

Estudo comparativo entre dois métodos de localização da fronteira externa da íris: um estudo de caso

Delmiro Daladier Sampaio Neto¹ e Rosalvo Ferreira Oliveira Neto¹

¹Colegiado de Engenharia de Computação
Universidade Federal do Vale do São Francisco (Univasf)
Caixa Postal 48902-300 – Juazeiro – BA – Brasil

`daladiersampaio@gmail.com, rosalvo.oliveira@univasf.edu.br`

Abstract. *One of the most critical steps in iris recognition systems is iris localization within the acquired image. This work presents a performance comparison between two methods of localization of outer boundaries of the iris applied to the database from a known benchmark. The two methods selected were: Hough Transform and Daugman's Intero-Differential Operator. The comparison performed using the stratified cross-validation process to set a confidence interval. The one-tailed paired t-test showed that there is performance difference with a confidence level of 95%.*

Resumo. *Uma das etapas mais importantes no sistema de reconhecimento por íris é a sua localização dentro da imagem. Este trabalho apresenta uma comparação de desempenho entre dois métodos de localização da fronteira externa da íris aplicado a uma base de dados de um conhecido benchmark. Os dois métodos selecionados foram: o Operador Intero-Diferencial de Daugman e a Transformada de Hough. A comparação foi realizada através do processo de validação cruzada para definição do intervalo de confiança. O teste t-Student emparelhado unicaudal mostrou que existe diferença de desempenho com um nível de confiança de 95%.*

1. Introdução

A autenticação confiável e consistente é a meta principal dos sistemas de segurança modernos. Tradicionalmente, senhas e cartões identificadores têm sido utilizados para realização desta tarefa. Segundo [O. C. Abikoye and Jimoh 2014], senhas simples podem ser descobertas por invasores, enquanto senhas complexas podem ser difíceis de recordar por parte do usuário legítimo. Cartões identificadores, por outro lado, podem ser substituídos, forjados ou roubados enfraquecendo a segurança oferecida pelo sistema [Jain and Nandakumar 2012]. Uma alternativa aos métodos tradicionais é a utilização de um sistema biométrico, que fornece uma forma automática de identificação baseado em parâmetros físicos exclusivos de cada indivíduo. A escolha dos padrões biométricos adequados para autenticação é uma etapa decisiva na implementação de um sistema de segurança. Entre os sistemas biométricos mais usados atualmente é possível destacar: impressões digitais [S. A. Sudiro and Handias 2017], padrões faciais [Y. Li and Deng 2018], e a Íris [D. Zhao and Yue 2018]. De acordo com [Daugman 2004], o reconhecimento por íris vem se tornando uma alternativa importante para cenários em que existam duas situações: 1) a aquisição da imagem é feita a uma

distância inferior à um metro; e 2) exista a necessidade de realizar buscas em bases de dados extensas.

Uma das etapas mais importantes para utilização da íris em sistemas de reconhecimento biométrico é sua localização dentro da imagem adquirida. Para o processo de identificação, apenas os padrões de textura da íris são relevantes. Desta forma, as demais regiões da imagem que não pertencem à íris devem ser eliminadas. O desafio em localizar a íris está em determinar os seus limites interno e externo, pois não existe um padrão, uma vez que estes limites são influenciados por diferenças anatômicas entre os indivíduos, iluminação, abertura da pupila, reflexão e contraste da imagem [R. Y. F. Ng and Mok 2008].

Este artigo pretende responder a seguinte pergunta de pesquisa: "Existe diferença de acurácia no sistema de reconhecimento por íris utilizando diferentes métodos de localização da sua fronteira externa?". Para responder a esta pergunta, foram selecionados dois métodos de localização: o Operador Intero-Diferencial de Daugman [Daugman 2004] e a Transformada de Hough [Duda and Hart 1972]. Estes foram aplicados nas imagens da base de dados Casia Iris-V1. A comparação foi realizada através do processo de validação cruzada estratificada, utilizando como medida de avaliação de desempenho a taxa de acerto no sistema de reconhecimento. O teste t-student emparelhado foi utilizado para averiguar se a diferença era estatisticamente significativa. O restante do trabalho está estruturado da seguinte forma: A seção 2 apresenta os conceitos básicos do reconhecimento por íris. A seção 3 descreve os métodos investigados. A seção 4 detalha a metodologia experimental adotada neste estudo. A seção 5 apresenta a configuração experimental utilizada. A seção 6 apresenta os resultados. Por fim, a seção 7 conclui este artigo.

