

Fingerprint Identification System using Hong Approach

Foni Aysah¹, Riki Mukhaiyar^{1*}

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

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

Abstract

Fingerprint recognition has been widely adopted as a biometric authentication method because it offers a unique and reliable means of verifying identity. However, the accuracy of fingerprint recognition systems depended on the quality of the acquired images, which were often affected by noise, low contrast, and unclear ridge-valley patterns that hindered minutiae extraction. This study addressed that problem by applying the Hong method, which enhanced fingerprint images through normalization, ridge orientation estimation, ridge frequency estimation, and Gabor filtering, prior to minutiae extraction and template matching. The method was implemented in MATLAB R2023b and tested on grayscale fingerprint images from the SOCOFing dataset. Testing was conducted on ten classes of fingerprint data, with recognition accuracy evaluated through identity matching and further assessed using a confusion matrix built from twenty test images, consisting of ten registered and ten unregistered users, across four threshold values. The results showed that the Hong method achieved a recognition accuracy of only 10%, even though eight of ten test images were classified as recognized based on similarity scores exceeding the threshold, indicating that the system was prone to false acceptance at lower thresholds. Analysis of the False Acceptance Rate and False Rejection Rate revealed a trade-off, with the Equal Error Rate occurring at a threshold of 0.5495 and a value of 0.4367. These findings indicated that although the Hong method improved fingerprint image quality, the overall identification performance remained low, and careful threshold selection was required to balance false acceptance and false rejection in fingerprint authentication systems.

Keywords: Fingerprint Identification; Hong Method; Image Recognition; Biometric; SOCOFing Dataset.

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 berinteraksi secara *daring*. Di balik kemudahan tersebut, ancaman terhadap keamanan data pribadi terus meningkat sehingga sistem autentifikasi yang andal menjadi kebutuhan yang mendesak [3]. Metode autentifikasi konvensional seperti kata sandi dan *Personal Identification Number* (PIN) terbukti rentan karena mudah dilupakan, dicuri, maupun disalahgunakan oleh pihak yang tidak bertanggung jawab [4]. Identitas pribadi merupakan suatu hal yang perlu dilindungi informasinya dan memastikan kerahasiaan informasi terjaga [5]. Salah satu pendekatan untuk melindungi keamanan data biometrik adalah dengan memanfaatkan data yang telah ditransformasikan atau didistorsi telah disusupi, data dapat dibuang dan digantikan tanpa mengorbankan keaslian sidik jari pengguna [6].

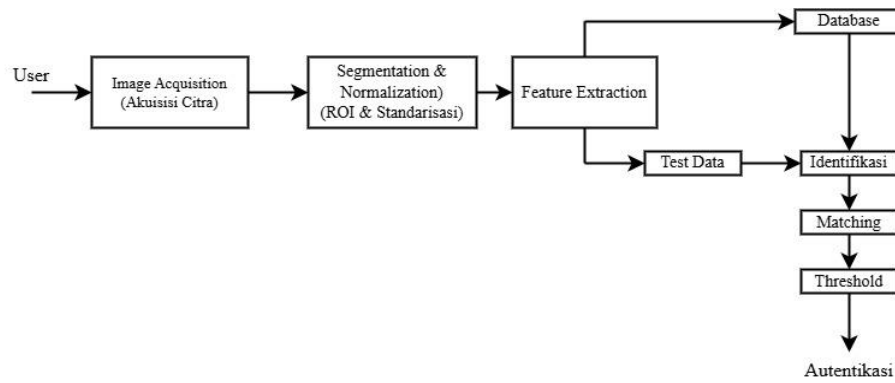
Merespons keterbatasan tersebut, teknologi biometrik muncul sebagai solusi alternatif yang menjanjikan. Berbeda dengan metode konvensional, biometrik bekerja berdasarkan karakteristik biologis yang unik pada setiap individu, seperti wajah, sidik jari, suara, maupun iris mata [7]. Di antara berbagai modalitas biometrik yang tersedia, sidik jari dinilai sebagai salah satu yang paling banyak digunakan karena memiliki sifat unik, permanen, mudah diperoleh, serta memberikan tingkat akurasi yang tinggi dalam proses identifikasi maupun autentifikasi [8]. Setiap orang memiliki pola *ridge* dan *valley* yang berbeda, sehingga sidik jari dapat digunakan sebagai bukti diri yang andal. Selain itu, sidik jari relatif stabil sepanjang hidup individu dan proses akuisisinya tidak memerlukan perangkat rumit dibandingkan modalitas biometrik lain seperti iris mata, sehingga banyak diterapkan pada sistem kontrol akses, absensi elektronik, fitur perangkat bergerak, hingga autentikasi digital [9].

