da íris): Medida que representa o raio de um círculo que se aproxima da região de fronteira da íris-esclerótica. O valor de referência é de no mínimo 80 pixels (considerando a menor íris humana encontrada, com raio de 5.1 milímetros.)

Q7 - Pupil Dilation (Dilatação da pupila): Representa o grau de dilatação da pupila, esteja ela dilatada ou contraída. Pode ser expressa pela Equação 16.

$$PupilDilatation = \left(\frac{PupilRadius}{IrisRadius} \right) \times 100 \quad (16)$$

Onde: *PupilRadius* é o raio aproximado da região da pupila e *IrisRadius* é o valor da medida obtida anteriormente (Iris radius).

Q8 - Iris Pupil Concentricity (Concentricidade da Iris e Pupila): Representa o grau em que os centros da pupila e da íris estão na mesma localização. O cálculo deve ser realizado por meio da distância euclidiana entre os pontos centrais da íris e pupila, dividido pelo raio da íris, conforme Equação 17.

$$IrisPupilConcentricity = \max\left\{ 1 - \frac{\sqrt{(X_{pupil} - X_{iris})^2 + (Y_{pupil} - Y_{iris})^2}}{IrisRadius}, 0 \right\} \times 100 \quad (17)$$

Onde: (X_{iris}, Y_{iris}) e (X_{pupil}, Y_{pupil}) são as coordenadas do centro da íris e pupila, respectivamente e *IrisRadius* é o valor da medida obtida anteriormente (Iris radius).

O valor de referência deve ser no mínimo de 90.

Q9 - Margin Adequacy (Adequação das margens): Esta métrica quantifica o grau em que a região da íris na imagem está centralizada com base nas bordas laterais da imagem. O cálculo desta métrica é realizado separadamente em relação a cada uma das bordas. Expresso pelo conjunto de Equações 18.

$$LM = \frac{X_{iris} - IrisRadius}{IrisRadius}$$

$$RM = \frac{ImageWidth - (X_{iris} + IrisRadius)}{IrisRadius} \quad (18)$$

$$DM = \frac{ImageHeight - (Y_{iris} + IrisRadius)}{IrisRadius}$$

$$UM = \frac{Y_{iris} - IrisRadius}{IrisRadius}$$

Onde: (X_{iris}, Y_{iris}) são as coordenadas do centro da íris. *ImageWidth* a largura em *pixel* da imagem,

ImageHeight a altura em *pixel* da imagem e *IrisRadius* é o valor da medida obtida anteriormente na métrica Q6.

Sendo aplicadas algumas restrições, definidas no conjunto de Equações 19.

$$\begin{aligned}
 LeftMargin &= \max\left\{0, \min\left\{1, \frac{LM}{0.6}\right\}\right\} \\
 RightMargin &= \max\left\{0, \min\left\{1, \frac{RM}{0.6}\right\}\right\} \\
 UpMargin &= \max\left\{0, \min\left\{1, \frac{UM}{0.2}\right\}\right\} \\
 DownMargin &= \max\left\{0, \min\left\{1, \frac{DM}{0.2}\right\}\right\}
 \end{aligned} \tag{19}$$

Onde: os valores de LM, RM, UM e DM são obtidos pelas Equações 18.

E por fim, o cálculo *MarginAdequacy* é expresso pela Equação 20.

$$MarginAdequacy = 100 \times \min\left\{\begin{matrix} LeftMargin, RightMargin, \\ UpMargin, DownMargin \end{matrix}\right\} \tag{20}$$

O valor de referência desta métrica deve ser superior a 80.

Q10 - Sharpness (Nitidez): Representa o grau de foco presente considerando toda a imagem, sendo que a nitidez é medida como uma função do espectro de potência após filtragem com um operador laplaciano de *Gauss*. Dado um *kernel* F, expresso pela Equação 21.

$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 2 & 2 & 2 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 4 & 5 & 5 & 5 & 4 & 2 & 1 \\ 1 & 4 & 5 & 3 & 0 & 3 & 5 & 4 & 1 \\ 2 & 5 & 3 & -12 & -24 & -12 & 3 & 5 & 2 \\ 2 & 5 & 0 & -24 & -40 & -24 & 0 & 5 & 2 \\ 2 & 5 & 3 & -12 & -24 & -12 & 3 & 5 & 2 \\ 1 & 4 & 5 & 3 & 0 & 3 & 5 & 4 & 1 \\ 1 & 2 & 4 & 5 & 5 & 5 & 4 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 2 & 2 & 2 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix} \tag{21}$$

Sendo $I(x,y)$ a imagem original, obtemos uma nova imagem após aplicação do filtro F , representada por I_F , conforme a Equação 22.

$$I_{F(x,y)} = \sum_{i=-4}^4 \sum_{j=-4}^4 I(x+i, y+j) F(i+5, j+5) \quad (22)$$

$$\forall x \in [1,5, \dots, w], y \in [1,5, \dots, h]$$

Onde w e h são: largura e altura de $I(x,y)$, respectivamente.

Para a imagem filtrada, I_F , é realizada a soma quadrada, conforme a Equação 23.

$$squaredSum = \sum_{\forall x,y \in I_F(x,y)} I_{F(x,y)}^2 \quad (23)$$

E posteriormente a potência de $I_F(x,y)$ por meio da Equação 24.

$$power = \frac{squaredSum}{w_F x h_F} \quad (24)$$

Onde: w_F e h_F são largura e altura da imagem $I_F(x,y)$ respectivamente.

E por fim a nitidez pode ser obtida pela Equação 25.

$$Sharpness = 100 x \frac{power^2}{power^2 + c^2} \quad (25)$$

Onde: o valor da constante 'c' pode ser definida empiricamente como 1800000.

Apesar de se ter uma métrica para cálculo definida na norma, não é indicado um valor de referência que represente a qualidade mínima exigida. Por ser uma métrica aplicada em toda a área de imagem, no experimento foi implementada uma variação desta métrica, com intuito de medir o grau de desfoque apenas na região da textura da íris, o qual denominamos no experimento de *Sharpness-Texture*, afim de verificar se o nível de desfoque na imagem iria afetar a qualidade.

Além das métricas indicadas como requeridas para avaliação da qualidade da imagem, a norma também recomenda outras três métricas, ao considerarmos apenas uma imagem de entrada, a saber:

- a) **Frontal gaze–elevation (Elevação do olhar frontal)**: Esta medida deve expressar em termos fracionários em quanto o olho desvia-se da orientação ideal, ou seja, eixo do olhar em relação ao eixo da câmera, considerado o deslocamento vertical. Seu cálculo é representado pela Equação 26.

$$FrontalGazeElevation = \left(1 - \frac{eyegazeElevation}{90}\right) \times 100 \quad (26)$$

A norma sugere o método de John Daugman (2004) como uma possível forma para definição do ângulo de inclinação do olhar (*eyegazeElevation*). Assim como em algumas medidas contidas na norma, não é indicado um valor de referência mínimo para essa medida.

- b) **Frontal gaze–azimuth (Azimute do olhar frontal)**: Esta medida segue as mesmas características da medida anterior, alterando-se apenas as informações quanto ao deslocamento considerado, que é horizontal e representada pela Equação 27.

$$FrontalGazeAzimuth = \left(1 - \frac{eyegazeAzimuth}{90}\right) \times 100 \quad (27)$$

O método para cálculo do ângulo de inclinação do olhar (*eyegazeAzimuth*) é o sugerido da medida anterior e da mesma maneira não é indicado um valor de referência mínimo.

- c) **Motion blur (Desfoque de movimento)**: Esta métrica mede o grau de distorção na imagem devido ao movimento, sendo que um possível método para expressar o *motion blur* é através da magnitude relativa e direção do movimento da imagem, medidas em pixels e graus do ângulo do movimento, respectivamente.

Apesar das três métricas anteriores serem recomendadas na norma, elas não apresentam detalhes do processo de computação a ser utilizado e muito menos indicam um valor de referência mínimo para se obter uma imagem com qualidade.

No Quadro 2 é apresentado um resumo das métricas obrigatórias apresentadas e seus respectivos valores de referência (VR).

Quadro 2 – Métricas de qualidade de imagem da íris e valores de referência

Cód.	Métricas de Qualidade	Valores de referência (VR)
Q1	Usable iris area	≥ 70
Q2	Iris-sclera contrast	> 5
Q3	Iris-pupil contrast	≥ 30
Q4	Pupil boundary circularity	100 p/ círculo e [0,100) outras formas
Q5	Grey scale utilisation	$\geq 6 \text{ bits}$
Q6	Iris radius	$> 80 \text{ pixels}$
Q7	Pupil dilation	Entre 20 e 70
Q8	Iris pupil concentricity	≥ 90
Q9	Margin adequacy	> 80
Q10	Sharpness	Não definido

Fonte: Do autor (2018).

Considerando as informações apresentadas no Quadro 2, no experimento, foram analisadas apenas as métricas que indicavam um valor de referência mínimo de qualidade, ou seja, as nove primeiras métricas indicadas como requeridas (Q1 a Q9) e sugerido um cálculo alternativo para métrica Q10 – *Sharpness-Texture*, cujo cálculo é realizado diretamente na região de interesse, ou seja, apenas na região contendo a textura da íris.

3 TRABALHOS RELACIONADOS

Em cada uma das etapas apresentadas anteriormente existem diversos estudos que buscam por melhorias e otimização na solução dos problemas do reconhecimento de íris procurando alcançar o estado da arte. Neste contexto, são relacionados diversos trabalhos relevantes e recentes envolvendo o tema, e que serviram de base para implementação do trabalho proposto.

No reconhecimento por meio da íris, as máscaras têm um papel de extrema importância para se obter bons resultados. Com o uso das máscaras é possível retirar determinados tipos de ruídos, ou seja, informações que não são importantes para geração do código da íris e que afetam diretamente a qualidade dos resultados. É importante deixar disponível apenas a área visível da textura da íris, removendo outras informações como pestanas, pálpebras, óculos, armações e até mesmo áreas de reflexões, com por exemplo, excesso de luz na hora da captura.

O desempenho do sistema de reconhecimento de íris irá diminuir drasticamente quando a máscara da íris é imprecisa, mesmo quando o melhor algoritmo de reconhecimento for utilizado. Tradicionalmente, as pessoas usavam os algoritmos baseados em regras para estimar máscaras íris a partir de imagens da íris. No entanto, a precisão das máscaras de íris geradas desta forma é questionável. Li e Savvides (2013) utilizam a abordagem de *Figueiredo e Jain Gaussian Mixture Models* (FJ-MGM) para modelar as distribuições probabilísticas subjacentes de ambas as regiões válidas e inválidas nas imagens da íris.

Ainda no estudo de Li e Savvides (2013), ao explorar possíveis características das imagens, descobriu-se que a utilização do *Gabor Filter Bank* (GFB) fornece as informações mais discriminativas para a questão pesquisada e foi possível aplicar a técnica de *Simulated Annealing* (SA), para otimizar os parâmetros de GFB, a fim de atingir a melhor taxa de reconhecimento. Os resultados experimentais apresentados mostraram que as máscaras geradas pelo algoritmo proposto aumentaram a taxa de reconhecimento de íris em dois bancos de dados muito utilizados no estudo da biometria através da íris, sendo eles o ICE2 e conjunto de dados da UBIRIS. Foi verificado a eficácia e a importância do método proposto para a estimativa da oclusão da íris.

A aquisição de imagem da íris difere entre os tipos de sistemas e a forma da iluminação utilizada. Outros fatores que também influenciam na qualidade dos resultados obtidos pelos algoritmos são os tipos de sensores, configurações ópticas e a distância de aquisição entre o equipamento e a íris a ser registrada. Em seu trabalho Pillai, Puertas e Chellappa (2014) apresentam uma solução para integração e melhoria dos resultados em caso de utilização de

mais de um tipo de sensor para aquisição das imagens da íris. Em sua pesquisa é apresentado um algoritmo eficiente para mitigar possíveis problemas de acurácia ao utilizar dados de sensores cruzados. Além da íris, o algoritmo proposto pode ser melhorado e utilizado com outras técnicas de reconhecimento biométrico, como por exemplo sensores para leitura da impressão digital.

Alguns algoritmos não atingem bons resultados, justamente devido aos problemas identificados na etapa de aquisição das imagens. Um problema clássico encontrado em imagens onde grande parte da íris não está visível. Desta forma, vários estudos focam neste tipo de problema, com é o caso de pesquisadores que propuseram um algoritmo eficiente para a detecção do estado do olho (aberto/fechado) (KALBKHANI; SHAYESTEH; MOHSEN MOUSAVI, 2013) onde na primeira parte do trabalho é apresentado um novo método de detecção de rostos em imagens com ruído, capaz de identificar um rosto nas imagens de entrada.

O desempenho do método proposto é validado em quatro bases de dados diferentes, sendo elas: Feret, Aberdeen, IMM e CVL que contêm mais de 5.700 imagens com diferentes características, posições, condições de luz e uso de óculos. Os resultados mostram que o novo método apresenta mais precisão do que os algoritmos apresentados anteriormente, enquanto que ele não precisa de dados de treinamento e é também computacionalmente eficiente.

Outro fator capaz de afetar o rendimento dos algoritmos de reconhecimento de íris é quanto a dilatação da pupila. Esta mudança natural do ser humano e da sua região ocular, pode alterar nos resultados relacionados ao reconhecimento, ampliando os resultados de falsa não correspondência, caso as imagens comparadas de uma mesma pessoa tenham grandes diferenças quanto a dilatação entre as imagens comparadas.

Alguns estudos foram realizados neste contexto, como é o caso de Ortiz, Bowyer e Flynn (2016) que sugerem a utilização de imagens com pupilas apresentando a média de dilatação para realização da validação/identificação do indivíduo ao invés de armazenar apenas no banco de íris as imagens de íris mais representativas, ou seja, aquelas que na maioria das vezes estão com a pupila menos dilatada. Outro estudo nessa mesma direção apresenta uma pesquisa sobre como consumo de álcool pode afetar na dilatação da pupila e consequentemente aumentar a taxa de não correspondência em sistemas de autenticação através da íris (ARORA et al., 2012).

A qualidade das imagens das íris adquiridas afetam a acurácia de um sistema de reconhecimento biométrico, nesse sentido Sazonova et al. (2011) apresentam um estudo sobre o efeito do reconhecimento da íris em imagens desfocadas, conhecidas como *blur*, que não foram obtidas com a devida qualidade e apresentam-se fora de foco. Os resultados deste estudo são interessantes pois foram aplicados nove tipos de “borrões” artificialmente nas imagens

originais e considerando as imagens borradas moderadamente (nítidas, em pelo menos 50%) a queda de rendimento não excedia 5% em comparação com a linha de base (100% de nitidez).

Por sua vez, no estudo apresentado por Almeida Júnior, França e Rodriguez (2017), a partir de um conjunto de imagens selecionadas aleatoriamente da base de dados *CASIA-Iris-Interval*, foram criadas 1.632 novas imagens, simulando oito níveis de desfoque gaussiano diferentes de acordo com o parâmetro da função gaussiana utilizado. Logo após, aplicaram um método denominado deconvolução cega para obter o valor da função de propagação de pontos (*Point Spread Function* – PSF) dessas imagens, e em seguida, realizaram o processo de desfocalização delas na busca por melhorias de qualidade da imagem, restaurando as imagens, aproximando de seu formato original. Em seguida, as imagens foram processadas no *software* Osíris, para extração de características e geração dos *scores* de comparação das imagens, e de acordo com os experimentos, obtiveram uma diminuição da taxa de *False Non-Match* de 27,82% para 4,41% dentre as imagens analisadas.

Além destes, França, Rodríguez e Rosa (2017) fazem um comparativo entre métricas em que avaliam a qualidade de uma imagem de íris utilizando como base outra imagem de referência (*Mean Square Error* – MSE, *Signal-to-Noise ratio* – SNR, *Peak Signal-to-Noise Ratio* – PSNR, *Structural Similarity Index Measure* – SSIM) e também uma outra métrica denominada cega (*Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator* – BRISQUE) aplicada diretamente na imagem de entrada, sem a necessidade de ter uma outra imagem de referência. O estudo propõe a utilização dessa métrica para seleção das imagens aptas a serem utilizadas no processo de reconhecimento como um novo possível parâmetro de qualidade da imagem.

O trabalho de Umer, Dhara e Chanda (2015) apresenta um sistema de reconhecimento de íris com um melhor desempenho, comparado aos métodos existentes, aplicando um novo método morfológico para extração de características. Para localização da íris foi adotado um método ágil e em um segundo momento apenas uma parte da imagem da íris foi utilizada para realizar a autenticação, a fim de evitar problemas de oclusão. Finalmente, as características morfológicas em multi-escala foram extraídas e ajustadas, a imagem da íris segmentada e finalmente realizada a aplicação de um método *Support Vector Machine* (SVM) como classificador para o problema proposto.

Dentre as pesquisas atuais relacionadas ao reconhecimento da íris, o artigo publicado por De Marsico, Petrosino e Ricciardi (2016) apresenta uma revisão bibliográfica sobre o tema utilizando técnicas de aprendizagem de máquina. Outra abordagem envolvendo não apenas o reconhecimento da íris e utilizando a mesma técnica de aprendizado de máquina foi proposta por Gagnaniello et al. (2015) que consiste na detecção das lentes de contato e o seu tipo para

umentar a fidelidade dos sistemas de autenticação da íris. A abordagem aplica o aprendizado de máquina com descritores de imagens em locais expressivos e os resultados obtidos foram considerados superiores as técnicas de referência.

No caso das técnicas abordadas e consideradas como referência por diversos autores, é importante destacar as pesquisas de John Daugman (1993, 2004). Outra publicação muito utilizada como referência é o trabalho de Masek (2009), onde são apresentados diversos métodos para as principais etapas do reconhecimento de íris, e disponibilizado integralmente um código Matlab¹ para validação da sua pesquisa.

Quanto a disponibilização de códigos para realização de testes e simulações o artigo de Othman, Dorizzi e Garcia-Salicetti (2015) apresenta a evolução do sistema *Open Source* de reconhecimento de íris, o OSIRIS através de suas versões mais relevantes: OSIRIS v2, OSIRIS v4 e OSIRIS v4.1.

Um dos grandes problemas no reconhecimento da íris é a falta definição de um padrão internacionalmente reconhecido a ser seguido por empresas e órgãos de pesquisa sobre o assunto. A proposta de um padrão unificado resolveria grande parte dos problemas apresentados por diversos autores e destacados principalmente pela falta de qualidade em determinadas etapas que acabam propagando possíveis inconsistências em etapas posteriores prejudicando todo o processo de autenticação (*matching*) de forma geral.

Visando cobrir também este assunto, foram realizadas pesquisas quanto ao processo de qualidade de uma forma geral, cobrindo o assunto do reconhecimento biométrico da íris. (BHARADWAJ; VATSA; SINGH, 2014; HOFBAUER et al., 2012; SHENDE; SARODE; GHONGE, 2014). Todos artigos encontrados abordando o tema da qualidade em sistemas de reconhecimento de íris, apresentam como fator determinante para se obter bons resultados no reconhecimento a garantia de que todas as etapas, desde a aquisição até o reconhecimento propriamente dito, necessitam passar por testes de qualidade e validação, sendo que, informações coletadas ou processadas de forma incorreta prejudicam as etapas subseqüente do processamento inclusive gerando resultados não esperados.

¹ MATLAB é um “*software*” interativo de alta performance voltado para o cálculo numérico. O MATLAB integra análise numérica, cálculo com matrizes, processamento de sinais e construção de gráficos em ambiente fácil de usar onde problemas e soluções são expressos somente como eles são escritos matematicamente, ao contrário da programação tradicional.

3.1 Plataformas *Open Source* para o reconhecimento biométrico da íris

Uma das etapas envolvidas neste projeto é a pesquisa por *software* que trabalham com o reconhecimento da íris e estejam disponíveis no formato *open source*. Nessa pesquisa foram identificados dois códigos bastante referenciados por pesquisadores (Libor Masek e Osiris) e um outro projeto resultado de uma tese de doutorado defendida por Ponder (2015) denominada *A generic computer platform for efficient iris recognition*. A proposta é conhecer as principais características e funcionalidades de cada código/ algoritmo e selecionar uma das plataformas disponíveis para o experimento.

Na sequência é apresentada uma breve descrição com características de cada uma dessas soluções.

