

PALM VEIN RECOGNITION USING RASPBERRY PI: A VASCULAR BIOMETRICS APPROACH

PENGENALAN PEMBULUH DARAH TELAPAK TANGAN MENGGUNAKAN RASPBERRY PI: SEBUAH PENDEKATAN BIOMETRIK VASKULAR

Meirista Wulandari^{1*}, Suraidi²

¹Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Tarumanagara, Indonesia
Email: meiristaw@ft.untar.ac.id

²Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Tarumanagara, Indonesia
Email:suraidi@ft.untar.ac.id

Received: November 5, 2024 Revised: November 18, 2024 Published: January 30, 2024
DOI: <https://doi.org/10.24912/tesla.v26i1.32784>.

Abstract

Vein-based biometrics is an identification technology that uses unique vein patterns to enhance security, offering higher safety than other biometric methods like fingerprints and facial recognition. The main challenge in vein recognition lies in capturing clear images and efficiently processing data. This study develops a biometric system prototype using the Raspberry Pi NoIR Camera and Raspberry Pi 5 for biometric data capture and processing. The Raspberry Pi NoIR Camera captures vein patterns in the infrared spectrum, which is effective for revealing vein patterns not visible under normal light. The Raspberry Pi 5 functions as a processor running image processing algorithms and Convolutional Neural Networks (CNN) for feature extraction and palm vein pattern recognition. The image enhancement methods applied include histogram equalization and Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE). The results show that CLAHE provides optimal contrast enhancement, achieving a classification accuracy of 90.00%. The precision, recall, and F1-score values for CLAHE are 0.93, 0.90, and 0.90, respectively, outperforming histogram equalization and no enhancement. Thus, CLAHE proves to be an effective method for improving vein image quality and the accuracy of the biometric system. The use of Raspberry Pi makes the system portable, power-efficient, and cost-effective for security applications. Overall, CLAHE delivers the best performance in enhancing vein-based biometric identification.

Keywords: biometric; vein; Raspberry Pi; No Ir Camera; CNN

Abstrak

Biometrik berbasis pembuluh darah adalah teknologi identifikasi yang menggunakan pola pembuluh darah unik untuk meningkatkan keamanan, dibandingkan dengan biometrik lainnya seperti sidik jari dan pengenalan wajah. Kendala utama pada pengenalan pembuluh darah adalah pengambilan citra yang jelas dan pengolahan data yang efisien. Penelitian ini mengembangkan prototipe sistem biometrik menggunakan Raspberry Pi NoIR Camera dan Raspberry Pi 5 untuk pengambilan dan pemrosesan data biometrik. Raspberry Pi NoIR Camera menangkap pola pembuluh darah dalam spektrum inframerah, yang efektif untuk mengungkapkan pola pembuluh darah yang tidak terlihat dengan cahaya tampak. Raspberry Pi 5 berfungsi untuk menjalankan algoritma pengolahan citra dan Convolutional Neural Network (CNN) untuk ekstraksi fitur dan pengenalan pola pembuluh darah telapak tangan. Metode peningkatan citra yang diterapkan adalah ekualisasi histogram dan Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE). Hasil penelitian menunjukkan CLAHE memberikan peningkatan kontras yang optimal, menghasilkan akurasi klasifikasi sebesar 90,00%. Nilai precision, recall, dan F1-score untuk CLAHE adalah 0,93, 0,90, dan 0,90, yang lebih tinggi dibandingkan dengan ekualisasi histogram dan tanpa peningkatan citra. Dengan demikian, CLAHE terbukti efektif dalam meningkatkan kualitas citra pembuluh darah dan akurasi sistem biometrik. Penggunaan Raspberry Pi menjadikan sistem ini portabel, hemat daya, dan terjangkau untuk aplikasi keamanan. Secara keseluruhan, CLAHE memberikan performa terbaik dalam meningkatkan identifikasi biometrik berbasis pembuluh darah.

Kata Kunci: Biometrik; pembuluh darah; Raspberry Pi; NoIr Camera; CNN

PENDAHULUAN

Biometrik merupakan suatu teknologi yang memanfaatkan keunikan karakteristik fisik atau perilaku seseorang untuk mengenali identitas individu yang bersangkutan. Beberapa contoh biometrik perilaku seperti gaya berjalan, pola mengetik dan lain sebagainya. Beberapa contoh biometrik fisik antara lain iris, wajah, sidik jari, telapak tangan dan pola pembuluh darah dari telapak tangan (*palm vein*) [1]. Biometrik mendukung peningkatan terhadap keamanan atau privasi suatu data dengan menekan kontrol akses terhadap data tertentu. Biometrik mempunyai keunggulan pada keakuratan dan kemudahan penggunaannya.