Meskipun demikian, keberhasilan sistem identifikasi sidik jari dipengaruhi oleh kualitas citra yang digunakan. Citra sidik jari yang mengandung *noise*, kontras yang rendah, maupun pola *ridge-valley* yang tidak jelas dapat menurunkan kualitas fitur *minutiae* yang diekstraksi, sehingga meningkatkan resiko kesalahan pencocokan identitas [10]. Salah satu penelitian mengkaji peningkatan kualitas citra sidik jari menggunakan metode berbasis orientasi *ridge* dan menunjukkan bahwa proses *fingerprint enhancement* mampu memperjelas pola *ridge-valley* serta mengurangi pengaruh *noise*, sehingga kualitas citra menjadi lebih baik untuk proses ekstraksi fitur dan pencocokan [11]. Penelitian lain secara khusus mengkaji metode Hong yang bekerja melalui tahapan normalisasi citra, estimasi orientasi *ridge*, estimasi frekuensi *ridge*, dan *enhancement* menggunakan *Gabor filter*, dan menemukan bahwa metode ini mampu meningkatkan kualitas citra sidik jari secara signifikan sekaligus mempertahankan ciri utama pola sidik jari, sehingga banyak digunakan sebagai tahap *preprocessing* pada sistem autentikasi biometrik [12]. Penelitian tersebut juga menunjukkan bahwa metode Hong menghasilkan proses ekstraksi fitur yang lebih akurat dibandingkan citra tanpa proses *enhancement* [13].

Untuk pengujian dan pengembangan sistem, dataset SOCOFing (*Sokoto Coventry Fingerprint Dataset*) banyak digunakan dalam penelitian biometrik karena menyediakan citra sidik jari asli maupun hasil alterasi dengan variasi yang beragam, sehingga sesuai digunakan untuk mengevaluasi metode pengolahan citra dan pengenalan pola sidik jari [13], [14]. Namun demikian, sebagian besar penelitian terdahulu mengenai metode Hong masih berfokus pada aspek peningkatan kualitas citra visual, dan belum mengevaluasi secara komprehensif dampaknya terhadap kinerja identifikasi pada tingkat identitas menggunakan dataset SOCOFing, khususnya dengan mengukur akurasi pengenalan, hasil *confusion matrix*, *False Acceptance Rate* (FAR), *False Rejection Rate* (FRR), serta *Equal Error Rate* (EER) secara bersamaan. Kondisi ini menunjukkan masih terdapat ruang untuk pengkajian yang lebih mendalam.

