

Iris Recognition and Classification Methods

Husni Dhiyatri Ulhaq¹, Riki Mukhaiyar^{1*}

¹ Department Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Padang, Padang, INDONESIA

*Corresponding Author email : riki.mukhaiyar@ft.unp.ac.id

Abstract

Conventional authentication methods such as passwords and Personal Identification Numbers (PINs) have proven to be vulnerable to misuse and data breaches, highlighting the urgent need for more reliable identity verification systems. Biometric-based authentication, particularly iris recognition, has emerged as a promising solution due to the unique and physiologically stable nature of iris patterns throughout a person's lifetime. However, previous studies in iris recognition have reported limited accuracy and lacked comprehensive evaluation using metrics such as Precision, Recall, and F1-Score. This study designed and implemented an iris recognition system using Gabor Wavelet as the feature extraction method combined with the K-Nearest Neighbor (K-NN) classification algorithm. The dataset was obtained from the CASIA Iris Database, consisting of 100 images covering 20 identity classes, of which 20 images were used as test data. The system pipeline comprised iris segmentation, normalization, feature extraction using Gabor Wavelet, and classification using K-NN with K=1 and Euclidean distance. System performance was evaluated using accuracy, Precision, Recall, and F1-Score metrics across multiple threshold values. The experimental results showed that the proposed system achieved an accuracy of 95%. At a threshold of 0.5, the system produced the best overall performance with a Precision of 0.90, Recall of 0.95, and F1-Score of 0.92. These findings confirmed that the combination of Gabor Wavelet and K-NN was effective for biometric-based iris recognition systems.

Keywords: Iris recognition; Gabor Wavelet; K-Nearest Neighbor; CASIA; Biometric.

1. Introduction

Kemajuan teknologi pengolahan citra digital pada era globalisasi saat ini membuka peluang untuk membangun sistem yang mampu mengenali informasi pribadi seseorang secara otomatis melalui representasi citra digital [1][2]. Perkembangan ini mengubah berbagai aspek kehidupan manusia, termasuk cara berkomunikasi dan bertransaksi secara daring. Di balik kemudahan tersebut, ancaman terhadap keamanan data pribadi terus meningkat, sehingga sistem autentikasi yang andal menjadi kebutuhan yang mendesak [3]. Metode autentikasi konvensional seperti kata sandi dan Personal Identification Number (PIN) terbukti rentan karena mudah dilupakan maupun disalahgunakan oleh pihak yang tidak bertanggung jawab [4]. Identitas pribadi merupakan suatu hal yang perlu dilindungi informasinya dan memastikan kerahasiaan informasi terjaga [5].

Merespons keterbatasan tersebut, teknologi biometrik muncul sebagai solusi alternatif yang menjanjikan. Berbeda dengan metode konvensional, biometrik bekerja berdasarkan karakteristik biologis unik pada setiap individu, seperti wajah, sidik jari, suara, maupun iris mata [6]. Di antara berbagai modalitas biometrik yang tersedia, iris mata dinilai sebagai salah satu yang paling andal. Pola iris terbentuk secara acak selama masa perkembangan janin dan tetap stabil secara fisiologis sepanjang masa hidup individu,