Biometrik fisik seperti pola pembuluh darah atelapak tangan merupakan salah satu teknologi biometrik yang populer dan dapat dipercaya. Beberapa keunggulan dari pola pembuluh darah telapak tangan adalah keunikan setiap orang terhadap pola pembuluh darah yang berbeda satu sama lain, kemudahan dalam penggunaannya, sulit ditiru atau sulit dipalsukan dan kenyamanan pengambilan data pola pembuluh darah telapak tangan saat alat pemindai dilakukan secara tanpa sentuh. Biometrik pola pembuluh darah telapak tangan mudah diintegrasikan ke dalam suatu sistem, seperti akses kontrol pada gedung, perangkat mobile dan transaksi perbankan. Teknologi pengenalan biometrik pola pembuluh darah telapak tangan ini menarik untuk diteliti karena perkembangan teknologi sensor, algoritma pengolahan citra dan pembelajaran mesin terus mengalami kemajuan.

Permasalahan pada pembuluh darah di tangan adalah sulitnya memperoleh informasi pembuluh darah berdasarkan citra sinar infra merah, karena tekstur pembuluh darah di tangan diketahui tersembunyi di lapisan kulit yang tidak terlihat dalam spektrum cahaya tampak. Penggunaan spektrum infra merah sangat sensitif terhadap faktor cahaya sekitar, suhu, distribusi sinar infra merah yang ditransmisikan melalui kulit [2], dan penyerapan ke dalam jaringan pembuluh darah [3]. Karena pengumpulan data yang tidak lengkap, sulit untuk memisahkan data yang memiliki informasi vena dari data tanpa informasi vena. Untuk meningkatkan akurasi, salah satu tantangannya adalah meningkatkan kualitas citra pembuluh darah. Masalah lain yang dihadapi dalam proses deteksi urat telapak tangan mencakup kebisingan, ketidaksejajaran, dan perubahan posisi telapak tangan saat kamera merekam (karena sistem urat telapak tangan ini biasanya non-kontak). Suatu kamera infra merah dapat dibangun untuk menangkap citra yang baik. Hasil tangkapan kamera diproses dengan suatu modul pemroses dengan spesifikasi pemroses yang cukup mampu mengolah data 2 dimensi dengan nilai piksel yang cukup representatif. Pengolahan citra dilakukan dengan pemrograman dan metode pengenalan/klasifikasi tertentu..

Tujuan utama dari penelitian yang mengembangkan alat pemindai biometrik palm vein adalah menciptakan sistem autentikasi yang aman, akurat, dan andal berbasis pembuluh darah telapak tangan. Teknologi palm vein menawarkan keamanan yang lebih tinggi dibandingkan metode biometrik lainnya seperti sidik jari atau pengenalan wajah karena pola pembuluh darah yang berada di bawah kulit sulit untuk dipalsukan atau diduplikasi.

Selain itu, tujuan penelitian ini juga mencakup pengembangan sistem yang nyaman dan mudah digunakan oleh masyarakat umum. Alat pemindai palm vein diharapkan dapat bekerja dengan cepat dan tidak invasif, tanpa memerlukan kontak fisik langsung dengan sensor, untuk meningkatkan kenyamanan pengguna dan kebersihan perangkat, terutama

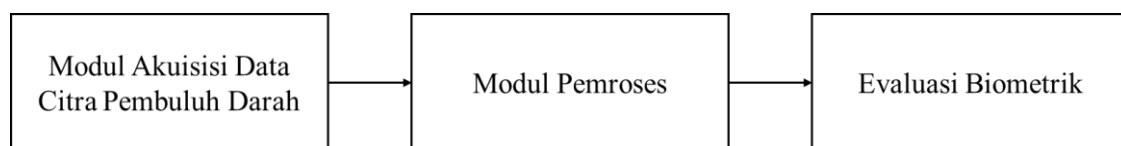
PENGENALAN PEMBULUH DARAH TELAPAK TANGAN MENGGUNAKAN RASPBERRY PI: SEBUAH PENDEKATAN BIOMETRIK VASKULAR

di lingkungan yang memerlukan penggunaan massal. Dengan demikian, penelitian ini juga bertujuan untuk mengoptimalkan desain perangkat keras dan perangkat lunak yang memungkinkan pemindaian yang cepat dan akurat, sambil mempertahankan kenyamanan dan privasi pengguna.