2. Conceitos Básicos

O olho humano, externamente, é composto de várias estruturas, como a pupila, a esclera, as pálpebras, os cílios e a íris. A Figura 1 ilustra estas estruturas. A íris é uma estrutura fina, circular e colorida dos olhos humanos que controla a entrada de luz na pupila [da Costa and Gonzaga 2012]. Ela possui padrões complexos que apresentam variabilidade entre os indivíduos de uma população. De acordo com [Daugman 2004], estes padrões apresentam pequenas variações ao longo dos anos, o que torna a íris uma escolha apropriada para utilização como padrão biométrico.

A íris possui características morfológicas como listras, sardas e coronas. Coletivamente, essas características são referenciadas como textura da íris [M.Shamsi and Kenari 2009]. Esta textura é amplamente conhecida por proporcionar uma assinatura que é única para cada indivíduo.

O processo de reconhecimento através da íris é composto por cinco etapas: Localização, Normalização, Melhorias da Imagem, Extração de Características e Reconhecimento. Estas etapas serão descritas a seguir.

2.1. Localização

A etapa de localização da íris consiste em encontrar seus limites interno e externo [Daugman 2004]. O limite interno é a região de fronteira entre a pupila e a íris. O limite externo é a região de fronteira entre a esclera e a íris. A Figura 2 ilustra estes dois



Figura 1. Componentes do olho humano [Sarode and Patil 2015]

limites. Após a localização da íris na imagem, uma nova imagem é gerada contendo apenas a região de interesse (ROI) da íris.

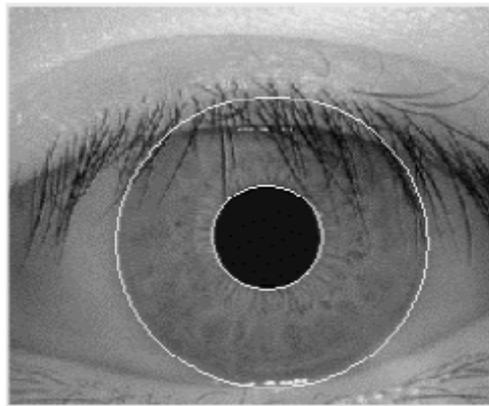


Figura 2. Limite interno e externo da íris [G. J. Mohammed and Al-Kazzaz 2009]

2.2. Normalização

Duas imagens de íris segmentadas da mesma pessoa podem ter dimensões diferentes e como consequência a comparação entre elas será inconsistente, pois características da íris em uma imagem estarão em uma localização espacial diferente na outra imagem. As diferenças de dimensões entre imagens de olhos ocorre principalmente devido ao alongamento da íris causado pela dilatação da pupila por níveis variados de iluminação. De acordo com [Daugman 2004], outras fontes podem ser: a distância da câmera, rotação da câmera, inclinação da cabeça e rotação do olho. Desta forma, é necessário padronizar a dimensão da imagem da íris segmentada de modo que duas imagens da mesma íris sob diferentes condições tenham suas características na mesma localização espacial. Esta padronização de dimensão da imagem da íris segmentada é chamada de Normalização. O método mais utilizado para normalização da íris é o modelo Rubber Sheet de Daugman [Daugman 1993]. Este método consiste em realizar uma transformação do plano cartesiano para o polar, que mapeia cada ponto da área da íris para um par de coordenadas polares (r, θ) , onde r é a diferença entre a distância do raio da pupila e o raio da íris, e θ é o ângulo variando entre 0 e 2π . A Figura 3 ilustra este método graficamente. Este método é formulado da seguinte forma:

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \Rightarrow I(r, \theta)$$

Onde

- $x(r, \theta) \Rightarrow (1-r) x_p(\theta) + r x_i(\theta)$;
- $y(r, \theta) \Rightarrow (1-r) y_p(\theta) + r y_i(\theta)$;
- x e y : representa a região da íris e as coordenadas cartesianas;
- x_p e y_p : representam as coordenadas dos limites da pupila junto a θ ;
- x_i e y_i : representam as coordenadas dos limites da íris junto a θ ;

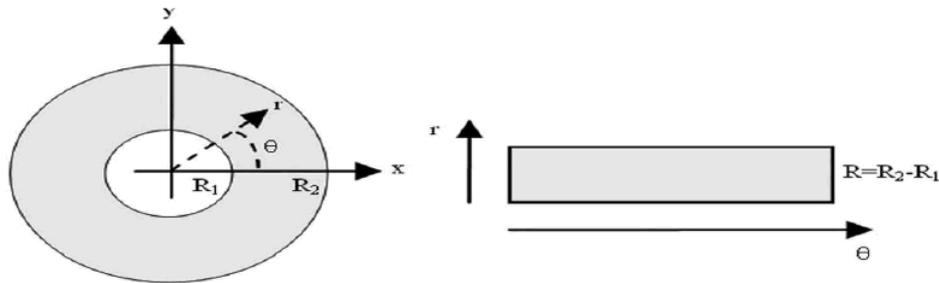


Figura 3. Processo de normalização da íris [U. Gawande and Kapur 2010]

2.3. Melhorias da imagem

Os padrões da íris podem ser afetados por variações na posição da câmera ou iluminação. Para atenuar este problema, podem ser utilizadas técnicas de processamento de imagem. Por exemplo, para o problema gerado pelo efeito da iluminação na imagem, é possível suavizar a imagem e tornar os valores de intensidade dos pixels mais uniformes utilizando a técnica de Equalização do Histograma de uma imagem [Sanpachai and Settapong 2015]. A Figura 4 ilustra o funcionamento desta técnica.

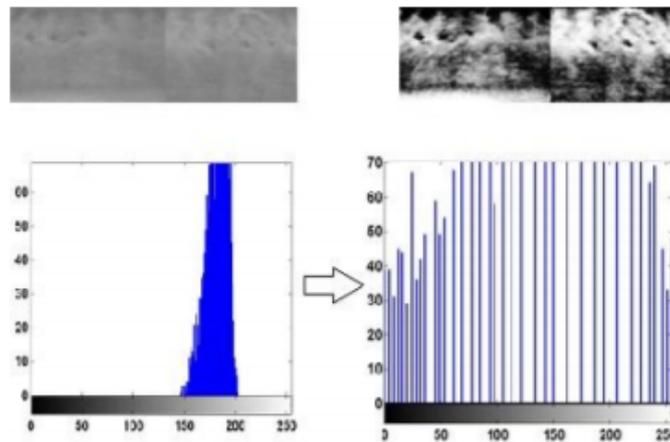


Figura 4. Exemplo de Equalização de Histograma [Buddharpawar et al. 2015]

2.4. Extração de Característica

A íris normalizada será transformada em um padrão de entrada que será utilizado na etapa de reconhecimento. A etapa consiste em transformar cada pixel em uma característica [O. C. Abikoye and Jimoh 2014]. No entanto, este processo cria um espaço de características muito grande. Desta forma, é importante que as informações mais relevantes da íris normalizada sejam extraídas, que é a tarefa de extração de características.

2.5. Reconhecimento

A última etapa é o reconhecimento da íris. Esta etapa consiste em comparar duas íris e verificar se as duas imagens pertencem a mesma pessoa. Desta forma, é calculada a similaridade entre os dois espaços de características referente a íris. Entre as métricas de similaridades mais utilizadas nesta etapa estão: a distância euclidiana e a distância hamming.