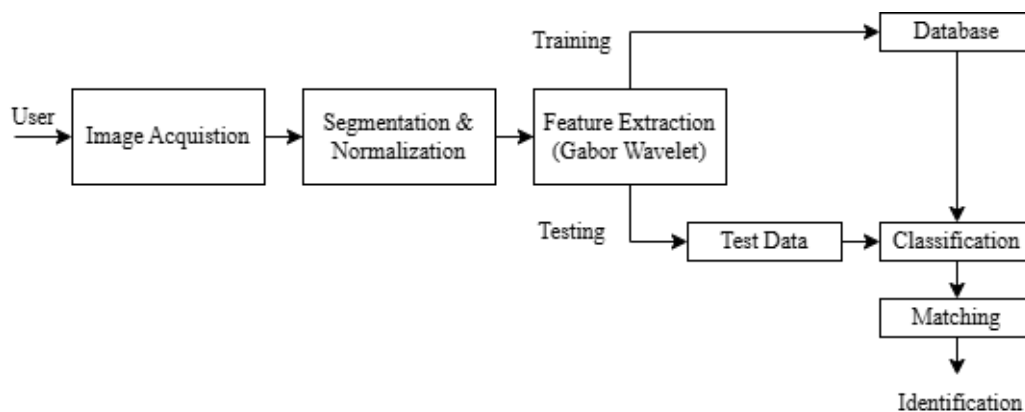
kecuali terjadi cedera atau penyakit tertentu [7]. Selain itu, iris dilindungi secara alami oleh kornea sehingga tidak mudah rusak akibat faktor eksternal. Bahkan pada kembar identik sekalipun, pola iris tetap berbeda satu sama lain [8].

Penelitian mengenai sistem pengenalan iris telah banyak dilakukan. Yuliansyah et al. [9] menggunakan metode Independent Component Analysis (ICA) dikombinasikan dengan K-Nearest Neighbor (K-NN) dan memperoleh akurasi sebesar 85,11%. Shalsabila & Mukhaiyar [4] mengembangkan sistem deteksi iris berbasis Wavelet Filter dan K-NN yang diuji pada 12 citra dengan akurasi 83%. Kurniawan et al. [10] menerapkan metode Convolutional Neural Network (CNN) pada dataset CASIA V4 dan menghasilkan akurasi sebesar 87%. Sementara itu, Pontoh et al. [11] mengimplementasikan Hough Transform untuk segmentasi dan Gabor Wavelet untuk ekstraksi fitur menggunakan database CASIA, dengan hasil pengenalan yang menunjukkan nilai galat mendekati nol untuk citra yang telah terdaftar dalam basis data. Meskipun demikian, sebagian besar penelitian tersebut belum melakukan evaluasi secara komprehensif menggunakan parameter seperti Akurasi, Precision, Recall, dan F1-Score, sehingga masih terdapat ruang untuk peningkatan dan pengkajian yang lebih mendalam.

Penelitian ini mengusulkan sistem pengenalan iris menggunakan Gabor Wavelet sebagai metode ekstraksi fitur dan K-Nearest Neighbor (K-NN) sebagai metode klasifikasi. Gabor Wavelet dipilih karena kemampuannya menganalisis pola tekstur iris secara spasial dan frekuensi secara bersamaan, sehingga menghasilkan representasi fitur yang lebih diskriminatif [12]. Ekstraksi ciri ini bertujuan untuk mendapatkan informasi penting dari tekstur citra [13]. Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh John Daugman dan telah menjadi standar dalam sistem iris recognition modern [14]. K-NN dipilih karena kesederhanaannya, kemampuannya menangani noise pada data latih, serta interpretabilitasnya yang lebih tinggi dibandingkan metode seperti Support Vector Machine (SVM) maupun Artificial Neural Network (ANN) [15]. Metode klasifikasi K-Nearest Neighbor (K-NN) bekerja dengan mengelompokkan citra berdasarkan nilai prediksi terdekat [16][17]. Sistem dibangun dan diuji menggunakan dataset CASIA Iris Database dengan evaluasi performa yang mencakup akurasi, precision, recall, dan F1-Score.

