



Sistem Otentikasi Biometrik Pola Pembuluh Darah Punggung Tangan Berbasis Tekstur Metode *Multiclass Support Vector Machine*

Muchtar Ali Setyo Yudono^{1*}, Abdul Haris Kuspranoto², Nur Bebi Ulfah Irawati³

¹ Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Sultan Ageng Tirtayasa, Indonesia

² Teknik Elektromedik, Politeknik Bina Trada Semarang, Indonesia

³ Kedokteran, Fakultas Kedokteran dan Ilmu Kesehatan, Universitas Sultan Ageng Tirtayasa, Indonesia

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

Abstract. Digital access security requires authentication mechanisms that are more reliable than conventional passwords, PINs, identity cards, and user IDs, which are prone to being forgotten, guessed, copied, or misused. This study develops a biometric authentication system based on dorsal hand vein patterns by combining texture feature extraction and the Multiclass Support Vector Machine (SVM) method. Dorsal hand veins were selected because they are unique to each individual, located beneath the skin surface, difficult to forge, and suitable for contactless acquisition. The dataset consisted of 220 dorsal hand vein images from five male participants aged 18–25 years, captured using a Near-Infrared (NIR) LED camera. The data were divided into 80% training data and 20% testing data. Image preprocessing included resizing, cropping, grayscale conversion, Top-Bottom Hat Transformation, CLAHE, Median Filter, morphological smoothing, ROI segmentation, erosion, and dilation. Texture features were extracted using a Gabor Filter with a wavelength of 3 and an orientation of 135°, producing mean, variance, and entropy values. Classification compared Linear, Polynomial, and RBF kernels, with parameter optimization using GridSearchCV. Evaluation using 10-Fold Cross-Validation showed that the RBF kernel with $C = 1$ and $\gamma = 4$ achieved the best performance, with 88.89% accuracy, 89.07% sensitivity, and 97.23% specificity, indicating the feasibility of this approach for dorsal hand vein biometric authentication. Further testing with larger datasets is still required.

Keywords: Biometrics; Dorsal Hand Vein; Gabor Filter; GridSearchCV; Multiclass SVM.

Abstrak. Keamanan akses digital memerlukan mekanisme otentikasi yang lebih andal daripada kata sandi konvensional, PIN, kartu identitas, dan ID pengguna, yang rentan untuk dilupakan, ditebak, disalin, atau disalahgunakan. Studi ini mengembangkan sistem otentikasi biometrik berdasarkan pola pembuluh darah punggung tangan dengan menggabungkan ekstraksi fitur tekstur dan metode *Multiclass Support Vector Machine* (SVM). Pembuluh darah punggung tangan dipilih karena unik untuk setiap individu, terletak di bawah permukaan kulit, sulit dipalsukan, dan cocok untuk akuisisi tanpa kontak. Dataset terdiri dari 220 gambar pembuluh darah punggung tangan dari lima partisipan pria berusia 18–25 tahun, yang diambil menggunakan kamera *LED Near-Infrared* (NIR). Data dibagi menjadi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian. Pra-pemrosesan gambar meliputi pengubahan ukuran, pemotongan, konversi skala abu-abu, Transformasi Top-Bottom Hat, CLAHE, Filter Median, penghalusan morfologi, segmentasi ROI, erosi, dan dilasi. Fitur tekstur diekstrak menggunakan Filter Gabor dengan panjang gelombang 3 dan orientasi 135°, menghasilkan nilai rata-rata, varians, dan entropi. Klasifikasi membandingkan kernel Linear, Polinomial, dan RBF, dengan optimasi parameter menggunakan GridSearchCV. Evaluasi menggunakan Validasi Silang 10-Fold menunjukkan bahwa kernel RBF dengan $C = 1$ dan $\gamma = 4$ mencapai kinerja terbaik, dengan akurasi 88,89%, sensitivitas 89,07%, dan spesifisitas 97,23%, menunjukkan kelayakan pendekatan ini untuk otentikasi biometrik vena punggung tangan. Pengujian lebih lanjut dengan dataset yang lebih besar masih diperlukan.

Kata kunci: Biometrik; GridSearchCV; Multiclass SVM; Pembuluh Darah Punggung Tangan; Tapis Gabor.

1. LATAR BELAKANG

Keamanan digital berperan dalam melindungi perangkat, data pribadi, dan hak akses pengguna (Baqis & Nasution, 2025). Sistem keamanan memerlukan mekanisme otentikasi yang mampu memastikan akses hanya diberikan kepada individu yang sah (Godzali, Athallah, & Rivalni, 2025). Metode konvensional seperti kata sandi, PIN, kartu identitas, dan user ID masih banyak digunakan, tetapi memiliki keterbatasan karena dapat dilupakan, ditebak,

Naskah Masuk: 19 Januari 2026; Revisi: 23 Februari 2026; Diterima: 28 Maret 2026; Terbit: 31 Maret 2026

dibagikan, disalin, atau disalahgunakan. Keterbatasan tersebut mendorong pemanfaatan biometrik sebagai alternatif otentikasi yang lebih aman, andal, dan sulit dipalsukan (Otta & Panda, 2023).

Biometrik memanfaatkan karakteristik fisiologis atau perilaku individu sebagai dasar identifikasi (Otta & Panda, 2023). Jenis biometrik yang umum digunakan mencakup sidik jari, iris, wajah, suara, dan retina. Setiap metode memiliki keunggulan, tetapi masih menghadapi kendala teknis dalam penerapannya. Sidik jari rentan dipengaruhi kelembapan, kotoran, atau kerusakan kulit. Iris dan retina memerlukan proses akuisisi khusus dengan tingkat presisi tinggi. Pengenalan wajah dipengaruhi pencahayaan, ekspresi, gaya rambut, dan riasan. Suara juga dapat berubah akibat kondisi kesehatan atau usia. Kondisi tersebut menunjukkan pemilihan metode biometrik perlu mempertimbangkan akurasi, kenyamanan, dan kepraktisan penggunaan (Ikhsan, Ibrahim, & Rahmadewi, 2022; Kim, Jeong, & Lee, 2021; Susim & Darujati, 2021; Wita & Liliana, 2022).