Penelitian ini mampu berkontribusi dalam pengembangan suatu alat pemindai biometrik dengan modul pemroses dan kamera terkini yang dapat lebih fleksibel dan *compact*. Serta, penelitian ini berkontribusi dalam pengembangan suatu proses pengenalan biometrik dengan proses *deep learning*, *Convolutiona Neural Network* (CNN).

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian dalam bidang biometrik yang turut mengembangkan perangkat keras di dalam sistem biometrik tersebut. Adapun metode penelitian ini berjalan dari mendapatkan masukan yang dibuat secara mandiri dengan merancang kamera noir, modul pemroses dan modul tampilan. Kamera noir merupakan sebuah kamera yang sensitif terhadap spektrum infra merah dan dapat terintegrasi dengan suatu pemroses data citra. Pemroses data citra yang digunakan dalam penelitian ini adalah suatu mini komputer yang cukup fleksibel dan cukup daya untuk memproses data citra. Mini komputer yang digunakan dalam penelitian ini adalah Raspberry Pi 5. Raspberry Pi 5 merupakan suatu perangkat keras Raspberry Pi model terbaru yang dilengkapi dengan Random Access Memory (RAM), kompatibel terhadap bahasa pemrograman serta peningkatan kinerja yang lebih baik dalam mengolah data citra. Diagram blok metode penelitian yang dilakukan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Blok Sistem Biometrik Pembuluh Darah

Tahap akuisisi data merupakan tahap awal untuk memperoleh data yang diperoleh untuk menguji metode penelitian yang dilakukan dapat melakukan verifikasi dengan baik. *Palm vein* dipindai dengan sinar inframerah dan dituangkan dalam suatu bidang 2 dimensi yaitu citra. Pemindaian *palm vein* dapat dilakukan secara *contact* maupun *contactless*. Secara umum *palm vein* merupakan biometrik intrinsik yang tidak dapat dilihat secara kasat mata melainkan menggunakan sensor khusus untuk mendapatkan pola pembuluh darah di dalam tubuh. Sensor yang dikembangkan untuk mendapat citra pola pembuluh darah merupakan sensor inframerah.

MODUL AKUISISI DATA CITRA PEMBULUH DARAH

Raspberry Pi NoIR Camera adalah versi khusus dari kamera Raspberry Pi yang dirancang tanpa filter inframerah (NoIR) [4]. Filter inframerah biasanya digunakan pada kamera standar untuk memblokir cahaya inframerah dan hanya memungkinkan cahaya tampak untuk masuk, menghasilkan citra yang lebih natural. Namun, pada kamera NoIR, filter ini dihilangkan sehingga memungkinkan kamera untuk menangkap citra dalam spektrum cahaya inframerah yang dapat menembus lapisan kulit manusia [5]. Ini

membuat Raspberry Pi NoIR Camera sangat ideal untuk proyek yang memerlukan penglihatan malam atau pengawasan dalam kondisi cahaya rendah, terutama jika dipasangkan dengan pencahayaan inframerah.

MODUL PEMROSES

Modul Pemroses yang digunakan adalah Raspberry Pi versi 5. Raspberry Pi 5 adalah generasi terbaru dari komputer single-board Raspberry Pi yang diluncurkan dengan peningkatan signifikan dari segi performa dan fitur dibandingkan versi sebelumnya [6]. Raspberry Pi 5 dilengkapi dengan prosesor quad-core ARM Cortex-A76 64-bit pada kecepatan 2.4 GHz sehingga dapat menawarkan peningkatan dalam hal kecepatan dan efisiensi dengan kapasitas RAM mulai dari 4 GB hingga 8 GB LPDDR4X. Prosesor yang lebih cepat dan arsitektur yang lebih baik menjadikan Raspberry Pi 5 sebagai pilihan ideal untuk proyek-proyek yang membutuhkan daya komputasi lebih tinggi. Raspberry Pi dapat digunakan untuk mengolah citra dengan baik [7]. Raspberry Pi 5 mewakili evolusi signifikan dalam ekosistem Raspberry Pi, menjadikannya pilihan terbaik untuk berbagai aplikasi yang membutuhkan pengolahan citra. Raspberry Pi 5 juga dilengkapi dengan modul penyimpanan yaitu micro SD 64 GB. Raspberry Pi versi 5 dapat dilihat pada Gambar 3.