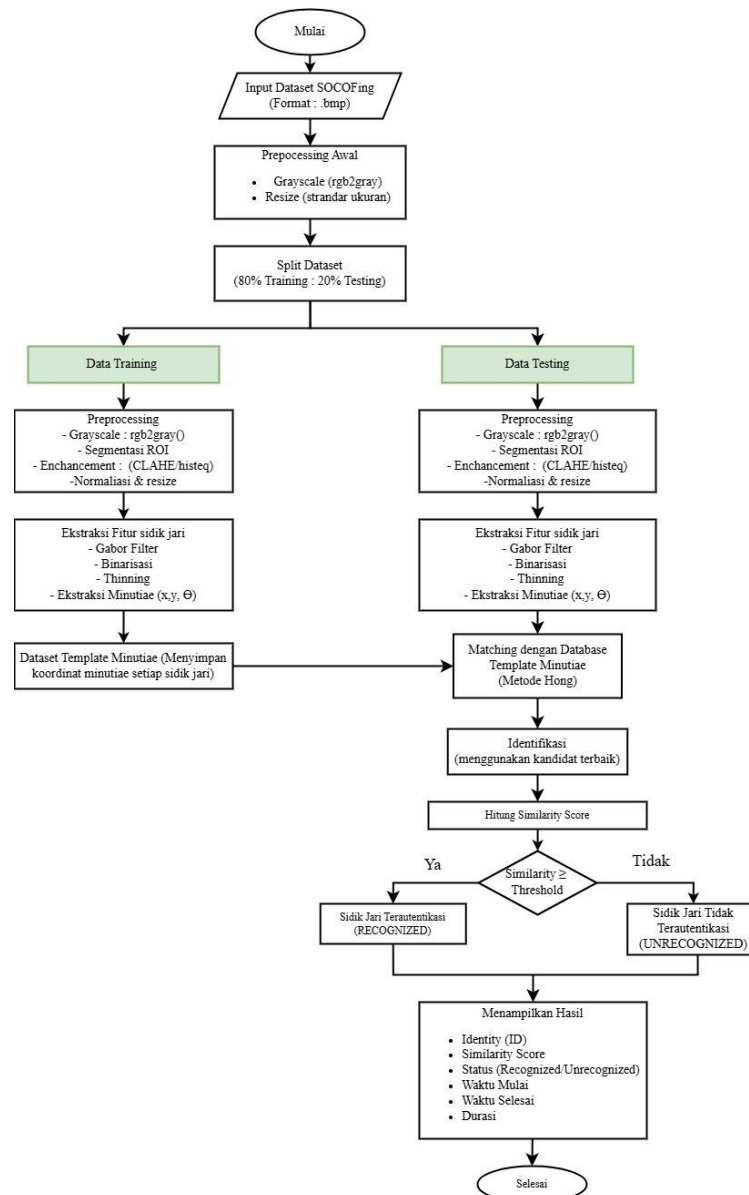
2. Material and methods

Penelitian ini merancang sistem identifikasi sidik jari menggunakan metode Hong untuk peningkatan kualitas citra (*image enhancement*) dan ekstraksi fitur *minutiae*. Alur kerja sistem secara keseluruhan digambarkan pada Gambar 1, yang mencakup tahapan *image acquisition*, *preprocessing*, normalisasi citra, estimasi orientasi *ridge*, estimasi frekuensi *ridge*, *enhancement* menggunakan *Gabor filter*, ekstraksi fitur *minutiae*, hingga proses pencocokan (*matching*).



Gambar 1: Blok Diagram Pengujian Identifikasi Sidik Jari

Sistem dibagi menjadi dua jalur utama, yaitu proses data latih dan data uji, sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 2. Alur kerja sistem pada proses identifikasi sidik jari menggunakan metode Hong.



Gambar 2: Flowchart identifikasi sidik jari menggunakan metode Hong

Dataset

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra sidik jari dari dataset publik SOCOFing (*Sokoto Coventry Fingerprint Dataset*) dalam format *grayscale* (.bmp) dengan resolusi 96×103 piksel. Total data yang digunakan sebanyak 100 citra sidik jari yang terdiri dari 10 kelas identitas, dimana setiap kelas diwakili oleh 10 citra. Seluruh citra yang 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 10 citra. Data uji merupakan bagian dari data latih yang digunakan untuk mengevaluasi kemampuan sistem dalam mengenali citra sidik jari yang telah terdaftar.

Preprocessing dan segmentasi

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk meningkatkan kualitas citra sidik jari sebelum masuk ke proses ekstraksi fitur. Citra sidik jari dari dataset SOCOFing yang berformat .bmp terlebih dahulu dikonversi menjadi citra *grayscale* untuk menyederhanakan representasi piksel, kemudian dilakukan *resize* agar seluruh citra memiliki ukuran yang seragam, yaitu 96×103 piksel. Selanjutnya, dilakukan proses *segmentation* untuk memisahkan area sidik jari (*Region of Interest/ROI*) dari latar belakang citra, sehingga sistem dapat fokus memproses bagian citra yang mengandung informasi pola *ridge* dan *valley* yang relevan, tanpa terpengaruh oleh *noise* pada area di luar sidik jari. Proses segmentasi ini penting karena citra sidik jari hasil pemindaian umumnya tidak hanya berisi pola sidik jari, tetapi juga darau disekitarnya sebagai latar belakang [15]

Normalisasi

Setelah tahap *preprocessing* dan segmentasi, citra sidik jari dinormalisasi untuk menyeragamkan nilai rata-rata dan variansi intensitas piksel, sehingga perbedaan pencahayaan maupun tekanan jari saat akuisisi tidak mempengaruhi hasil ekstraksi fitur. Hasil normalisasi kemudian digunakan untuk estimasi orientasi dan frekuensi *ridge*, yang menjadi dasar bagi proses *enhancement* menggunakan *Gabor filter* guna memperjelas pola *ridge-valley* dan menekan *noise*.