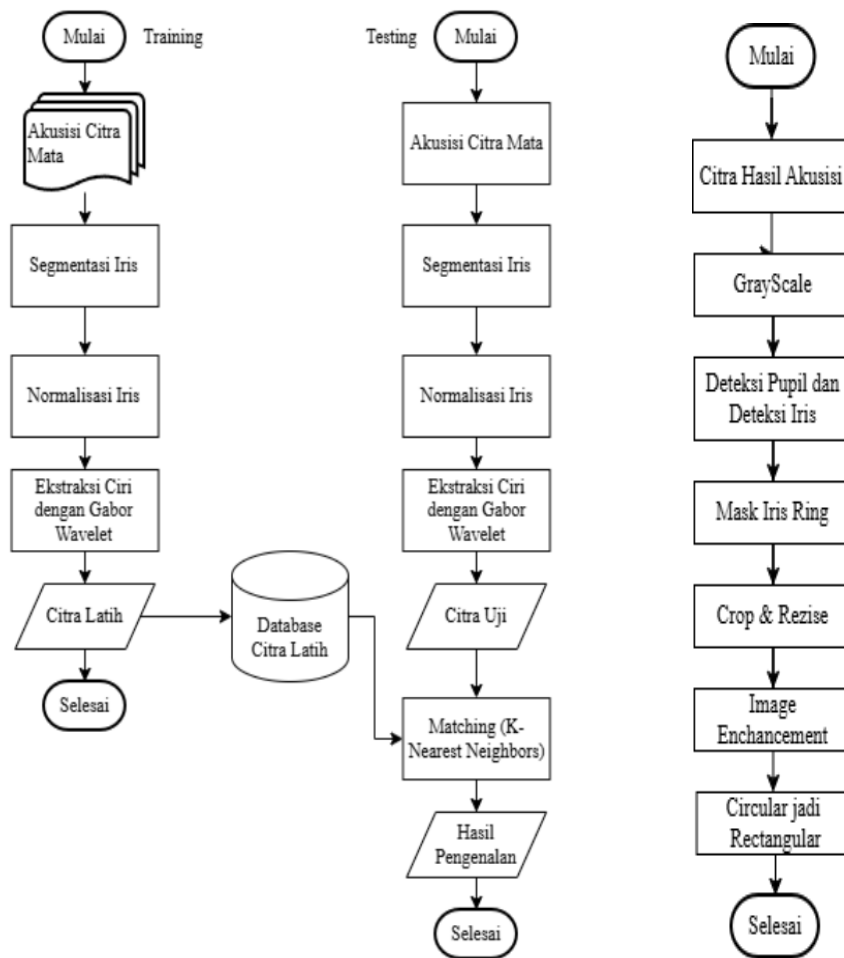
2. Material and methods

Penelitian ini merancang sistem pengenalan iris mata menggunakan metode Gabor Wavelet untuk ekstraksi fitur dan K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk klasifikasi. Alur kerja sistem secara keseluruhan digambarkan pada Gambar 1, yang mencakup tahapan image acquisition, preprocessing, segmentasi, normalisasi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi.



Gambar 1: Blok Diagram

Sistem dibagi menjadi dua jalur proses utama, yaitu proses data latih dan data uji, sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 2. Alur kerja sistem pada proses segmentasi normalisasi diilustrasikan pada Gambar 3.



Gambar 2: Flowchart pengenalan iris mata **Gambar 3: Flowchart segmentasi dan normalisasi**

Dataset

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra iris dari dataset publik CASIA Iris V4 (Chinese Academy of Sciences – Institute of Automation) dalam format grayscale dengan resolusi 640×480 piksel. Total data yang digunakan sebanyak 100 citra iris yang terdiri dari 20 kelas identitas, di mana setiap kelas diwakili oleh 5 citra. Seluruh 100 citra digunakan sebagai data latih yang tersimpan dalam database. Dari masing-masing kelas diambil satu citra sebagai data uji, sehingga total data uji yang digunakan adalah 20 citra. Data uji merupakan bagian dari data latih yang digunakan untuk mengevaluasi kemampuan sistem dalam mengenali citra iris yang telah terdaftar.

Preprocessing dan Segmentasi

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk meningkatkan kualitas citra iris sebelum diproses lebih lanjut. Selanjutnya dilakukan segmentasi untuk memisahkan area iris dari bagian lain seperti pupil dan kelopak mata, sehingga sistem dapat berfokus pada *region* iris yang relevan. Proses segmentasi menggunakan metode *Hough Transform* untuk mendeteksi batas lingkaran iris dan pupil secara otomatis.