3. Métodos Investigados

Esta seção descreve os métodos de localização do limite externo da íris que foram investigados neste estudo. Os métodos selecionados foram a Transformada de Hough, que é um método amplamente utilizado para detecção de círculos [Duda and Hart 1972], e o outro método é o mais utilizado para localização do limite externo da íris [Daugman 1993], o Operador Intero-Diferencial de Daugman. Apesar de populares, não foram encontrados estudos comparando a acurácia do sistema utilizando os dois métodos durante o desenvolvimento deste trabalho.

3.1. Transformada de Hough

Paul Hough propôs a Transformada de Hough [Duda and Hart 1972]. Ela é um método para detecção de formas em imagens que podem ser parametrizadas como, por exemplo, retas, círculos e elipse. O princípio básico da Transformada de Hough é aplicar na imagem uma transformação tal que todos os pontos pertencentes a uma mesma curva sejam mapeados num único ponto de um novo espaço de parametrização da curva procurada. Inicialmente, ela foi proposta para detecção de retas. Uma reta pode ser representada por dois parâmetros (ρ, θ) como exibido na Figura 5. Onde ρ representa a distância da reta até a origem e θ representa o ângulo entre o eixo x e a reta entre origem e o ponto mais próximo da origem. Neste caso, a equação da reta é representada por $r = x \cos \theta + y \sin \theta$. Este método percorre o espaço de parâmetros, chamado de matriz acumuladora, e as retas são identificadas através de um processo de votação. O método funciona da seguinte forma: Para cada ponto (x, y) não nulo da imagem original, a matriz acumuladora será incrementada, variando θ de 0 até um valor definido pelo usuário. Desta forma, para cada ponto (x, y) , terá uma senóide no acumulador. Os pontos de máximo no acumulador correspondem às retas na imagem original. O mesmo princípio é aplicado para procura de círculo.

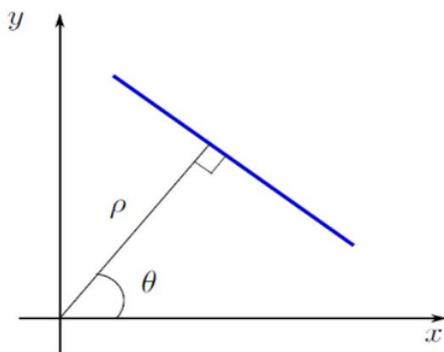


Figura 5. Espaço de parâmetros [G. J. Bergues and Flesia 2015]

3.2. Operador Intero-Diferencial de Daugman

O operador intero-diferencial de Daugman é o método mais utilizado para localização do limite externo da íris [Daugman 2004]. Ele realiza uma varredura na imagem por meio de arcos, centrados em um ponto pré-definido, à procura da diferença máxima dos valores dos pixels entre os arcos, funcionando como um detector de bordas circulares.

4. Metodologia Experimental

Para averiguar qual método de localização da fronteira externa da íris produz maior acurácia para um sistema de reconhecimento biométrico, os dois métodos foram aplicados à mesma base de dados. Esta seção descreve a metodologia experimental adotada no estudo. Primeiro, a base de dados utilizada é descrita. Em seguida, o método e a métrica de avaliação de desempenho são apresentados. Por fim, o teste de hipótese utilizado é definido.

4.1. Base de dados

A base de dados utilizada foi a CASIA Iris Image Database Version 1.0 (CASIA-IrisV1)¹. Esta base contém 756 imagens de 108 indivíduos, sendo sete imagens por indivíduo. As três primeiras imagens foram coletadas em uma sessão de fotos e as quatro últimas em uma segunda sessão.