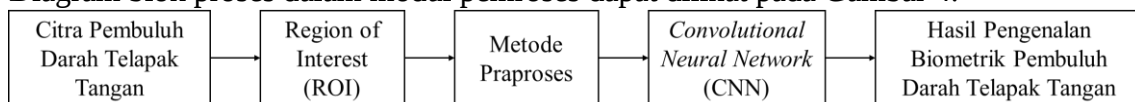
Gambar 3. Raspberry Pi Versi 5

Modul Pemroses mengolah beberapa tahapan pengenalan biometrik pembuluh darah telapak tangan. Tahapan yang dimaksud adalah tahapan masukan citra pembuluh darah telapak tangan. Masukan citra tersebut mempunyai ukuran yang cukup besar, dan tidak semua bagian citra digunakan pada proses pengenalan ini. Sebuah metode centroid digunakan untuk memperoleh daerah bagian tengah dari telapak tangan yang banyak mengandung informasi atau disebut dengan *region of interest* (ROI) [8]. Daerah ROI yang dimaksud terkadang masih mempunyai kelemahan dan perlu ditingkatkan kualitas citranya. Peningkatan kualitas citra dilakukan dengan menerapkan beberapa metode praproses seperti filter, ekualisasi histogram dan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) [9]. Filter adalah metode atau algoritma yang digunakan untuk memodifikasi atau memperbaiki citra dengan mengubah nilai piksel sesuai aturan tertentu. Filter dapat digunakan untuk mengurangi noise atau menonjolkan tepi. Ekualisasi histogram adalah teknik untuk meningkatkan kontras citra dengan meratakan distribusi intensitas pikselnya. Proses ini bekerja dengan mengatur histogram intensitas citra agar menyebar lebih merata di seluruh rentang nilai piksel. CLAHE adalah teknik peningkatan kontras yang merupakan pengembangan dari ekualisasi histogram adaptif. Berbeda dengan ekualisasi histogram biasa yang memproses seluruh citra sekaligus,

PENGENALAN PEMBULUH DARAH TELAPAK TANGAN MENGGUNAKAN RASPBERRY
PI: SEBUAH PENDEKATAN BIOMETRIK VASKULAR

CLAHE membagi citra menjadi bagian-bagian kecil (tiles) dan menerapkan ekualisasi histogram pada masing-masing tile [10].

Citra yang sudah melalui tahap praproses memasuki tahap ekstraksi fitur. Tahap ekstraksi fitur yang digunakan pada penelitian ini adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk memproses dan menganalisis data citra atau visual [11]. CNN terdiri dari beberapa lapisan, termasuk convolutional layers, pooling layers, dan fully connected layers, yang bekerja bersama untuk mengekstrak fitur dari citra dan membuat klasifikasi atau prediksi. CNN menerapkan filter (atau kernels) untuk mendeteksi pola atau fitur seperti tepi, tekstur, atau objek pada citra. Lapisan pooling kemudian mengurangi ukuran data, mempertahankan fitur penting sambil mengurangi kompleksitas komputasi. Lapisan terakhir (fully connected layer) menghasilkan output, seperti label klasifikasi. CNN sangat efektif untuk tugas pengenalan citra dan objek karena kemampuannya dalam mendeteksi pola spasial pada data visual. Hasil keluaran dari CNN ini merupakan hasil pengenalan biometrik pembuluh darah telapak tangan seseorang. Diagram blok proses dalam modul pemroses dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Diagram Blok Proses dalam Modul Pemroses

EVALUASI BIOMETRIK

Tingkat keamanan sistem biometrik harus diperhatikan dalam sistem otentikasi biometrik [12]. Oleh karena itu, evaluasi terhadap beberapa teknik biometrik harus dilakukan untuk mengetahui keamanan sistem biometrik. Secara umum evaluasi sistem otentikasi biometrik dapat dilihat melalui keakuratan, kecepatan, dan memori penyimpanan database [13].

Pada umumnya, sistem biometrik dapat melakukan kesalahan. Evaluasi kesalahan tersebut dapat dituliskan dalam bentuk suatu matriks yang disebut dengan confusion matrix dan beberapa parameter yang umum digunakan untuk pengenalan sistem biometrik adalah *Confusion Matrix* merupakan suatu matriks yang digunakan untuk mengukur akurasi model klasifikasi atau pengenalan dengan membandingkan hasil prediksi model dengan nilai aktual [14]. Akurasi model ditunjukkan oleh jumlah nilai pada diagonal utama (dari kiri atas ke kanan bawah), yang merepresentasikan prediksi yang benar. Semakin tinggi jumlah nilai pada diagonal ini, semakin akurat model tersebut. Nilai-nilai diagonal ini, seperti True Positive (TP) dan True Negative (TN), menunjukkan jumlah prediksi yang benar, yaitu ketika model berhasil mengenali suatu sampel sesuai dengan kategori aslinya. Hal ini menandakan model berhasil mengenali banyak sampel dengan benar. Sedangkan, nilai di luar diagonal (False Positive dan False Negative) menunjukkan kesalahan atau ketidaktepatan prediksi model. Perhitungan nilai akurasi berdasarkan Confusion Matriks dapat dilihat pada persamaan (1-1)

$$Akurasi (\%) = \frac{Jumlah\ Prediksi\ Benar}{Jumlah\ Total\ Prediksi} \quad (1-1)$$