3.1.1 *Libor Masek*

Este projeto foi desenvolvido por Masek (2003) sendo uma das publicações mais referenciadas pelos pesquisadores da área. O sucesso de tantas citações em diversas pesquisas se deve ao fato de que foi um dos primeiros trabalhos a ser disponibilizado em conjunto com o código no formato *open source*. O código foi criado no Matlab, que além de ser uma ferramenta para desenvolvimento de rápido de aplicações, possui um pacote completo para processamento de imagens.

O trabalho elaborado por esse autor é bastante completo e descreve em detalhes cada uma das etapas envolvidas no processamento biométrico da íris. Na etapa de segmentação ele aborda assuntos como a Transformada de Hough, Operador Integro-diferencial de Daugman (1993, 2004), Modelos de contornos ativos, Detecção de cílios e ruídos e apresenta alguns exemplos da implementação e resultados. Na etapa de normalização é apresentado o modelo de *Rubber Sheet* de Daugman, Registro de Imagem de Wildes (1997) e Círculos Virtuais de Boles e Boashash (1998), assim como a implementação e os resultados obtidos. Já na etapa de extração de características são descritas as seguintes técnicas: codificação de *wavelet*, filtros de *Gabor*, filtros de *Log-Gabor*, *Zero-crossing* de *wavelet* 1D, *Haar wavelet* e Filtros Gaussianos de *Laplace*. Por fim, na etapa de reconhecimento são apresentadas: a Distância *Hamming*, Distância Euclidiana com Pesos e a Correlação Normalizada.

3.1.2 *A generic computer platform for efficient iris recognition*

Um dos grandes problemas das pesquisas relacionadas à área de biometria utilizando a íris é que os resultados e as análises ficam restritos a determinadas bases de dados específicas, cada uma com suas características próprias. Os métodos de comparação de resultados também são apresentados sob diferentes formas, não sendo possível reproduzir na maioria das vezes os experimentos disponíveis na literatura, por falta de acesso ao código-fonte ou até mesmo falta de informações quanto a sua implementação.

Ponder (2015) apresentou em sua tese de doutorado um excelente trabalho sobre o assunto envolvendo biometria da íris. A proposta foi o desenvolvimento de *software* na forma de uma plataforma genérica para o reconhecimento da íris. A partir desta plataforma a sua ideia era facilitar o desenvolvimento, análise e comparação de novos algoritmos para as diversas etapas do reconhecimento de maneira consistente. Após estudo sobre as tecnologias existentes e linguagens disponíveis optou-se pelo desenvolvimento da plataforma genérica utilizando o Matlab. A versão da plataforma está disponível em formato *open source*.

Dentre os objetivos relacionados ao projeto, é possível destacar:

- a) Produzir uma plataforma de *software* única, flexível, fácil de usar e extensível, permitindo desenvolvedores de biometria da íris aplicar os principais algoritmos em dados reais;
- b) Utilizar a plataforma para desenvolvimento de novos algoritmos de reconhecimento eficientes e comparar com o atual estado-da-arte;
- c) Comparar a performance dos algoritmos utilizando diferentes bases de dados, e
- d) Criar um sistema capaz de melhorar confiabilidade e consistência dos resultados gerados no reconhecimento.

Por se tratar de um trabalho muito bem elaborado, ele faz referência a vários *softwares* proprietários e livres, apresentando suas características, vantagens e desvantagens de uso. Apresenta também um levantamento das diversas bases de dados disponíveis para pesquisa e suas características relacionadas ao estudo da biometria da íris. Este material serve como ponto de partida e referência para quem pretende iniciar os estudos e pesquisas nesta área.

Após a implementação da plataforma genérica, Ponder (2015) adiciona em forma de módulos alguns algoritmos tradicionais com determinadas variações para análise e comparação de resultados. Dentre estes algoritmos estão: Libor Masek (MASEK, 2009), Iris Recognition (ANTONINO, 2010 apud PONDER, 2015), Osiris 4.1 (SUTRA, 2012 apud PONDER, 2015),

Nonideal iris (LI, 2005 apud PONDER, 2015; LI, 2006) e JIMRR (CS02RM0, 2004 apud PONDER, 2015).

De acordo com os resultados apresentados pelo autor, um programa que merece destaque é o Osiris que apresentou bons resultados em seu trabalho de pesquisa. Sendo assim, este *software* será abordado na próxima seção.

3.1.3 Osiris

O *Open Source for Iris* (OSIRIS)² é um sistema referência, no formato *open source*, para reconhecimento de íris. Ele foi desenvolvido na estrutura do projeto BioSecure³, inspirado nos trabalhos de Daugman e em sua nova versão, o OSIRIS v4.1. O processo de segmentação é baseado no algoritmo de Viterbi (SUTRA; GARCIA-SALICETTI; DORIZZI, 2012), que é aplicado no mapa de gradiente das imagens processadas por uma suavização anisotrópica. O *software* trabalha em quatro etapas (módulos) para contemplar todo o ciclo de reconhecimento biométrico, sendo elas: segmentação, normalização, codificação e reconhecimento.

De acordo com Othman, Dorizzi e Garcia-Salicetti (2015) a linguagem de programação utilizada para o desenvolvimento do *software* é o C++ em conjunto com a biblioteca de visão computacional, *Open Source Computer Vision* (Open CV⁴).

Na segmentação o *software* procura identificar com acurácia os contornos da íris, conhecidos como região interna (íris/pupila) e a região externa (íris/esclera) para classificar os pixels em duas classes: íris e não-íris. Como resultado é criada uma máscara binária, *pixels* com valor 1 para regiões da íris e 0 para regiões não-íris. Também são geradas duas regiões de contorno (pupila e íris) que serão utilizadas no processo de normalização.

A normalização envolve a transformação da área da íris em uma imagem de tamanho invariante aplicando-se o método *Rubber-sheet* de Daugman. Este passo também é aplicado a máscara gerada.

Por sua vez, na codificação, a textura da íris é extraída a partir da aplicação de um banco de filtros *Gabor*, resultando em um *template* da íris. O *software* permite a customização destes filtros (orientação e resolução). As fases dos filtros Gabor são então codificadas em 2 *bytes* e o código da íris (*IrisCode*) é gerado.

² O *download* do OSIRIS está disponível em: https://github.com/5455945/Iris_Osiris.

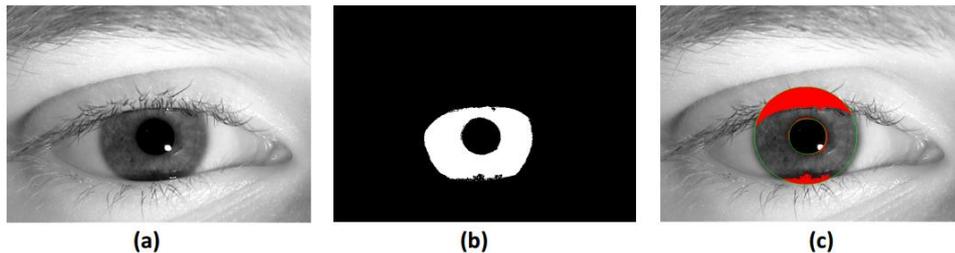
³ Para mais informações acesse: <http://biosecure.wp.tem-tsp.eu/>.

⁴ Cf. <http://opencv.org/>.

A etapa de reconhecimento (*matching*) compara dois códigos de íris aplicando a distância *Hamming* entre seus códigos binários correspondentes aos pontos de aplicação (também customizáveis). As máscaras geradas no módulo de segmentação servem para ignorar possíveis ruídos identificados nas imagens originais, melhorando a acurácia dos resultados.

A Figura 12 apresenta ocorrências da etapa de segmentação, onde: (a) é a imagem original; (b) a máscara binária gerada; (c) as regiões da íris segmentadas.

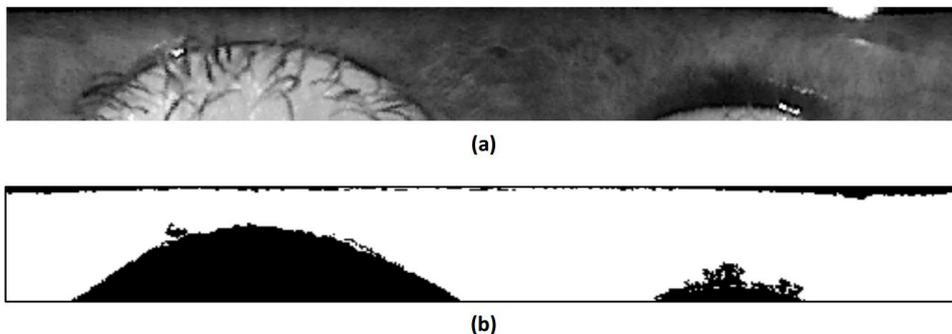
Figura 12 – Processo de segmentação geradas pelo Osiris v4.1



Fonte: Othman, Dorizzi e Garcia-Salicetti (2015).

O processo de normalização pode ser representado pela Figura 13, onde: (a) é a região da íris normalizada; (b) a máscara binária normalizada (mesma região da íris).

Figura 13 – Processo de normalização gerada pelo Osiris v4.1



Fonte: Othman, Dorizzi e Garcia-Salicetti (2015).

Um exemplo de código da íris (*IrisCode*) obtido na etapa de codificação é apresentado na Figura 14.

Figura 14 – Código/Template da íris (*IrisCode*) gerado pelo Osiris v4.1

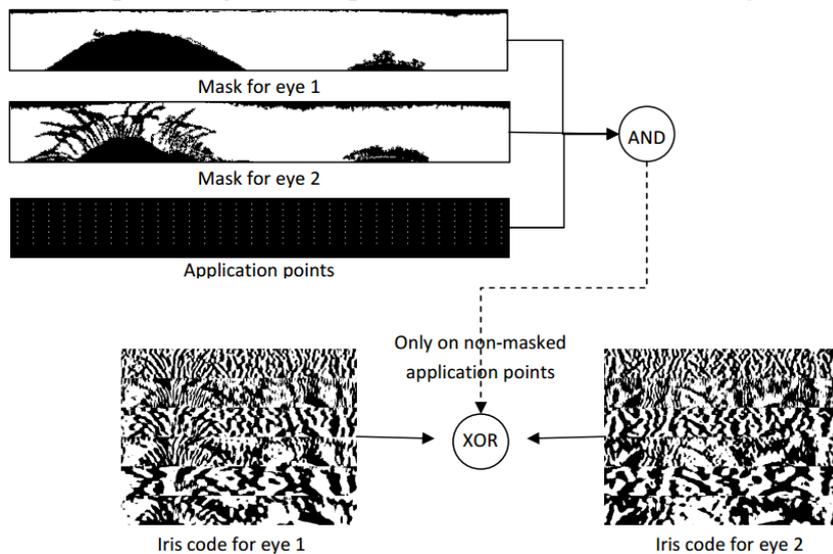


Fonte: Othman, Dorizzi e Garcia-Salicetti (2015).

Neste caso, foi aplicado um banco de filtros contendo três filtros de *Gabor* (gerando seis resoluções diferentes). Cada filtro de *Gabor* possui em sua representação as partes reais e imaginárias, que são utilizadas para compor o código da íris.

Para finalizar, a Figura 15 representa a etapa de reconhecimento, onde a distância *Hamming* é obtida entre dois códigos de íris distintos. Nesta etapa, os pontos de interesse da aplicação são agrupados com as máscaras binárias de cada uma das imagens e depois uma operação XOR é aplicada nos códigos de íris, juntamente das máscaras e nos pontos de interesse. Nesta etapa, são utilizados apenas os pontos de interesse que não possuem qualquer tipo de ruído. Quanto menor o valor da distância *Hamming*, mais parecidos são os códigos de íris comparados.

Figura 15 – Representação da etapa de reconhecimento/*matching* (Osiris v4.1)



Fonte: Othman, Dorizzi e Garcia-Salicetti (2015).

3.2 Bases de dados

A seleção das bases de dados para a realização de um estudo aplicado é considerada uma etapa importante para se obter resultados confiáveis. No caso da íris, existem diversas bases de dados disponíveis para pesquisa, algumas delas apresentadas por Ponder (2015):

- a) *Chinese Academy of Sciences Institute of Automation (CASIA)*;
- b) *Multimedia University (MMU)*;
- c) *Unconstrained Biometrics Iris (UBIRIS)*;
- d) *West Virginia University (WVU)*;
- e) *Indian Institute of Technology (IIT) Delhi*;
- f) *University of Palackého and Olomouc (UPOL)* e
- g) *Iris Challenge Evaluation (ICE) 2005*.

Neste estudo foram selecionadas duas bases de dados (CASIA V3i e IITD) e desenvolvida uma nova base de dados (UFLIRIS). As características de cada uma delas são apresentadas a seguir.

3.2.1 CASIA V3i

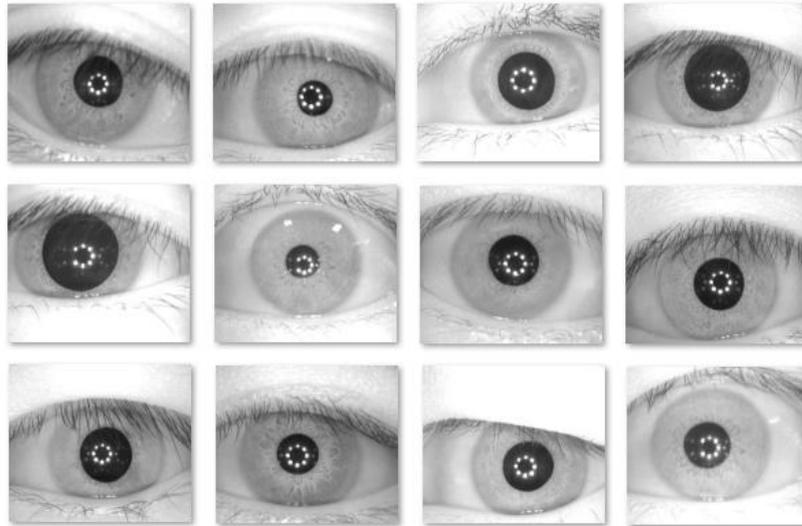
O subconjunto de dados *CASIA-IrisV3-Interval (CASIA V3i)*⁵ é parte integrante do banco de dados (CASIA-Iris V3) coletado pelo *Chinese Academy of Sciences Institute of Automation (CASIA)*, sendo disponibilizadas nessa versão 2.639 imagens de ambos os olhos de 249 indivíduos.

Este conjunto de dados apresentam imagens de ambos os olhos posicionados em frente ao equipamento, gerando imagens sob condições ideais ao infravermelho próximo. Isso significa que as texturas da íris são distintas e os limites são claros. Há imagens com obstrução das pálpebras, cílios e algumas reflexões especulares. A iluminação próxima da região da pupila apresenta um desafio nas etapas de segmentação, porém, essas imagens estão entre as melhores imagens de qualidade disponíveis.

A Figura 16 apresenta exemplo de algumas imagens dessa base de dados.

⁵ Para *download* da base de dados CASIA V3i, acesse: <http://biometrics.idealtest.org/dbDetailForUser.do?id=3>.

Figura 16 – Imagens da base de dados CASIA V3i

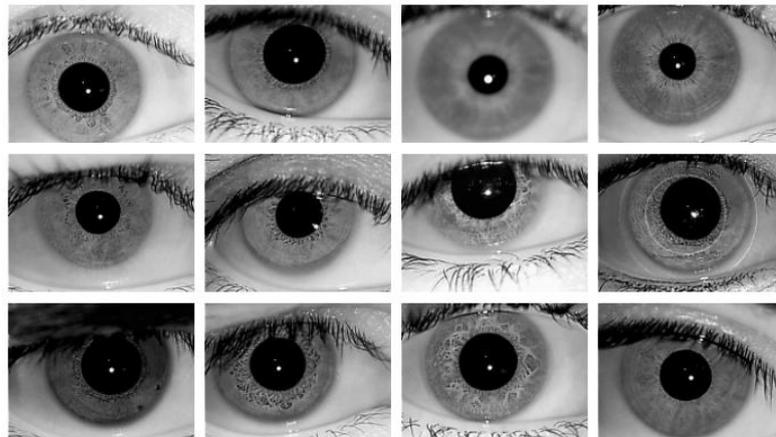


Fonte: Imagens obtidas da *CASIA-IrisV3-Interval*.

3.2.2 IITD Database

O IIT Delhi Iris Database⁶ consiste de imagens da íris coletadas de alunos e funcionários do Instituto Indiano de Tecnologia de Delhi, Nova Delhi na Índia (KUMAR; PASSI, 2010). Esta base de dados foi elaborada no *Biometrics Research Laboratory* durante o período de janeiro a julho de 2007 usando o equipamento JIRIS, JPC1000, câmera digital CMOS. O banco de dados contém 2.240 imagens de 224 usuários, sendo que todas as imagens estão no formato *bitmap* (bmp). A Figura 17 apresenta exemplos de imagens dessa base de dados.

Figura 17 – Imagens da base de dados IITD Database



Fonte: Imagens obtidas da IITD Database.

⁶ Para *download* da IITD Database, acesse: http://www4.comp.polyu.edu.hk/~csajaykr/IITD/Database_Iris.htm.

Os participantes da pesquisa para elaboração da base de dados apresentam faixa etária de 14 a 55 anos, compreendendo 176 homens e 48 mulheres. A resolução das imagens obtidas é de 320x240 pixels e todas essas imagens foram adquiridas em ambiente interno. Apesar da coleta ter sido feita em um ambiente controlado, apresentam imagens com obstrução das pálpebras, cílios e diferentes níveis de desfoque.

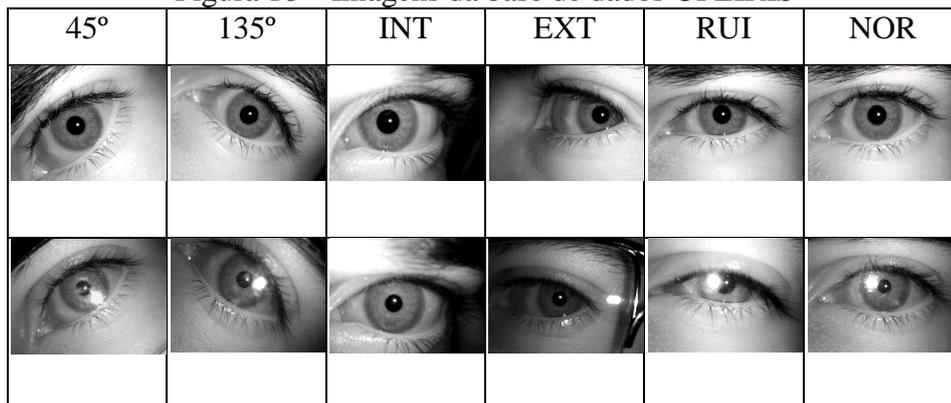
3.2.3 UFLIRIS

A base de dados UFLIRIS foi desenvolvida como parte deste trabalho no intuito de auxiliar a pesquisa com informações extras não disponíveis nas outras bases de dados estudadas.

A Figura 18 apresenta como exemplo, algumas imagens dessa base de dados, que possui um total 1.728 imagens de 26 indivíduos. Todos os participantes foram identificados de 001 a 026, sendo realizada a captura de quatro imagens da íris de cada indivíduo, considerando ainda diferentes posições de captura. Caso o participante da pesquisa fizesse o uso de lentes de contato ou óculos, um novo conjunto de imagens era gerado considerando o tipo de recurso visual utilizado. Nesta situação, foram definidos três tipos de captura, identificados como:

- a) **N** – Normais, sem qualquer objeto entre o equipamento de captura e o olho;
- b) **L** – Indivíduos que apresentavam o uso de lentes de contato e
- c) **O** – Indivíduos que faziam o uso de óculos de grau.

Figura 18 – Imagens da base de dados UFLIRIS



Fonte: Do autor (2018).

Além disso foram pré-definidas seis posições diferentes de captura identificadas como:

- a) **045** – Inclinação do equipamento formando um ângulo próximo de 45° graus;
- b) **135** – Inclinação do equipamento formando um ângulo próximo de 135° graus;
- c) **EXT** – Posicionamento do equipamento na lateral do rosto procurando obter uma imagem da íris a partir da região externa do rosto;

- d) **INT** – Posicionamento do equipamento próximo da região nasal (centro do rosto) de modo a obter uma imagem lateral da íris a partir da região nasal;
- e) **RUI** – Imagens com ruídos foram geradas sendo solicitado aos participantes simular a captura de imagens com baixa qualidade (oclusão das pálpebras, cílios, desfoques, câmera em movimento, etc.) e
- f) **NOR** – Imagens normais, capturadas com o olhar frontal, onde os usuários foram instruídos em utilizar o equipamento da melhor forma possível, seguindo as recomendações do equipamento.