Pembuluh darah punggung tangan (*dorsal hand vein*) merupakan karakteristik biometrik yang potensial untuk otentikasi personal (Li et al., 2022). Polanya unik, relatif stabil, dan berada di bawah permukaan kulit sehingga lebih sulit dipalsukan atau dimodifikasi. Akuisisi citra dapat dilakukan secara nirsentuh sehingga lebih higienis dibandingkan biometrik berbasis kontak langsung. Karakteristik tersebut mendukung pemanfaatannya sebagai dasar sistem otentikasi biometrik dalam keamanan digital (Marattukalam, Abdulla, Cole, & Gulati, 2023).

Penelitian tahun 2023 (Putra, Yudono, & Sujjada, 2023) telah menerapkan ekstraksi ciri tekstur dan klasifikasi Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik pada otentikasi pola pembuluh darah punggung tangan. Hasil penelitian menunjukkan Tapis Gabor dengan panjang gelombang 3 dan orientasi 135° menghasilkan performa terbaik menggunakan fitur orde pertama berupa rerata, varians, dan entropi. Pengujian terhadap 220 citra memperoleh akurasi 98%, sensitivitas 85%, dan spesifisitas 95,5%. Penelitian ini mengembangkan pendekatan berbeda dengan menggunakan *Multiclass Support Vector Machine* (SVM) sebagai metode identifikasi fitur Tapis Gabor. Pendekatan tersebut digunakan untuk mengevaluasi kemampuan SVM dalam mengklasifikasikan pola pembuluh darah punggung tangan berbasis ciri tekstur. *Multiclass SVM* dipilih karena memiliki kemampuan membentuk batas pemisah antarkelas secara optimal berdasarkan karakteristik fitur yang tersedia. Penelitian ini membandingkan tiga jenis kernel, yaitu *Linear*, *Polynomial*, dan *Radial Basis Function* (RBF), untuk mengetahui kernel yang paling sesuai pada proses identifikasi pola pembuluh darah punggung tangan.

2. KAJIAN TEORITIS

Bagian ini membahas teori yang mendasari penelitian serta mengkaji penelitian terdahulu yang relevan sebagai acuan dan landasan dalam pelaksanaan penelitian.

Pembuluh Darah Punggung Tangan

Pembuluh darah punggung tangan terdiri atas arteri dan vena. Arteri mengalirkan darah kaya oksigen dari jantung menuju tangan, sedangkan vena membawa darah rendah oksigen kembali ke jantung sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2. Pola pembuluh darah punggung tangan dapat digunakan sebagai biometrik karena bentuk, ukuran, dan letaknya khas pada setiap individu serta dipengaruhi oleh faktor genetik, gaya hidup, dan kondisi kesehatan. Letaknya di bawah kulit meningkatkan keamanan karena sulit diamati secara langsung dan sukar diduplikasi. Ukuran pembuluh darah dapat berubah akibat kondisi fisiologis maupun patologis, seperti aterosklerosis, vasodilatasi, termoregulasi, dan perubahan sirkulasi pasca-kematian. Manusia sebagai organisme homoioterm mempertahankan suhu tubuh sekitar 37°C melalui pengaturan aliran darah perifer terhadap perubahan suhu lingkungan (Erman, Damanik, & Sya'diyah, 2025; Jia et al., 2021; Nazar, Ayubbana, & Pakarti, 2023).



Gambar 1. Fisiologi Tangan Tampak Depan dan Belakang (Jia et al., 2021).

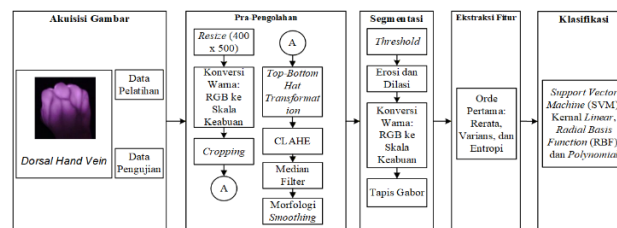
Tinjauan Pustaka

Penelitian tahun 2023 (Syam, Yusup, Samsudin, & Yudono, 2023) meninjau perkembangan otentikasi biometrik berbasis pola pembuluh darah punggung tangan pada periode 2018–2023. Kajian menunjukkan *dorsal hand vein* memiliki tingkat keamanan tinggi karena berada di bawah kulit dan sulit dipalsukan. Penelitian tahun 2024 (Syam, Ali, Yudono, & Sujjada, 2024), menggunakan *backpropagation neural network* untuk otentikasi pola pembuluh darah punggung tangan menggunakan *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM), menggunakan 128 citra tangan kanan dan menghasilkan akurasi tertinggi 87,5%, dengan sensitivitas dan spesifisitas 100%. Penelitian Tahun 2024 (Yudono et al., 2024) mengembangkan sistem otentikasi biometrik multimodal dengan menggabungkan tekstur garis telapak tangan dan pola pembuluh darah punggung tangan menggunakan ekstraksi ciri Tapis Gabor serta klasifikasi Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik. Hasil penelitian menunjukkan akurasi sebesar 91% pada data pengujian pola pembuluh darah punggung tangan, pola garis telapak tangan mencapai akurasi 84% pada data pengujian.