4.2. Método e Métrica de Avaliação de Desempenho

O método de avaliação de desempenho adotado neste estudo foi a Validação Cruzada k-fold. Este método é uma forma amplamente aceita para dividir uma única amostra [A. K. Jain and Mao 2000] em k conjuntos de testes estatisticamente independentes, permitindo a construção de intervalos de confiança para a medida de desempenho utilizada como critério de avaliação. Para o estudo foi utilizado o método de Validação Cruzada com $k = 7$. A base de dados foi dividida em 7 conjuntos (folds) de mesmo tamanho contendo a imagem de índice k de cada indivíduo, assim cada fold continha 108 imagens. O treinamento foi repetido até que todos os folds fossem usados para teste, garantindo que cada imagem fosse utilizada tanto em treinamento quanto em teste. A métrica de avaliação de desempenho utilizada foi a taxa de acerto definida na equação (1).

$$Taxa\ de\ Acerto = \frac{Quantidade\ de\ imagens\ classificadas\ corretamente}{Quantidade\ total\ de\ imagens} \quad (1)$$

4.3. Teste *t-Student* emparelhado

O teste de hipótese utilizado neste estudo foi o *t-Student* emparelhado. Ele é um caso especial de teste de hipóteses que se aplica quando as observações nas duas populações de interesse são coletadas em pares, tendo cada par de observações tomado sob condições homogêneas [Montgomery and Runger 2010]. Para este estudo, a métrica de desempenho de interesse foi a diferença na média da taxa de acerto obtido pelo sistema de reconhecimento por íris utilizando cada método de localização investigado. A configuração do teste utilizada neste estudo foi:

¹<http://biometrics.idealtest.org>

- **Hipótese nula:** $\mu_1 - \mu_2 = 0$
- **Hipótese alternativa:** $\mu_1 < \mu_2$

Onde

- μ_1 representa a média da taxa de acerto utilizando o método da Transformada de Hough;
- μ_2 representa a média da taxa de acerto utilizando o método do Operador Intero-Diferencial de Daugman.

5. Configuração Experimental

Esta seção descreve a configuração experimental utilizada para realização deste estudo. O objetivo desta seção é fornecer todas as informações necessárias para replicação deste trabalho.

5.1. Localização da fronteira interna da íris

Na base de dados CASIA-IrisV1, a pupila foi substituída por uma máscara de intensidade constante, o que facilita a localização da fronteira interna da íris. A abordagem adotada neste trabalho para localização da fronteira interna consistiu em binarizar a imagem e em seguida aplicar as operações morfológicas de erosão e dilatação para destacar a região da pupila, remover reflexões e os cílios. Para identificar os pontos da fronteira entre a íris e a pupila, foi utilizada a técnica de detecção de contornos em imagens através da função `findContours` da biblioteca OpenCV. É importante destacar que a função `findContours` não consegue identificar a fronteira externa da íris, pois a diferença de intensidade dos pixels entre a esclera e a íris é baixa.

5.2. Localização da fronteira externa da íris

Os métodos de localização da fronteira externa da íris utilizados neste estudo foram: a Transformada de Hough e o Operador Intero-Diferencial de Daugman descritos na seção Métodos Investigados. Neste estudo, a Transformada de Hough foi utilizada através da função `HoughCircles` disponível na biblioteca de visão computacional OpenCV. O Operador Intero-Diferencial de Daugman não está disponível na biblioteca OpenCV, por isso ele foi implementado.

5.3. Normalização

Nesta pesquisa, foi adotada a abordagem de normalização de [Roselin and Waghmare 2013], na qual é considerada apenas a região inferior da íris, fixando uma raio referente a região inferior da íris em 32 pixels e variando o ângulo de 1 até 180 graus no modelo de rubber sheet de Daugman. Esta abordagem elimina a interferência frequente das pálpebras. Desta forma, cada imagem da íris normalizada foi representada por uma imagem retangular de 32 x 180 pixels, padronizando assim as imagens analisadas.

5.4. Melhorias da imagem

A técnica de equalização de histograma foi utilizada neste projeto para atenuar o problema de variação de iluminação no processo de captura da imagem da íris.