A coleta de dados foi feita no Laboratório de Processamento de Sinais e Multimídia do Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras (DCC/UFLA) no período de abril a agosto de 2017 e teve início somente após a aprovação do projeto pelo comitê de ética da Universidade Federal de Lavras.

O equipamento utilizado para aquisição das imagens é o modelo IriShield™ Series MK 2120U da empresa Iritech adquirido exclusivamente para realização desta pesquisa. O tamanho das imagens geradas é de 640x480 pixels no formato *bitmap* (bmp), tons de cinza, obtidas com infravermelho próximo. Antes de participar da coleta de imagens, todos os voluntários preencheram o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido - TCLE (Anexo A), um pequeno questionário (Anexo B) e Termo de Cessão para utilização de imagens da íris (Anexo C).

As imagens coletadas foram inicialmente organizadas em pastas, sendo depois implementado um código em Matlab para renomear todas as imagens no seguinte formato:

INDTOPOIDENT.bmp => (IND, T, O, POS, IDENT)

Onde: IND = INDIVÍDUO (001 a 999)
 T = TIPO (L: Lentes de contato / O: Óculos / N: Normal)
 O = OLHO (L: Left / R: Right)
 POS = POSIÇÃO (045, 135, EXT, INT, NOR, RUI)
 IDENT = ID.ÚNICO (00001 a 99999)

Como exemplo, a Figura 19 faz referência a imagem 012NLRUI00647.bmp que pertence ao indivíduo 012; N: sem utilização de lentes de contato/óculos; L: imagem do olho esquerdo; RUI: gerada com ruído; IDENT: identificador único da imagem é 00647.

Figura 19 – Identificação das imagens da base de dados UFLIRIS



012NLRUI00647.bmp

Fonte: Do autor (2018).

As principais características desta base de dados são:

- a) 26 indivíduos identificados de 001 a 026;
- b) 4 capturas realizadas por (indivíduo/tipo/olho/posição) num total de 48 fotos para cada grupo e
- c) Dentre os participantes, considerando o tipo de imagem, temos:
 - 1 indivíduo utiliza lentes de contato
 - 10 indivíduos utilizam óculos
 - 25 indivíduos coleta sem uso de óculos/lentes.

3.2.4 IRISSEG

A segmentação é considerada uma das etapas mais críticas no processo de reconhecimento biométrico sendo que quaisquer erros apresentados nesta etapa são transferidos para as etapas posteriores. Considerando este aspecto, Hofbauer et al. (2014), a fim de avaliar o desenvolvimento dos algoritmos de segmentação da íris de forma independente, criou uma base de dados de máscaras binárias, segmentadas manualmente, definidas como “máscaras binárias verdadeiras”, num total de 12.621 imagens de sete bases de dados distintas muito utilizadas em pesquisas de biometria da íris ao qual deu-se o nome de IRISSEG⁷.

O banco de dados é particionado em dois conjuntos de dados com base nas formas usadas para segmentar a íris e a pálpebra, definido como CC e EP. Para o conjunto de dados CC, os parâmetros definem círculos que dão os limites da íris e as máscaras da pálpebra. Para o conjunto de dados EP, os parâmetros definem elipses para a íris e polinômios para a pálpebra.

⁷ A base de dados IRISSEG está disponível para download em: <http://www.wavelab.at/sources/Hofbauer14b/>.

A parametrização da pálpebra foi feita de forma a garantir a melhor separação possível na região da íris e as pálpebras, ou seja, fora da região da íris, a parametrização não é necessariamente precisa. A oclusão dos cílios não está incluída nos dados de segmentação.

Dentre as sete bases de dados segmentadas manualmente encontram-se as máscaras binárias das bases de dados, CASIA V3i e IITD, que fazem parte desse estudo. Estas “máscaras binárias verdadeiras” foram utilizadas em conjunto com as máscaras geradas pelo Osiris com intuito de utilizar uma máscara com segmentação da região da íris mais confiável possível e que serviram como referência para extrair as principais informações de qualidade da imagem.

Outras pesquisas também utilizam a base de dados IRISSEG, como é caso do recente trabalho de Gangwar et al. (2016) que apresenta um *framework* para segmentação de imagens de íris em condições não ideais. O algoritmo proposto foi comparado com outros algoritmos considerados o estado-da-arte e conseguiu obter melhorias na etapa de segmentação assim como na performance por envolver técnicas de baixo custo computacional.

Nas próximas seções são apresentados: a metodologia seguida pelos resultados experimentais obtidos.

4 METODOLOGIA

A metodologia seguida nesta pesquisa considera o enquadramento metodológico de pesquisa experimental com abordagem quantitativa e comparativa na análise dos resultados (GIL, 2002), incluindo a implementação das métricas de avaliação de qualidade da imagem da íris apresentadas na ISO/IEC 29794-6:2015 em Matlab. Após uma extensa revisão teórica sobre o tema, foram adotados, resumidamente, os seguintes passos:

- a) Seleção de um *software* livre para geração de dados que contemple as principais etapas do reconhecimento biométrico da íris;
- b) Seleção das bases de dados a serem utilizadas no experimento dentre as disponíveis para pesquisa no meio acadêmico;
- c) Criação de uma nova base de dados de íris, a UFLIRIS, visando incluir informações não disponíveis nas outras bases de dados pesquisadas;
- d) Implementação de uma interface gráfica em Matlab, denominada *Manual Iris Segmentation (MIS)*, para segmentação manual das imagens da íris, seguindo as ideias utilizadas no desenvolvimento da base de dados IRISSEG;
- e) Estudo e implementação das métricas de qualidade da imagem em Matlab, seguindo como base as recomendações da norma ISO/IEC 29794-6:2015;
- f) Segmentação inicial das imagens no Osiris para geração de artefatos a serem utilizadas nas próximas etapas e identificação das imagens com possíveis falhas;
- g) Criação de uma “nova máscara binária” a partir da integração das “máscaras binárias verdadeiras” e as máscaras geradas pelo Osiris visando a minimização de possíveis erros de segmentação;
- h) Processamento das etapas de normalização e codificação no Osiris utilizando a “nova máscara binária”, segmentada corretamente;
- i) Seleção das imagens aptas a serem utilizadas na pesquisa e processamento final no Osiris, etapa de reconhecimento (*Matching*), aplicando a comparação entre todas imagens aptas em suas devidas bases de dados, seguindo o formato 1:N;
- j) Integração dos dados gerados (Osiris + métricas de qualidade), em uma base de dados única para análise estatística e geração de resultados / gráficos e
- k) Avaliação das métricas de qualidade da imagem da íris implementadas nos experimentos.

A seguir são apresentados detalhes de implementação dos passos descritos anteriormente.

4.1 Seleção do *software* livre de reconhecimento biométrico

O *software* de reconhecimento biométrico escolhido para utilização na pesquisa foi o Osíris v4.1 devido aos seguintes motivos:

- a) O Osíris v4.1 foi implementado na linguagem C++ em conjunto com biblioteca de processamento de imagens Open CV, conseqüentemente, o processamento torna-se mais rápido do que nas linguagens interpretadas;
- b) Além disso, o código-fonte foi disponibilizado integralmente, sendo possível adaptá-lo de acordo com as necessidades do projeto;
- c) O *software* permite a parametrização, sendo possível, por meio dos arquivos de configuração, ajustar o *software* de modo que consiga responder com qualidade as mais diversas bases de dados disponíveis;
- d) O processamento pode ser realizado em lote, sendo necessário apenas informar, no arquivo de configuração, o nome do arquivo de texto simples, que contenha a lista todas as imagens a serem processadas;
- e) Disponibiliza diversos artefatos de saída, a saber: *CircleParameters*, *IrisCodes*, *Masks*, *NormalizedImages*, *NormalizedMasks*, *Scores* e *SegmentedImages* – contemplando cada uma das etapas envolvidas no reconhecimento e que podem ser reutilizados em outras aplicações;
- f) Permite a utilização de dados externos, como por exemplo: as máscaras binárias, não restringindo apenas aos dados gerados pelo próprio *software* e
- g) Principalmente, nas mais diversas pesquisas em que o *software* é comparado com outras soluções, quanto a sua performance e acurácia, ele se destaca, com resultados bem próximos das soluções comerciais, além da alta capacidade de processamento.

Após a definição do *software* a ser utilizado e aprendizado do seu modo de operação, foram realizados diversos testes nas bases de dados selecionadas na busca pela melhor configuração do ambiente de testes.

4.2 Seleção das bases de dados

No estudo em questão, as bases de dados, CASIA V3i e IITD, foram selecionadas de acordo com os seguintes fatores: por serem muito referenciadas em outras pesquisas, a praticidade de se obter os dados (formulário eletrônico) e principalmente por estas duas bases

de dados também estarem presentes na base de dados IRISSEG, cujo conjunto de dados disponibiliza as “máscaras binárias verdadeiras”, segmentadas manualmente, e que foram utilizadas como parte dessa pesquisa.

O estudo também foi realizado na base de dados UFLIRIS, desenvolvida em conjunto com a pesquisa, sendo que os detalhes de implementação serão apresentados na próxima seção.

Assim, as bases de dados selecionadas apresentam imagens com diferentes níveis de qualidade, ângulos de captura e tamanho, obtidas por meio de sensores distintos. Essas diferenças acabam impactando nos resultados. As características das bases de dados selecionadas são apresentadas no Quadro 3.

Quadro 3 – Características das bases de dados utilizadas

Base de dados	Nº imagens	Número de indivíduos	Resolução	Formato (extensão)	Sensor	Breve descrição
Casia Iris v3 Interval	2639	249	320x280	jpg	CASIA close-up (NIR)	Ambiente interno, detalhes de textura extremamente visíveis
IIT Delhi 1.0	2240	224	320x240	bmp	JIRIS JPC1000, digital CMOS (NIR)	Ambiente interno, visão frontal, algumas oclusões, diferentes níveis de qualidade
UFLIRIS v1	1728	26	640x480	bmp	MK 2120U - Iritech, Inc (NIR)	Ambiente interno e controlado, incluído 6 posições distintas, algumas imagens com uso de óculos / lentes de contato e diferentes níveis de qualidade

Fonte: Do autor (2018).

Apesar de ter apenas 26 indivíduos, a base de dados UFLIRIS pode ser separada em conjuntos de dados menores, se consideramos outras características específicas dessa base.

4.3 Criação de uma base de dados de íris: a UFLIRIS

As duas bases de dados, selecionadas para o experimento (Casia V3i e IITD Database), apresentam imagens com características diferentes (luminosidade, aproximação, tamanho da imagem) e níveis de qualidade diversificado (texturas bem definidas, algumas imagens desfocadas e outras com oclusões). Porém, mesmo assim, não apresentam problemas identificados em outras bases de dados, como por exemplo: excesso de rotação da imagem no momento da captura; ruídos - devido utilização de óculos; aquisição de imagens fora do eixo de visão, dentre outros problemas.

Partindo dessas limitações, foi proposta a criação de uma nova base de dados de íris, sendo cuidadosamente elaborada para identificar as imagens de acordo com sua característica e posições de captura. Nestas condições, as imagens foram obtidas e rotuladas dentro dos seguintes grupos:

- a) **TIPO**: normal (N), sem qualquer objeto entre o equipamento de captura e o olho do indivíduo; com uso de óculos (O); uso de lentes de contato (L);
- b) **OLHO**: Imagem do olho direito (R) ou olho esquerdo (L) e
- c) **POSIÇÃO**: posição do equipamento e a região ocular, sendo realizada seis tipos de captura distintas, a saber:
 - o **045**: ângulo de captura próximo de 45° entre o equipamento e a região ocular;
 - o **135**: ângulo de captura próximo de 135° entre o equipamento e a região ocular;
 - o **INT**: Posicionamento do equipamento próximo da região interna do rosto (nariz);
 - o **EXT**: Posicionamento do equipamento de captura próximo da região externa do rosto (lateral);
 - o **NOR**: imagens obtidas em condições normais, visão frontal e
 - o **RUI**: imagens frontais com a simulação de ruídos (oclusão, desfoque).

Nestas condições, para cada indivíduo foram obtidas quatro imagens considerando os grupos: Tipo, Olho, Posição, totalizando 48 fotos por sessão. Caso o indivíduo fizesse o uso de óculos ou lente de contato, ou seja, de acordo com o grupo definido como Tipo, uma nova sessão de aquisição de imagens era realizada incluindo todas as posições pré-definidas para cada olho.

Antes de iniciar a captura das imagens para elaboração da base de dados, foi preciso elaborar um projeto detalhado sobre a pesquisa em questão e encaminhá-lo para o Comitê de Ética em Pesquisa com Seres Humanos - COEP/UFLA, sendo que a pesquisa foi realizada junto à comunidade acadêmica da Universidade Federal de Lavras. Este projeto também foi cadastrado junto a Plataforma Brasil como parte de todo trâmite legal por se tratar de uma pesquisa envolve a interação com seres humanos dentro do ambiente acadêmico.

Após toda documentação ter sido aprovada, a aquisição das imagens de íris foi realizada nas dependências do Laboratório de Processamento de Sinais e Multimídia do Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras (DCC/UFLA) no período de abril a agosto de 2017. O equipamento monocular utilizado na coleta das imagens foi o IriShield™ Series MK 2120U da empresa Iritech, adquirido exclusivamente para realização desta pesquisa e o *software* utilizado foi o IriSmartEye 2000 fornecido junto com o equipamento. A vantagem desse equipamento é que também pode ser conectado em aparelhos

celulares para a aquisição das imagens. A Figura 20 apresenta o equipamento de captura de imagens utilizado neste projeto.

Figura 20 – Equipamento utilizado: IriShield™ – MK 2120U



Fonte: Iritech, Inc. (2018).

Participaram da pesquisa 26 membros da comunidade acadêmica da UFLA, todos maiores de 18 anos, sendo que antes da participação era obrigatório a leitura e concordância com o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE - Anexo A) e do Termo de Cessão do Uso das Imagens da Íris (Anexo C).

Ao término da pesquisa as imagens foram organizadas e renomeadas de acordo com os grupos: tipo, olho e posição. Foram obtidas um total de 1.728 imagens de 26 indivíduos. Dentre os voluntários, 10 indivíduos faziam o uso de óculos, neste caso, uma nova sessão de aquisição de imagens foi realizada e apenas um indivíduo fazia o uso de lentes de contato, sendo realizada apenas uma sessão para aquisição de imagens desse tipo. Desta forma, todos voluntários foram identificados como:

- a) Apenas 1 indivíduo utilizava lentes de contato (015);
- b) 10 indivíduos utilizavam óculos (001, 006, 012, 016, 017, 019, 020, 022, 023 e 026) e
- c) 25 indivíduos não faziam uso de óculos ou lentes de contato (001 a 026, exceto: 015 que utilizava lentes de contato)

4.4 Manual Iris Segmentation (MIS)

As métricas de qualidade da imagem da íris apresentadas na norma ISO/IEC 29794-6:2015 foram todas calculadas a partir das imagens originais, imagens segmentadas e suas máscaras binárias. No caso das bases de dados CASIA V3i e IITD foram utilizadas as “máscaras binárias verdadeiras”, disponibilizadas no banco de dados IRISSEG. A opção de utilizar essas máscaras é para tentar diminuir ao máximo possíveis erros de segmentação das imagens nos

dados gerados pelo Osiris. Dessa maneira, as “máscaras binárias verdadeiras” foram processadas em conjunto com as máscaras binárias geradas pelo Osiris, mantendo-se apenas as regiões de interesse e desprezando possíveis erros de segmentação.

Por sua vez, a nova base de dados, UFLIRIS, não possuía um conjunto de dados de “máscaras binárias verdadeiras”, sendo necessário a criação dessas máscaras nos mesmos moldes das imagens disponíveis no conjunto de dados do IRISSEG.

Sendo assim, foi implementada uma interface no Matlab capaz de auxiliar na segmentação manual das 1.728 imagens do UFLIRIS. Essa interface, denominada *Manual Iris Segmentation* (MIS), é de fácil utilização, sendo que, inicialmente é preciso selecionar as pastas contendo as imagens originais e a pasta onde deverão ser armazenados os arquivos das máscaras binárias, informando também as extensões de cada uma dessas imagens. Após a configuração inicial, é preciso seguir os seguintes passos para segmentar manualmente uma imagem da íris:

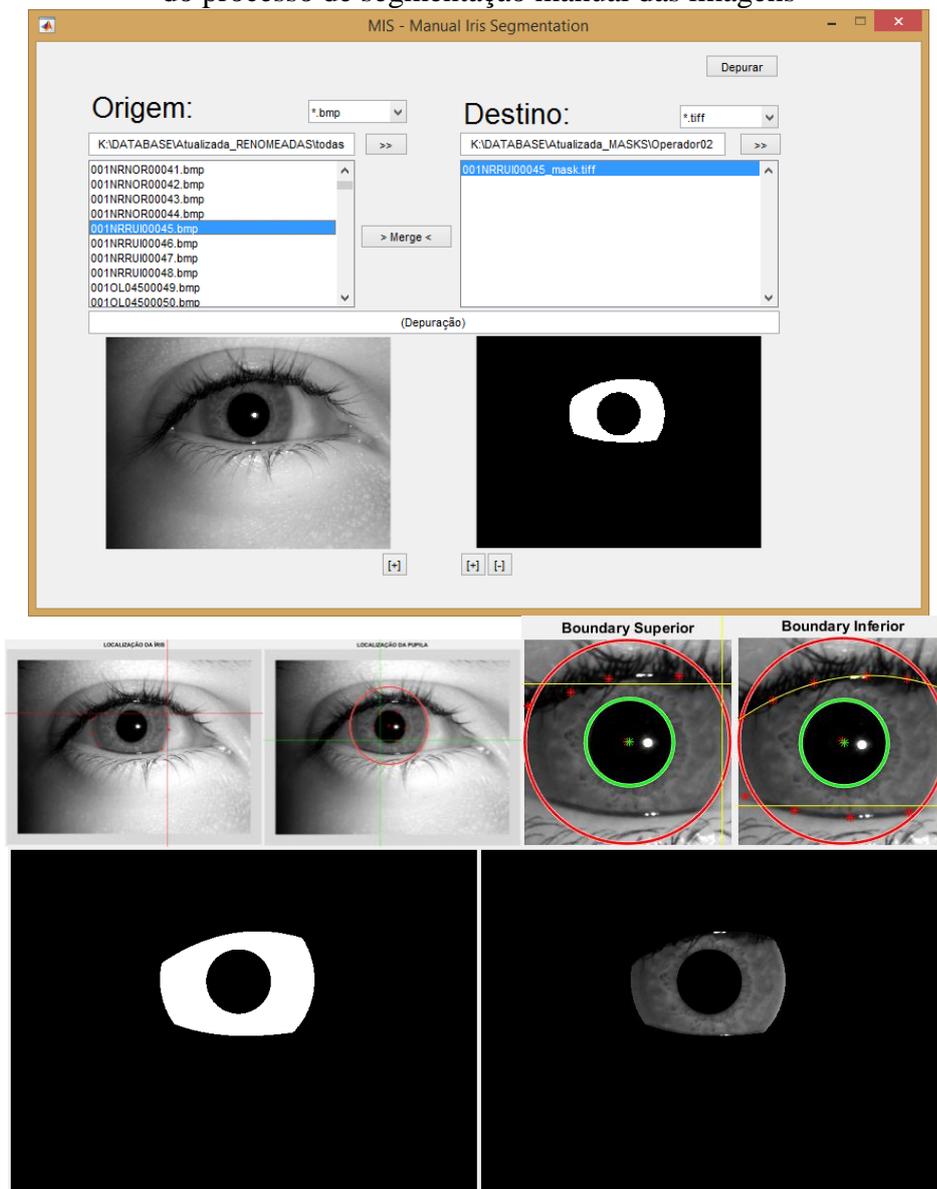
- a) **Selecionar a imagem contendo a região ocular;**
- b) **Delimitar a região circular da íris**, selecionado seis pontos nas regiões de borda entre a íris-esclera. Após a seleção de cada um desses pontos o sistema faz uma aproximação circular identificando a região da íris;
- c) **Delimitar a região circular da pupila**, o processo é praticamente o mesmo, porém agora os seis pontos agora devem indicar as regiões de borda entre a íris-pupila. Uma aproximação circular também é realizada. Após a seleção das regiões circulares da íris e da pupila, o sistema realiza um corte automático na imagem, para auxiliar a próxima etapa que é a seleção das regiões superior e inferior da íris que contenham possíveis oclusões por parte das pálpebras;
- d) Nesta etapa, é preciso indicar a borda superior, **delimitando a região entre a íris-pálpebra-superior**, são necessários selecionar cinco pontos na imagem. Recomenda-se distribuir estes pontos em toda a largura da imagem, se possível, com um espaçamento uniforme, pois após a indicação desses pontos, é feita uma aproximação polinomial entre os pontos indicados, capaz de traçar a região no formato curvilíneo e
- e) E por fim, é solicitado a indicação da outra borda, também selecionando cinco pontos na imagem, porém agora para **identificar a borda inferior, região entre a íris-pálpebra-inferior**.