Penelitian ini mengembangkan sistem otentikasi biometrik pembuluh darah punggung tangan dengan Tapis Gabor dan *Multiclass SVM*. Kebaruan terletak pada perbandingan kernel *Linear*, *Polynomial*, dan *RBF* melalui optimasi *GridSearchCV*. Evaluasi dilakukan menggunakan *10-Fold-Cross-Validation* berdasarkan akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas.

3. METODE PENELITIAN

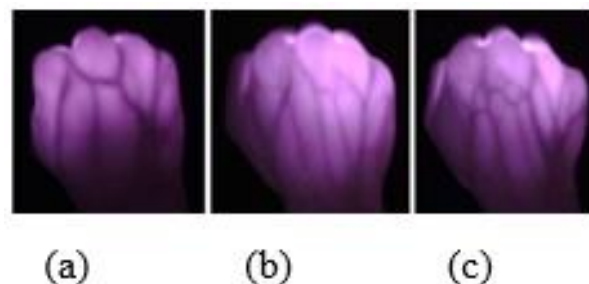
Penelitian ini mengembangkan sistem otentikasi biometrik pembuluh darah punggung tangan melalui tahapan pra-pengolahan, segmentasi, ekstraksi ciri, identifikasi, dan evaluasi, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram Blok Sistem Otentikasi Biometrik Pembuluh Darah Punggung Tangan dengan Metode SVM.

Dataset

Dataset menggunakan 220 citra pembuluh darah punggung tangan dari 5 individu laki-laki berusia 18 sampai 25 tahun. Citra diperoleh dari penelitian (Putra et al., 2023; Syam et al., 2024; Yudono et al., 2024). Data dibagi 80% data latih dan 20% data uji. Contoh citra ditampilkan pada Gambar 3.

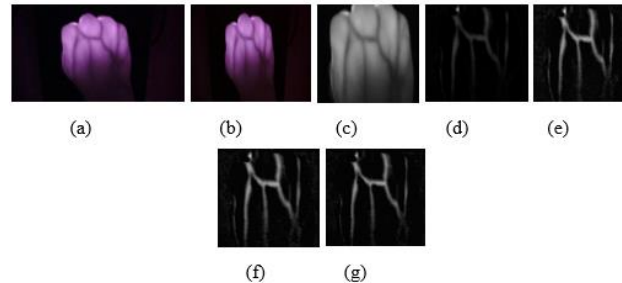


Gambar 3. Citra Pembuluh Darah Punggung Tangan: (a). Orang 1, (b). Orang 2, (c). Orang 3.

Pra-Pengolahan

Proses otentikasi biometrik pembuluh darah punggung tangan diawali dengan pra-pengolahan citra untuk meningkatkan kualitas visual dan mengurangi derau. Citra diseragamkan menjadi 400×500 piksel, dipotong pada area punggung tangan, kemudian dikonversi ke skala keabuan. *Top-Bottom Hat Transformation* diterapkan untuk memperjelas perbedaan intensitas antara kulit dan pola pembuluh darah. Peningkatan kontras dilakukan

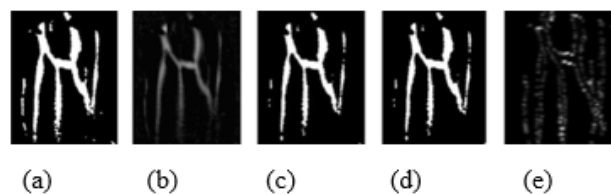
menggunakan *Contrast Limited Histogram Equalization* (CLAHE) agar distribusi intensitas lebih merata. Derau dikurangi melalui *Median Filter*, kemudian morfologi *smoothing* dengan elemen penstruktur cakram bernilai 1 digunakan untuk menghasilkan pola pembuluh darah yang lebih jelas.



Gambar 4. Pra-Pengolahan: (a). Citra Asli, (b). *Resize*, (c). Konversi Keabuan, (d). *Top-Bottom Hat Transformation*, (e). CLAHE, (f). *Median Filter*, (g). Morfologi *Smoothing*.

Segmentasi

Segmentasi citra pembuluh darah punggung tangan bertujuan memperoleh *Region of Interest* (ROI), yaitu area yang memuat pola pembuluh darah. Proses diawali dengan thresholding pada citra hasil *Median Filter* dan morfologi *smoothing* menggunakan nilai ambang 28 untuk menghasilkan citra biner. Erosi dengan elemen penstruktur cakram bernilai 2 diterapkan untuk mengurangi derau dan area tidak relevan. Dilasi dengan elemen penstruktur cakram bernilai 1 digunakan untuk mempertegas pola pembuluh darah. Citra hasil segmentasi dikonversi ke skala keabuan agar sesuai dengan tahap ekstraksi ciri menggunakan Tapis Gabor. Hasil segmentasi terdapat pada Gambar 5.



Gambar 5. Segmentasi: (a). Pengembangan, (b). Erosi, (c). Dilasi, (d). Konversi Keabuan, (e). Panjang Gelombang 3, Orientasi 135°.

Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri dilakukan untuk merepresentasikan tekstur pembuluh darah punggung tangan. Metode yang digunakan adalah Tapis Gabor dengan panjang gelombang 3 dan orientasi 135°. Ciri yang digunakan meliputi rerata, varians, dan entropi sebagai masukan pada *Multiclass Support Vector Machine* (SVM).

