

Perbandingan Ciri Parameter Tapis Gabor untuk Otentikasi *Dorsal Hand Vein* Menggunakan *Artificial Neural Network*

Wahyu Irwan Putra^{[1]*}, Muchtar Ali Setyo Yudono^[2], Alun Sujjada^[3]

Program Studi Teknik Elektro^{[1], [2]}, Program Studi Teknik Informatika^[3]

Universitas Nusa Putra

Sukabumi, Indonesia

wahyu.irwan_te19@nusaputra.ac.id^[1], muchtar.alisetyo@nusaputra.ac.id^[2], alun.sujjada@nusaputra.ac.id^[3]

Abstract—The importance of digital security in today's technological era requires various innovations in creating a reliable security system for humans. Biometrics is an authentication method and the most effective system for performing personal recognition because biometrics have unique characteristics. Dorsal hand vein become biometrics for the individual recognition process in this study using feature extraction of gabor filters and neural network backpropagation to classify recognition into five classes of human individuals, which are expected to be able to provide a higher accuracy value when compared to research on the introduction of dorsal hand vein. This classification process has several stages, namely input image, image pre-processing, segmentation, feature extraction, and image classification. The test results show that the percentage of success based on the five test scenarios has an average value of 75%. In this study, the results of the greatest test accuracy in the fourth scenario were 91%.

Keywords—*Backpropagation Neural Network, Biometric, Camera NIR LED, Dorsal Hand Vein, Gabor Filter*

Abstrak—Pentingnya keamanan digital di era teknologi saat ini menuntut berbagai inovasi dalam menciptakan sistem keamanan yang handal bagi manusia. Biometrik merupakan metode otentikasi dan sistem yang paling efektif untuk melakukan pengenalan personal karena biometrik memiliki karakteristik yang unik. Pembedaan darah punggung tangan menjadi biometrik untuk proses pengenalan individu pada penelitian ini menggunakan fitur ekstraksi filter gabor dan neural network backpropagation untuk mengklasifikasikan pengenalan menjadi lima kelas individu manusia, yang diharapkan mampu memberikan nilai akurasi yang lebih tinggi. Jika dibandingkan dengan penelitian tentang pengenalan pembuluh darah dorsal tangan sebelumnya. Proses klasifikasi ini memiliki beberapa tahapan, yaitu citra masukan, pra-pengolahan citra, segmentasi, ekstraksi ciri, klasifikasi citra, dan hasil klasifikasi citra pembuluh darah. Hasil pengujian menunjukkan bahwa persentase keberhasilan berdasarkan lima skenario pengujian memiliki nilai rata-rata 75%. Pada penelitian ini didapatkan hasil akurasi pengujian terbesar pada skenario keempat sebesar 91%.

Kata Kunci— *Biometrik, Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik, Kamera NIR LED, Pembuluh Darah Punggung Tangan, Tapis Gabor*

I. PENDAHULUAN

Pentingnya keamanan digital di era teknologi saat ini membutuhkan berbagai inovasi dalam menciptakan sistem keamanan yang andal untuk manusia, keamanan digital berfungsi agar dapat melindungi informasi pribadi, data privasi, dan izin akses yang dapat membahayakan jika di akses oleh Orang lain. Terdapat berbagai macam metode otentikasi dalam mengidentifikasi Personal pengguna, diantaranya user id, kartu identitas, kata kunci, kode pin, pengetahuan Personal dan biometrik. Pada penggunaan user id dan kartu identitas memiliki karakteristik yang dapat dibagikan dan bisa di duplikasikan sehingga dari segi keamanan metode ini sangat rentan mengalami perampasan hak akses. Begitu pun dengan kata kunci, kode pin, dan pengetahuan pribadi memiliki karakteristik yang bisa di lupakan dan di tebak sehingga orang yang mengetahui informasi tersebut dapat memiliki akses untuk menggunakan izin akses personal penggunaan, biometrik merupakan metode otentikasi dan sistem yang paling efektif untuk melakukan otentikasi personal karena biometrik memiliki karakteristik yang unik dan setiap manusia pasti memilikinya [1].