Após a criação da “máscara binária verdadeira” foi possível conferir o resultado aplicando uma operação de interseção entre a imagem original e a máscara binária, sendo que o resultado é uma imagem destacando apenas a região da íris com a área indicada pela máscara.

Através da interface MIS foi possível criar as 1.728 máscaras binárias, todas segmentadas manualmente com intuito de auxiliar na proposta de estudo dessa pesquisa. Todas as máscaras criadas manualmente serão disponibilizadas em conjunto com as imagens originais do UFLIRIS para futuras pesquisas.

A interface MIS é apresentada na Figura 21 em conjunto com as principais etapas do processo de segmentação manual da íris.

Figura 21 – Interface gráfica: *Manual Iris Segmentation* (MIS) e as principais etapas do processo de segmentação manual das imagens



Fonte: Do autor (2018).

A interface MIS, utilizada para realizar a segmentação manual da base de dados UFLIRIS, também pode ser utilizada na segmentação de outras bases de dados.

4.5 Implementação das métricas da norma ISO/IEC 29794-6:2015

A norma ISO/IEC 29794-6:2015 propõe a utilização de algumas métricas para definir os padrões mínimos de qualidade da imagem da íris visando garantir uma maior acurácia no processo de reconhecimento biométrico da íris.

Essa norma apresenta métricas que podem ser utilizadas de acordo com cada tipo de análise, sendo dez métricas obrigatórias, três recomendadas para análise de uma única imagem e outras três métricas para serem aplicadas na comparação entre duas imagens. Dentre todas as métricas definidas, apenas as nove primeiras (*Usable Iris Area; Iris-Sclera Contrast; Iris-Pupil Contrast; Pupil Boundary Circularity; Grey Scale Utilisation; Iris Radius; Pupil Dilatation; Iris Pupil Concentricity e Margin Adequacy*) possuem a indicação dos valores mínimos de referência, sendo que, as imagens dentro do intervalo indicado, tendem a ser consideradas imagens com nível de qualidade aceitável e aptas a serem utilizadas no processo de reconhecimento, por sua vez, as imagens que estiverem fora do intervalo do valor de referência, para a maioria das métricas, é recomendado o seu descarte e, quando possível, solicitada a aquisição de uma nova imagem do indivíduo.

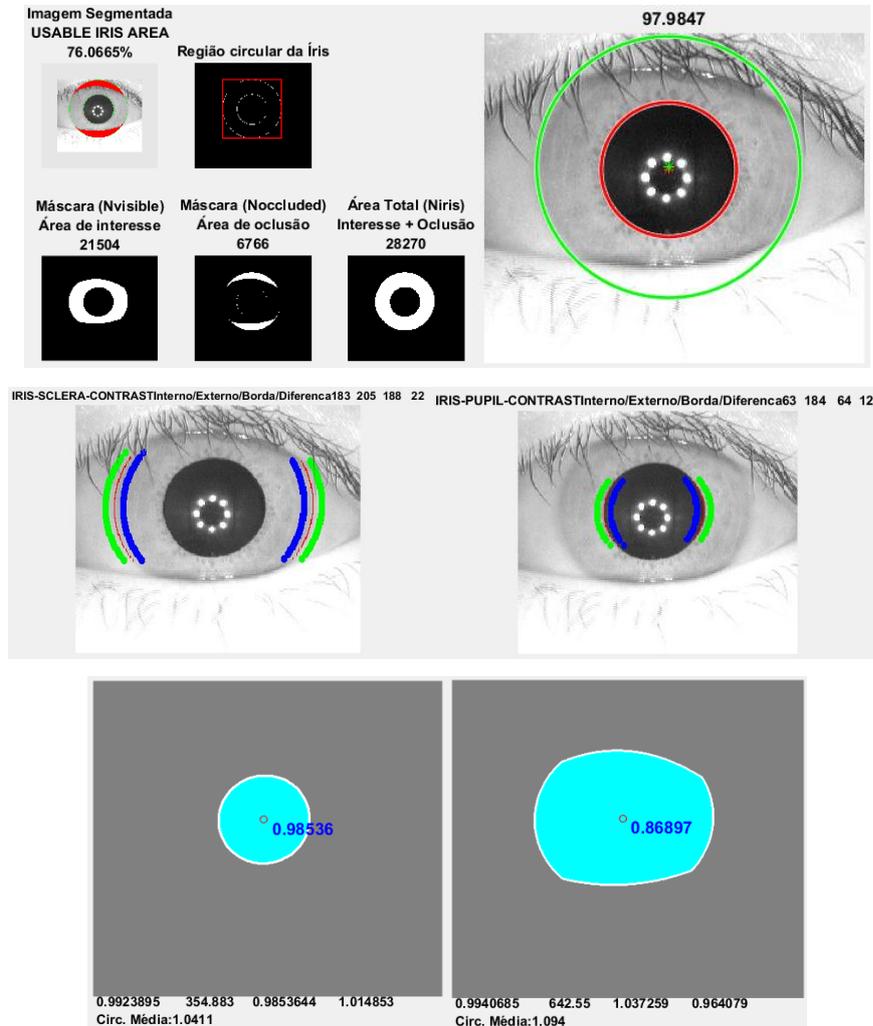
Com base nessas informações foram selecionadas para implementação as nove métricas de qualidade da imagem que apresentam os valores de referência. No caso da décima métrica, *Sharpness* (nitidez) foi proposta uma forma alternativa de cálculo com o intuito de identificar o nível de desfoque específico da região de interesse, ou seja, na área com a textura da íris. Na métrica tradicional toda imagem é considerada para análise quanto a sua nitidez e mesmo assim não é apresentado qualquer valor de referência para este critério de qualidade.

A plataforma escolhida para implementação das métricas foi o Matlab, por se tratar de um ambiente completo que dispõe de todos recursos necessários, como: tratamento de arquivos, processamento de imagem, cálculos matemáticos, bibliotecas com funções complementares e recursos para exibição dos resultados.

Os dados de entrada necessários para rodar o algoritmo de qualidade são os arquivos obtidos após o processamento do Osiris, a saber: imagem original, imagem segmentada e as máscaras binárias. Com base nesses arquivos o algoritmo foi capaz de extrair todas informações necessárias para implementação das métricas selecionadas. O processamento foi realizado em lote, sendo necessário apenas indicar as pastas onde estão disponíveis todos os arquivos de entrada e ao término do processamento é gerado um arquivo no formato: “*txt*” contendo todas as métricas calculadas para cada uma das imagens de entrada.

Na Figura 22 são apresentadas algumas telas utilizadas no cálculo dessas métricas de qualidade.

Figura 22 – Cálculo das métricas de qualidade da imagem da íris em Matlab



Fonte: Do autor (2018).

Para exibição das telas apresentadas, conforme Figura 22, é preciso apenas ajustar a sua exibição diretamente no código-fonte da aplicação.

4.6 Extração de dados do Osiris e integração das máscaras binárias

Com o *software* livre Osiris é possível realizar o processamento em lote de diversas imagens ao mesmo tempo. Ele contempla todas as etapas do reconhecimento sendo que ao término do processamento são disponibilizados os artefatos de saída em suas respectivas pastas. Em um estudo prévio realizado com o Osiris e aplicado na base de dados Casia V3i (FRANÇA;

RODRIGUEZ; ROSA, 2017) foi observado que imagens de um mesmo indivíduo obtidas em sessões distintas e com níveis de qualidade visivelmente boas, apresentavam resultados inconsistentes na etapa de matching como se fossem de impostores, ou seja, o Osíris não fazia o reconhecimento correto daquelas imagens.

Nestas condições, foi identificado que as imagens comparadas estavam levemente rotacionadas, prejudicando assim os resultados. Dessa forma, o código do Osíris foi alterado e recompilado com intuito de ampliar a área de deslocamento das imagens normalizadas ao serem comparadas, proporcionando uma espécie de rotação entre essas imagens, efeito esse conhecido como *shift*. O valor de deslocamento foi ampliando de 10 para 30. Em todo restante do experimento foi utilizado o código recompilado com essa alteração.

Na documentação do Osíris recomenda-se que o processamento ocorra em duas etapas: (a) realizar a segmentação, normalização e codificação e (b) o reconhecimento. Na primeira etapa são gerados os artefatos para cada uma das imagens e na segunda etapa parte desses artefatos são utilizados para fazer o processo de reconhecimento, ou seja, a comparação entre duas imagens sendo disponibilizada a Distância *Hamming*, um *score* de comparação entre elas.

Porém, antes de realizar o processamento, é preciso definir os diâmetros mínimo e máximo da íris e pupila das imagens no arquivo de configuração do Osíris, sendo que estas informações podem variar de uma base de dados para outra. Após testes realizados com algumas imagens, em suas devidas bases de dados, foram definidos os parâmetros, conforme apresentado na Quadro 4.

Quadro 4 – Parâmetros utilizados na configuração do Osíris

Medidas em pixel	CASIA V3i	IITD Database	UFLIRIS
Diâmetro mínimo da pupila	46	40	48
Diâmetro máximo da pupila	140	140	136
Diâmetro mínimo da íris	150	160	138
Diâmetro máximo da íris	260	260	310

Fonte: Do autor (2018)

Após definição dos arquivos de configuração das respectivas bases de dados, o processamento da primeira etapa foi realizado, envolvendo as etapas de segmentação, normalização e codificação, com a geração do *IrisCode*. Ao término dessa etapa, foi possível identificar que o Osíris não conseguiu processar algumas imagens, apresentadas na Figura 23.

Desta forma, em:

- a) Casia V3i: todas as 2.639 imagens foram processadas;
- b) IITD Database: 1 imagem não foi processada dentre as 2.240 imagens e
- c) UFLIRIS: 7 imagens não foram processadas dentre as 1.728 imagens.

Figura 23 – Imagens não reconhecidas pelo Osiris como imagem de íris

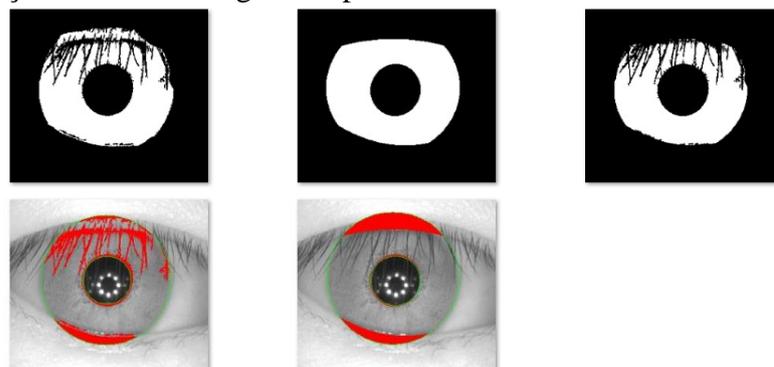


Fonte: Do autor (2018).

Além dessas imagens, após uma análise nos artefatos gerados pelo Osiris de cada uma das bases de dados, também foi identificado que algumas máscaras binárias estavam incorretas, ou seja, a segmentação proposta pelo Osiris para algumas imagens não havia sido realizada corretamente e essas falhas poderiam atrapalhar na extração das métricas de qualidade, uma vez que parte do processamento é realizado utilizando-se dessas máscaras binárias.

Nestas condições, foi implementado um código em Matlab com a proposta de comparar as “máscaras binárias verdadeiras” segmentadas manualmente com as máscaras binárias geradas pelo Osiris. A partir desse processo de comparação, novas máscaras binárias foram criadas, com a junção das regiões de interesse da “máscara binária verdadeira” e as máscaras propostas pelo Osiris, mantendo apenas as regiões de interesse, ou seja, a região contendo apenas a textura da íris, eliminando possíveis falhas de segmentação do Osiris. As novas máscaras também apresentam as informações de oclusões (cílios, reflexos, pálpebras) identificadas pelo Osiris. A Figura 24 apresenta uma comparação entre as máscaras geradas pelo Osiris, máscara binária verdadeira e a máscara final utilizada no experimento (região somente com a textura da íris).

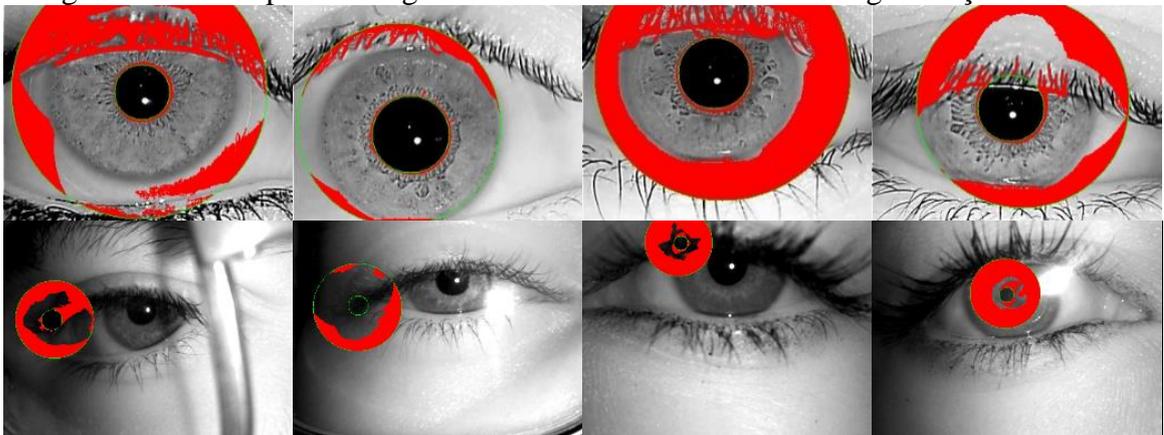
Figura 24 – Junção das máscaras geradas pelo Osiris com as “máscaras binárias verdadeiras”



Fonte: Do autor (2018).

Ao término desse processamento foi possível identificar que algumas imagens não foram corretamente segmentadas pelo algoritmo do Osiris, sendo assim, as imagens, com grandes problemas de segmentação, foram removidas do conjunto de dados, 0,83%, 14,15% e 6,94% das imagens, respectivamente, nas bases de dados CASIA, IITD e UFLIRIS. Desta forma, no experimento foram mantidas apenas as imagens melhor segmentadas. A Figura 25 apresenta alguns dos erros encontrados durante o processo de segmentação do Osiris.

Figura 25 – Exemplo de imagens removidas devido à falha na segmentação do Osiris



Fonte: Do autor (2018).

Conforme apresentado na Tabela 1, é possível observar um resumo das imagens utilizadas no processamento.

Tabela 1 – Resumo com a quantidade de imagens processadas

Dataset	Nº imagens	Imagens Removidas	Imagens Utilizadas	Imagens pré-processadas	Total de comparações	Comparações únicas
CASIA	2639	22 (0,83%)	2617 (99,17%)	6851306	3425653	3423036
IITD	2240	317 (14,15%)	1923 (85,85%)	3699852	1849926	1848003
UFLIRIS	1728	120 (6,94%)	1608 (93,06%)	2587272	1293636	1292028

Fonte: Do autor (2018).

Na Tabela 1 é possível identificar também o número de imagens pré-processadas pelo Osiris, assim como o total de comparações realizadas entre as imagens em cada uma das bases de dados.

4.7 Base de dados única para integração e geração de resultados

Uma vez selecionadas as imagens aptas para participarem do experimento e definidas as novas máscaras binárias, foi realizado o processamento dessas imagens no Osiris através da segmentação, normalização e codificação, porém agora utilizando as novas máscaras binárias. Os artefatos de saída gerados neste processamento serviram como informações de entrada para o algoritmo desenvolvido em Matlab para aquisição das medidas de qualidade de cada uma das imagens.

A segunda etapa de processamento no Osiris teve início, envolvendo a comparação de 1:N entre todas as imagens aptas, em suas devidas bases de dados. O resultado dessa etapa é conjunto de dados: *scores*, com o valor da distância *Hamming* para cada par de imagens comparadas. A Tabela 1, citada anteriormente, apresentou um resumo do processo de *matching* realizado em cada uma das bases de dados.

Todos os dados gerados nos experimentos (Osiris + métricas de qualidade) foram agrupados em uma base de dados única, desenvolvida no ambiente *Microsoft Access 2010*.

A Figura 26 apresenta uma interface desenvolvida nesta base de dados integrada, com informações dos artefatos gerados pelo Osiris e as métricas de qualidade de cada uma das imagens.

Figura 26 – Base de dados integrada – Dados do Osiris + métricas de qualidade da imagem

The screenshot shows a Microsoft Access 2010 window titled "compararImagens". The interface is divided into several sections:

- Image Comparison:** Two eye images, labeled A and B, are shown with red and green segmentation masks. A red box highlights the score "0,428571" between the two images.
- Binary Masks:** For each image, there are two binary masks labeled "O" (Original) and "GT" (Ground Truth).
- Quality Metrics Table:** A table showing metrics for three classes: GE, IC, and A+B. The metrics are:

	GE	IC	A+B
USABLE_IRIS_AREA	37,147065	94,632109	131,779174
IRIS_SCLERA_CONTRAST	80,827068	22,689076	53,516144
IRIS_PUPIL_CONTRAST	8	41	49
PUPIL_BOUNDARY_CIRCULARITY	86,2838	98,164087	184,447887
GREY_SCALE_UTILISATION	6,830883	6,866629	13,697512
IRIS_RADIUS	110,408335	94,544855	204,95319
PUPIL_DILATATION	51,235798	46,252661	97,488459
IRIS_PUPIL_CONCENTRICITY	97,089953	96,46872	193,558673
MARGIN_ADEQUACY	100	100	200
SHARP	75534	137454	212988
TOTAL	527,822902	600,618137	1128,441039
- Navigation and Controls:** The interface includes a "Painel de Navegação" on the left, a "Registro" field at the bottom showing "10 de 23350", and a "Filtrado" button.

Fonte: Do autor (2018).

A vantagem de integrar todos os dados e artefatos gerados em uma base de dados única, devido ao grande volume informação obtida, é facilitar o processamento de dados, sendo possível fazer agrupamento de informações e analisá-las sob outras perspectivas, criando novas consultas, aplicando-se filtros nos dados e principalmente acompanhando visualmente os resultados em um ambiente unificado.

5 RESULTADOS

Após a etapa de processamento de dados no Osiris e a extração das métricas de qualidade no Matlab, todos os artefatos gerados das três bases de dados em estudo foram agrupados em uma base de dados única para auxiliar na apresentação dos resultados. Porém, antes de começar a análise dos dados foi preciso definir o *threshold* específico para cada conjunto de bases de dados.

