

Jurnal Ilmiah Setrum

Volume 13, No.2, Desember 2024

p-ISSN : 2301-4652 / e-ISSN : 2503-068X

Sistem Otentikasi Biometrik *Multimodal* Berbasis Tekstur Garis Telapak dan Pembuluh Darah Punggung Tangan dengan Metode BPNN

Muchtar Ali Setyo Yudono^{1*}, Adi Nugraha¹, Nauval Franata¹, Ahmad Ramadhani¹, Ratu Verlaili Erlindriyani¹, Danial Zulfiqar², Fajar M.Syam², Dila Aura Putri³, Akmal Nur Fauzan³

¹Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Sultan Ageng Tirtayasa, Cilegon, Banten.

²Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Komputer dan Desain, Universitas Nusa Putra, Sukabumi, Jawa Barat.

³Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Komputer dan Desain, Universitas Nusa Putra, Sukabumi, Jawa Barat.

Informasi Artikel

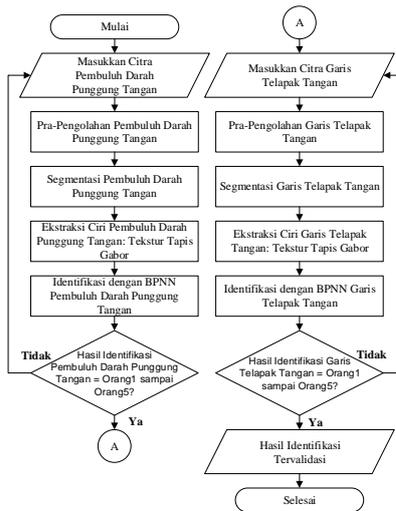
Naskah Diterima :
11 November 2024

Direvisi : 1 Desember 2024
Disetujui : 3 Desember 2024

doi: 10.62870/setrum.v13i2.29589

*Korespodensi Penulis :
muchtar.ali@untirta.ac.id

Graphical abstract



Abstract

The demand for robust authentication systems has intensified with advancements in digital technology. Biometric authentication systems based on unique human traits, such as facial recognition and fingerprint identification, provide potential solutions but remain susceptible to manipulation. This study proposes a multimodal biometric authentication system integrating palm line and dorsal hand vein features, employing a Backpropagation Neural Network (BPNN) for classification and a Gabor Filter for feature extraction. The system aims to enhance authentication accuracy, sensitivity, and specificity. Results show that, in training data, the system achieved an accuracy of 98.1%, with 100% sensitivity in certain classes and optimal specificity. In testing data, accuracy reached 91%, with a maximum sensitivity of 95% and consistently high specificity across certain classes. These findings suggest that the proposed multimodal authentication system based on BPNN and Gabor Filter is reliable for digital security applications, effectively utilizing dual biometric sources to improve precision and resilience against spoofing techniques.

Keywords: Backpropagation Neural Network, Biometric, Dorsal Hand Vein, Gabor Filter, Palm Line.

Abstrak

Kebutuhan akan sistem otentikasi yang aman terus meningkat seiring perkembangan teknologi digital. Sistem autentikasi biometrik berbasis ciri khas manusia, seperti pengenalan wajah dan sidik jari, menawarkan solusi namun masih rentan terhadap manipulasi. Penelitian ini mengembangkan sistem autentikasi biometrik *multimodal* dengan menggabungkan fitur garis telapak tangan dan pola pembuluh darah punggung tangan, memanfaatkan *Backpropagation Neural Network* (BPNN) untuk klasifikasi dan Tapis Gabor untuk ekstraksi ciri. Sistem ini dirancang untuk meningkatkan akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas autentikasi. Pada data pelatihan, sistem mencapai akurasi sebesar 98,1%, sensitivitas 100% pada kelas tertentu, dan spesifisitas optimal. Sementara pada data pengujian, akurasi tercatat sebesar 91%, dengan sensitivitas tertinggi mencapai 95% dan spesifisitas tetap tinggi pada kelas tertentu. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem autentikasi *multimodal* berbasis BPNN dan Tapis Gabor dapat diandalkan dalam aplikasi keamanan digital, karena mampu memanfaatkan dua sumber biometrik berbeda untuk meningkatkan keakuratan dan daya tahan terhadap teknik pemalsuan.

Kata kunci: Backpropagation Neural Network, Biometrik, Filter Gabor, Garis Telapak Tangan, Pembuluh Darah Punggung Tangan.

© 2024 Penerbit Jurusan Teknik Elektro UNTIRTA Press. All rights reserved.



1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi digital saat ini memunculkan kebutuhan yang mendesak akan sistem keamanan yang andal untuk melindungi data pribadi, informasi privasi, dan izin akses [1]. Sistem otentikasi seperti *user ID* [2], kartu identitas [3], kata kunci [4], dan kode PIN [5], sering kali memiliki kelemahan mendasar [6]. *User ID* dan kartu identitas dapat diduplikasi atau disalahgunakan [7], sementara kata kunci dan kode PIN mudah dilupakan atau ditebak, sehingga rentan terhadap pelanggaran keamanan [8]. Oleh karena itu, diperlukan sistem otentikasi yang lebih aman, praktis, dan sulit untuk dipalsukan [9].

Biometrik muncul sebagai solusi yang signifikan dalam sistem otentikasi [10]. Teknologi ini menggunakan ciri khas unik manusia [11], seperti wajah [12], sidik jari [13], dan iris mata [14]. Namun, metode biometrik konvensional masih memiliki kekurangan. Sistem pengenalan wajah, misalnya, rentan terhadap manipulasi menggunakan foto atau topeng realistik [15]. Pengenalan sidik jari dapat dipalsukan dengan mengambil cetakan sidik jari yang tertinggal di permukaan [16]. Sementara itu, meskipun pengenalan iris mata memiliki tingkat akurasi tinggi, penggunaannya sering dianggap kurang nyaman karena melibatkan area sensitif di mata [17], [18]. Kekurangan ini menekankan perlunya pengembangan sistem biometrik yang lebih aman dan andal [19]. Pembuluh darah punggung tangan (*dorsal hand vein*) merupakan alternatif biometrik unggul karena letaknya di bawah permukaan kulit, sulit dipalsukan, tidak mudah rusak, dan higienis [20], [21]. Di sisi lain, pola garis telapak tangan, yang unik pada setiap individu dan stabil seiring usia meskipun rentan terhadap perubahan fisik, juga memiliki potensi biometrik signifikan [11], [22], [23]. Kombinasi kedua fitur ini dapat meningkatkan keandalan otentikasi.