Teknologi biometrik terus dikembangkan untuk menjadi sistem keamanan yang dapat menjaga data privasi penggunaan, namun sebagai alat otentikasi identitas dalam penggunaannya banyak ditemukan berbagai kelemahan. Seperti pada sistem pengenalan wajah yang pada awal pengembangannya dapat terbuka hanya dengan foto dan topeng wajah realistik [2], dalam sistem pengenalan sidik jari yang dapat di duplikasi dengan menggunakan sidik jari yang tertinggal pada permukaan dapat diambil dan di duplikasi dengan cepat [3]. Sedangkan penggunaan sistem iris mata memiliki nilai akurasi yang cukup tinggi namun memiliki kekurangan dari segi kenyamanan pengguna karena iris terletak di dalam mata [4], [5].

Biometrik merupakan sebuah metode otentikasi dan menjadi sistem yang paling efektif untuk melakukan pengenalan Personal, karena biometrik memiliki karakteristik yang unik, tidak dapat dibagikan, tidak bisa dilupakan, dan tidak bisa hilang ataupun dirampas [6]. Teknologi saat ini telah menggunakan berbagai bentuk sistem biometrik

diantaranya yaitu Pengenal Wajah [7], Sidik Jari [8], Iris Mata [9], Garis Telapak Tangan [10], Pembuluh Darah Punggung Tangan [11], untuk melakukan otentikasi pengenalan Personal, seperti sistem keamanan sidik jari dan pengenalan wajah pada smartphone. Dalam penggunaan otentikasi sebuah biometrik harus memenuhi beberapa persyaratan diantaranya yaitu universal setiap manusia harus memiliki biometrik tersebut, memiliki keunikan dan mampu membedakan banyak manusia, tidak bisa hilang atau pun berubah [12]. Serta memiliki kinerja akurasi pengenalan yang baik dan cepat [13].

Pengenalan pembuluh darah punggung tangan atau disebut juga Dorsal Hand Vein (DHV) merupakan salah satu biometrik, pembuluh darah mempunyai karakteristik yang unik letaknya berada di dalam kulit manusia sehingga tidak mudah dipalsukan, dimodifikasi dan rusak. struktur pembuluh darah tidak akan berubah, penggunaan pembuluh darah punggung tangan untuk sistem otentikasi biometrik juga memiliki kelebihan dalam segi kebersihan karena dapat digunakan tanpa menyentuh permukaan sensor [14], [15].

Dalam bidang kecerdasan buatan menggunakan pengenalan pola sebagai alat untuk mengolah data dan dapat mengambil keputusan. Pengenalan pola merupakan sistem yang mampu bereaksi menghasilkan otentikasi data atau dapat mendefinisikan sesuatu di dasarnya pengukuran kuantitatif ciri atas sifat utama dari pada objek. Pola sendiri adalah hal yang bisa dikenali oleh sifat-sifatnya [16]. Citra digital terbentuk dari setiap elemen gambar yang disebut piksel, dimana piksel merupakan matriks baris x dan matriks kolom y dari sebuah citra. Parameter sebuah piksel adalah koordinat dan intensitas. dinyatakan pada bidang 2 dimensi $f(x,y)$, dimana nilai pada koordinat ditunjukkan (x,y) dan f merupakan amplitude [17]. Tujuan dari pengolahan citra untuk meningkatkan kualitas citra sehingga dapat dilihat oleh manusia ataupun komputer dengan mudah. Pengolahan citra mengubah sebuah citra menjadi citra lain, sehingga masukan dan keluaran dari pengolahan citra adalah citra, tetapi citra keluaran memiliki kualitas lebih tinggi [18]–[21].