5.1 Seleção do *Threshold* específico para cada de bases de dados

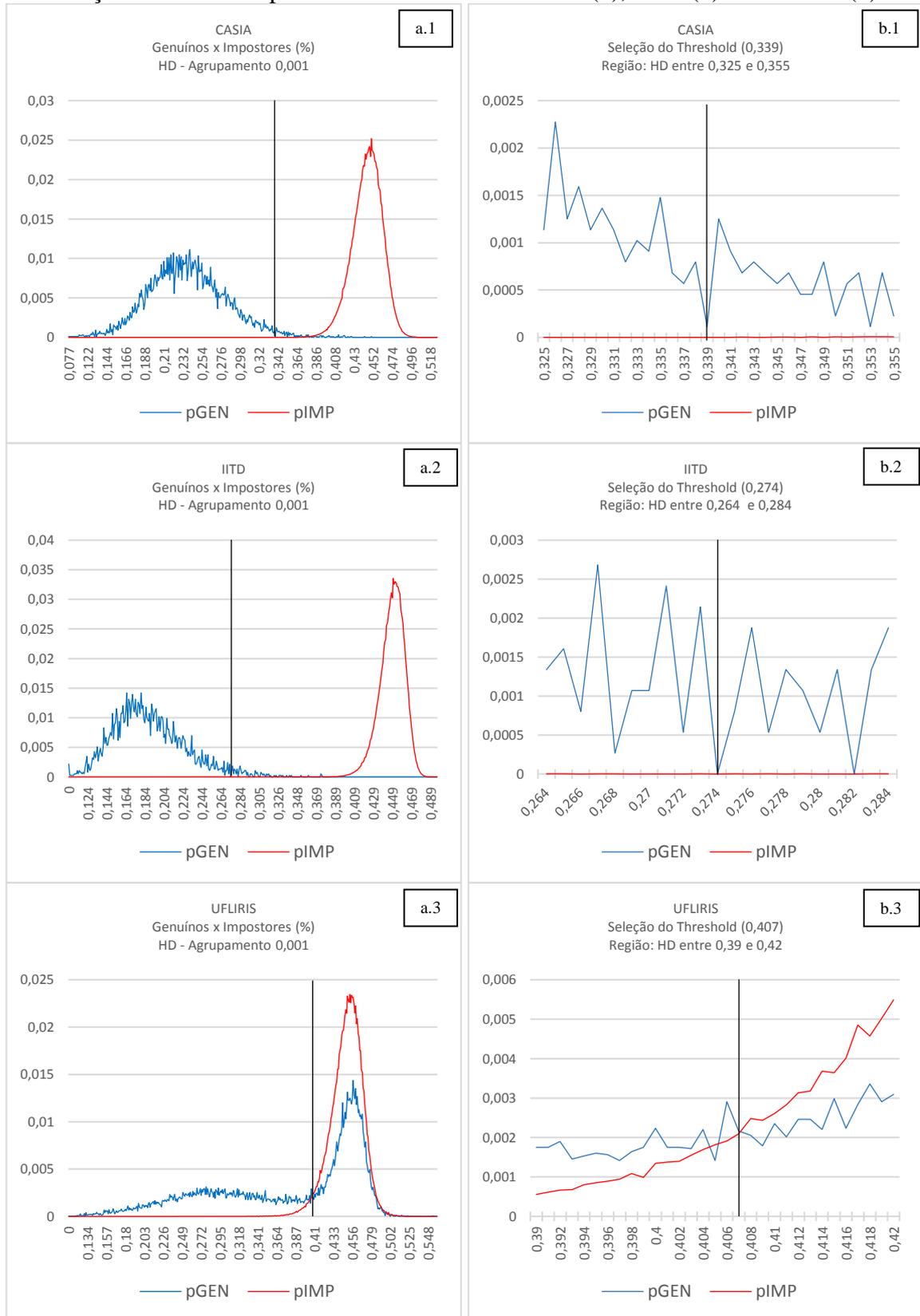
A seleção do *threshold* (*TH*) é uma tarefa importante pois é com base neste valor de referência da Distância *Hamming* que o sistema irá classificar as imagens comparadas como sendo indivíduos Genuínos ou Impostores. Para cada uma das bases de dados foi identificado um valor de *threshold*.

O processo para definição desse valor de referência passou pelos seguintes passos:

- a) Todas imagens que participaram do processo de *matching* foram agrupadas considerando valores de distância *Hamming* normalizada em intervalos de 0,001 (HD_n);
- b) A porcentagem de indivíduos Genuínos (p_{GEN}) e a porcentagem de indivíduos Impostores (p_{IMP}) foram calculadas, agrupando dos dados de acordo valores da distância *Hamming* normalizada (HD_n) e
- c) O valor de *threshold* foi selecionado, considerando $p_{GEN} = p_{IMP}$, ou seja, foi selecionado o menor valor absoluto da diferença entre $p_{GEN} - p_{IMP}$, região conhecida como *Crossover Error Rate* (CER).

A Figura 27 apresenta os resultados obtidos após processo de seleção do *threshold* específico para cada uma das bases de dados, indicando a distribuição percentual entre os indivíduos Genuínos x Impostores e em destaque a região onde foram identificados os *threshold* para cada uma das bases de dados.

Figura 27 – (a) Distribuição percentual de Genuínos x Impostores, (b) Região próxima da seleção do *threshold* para as bases de dados CASIA (1), IITD (2) e UFLIRIS (3)



Fonte: Do autor (2018).

Ao analisar os gráficos dessa distribuição percentual entre os indivíduos Genuínos x Impostores é possível notar que as bases de dados CASIA e IITD apresentam o padrão de distribuição esperado para um sistema biométrico, ou seja, os dois grupos de indivíduos estão bem definidos, onde os Genuínos estão localizados mais à esquerda do valor de *threshold* escolhido e os indivíduos Impostores mais à direita dessa marca, sendo possível identificar visivelmente um intervalo de separação entre esses dois grupos.

Porém, esse comportamento é diferente na base de dados UFLIRIS, onde uma parte do grupo de Genuínos encontra-se à esquerda do valor de *threshold* e a outra grande parte encontra-se à direita, agrupados na mesma região destinada ao grupo de Impostores. É possível justificar tal situação, pois está sendo considerada a comparação de todas as imagens da base de dados UFLIRIS entre elas mesmas, ou seja, não está considerando a separação desses indivíduos quanto a posição de aquisição das imagens (045, 135, INT, EXT, NOR e RUI) que implica na comparação de imagens com diferentes níveis de qualidade.

Desta forma, ao comparar imagens de um mesmo indivíduo com características bastante distintas, por exemplo: 001L045 = 001L135 (mesmo indivíduo: 001, mesmo olho: esquerdo e posições distintas: 045 e 135), o valor da distância *hamming* esperado deveria estar abaixo do valor de *threshold* selecionado para esse conjunto de dados (0,407), porém, devido ao alto grau de rotação entre as duas imagens, ao realizar o *matching* entre essas imagens, elas acabam sendo consideradas como de Impostores, gerando valores de HD acima do *threshold*, bem próximos de 0,45.

Nestas condições, mesmo com a alteração no código-fonte do Osíris e com a ampliação do fator de *shift* entre as imagens comparadas, ocorrem diversas falhas no reconhecimento biométrico, em sua maioria, devido ao alto grau de rotação entre as imagens comparadas. Esse comportamento se comprova uma vez que as imagens que compõem a base de dados UFLIRIS apresentam imagens com diferentes posições e níveis de qualidade, inclusive com problemas de rotação, que ampliam ainda mais os valores de *False Non-Match Rate* (FNMR).

Uma vez que a base de dados UFLIRIS está rotulada de acordo com características específicas, dependendo da forma em que as imagens foram obtidas, é possível analisar seus dados sobre outros aspectos, considerando agora um mesmo indivíduo com as informações do seu identificador único (ex: 001), olho (L/R) e incluindo a informação de posição para diferenciá-las e assim agrupá-las. Nessas circunstâncias, as imagens do indivíduo 001L045 e 001L135, por estarem em posições distintas, podem ser processadas como se fossem de indivíduos distintos. Partindo desse pressuposto, foi realizado o *matching* apenas entre as imagens pertencentes ao mesmo grupo, neste caso, as imagens que estão em uma mesma posição

(045, 135, EXT, INT, NOR e RUI). A Figura 28(a-f) apresenta a distribuição percentual entre os indivíduos Genuínos x Impostores considerando as comparações agrupadas nas mesmas posições.

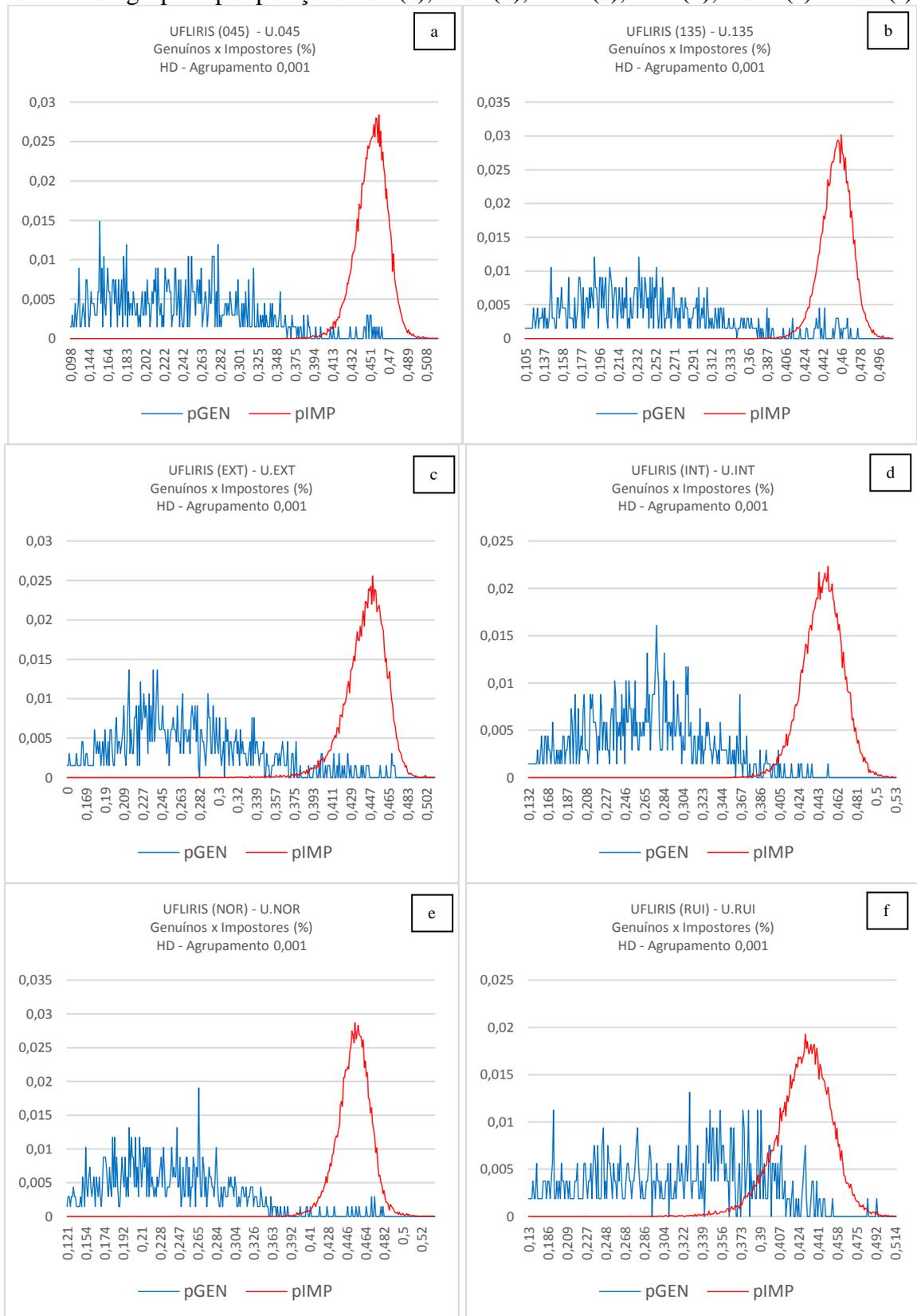
Com base nos resultados apresentados, considerando o agrupamento de dados pelas posições, é possível notar que o padrão de separação entre as classes, Genuínos x Impostores, agora se aproximam do formato tradicional. Isso se deve principalmente por que as imagens comparadas apresentam-se, pelo menos, na mesma posição de captura das outras imagens comparadas. Os casos que distorciam muito os resultados, como comparar imagens com elevados níveis de rotação diferentes, foram praticamente eliminados, restando agora apenas os problemas relacionados a outros aspectos de qualidade da imagem da íris.

Após a definição do valor de *threshold* (TH) foi possível quantificar outras medidas:

- a) **True Match (TM)**: número de indivíduos genuínos comparados, onde $HD \leq TH$;
- b) **False Match (FM)**: número de indivíduos impostores comparados, onde $HD \leq TH$;
- c) **False Non-Match (FNM)**: número de indivíduos genuínos, onde $HD > TH$ e
- d) **True Non-Match (TNM)**: número de indivíduos impostores comparados, onde $HD > TH$.

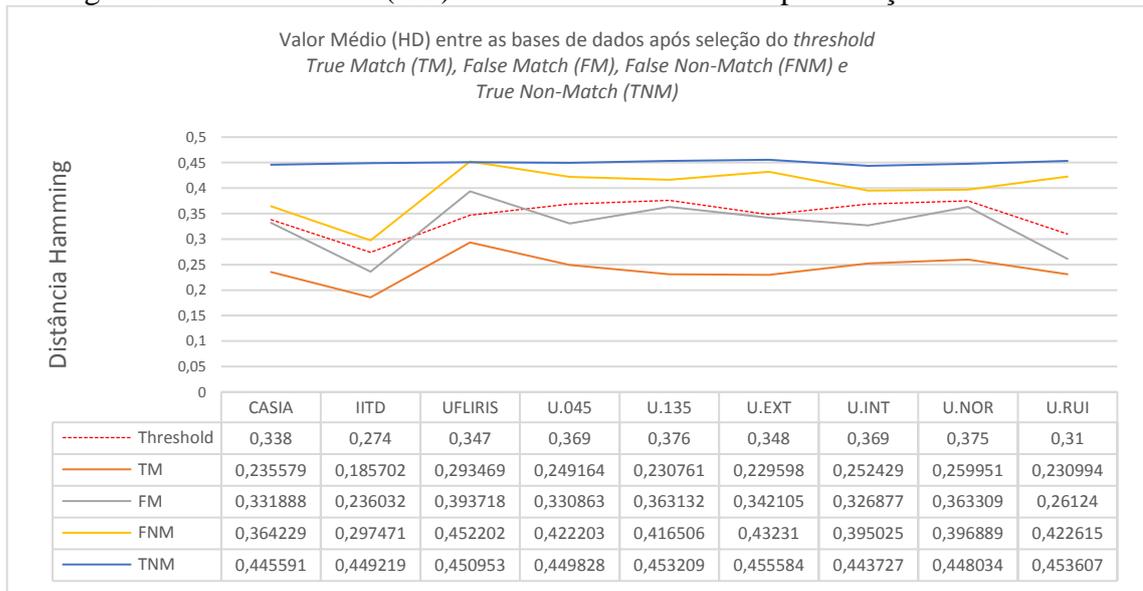
Uma outra análise é apresentada na Figura 29 indicando os valores médios da distância *hamming* para os grupos TM, FM, FNM e TNM, após a seleção do *threshold*, considerando todas as imagens aptas em suas devidas bases de dados CASIA, IITD e UFLIRIS. No caso específico da UFLIRIS, foram incluídas as análises das imagens agrupadas por posição, identificadas nas figuras como: U.045 (equipamento rotacionado aproximadamente em 45°), U.135 (equipamento rotacionado aproximadamente em 135°), U.EXT (equipamento posicionado da região lateral do rosto, posição externa), U.INT (equipamento posicionado próximo da região central do rosto, posição interna), U.NOR (equipamento utilizado em condições normais) e U.RUI (equipamento utilizado em condições anormais com intuito de gerar imagens com baixa qualidade).

Figura 28 – Distribuição percentual entre os indivíduos Genuínos x Impostores da base UFLIRIS agrupada por posições: 45° (a), 135° (b), EXT (c), INT (d), NOR (e) e RUI (f)



Fonte: Do autor (2018).

Figura 29 – Valor médio (HD) entre as bases de dados após seleção do *threshold*



Fonte: Do autor (2018).

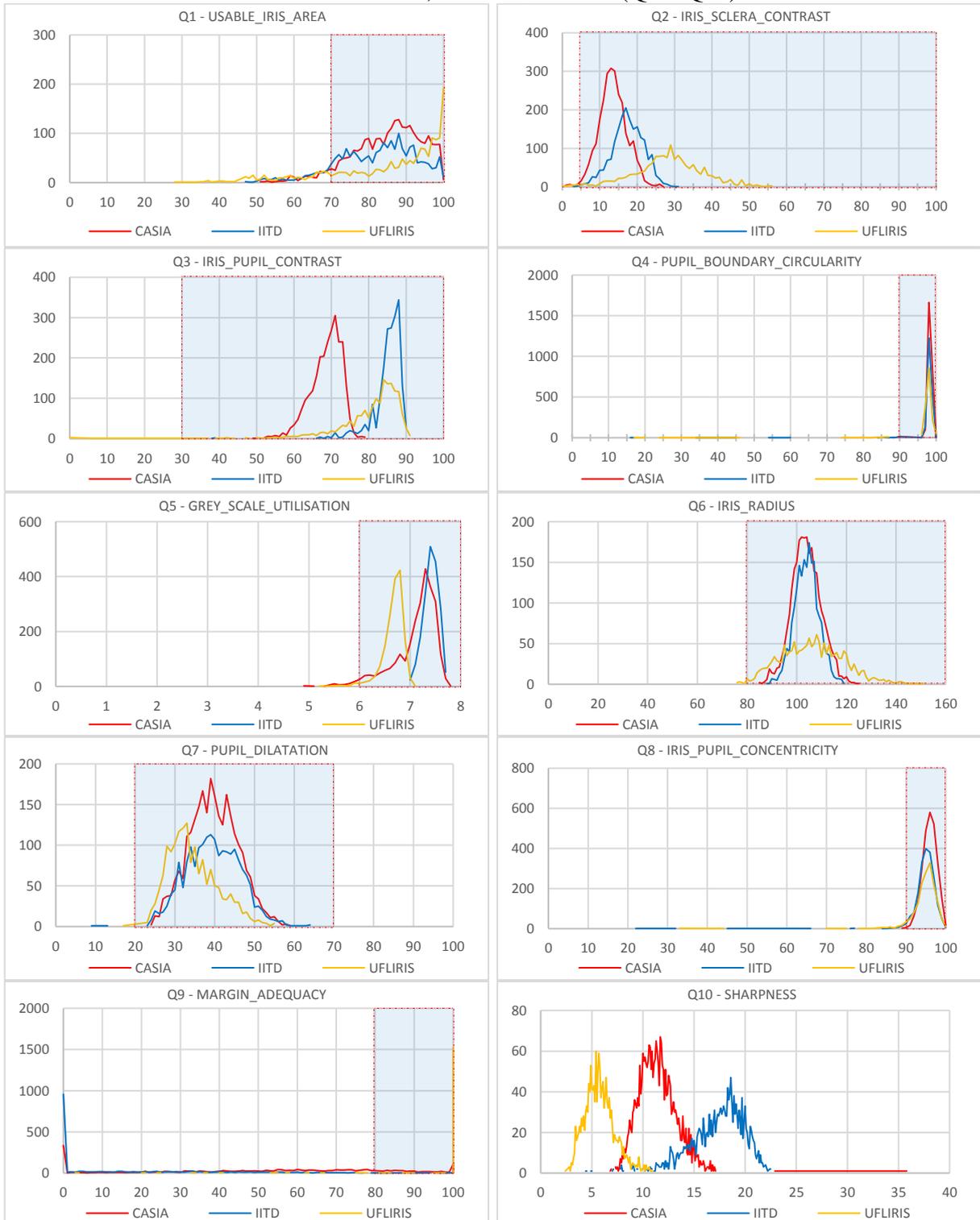
De acordo com a Figura 29 é possível observar que o valor de *threshold* selecionado em cada uma das bases de dados (linha tracejada) serve como referência para análise das outras medidas. No caso específico da base de dados UFLIRIS é possível verificar que a média da distância *Hamming* do grupo *False Match* (FM) ultrapassa e muito o valor do *threshold* definido, mais uma vez indicando que os dados utilizados nessa amostra não condizem com o mesmo nível de qualidade das imagens comparadas nas outras bases de dados.

Outra informação interessante observada é que quanto maior distância entre o valor do *threshold* selecionado e os valores médios de *False Non-match* (FNM), o conjunto de dados analisado tende a ter mais imagens com baixa qualidade da íris, e conseqüentemente, geram altas taxas de rejeição (FNM). Esse efeito é verificado principalmente nos conjuntos de dados: UFLIRIS, U.EXT e U.RUI.