Rerata (Mean μ)

Menampilkan rerata nilai citra untuk intensitas di dalam citra.

$$\mu = \sum_n f_n p(f_n) \quad (1)$$

Varians (σ^2)

Menampilkan nilai bervariasi dari komponen pada histogram sebuah citra.

$$\sigma^2 = \sum_n (f_n - \mu)^2 p(f_n) \quad (2)$$

Entropi (H)

Mengukur ukuran bentuk citra yang tidak memiliki keakuratan.

$$H = - \sum_n p(f_n)^2 \log \log p(f_n) \quad (3)$$

Identifikasi Multiclass Support Vector Machine (Svm)

Multiclass Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk mengklasifikasikan identitas individu berdasarkan fitur tekstur pembuluh darah punggung tangan. Data masukan berasal dari ekstraksi tapis gabor yang menghasilkan fitur rerata, varians, dan entropi. Optimasi parameter menggunakan *GridSearchCV* dengan skema *10-Fold-Cross-Validation*. Pengujian dilakukan dengan membandingkan tiga jenis kernel, yaitu *linear*, *polynomial*, dan *Radial Basis Function* (RBF). Parameter regularisasi C diuji pada beberapa nilai, yaitu 0.1, 1, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 150, 200, dan 250, sedangkan parameter γ diuji menggunakan nilai *scale*, *auto*, serta beberapa nilai numerik 0.001, 0.01, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1, 2, 3, dan 4. Parameter C mengatur penalti terhadap kesalahan klasifikasi, sedangkan γ menentukan pengaruh setiap titik data terhadap pembentukan batas keputusan, terutama pada kernel RBF dan *polynomial*.

Efektivitas Sistem

Pengukuran kinerja model otentikasi dilakukan menggunakan *confusion matrix*. Matriks ini digunakan untuk menghitung sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi pada setiap kelas. Berdasarkan Tabel 1, *confusion matrix* otentikasi lima kelas memuat distribusi antara kelas hasil prediksi dan kelas yang dikenali, yaitu kelas A, B, C, D, dan E. Setiap elemen matriks menunjukkan jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar maupun salah pada setiap kelas. tp_A, tp_B, tp_C, tp_D , dan tp_E adalah *True Positives* (TP) untuk kelas A, B, C, D, dan E. e_{AB}, e_{AC}, e_{AD} , dan e_{AE} adalah *False Negatives* (FN) untuk kelas A yang diklasifikasikan sebagai kelas B, C, D, atau E. e_{BA}, e_{BC}, e_{BD} , dan e_{BE} adalah FN untuk kelas B yang diklasifikasikan sebagai kelas A, C, D, atau E. Demikian untuk kelas C, D, dan E, elemen ini menunjukkan FN untuk kelas yang diklasifikasikan sebagai kelas lain.

Sensitivitas digunakan untuk mengukur kemampuan model mengenali data positif pada setiap kelas. Sensitivitas untuk kelas i dihitung menggunakan Persamaan (4).

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

Spesifisitas mengukur kemampuan model mengenali data negatif dari kelas lain secara tepat ditunjukkan pada Persamaan (5).

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

Akurasi mengukur kinerja klasifikasi model secara keseluruhan berdasarkan perbandingan antara jumlah prediksi benar pada seluruh kelas dan total data pengujian, seperti ditunjukkan Persamaan (6).

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

Tabel 1 memuat *confusion matrix* lima kelas sebagai dasar perhitungan sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi. Hasil perhitungan digunakan untuk menilai kemampuan model *Multiclass SVM* dalam membedakan setiap kelas yang diuji.

Tabel 1. *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

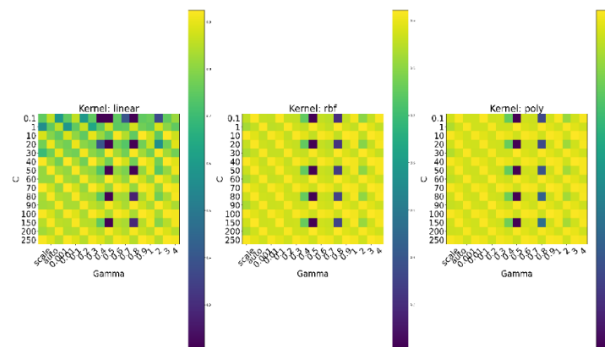
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan 220 citra pembuluh darah punggung tangan dari lima individu berbasis kamera NIR, dengan tahapan pra-pengolahan, segmentasi ROI, ekstraksi ciri Tapis Gabor pada panjang gelombang 3 dan orientasi 135°, klasifikasi *Multiclass SVM*, serta evaluasi *10-Fold Cross-Validation*.

Gambar 7 menunjukkan *heatmap* performa model SVM berdasarkan variasi parameter C dan gamma (γ) pada tiga jenis kernel, yaitu *Linear*, RBF, dan *Polynomial*. Parameter C berfungsi mengatur penalti terhadap kesalahan klasifikasi, sedangkan gamma (γ) menentukan pengaruh setiap titik data terhadap pembentukan batas keputusan.

Gambar 7 menunjukkan hasil *GridSearchCV* memperoleh konfigurasi terbaik pada kernel RBF dengan nilai C = 1 dan $\gamma = 4$. Nilai C = 1 menunjukkan keseimbangan antara toleransi kesalahan klasifikasi dan kemampuan generalisasi model, sedangkan $\gamma = 4$

menunjukkan pengaruh titik data yang lebih kuat dalam membentuk batas keputusan antarkelas. Hasil ini menunjukkan kernel RBF menjadi konfigurasi paling optimal untuk klasifikasi fitur tekstur Tapis Gabor pada pola pembuluh darah punggung tangan.



Gambar 6. Heatmap Performa SVM Kernel *Linear*, RBF, dan *Polynomial* Berdasarkan Variasi Parameter C dan Gamma (γ).