Teknik ekstraksi ciri Gabor wavelet ditemukan oleh Dennis Gabor pada tahun 1946. Terdapat beberapa parameter pada filter tapis Gabor 2D yang dapat mempengaruhi hasil dari ekstraksi ciri, parameter θ yang mengontrol orientasi dari tapis gabor dengan variasi orientasi filter Gabor ini akan memungkinkan ekstraksi ciri dengan orientasi yang berbeda-beda, ukuran tapis (kernel) dengan skala yang lebih besar akan menangkap ciri yang lebih kasar dan skala yang lebih kecil akan menangkap ciri yang lebih halus. Parameter u (frekuensi dari gelombang sinusoida) yang dapat mempengaruhi deteksi tepi, dan parameter σ (standar deviasi dari *Gaussian envelope*) yang menyesuaikan dengan ukuran tapis. Sejumlah respon filter untuk titik tertentu pada citra akan didapatkan tergantung dari jumlah frekuensi dan sudut orientasi yang digunakan filter Gabor dengan frekuensi (u) berbeda seperti 2, 3, 4, 5, 6, dan 7 dan sudut orientasi (θ) diterapkan ke titik tersebut dalam citra. Citra yang menjadi subjek ekstraksi ciri digabungkan dengan setiap respon filter yang dibuat. Konvolusi akan menghasilkan ciri spesifik yang merepresentasikan atribut dari citra [22]–[24].

Artificial Neural Network (ANN) merupakan sebuah

algoritma pengolahan informasi yang mempunyai karakteristik menyerupai sistem jaringan syaraf biologi pada otak manusia. Jaringan syaraf tiruan atau ANN dapat melakukan proses perhitungan komputasi berdasarkan klasifikasi serta memiliki kemampuan memorisasi dan menggeneralisasi suatu objek. Memorisasi ANN dapat mengingat kembali secara utuh dari sebuah data masukan yang sudah di latih, generalisasi merupakan kemampuan ANN untuk mendapatkan sebuah masukan yang belum pernah di dapatkan pada proses pelatihan [25]–[30].

Berdasarkan penelitian terdahulu yang dilakukan mengenai pengenalan pembuluh punggung tangan yang telah dilakukan berjudul “Teknik pengenalan pembuluh darah punggung tangan berbasis fitur local binary pattern” tahun 2021 [31]. Pada penelitian ini menggunakan 140 citra dengan 35 kelas, yang terbagi menjadi 105 citra sebagai data base dan 35 citra untuk data testing. Pra-Pengolahan citra menggunakan deteksi ROI dan mengubah citra menjadi citra keabuan. Ekstraksi dilakukan menggunakan metode Local Binary Pattern (LBP), tahapan klasifikasi menggunakan metode Fuzzy k-NN, mendapatkan hasil akurasi terbaik sebesar 90% dengan K-fold = 4.

Berdasarkan permasalahan yang ada maka perlu dibuat sebuah sistem pengenalan Pembuluh Darah Punggung Tangan untuk mengotentikasi biometrik yang lebih akurat dan optimal. Menggunakan sistem pengolahan citra yang didalamnya terdapat beberapa tahapan yaitu, pra-pengolahan, segmentasi, ekstraksi ciri, dan identifikasi. Diharapkan dengan sistem ini mampu menyelesaikan permasalahan yang ada. Pada penelitian ini akan menggunakan ekstraksi ciri Tapis Gabor dan metode otentikasi menggunakan ANN Perambatan Balik diharapkan mampu menghasilkan akurasi terbaik.

II. METODOLOGI PENELITIAN

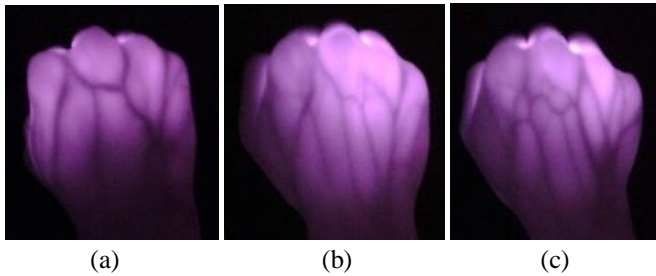
Pada penelitian ini, dilakukan pengambilan data citra pembuluh darah punggung tangan menggunakan Kamera NIR-LED. Sistem pengenalan dan otentikasi pembuluh darah punggung tangan melibatkan empat tahap utama. Tahap-tahap tersebut mencakup pra-pengolahan, segmentasi, ekstraksi ciri menggunakan tapis Gabor, dan klasifikasi menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN) perambatan balik, seperti yang terlihat pada Gambar 1.