Metrik lain yang dapat digunakan untuk evaluasi performa sistem biometrik dengan multiclass adalah *precision*, *recall* dan F1-score [15]. *Precision* mengukur ketepatan model ketika model memprediksi kelas tertentu sebagai positif. Formula menghitung *precision* dapat dilihat pada persamaan (1-2). Jika *precision* tinggi menandakan bahwa model jarang

membuat prediksi positif yang salah. *Recall* mengukur sensitivitas model dalam menemukan semua contoh positif di data aktual. *Recall* dapat dihitung dengan persamaan (1-3). Jika *recall* tinggi menandakan model jarang gagal dalam mendeteksi kasus positif. *F1-score* berguna ketika keseimbangan antara *precision* dan *recall*. *F1-score* dapat dihitung dengan persamaan (1-4).

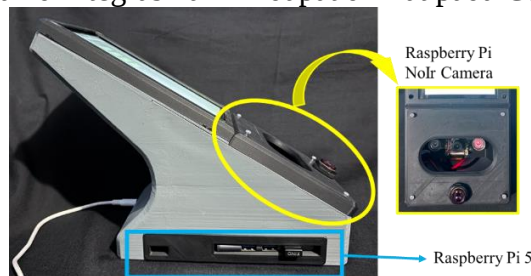
$$Precision = \frac{\text{Jumlah Prediksi Positif yang Benar}}{\text{Jumlah Prediksi Positif yang Salah}} \quad (1-2)$$

$$Recall = \frac{\text{Jumlah Prediksi Positif yang Benar}}{\text{Jumlah Data Positif yang Sebenarnya tetapi Diprediksi Negatif}} \quad (1-3)$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (1-4)$$

HASIL DAN DISKUSI

Sistem biometrik ini terdiri dari modul akuisisi data menggunakan Raspberry Pi tanpa kamera inframerah (NoIR camera) sebagai sensor utama untuk menangkap citra. Citra yang diperoleh kemudian diproses menggunakan modul pemroses yaitu Raspberry Pi 5 yang terintegrasi dan perangkat lunak berbasis Python untuk analisis dan pengenalan. Perangkat keras yang telah diintegrasikan ini dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Integrasi Raspberry Pi No Ir Camera dan Raspberry Pi 5

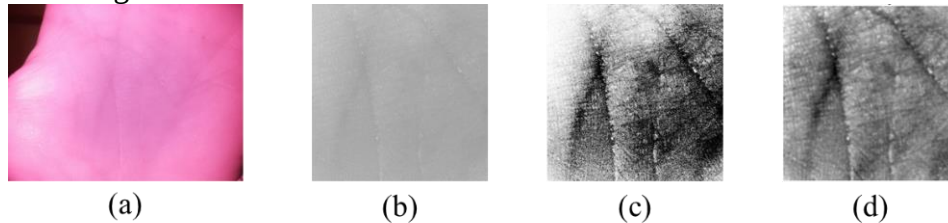
Gambar 5. Integrasi Sistem Pengenalan Biometrik dengan Modul Akuisisi Citra

Hasil pengolahan data dan pengenalan sistem biometrik dievaluasi untuk mengetahui tingkat akurasi yang didapatkan. Evaluasi kinerja sistem biometrik ini, akurasi diukur melalui dua pendekatan: akurasi simulasi, yang memodelkan performa sistem secara teoritis, dan akurasi berbasis confusion matriks, yang menilai kemampuan sistem secara langsung dengan menghitung prediksi yang benar dan salah. Gabungan kedua nilai akurasi ini memberikan gambaran yang lebih komprehensif tentang keandalan dan ketepatan alat dalam melakukan identifikasi data biometrik yang diperoleh.