Hasil pengujian kernel *linear* pada skema *10-Fold Cross-Validation* digunakan untuk menilai kestabilan performa *Multiclass SVM* pada setiap pembagian data validasi. Pengujian ini menghasilkan nilai akurasi pada setiap *fold*, sehingga kemampuan model dalam mengenali fitur tekstur Tapis Gabor dapat diamati secara lebih objektif. Ringkasan hasil perbandingan akurasi kernel *linear* disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Akurasi Pengujian Kernel *Linear 10-Fold-Cross-Validation* (%).

<i>Fold</i>	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Orang 5	Sistem
1	100	68,75	96	90,91	94,74	91
2	92,86	70,97	100	86,67	73,91	82
3	100	75	100	100	70	88
4	96,3	88,89	100	84,21	87,5	92
5	100	70,59	88,89	94,12	82,35	88
6	86,96	81,82	87,5	100	85,71	88
7	95,45	78,57	100	92,86	90,48	92
8	90	80	92,86	96,3	75,86	86
9	90	75	100	96,15	88,89	91
10	100	72,73	95,65	88,24	100	90,91
Rerata	95,16	76,23	96,09	92,94	84,94	88,89

Berdasarkan Tabel 2, pengujian kernel *linear* dengan *10-Fold Cross-Validation* menghasilkan rerata akurasi sistem sebesar 88,89%. Akurasi tertinggi terdapat pada *fold* 4 dan *fold* 7 sebesar 92%, sedangkan akurasi terendah terdapat pada *fold* 2 sebesar 82%. Orang 3 memperoleh rerata akurasi tertinggi sebesar 96,09%, diikuti Orang 1 sebesar 95,16%, Orang 4 sebesar 92,94%, Orang 5 sebesar 84,94%, dan Orang 2 sebesar 76,23%. Hasil menunjukkan kernel *linear* mampu mengklasifikasikan sebagian besar pola pembuluh darah punggung tangan dengan cukup baik, performa belum merata pada seluruh individu, terutama pada Orang

2 yang memiliki akurasi paling rendah. Pengujian sensitivitas kernel *linear* melalui 10-Fold-Cross-Validation menilai kemampuan model mengenali setiap kelas individu secara benar. Hasil pengujian disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Sensitivitas Pengujian Kernel *Linear* 10-Fold-Cross-Validation (%).

<i>Fold</i>	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Orang 5	Sistem
1	100	68,75	96	90,91	94,74	90,08
2	92,86	70,97	100	86,67	73,91	84,88
3	100	75	100	100	70	89
4	96,3	88,89	100	84,21	87,5	91,38
5	100	70,59	88,89	94,12	82,35	87,19
6	86,96	81,82	87,5	100	85,71	88,4
7	95,45	78,57	100	92,86	90,48	91,47
8	90	80	92,86	96,3	75,86	87
9	90	75	100	96,15	88,89	90,01
10	100	72,73	95,65	88,24	100	91,32
Rerata	95,16	76,23	96,09	92,94	84,94	89,07

Berdasarkan Tabel 3, pengujian sensitivitas kernel *linear* dengan 10-Fold-Cross-Validation menghasilkan rerata sistem sebesar 89,07%. Nilai sensitivitas sistem tertinggi terdapat pada *fold* 7 sebesar 91,47%, sedangkan nilai terendah terdapat pada *fold* 2 sebesar 84,88%. Rerata sensitivitas tertinggi diperoleh Orang 3 sebesar 96,09%, diikuti Orang 1 sebesar 95,16%, Orang 4 sebesar 92,94%, Orang 5 sebesar 84,94%, dan Orang 2 sebesar 76,23%. Hasil menunjukkan kernel *linear* cukup baik dalam mengenali kelas positif, performa belum merata pada seluruh individu, terutama pada Orang 2. Pengujian spesifisitas kernel *linear* melalui 10-Fold-Cross-Validation menilai kemampuan model dalam mengenali data negatif dari kelas lain secara tepat.

Berdasarkan Tabel 4, pengujian spesifisitas kernel *linear* dengan 10-Fold-Cross-Validation menghasilkan rerata sistem sebesar 97,23%. Nilai spesifisitas sistem tertinggi terdapat pada *fold* 7 sebesar 98,07%, sedangkan nilai terendah terdapat pada *fold* 2 sebesar 95,37%. Rerata spesifisitas tertinggi diperoleh Orang 4 sebesar 99,52%, diikuti Orang 1 sebesar 99,02%, Orang 2 sebesar 96,95%, Orang 3 sebesar 95,78%, dan Orang 5 sebesar 94,88%. Hasil menunjukkan kernel *linear* memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali data negatif dari kelas lain, dengan tingkat kesalahan klasifikasi antarkelas yang relatif rendah.

Tabel 4. Spesifisitas Pengujian Kernel *Linear 10-Fold-Cross-Validation* (%).

<i>Fold</i>	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Orang 5	Sistem
1	98,78	97,62	97,33	100	95,06	97,76
2	98,84	95,65	92,77	100	89,61	95,37
3	98,72	93,42	98,7	100	93,75	96,92
4	100	98,78	95	100	96,43	98,04
5	100	97,59	94,52	96,39	96,39	96,98
6	97,4	97,44	96,43	98,78	94,94	97
7	100	98,84	95,29	100	96,2	98,07
8	97,78	92,5	94,19	100	98,59	96,61
9	100	97,62	97,5	100	93,9	97,8
10	98,72	100	96,05	100	93,98	97,75
Rerata	99,02	96,95	95,78	99,52	94,88	97,23

Setelah evaluasi kernel *linear*, pengujian dilanjutkan pada kernel RBF untuk membandingkan kemampuan *Multiclass SVM* dalam menangkap pola *non-linier* pada fitur tekstur Tapis Gabor. Hasil akurasi kernel RBF pada skema *10-Fold-Cross-Validation* disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Akurasi Pengujian Kernel RBF *10-Fold-Cross-Validation* (%).