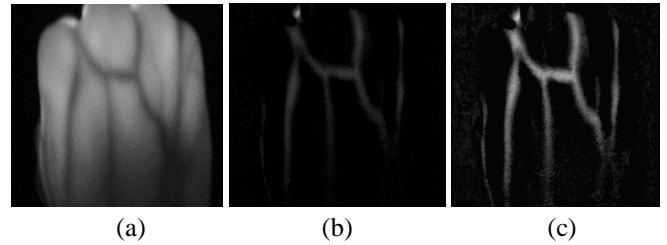
Gambar 1. Diagram Alir Proses Otentikasi

A. Dataset Citra Pembuluh Darah Punggung Tangan

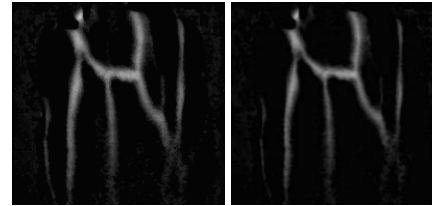
Citra yang digunakan untuk penelitian ini adalah citra pembuluh darah punggung tangan manusia berjenis kelamin laki-laki berumur 18 tahun sampai 25 tahun dengan berat badan rata-rata 60 kg. Dengan jumlah 5 individu, setiap individu dilakukan pengambilan 220 citra di punggung tangan kanan dan kiri, citra pembuluh darah diambil dengan menggunakan Kamera NIR (Near-Infrared) LED. Gambar 2 merupakan citra pembuluh darah punggung tangan.



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



(a) (b) (c)

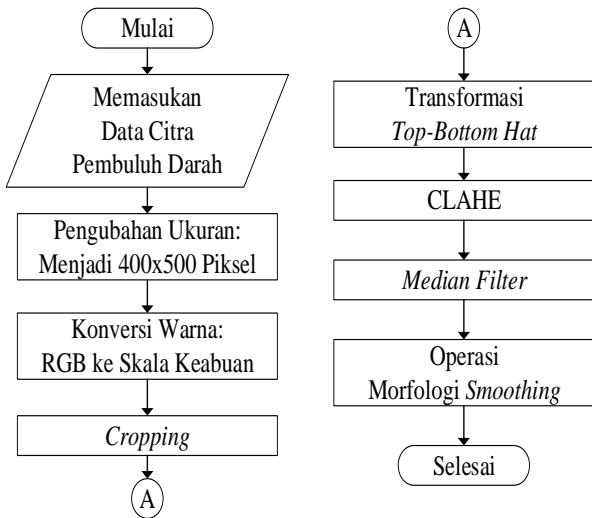


(d) (e)

Gambar 4. Citra Proses Pra-Pengolahan Pembuluh Darah Orang 1: (a) Citra RGB ke Keabuan, (b). Citra Hasil Top-Bottom Hat, (c). Citra Hasil CLAHE, (d). Citra Proses Median Filter, (e). Citra Proses Morfologi Smoothing

B. Pra-Pengolahan

Pada proses Pra-pengolahan citra pembuluh darah punggung tangan diawali dengan mengubah ukuran citra dengan format menjadi berukuran 400x500 piksel, Diagram alir pada proses pra-pengolahan dapat dilihat pada Gambar 3.