Modul pemroses mengolah beberapa tahap. Pada tahap awal, modul pemroses mengolah masukan citra. Hasil tangkapan citra oleh modul akuisisi data ini berukuran 2592×1944 dan citra ini dapat dilihat pada Gambar 6(a). Berdasarkan citra tersebut, daerah ROI dengan metode centroid diterapkan. Daerah ROI yang didapatkan berukuran 256×256 merupakan bagian tengah dari suatu telapak tangan. Hasil citra ROI ditunjukkan pada Gambar 6(b). Sistem warna pada daerah ROI ini pun diubah menjadi suatu sistem *grayscale* sehingga didapat citra *grayscale*. Citra *grayscale* mempunyai keuntungan dalam hal pemrosesan komputasi yaitu lebih sederhana dibandingkan dengan sistem warna *red*, *green* dan *blue* (RGB). Hasil dari ROI ini yang kemudian dapat diolah dan masuk ke dalam tahap berikutnya yaitu tahap praproses. Tahapan praproses yang dievaluasi pada penelitian ini terdiri dari ekualisasi histogram dan CLAHE. Hasil ekualisasi histogram yang diolah oleh modul pemroses dapat dilihat pada Gambar 6(c). Secara terpisah, hasil ROI dioleh dengan metode praproses CLAHE seperti terlihat pada

PENGENALAN PEMBULUH DARAH TELAPAK TANGAN MENGGUNAKAN RASPBERRY PI: SEBUAH PENDEKATAN BIOMETRIK VASKULAR

Gambar 6(d). Kedua citra memperlihatkan perbedaan antara ekualisasi histogram dan CLAHE pada suatu citra pembuluh darah telapak tangan. CLAHE memberikan kontras yang lebih seimbang dan detail yang lebih jelas di area yang homogen dibandingkan ekualisasi histogram standar.



Gambar 6. (a) Citra Masukan, (b) Citra ROI, (c) Citra Hasil Ekualisasi Histogram, dan (d) Citra Hasil CLAHE

Ketiga citra hasil praproses dievaluasi untuk mendapatkan metode praproses yang paling tepat untuk pengenalan biometrik pembuluh telapak tangan pada penelitian ini. Masing-masing hasil praproses yaitu citra ROI, citra hasil ekualisasi histogram dan citra hasil CLAHE dilanjutkan secara terpisah ke dalam suatu proses ekstraksi fitur CNN. Struktur CNN yang diaplikasikan pada penelitian ini adalah struktur CNN sederhana yang terdiri dari 3 lapisan konvolusi (Conv2D), 3 lapisan batch normalization, 3 lapisan max pooling, satu lapisan flatten, dua lapisan dense dan satu lapisan dropout. Rangkuman struktur CNN dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Rangkuman Struktur CNN

No.	Lapisan	Output Shape
1.	Citra Masukan	(128×128×128)
2.	Conv2D	(126×126×32)
3.	Batch Normalization	(126×126×32)
4.	MaxPooling2D	(63×63×32)
5.	Conv2D	(61×61×64)
6.	Batch Normalization	(61×61×64)
7.	MaxPooling2D	(30×30×64)
8.	Conv2D	(28×28×128)
10.	Batch Normalization	(28×28×128)
11.	MaxPooling2D	(14×14×128)
12.	Flatten	25088
13.	Dense	128
14.	Dropout	128
15.	Dense	10

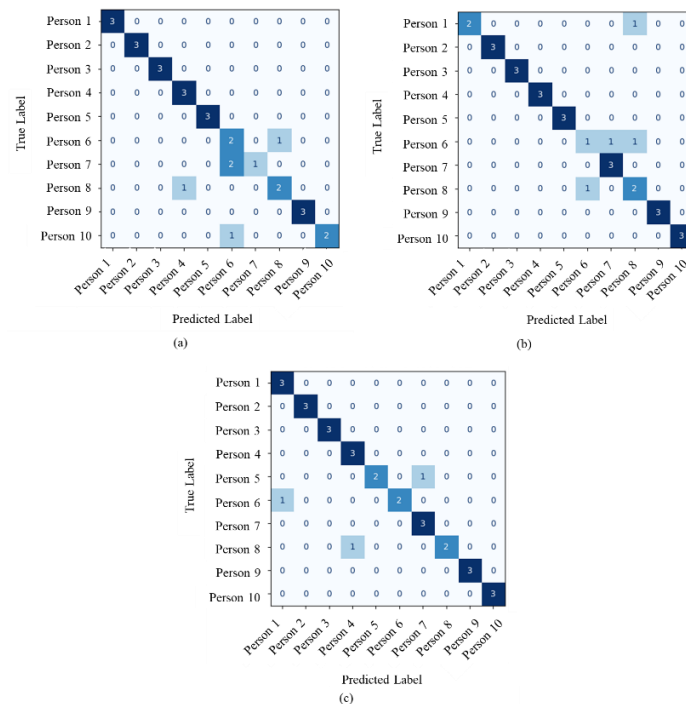
Penelitian ini melibatkan lima subjek dengan data berupa citra telapak tangan kanan dan telapak tangan kiri dari masing-masing subjek. Setiap telapak tangan dianggap sebagai subjek yang berbeda. Dengan demikian, terdapat total 10 subjek yang diidentifikasi oleh model Convolutional Neural Network (CNN) dengan 20 citra untuk masing-masing subjek. Model CNN ini dilatih untuk mengenali dan mengklasifikasikan data telapak tangan tersebut. Pelatihan model CNN ini didahului dengan pembagian data