Penelitian 2019 [24] menunjukkan bahwa sistem autentikasi biometrik *multimodal* berbasis iris mata, wajah, dan sidik jari menghasilkan berbagai metrik performa menggunakan classifier. *Random Forest* mencatatkan sensitivitas 67,80%, spesifisitas 53,00%, dan akurasi 79,00%. *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) menunjukkan sensitivitas 76,90%, spesifisitas 78,43%, dan akurasi 75,78%. *Long Short-Term Memory* (LSTM) mencapai sensitivitas 88,87%, spesifisitas 84,00%, dan akurasi 89,90%. *Multi-Support Vector Machine* (MSVM) mencatatkan performa terbaik dengan sensitivitas 94,32%, spesifisitas 96,67%, dan akurasi 97,09%, menjadikannya pilihan optimal untuk autentikasi biometrik.

Multimodal dalam konteks penelitian ini mengacu pada pendekatan yang menggunakan lebih dari satu jenis biometrik untuk meningkatkan keandalan dan akurasi sistem otentikasi [15], [25]. Dengan menggabungkan berbagai sumber data biometrik, seperti pembuluh darah punggung tangan dan pola garis telapak tangan, sistem *multimodal* dapat mengatasi keterbatasan setiap metode biometrik yang digunakan secara terpisah [26]. Misalnya, jika satu fitur biometrik terpengaruh oleh faktor eksternal atau kegagalan teknis, fitur lainnya dapat tetap memberikan hasil yang valid. Selain itu, pendekatan *multimodal* memperkuat ketahanan terhadap teknik pemalsuan dan variasi pengguna [27]. Dalam hal ini, sistem yang menggabungkan pembuluh darah punggung tangan dan garis telapak tangan diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan mengurangi risiko kesalahan dalam proses otentikasi, karena mengandalkan dua sumber biometrik yang berbeda untuk memastikan identifikasi yang lebih akurat.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem otentikasi biometrik *multimodal* yang menggabungkan fitur tekstur garis telapak tangan dan pembuluh darah punggung tangan. *Multimodal* dalam konteks ini mengacu pada penggunaan lebih dari satu jenis biometrik untuk meningkatkan ketepatan dan keandalan sistem otentikasi. Dengan menggunakan metode Tapis Gabor untuk ekstraksi ciri dan jaringan syaraf tiruan perambatan balik (*Backpropagation Neural Network* atau BPNN) untuk klasifikasi, sistem ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi dan efisiensi otentikasi. Salah satu keunggulan dari pendekatan *multimodal* adalah dapat mengatasi kelemahan masing-masing metode biometrik secara terpisah. Misalnya, jika satu fitur biometrik gagal atau terpengaruh oleh faktor eksternal, fitur lainnya masih dapat memberikan hasil yang valid, meningkatkan ketahanan terhadap teknik pemalsuan dan variasi pengguna. Penggunaan *multimodal* ini bertujuan untuk mengatasi keterbatasan yang ada pada metode biometrik sebelumnya sekaligus meningkatkan keandalannya. Melalui integrasi fitur tekstur garis telapak tangan dan pembuluh darah punggung tangan, sistem yang diusulkan diharapkan dapat memenuhi persyaratan biometrik, yaitu universalitas, keunikan, ketahanan terhadap perubahan, serta akurasi tinggi. Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi signifikan

dalam pengembangan sistem otentikasi biometrik yang lebih aman dan efektif untuk kebutuhan keamanan digital saat ini.

2. TINJAUAN PUSTAKA

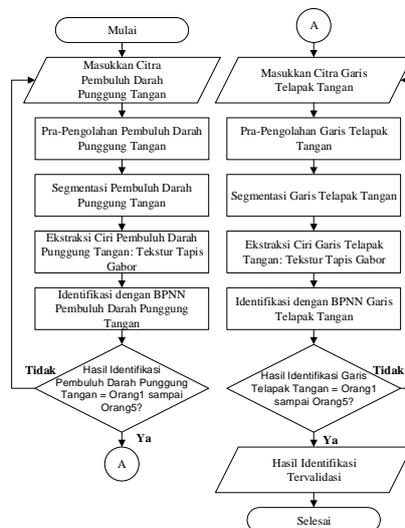
Penelitian pada 2022 berjudul "Implementasi Jaringan Hierarki *Attention* untuk Klasifikasi Basis Data *Multimodal* Biometrik" [23] memanfaatkan arsitektur jaringan Hierarki *Attention* untuk mengklasifikasikan data biometrik *multimodal* yang mencakup wajah, telapak tangan, tanda tangan, dan audio. Dengan arsitektur Hierarki *Attention* yang dikombinasikan dengan model *MobileNet*, *FaceNet*, dan CNN-LSTM, penelitian ini mencapai akurasi hingga 100%, menunjukkan keunggulan autentikasi biometrik *multimodal* yang aman dan andal.

Penelitian autentikasi biometrik berbasis pola pembuluh darah punggung tangan, pola garis telapak tangan, dan sistem *multimodal* telah banyak berkembang. Salah satu studi tahun 2024, "Perancangan *Backpropagation* untuk Otentikasi Pola Pembuluh Darah Punggung Tangan Menggunakan *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)*" [28], menggunakan 128 citra tangan kanan dan menghasilkan akurasi tertinggi 87,5%, dengan sensitivitas dan spesifisitas 100%. Studi lainnya pada tahun 2023 berjudul "Perbandingan Ciri Parameter Tapis Gabor untuk Otentikasi *Dorsal Hand Vein* Menggunakan *Artificial Neural Network*" [29] melibatkan 220 citra dengan akurasi optimal sebesar 98%, sensitivitas 85%, dan spesifisitas 95,5% pada panjang gelombang 3 dan sudut orientasi 135°. Kedua penelitian ini menyoroti kemajuan signifikan dalam otentikasi biometrik berbasis pola pembuluh darah punggung tangan.