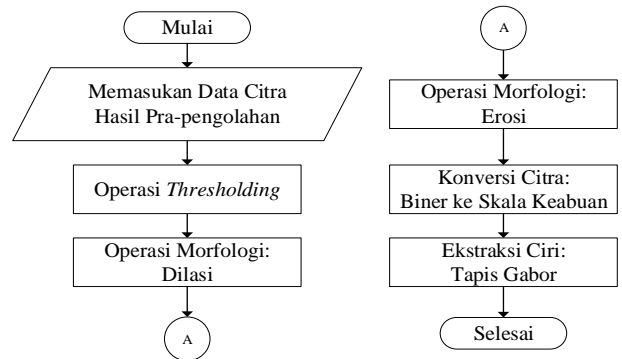


Gambar 3. Diagram Alir Proses Pra-Pengolahan

Proses berikutnya mengubah citra menjadi skala keabuan pada warna RGB. Proses selanjutnya dilakukan proses Morfologi *Opening* dan Morfologi *Closing* untuk menghasilkan citra yang baik pada proses *Top-bottom Hat Transformation* yang berfungsi untuk mempertajam pembatas antara kulit dan pembuluh darah dengan cara mengurangi nilai *Top Hat Transformation* menggunakan citra skala keabuan pada proses morfologi *Opening*, sedangkan *Bottom Hat Transformation* menggunakan citra skala keabuan pada proses morfologi *Closing* untuk mengurangi nilainya. Dengan melakukan pengurangan pada *bottom hat transformation* dan *top hat transformation* akan mendapatkan nilai transformasi *top-bottom hat transformation*. Namun keluaran dari *top-bottom hat transformation* belum memiliki histogram yang rata untuk menghasilkan citra yang cukup jelas, maka perlu dilakukan langkah selanjutnya yaitu CLAHE. Proses selanjutnya morfologi *smoothing* perlu dilakukan untuk pengurangan derau (noise) menggunakan Filter Median agar menghasilkan citra pembuluh darah punggung tangan yang jelas.

C. Segmentasi

Proses ini diawali dengan menggunakan proses operasi pengambangan untuk mengubah konversi citra hasil morfologi *smoothing* menjadi sebuah citra biner. Gambar 5 menunjukkan diagram alir proses segmentasi pada penelitian ini.



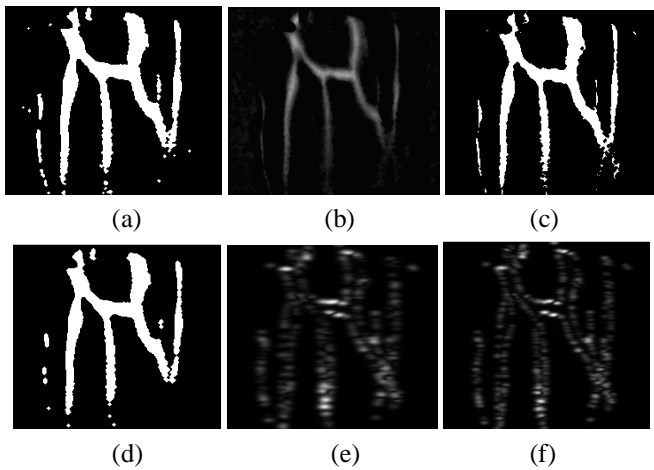
Gambar 5. Diagram Alir Proses Segmentasi

Proses selanjutnya adalah morfologi erosi agar mengurangi citra yang tidak berguna pada pola citra pembuluh darah, selanjutnya adalah morfologi dilasi untuk memperjelas pola citra pembuluh darah, selanjutnya dilakukan proses pemotongan citra untuk memisahkan antara objek yang digunakan dan tidak di perlukan. Proses berikutnya dilakukan pengubahan warna citra menjadi citra keabuan dengan tujuan agar pada proses selanjutnya yaitu ekstraksi ciri tapis gabor dapat dilakukan dengan citra keabuan.

D. Ekstraksi Ciri

Pada tahap ekstraksi ciri, metode yang digunakan berdasarkan tekstur tapis Gabor dengan beberapa kombinasi dari nilai panjang gelombang, sudut orientasi dan parameter lainnya. Pada penelitian ini menggunakan panjang gelombang 3 dan sudut orientasi (θ) yaitu 0° , 45° , 90° , 135° , dan 180° . Parameter yang digunakan dalam kombinasi metode ekstraksi ciri berdasarkan tekstur tapis Gabor adalah *mean*, *variance*,

dan entropy.