latih data uji. Pembagian data yang dilakukan adalah 70:15:15. Metode praproses citra diterapkan untuk meningkatkan kualitas input, seperti ekualisasi histogram dan CLAHE. Hasil dari model CNN dievaluasi menggunakan nilai akurasi untuk setiap metode praproses, sehingga perbandingan efektivitas masing-masing metode terhadap akurasi rekognisi dapat diperoleh. Data hasil akurasi dari model CNN dengan berbagai metode praproses dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Akurasi dari Berbagai Metode Praproses

No.	Metode Praproses	Hasil Akurasi
1.	Grayscale Image	83,33%
2.	Ekualisasi Histogram	86,67%
3.	CLAHE	90,00%

Hasil evaluasi sistem biometrik ini disajikan dalam bentuk confusion matriks yang memberikan gambaran tentang akurasi dan kesalahan klasifikasi model dalam mengidentifikasi citra telapak tangan setiap subjek. Confusion matriks ini memudahkan analisis terhadap jenis kesalahan yang mungkin terjadi, seperti kesalahan pengenalan (misclassification) antara telapak tangan subjek yang berbeda. Gambar 7 menampilkan hasil confusion matriks dari model CNN, yang menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah pada masing-masing kelas, sehingga dapat digunakan untuk menilai performa keseluruhan sistem biometrik ini.

Gambar 7. Hasil *Confusion Matrix* (a) *Grayscale Image*, (b) Metode Ekualisasi Histogram dan (c) Metode CLAHE

Evaluasi kinerja sistem biometrik secara menyeluruh menggunakan metrik precision, recall, dan F1-score untuk menilai akurasi prediksi positif, kemampuan menemukan semua data positif, serta keseimbangan antara keduanya. Hasil evaluasi menggunakan ketiga metrik ini dapat dilihat pada Tabel 3, yang menunjukkan efektivitas

PENGENALAN PEMBULUH DARAH TELAPAK TANGAN MENGGUNAKAN RASPBERRY PI: SEBUAH PENDEKATAN BIOMETRIK VASKULAR

model dalam mengenali citra biometrik dengan benar. Nilai rata-rata tertimbang tertinggi ada pada metode CLAHE. Ini menunjukkan bahwa CLAHE berhasil memperbaiki performa klasifikasi secara keseluruhan lebih baik dibandingkan metode lainnya.

Tabel 3. Hasil Precision, Recall dan F1 Score dari Berbagai Metode Praproses

No.	Metode Praproses	Hasil Precision	Hasil Recall	Hasil F1-Score
1.	<i>Grayscale Image</i>	0,88	0,83	0,83
2.	Ekualisasi Histogram	0,88	0,87	0,86
3.	CLAHE	0,93	0,90	0,90

KESIMPULAN

Biometrik adalah teknologi yang menggunakan karakteristik fisik atau perilaku unik seseorang untuk tujuan identifikasi dan verifikasi. Salah satu bentuk biometrik yang semakin populer adalah biometrik berbasis pembuluh darah, yang memanfaatkan pola unik pembuluh darah sebagai tanda identifikasi yang sulit dipalsukan dan cenderung lebih aman dibandingkan biometrik sidik jari atau pengenalan wajah. Pembuluh darah memiliki pola yang tetap dan sulit diakses oleh pihak ketiga, menjadikannya pilihan yang lebih aman untuk aplikasi keamanan tinggi. Penelitian ini mendesain suatu alat sistem biometrik berbasis pembuluh darah yang menggunakan Raspberry Pi NoIR Camera dan Raspberry Pi 5 sebagai media utama untuk pengambilan dan pemrosesan data biometrik.

Prototipe sistem biometrik pembuluh darah ini berhasil memanfaatkan kamera Raspberry Pi NoIR untuk menangkap pola pembuluh darah dalam spektrum inframerah. Raspberry Pi 5 digunakan sebagai modul pemroses untuk menjalankan algoritma peningkatan citra dan klasifikasi pembuluh darah. Proses ini mencakup metode ekualisasi histogram dan CLAHE untuk meningkatkan kualitas citra pembuluh darah yang diambil, sehingga pola pembuluh darah lebih jelas dan mudah diidentifikasi oleh sistem klasifikasi. Penggunaan Raspberry Pi membuat alat ini cukup portabel, efisien dalam penggunaan daya, dan ekonomis untuk berbagai aplikasi keamanan berbasis biometrik.