Penelitian ini mengembangkan sistem autentikasi biometrik *multimodal* dengan menggabungkan fitur tekstur garis telapak tangan dan pola pembuluh darah punggung tangan menggunakan *Backpropagation Neural Network (BPNN)*. Kombinasi fitur ini diharapkan meningkatkan ketahanan terhadap pemalsuan dan memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan sistem unimodal. Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan Tapis Gabor dengan panjang gelombang 3, sudut 135°, dan orde 1, yang dirancang untuk mendeteksi pola tekstur seperti merata, entropi, dan varians dari citra biometrik. Dengan pendekatan ini, sistem otentikasi biometrik dapat lebih efektif dalam mengenali individu secara akurat dan andal, serta lebih tangguh dalam menghadapi upaya pemalsuan data. Diharapkan, sistem ini mampu meningkatkan keandalan dan ketahanan keamanan pada aplikasi otentikasi biometrik berbasis pola tangan.

3. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini mengembangkan sistem otentikasi biometrik multimodal yang menggabungkan tekstur garis telapak tangan dan pola pembuluh darah punggung tangan menggunakan BPNN. Citra pembuluh darah diperoleh dengan kamera NIR-LED yang berasal dari penelitian [29], sementara citra garis telapak tangan diambil menggunakan *smartphone*. Gambar 1 pada paragraf tersebut menggambarkan Diagram Alir Sistem Otentikasi Biometrik Multimodal dengan Metode BPNN.

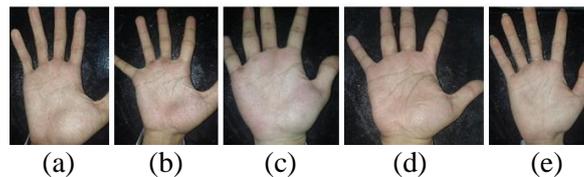


Gambar 1. Diagram Alir Sistem Otentikasi Biometrik *Multimodal* dengan Metode BPNN.

Sistem ini terdiri dari pra-pengolahan citra, segmentasi, ekstraksi fitur dengan filter Gabor, dan klasifikasi menggunakan kombinasi fitur kedua biometrik. Pendekatan multimodal ini diharapkan meningkatkan akurasi, keandalan, dan ketahanan terhadap pemalsuan dibandingkan sistem unimodal, seperti yang ditunjukkan dalam Diagram Alir Sistem Otentikasi Biometrik Multimodal dengan Metode BPNN.

3.1 Dataset

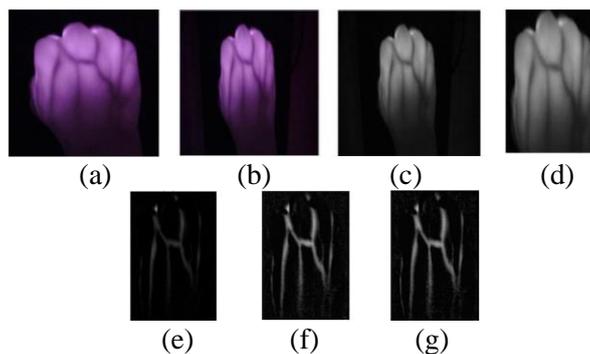
Dataset penelitian ini terdiri dari dua jenis citra biometrik yaitu pembuluh darah punggung tangan dan garis telapak tangan, yang diperoleh dari lima individu. *Dataset* pelatihan meliputi 100 citra garis telapak tangan (20 per kelas) dan 1.000 citra pembuluh darah (200 per kelas), sementara dataset pengujian terdiri dari 25 citra garis telapak tangan (5 per kelas) dan 100 citra pembuluh darah (20 per kelas). Variasi data ini dirancang untuk meningkatkan kualitas model otentikasi. Gambar 2 menunjukkan pola citra garis telapak tangan yang digunakan dalam penelitian ini.



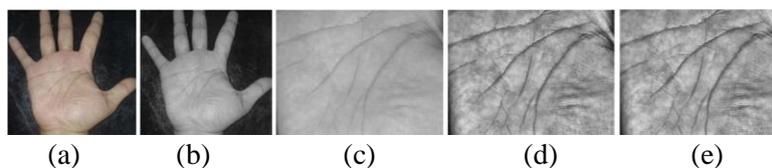
Gambar 2. Citra Pola Garis Telapak Tangan: (a) Orang ke 1, (b) Orang ke 2, (c) Orang ke 3, (d) Orang ke 4, (e) Orang ke 5

3.2 Pra-Pengolahan

Proses identifikasi pembuluh darah punggung tangan dimulai dengan pra-pengolahan untuk meningkatkan kualitas citra dan mengurangi derau. Langkah-langkahnya meliputi perubahan ukuran citra asli menjadi 400 x 500 piksel (Gambar 5(a-b)), *cropping* dan konversi ke skala keabuan (Gambar 5(c)), *Top-Bottom Hat Transformation* untuk mempertegas batas pembuluh darah (Gambar 5(d)), CLAHE untuk meningkatkan kontras (Gambar 5(e)), filter median untuk mengurangi derau (Gambar 5(f)), dan morfologi *closing* untuk menghaluskan citra (Gambar 5(g)). Untuk citra garis telapak tangan, tahapannya terdiri dari konversi ke skala keabuan (Gambar 6(b)), *cropping* untuk area yang relevan (Gambar 6(c)), CLAHE untuk meningkatkan kontras (Gambar 6(d)), dan filter median untuk mereduksi derau (Gambar 6(e)). Kedua tahapan pra-pengolahan ini menghasilkan citra siap untuk analisis dalam sistem otentikasi biometrik.



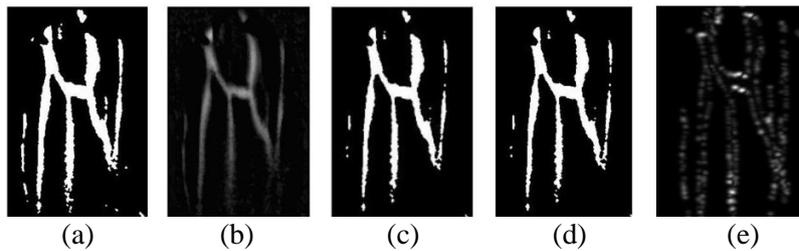
Gambar 3. Citra Pra-pengolahan Pola Pembuluh Darah Punggung Tangan: (a) Asli, (b) Konversi Keabuan, (c) *Cropping*, (d) *Resize*, (e) *Top-Bottom Hat*, (f) CLAHE, (g) Filter Median.