Gambar 6. Citra Proses Segmentasi: (a). Citra Proses Pengambilan, (b). Citra Hasil Operasi Erosi Pada Pembuluh Darah, (c). Citra Hasil Operasi Dilasi Pada Pembuluh Darah, (d). Citra Hasil Konversi Berskala Keabuan, (e). Citra Hasil Tapis Gabor Dengan Nilai Panjang Gelombang 3 dan Orientasi Sudut 90, (f). Citra Dengan Nilai Panjang Gelombang 3 dan Orientasi Sudut 135

Tingkat keabuan dapat ditunjukkan oleh histogram pada sumbu X, suatu citra memiliki derajat piksel keabuan di mulai dari titik nol menuju tingkat keabuan yaitu 255. Frekuensi tingkat keabuan citra tersebut terlihat pada sumbu Y. Untuk dapat menghitung parameter ekstraksi ciri orde pertama, dengan menggunakan nilai-nilai pada histogram [67], beberapa parameter diantaranya:

1) Rerata: Menampilkan rata-rata nilai citra untuk intensitas di dalam citra.

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

2) Varians: Menampilkan nilai bervariasi dari komponen pada histogram sebuah citra.

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

3) Entropi: Mengukur ukuran bentuk citra yang tidak memiliki keakuratan.

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

E. Identifikasi Menggunakan ANN Perambatan Balik

Algoritma Perambatan Balik sering dipakai untuk memodifikasi bobot yang terhubung ke neuron di lapisan tersembunyi oleh perceptron banyak lapisan. Hasil galat digunakan sebagai pengubah nilai bobot pada pembelajaran arah mundur pada algoritma perambatan balik. terlebih dahulu harus di lakukan pembelajaran arah maju untuk menghasilkan galat ini, fungsi aktivasi *logsig*, *tansig*, dan *purelin* perlu diaktifkan untuk menggunakan neuron yang bisa mendiferensiasikan. Untuk proses otentikasi pembuluh darah punggung tangan ini menggunakan Algoritma *Levenberg-*

Marquardt (Trainlm). Proses selanjutnya pelatihan, kemudian dilakukan proses uji data latih dan di dapatkan hasil pelatihan serta di dapatkan nilai bobot optimal. Proses berikutnya adalah pengujian yaitu memuat data pengujian, lalu dilakukan proses uji data pengujian dan di dapatkan hasil data pengujian. Proses pelatihan akan optimal jika telah mendapatkan parameter arsitektur yang sesuai. Pengaturan parameter yang dapat dilihat pada Tabel I agar menghasilkan akurasi terbaik.

TABEL I. PARAMETER ANN

Parameter	Spesifikasi
Banyak neuron pada lapisan masukan	3
Banyak neuron pada lapisan tersembunyi 1	30
Banyak neuron pada lapisan tersembunyi 2	50
Banyak neuron pada lapisan keluaran	5
Fungsi Aktivasi	<i>Tansig-Logsig-Purelin</i>
Algoritma	<i>Trainlm</i>
Galat	10^{-5}
Iterasi	150
<i>Learning Rate</i>	0.5
Nilai Momentum Unit (<i>Mu</i>)	0.7
Gradient Minimum	10^{-8}
Set Maksimum Momentum Unit	10^{13}
Unit Momentum <i>Decrease</i>	0.1
Unit Momentum <i>Increase</i>	10

Pengujian dilakukan dengan berbagai skenario dengan parameter orde pertama ekstraksi ciri tapis gabor yang telah ditentukan dan dengan berbagai nilai panjang gelombang, orientasi sudut, dan jumlah iterasi yang berbeda-beda untuk mendapatkan hasil kombinasi terbaik, skenario kombinasi pengujian dapat dilihat pada Tabel II.

TABEL II. Skenario Pengujian

Skenario	Tapis Gabor	
	Panjang Gelombang	Sudut Orientasi
1	3	0°
2	3	45°
3	3	90°
4	3	135°
5	3	180°

F. Efektivitas Sistem

Dalam mengevaluasi kinerja model Otentikasi, penting untuk mempertimbangkan pengujian kemampuan sistem dalam melakukan prediksi yang akurat dan mampu memisahkan kelas yang berbeda. Saat melihat kesalahan yang dibuat oleh model otentikasi, diperlukan pendekatan statistik yang terkait dengan efektivitas sistem ini untuk menghitung nilai sensitivitas, spesififikasi, dan akurasi. Hal ini memungkinkan untuk menilai keakuratan sistem dengan lebih baik dan memahami sejauh mana sistem tersebut bekerja secara efektif.