Dari tiga metode praproses yang diuji, CLAHE terbukti memberikan hasil yang paling optimal dalam meningkatkan performa model klasifikasi biometrik pembuluh darah, dengan akurasi, precision, recall, dan F1-score yang lebih tinggi secara konsisten dibandingkan metode lainnya. Ekualisasi histogram memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan tanpa ekualisasi, tetapi tetap berada di bawah kinerja CLAHE. Metode tanpa ekualisasi memiliki performa yang terendah, menunjukkan bahwa tanpa peningkatan kontras yang memadai, pola pembuluh darah menjadi lebih sulit dikenali dengan akurasi tinggi. Secara keseluruhan, CLAHE adalah metode paling efektif untuk meningkatkan performa model klasifikasi dalam sistem biometrik pembuluh darah ini, menjadikannya pilihan terbaik untuk menghasilkan citra berkualitas tinggi yang dapat diandalkan untuk identifikasi biometrik.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih diberikan kepada asisten mahasiswa yang telah membantu berjalannya penelitian ini dan Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat Universitas Tarumanagara yang telah memberikan dukungan kepada peneliti.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. A. Haider *et al.*, “An Improved Multimodal Biometric Identification System Employing Score-Level Fuzzification of Finger Texture and Finger Vein Biometrics,” *Sensors*, vol. 23, no. 24. 2023.
- [2] M. Hemis, H. Kheddar, S. Bourouis, and N. Saleem, “Deep learning techniques for hand vein biometrics: A comprehensive review,” *Inf. Fusion*, vol. 114, p. 102716, 2025.
- [3] H. Qin and M. A. El-Yacoubi, “Deep representation-based feature extraction and recovering for finger-vein verification,” *IEEE Trans. Inf. Forensics Secur.*, vol. 12, no. 8, pp. 1816–1829, 2017.
- [4] N. Ibrahim *et al.*, “Visualization of Hand Vein Using Raspberry Pi Images in Contactless Vein Detector,” in *Proceedings of the 12th National Technical Seminar on Unmanned System Technology 2020: NUSYS’20*, 2022, pp. 273–281.
- [5] A. B. Abd Rahman, F. Juhim, F. P. Chee, A. Bade, and F. Kadir, “Near Infrared Illumination Optimization for Vein Detection: Hardware and Software Approaches,” *Applied Sciences*, vol. 12, no. 21. 2022.
- [6] G. Halfacree, *The official Raspberry Pi Beginner’s Guide: How to use your new computer*. Raspberry Pi Press, 2023.
- [7] M. Ghute, M. Korde, K. Kamble, S. Khade, and Y. Chavan, “Design of palm vein authentication system,” *Biosci. Biotechnol. Res. Commun.*, vol. 13, no. 14, pp. 273–276, 2020.
- [8] A. S. El Sayed, H. M. Ebeid, M. Roushdy, and Z. T. Fayed, “A method for contactless palm ROI extraction,” in *2016 11th International Conference on Computer Engineering & Systems (ICCES)*, 2016, pp. 193–200.
- [9] M. Wulandari, Basari, and D. Gunawan, “On the Performance of Pretrained CNN Aimed at Palm Vein Recognition Application,” in *2019 11th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering, ICITEE 2019*, 2019.
- [10] A. Mishra, “Contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) approach for enhancement of the microstructures of friction stir welded joints,” *arXiv Prepr. arXiv2109.00886*, 2021.
- [11] V. Sze, Y. Chen, T. Yang, and J. S. Emer, “Efficient Processing of Deep Neural Networks: A Tutorial and Survey,” *Proc. IEEE*, vol. 105, no. 12, pp. 2295–2329, 2017.
- [12] S. R. Kodituwakku, “Biometric Authentication: A Review,” *Int. J. Trend Res. Dev.*, vol. 2, no. 4, pp. 113–123, 2015.
- [13] W. Yang, S. Wang, J. Hu, G. Zheng, and C. Valli, “Security and Accuracy of Fingerprint-Based Biometrics: A Review,” *Symmetry*, vol. 11, no. 2. 2019.
- [14] R. Pillai, N. Sharma, D. Upadhyay, S. Dangi, and R. Gupta, “Precision in Biometric Authentication: CNN-driven Fingerprint Classification,” in *2024 3rd International Conference for Innovation in Technology (INOCON)*, 2024, pp. 1–5.
- [15] Ž. Vujović, “Classification model evaluation metrics,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 12, no. 6, pp. 599–606, 2021.