Gambar 4. Citra Hasil Pra-pengolahan Pola Garis Telapak Tangan: (a). Citra Asli, (b). Citra Hasil Konversi Keabuan, (c). Citra Hasil *Cropping*, (d). Citra Hasil CLAHE, (e). Citra Hasil Filter Median,

3.3 Segmentasi

Proses segmentasi bertujuan untuk memisahkan citra menjadi segmen dengan ciri khas tertentu, yang penting dalam tahap identifikasi objek pada sistem otentikasi biometrik *multimodal*. Pada pola pembuluh darah punggung tangan, segmentasi diawali dengan operasi pengembangan untuk mengubah citra hasil filter median menjadi biner dengan ambang batas 28, memperjelas tampilan pembuluh darah (Gambar 5(a)). Selanjutnya, operasi erosi menggunakan elemen penstruktur cakram (nilai 2) diterapkan untuk menghilangkan derau (Gambar 5(b)), diikuti dengan operasi dilasi (cakram, nilai 1) untuk memperbesar rincian pembuluh darah (Gambar 5(c)). Citra hasil erosi dan dilasi dikonversi ke skala keabuan untuk ekstraksi ciri menggunakan tapis Gabor (Gambar 5(d)), yang menghasilkan tekstur bervariasi tergantung panjang gelombang dan orientasi sudut, misalnya panjang gelombang 3 dan sudut 135° (Gambar 5(e)). Segmentasi pola garis telapak tangan menggunakan parameter panjang gelombang 3 dan orientasi sudut 135° menghasilkan pola yang ditunjukkan pada Gambar 6, siap untuk analisis biometrik lanjutan.



Gambar 5. Citra Hasil Segmentasi Pola Pembuluh Darah Punggung Tangan: (a) Pengembangan, (b) Erosi, (c) Dilasi, (d) Konversi Keabuan, (e) Panjang Gelombang 3, Orientasi 135°



Gambar 6. Citra Hasil Proses Segmentasi Pola Garis Telapak Tangan Citra Dengan Nilai Panjang Gelombang 3 dan Orientasi Sudut 135°

3.4 Ekstraksi Ciri

Pada tahap ekstraksi ciri, digunakan metode ekstraksi tekstur berbasis tapis Gabor dengan panjang gelombang 3 dan orientasi sudut 135°. Kombinasi parameter ini dipilih untuk memperoleh informasi tekstur yang lebih akurat, mendukung proses identifikasi dalam sistem otentikasi biometrik *multimodal*. Ekstraksi ciri menghasilkan parameter statistik seperti rerata, varians, dan entropi. Tingkat keabuan citra, yang menunjukkan distribusi intensitas piksel, ditampilkan dalam histogram dengan sumbu X untuk nilai intensitas (0-255) dan sumbu Y untuk frekuensi intensitas tersebut. Parameter ekstraksi ciri dihitung berdasarkan distribusi histogram intensitas citra. Beberapa parameter ekstraksi ciri yang digunakan dalam penelitian ini adalah menggunakan persamaan (1) sampai (3) [30], [31]:

- a. Rerata (*Mean*) menunjukkan intensitas rata-rata piksel citra, mencerminkan kecerahan, dihitung dengan menjumlahkan intensitas piksel dan membaginya dengan total piksel, sesuai Persamaan (1), di mana f_n adalah intensitas piksel ke- n dan $p(f_n)$ adalah probabilitasnya.

$$\mu = \sum_n f_n p(f_n) \tag{1}$$

- b. Varians mengukur penyebaran intensitas piksel dari rata-rata, mencerminkan variasi citra. Varians tinggi menunjukkan variasi besar, sedangkan rendah menunjukkan homogenitas. Varians dihitung dengan selisih kuadrat intensitas piksel terhadap rata-rata, dikalikan probabilitas kemunculannya, sesuai Persamaan (2), dengan μ sebagai rata-rata intensitas dan $p(f_n)$ sebagai probabilitas intensitas ke- n .

$$\sigma^2 = \sum_n (f_n - \mu)^2 p(f_n) \tag{2}$$

- c. Entropi mengukur ketidakpastian atau kompleksitas distribusi intensitas citra, di mana entropi tinggi mencerminkan ketidakteraturan, dan rendah menunjukkan keteraturan. Entropi dihitung dengan menjumlahkan probabilitas intensitas piksel dikalikan logaritma dari probabilitas tersebut, sesuai Persamaan (3), dengan $p(f_n)$ sebagai probabilitas intensitas piksel ke- n .

$$H = - \sum_n p(f_n)^2 \log p(f_n) \tag{3}$$

3.5 Identifikasi Menggunakan *Backpropagation Neural Network* (BPNN)

Algoritma *Backpropagation Neural Network* (BPNN) digunakan untuk memperbarui bobot lapisan tersembunyi perceptron berlapis berdasarkan galat yang dihitung selama pembelajaran [32]. Proses dimulai dengan *feedforward*, diikuti dengan perhitungan galat dan pembaruan bobot pada fase *backpropagation* menggunakan fungsi aktivasi seperti *tansig*, *logsig*, dan *purelin*. Dalam otentikasi biometrik pola tangan, algoritma *Levenberg-Marquardt* (*Trainlm*) melatih jaringan saraf tiruan dengan data latih untuk memperoleh bobot optimal, yang kemudian diuji dengan data pengujian. Pengaturan parameter yang tepat, seperti yang dijelaskan dalam Tabel 1, penting untuk mencapai akurasi optimal.

Tabel 1. Parameter Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan

Parameter	Spesifikasi
Jumlah Neuron pada Lapisan Masukan	3
Jumlah Neuron pada Lapisan tersembunyi 1	30
Jumlah Neuron pada Lapisan tersembunyi 2	50
Jumlah Neuron pada Lapisan Keluaran	5
Fungsi Aktivasi	<i>tansig-logsig-purelin</i>
Algoritma	<i>Trainlm</i>
Galat	10^{-5}
Iterasi	150
Laju Pembelajaran	0.5
Nilai Unit Momentum	0.7
Gradien Minimum	10^{-8}
Set Maksimum Unit Momentum	10^{13}
Unit Momentum <i>Decrease</i>	0.1
Unit Momentum <i>Increase</i>	10

Pengaturan parameter yang tepat, seperti yang tercantum pada Tabel 1, digunakan baik pada pola pembuluh darah punggung tangan maupun pola garis telapak tangan untuk mencapai kinerja optimal dalam model otentikasi biometrik berbasis pola tangan.