Quanto aos critérios de qualidade da imagem da íris, as seguintes métricas foram avaliadas neste estudo, a saber: *Usable iris area* (Q1), *Iris-sclera contrast* (Q2), *Iris-pupil contrast* (Q3), *Pupil boundary circularity* (Q4), *Grey scale utilization* (Q5), *Iris radius* (Q6), *Pupil dilation* (Q7), *Iris pupil concentricity* (Q8), *Margin adequacy* (Q9) e *Sharpness-Textura* (Q10).

A Figura 30 apresenta o comportamento das métricas de qualidade da íris extraídas e a região em destaque representa o valor de referência sugerido na norma e que indica o limite mínimo de qualidade exigido (cf. Quadro 2).

Figura 30 – Distribuição das imagens considerando as métricas de qualidade entre as bases de dados CASIA, IITD e UFLIRIS (Q1 a Q10)



Fonte: Do autor (2018).

Com base na Figura 30 é possível identificar que a maioria das imagens analisadas estão dentro dos valores de referência indicados na norma, conforme apresentado no Quadro 2. Uma

outra análise a ser considerada é verificar o comportamento do sistema após a remoção dessas imagens que estão abaixo dos valores recomendados.

A Tabela 2 apresenta um resumo de quantas imagens seriam removidas de acordo com cada critério de qualidade adotado.

Tabela 2 – Quantidade de imagens removidas com base nos VR da norma ISO/IEC

Dataset	Total imagens	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q9
CASIA	2617	185	31	0	17	72	0	0	3	2071
IITD	1923	243	8	0	48	0	0	5	49	1886
UFLIRIS	1607	313	20	10	62	34	9	4	88	56

Fonte: Do autor (2018).

No caso da métrica Q4 – *Pupil boundary circularity*, que trata da circularidade da região de borda da pupila, não é definido claramente na norma um valor de referência. Após alguns testes e simulações nas bases de dados estudadas, foi fixado no experimento o valor de referência acima de 90.

Outra informação interessante extraída desses dados é em relação a métrica a *Margin Adequacy* (Q9), onde a base de dados UFLIRIS pode ser considerada como a única base de dados que atende as exigências mínimas da norma quanto a este critério, sendo identificadas apenas 56 imagens abaixo do valor de referência para esta métrica. Mesmo assim, apesar da grande maioria das imagens das bases de dados CASIA (2.071 imagens) e IITD (1.886 imagens) estarem abaixo do valor de referência, a taxa de reconhecimento entre as imagens dessas bases de dados é considerada alta, o que comprova que essa métrica, é importante, para evitar possíveis cortes da região de interesse da textura da íris, porém ela não deve ser considerada como totalmente restritiva, pois a exclusão de imagens a partir dessa métrica pode prejudicar no número de imagens a serem utilizadas nessas bases de dados.

As métricas *Iris-sclera contrast* (Q2), *Iris-pupil contrast* (Q3), *Iris radius* (Q6), *Pupil dilation* (Q7) e *Iris pupil concentricity* (Q8), além de avaliar a imagem quanto aos seus aspectos de qualidade da imagem da íris, elas são capazes de identificar possíveis falhas na segmentação da imagem. Como nos experimentos foram utilizadas máscaras segmentadas manualmente integradas com as máscaras geradas pelo Osiris, os erros de segmentação foram minimizados ao máximo, justificando dessa forma o baixo número de imagens com valores abaixo valor de referência para estes critérios. Provavelmente a maioria das imagens removidas devido as falhas de segmentação do Osiris, conforme resumo apresentado na Tabela 2, seriam identificadas por essas métricas.

A partir dos valores obtidos dessas métricas, foi feita também uma análise nas bases de dados em estudo considerando a relação entre os valores Mínimo, Médio e Máximo de cada uma das métricas, assim como os desvios padrão em relação ao valor médio dessas métricas. As Figuras 31 a 33 apresentam esses dados, sendo possível observar em cada uma das métricas:

- a) **(Q1) Usable_Iris_Area:** apenas o conjunto de imagens U.135 contém imagens acima dos valores de referência para esta métrica, sendo assim, somente para esse grupo de dados não será preciso remover imagens considerando os valores recomendados na norma. Por sua vez o conjunto de dados U.RUI, considerando os valores médios, estão abaixo do valor de referência, logo esse conjunto de dados possui um número maior de imagens que deverão ser removidas baseando-se nesse critério;
- b) **(Q2) Iris_Sclera_Contrast:** Nenhuma imagem deverá ser removida considerando os agrupamentos de dados U.045, U.135 e U.NOR. Entre todos conjuntos de dados o valor médio para essa métrica está acima do valor de referência, sendo assim poucas imagens deverão ser removidas por estarem fora do padrão de qualidade exigido na norma;
- c) **(Q3) Iris_Pupil_Contrast:** Apenas os conjuntos de dados: U.EXT, U.INT e U.RUI possuem imagens abaixo do valor de referência e o valor médio do conjunto de dados estão bem acima desse valor, portanto, poucas imagens deverão ser removidas considerando este critério;
- d) **(Q4) Pupil_Boundary_Circularity:** Apesar da norma não definir claramente um valor de referência para este critério de qualidade, nos experimentos foi fixado como limite, os valores acima de 90, dessa forma, temos que os conjuntos de dados U.045 e U.NOR não terão imagens removidas. Apenas o conjunto de dados U.RUI apresenta valores médios para essa métrica abaixo do valor sugerido como referência, tendo com base o desvio padrão médio. Portanto, uma quantidade maior de imagens deverá ser removida desse conjunto de dados;

Figura 31 – Valores mínimo, médio, máximo e desvio padrão para as métricas: (Q1) *Usable_Iris_Area*, (Q2) *Iris_Sclera_Contrast*, (Q3) *Iris_Pupil_Contrast* e (Q4) *Pupil_Boundary_Circularity*



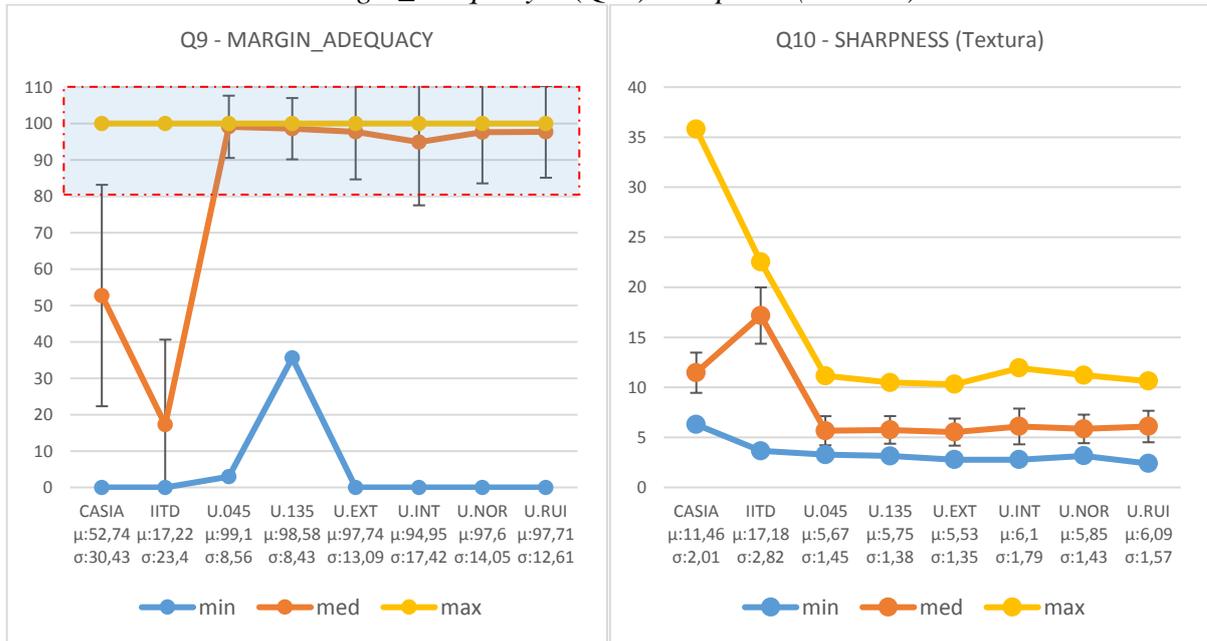
Fonte: Do autor (2018).

Figura 32 – Valores mínimo, médio, máximo e desvio padrão para as métricas: (Q5) *Grey_Scale_Utilisation*, (Q6) *Iris_Radius*, (Q7) *Pupil_Dilatation* e (Q8) *Iris_Pupil_Concentricity*



Fonte: Do autor (2018).

Figura 33 – Valores mínimo, médio, máximo e desvio padrão para as métricas: (Q9) *Margin_Adequacy* e (Q10) *Sharpness (Textura)*



Fonte: Do autor (2018).

- e) **(Q5) *Grey_Scale_Utilisation***: Apenas os conjuntos de dados: CASIA, U.045, U.EXT e U.INT possuem imagens abaixo do valor de referência. Ou seja, poucas imagens deverão ser removidas considerando este critério. As imagens com valor baixo para essa métrica apresentam, em sua maioria, regiões com sombras em grande parte da imagem, esse efeito foi identificado principalmente na base de dados UFLIRIS, quando o equipamento não foi capaz de iluminar toda a região da íris corretamente no momento de aquisição das imagens;
- f) **(Q6) *Iris_Radius***: Os conjuntos de dados: U.045, U.EXT, U.INT e U.RUI possuem imagens abaixo do valor de referência com poucas imagens a serem removidas;
- g) **(Q7) *Pupil_Dilatation***: Apenas os conjuntos de dados: IITD e U.RUI possuem imagens a serem excluídas por estarem abaixo do valor de referência;
- h) **(Q8) *Iris_Pupil_Concentricity***: Quanto a concentricidade da íris e a pupila todos os conjuntos de dados terão imagens removidas baseando-se no valor de referência da norma;
- i) **(Q9) *Margin_Adequacy***: O ponto interessante dessa análise ocorre justamente nas bases de dados CASIA e IITD, pois os valores médios de suas imagens, considerando esse critério, estão muito abaixo do recomendado na norma. Porém, mesmo assim se utilizarmos essas imagens no processo de reconhecimento é

possível obter bons resultados. Caso seja preciso remover todas imagens que não atingiram o valor de referência, restariam poucas imagens nessas duas bases de dados para análise. A diferença na adequação da margem dessas imagens entre as bases de dados pode ser explicada devido ao modo de captura do equipamento. No caso específico da UFLIRIS, o equipamento procura capturar a imagem da íris apenas quando ela tiver sido localizada e estiver bem centralizada. Por sua vez, essa restrição ou recurso não foi utilizado na captura das imagens das bases de dados CASIA e IITD, e

- j) **(Q10) Sharpness (Textura)**: esta métrica não apresenta um valor de referência na norma, sendo utilizado um método alternativo para cálculo da nitidez considerando apenas a região da textura. Porém nos testes realizados com esta medida não foi identificar um valor de referência que proporcionasse melhorias no processo de reconhecimento.

Por fim, com intuito de avaliar o impacto individual de cada uma das métricas de qualidade da imagem da íris no reconhecimento biométrico, diversos experimentos foram realizados envolvendo a remoção das imagens que estavam fora dos valores de referência recomendados na norma e os resultados obtidos avaliados considerando as medidas de Precisão (*Precision*), Revocação (*Recall*) e *F-Measure* (média harmônica entre a Precisão e a Revocação). Essas medidas foram obtidas através das Equações 28 a 30.

$$Precisão = \frac{TM}{TM+FM} \quad (28)$$

$$Revocação = \frac{TM}{TM+FNM} \quad (29)$$

$$FMeasure = \frac{2 \times Revocação \times Precisão}{Revocação + Precisão} \quad (30)$$

Onde: TM (*True Match*), FM (*False Match*) e FNM (*False Non-Match*) de acordo com o *threshold* definido no início do experimento para cada uma das bases de dados.

Os resultados desses experimentos são apresentados nas Tabela 3 a 5, para as base de dados CASIA, IITD e UFLIRIS considerando todas as imagens aptas, e nas Tabelas 6 a 11, no caso da base de dados UFLIRIS, considerando os conjuntos de dados agrupados de acordo com as posições (045,135,INT,EXT,NOR e RUI). E por fim, a Tabela 12 apresenta informações de

um novo conjunto de dados da base UFLIRIS onde foram removidas todas imagens dos grupos 045 e 135, mantendo-se a comparação apenas entre as imagens dos grupos: INT, EXT, NOR e RUI (formato 1:N), com intuito de verificar o comportamento desse conjunto de dados após a remoção das imagens com excesso de rotação, utilizando-se apenas as imagens obtidas com o equipamento na posição vertical.

Nestas tabelas são apresentados os seguintes dados: A primeira linha, identificada como Base, representa os dados obtidos e que foram utilizados como valor de base (referência) de acordo com *threshold* inicialmente selecionado e sem remoção de imagens. As demais linhas das tabelas representam a nova configuração dos dados após a remoção das imagens de acordo a métrica indicada na primeira coluna, considerando os valores de referência indicados na norma. Outras informações disponibilizados são: a porcentagem de imagens removidas; número de indivíduos genuínos (GEN); dentre os indivíduos genuínos, quantos foram identificados corretamente (TM); dentre os indivíduos genuínos quantos não foram identificados (FNM); número de indivíduos impostores (IMP); dentre os indivíduos impostores, quantos foram incorretamente identificados como genuínos (FM) e dentre os indivíduos impostores quantos foram corretamente não identificados como genuínos (TNM), além das medidas de *F-Measure*, Revocação e Precisão.

Considerando inicialmente as base de dados CASIA (Tabela 3) e IITD (Tabela 4) os principais resultados ocorrem quando removemos as imagens com base no critério Q1 (*Usable_Iris_Area*) sendo removidas apenas, 9,04% das imagens da base CASIA e 14,34% da base IITD, com melhorias aproximadas no valores de *F-Measure* em 0,003 (CASIA) e 0,006 (IITD). Por sua vez, considerando a métrica Q9 (*Margin_Adequacy*) nas duas bases de dados tem-se uma aparente melhoria nos valores de *F-Measure*, entretanto, a porcentagem de imagens removidas é muito maior, o que na maioria das vezes não é interessante, chegando ao ponto de remover 91,42% (CASIA) e 99,36% (IITD) imagens. Comparando as duas bases de dados, as imagens da base CASIA apresentam melhores resultados do que a base IITD, ou seja é possível dizer que o nível de qualidade das imagens da base de dados CASIA é superior ao conjunto de dados da base IITD.

Tabela 3 – Revocação x Precisão e *F-Measure* – Base de dados: CASIA

	Imagens removidas	GEN	TM	FNM	IMP	FM	TNM	Revocação	Precisão	<i>F-Measure</i>
Base*	0,00%	8793	8624	169	3414243	27	3414216	0,98078	0,99688	0,98876
Q1**	9,04%	7998	7876	122	2948098	6	2948092	0,98475	0,99924	0,99194
Q2	1,54%	8658	8492	166	3333747	27	3333720	0,98083	0,99683	0,98876
Q3***	0,00%	8793	8624	169	3414243	27	3414216	0,98078	0,99688	0,98876
Q4	1,89%	8627	8474	153	3338951	27	3338924	0,98226	0,99682	0,98949
Q5	5,22%	8334	8200	134	3228906	25	3228881	0,98392	0,99696	0,99040
Q6***	0,00%	8793	8624	169	3414243	27	3414216	0,98078	0,99688	0,98876
Q7***	0,00%	8793	8624	169	3414243	27	3414216	0,98078	0,99688	0,98876
Q8	0,14%	8781	8612	169	3406410	27	3406383	0,98075	0,99687	0,98875
Q9	91,42%	754	743	11	148031	0	148031	0,98541	1	0,99265

* dados originais sem a remoção de imagens; ** melhor desempenho após remoção de imagens;

*** nenhuma imagem removida, conforme valor de referência

Fonte: Do autor (2018).

Tabela 4 – Revocação x Precisão e *F-Measure* – Base de dados: IITD

	Imagens removidas	GEN	TM	FNM	IMP	FM	TNM	Revocação	Precisão	<i>F-Measure</i>
Base*	0,00%	3730	3622	108	1844273	144	1844129	0,97105	0,96176	0,96638
Q1**	14,34%	3195	3139	56	1407165	117	1407048	0,98247	0,96407	0,97318
Q2	0,75%	3702	3594	108	1828953	144	1828809	0,97083	0,96148	0,96613
Q3***	0,00%	3730	3622	108	1844273	144	1844129	0,97105	0,96176	0,96638
Q4	5,34%	3531	3428	103	1701250	144	1701106	0,97083	0,95969	0,96523
Q5***	0,00%	3730	3622	108	1844273	144	1844129	0,97105	0,96176	0,96638
Q6***	0,00%	3730	3622	108	1844273	144	1844129	0,97105	0,96176	0,96638
Q7	0,46%	3713	3606	107	1834690	144	1834546	0,97118	0,96160	0,96637
Q8	3,97%	3582	3481	101	1751419	141	1751278	0,97180	0,96107	0,96641
Q9	99,36%	24	23	1	642	0	642	0,95833	1	0,97872

* dados originais sem a remoção de imagens; ** melhor desempenho após remoção de imagens;

*** nenhuma imagem removida, conforme valor de referência

Fonte: Do autor (2018).

No caso da base de dados UFLIRIS (Tabela 5), conforme apresentado nos experimentos anteriores, devido ao excesso de imagens com diferentes níveis de qualidade, o valor de *F-Measure* inicial é de apenas 0,349322. Aplicando-se as métricas de qualidade, conseguimos uma expressiva melhoria nos resultados para 0,495287 baseado no critério Q1 (*Usable_Iris_Area*) com a remoção de 33,31% das imagens. Mesmo assim esses valores não condizem com os valores que são esperados quando estamos falando da biometria da íris. Isso novamente se justifica pois grande parte das imagens comparadas de um mesmo indivíduo, estão com diferentes níveis de rotação entre as imagens, logo essas imagens acabam obtendo altos valores na distância *hamming*, proporcionando um alto número de FNM.

Tabela 5 – Revocação x Precisão e *F-Measure* – Base de dados: UFLIRIS

	Imagens removidas	GEN	TM	FNM	IMP	FM	TNM	Revocação	Precisão	<i>F-Measure</i>
Base*	0,00%	26761	12112	14649	1263660	32812	1230848	0,45260	0,26961	0,34932
Q1**	33,31%	17848	7475	10373	818723	5287	813436	0,41881	0,58572	0,49529
Q2	2,46%	26102	11721	14381	1232389	31283	1201106	0,44905	0,27256	0,34984
Q3	1,01%	26491	11986	14505	1247915	31016	1216899	0,45246	0,27873	0,35513
Q4	26,05%	19790	8790	11000	913871	16522	897349	0,44416	0,34727	0,39274
Q5	3,64%	25786	11539	14247	1210592	30883	1179709	0,44749	0,27201	0,34888
Q6	1,17%	26448	11979	14469	1249555	30928	1218627	0,45293	0,27919	0,35560
Q7	0,53%	26618	12044	14574	1257385	31950	1225435	0,45248	0,27377	0,35195
Q8	9,83%	24131	11317	12814	1128790	27048	1101742	0,46898	0,29498	0,37194
Q9	6,79%	24943	11194	13749	1177082	29273	1147809	0,44878	0,27662	0,35234

* dados originais sem a remoção de imagens; ** melhor desempenho após remoção de imagens.

Fonte: Do autor (2018).

Considerando agora os conjuntos de dados da base de dados UFLIRIS, agrupadas em suas devidas posições (Tabelas 6 a 11), temos que:

- a) **UFLIRIS (045)**: analisando o critério Q4 (*Pupil_Boundary_Circularity*), após a remoção de 14,31% das imagens problemáticas, é possível obter *F-Measure* de 0,97340, proporcionando um aumento aproximado de 0,006 nesse valor. Para os outros critérios as melhorias são bem menores, conforme Tabela 6;

Tabela 6 – Revocação x Precisão e *F-Measure* - Base de dados: UFLIRIS (045)

	Imagens removidas	GEN	TM	FNM	IMP	FM	TNM	Revocação	Precisão	<i>F-Measure</i>
Base*	0,00%	671	634	37	36730	6	36724	0,94486	0,99062	0,96720
Q1	0,30%	669	632	37	36459	6	36453	0,94469	0,99060	0,96710
Q2***	0,00%	671	634	37	36730	6	36724	0,94486	0,99062	0,96720
Q3***	0,00%	671	634	37	36730	6	36724	0,94486	0,99062	0,96720
Q4**	14,31%	575	549	26	29560	4	29556	0,95478	0,99277	0,97340
Q5	1,04%	664	627	37	36464	6	36458	0,94428	0,99052	0,96685
Q6	1,94%	658	625	33	36198	6	36192	0,94985	0,99049	0,96974
Q7***	0,00%	671	634	37	36730	6	36724	0,94486	0,99063	0,96720
Q8	16,24%	562	529	33	29328	4	29324	0,94128	0,99250	0,96621
Q9	1,79%	659	623	36	35926	6	35920	0,94537	0,99046	0,96739

* dados originais sem a remoção de imagens; ** melhor desempenho após remoção de imagens;

*** nenhuma imagem removida, conforme valor de referência

Fonte: Do autor (2018).