Feature Extraction

Tahap ekstraksi fitur pada metode Hong dilakukan melalui serangkaian proses lanjutan setelah citra ditingkatkan kualitasnya menggunakan *Gabor filter*, yaitu binarisasi dan *thinning*. Proses binarisasi mengubah citra *grayscale* hasil *enhancement* menjadi citra niner (hitam-putih) untuk mempertegas pola *ridge*, sedangkan proses *thinning* menipiskan garis *ridge* hingga memiliki ketebalan satu piksel agar titik-titik karakteristik dapat diidentifikasi secara presisi. Dari citra tersebut diekstraksi fitur *minutiae* berupa *ridge ending* (titik akhir garis *ridge*) dan *bifurcation* (titik percabangan *ridge* menjadi dua), yang direpresentasikan dalam bentuk koordinat (x,y) beserta sudut orientasinya sebagai *template* sidik jari.

Classification (Matching)

Template minutiae citra uji dibandingkan dengan *template* pada basis data untuk menghitung *similarity score*. Sidik jari dinyatakan *recognized* apabila *similarity score* memenuhi nilai *threshold* yang ditentukan, dan *unrecognized* jika tidak. Hasilnya dievaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk memperoleh akurasi, FAR, FRR, dan EER sebagai indikator kinerja sistem [16].

Metode Evaluasi

Performa sistem dievaluasi memakai 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), *Flase Positive* (FP), dan *Flase Negative* (FN) [17]. *Confusion matrix* terlihat pada Tabel 1.

Table 1: Confusion Matrix

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

Berdasarkan nilai TP, TN, FP, dan FN pada Tabel 1, dilakukan perhitungan terhadap parameter *False Acceptance Rate* (FAR) dan *False Rejection Rate* (FRR). FAR menunjukkan tingkat kesalahan sistem dalam menerima pengguna yang seharusnya ditolak, sedangkan FRR menunjukkan tingkat kesalahan sistem dalam menolak pengguna yang seharusnya diterima [17]. Kedua parameter tersebut dihitung menggunakan persamaan (1) dan persamaan (2)

$$FAR = \frac{FP}{FP+TN} \quad (1)$$

$$FRR = \frac{FN}{FN+TP} \quad (2)$$

Akurasi sistem dihitung menggunakan persamaan berikut (3):

$$\% \text{ Akurasi} = \frac{\text{Citra yang dikenal}}{\text{jumlah citra uji}} \times 100\% \quad (3)$$

3. Results and discussion

Hasil Pengujian Akurasi

Pengujian akurasi dilakukan terhadap 10 citra uji yang merupakan bagian dari data yang telah terdaftar dalam database. Sistem berhasil mengenali 8 dari 10 citra uji yang benar berdasarkan *threshold*, sedangkan 1 dari 10 data uji yang benar berdasarkan identity prediksi, sehingga akurasi sistem yang diperoleh terlihat pada Tabel 2.

Table 2: Hasil Pengujian

No	Kelas	Identity Prediksi	Similarity (%)	Status	Durasi (detik)
1	1	9	52.63	RECOGNIZED	0.8026
2	2	3	60.87	RECOGNIZED	0.6081
3	3	5	44.44	UNRECOGNIZED	0.6985
4	4	7	55.32	RECOGNIZED	0.6167
5	5	4	50.00	RECOGNIZED	0.6093
6	6	6	57.89	RECOGNIZED	0.6253
7	7	1	57.14	RECOGNIZED	0.5829
8	8	2	66.67	RECOGNIZED	0.6088
9	9	8	40.00	UNRECOGNIZED	0.5097
10	10	4	68.57	RECOGNIZED	0.5516