<i>Fold</i>	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Orang 5	Sistem
1	100	68,75	96	90,91	94,74	91
2	92,86	70,97	100	86,67	73,91	82
3	100	75	100	100	70	88
4	96,3	88,89	100	84,21	87,5	92
5	100	70,59	88,89	94,12	82,35	88
6	86,96	81,82	87,5	100	85,71	88
7	95,45	78,57	100	92,86	90,48	92
8	90	80	92,86	96,3	75,86	86
9	90	75	100	96,15	88,89	91
10	100	72,73	95,65	88,24	100	90,91
Rerata	95,16	76,23	96,09	92,94	84,94	88,89

Berdasarkan Tabel 5, pengujian kernel RBF dengan *10-Fold Cross-Validation* menghasilkan rerata akurasi sistem sebesar 88,89%. Akurasi sistem tertinggi terdapat pada *fold* 4 dan *fold* 7 sebesar 92%, sedangkan akurasi terendah terdapat pada *fold* 2 sebesar 82%. Rerata akurasi tertinggi diperoleh Orang 3 sebesar 96,09%, diikuti Orang 1 sebesar 95,16%, Orang 4 sebesar 92,94%, Orang 5 sebesar 84,94%, dan Orang 2 sebesar 76,23%. Pola hasil sama dengan kernel *linear*, kernel RBF belum menunjukkan peningkatan akurasi pada skenario pengujian ini. Evaluasi sensitivitas kernel RBF dilakukan untuk menilai kemampuan model dalam mengenali kelas positif pada setiap individu setelah pengujian akurasi. Hasil sensitivitas dengan skema *10-Fold Cross-Validation* disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Sensitivitas Pengujian Kernel RBF *10-Fold-Cross-Validation* (%).

<i>Fold</i>	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Orang 5	Sistem
1	100	68,75	96	90,91	94,74	90,08
2	92,86	70,97	100	86,67	73,91	84,88
3	100	75	100	100	70	89
4	96,3	88,89	100	84,21	87,5	91,38
5	100	70,59	88,89	94,12	82,35	87,19
6	86,96	81,82	87,5	100	85,71	88,4
7	95,45	78,57	100	92,86	90,48	91,47
8	90	80	92,86	96,3	75,86	87
9	90	75	100	96,15	88,89	90,01
10	100	72,73	95,65	88,24	100	91,32
Rerata	95,16	76,23	96,09	92,94	84,94	89,07

Berdasarkan Tabel 6, pengujian sensitivitas kernel RBF dengan *10-Fold Cross-Validation* menghasilkan rerata sistem sebesar 89,07%. Nilai sensitivitas tertinggi terdapat pada *fold* 7 sebesar 91,47%, sedangkan nilai terendah terdapat pada *fold* 2 sebesar 84,88%. Rerata sensitivitas tertinggi diperoleh Orang 3 sebesar 96,09%, diikuti Orang 1 sebesar 95,16%, Orang 4 sebesar 92,94%, Orang 5 sebesar 84,94%, dan Orang 2 sebesar 76,23%. Hasil ini menunjukkan kernel RBF cukup baik dalam mengenali kelas positif, tetapi performa identifikasi belum merata pada seluruh individu.

Hasil pengujian spesifisitas dengan skema *10-Fold-Cross-Validation* disajikan pada Tabel 7. Berdasarkan Tabel 7, pengujian spesifisitas kernel RBF dengan *10-Fold-Cross-Validation* menghasilkan rerata sistem sebesar 97,23%. Nilai spesifisitas sistem tertinggi terdapat pada *fold* 7 sebesar 98,07%, sedangkan nilai terendah terdapat pada *fold* 2 sebesar 95,37%. Rerata spesifisitas tertinggi diperoleh Orang 4 sebesar 99,52%, diikuti Orang 1 sebesar 99,02%, Orang 2 sebesar 96,95%, Orang 3 sebesar 95,78%, dan Orang 5 sebesar 94,88%. Hasil ini menunjukkan kernel RBF memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali data negatif dari kelas lain, dengan tingkat kesalahan prediksi antarkelas yang relatif rendah.

Tabel 7. Spesifisitas Pengujian Kernel RBF 10-Fold-Cross-Validation (%).

<i>Fold</i>	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Orang 5	Sistem
1	98,78	97,62	97,33	100	95,06	97,76
2	98,84	95,65	92,77	100	89,61	95,37
3	98,72	93,42	98,7	100	93,75	96,92
4	100	98,78	95	100	96,43	98,04
5	100	97,59	94,52	96,39	96,39	96,98
6	97,4	97,44	96,43	98,78	94,94	97
7	100	98,84	95,29	100	96,2	98,07
8	97,78	92,5	94,19	100	98,59	96,61
9	100	97,62	97,5	100	93,9	97,8
10	98,72	100	96,05	100	93,98	97,75
Rerata	99,02	96,95	95,78	99,52	94,88	97,23

Setelah pengujian kernel RBF, evaluasi dilanjutkan pada kernel *polynomial* menilai performa *Multiclass SVM* dengan fungsi pemetaan *non-linier* berbasis *polynomial*. Hasil akurasi kernel *polynomial 10-Fold Cross-Validation* disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Akurasi Pengujian Kernel *Polynomial 10-Fold-Cross-Validation* (%).