Normalisasi

Setelah segmentasi, citra iris yang berbentuk lingkaran diubah menjadi bentuk persegi panjang (*rectangular*) menggunakan metode normalisasi *Daugman's Rubber Sheet Model*. Proses ini bertujuan agar representasi data citra yang dihasilkan konsisten dan tidak terpengaruh oleh variasi ukuran pupil maupun jarak pengambilan gambar.

Ekstraksi Fitur *Gabor Wavelet*

Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode *Gabor Wavelet*, yang mampu menganalisis pola tekstur iris secara simultan dalam domain spasial dan domain frekuensi [12]. Secara matematis, fungsi *Gabor Wavelet* dua dimensi didefinisikan sebagai berikut:

$$g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \cos\left(\frac{2\pi x'}{\lambda} + \psi\right) \quad (1)$$

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (2)$$

$$y' = x \sin \theta + y \cos \theta \quad (3)$$

Pada penelitian ini, bank *filter Gabor* dibangun menggunakan fungsi *gabor()* pada MATLAB dengan parameter panjang gelombang $\lambda = \{4, 8, 16\}$ dan orientasi $\theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$, sehingga menghasilkan 12 *filter Gabor*. Ketiga nilai λ dipilih untuk menangkap tekstur iris pada skala halus ($\lambda=4$), sedang ($\lambda=8$), dan kasar ($\lambda=16$). Parameter $\psi=0$ dan $\gamma=0,5$ menggunakan nilai *default* MATLAB. Setelah *filtering*, setiap peta respons filter dibagi menjadi 64 blok (8×8). Dari setiap blok dihitung tiga nilai statistik yaitu *mean*, standar deviasi, dan energi. Total dimensi vektor fitur yang dihasilkan adalah $12 \times 64 \times 3 = 2.304$ untuk setiap citra iris.

Klasifikasi *K-Nearest Neighbor*

Klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN), yang mengklasifikasikan data uji berdasarkan kedekatan jarak terhadap data latih yang telah tersimpan dalam database [14]. Jarak antar fitur dihitung menggunakan jarak *Euclidean*. Pada penelitian ini digunakan nilai $K=1$, dengan pertimbangan bahwa setiap kelas hanya diwakili oleh sejumlah kecil citra latih, sehingga satu tetangga terdekat sudah cukup representatif untuk menentukan kelas dari citra uji. Selain itu, penggunaan $K=1$ mempercepat proses klasifikasi karena sistem hanya perlu mencari satu data latih dengan jarak terdekat.

Metode Evaluasi

Performa sistem dievaluasi menggunakan beberapa parameter pengujian yang diturunkan dari *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan tabel yang merangkum hasil prediksi sistem dengan membandingkan label prediksi terhadap label aktual, mencakup empat nilai yaitu *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) [6]. *Confusion matrix* terlihat pada tabel 1

Tabel 1. Confusion Matrix

		Predicted Condition	
		Positive	Negative
Actual Condition	Positive Condition	True Positive (TP)	False Negative (FN)
	Negative Condition	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Akurasi sistem dihitung menggunakan persamaan berikut [4]:

$$\%Pengenalan = \frac{Citra\ yang\ dikenali}{Jumlah\ citra\ uji} \times 100\% \quad (4)$$

Precision merupakan proses evaluasi prediksi benar positif terhadap keseluruhan data oleh sistem:

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)} \quad (5)$$

Recall mengukur kemampuan sistem dalam mengenali seluruh data positif yang relevan:

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (6)$$

F1-Score merupakan perbandingan rata-rata dari *precision* dan *recall*:

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (7)$$

3. Results and discussion

Hasil Pengujian Akurasi

Pengujian akurasi dilakukan terhadap 20 citra uji yang merupakan bagian dari data yang telah terdaftar dalam database. Sistem berhasil mengenali 19 dari 20 citra uji dengan benar, sehingga akurasi sistem yang diperoleh terlihat pada tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian

No.	Kelas	Hasil Pengenalan
1	A	Unrecognized
2	B	Recognized
3	C	Recognized
4	D	Recognized
5	E	Recognized
6	F	Recognized
7	G	Recognized
8	H	Recognized
9	I	Recognized
10	J	Recognized
11	K	Recognized
12	L	Recognized
13	M	Recognized
14	N	Recognized
15	O	Recognized
16	P	Recognized
17	Q	Recognized
18	R	Recognized
19	S	Recognized
20	T	Recognized

$$\%Pengenalan = \frac{\text{Citra yang dikenali}}{\text{Jumlah citra uji}} \times 100\%$$

$$\%Pengenalan = \frac{19}{20} \times 100\%$$

$$\%Pengenalan = 95\%$$

Dari tabel 2 didapatkan akurasi iris mata yang dapat diidentifikasi dengan benar adalah 19 citra dengan banyak citra uji 20. Akurasi pengenalan yang didapatkan adalah 95%. 1 citra yang *unrecognized* merupakan citra uji yang mengalami kesalahan prediksi, penggunaan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* akan mengidentifikasi dengan citra yang memiliki nilai prediksi terdekat.

Hasil Pengujian Berdasarkan *Threshold*

Untuk mengevaluasi performa sistem secara lebih komprehensif, pengujian tambahan dilakukan menggunakan 10 citra di luar database sebagai data *impostor*, sehingga total data pengujian menjadi 30 citra. Evaluasi dilakukan pada tiga nilai *threshold* yang berbeda, yaitu (0,0) (0,5) dan (1,0). Hasil pengujian *confusion matrix* pada setiap *threshold* disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil *Confusion Matrix* Berdasarkan *Threshold*

Threshold	FP	TN	FN	TP
0,0	10	0	0	20
0,5	2	8	1	19
1,0	0	10	4	16

Hasil *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*

Berdasarkan nilai *confusion matrix* pada setiap *threshold*, dihitung nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* sebagaimana disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil *Precision*, *Recall*, *F1-Score* Berdasarkan *Threshold*

Threshold	Precision	Recall	F1-Score
0,0	0,66	1	0,79
0,5	0,90	0,95	0,92
1,0	1	0,8	0,88

Hasil pada Tabel 3 memperlihatkan adanya *trade-off* antara *precision* dan *recall* seiring perubahan nilai *threshold*. Pada *threshold* 0,0, nilai *recall* mencapai 1,00 karena sistem menerima semua citra tanpa terkecuali, namun *precision* hanya sebesar 0,66 karena banyak data *impostor* yang ikut diterima. Pada *threshold* 1,0, *precision* mencapai nilai sempurna 1,00 karena tidak ada data *impostor* yang lolos, namun *recall* turun menjadi 0,80 akibat meningkatnya penolakan terhadap pengguna sah.

Threshold 0,5 menghasilkan nilai *F1-Score* tertinggi sebesar 0,92, yang menunjukkan keseimbangan terbaik antara *precision* (0,90) dan *recall* (0,95). Oleh karena itu, *threshold* 0,5 dapat dianggap sebagai nilai *threshold* optimal untuk sistem pengenalan iris yang dibangun dalam penelitian ini, karena mampu mempertahankan akurasi pengenalan yang tinggi sekaligus meminimalkan kesalahan penerimaan data *impostor*.

Perbandingan dengan Penelitian Relevan

Untuk mengetahui kontribusi penelitian ini secara lebih objektif, hasil yang diperoleh dibandingkan dengan beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan pendekatan serupa dalam sistem pengenalan iris. Perbandingan tersebut disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Perbandingan dengan Penelitian Relevan

Penelitian	Metode Ekstraksi Filter	Metode Klasifikasi	Dataset	Akurasi
Yuliansyah et al. [9]	ICA	K-NN	-	85,11%
Shalsabila & Mukhaiyar [4]	Wavelet Filter	K-NN	-	83%
Kurniawan et al. [10]	CNN	-	CASIA V4	87%
Penelitian ini	Gabor Wavelet	K-NN	CASIA V4	95%