Table 3: Hasil Perbandingan nilai akurasi

Akurasi berdasarkan Prediksi kelas	Akurasi berdasarkan Status
$\% \text{ Akurasi} = \frac{\text{Citra yang dikenali}}{\text{jumlah citra uji}} \times 100\%$	$\% \text{ Akurasi} = \frac{\text{Citra yang dikenali}}{\text{jumlah citra uji}} \times 100\%$
$\% \text{ Akurasi} = \frac{1}{10} \times 100\%$	$\% \text{ Akurasi} = \frac{8}{10} \times 100\%$
$\% \text{ Akurasi} = 10\%$	$\% \text{ Akurasi} = 80\%$

Dari Tabel 2, diperoleh hasil perhitungan akurasi sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 3, yaitu akurasi berdasarkan prediksi kelas sebesar 10% (1 dari 10 citra uji dikenali dengan identitas yang benar), dan akurasi berdasarkan status sebesar 80% (8 dari 10 citra uji dinyatakan *recognized*).

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 *confusion matrix* menjadi 20 citra, terdiri dari 10 citra terdaftar. Evaluasi dilakukan pada empat nilai *threshold* yang berbeda, yaitu 0.40, 0.50, 0.60, dan 0.70. hasil pengujian *confusion matrix* pada setiap *threshold* disajikan pada Tabel 4.

Table 4: Hasil *Confusion Matrix* Berdasarkan *Threshold*

Threshold	FP	TN	FN	TP
0.40	10	0	0	10
0.50	8	2	2	8
0.60	1	9	7	3
0.70	0	10	10	0

Hasil FAR dan FRR

Berdasarkan nilai *confusion matrix* pada setiap *threshold*, dihitung nilai FAR dan FRR sebagaimana disajikan pada Tabel 5.

Table 5: Hasil FAR dan FRR Berdasarkan *Threshold*

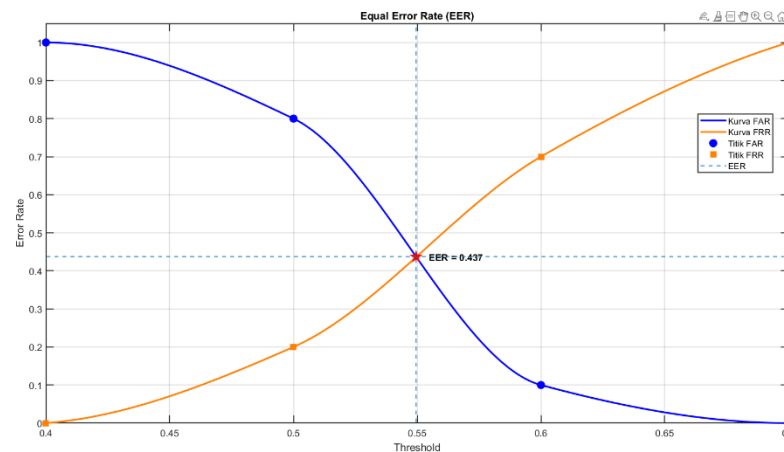
Threshold	FAR	FRR
0.40	1	0
0.50	0.8	0.2
0.60	0.1	0.7
0.70	0	1

Hasil pada Tabel 5, memperlihatkan adanya *trade-off* anatar FAR dan FRR seiring perubahan nilai *threshold*. Pada *threshold* 0.40 nilai FAR mencapai 1.00 karena sistem menerima seluruh data, termasuk data *impostor* yang tidak terdaftar, namun FRR bernilai 0 karena tidak ada pengguna terdaftar yang ditolak. Sebaliknya, pada *threshold* 0.70, nilai FAR turun menjadi 0 karena tidak ada data *impostor* yang lolos, namun FRR meningkat menjadi 1.00 akibat seluruh pengguna terdaftar justru ikut ditolak oleh sistem.

Threshold 0.60 menghasilkan nilai FAR terendah setelah *threshold* 0.70, yaitu sebesar 0.1, dengan FRR sebesar 0.70, yang menunjukkan keseimbangan terbaik antara tingkat penerimaan pengguna tidak sah (FAR rendah) dan penolakan pengguna sah (FRR relatif terkendali) dibandingkan dengan *threshold* lainnya. Oleh karena itu, *threshold* 0.600 dapat dianggap sebagai nilai *threshold* yang lebih optimal untuk sistem identifikasi sidik jari menggunakan metode Hong dalam penelitian ini, karena mampu meminimalkan kesalahan penerima data *impostor* (*false acceptance*) meskipun harus mengorbankan sebagian tingkat penerimaan pengguna yang sah.