3.6 Efektivitas Sistem

Dalam penghitungan kinerja model otentikasi dengan menggunakan *confusion matrix*, kita dapat menerapkan persamaan-persamaan untuk menghitung sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi untuk setiap kelas. Berdasarkan Tabel 2 *Confusion Matrix* pada Otentikasi 5 Kelas, kita akan menghitung metrik-metrik tersebut untuk setiap kelas (A, B, C, D, dan E). Tabel ini menunjukkan distribusi prediksi dan kelas yang dikenali, dengan elemen-elemen berikut:

- $tp_A, tp_B, tp_C, tp_D, tp_E$ adalah *True Positives* (TP) untuk kelas A, B, C, D, dan E, masing-masing.
- $e_{AB}, e_{AC}, e_{AD}, e_{AE}$ adalah *False Negatives* (FN) untuk kelas A yang diklasifikasikan sebagai kelas B, C, D, atau E.
- $e_{BA}, e_{BC}, e_{BD}, e_{BE}$ adalah FN untuk kelas B yang diklasifikasikan sebagai kelas A, C, D, atau E.
- Demikian pula untuk kelas C, D, dan E, elemen-elemen dalam Tabel 2 ini menunjukkan FN untuk kelas yang diklasifikasikan sebagai kelas lain.



Sensitivitas dan spesifisitas untuk setiap kelas dihitung berdasarkan persamaan (4) dan (5), yang mengacu pada metode standar dalam evaluasi kinerja sistem klasifikasi. Perhitungan ini bertujuan untuk mengukur sejauh mana model dapat mengidentifikasi dengan benar positif dan negatif dari masing-masing kelas yang diuji.

a. Sensitivitas untuk kelas i dihitung menggunakan persamaan (4) sebagai:

$$Sensitivitas_i = \frac{tp_i}{tp_i + \sum_{j \neq i} e_{ij}} \times 100 \tag{4}$$

b. Spesifisitas untuk kelas i dihitung menggunakan persamaan (5) Di mana $i, j, k \in \{A, B, C, D, E\}$ sebagai:

$$Spesifisitas_i = \frac{\sum_{j \neq i} tp_j + e_{jk}}{\sum_{j,k} tp_j + e_{jk}} \times 100 \tag{5}$$

c. Akurasi keseluruhan model dihitung berdasarkan jumlah *True Positive* dari seluruh kelas dibagi dengan jumlah total data yang digunakan dalam pengujian, sebagaimana dinyatakan dalam persamaan (6):

$$Akurasi = \frac{tp_A + tp_B + tp_C + tp_D + tp_E}{Total\ Data} \times 100 \tag{6}$$

Data yang terdapat pada Tabel 2 mencakup lima kelas, dari mana sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi dihitung untuk setiap kelas serta untuk model secara keseluruhan. Hasil-hasil tersebut digunakan untuk mengevaluasi kinerja model otentikasi berbasis jaringan saraf tiruan dalam membedakan kelas-kelas yang diuji. Evaluasi ini memberikan gambaran tentang efektivitas model dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan individu berdasarkan pola biometrik [28], [29], [30], [31], [32], [33].

Tabel 2. *Confusion Matrix* Pada Otentikasi 5 Kelas

Kelas Prediksi	Kelas Dikenali				
	A	B	C	D	E
A	tp_A	e_{AB}	e_{AC}	e_{AD}	e_{AE}
B	e_{BA}	tp_B	e_{BC}	e_{BD}	e_{BE}
C	e_{CA}	e_{CB}	tp_C	e_{CD}	e_{CE}
D	e_{DA}	e_{DB}	e_{DC}	tp_D	e_{DE}
E	e_{EA}	e_{EB}	e_{EC}	e_{ED}	tp_E

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini mengembangkan sistem otentikasi biometrik *multimodal* dengan menggabungkan fitur tekstur garis telapak tangan dan pembuluh darah punggung tangan untuk mengklasifikasikan individu ke dalam lima kelas. Ekstraksi fitur menggunakan tapis Gabor menghasilkan rerata, varians, dan entropi, yang digunakan dalam pelatihan dan pengujian dengan metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN). Hasil ekstraksi fitur disajikan dalam Tabel 3. Sistem ini memanfaatkan informasi tekstur dari kedua sumber biometrik untuk identifikasi yang akurat.

Tabel 3. Nilai Maksimal dan Minimal Ekstraksi Ciri Tapis Gabor pada Sistem Otentikasi Biometrik Pola Pembuluh Darah Punggung Tangan dengan Orientasi Sudut 135° dan Panjang Gelombang 3 Orde Pertama.

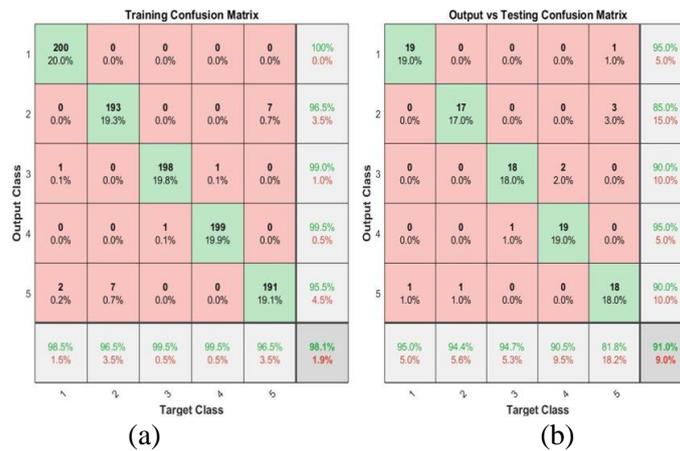
Ekstraksi Ciri	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Orang 5
	Maks / Min	Maks / Min	Maks / Min	Maks / Min	Maks / Min
Rerata	46,50 / 36,22	52,22 / 35,51	63,83 / 42,41	64,34 / 47,08	50,18 / 31,47
Entropi	3,84 / 3,55	4,10 / 3,71	3,80 / 3,49	3,70 / 3,30	3,93 / 3,68
Varians	2119,59 / 1283,02	2678,99 / 1236,52	4010,22 / 1758,76	4068,57 / 2171,54	2474,86 / 968,61