Berdasarkan Tabel 5, sistem yang diusulkan dalam penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 95%, yang melampaui hasil yang dicapai oleh penelitian-penelitian sebelumnya. Dibandingkan dengan Yuliansyah et al.[9] yang menggunakan metode ICA dan K-NN dengan akurasi 85,11%, penelitian ini menunjukkan peningkatan sebesar 9,89%. Hal ini mengindikasikan bahwa Gabor Wavelet lebih unggul dibandingkan ICA dalam merepresentasikan pola tekstur iris, karena Gabor Wavelet mampu menganalisis karakteristik iris secara spasial dan frekuensi secara bersamaan. Sementara itu, Shalsabila & Mukhaiyar [4] yang menggunakan Wavelet Filter dan K-NN hanya memperoleh akurasi 83%, lebih rendah 12% dibandingkan penelitian ini.

Perbedaan ini menunjukkan bahwa penggunaan bank filter Gabor dengan kombinasi skala dan orientasi yang bervariasi menghasilkan representasi fitur yang lebih diskriminatif dibandingkan Wavelet Filter. Dibandingkan dengan pendekatan berbasis deep learning seperti CNN yang digunakan oleh Kurniawan et al. [10] dengan akurasi 87%, penelitian ini tetap mampu menghasilkan performa yang lebih baik meskipun menggunakan metode klasifikasi yang lebih sederhana. Hal ini membuktikan bahwa kombinasi Gabor Wavelet dan K-NN merupakan pendekatan yang efisien dan efektif untuk sistem pengenalan iris, terutama pada kondisi dataset yang terbatas.

4. Conclusion

Penelitian ini telah berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem pengenalan iris mata menggunakan metode Gabor Wavelet sebagai ekstraksi fitur dan K-Nearest Neighbor (K-NN) sebagai metode klasifikasi. Pengujian dilakukan menggunakan dataset CASIA Iris V4 dengan total 100 citra latih dari 20 kelas identitas dan 20 citra uji. Sistem yang dibangun mampu menghasilkan akurasi sebesar 95%, yang menunjukkan bahwa kombinasi Gabor Wavelet dan K-NN efektif digunakan dalam sistem pengenalan iris berbasis biometrik.

Evaluasi berbasis threshold menunjukkan bahwa nilai threshold berpengaruh signifikan terhadap performa sistem. Threshold 0,5 terbukti menghasilkan performa terbaik dengan nilai F1-Score sebesar 0,92, Precision sebesar 0,90, dan Recall sebesar 0,95, sehingga threshold tersebut dapat dijadikan nilai optimal dalam implementasi sistem ini. Semakin tinggi nilai threshold, sistem cenderung lebih selektif sehingga precision meningkat namun recall menurun, dan sebaliknya.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa Gabor Wavelet mampu merepresentasikan pola tekstur iris secara diskriminatif melalui analisis spasial dan frekuensi secara bersamaan, sehingga menghasilkan vektor fitur yang efektif untuk proses klasifikasi. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menguji sistem pada dataset yang lebih besar dan beragam, serta mengeksplorasi kombinasi metode ekstraksi fitur lain guna meningkatkan performa sistem lebih lanjut.