Equal Error Rate (EER)

Berdasarkan nilai FAR dan FRR pada Tabel 5, selanjutnya dicari titik keseimbangan antara kedua nilai tersebut untuk memperoleh *Equal Error Rate* (EER). Hubungan antara kurva FAR dan FRR terhadap variasi nilai *threshold* ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3: Kurva EER

Gambar 2, menunjukkan kurva FAR dan FRR terhadap variasi nilai *threshold* pada sistem identifikasi sidik jari menggunakan metode Hong. Kurva FAR (biru) menurun secara konsisten seiring meningkatnya *threshold*, sedangkan kurva FRR (orange) menunjukkan tren sebaliknya, yaitu meningkat seiring naiknya *threshold*. Kedua kurva ini berpotongan pada *threshold* 0.55 menghasilkan nilai EER sebesar 0.437. Nilai EER ini dijadikan indikator tunggal untuk menggambarkan tingkat kesalahan sistem identifikasi sidik jari menggunakan metode Hong secara keseluruhan, sedangkan nilai *threshold* menjadi parameter tambahan yang menentukan batas toleransi sistem dalam menerima keaslian sidik jari [18].

4. Conclusion

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode Hong mampu meningkatkan kualitas citra sidik jari melalui tahapan normalisasi, estimasi orientasi dan frekuensi *ridge*, serta *enhancement* menggunakan *Gabor filter*, namun peningkatan kualitas citra tersebut belum sepenuhnya berbanding lurus dengan ketepatan identifikasi identitas. Hal ini terlihat dari kesenjangan antara akurasi berdasarkan status penerimaan (*recognized*) sebesar 80% dan akurasi berdasarkan kesesuaian identitas yang hanya 10%, yang menunjukkan bahwa *score similarity* yang melebihi ambang batas tidak selalu menunjukkan kesesuaian identitas yang benar. Analisis *trade-off* antara *False Acceptance Rate* (FAR) dan *False Rejection Rate* (FRR) turut memperkuat temuan ini, dimana *Equal Error Rate* (EER) sebesar 0.437 pada *threshold* sekitar 0.55 menunjukkan bahwa sistem masih mengalami tingkat kesalahan yang cukup tinggi dalam membandingkan pengguna yang sudah terdaftar dengan yang tidak terdaftar. Dengan demikian, bisa disimpulkan

bahwa pemilihan nilai *threshold* lebih memengaruhi hasil kinerja sistem dibandingkan dengan proses peningkatan kualitas citra tersebut.

Temuan ini menunjukkan bahwa metode Hong secara mandiri belum cukup aman untuk autentikasi dengan tingkat keamanan tinggi, seperti sistem perbankan atau akses ke area terbatas, tanpa adanya mekanisme verifikasi tambahan atau penyesuaian ambang batas yang lebih ketat. Sebaliknya, metode ini masih bisa dipertimbangkan untuk digunakan dalam sistem yang memiliki toleransi resiko lebih tinggi, misalnya sistem absensi internal atau pemeriksaan awal (*pre-screening*) yang tetap membutuhkan proses verifikasi tambahan. Untuk penelitian berikutnya, sebaiknya nilai *threshold* dipilih secara adaptif sesuai dengan karakteristik data yang digunakan. Selain itu, perlu diteliti kombinasi metode Hong dengan pendekatan berbasis *deep learning*, seperti *Convolutional Neural Network* (CNN), guna meningkatkan konsistensi anatar nilai *similarity score* dan ketepatan identitas yang dikenali. Selain itu, pengujian pada jumlah kelas dan variasi kualitas citra yang lebih besar juga diperlukan untuk memastikan generalisaasi kinerja metode Hong pada kondisi data yang lebih beragam.