5.5. Extração de Característica

O espaço de característica resultante do processo de Normalização ainda é elevado, uma vez que cada imagem da íris normalizada é representada por um vetor de 5760 posições, pois cada pixel (32 x 180) da imagem normalizada é representado como uma entrada no espaço de característica. A técnica de extração de característica adotada neste estudo foi a Análise de Componentes Principais [Buddharpawar et al. 2015]. Neste estudo, foram utilizados os vinte primeiros componentes principais que capturavam 95% da variabilidade da imagem.

5.6. Reconhecimento

A distância euclidiana foi a métrica de similaridade utilizada para verificar se duas imagens de íris pertencem a mesma pessoa. Desta forma, cada íris do conjunto de teste foi associada como pertencente a pessoa com imagem de íris mais semelhante do conjunto de treinamento.

6. Resultados

As simulações foram realizadas de acordo com a metodologia experimental descrita anteriormente para cada um dos dois métodos de localização da fronteira externa da íris, resultando em sete conjuntos de testes, todos estatisticamente independentes. A Figura 6 mostra os resultados obtidos, no qual é possível perceber que o Operador Intero-Diferencial de Daugman proporcionou uma taxa de acerto superior a Transformada de Hough em seis dos sete conjuntos de testes. No outro, o resultado foi igual. A maior taxa de acerto do sistema foi de 93,5% no conjunto de teste 5 para ambos os métodos investigados. A menor taxa de acerto foi obtida no primeiro conjunto de teste com uma taxa de 81,5% para o Operador de Daugman e 78,7% para a Transformada de Hough.

A Tabela 1 exibe o resumo do resultado obtido no teste t-Student emparelhado. Uma vez que o p-value é menor que 0.05, concluímos que o Operador Intero-Diferencial de Daugman fornece resultados diferentes do método da Transformada de Hough. Especificamente, os dados indicam que o Operador de Daugman produz, em média, um maior poder discriminatório do que a Transformada de Hough com um nível de confiança de 95%.

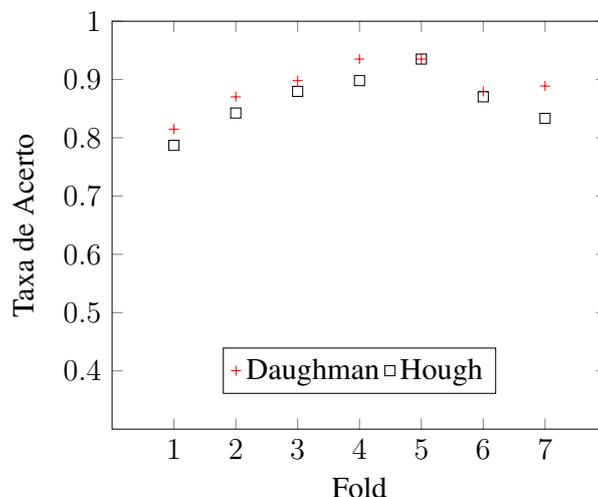
Tabela 1. Resultado do teste de hipótese.

μ_1	μ_2	$\mu_1 - \mu_2$	t	$p\text{-value}$
0,864	0,889	-0,0251	3.6382	0.01086

7. Conclusões

Este trabalho apresentou uma comparação entre dois métodos de localização da fronteira externa da íris: Transformada de Hough e Operador Intero-Diferencial de Daugman. A comparação foi realizada utilizando um banco de dados de domínio público, considerado um benchmark da área. Como metodologia experimental, foi aplicado o teste t-Student emparelhado unicaudal sobre o desempenho medido pela taxa de acerto do sistema de reconhecimento nos conjuntos de teste gerados pelo processo de validação cruzada 7 fold.

Figura 6. Taxas de acerto obtidas por cada método de localização



O estudo mostrou que o Operador Intero-Diferencial de Daugman supera de forma estatisticamente significativa em desempenho o método da Transformada de Hough com um nível de confiança de 95%.