References

- [1] D. Frenza and R. Mukhaiyar, "Aplikasi Pengenalan Wajah dengan Metode Adaptive Resonance Theory (ART)," *Journal of Multidisciplinary Research and Development*, vol. 3, no. 3, pp. 147–153, 2021, doi: 10.38035/rrj.v3i3.392.
- [2] R. Mukhaiyar and R. Safitri, "Implementation of artificial neural network: Back propagation method on face recognition system," *2019 16th International Conference on Quality in Research, QIR 2019 - International Symposium on Electrical and Computer Engineering*, pp. 1–5, 2019, doi: 10.1109/QIR.2019.8898276.
- [3] M. Juliani, "Keamanan Data Pribadi di Era Digital: Tanggung Jawab Siapa," *Jurnal Intelek Insan Cendikia*, vol. 3, no. 4, pp. 2793–2801, 2026.
- [4] A. Shalsabila and R. Mukhaiyar, "Perancangan Alat Pendeteksi Iris Mata Menggunakan Metode Wavelet Filter," *JTEV (Jurnal Teknik Elektro dan Vokasional)*, vol. 8, no. 2, p. 433, 2022, doi: 10.24036/jtev.v8i2.118360.
- [5] R. Mukhaiyar, "Analysis of Galton-Henry classification method for fingerprint database FVC 2002 and 2004," *International Journal of GEOMATE*, vol. 13, no. 40, pp. 118–123, 2017, doi: 10.21660/2017.40.92748.
- [6] F. E. Alfian, G. Pasek, S. Wijaya, and F. Bimantoro, "Identifikasi Iris Mata Menggunakan Metode Wavelet Daubechies dan K-Nearest Neighbor," *JTIKA*, vol. 2, no. 1, pp. 1–10, 2020.
- [7] S. Bhatt, J. S. Sehrawat, and V. Gupta, "A systematic review of iris biometrics in forensic science: applications and challenges," *Egypt. J. Forensic Sci.*, vol. 15, no. 1, Dec. 2025, doi: 10.1186/s41935-025-00431-7.
- [8] S. Kumari, A. Bhatanagar, A. Agarwal, A. Kakkar, and N. Gupta, "Decoding The Twin Code: Exploring Multimodal Biometrics in Identical Twin Differentiation- A Systematic Review," *J. Neonatal Surg.*, vol. 14, no. 8, pp. 980–989, 2025.
- [9] E. Yuliansyah, I. R. Magdalena, and Estanto, "Sistem Identifikasi Iris Mata Dengan Metode Independent Component Analysis dan Klasifikasi K-Nearest Neighbor," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 4, no. 2, pp. 1810–1815, 2017.
- [10] A. F. Kurniawan, R. Wulanningrum, and D. Swanjaya, "Pengenalan Iris Mata Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *Seminar Nasional Inovasi Teknologi*, pp. 344–349, 2021.
- [11] F. J. Pontoh, F. Xaverius Senduk, and I. E. G. Pondaag, "Aplikasi Pengenalan Iris Mata Menggunakan Metode Hough Transform Dan Gabor Wavelet," *Jurnal Ilmiah Informatika*, vol. 9, no. 02, pp. 105–109, 2021, doi: 10.33884/jif.v9i02.4205.
- [12] Al-Waisy, H. J. Mohammed, S. Al-Fahdawi, et al., "A proposed biometric authentication hybrid approach using Iris recognition for improving cloud security," *Heliyon*, vol. 10, no. 16, e36390, 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e36390.
- [13] S. Serte and H. Demirel, "Gabor wavelet-based deep learning for skin lesion classification," *Comput. Biol.Med.*, vol. 113, 2019, doi: 10.1016/j.compbimed.2019.103423.
- [14] R. Mohammed, S. U. Ahsaan, and H. Kaur, "Iris Recognition based Biometric identification using Neural Networks," 2021, doi: 10.4108/eai.27-2-2020.2303175.
- [15] G. Sugisandhea and T. Handhayani, "Perbandingan Kinerja Knn, Svm, Dan Ann Untuk Memprediksi Level Obesitas," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, vol. 13, no. 2, 2024, doi: 10.24912/jiksi.v13i2.34306.
- [16] D. Yunita, "Perbandingan Algoritma K-Nearest Neighbor dan Decision Tree untuk Penentuan Risiko Kredit Kepemilikan Mobil," *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 2, no. 2, p. 103, 2017, doi: 10.32493/informatika.v2i2.1512.
- [17] K. K. Purnamasari and N. I. Widiastuti, "Perbandingan Algoritma K-Means Dan K-Nearest Neighbors Pada Sistem Peringkasan Otomatis," *Komputa J. Ilm. Komput. dan Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 57–66, 2017, doi: 10.34010/komputa.v6i2.2478.