- b) **UFLIRIS (135)**: uma melhoria 0,004 no valor de *F-Measure* é observada considerando também a métrica Q4 (*Pupil_Boundary_Circularity*). Interessante destacar que para as métricas Q1, Q2, Q3, Q5, Q6 e Q7 não houve remoção de imagens, ou seja, as imagens analisadas estavam acima do valor de referência sugerido pela norma, conforme a Tabela 7;

Tabela 7 – Revocação x Precisão e *F-Measure* - Base de dados: UFLIRIS (135)

	Imagens removidas	GEN	TM	FNM	IMP	FM	TNM	Revocação	Precisão	<i>F-Measure</i>
Base*	0,00%	663	614	49	36465	1	36464	0,92609	0,99837	0,96088
Q1***	0,00%	663	614	49	36465	1	36464	0,92609	0,99837	0,96088
Q2***	0,00%	663	614	49	36465	1	36464	0,92609	0,99837	0,96088
Q3***	0,00%	663	614	49	36465	1	36464	0,92609	0,99837	0,96088
Q4**	14,93%	564	526	38	30561	0	30561	0,93262	1	0,96514
Q5***	0,00%	663	614	49	36465	1	36464	0,92609	0,99837	0,96088
Q6***	0,00%	663	614	49	36465	1	36464	0,92609	0,99837	0,96088
Q7***	0,00%	663	614	49	36465	1	36464	0,92609	0,99837	0,96088
Q8	10,86%	591	551	40	31540	1	31539	0,93232	0,99819	0,96413
Q9	5,13%	629	582	47	34351	1	34350	0,92528	0,99828	0,96040

* dados originais sem a remoção de imagens; ** melhor desempenho após remoção de imagens;
*** nenhuma imagem removida, conforme valor de referência

Fonte: Do autor (2018).

- c) **UFLIRIS (EXT):** Na Tabela 8 é observada uma melhoria de aproximadamente 0,075 no valor de *F-Measure*, alcançando o valor de 0,96424, se considerarmos a métrica Q1 (*Usable_Iris_Area*), porém é preciso remover 36,17% das imagens de acordo com o valor de referência indicado na norma. A métrica Q4 (*Pupil_Boundary_Circularity*) apresenta *F-Measure* 0,94237 (melhoria de aproximadamente 0,05) com a remoção de 20,52% das imagens;

Tabela 8 – Revocação x Precisão e *F-Measure* - Base de dados: UFLIRIS (EXT)

	Imagens removidas	GEN	TM	FNM	IMP	FM	TNM	Revocação	Precisão	<i>F-Measure</i>
Base*	0,00%	658	581	77	35120	68	35052	0,88298	0,89522	0,88906
Q1**	36,17%	420	391	29	17346	0	17346	0,93095	1	0,96424
Q2	5,02%	625	552	73	33045	64	32981	0,88320	0,89610	0,88961
Q3	0,46%	655	580	75	34590	66	34524	0,88550	0,89783	0,89162
Q4	20,52%	523	466	57	26273	0	26273	0,89101	1	0,94237
Q5	1,82%	646	569	77	34599	68	34531	0,88080	0,89325	0,88698
Q6	0,30%	656	581	75	34855	2	34853	0,88567	0,99657	0,93785
Q7***	0,00%	658	581	77	35120	68	35052	0,88298	0,89522	0,88906
Q8	8,05%	605	536	69	31021	2	31019	0,88595	0,99628	0,93788
Q9	5,02%	625	549	76	33045	63	32982	0,87840	0,89706	0,88763

* dados originais sem a remoção de imagens; ** melhor desempenho após remoção de imagens;
*** nenhuma imagem removida, conforme valor de referência

Fonte: Do autor (2018).

- d) **UFLIRIS (INT):** o valor de *F-Measure* é ampliando de 0,96439 para 0,98920 (melhoria aproximada de 0,025) também considerando a métrica Q1 (*Usable_Iris_Area*), com a remoção de 24,85% das imagens de acordo com o valor de referência indicado na norma, de acordo com a Tabela 9;

Tabela 9 – Revocação x Precisão e *F-Measure* - Base de dados: UFLIRIS (INT)

	Imagens removidas	GEN	TM	FNM	IMP	FM	TNM	Revocação	Precisão	<i>F-Measure</i>
Base*	0,00%	684	650	34	35362	14	35348	0,95029	0,97892	0,96439
Q1**	24,85%	514	504	10	23576	1	23575	0,98054	0,99801	0,98920
Q2	4,09%	656	622	34	34060	14	34046	0,94817	0,97799	0,96285
Q3	0,88%	678	647	31	34833	12	34821	0,95428	0,98179	0,96784
Q4	30,56%	475	456	19	22103	11	22092	0,96000	0,97645	0,96815
Q5	14,04%	588	562	26	27615	6	27609	0,95578	0,98944	0,97232
Q6	3,36%	661	633	28	34319	12	34307	0,95764	0,98140	0,96937
Q7***	0,00%	684	650	34	35362	14	35348	0,95029	0,97892	0,96439
Q8	2,34%	668	635	33	34312	12	34300	0,95060	0,98145	0,96578
Q9	13,45%	592	562	30	29789	13	29776	0,94932	0,97739	0,96315

* dados originais sem a remoção de imagens; ** melhor desempenho após remoção de imagens;
*** nenhuma imagem removida, conforme valor de referência

Fonte: Do autor (2018).

- e) **UFLIRIS (NOR):** Para imagens obtidas em condições normais o valor de *F-Measure* é de 0,98499, vide Tabela 10. É possível obter uma melhoria aproximada de 0,003, obtendo *F-Measure* de 0,98822, através da métrica Q1 (*Usable_Iris_Area*), com a remoção de 4,73% das imagens;

Tabela 10 – Revocação x Precisão e *F-Measure* - Base de dados: UFLIRIS (NOR)

	Imagens removidas	GEN	TM	FNM	IMP	FM	TNM	Revocação	Precisão	<i>F-Measure</i>
Base*	0,00%	676	656	20	37274	0	37274	0,97041	1	0,98499
Q1**	4,73%	644	629	15	35134	0	35134	0,97671	1	0,98822
Q2***	0,00%	676	656	20	37274	0	37274	0,97041	1	0,98499
Q3***	0,00%	676	656	20	37274	0	37274	0,97041	1	0,98499
Q4	16,27%	566	551	15	30310	0	30310	0,97350	1	0,98657
Q5***	0,00%	676	656	20	37274	0	37274	0,97041	1	0,98499
Q6***	0,00%	676	656	20	37274	0	37274	0,97041	1	0,98499
Q7***	0,00%	676	656	20	37274	0	37274	0,97041	1	0,98499
Q8	0,44%	673	653	20	37002	0	37002	0,97028	1	0,98492
Q9	5,47%	639	619	20	35139	0	35139	0,96870	1	0,98410

* dados originais sem a remoção de imagens; ** melhor desempenho após remoção de imagens;
*** nenhuma imagem removida, conforme valor de referência

Fonte: Do autor (2018).

- f) **UFLIRIS (RUI):** por sua vez, na Tabela 11, são apresentados os resultados analisando as imagens geradas propositalmente com baixa qualidade, obtendo o valor de *F-Measure* de 0,60837. Sendo possível alcançar uma melhoria de aproximadamente 0,208, com *F-Measure* final de 0,81667 após a remoção de grande das imagens problemáticas (86,68%), com base no valor de referência indicado pela métrica Q1 (*Usable_Iris_Area*) e

Tabela 11 – Revocação x Precisão e *F-Measure* - Base de dados: UFLIRIS (RUI)

	Imagens removidas	GEN	TM	FNM	IMP	FM	TNM	Revocação	Precisão	<i>F-Measure</i>
Base*	0,00%	533	240	293	29848	16	29832	0,45028	0,93750	0,60837
Q1**	86,68%	71	49	22	2414	0	2414	0,69014	1	0,81667
Q2	5,63%	503	232	271	28177	16	28161	0,46123	0,93548	0,61784
Q3	3,38%	515	236	279	28405	9	28396	0,45825	0,96327	0,62105
Q4	44,84%	294	181	113	15282	1	15281	0,61565	0,99451	0,76050
Q5***	0,00%	533	240	293	29848	16	29832	0,45028	0,93750	0,60837
Q6	1,50%	525	239	286	29365	14	29351	0,45524	0,94466	0,61440
Q7	2,25%	521	236	285	28882	10	28872	0,45298	0,95935	0,61538
Q8	13,13%	463	219	244	25415	9	25406	0,47300	0,96053	0,63386
Q9	5,25%	505	226	279	28175	16	28159	0,44752	0,93388	0,60509

* dados originais sem a remoção de imagens; ** melhor desempenho após remoção de imagens;

*** nenhuma imagem removida, conforme valor de referência

Fonte: Do autor (2018).

- g) **UFLIRIS (EXTRA):** Por fim, utilizando o mesmo método de análise aplicado nos conjuntos de dados anteriores, conforme dados apresentados na Tabela 12, foi proposto um novo experimento considerando apenas as imagens da base de dados UFLIRIS que foram obtidas com o equipamento na posição vertical, excluindo apenas as imagens com problemas de rotação (grupos: 045 e 135). Nesse contexto, tivemos um *F-Measure* inicial baixo de 0,50260, indicando uma baixa precisão desse conjunto de dados com apenas 0,35368. Após a remoção 46,70% das imagens de acordo com o valor de referência para a métrica Q1 (*Usable_Iris_Area*), foi capaz de obter uma expressiva melhoria na precisão para 0,76896 e também na revocação, de 0,86816 para 0,93459, e conseqüentemente, sendo possível alcançar um *F-Measure* de 0,84372. Melhoria de aproximadamente 0,34.

Tabela 12 – Revocação x Precisão e *F-Measure* - Base de dados: UFLIRIS (EXTRA)

	Imagens removidas	GEN	TM	FNM	IMP	FM	TNM	Revocação	Precisão	<i>F-Measure</i>
Base*	0,00%	11559	10035	1524	549711	18338	531373	0,86816	0,35368	0,50260
Q1**	46,70%	6161	5758	403	273217	1730	271487	0,93459	0,76896	0,84372
Q2	3,71%	11130	9662	1468	529150	17409	511741	0,86810	0,35691	0,50585
Q3	1,45%	11391	9920	1471	539334	17164	522170	0,87086	0,36627	0,51566
Q4	30,88%	7990	7193	797	370895	8386	362509	0,90025	0,46171	0,61038
Q5	5,28%	10949	9503	1446	515902	17133	498769	0,86793	0,35677	0,50568
Q6	1,28%	11411	9930	1481	542467	17069	525398	0,87021	0,36779	0,51705
Q7	0,75%	11472	9971	1501	545568	17775	527793	0,86916	0,35937	0,50849
Q8	6,46%	10812	9486	1326	508878	15042	493836	0,87736	0,38674	0,53684
Q9	8,06%	10627	9224	1403	503978	16147	487831	0,86798	0,36357	0,51247

* dados originais sem a remoção de imagens; ** melhor desempenho após remoção de imagens.

Fonte: Do autor (2018).

6 CONCLUSÕES

A qualidade da imagem da íris tem um impacto direto nos resultados obtidos no processo de reconhecimento biométrico, sendo que as bases de dados que mantem imagens com alto grau de rotação no ângulo de captura entre a região ocular e o equipamento, podem obter resultados bem abaixo do esperado, conforme verificado na base de dados UFLIRIS, onde foi considerada a comparação entre todas as imagens da base de dados, inclusive com as imagens com baixa qualidade e alto grau de rotação. Dessa forma, foi encontrado um *F-Measure* inicial de 0,34932 e após a remoção das imagens que apresentavam problema de rotação foi possível obter uma melhoria na escala de 0,15, atingindo um *F-Measure* de 0,50260. Considerando ainda esse conjunto de dados e aplicando apenas o critério de qualidade (Q1) *Usable_IrisArea*, com a remoção das imagens abaixo do valor de referência recomendado na norma, o *F-Measure* alcançado foi de 0,84373, ou seja, uma melhoria próxima de 0,5.

Sendo assim, dependendo do grau de rotação dessas imagens, os algoritmos de reconhecimento tradicionais não são capazes de realizar a operação de deslocamento necessária (*shift*) entre essas imagens, ocasionando altos índices de FNM. Uma possível solução para este problema seria identificar, antes da etapa de normalização, quais imagens estão mal rotacionadas e realizar um pré-processamento nessas imagens, com uma operação de rotação, para regularizar a imagem na posição correta. Se não for dessa forma, outra solução seria ampliar o intervalo de deslocamento entre as imagens comparadas, como foi feito no código-fonte do Osiris, alterando o valor de deslocamento de 10 para 30, contudo, a medida que esse valor é ampliado se faz necessário mais recursos computacionais para concretização de todo o processo de comparação e, conseqüentemente, um maior tempo de processamento.

A busca por melhorias na etapa de segmentação continua sendo um ponto de grande importância para se obter bons resultados na performance dos algoritmos de reconhecimento biométrico. Apesar de ter sido utilizada no experimento uma segmentação quase que perfeita, com a junção das máscaras binárias segmentadas manualmente e as máscaras propostas pelo Osiris, foram identificados alguns casos em que o *software* utilizado (Osiris) não conseguiu identificar perfeitamente algumas áreas com oclusões de cílios e com reflexão ocular. Limitando dessa maneira alcançar melhores resultados nas taxas de reconhecimento.

Considerando o fato que as imagens aptas para o experimento passaram por um processo de seleção sendo mantidas apenas as imagens corretamente segmentadas pelo Osiris é possível explicar porque poucas imagens foram removidas de acordo com os critérios de qualidade: *Iris-sclera contrast* (Q2), *Iris-pupil contrast* (Q3), *Iris radius* (Q6), *Pupil dilation* (Q7) e *Iris pupil*

concentricity (Q8), sendo que essas métricas são capazes de identificar possíveis falhas de segmentação.

Desta maneira, caso o algoritmo utilizado apresente determinadas falhas na segmentação, principalmente dependendo do nível de qualidade da imagem da íris, essas imagens problemáticas podem ser identificadas, e dependendo da aplicação, ser solicitada a aquisição de uma nova imagem ou simples desprezá-las com base nos valores de referência desses critérios.

De forma geral, o critério de qualidade que mais apresentou melhorias nos experimentos foi o *Usable_IrisArea* (Q1), confirmando o fato desse critério ser considerado pela norma ISO/IEC 29794-6:2015 como o mais importante dentre os outros. O segundo critério de qualidade que mais apresentou melhorias foi o *Pupil_Boundary_Circularity* (Q4), porém apenas para os conjuntos de dados U.045 e U.135.

O critério *Margin_Adequacy* (Q9) apesar de conter na norma, ele não deve ser totalmente restritivo, ou seja, o critério para eliminação dessas imagens deve ser utilizado com cuidado, conforme verificamos nas bases de dados CASIA e IITD, onde a grande maioria das imagens disponíveis nessa base de dados não conseguiam obter o mínimo exigido pela norma, sendo preciso, de acordo com o critério, remover 91,42% das imagens na base CASIA e 99,36% na base IITD que estavam abaixo do valor de referência. Outra questão observada é que quando não consideramos esse critério, é possível obter bons resultados para esses conjuntos de dados, mostrando mais uma vez que essa métrica deve ser utilizada com prudência no caso de descarte de imagens. Os equipamento mais novos, como é caso do utilizado na elaboração da base de dados UFLIRIS, já são capazes forçar a aquisição de imagens da região da íris mantendo as recomendações desse critério, ou seja, dentro das margens mínimas necessárias.

No estudo em questão, o cálculo das métricas de qualidade da imagem da íris são totalmente dependentes dos artefatos gerados pelo Osiris, ou seja, da imagem de entrada, da imagem segmentada e das máscaras binárias. Portanto, somente é possível extrair as informações de qualidade da imagem da íris corretamente se as imagens processadas pelo Osiris também estão corretas, principalmente na questão da segmentação das imagens. Nesse ponto é possível identificarmos uma limitação da ferramenta implementada que realiza o cálculo da métricas de qualidade, pois uma falha na etapa de segmentação do Osiris irá influenciar nos valores de qualidade obtidos. Por isso, as imagens que apresentaram grandes falhas na segmentação pelo Osiris foram removidas, procurando garantir o cálculo correto das métricas de qualidade apresentados pela norma ISO/IEC 29794-6:2015.

Como trabalho futuro pretende-se a implementação de um sistema de reconhecimento biométrico baseado na íris a ser utilizado na identificação de candidatos nos processos seletivos da Universidade Federal de Lavras. Inicialmente o sistema deverá ser capaz de identificar possíveis problemas de rotação na imagem de entrada da íris e realizar a sua correção antes de iniciar o processo de segmentação da imagem, minimizando os casos de FNM identificados nesta pesquisa.

Na fase de segmentação pretende-se aplicar os critérios de qualidade da imagem da íris recomendados na ISO/IEC 29794-6:2015 com intuito de manter apenas as imagens que apresentarem o mínimo de qualidade exigido para serem armazenadas no sistema, garantido assim a alta performance que essa tecnologia oferece. E por fim, a base de dados UFLIRIS será utilizada para avaliação do algoritmo proposto inclusive com a utilização das máscaras binárias segmentadas manualmente, sendo possível comparar os resultados alcançados com os dados gerados pelo Osíris v4.1.

Uma outra proposta de estudo seria a inclusão das outras métricas apresentadas na norma ISO/IEC 29794-6:2015 que não indicam um valor de referência na norma e testar o seu impacto individual no processo de reconhecimento, e se possível, apresentar com detalhes os métodos de implementação e a definição de valores de referência para essas métricas em questão.

REFERÊNCIAS

- ABBONDANZA EYE CENTER. Disponível em: <http://www.abbondanza.org/eng/human-eye-anatomy/>. Acesso em: 30 set. 2017.
- ALMEIDA JUNIOR, F. L.; FRANÇA, R. N.; RODRIGUEZ, D. Z. Image Quality Treatment to Improve Iris Biometric Systems. **INFOCOMP**, [s.l.], v. 16, n. 1-2, p. 20-28, Dec. 2017. Disponível em: <http://www.dcc.ufla.br/infocomp/index.php/INFOCOMP/article/view/550>. Acesso em: 2 abr. 2018.
- ARORA, S. S. et al. Iris recognition under alcohol influence: A preliminary study. In: IAPR INTERNATIONAL CONFERENCE ON BIOMETRICS, 5., 2012, New Delhi. **Proceedings...** [S.l.]: IEEE, 2012, p. 336-341.
- BHARADWAJ, S.; VATSA, M.; SINGH, R. Biometric quality: a review of fingerprint, iris, and face. **EURASIP Journal on Image and Video Processing**, [s.l.], v. 2014, p. 34, July 2014.
- BIOMETRIKA. 2001-2015. Disponível em: <http://www.biometrika.it/>. Acesso em: 30 set. 2017.
- BOLES, W. W.; BOASHASH, B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform. **IEEE Transactions on Signal Processing**, New York, v. 46, n. 4, p. 1185-1188, Apr. 1998.
- CLARKE, R. Human identification in information systems: management challenges and public policy issues. **Information Technology and People**, Bradford, v. 7, n. 4, p. 6-37, 1994.
- DAUGMAN, J. G. High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, New York, v. 15, n. 11, p. 1148-1161, Nov. 1993.
- DAUGMAN, J. G. How iris recognition works. **IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology**, New York, v. 14, n. 1, p. 21-30, Jan. 2004.
- DE MARSICO, M.; PETROSINO, A.; RICCIARDI, S. Iris Recognition through Machine Learning Techniques: a Survey. **Pattern Recognition Letters**, Amsterdam, v. 82, part 2, p. 106-115, Oct. 2016.
- DUARTE, G. D. Uso da transformada de Hough na detecção de círculos em imagens digitais. **Revista Thema**, Pelotas, v. 4, n. 1, p. 51-58, 2003.
- EINSTEIN, A. **Living Philosophies**. New York: Ams Press, 1931.
- FLOM, L.; SAFIR, A. **Iris recognition system**. US Patent 4641349, 3 Feb. 1987.