<i>Fold</i>	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Orang 5	Sistem
1	100	68,75	96	90,91	94,74	91
2	92,86	70,97	100	86,67	73,91	82
3	100	75	100	100	70	88
4	96,3	88,89	100	84,21	87,5	92
5	100	70,59	88,89	94,12	82,35	88
6	86,96	81,82	87,5	100	85,71	88
7	95,45	78,57	100	92,86	90,48	92
8	90	80	92,86	96,3	75,86	86
9	90	75	100	96,15	88,89	91
10	100	72,73	95,65	88,24	100	90,91
Rerata	95,16	76,23	96,09	92,94	84,94	88,89

Berdasarkan Tabel 8, pengujian kernel *polynomial* dengan 10-Fold-Cross-Validation menghasilkan rerata akurasi sebesar 88,89%. Akurasi tertinggi terdapat pada *fold* 4 dan *fold* 7 sebesar 92%, sedangkan akurasi terendah terdapat pada *fold* 2 sebesar 82%. Rerata akurasi per individu menunjukkan hasil tertinggi pada Orang 3 sebesar 96,09%, diikuti Orang 1 sebesar 95,16%, Orang 4 sebesar 92,94%, Orang 5 sebesar 84,94%, dan Orang 2 sebesar 76,23%. Hasil menunjukkan kernel *polynomial* mampu mengklasifikasikan pola pembuluh darah punggung tangan dengan cukup baik, tetapi belum melampaui kinerja kernel *linear* dan RBF. Evaluasi sensitivitas dilakukan untuk menilai kemampuan model dalam mengenali kelas positif pada setiap individu, seperti disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9. Sensitivitas Pengujian Kernel *Polynomial 10-Fold-Cross-Validation* (%).

<i>Fold</i>	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Orang 5	Sistem
1	100	68,75	96	90,91	94,74	90,08
2	92,86	70,97	100	86,67	73,91	84,88
3	100	75	100	100	70	89
4	96,3	88,89	100	84,21	87,5	91,38
5	100	70,59	88,89	94,12	82,35	87,19
6	86,96	81,82	87,5	100	85,71	88,4
7	95,45	78,57	100	92,86	90,48	91,47
8	90	80	92,86	96,3	75,86	87
9	90	75	100	96,15	88,89	90,01
10	100	72,73	95,65	88,24	100	91,32
Rerata	95,16	76,23	96,09	92,94	84,94	89,07

Berdasarkan Tabel 9, pengujian sensitivitas kernel *polynomial* dengan *10-Fold-Cross-Validation* menghasilkan rerata sistem sebesar 89,07%. Nilai tertinggi terdapat pada *fold* 7 sebesar 91,47%, sedangkan nilai terendah terdapat pada *fold* 2 sebesar 84,88%. Rerata sensitivitas tertinggi diperoleh Orang 3 sebesar 96,09%, diikuti Orang 1 sebesar 95,16%, Orang 4 sebesar 92,94%, Orang 5 sebesar 84,94%, dan Orang 2 sebesar 76,23%. Temuan ini menunjukkan kernel *polynomial* memiliki kemampuan cukup baik dalam mengenali kelas positif, terutama pada Orang 1, Orang 3, dan Orang 4. Nilai sensitivitas Orang 2 yang paling rendah mengindikasikan fitur tekstur pada kelas tersebut lebih sulit dikenali atau memiliki kemiripan dengan kelas lain.

Berdasarkan Tabel 10, pengujian spesifisitas kernel *polynomial* dengan *10-Fold-Cross-Validation* menghasilkan rerata sistem sebesar 97,23%. Nilai menunjukkan model mampu mengenali data negatif dari kelas lain dengan tingkat ketepatan tinggi. Spesifisitas tertinggi terdapat pada *fold* 7 sebesar 98,07%, sedangkan nilai terendah terdapat pada *fold* 2 sebesar 95,37%. Rerata spesifisitas per individu tertinggi diperoleh Orang 4 sebesar 99,52%, diikuti Orang 1 sebesar 99,02%, Orang 2 sebesar 96,95%, Orang 3 sebesar 95,78%, dan Orang 5 sebesar 94,88%. Hasil menunjukkan kernel *polynomial* memiliki kemampuan spesifisitas yang baik dan relatif stabil dalam membedakan pola pembuluh darah punggung tangan antarkelas.

Tabel 10. Spesifisitas Pengujian Kernel *Polynomial 10-Fold-Cross-Validation* (%).

<i>Fold</i>	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Orang 5	Sistem
1	98,78	97,62	97,33	100	95,06	97,76
2	98,84	95,65	92,77	100	89,61	95,37
3	98,72	93,42	98,7	100	93,75	96,92
4	100	98,78	95	100	96,43	98,04
5	100	97,59	94,52	96,39	96,39	96,98
6	97,4	97,44	96,43	98,78	94,94	97
7	100	98,84	95,29	100	96,2	98,07
8	97,78	92,5	94,19	100	98,59	96,61
9	100	97,62	97,5	100	93,9	97,8
10	98,72	100	96,05	100	93,98	97,75
Rerata	99,02	96,95	95,78	99,52	94,88	97,23

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem otentikasi biometrik pola pembuluh darah punggung tangan menggunakan ekstraksi ciri Tapis Gabor dan klasifikasi *Multiclass SVM*. Pengujian terhadap 220 citra dari 5 individu dengan panjang gelombang 3 dan orientasi 135° menghasilkan fitur rerata, varians, dan entropi. Optimasi *GridSearchCV* menunjukkan kernel RBF dengan $C = 1$ dan $\gamma = 4$ sebagai konfigurasi terbaik. Evaluasi *10-Fold-Cross-Validation* menghasilkan akurasi 88,89%, sensitivitas 89,07%, dan spesifisitas 97,23%. *Fold* terbaik terdapat pada *fold 7* dengan akurasi 92%, sensitivitas 91,47%, dan spesifisitas 98,07%. Nilai spesifisitas yang tinggi menunjukkan model cukup kuat dalam membedakan data negatif dari kelas lain. Performa antarindividu masih belum merata, terutama pada Orang 2 dengan akurasi dan sensitivitas terendah sebesar 76,23%. Penelitian selanjutnya perlu menggunakan dataset yang lebih besar, variasi subjek yang lebih beragam, kombinasi fitur tekstur lain, serta pengujian pada kondisi nyata agar kemampuan generalisasi dan stabilitas sistem meningkat.