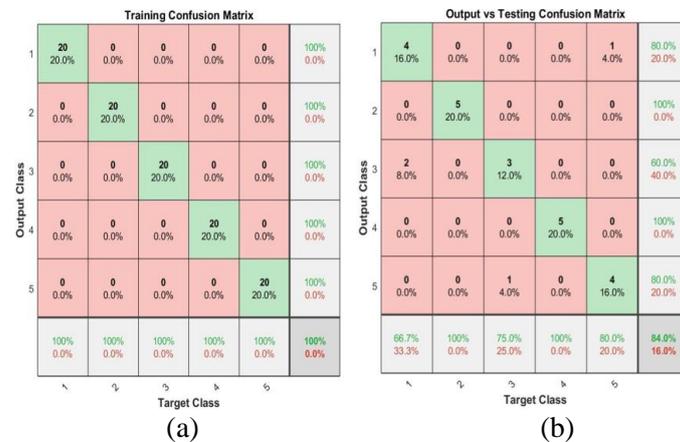
Tabel 4. Nilai Maksimal dan Minimal Ekstraksi Ciri Tapis Gabor pada Sistem Otentikasi Biometrik Pola Garis Telapak Tangan dengan Orientasi Sudut 135° dan Panjang Gelombang 3 Orde Pertama,

Ekstraksi Ciri	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Orang 5
	Maks / Min				
Rerata	21,12 / 12,60	30,80 / 13,67	28,76 / 12,85	21,94 / 12,14	16,57 / 12,41
Entropi	0,042 / 0,025	0,061 / 0,029	0,039 / 0,023	0,049 / 0,029	0,052 / 0,020
Varians	404,98 / 134,49	887,86 / 160,63	770,81 / 140,44	438,59 / 124,20	242,57 / 130,31

Tabel 3 dan Tabel 4 menampilkan hasil ekstraksi fitur berbasis tapis Gabor untuk sistem otentikasi biometrik *multimodal*, yang menggabungkan pola pembuluh darah punggung tangan (Tabel 3) dan pola garis telapak tangan (Tabel 4). Tabel 3 menunjukkan variasi signifikan pada rerata, entropi, dan varians pola pembuluh darah, khususnya untuk Orang 3 dan Orang 4, yang mencerminkan kompleksitas tekstur lebih tinggi. Sebaliknya, Tabel 4 memperlihatkan pola garis telapak tangan yang lebih homogen dengan variasi nilai antarindividu yang lebih kecil. Perbandingan ini menunjukkan keragaman tekstur yang lebih tinggi pada pola pembuluh darah, yang dapat meningkatkan akurasi sistem biometrik. Penggabungan kedua fitur menggunakan metode BPNN mendukung peningkatan akurasi melalui pemanfaatan dua sumber biometrik berbeda. Gambar 7 dan Gambar 8 memperlihatkan perbandingan antara target dan keluaran pada tahap pelatihan dan pengujian untuk pola pembuluh darah punggung tangan serta pola garis telapak tangan, yang menunjukkan konsistensi pencocokan dan efektivitas sistem otentikasi biometrik berbasis fitur tekstur. Kombinasi kedua pola ini terbukti memperkuat akurasi sistem secara keseluruhan. Analisis performa model dilakukan dengan mengukur sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi total pada setiap tahap pelatihan dan pengujian.



Gambar 7. Perbandingan Target dan Keluaran Pola Pembuluh Darah Punggung Tangan: (a) Pelatihan, (b) Pengujian



Gambar 8. Perbandingan Target dan Keluaran Pola Garis Telapak Tangan: (a) Pelatihan, (b) Pengujian

Berdasarkan Gambar 7 yang menyajikan analisis *Confusion Matrix* untuk klasifikasi lima kelas pola pembuluh darah punggung tangan, sistem otentikasi biometrik menggunakan metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN) menunjukkan kinerja yang sangat baik. Pada data pelatihan, sensitivitas setiap kelas (Orang1 hingga Orang5) menunjukkan performa optimal, dengan sensitivitas tertinggi pada kelas Orang1 (100%) dan spesifisitas yang sangat tinggi. Akurasi total pada data pelatihan mencapai 98,1%, yang mencerminkan kemampuan model dalam mengidentifikasi pola secara akurat. Pada data pengujian, meskipun terjadi penurunan kecil pada sensitivitas, model tetap menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan sensitivitas kelas Orang1 mencapai 95,0% dan akurasi total sebesar 91,0%. Spesifisitas pada data pengujian tetap tinggi, dengan kelas Orang5 mencatatkan spesifisitas 100%. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa sistem otentikasi biometrik berbasis pola pembuluh darah punggung tangan menggunakan BPNN memiliki akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas yang tinggi, serta menunjukkan kinerja yang dapat diandalkan untuk aplikasi otentikasi biometrik yang lebih luas.

Gambar 8 menampilkan hasil klasifikasi menggunakan pola garis telapak tangan. Matriks kebingungan menunjukkan bahwa pada tahap pelatihan, model berhasil mengklasifikasikan seluruh sampel dengan akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas 100% untuk setiap kelas. Hal ini menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari pola garis telapak tangan dengan sangat baik, yang tercermin dalam kemampuan klasifikasinya yang sempurna pada data pelatihan. Namun, pada data pengujian, performa model mengalami sedikit penurunan. Akurasi total mencapai 84%, dengan variasi sensitivitas antar kelas. Kelas 2 dan 4 memiliki sensitivitas tertinggi sebesar 100%, sedangkan kelas 3 menunjukkan sensitivitas terendah sebesar 60%. Meski terdapat variasi sensitivitas, spesifisitas tetap tinggi pada setiap kelas (100%), yang menunjukkan kemampuan model dalam mengenali sampel negatif dengan sangat baik. Hal ini menunjukkan bahwa model tetap dapat diandalkan untuk mengidentifikasi pola pada data baru meskipun terjadi penurunan kinerja. Secara keseluruhan, hasil analisis matriks kebingungan pada Gambar 7 dan Gambar 8 menunjukkan bahwa metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN) memiliki performa yang kuat dalam mengklasifikasikan pola biometrik pada tahap pelatihan dan cukup andal pada tahap pengujian. Kombinasi antara pola pembuluh darah punggung tangan dan pola garis telapak tangan terbukti meningkatkan akurasi dan konsistensi sistem, menjadikannya efektif untuk aplikasi otentikasi biometrik berbasis fitur tekstur. Tampilan antarmuka sistem ditunjukkan pada Gambar 9.