Apesar de a Transformada de Hough proporcionar um menor poder preditivo para o sistema de reconhecimento biométrico por íris quando comparado ao Operador Intero-Diferencial de Daugman, ela pode ser uma abordagem interessante em cenários em que a diferença de 2,5% na taxa de acerto seja aceitável, pois este método apresenta alguns pontos positivos em relação ao Operador de Daugman, entre eles, podem ser destacados: disponibilidade e velocidade. Disponibilidade: este método está disponível de forma gratuita na biblioteca OpenCV. Velocidade: o tempo de execução da Transformada de Hough foi quatro vezes menor do que Operador de Daugman. A diferença no tempo de execução entre as duas abordagens pode ser justificada pelo fato de o Operador de Daugman efetuar cálculos de Integração e Convoluções que exigem mais tempo de processamento.

Referências

- A. K. Jain, R. P. W. D. and Mao, J. (2000). Statistical pattern recognition: a review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(1):4–37.
- Buddharpawar, A. S., , and Subbaraman, S. (2015). Iris recognition based on pca for person identification. *International Journal of Computer Applications*, NCESC 2015(1):9–12.
- D. Zhao, W. Luo, R. L. and Yue, L. (2018). Negative iris recognition. *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing*, 15(15):112–125.
- da Costa, R. M. and Gonzaga, A. (2012). Dynamic features for iris recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 42(4):1072–1082.
- Daugman, J. (2004). How iris recognition works. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 14(1):21–30.

- Daugman, J. G. (1993). High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(11):1148–1161.
- Duda, R. O. and Hart, P. E. (1972). Use of the hough transformation to detect lines and curves in pictures. *Commun. ACM*, 15(1):11–15.
- G. J. Bergues, L. Canali, C. S. and Flesia, A. G. (2015). Sub-pixel gray-scale hough transform for an electronic visual interface. *IEEE Latin America Transactions*, 13(9):3135–3141.
- G. J. Mohammed, H. B. R. and Al-Kazzaz, A. A. (2009). A new localization algorithm for iris recognition. *Information Technology Journal*, 8(2):226–230.
- Jain, A. K. and Nandakumar, K. (2012). Biometric authentication: System security and user privacy. *IEEE Computer*, 45(11):87–92.
- Montgomery, D. C. and Runger, G. C. (2010). *Applied statistics and probability for engineers*. John Wiley & Sons.
- M. Shamsi, P. B. Saad, S. B. I. and Kenari, A. R. (2009). Fast algorithm for iris localization using daugman circular intero-differential operator. In *International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition*, pages 1–10.
- O. C. Abikoye, J. S. Sadiku, K. S. A. and Jimoh, R. G. (2014). Iris feature extraction for personal identification using fast wavelet transform (fwt). *International Journal of Applied Information Systems*, 6(9):1–10.
- R. Y. F. Ng, Y. H. T. and Mok, K. M. (2008). A review of iris recognition algorithms. In *Proceedings of the International Symposium on Information Technology*, pages 1–7.
- Roselin, V. and Waghmare, L. M. (2013). Pupil detection and feature extraction algorithm for iris recognition. In *Proceedings of the AMO-Advanced Modeling and Optimization*, pages 1–12.
- S. A. Sudiro, I. P. Wardhani, B. A. W. and Handias, B. (2017). Fingerprint matching application using hardware based artificial neural network with matlab. In *Proceedings of the 5th International Conference on Electrical, Electronics and Information Engineering*, pages 66–77.
- Sanpachai, H. and Settapong, M. (2015). A study of image enhancement for iris recognition. *Journal of Industrial and Intelligent Information*, 3(1):61–64.
- Sarode, N. S. and Patil, A. (2015). Iris recognition using lbp with classifiers-knn and nb. *International Journal of Science and Research*, 4(1):1–10.
- U. Gawande, M. Z. and Kapur, A. (2010). Improving iris recognition accuracy by score based fusion method. *International Journal of Advancements in Technology*, 1(1):1–8.
- Y. Li, Y. Li, K. X. Q. Y. and Deng, R. H. (2018). Empirical study of face authentication systems under osnfd attacks. *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing*, 15(2):231–245.