FRANÇA, R. N.; RODRÍGUEZ, D. Z.; ROSA, R. L. Melhoria da segurança de um sistema de informação utilizando biometria da íris. In: BRAZILIAN SYMPOSIUM ON INFORMATION SYSTEMS, 13., 2017, Lavras. **Anais...** Lavras: UFLA, 2017. p. 456-463. Disponível em: <http://sbsi2017.dcc.ufla.br/download/proceedings_completo.pdf>. Acesso em: 30 set. 2017.

GANGWAR, A. et al. Irisseg: A fast and robust iris segmentation framework for non-ideal iris images. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON BIOMETRICS, 7., 2016, Halmstad. [**Proceedings...**]. [S.l.]: IEEE, 2016. p. 1-8.

GRAGNANIELLO, D. et al. Using iris and sclera for detection and classification of contact lenses. **Pattern Recognition Letters**, Amsterdam, v. 82, part 2, p. 251-257, 15 Oct. 2015.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2002.

HOFBAUER, H. et al. A ground truth for iris segmentation. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PATTERN RECOGNITION, 22., 2014, Stockholm. **Proceedings...** [S.l.]: IEEE, 2014. p. 527-532.

HOFBAUER, H. et al. Iris recognition in image domain: Quality-metric based comparators. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON VISUAL COMPUTING, 8., 2012, Crete. **Proceedings...** [S.l.: s.n], 2012. v. 7432 of LNCS, p. 1-10. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics).

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. **ISO/IEC 29794-6:2015**: Information technology: Biometric sample quality. Part 6: Iris image data. Geneva, 2015.

IRITECH, INC. **IriShield™ Series**. Disponível em: <<http://www.irittech.com/products/hardware/irishield%E2%84%A2-series>>. Acesso em: 10 jan. 2018.

JAIN, A. K.; ROSS, A.; PRABHAKAR, S. An introduction to biometric recognition. **IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology**, New York, v. 14, n. 1, p. 4-20, Jan. 2004.

JILLELA, R. R.; ROSS, A. Segmenting iris images in the visible spectrum with applications in mobile biometrics. **Pattern Recognition Letters**, Amsterdam, v. 57, p. 4-16, May 2015.

JUNG, Y. et al. An eye detection method robust to eyeglasses for mobile iris recognition. **Expert Systems with Applications**, New York, v. 67, p. 178-188, Jan. 2017.

KALBKHANI, H.; SHAYESTEH, M. G.; MOHSEN MOUSAVI, S. Efficient algorithms for detection of face, eye and eye state. **IET Computer Vision**, Stevenage, v. 7, n. 3, p. 184-200, June 2013.

- KALKA, N. D. et al. Estimating and fusing quality factors for iris biometric images. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**. Part A. Systems and Humans, New York, v. 40, n. 3, p. 509-524, May 2010.
- KOMARINSKY, P. **Automated Fingerprint Identification Systems (AFIS)**. Amsterdam: Elsevier Academic Press, 2005.
- KUMAR, A.; PASSI, A. Comparison and combination of iris matchers for reliable personal authentication. **Pattern Recognition**, Ezmsford, v. 43, n. 3, p. 1016-1026, Mar. 2010.
- LI, Y. H.; SAVVIDES, M. An automatic iris occlusion estimation method based on high-dimensional density estimation. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, New York, v. 35, n. 4, p. 784-796, Apr. 2013.
- LI, X. Modeling intra-class variation for nonideal iris recognition. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON BIOMETRICS, 2006, Hong Kong. **Proceedings...** Berlin: Springer, 2006. p. 419-427.
- MA, L. et al. Personal identification based on iris texture analysis. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, New York, v. 25, n. 12, p. 1519-1533, Dec. 2003.
- MAKINANA, S.; MALUMEDZHA, T.; NELWAMONDO, F. V. Quality assessment for online iris images. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER SCIENCE, ENGINEERING AND APPLICATIONS, 5., 2015, Dubai. **Proceedings...** Chennai: AIRCC, Jan. 2015. p. 59-71.
- MASEK, L. **MATLAB Source Code for a Biometric Identification System Based on Iris Patterns**. Crawley: The University of Western Australia, 2009. Disponível em: <<http://www.peterkovesi.com/studentprojects/libor/sourcecode.html>>. Acesso em: 15 nov. 2016.
- MASEK, L. **Recognition of human iris patterns for biometric identification**. Crawley: The University of Western Australia, 2003. v. 2.
- MUROŇ, A.; POSPIŠIL, J. The Human Iris Structure and Its Usages. **Acta Universitatis Palackianae Olomucensis**. Facultas Rerum. Naturalium Physica, Olomouc, v. 39, p. 87-95, 2000.
- NATIONAL SCIENCE AND TECHNOLOGY COUNCIL. Committee on Technology. Committee on Homeland and National Security. **Biometrics History**. Washington, Mar. 2006.
- ORTIZ, E.; BOWYER, K. W.; FLYNN, P. J. Dilation-aware enrolment for iris recognition. **IET Biometrics**, Stevenage, v. 5, n. 2, p. 92-99, 2016.
- OTHMAN, N.; DORIZZI, B.; GARCIA-SALICETTI, S. OSIRIS: An open source iris recognition software. **Pattern Recognition Letters**, Amsterdam, v. 82, part 2, p. 124-131, Oct. 2016.

PILLAI, J. K.; PUERTAS, M.; CHELLAPPA, R. Cross-sensor iris recognition through kernel learning. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, New York, v. 36, n. 1, p. 73-85, Jan. 2014.

PONDER, C. J. **A generic computer platform for efficient iris recognition**. 2015. Thesis (Degree of Doctor of Engineering in System Level Integration) – University of Glasgow, Glasgow, 2015.

QUINN, G. W.; GROTH, P. **IREX III: Supplement I: Failure Analysis**. Gaithersburg: NIST, 19 Apr. 2012. (NIST Interagency Report 7853).

SAZONOVA, N. et al. Impact of out-of-focus blur on iris recognition. **Proceedings of SPIE**, Cardiff, v. 8029, p. 1-7, May 2011.

SHENDE, P. M.; SARODE, M. V.; GHONGE, M. M. A Survey Based on Fingerprint, Face and Iris Biometric Recognition System, Image Quality Assessment and Fake Biometric. **International Journal of Computer Science Engineering and Technology**, Tamil Nadu, v. 4, n. 4, p. 129-132, Apr. 2014.

SUTRA, G.; GARCIA-SALICETTI, S.; DORIZZI, B. The viterbi algorithm at different resolutions for enhanced iris segmentation. In: IAPR INTERNATIONAL CONFERENCE ON BIOMETRICS, 5., 2012, New Delhi. [**Proceedings...**]. [S.l.]: IEEE, 2012. p. 310-316.

SYRIS TECHNOLOGY CORP. **Technical Document About FAR, FRR and EER**. Version 1.0. Twaian, 2004.

TROKIELEWICZ, M. Iris recognition with a database of iris images obtained in visible light using smartphone camera. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON IDENTIFY, SECURITY AND BEHAVIOR ANALYSIS, 2016, Sakura Hall. [**Proceedings...**]. [S.l.]: IEEE, 2016. p. 1-6.

UMER, S.; DHARA, B. C.; CHANDA, B. Iris recognition using multiscale morphologic features. **Pattern Recognition Letters**, Amsterdam, v. 65, p. 67-74, 2015.

WILD, Peter et al. Quality-based iris segmentation-level fusion. **EURASIP Journal on Information Security**, v. 2016, n. 1, p. 25, Oct. 2016.

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

ANEXO A – Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE)

Termo de Consentimento Livre e Esclarecido - TCLE

I - TÍTULO DO TRABALHO EXPERIMENTAL:

SISTEMA INTEGRADO DE AUTENTICAÇÃO DE USUÁRIOS BASEADO NO RECONHECIMENTO BIOMÉTRICO DA ÍRIS

Pesquisadora responsável: Rodrigo Nani França

Orientador: Prof. Dr. Demóstenes Zegarra Rodrigues

Instituição/Departamento: Universidade Federal de Lavras (UFLA) / Departamento de Engenharia (DEG)

Telefone para contato: _____ / **E-mail:** _____

Local da coleta de dados: Laboratório de Processamento de Sinais e Multimídia no Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras

Prezado(a) Senhor(a):

- *Você está sendo convidado(a) a participar da pesquisa de forma totalmente voluntária da Universidade Federal de Lavras.*
- *Antes de concordar em participar desta pesquisa, é muito importante que você compreenda as informações e instruções contidas neste documento.*
- *O pesquisador deverá responder a todas as suas dúvidas antes que você decida participar.*
- *Para participar deste estudo você não terá nenhum custo, nem receberá qualquer vantagem financeira.*
- *Você tem o direito de desistir de participar da pesquisa a qualquer momento, sem nenhuma penalidade e sem perder os benefícios aos quais tenha direito, não acarretando qualquer penalidade ou modificação na forma em que é atendido pelo pesquisador.*

As informações contidas neste termo visam firmar acordo por escrito, mediante o qual o próprio sujeito objeto de pesquisa, autoriza sua participação, com pleno conhecimento da natureza dos procedimentos e riscos a que se submeterá, com capacidade de livre arbítrio e sem qualquer coação. O TCLE deve ser redigido em linguagem acessível ao voluntário de pesquisa.

II - OBJETIVOS

- Elaboração de um banco de dados de íris para o desenvolvimento de um sistema de autenticação de usuários baseado no reconhecimento biométrico da íris.

- Avaliação do impacto da qualidade da imagem da íris e a proposta de melhorias no processo de reconhecimento biométrico.

- Aplicação do sistema de autenticação de usuários a ser desenvolvido nos processos seletivos da Universidade Federal de Lavras visando aumentar a segurança nos processos seletivos.

III - JUSTIFICATIVA

O processo de reconhecimento biométrico através da íris é um dos métodos mais eficientes na atualidade. Porém, a qualidade das imagens (baixa/alta) de íris obtidas afetam diretamente todo o processo de reconhecimento. A presente pesquisa visa elaborar um banco de dados de íris e avaliar o impacto da qualidade da imagem através de métricas de qualidade em um sistema de reconhecimento e propor melhorias. Este tipo de projeto é capaz ampliar ainda mais os critérios de segurança em um sistema de autenticação, diminuindo possíveis erros de identificação e melhorando o seu desempenho. A elaboração de um banco de dados próprio tem o propósito também de testar o equipamento IriShield MK 2120U, da empresa coreana IriTech e a sua integração com o sistema a ser desenvolvido.

IV - PROCEDIMENTOS DO EXPERIMENTO

AMOSTRA

20 alunos de graduação e pós-graduação da UFLA, maiores de 18 anos. Somente poderão participar pessoas em bom estado de saúde, principalmente quanto a região ocular (área de interesse da pesquisa), não sendo permitido pessoas com qualquer sintoma atípico nesta região. (Ex: conjuntivite e/ou irritação/inflamação na região ocular).

EXAMES

A presente pesquisa envolve o preenchimento de um questionário e a aquisição de imagens da íris do voluntário (região ocular direita e esquerda) utilizando um leitor de íris modelo IriShield MK 2120U, da empresa IriTech. Os/as participantes serão convidados através de lista de e-mails, redes sociais e cartazes divulgados pela instituição para a participação no período de 10/04/2017 e 31/08/2017. O material coletado, servirá como base para a pesquisa, sendo preservada e omitida a identificação do voluntário, em caso de publicações das imagens geradas de acordo com o Termo de cessão para utilização de imagens de íris.

V - RISCOS ESPERADOS

Todos os voluntários participantes desta pesquisa, deverão ler, concordar e assinar este termo (Termo de Consentimento Livre e Esclarecido – TCLE) e o Termo de cessão para utilização de imagens de íris. No momento da aquisição das imagens o equipamento utilizado permanece a uma distância aproximadamente de 10 a 20cm dos olhos, sem qualquer tipo de contato, e emite uma luz azul e um sinal sonoro. Pessoas que possuem muita sensibilidade a este tipo de iluminação podem sentir algum tipo de desconforto. Para minimizar possíveis riscos e desconfortos, antes de iniciar a coleta dos dados com voluntário, o pesquisador irá apresentar o equipamento e a aquisição da sua própria imagem da íris (pesquisador). Somente após a simulação será realizada a captura das imagens do voluntário. Em qualquer momento os voluntários da pesquisa têm a liberdade de não participar e terem seus dados excluídos da pesquisa.

VI – BENEFÍCIOS

Pretende-se a implementação de um sistema de reconhecimento baseado na biometria da íris a ser utilizado nos processos seletivos da Universidade Federal de Lavras, ampliando ainda mais a segurança dos processos seletivos, seja no PAS (Processo de Avaliação Seriada) assim como em concursos promovidos pela instituição. Com a proposta de desenvolver uma nova técnica baseada na qualidade de imagem visando melhorar o desempenho da biometria através da íris.

VII - RETIRADA DO CONSENTIMENTO

O sujeito da pesquisa tem a liberdade de retirar seu consentimento a qualquer momento e deixar de participar do estudo, sem qualquer prejuízo ao atendimento a que está sendo ou será submetido.

VIII – CRITÉRIOS PARA SUSPENDER OU ENCERRAR A PESQUISA

Apesar de não haver previsão de riscos significativos para os participantes da pesquisa, esta será imediatamente suspensa, caso haja a detecção de riscos para os sujeitos. Tal risco será avaliado por meio dos comentários dos próprios participantes e da solicitação, por parte de quaisquer deles, para que a pesquisa seja suspensa, desde que por motivo plausível relacionado ao risco de dano ao participante da pesquisa. Além disso, nada impede que algum participante deixe de fazer parte desta, caso deseje. Não havendo motivo para interrupção, a pesquisa se encerrará com o término da coleta de dados a serem analisados, nesse caso, com os testes e implantação do sistema.

IX – PREVISÃO DE INDENIZAÇÃO E/OU REPARAÇÃO DE DANOS

Quanto aos gastos, a princípio, os convidados para a pesquisa não terão, com ela, qualquer tipo de gasto e, por isso, não há previsão de ressarcimento. Pretende-se selecionar alunos que já estejam no campus

universitário e disponíveis para a realização da pesquisa. Caso algum participante tenha algum gasto com transporte para deslocamento até o campus da Universidade Federal de Lavras, exclusivamente para a realização da pesquisa, será oferecido pelo pesquisador o reembolso de gastos com transporte público de ida e volta, com gasto previsto de R\$6,60 por sessão ou outro valor, de acordo com a localização do voluntário.

Quanto aos danos, mesmo não havendo previsão de riscos significativos para os participantes, o pesquisador assume, perante aos sujeitos da pesquisa, todos os possíveis danos decorrentes da atividade que será realizada. Esta pesquisa não prevê indenização financeira por danos, tendo em vista não oferecer riscos físicos e materiais aos seus participantes. Caso haja algum tipo de desconforto, ou seja, necessária a reparação de danos, a responsabilidade será assumida pelo pesquisador e medidas reparatórias serão tomadas, em comum acordo entre pesquisador e sujeitos da pesquisa.

X – CONSENTIMENTO PÓS-INFORMAÇÃO

PARTICIPANTE MAIOR DE IDADE

Eu _____, certifico que, tendo lido as informações acima e suficientemente esclarecido (a) de todos os itens, estou plenamente de acordo com a realização do experimento. Assim, eu autorizo a execução do trabalho de pesquisa exposto acima.

NOME (legível): _____

RG: _____ CPF: _____

ASSINATURA: _____

Lavras, ____ de _____ de 20____.

ATENÇÃO: A sua participação em qualquer tipo de pesquisa é voluntária. Em caso de dúvida quanto aos seus direitos, escreva para o Comitê de Ética em Pesquisa em seres humanos da UFLA. Endereço – Campus Universitário da UFLA, Pró-reitoria de pesquisa, COEP, caixa postal 3037. Telefone: 3829-5182.

Este termo de consentimento encontra-se impresso em duas vias, sendo que uma cópia será arquivada com o pesquisador responsável e a outra será fornecida a você.

No caso de qualquer emergência entrar em contato com o pesquisador responsável do Departamento de Engenharia – Rodrigo Nani França. Telefone de contato: _____ / E-mail: _____

TÍTULO DO TRABALHO EXPERIMENTAL:

SISTEMA INTEGRADO DE AUTENTICAÇÃO DE USUÁRIOS BASEADO NO RECONHECIMENTO BIOMÉTRICO DA ÍRIS

ANEXO B – Questionário de pesquisa

TÍTULO DO TRABALHO EXPERIMENTAL:

SISTEMA INTEGRADO DE AUTENTICAÇÃO DE USUÁRIOS BASEADO NO RECONHECIMENTO BIOMÉTRICO DA ÍRIS

XI – QUESTIONÁRIO A SER RESPONDIDO PELOS PARTICIPANTES DA PESQUISA

NOME COMPLETO:	DATA NASCIMENTO: / /
NACIONALIDADE:	
SEXO: () Masculino () Feminino	
COR DOS OLHOS: () Azuis () Negros () Verdes () Avelãs (esverdeados) () Cinzas () Vermelhos () Castanhos () Violetas () Âmbar ou mel	TONALIDADE (Olhos): () Clara () Escura () Intermediária
POSSUI ATUALMENTE ALGUM PROBLEMA DE SAÚDE: () NÃO () SIM, (<i>especifique</i>) _____	
TEVE ALGUM PROBLEMA DE SAÚDE: () NÃO () SIM, (<i>especifique</i>) _____	
POSSUI / TEVE ALGUM PROBLEMA DE VISÃO (Miopia, Daltonismo): () NÃO () SIM, (<i>especifique</i>) _____	
REALIZOU ALGUM PROCEDIMENTO CIRÚRGICO NOS OLHOS: () NÃO () SIM, (<i>especifique</i>) _____	
UTILIZA ÓCULOS? () NÃO () SIM, (<i>especifique o Grau</i>) _____	
UTILIZA LENTE DE CONTATO: (transparente, colorida) () NÃO () SIM, (<i>qual o tipo</i>) _____	

ASSINATURA: _____

Lavras, _____ de _____ de 20____

ANEXO C – Termo de Cessão para utilização de imagens da íris

TERMO DE CESSÃO PARA UTILIZAÇÃO DE IMAGENS DA ÍRIS

Eu,....., profissão , portador(a) da cédula de identidade RG nº , inscrito(a) no CPF sob o nº , residente e domiciliado(a) à , nº , bairro na cidade de , estado de , autorizo, por este instrumento, em caráter irrevogável e irretratável, o pesquisador **Rodrigo Nani França**, mestrando do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas e Automação da Universidade Federal de Lavras (UFLA), profissão **analista de tecnologia da informação**, portador da cédula de identidade RG nº _____, inscrita no CPF sob o nº _____ residente e domiciliado à **Rua** _____, bairro _____, na cidade de _____, estado de _____, a utilizar as imagens da minha íris (olhos direito e esquerdo) para a pesquisa intitulada **SISTEMA INTEGRADO DE AUTENTICAÇÃO DE USUÁRIOS BASEADO NO RECONHECIMENTO BIOMÉTRICO DA ÍRIS**, sob orientação do Prof. Demóstenes Zegarra Rodrigues, obtidas durante a aplicação da pesquisa na Ufla.

Desde que mantido o sigilo e anonimato sobre a identidade dos participantes, as imagens poderão ser utilizadas em relatórios parciais e finais de projetos, em publicações e divulgações acadêmicas, em eventos e premiações nacionais e internacionais, assim como disponibilizados no banco de dados resultante da pesquisa e na internet.

O pesquisador e seu orientador ficam autorizados a realizarem a análise, edição e montagem nas fotos, conduzindo as reproduções que entenderem necessárias, bem como a produzir os respectivos materiais, respeitando sempre os fins aqui estipulados, voltados para a pesquisa.

Por ser esta a expressão de minha vontade, nada terei a reclamar a título de direitos de produção textual e imagem.

Lavras, de de 20.....

Assinaturas:

Nome:

Telefone: (.....)

E-mail:

Rodrigo Nani França

Telefone: _____

E-mail: _____