Gambar 9. Tampilan Antarmuka Sistem Otentikasi Biometrik *Multimodal* Berbasis Fitur Tekstur Garis Telapak Tangan dan Pembuluh Darah Punggung Tangan dengan Metode BPNN

Gambar 9 menampilkan antarmuka sistem autentikasi biometrik *multimodal* berbasis fitur tekstur pembuluh darah punggung tangan (*Dorsal Hand Vein/DHV*) dan garis telapak tangan (*Palm Line*) menggunakan metode BPNN. Antarmuka terdiri dari area pengambilan gambar (dengan tombol "Ambil Gambar" dan "Hapus"), proses verifikasi bertahap melalui "Verifikasi 1 (DHV)" dan "Verifikasi 2 (*Palm Line*)", serta tombol "Validasi Final" untuk menampilkan status autentikasi.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem autentikasi biometrik *multimodal* yang menggabungkan pola pembuluh darah punggung tangan dan garis telapak tangan menggunakan metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN). Hasil evaluasi menunjukkan performa yang sangat baik

pada data pelatihan dengan akurasi mencapai 98,1%, sensitivitas 100%, dan spesifisitas tinggi. Meskipun demikian, penurunan akurasi yang signifikan pada data pengujian (91%) mengindikasikan potensi masalah dalam generalisasi model terhadap data yang lebih variatif. Variasi sensitivitas antar kelas, meskipun sensitif pada kelas tertentu, menunjukkan bahwa model mungkin tidak sepenuhnya robust dalam menghadapi perbedaan individu atau kondisi. Kekurangan lainnya adalah ketergantungan model pada kondisi pencitraan tertentu, seperti pencahayaan gelap untuk citra garis telapak tangan dan penggunaan NIR-LED untuk pembuluh darah, yang mungkin membatasi kinerjanya di lingkungan dunia nyata dengan variasi kondisi pencitraan. Selain itu, *dataset* pengujian yang terbatas hanya mencakup lima individu dan seratus citra, sehingga tidak sepenuhnya mewakili keberagaman populasi yang lebih luas. Hal ini membatasi evaluasi ketahanan dan akurasi sistem pada berbagai kondisi. Sebagai saran untuk penelitian selanjutnya, pengujian dengan dataset yang lebih besar dan beragam sangat diperlukan untuk meningkatkan generalisasi dan ketahanan model terhadap variasi data. Penelitian berikutnya juga sebaiknya mempertimbangkan implementasi sistem dalam lingkungan dunia nyata untuk menguji ketahanan sistem dalam kondisi yang lebih bervariasi. Selain itu, perbaikan dalam algoritma klasifikasi dan pengurangan ketergantungan pada kondisi pencitraan tertentu dapat meningkatkan fleksibilitas dan aplikabilitas sistem.

REFERENSI

- [1] N. I. Syahputri, H. Harahap, R. Siregar, and T. Tommy, "Penyuluhan Pentingnya Two Factor Authentication dan Aplikasinya Di Era Keamanan Digital," *J. Pengabd. Masy. Bangsa*, vol. 1, no. 6, pp. 768–773, 2023, doi: 10.59837/jpmba.v1i6.256.
- [2] K. O. K. S. Kemas, A. R. Supriyatna, and S. D. Putra, "Autentikasi User Dengan Metode Single Sign-On Berbasis Windows Active Directory Pada PT. XYZ," *ROUTERS J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 2, pp. 70–78, 2024, doi: 10.25181/rt.v2i2.3328.
- [3] K. Mansur, Z. B. Hasanuddin, and Wardi, "Sistem Keamanan Informasi pada Smart Gate Menggunakan Visual Basic," *J. Penelit. Enj.*, vol. 22, no. 1, pp. 38–43, 2019, doi: 10.25042/jpe.052018.07.
- [4] A. M. N. Syams and Suhartini, "Prototipe Sistem Keamanan Menggunakan Rfid Dan Keypad Pada Ruang Penyimpanan Di Bank Berbasis Arduino Uno," *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 23, no. 2, pp. 144–153, 2018, doi: 10.35760/ik.2018.v23i2.2356.
- [5] A. Kamolan and L. Sampebatu, "Rancang Bangun Prototipe Pengaman Ruangan dengan Input Kode PIN dan Multi Sensor Berbasis Mikrokontroler," *J. Ampere*, vol. 6, no. 1, p. 22, 2021, doi: 10.31851/ampere.v6i1.5980.
- [6] R. Adawiyah *et al.*, "Pengaruh Keamanan Informasi dan Perkembangan Teknologi di Era Revolusi 4.0 Terhadap Kinerja Perusahaan (Literature Review Manajemen Kinerja)," *J. Ilmu Multidisplin*, vol. 2, no. 1, pp. 50–57, 2023, doi: 10.38035/jim.v2i1.238.
- [7] F. J. Pontoh, F. Xaverius Senduk, and I. E. G. Pondaag, "Aplikasi Pengenalan Iris Mata Menggunakan Metode Hough Transform Dan Gabor Wavelet," *J. Ilm. Inform.*, vol. 9, no. 02, pp. 105–109, 2021, doi: 10.33884/jif.v9i02.4205.
- [8] A. Morake, L. T. Khoza, and T. Bokaba, "Biometric technology in banking institutions: 'The customers' perspectives'," *SA J. Inf. Manag.*, vol. 23, no. 1, pp. 1–12, 2021, doi: 10.4102/sajim.v23i1.1407.
- [9] J. Zhao, H. Hu, F. Huang, Y. Guo, and L. Liao, "Authentication Technology in Internet of Things and Privacy Security Issues in Typical Application Scenarios," *Electron.*, vol. 12, no. 8, pp. 1–21, 2023, doi: 10.3390/electronics12081812.
- [10] K. Karampidis, "Exploiting multimodal biometrics for enhancing password security," *Log. J. IGPL*, vol. 32, no. 2, pp. 293–305, 2024, doi: 10.1093/jigpal/jzae009.
- [11] A. A. E. Wahyudi, I. M. O. Widyantara, and K. O. Saputra, "Verifikasi Telapak Tangan dengan Multimodal Biometrik Fermat's Spiral," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 3, no. 3, pp. 408–413, 2019, doi: 10.29207/resti.v3i3.1173.
- [12] L. Novamizanti, H. Gymnovriza, and E. Susatio, "Pengenalan Wajah Individu Berbasis 3D Biometrik," *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 6, no. 1, p. 41, 2022, doi:

- 10.26798/jiko.v6i1.182.
- [13] M. N. Ikhsan, I. Ibrahim, and R. Rahmadewi, "Sistem Keamanan Sepeda Motor dengan Teknologi Biometrik Sidik Jari Menggunakan Sensor Fingerprint R305," *STRING (Satuan Tulisan Ris. dan Inov. Teknol.*, vol. 7, no. 2, p. 144, 2022, doi: 10.30998/string.v7i2.13797.
- [14] A. Shalsabila and R. Mukhaiyar, "Perancangan Alat Pendeteksi Iris Mata Menggunakan Metode Wavelet Filter," *JTEV (Jurnal Tek. Elektro dan Vokasional)*, vol. 8, no. 2, p. 433, 2022, doi: 10.24036/jtev.v8i2.118360.
- [15] S. S. Thenuwara, C. Premachandra, and H. Kawanaka, "A multi-agent based enhancement for multimodal biometric system at border control," *Array*, vol. 14, no. April, p. 100171, 2022, doi: <https://doi.org/10.25077/TEKNOSI.v6i1.2020.55-63>.
- [16] A. Andreansyah, R. F. Gusa, and M. Jumnahdi, "Pengenalan Pola Sidik Jari Menggunakan Multi-Class Support Vector Machine," *J. ELKHA*, vol. 11, no. 2, pp. 79–84, 2019, doi: 10.26418/elkha.v11i2.34055.
- [17] F. E. Alfian, I. G. P. S. Wijaya, and F. Bimantoro, "Identifikasi Iris Mata Menggunakan Metode Wavelet Daubechies dan K-Nearest Neighbor," *J. Teknol. Informasi, Komputer, dan Apl.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–10, 2020, doi: 10.29303/jtika.v2i1.76.
- [18] S. Saidah, R. Purnamasari, A. N. Bainuri, and G. S. F. Wahid, "Analisis Perbandingan Metode LBP dan CLBP pada Sistem Pengenalan Individu Melalui Iris Mata," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 6, no. 3, p. 285, 2020, doi: 10.26418/jp.v6i3.41521.
- [19] M. Ghilom and S. Latifi, "The Role of Machine Learning in Advanced Biometric Systems," *Electron.*, vol. 13, no. 13, 2024, doi: 10.3390/electronics13132667.
- [20] K. M. Alashik and R. Yildirim, "Human Identity Verification from Biometric Dorsal Hand Vein Images Using the DL-GAN Method," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 74194–74208, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3076756.
- [21] S. Bantun, J. Y. Sari, N. Z. M. Mardianto, and A. Achban, "Sistem Absensi Mahasiswa Berbasis Dorsal Hand Vein Menggunakan Local Binary Patterns dan Fuzzy k-NN," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 1, pp. 384–396, 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i1.1496.
- [22] M. H. Sukriyandi and A. Solichin, "Identifikasi Garis Telapak Tangan Dengan Metode Mobilenet Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Sistem Presensi Siswa," *Fakt. Exacta*, vol. 16, no. 1, 2023, doi: 10.30998/faktorexacta.v16i1.15138.
- [23] D. B. Purba and B. N. Sari, "Implementasi Jaringan Hierarki Attention Untuk Klasifikasi Basis Data Multimodal Biometrik," *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.*, vol. 7, no. 3, pp. 632–638, 2022, doi: 10.29100/jupi.v7i3.2879.
- [24] G. Gavisiddappa, S. Mahadevappa, and C. M. Patil, "Multimodal biometric authentication system using modified relief feature selection and multi support vector machine," *Int. J. Intell. Eng. Syst.*, vol. 13, no. 1, pp. 1–12, 2020, doi: 10.22266/ijies2020.0229.01.
- [25] F. Ahamed, F. Farid, B. Suleiman, Z. Jan, L. A. Wahsheh, and S. Shahrestani, "An Intelligent Multimodal Biometric Authentication Model for Personalised Healthcare Services," *Futur. Internet*, vol. 14, no. 8, pp. 1–28, 2022, doi: 10.3390/fi14080222.
- [26] M. H. Safavipour, M. A. Doostari, and H. Sadjedi, "Deep Hybrid Multimodal Biometric Recognition System Based on Features-Level Deep Fusion of Five Biometric Traits," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2023, no. 1, 2023, doi: 10.1155/2023/6443786.
- [27] T. A. Al Fajri, "Pentingnya Penggunaan Pendekatan Multimodal Dalam Pembelajaran," *WASKITA J. Pendidik. Nilai dan Pembang. Karakter*, vol. 2, no. 1, pp. 57–72, 2018, doi: 10.21776/ub.waskita.2018.002.01.5.
- [28] F. M. Syam, M. Ali, S. Yudono, and A. Sujjada, "Perancangan Backpropagation untuk Otentikasi Pola Pembuluh Darah Punggung Tangan Menggunakan GLRLM," *Sist. J. Sist. Inf.*, vol. 13, no. 3, pp. 1205–1215, 2024, doi: <https://doi.org/10.32520/stmsi.v13i3.4109>.
- [29] W. I. Putra, M. A. S. Yudono, and A. Sujjada, "Comparison of Gabor Filter Parameter Characteristics for Dorsal Hand Vein Authentication Using Artificial Neural Networks," *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 12, no. 3, pp. 440–446, 2023, doi: 10.32736/sisfokom.v12i3.1819.
- [30] M. A. S. Yudono, R. R. Isnanto, and A. Triwiyatno, "Comparison of Cataract Classification System Based on Retinal Blood Vessels Objects and Retinal Optic Disc Using Backpropagation

- Neural Network,” *Int. J. Innov. Eng. Technol.*, vol. 18, no. 2, pp. 1–8, 2021, doi: 10.13140/RG.2.2.16638.46408.
- [31] M. A. S. Yudono, E. A. Z. Hamidi, Jumadi, A. H. Kuspranoto, and A. D. W. M. Sidik, “Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik Untuk Klasifikasi Covid-19 Berbasis Tekstur Menggunakan Orde Pertama Berdasarkan Citra Chest X-Ray,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 4, pp. 799–808, 2022, doi: <http://dx.doi.org/10.25126/jtiik.2022945663>.
- [32] R. Munarto, M. A. S. Yudono, and E. Permata, “Automatic Cataract Classification System Using Neural Network Algorithm Backpropagation,” in *2020 2nd International Conference on Industrial Electrical and Electronics (ICIEE)*, Lombok: IEEE, 2020, pp. 101–106. doi: 10.1109/ICIEE49813.2020.9277441.
- [33] W. I. Putra and M. A. setyo Yudono, “Peramalan Kinerja Air Preheater Pltu Pelabuhan Ratu Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik,” *Media Elektr.*, vol. 16, no. 01, p. 45, 2023, doi: 10.26714/me.v16i01.11320.