DAFTAR REFERENSI

- Baqis, A. M., & Nasution, M. I. P. (2025). Pentingnya Perlindungan dan Keamanan Data Privasi di Era Digital. *Jurnal Manajemen Dan Pendidikan Agama Islam*, 3(3), 396–404. <https://doi.org/https://doi.org/10.61132/jmpai.v3i3.1150>
- Erman, I., Damanik, H. D., & Sya'diyah, S. (2025). Hubungan Merokok dengan Kejadian Hipertensi di Puskesmas Kampus Palembang. *Jurnal Keperawatan Merdeka (JKM)*, 1(1), 54–61. <https://doi.org/https://doi.org/10.36086/jkm.v1i1.983>
- Godzali, G. Al, Athallah, R. I., & Rivalni, E. (2025). Evaluasi Keamanan Autentikasi Pengguna

- pada Sistem Operasi Windows dan Linux. *Neptunus: Jurnal Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, 3(1), 31–40.
<https://doi.org/https://doi.org/10.61132/neptunus.v3i1.590> Available
- Ikhsan, M. N., Ibrahim, I., & Rahmadewi, R. (2022). Sistem Keamanan Sepeda Motor dengan Teknologi Biometrik Sidik Jari Menggunakan Sensor Fingerprint R305. *STRING (Satuan Tulisan Riset Dan Inovasi Teknologi)*, 7(2), 144.
<https://doi.org/10.30998/string.v7i2.13797>
- Jia, W., Xia, W., Zhang, B., Zhao, Y., Fei, L., Kang, W., ... Guo, G. (2021). A survey on dorsal hand vein biometrics. *Pattern Recognition*, 120, 108122.
<https://doi.org/10.1016/j.patcog.2021.108122>
- Kim, K., Jeong, H. W., & Lee, Y. (2021). Performance evaluation of dorsal vein network of hand imaging using relative total variation-based regularization for smoothing technique in a miniaturized vein imaging system: A pilot study. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(4), 1–12.
<https://doi.org/10.3390/ijerph18041548>
- Li, J., Li, K., Zhang, G., Wang, J., Li, K., & Yang, Y. (2022). Recognition of Dorsal Hand Vein in Small-Scale Sample Database Based on Fusion of ResNet and HOG Feature. *Electronics*, 11(17), 1–19. <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/electronics11172698>
- Marattukalam, F., Abdulla, W., Cole, D., & Gulati, P. (2023). Deep Learning-Based Wrist Vascular Biometric Recognition. *Sensors*, 23(6), 1–19.
<https://doi.org/https://doi.org/10.3390/s23063132>
- Nazar, K. A., Ayubbana, S., & Pakarti, A. T. (2023). Penerapan Kompres Hangat Terhadap Nyeri Kepala Pada Pasien Hipertensi. *Jurnal Cendikia Muda*, 3(3), 386–393.
- Otta, S. P., & Panda, S. (2023). A Systematic Survey of Multi-Factor Authentication for Cloud Infrastructure. *Future Internet*, 15(4), 1–20.
<https://doi.org/https://doi.org/10.3390/fi15040146>
- Putra, W. I., Yudono, M. A. S., & Sujjada, A. (2023). Perbandingan Ciri Parameter Tapis Gabor untuk Otentikasi Dorsal Hand Vein Menggunakan Artificial Neural Network. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 12(3), 440–446.
<https://doi.org/10.32736/sisfokom.v12i3.1819>
- Susim, T., & Darujati, C. (2021). Pengolahan Citra untuk Pengenalan Wajah (Face Recognition) Menggunakan OpenCV. *Jurnal Syntax Admiration*, 2(3), 534–545.
<https://doi.org/https://doi.org/10.46799/jsa.v2i3.202>
- Syam, F. M., Ali, M., Yudono, S., & Sujjada, A. (2024). Perancangan Backpropagation untuk

- Otentikasi Pola Pembuluh Darah Punggung Tangan Menggunakan GLRLM. *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*, 13(3), 1205–1215. <https://doi.org/https://doi.org/10.32520/stmsi.v13i3.4109>
- Syam, F. M., Yusup, R. M., Samsudin, & Yudono, M. A. S. (2023). Systematic Review: Image Processing Based Dorsal Vein Pattern Biometric Authentication System. *2023 IEEE 9th International Conference on Computing, Engineering and Design (ICCED)*, 1–6. Kuala Lumpur: IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCED60214.2023.10425238>
- Wita, D. S., & Liliana, D. Y. (2022). Klasifikasi Identitas Dengan Citra Telapak Tangan Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Rekayasa Teknologi Informasi (JURTI)*, 6(1), 1. <https://doi.org/10.30872/jurti.v6i1.7100>
- Yudono, M. A. S., Nugraha, A., Franata, N., Ramadhani, A., Erlindriyani, R. V., Zulfiqar, D., M Syam, F., Putri, D. A., Fauzan, A. N. (2024). Sistem Otentikasi Biometrik Multimodal Berbasis Tekstur Garis Telapak dan Pembuluh Darah Punggung Tangan dengan Metode BPNN. *Jurnal Ilmiah Setrum*, 13(2), 138–149. <https://doi.org/10.62870/setrum.v13i2.29589>