References

- [1] K. Santosh, "Editorial: Current Trends in Image Processing and Pattern Recognition," *Front. Robot. AI*, vol. 8, Dec. 2021, doi: 10.3389/frobt.2021.785075.
- [2] R. Jayavadeivel and P. Prabakaran, "Investigation on automated surveillance monitoring for human identification and recognition using face and iris biometric," *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, vol. 12, no. 11, pp. 10197–10208, Nov. 2021, doi: 10.1007/s12652-020-02787-1.
- [3] H. K. Rana, Md. S. Azam, Mst. R. Akhtar, J. M. W. Quinn, and M. A. Moni, "A fast iris recognition system through optimum feature extraction," *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 5, p. e184, Apr. 2019, doi: 10.7717/peerj-cs.184.
- [4] J. Liu, Q. Lyu, Q. Wang, and X. Yu, "A digital memories based user authentication scheme with privacy preservation," *PLoS One*, vol. 12, no. 11, p. e0186925, Nov. 2017, doi: 10.1371/journal.pone.0186925.
- [5] E. McCallister, T. Grance, and K. A. Scarfone, "Guide to protecting the confidentiality of Personally Identifiable Information (PII)," Gaithersburg, MD, 2010. doi: 10.6028/NIST.SP.800-122.
- [6] R. Mukhaiyar, "Generating a Cancellable Fingerprint using Matrices Operations and Its Fingerprint Processing Requirements," *Asian Soc. Sci.*, vol. 14, no. 6, p. 1, May 2018, doi: 10.5539/ass.v14n6p1.
- [7] M. Joshi, B. Mazumdar, and S. Dey, "Security Vulnerabilities Against Fingerprint Biometric System," May 2018, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1805.07116>
- [8] A. Jain, L. Hong, and S. Pankanti, "Biometric identification," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 363, no. 1, pp. 1–11, 2018, doi: 10.1088/1757-899X/363/1/012005.
- [9] Sumijan, Pradani Ayu Widya Purnama, and Syafri Arlis, "Teknologi Biometrik," 2021.
- [10] R. Gupta, M. Khari, D. Gupta, and R. G. Crespo, "Fingerprint image enhancement and reconstruction using the orientation and phase reconstruction," *Inf. Sci. (N. Y.)*, vol. 530, pp. 201–218, Aug. 2020, doi: 10.1016/j.ins.2020.01.031.
- [11] S. Socheat and T. Wang, "Fingerprint Enhancement, Minutiae Extraction and Matching Techniques," *Journal of Computer and Communications*, vol. 08, no. 05, pp. 55–74, 2020, doi: 10.4236/jcc.2020.85003.

- [12] M. M. Taye, "Theoretical Understanding of Convolutional Neural Network: Concepts, Architectures, Applications, Future Directions," *Computation*, vol. 11, no. 3, p. 52, Mar. 2023, doi: 10.3390/computation11030052.
- [13] J. A. Alhijaj and R. S. Khudayer, "Integration of EfficientNetB0 and Machine Learning for Fingerprint Classification," *Informatica*, vol. 47, no. 5, May 2023, doi: 10.31449/inf.v47i5.4724.
- [14] M. Diarra, A. K. Jean, B. A. Bakary, and K. B. Medard, "Study of Deep Learning Methods for Fingerprint Recognition," *International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, vol. 10, no. 3, pp. 192–197, Sep. 2021, doi: 10.35940/ijrte.C6478.0910321.
- [15] R. Mukhaiyar, "Core-Point, Ridge-Frequency, And Ridge-Orientation Density Roles In Selecting Region Of Interest Of Fingerprint," *International Journal of GEOMATE*, vol. 12, no. 30, Feb. 2017, doi: 10.21660/2017.30.tvet015.
- [16] A. Kurniawati and R. Mukhaiyar, "Face Recognition Systems: Comparison Point of View between CNN and LBPH Methods," *JTEIN: Jurnal Teknik Elektro Indonesia*, vol. 7, no. 1, pp. 156–164, 2026.
- [17] H. D. Ulhaq and R. Mukhaiyar, "Iris Recognition and Classification Methods," *JTEIN: Jurnal Teknik Elektro Indonesia*, vol. 7, no. 1, pp. 122–129, 2026.
- [18] R. Mukhaiyar, "Analysis Of Galton-Henry Classification Method For Fingerprint Database Fvc 2002 And 2004," *International Journal of GEOMATE*, vol. 13, no. 40, Dec. 2017, doi: 10.21660/2017.40.92748.