Sensitivitas memberikan hasil seberapa baik sistem mampu dalam mengenali sampel yang ada pada kelasnya. Spesififikasi menunjukkan seberapa baik sistem dapat mengidentifikasi sampel di luar kelasnya.

Akurasi dihitung sebagai jumlah identifikasi akurat dibagi dengan jumlah total data identifikasi, dan ini menunjukkan hasil tingkat akurasi dalam sistem terhadap semua model.

Untuk menampilkan bagaimana hasil prediksi yang dibuat oleh sistem atau dapat disebut juga tabel kontigensi karena matriksnya bisa di acak dibutuhkan sebuah tabel *Confusion matrix*, baris menunjukkan kelas yang terdapat pada data. Tabel III adalah tabel confusion matrix pada proses otentikasi dengan 5 kelas klasifikasi.

TABEL III. 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

Sensitivitas (A):

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tp_A}{tp_A + e_{AB} + e_{AC} + e_{AD} + e_{AE}} \times 100\% \quad (4)$$

Spesifikasi (A):

$$\frac{TN}{TN + FP} = \frac{tp_B + tp_C + tp_D + tp_E}{tp_B + tp_C + tp_D + tp_E + e_{BA} + e_{CA} + e_{DA} + e_{EA} + e_{CB} + e_{DB} + e_{EB} + e_{CD} + e_{CE} + e_{ED} + e_{EA} + e_{EB} + e_{EC} + e_{ED} + e_{EA} + e_{EB} + e_{EC} + e_{ED}} \times 100\% \quad (5)$$

Sensitivitas (B):

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tp_B}{tp_B + e_{BA} + e_{BC} + e_{BD} + e_{BE}} \times 100\% \quad (6)$$

Spesifikasi (B):

$$\frac{TN}{TN + FP} = \frac{tp_A + tp_C + tp_D + tp_E}{tp_A + tp_C + tp_D + tp_E + e_{BA} + e_{CA} + e_{DA} + e_{EA} + e_{CB} + e_{DB} + e_{EB} + e_{CD} + e_{CE} + e_{ED} + e_{EA} + e_{EB} + e_{EC} + e_{ED}} \times 100\% \quad (7)$$

Sensitivitas (C):

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tp_C}{tp_C + e_{CA} + e_{CB} + e_{CD} + e_{CE}} \times 100\% \quad (8)$$

Spesifikasi (C):

$$\frac{TN}{TN + FP} = \frac{tp_B + tp_D + tp_E}{tp_B + tp_D + tp_E + e_{BA} + e_{CA} + e_{DA} + e_{EA} + e_{CB} + e_{DB} + e_{EB} + e_{CD} + e_{CE} + e_{ED} + e_{EA} + e_{EB} + e_{EC} + e_{ED}} \times 100\% \quad (9)$$

Sensitivitas (D):

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tp_D}{tp_D + e_{DA} + e_{DB} + e_{DC} + e_{DE}} \times 100\% \quad (10)$$

Spesifikasi (D):

$$\frac{TN}{TN + FP} = \frac{tp_A + tp_B + tp_C + tp_E}{tp_A + tp_B + tp_C + tp_E + e_{BA} + e_{CA} + e_{DA} + e_{EA} + e_{CB} + e_{DB} + e_{EB} + e_{CD} + e_{CE} + e_{ED} + e_{EA} + e_{EB} + e_{EC} + e_{ED}} \times 100\% \quad (11)$$

Sensitivitas (D):

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tp_E}{tp_E + e_{EA} + e_{EB} + e_{EC} + e_{ED}} \times 100\% \quad (12)$$

Spesifikasi (D):

$$\frac{TN}{TN + FP} = \frac{tp_A + tp_B + tp_C + tp_D + tp_E}{tp_A + tp_B + tp_C + tp_D + tp_E + e_{BA} + e_{CA} + e_{DA} + e_{EA} + e_{CB} + e_{DB} + e_{EB} + e_{CD} + e_{CE} + e_{ED} + e_{EA} + e_{EB} + e_{EC} + e_{ED}} \times 100\% \quad (13)$$

Akurasi:

$$\frac{tp_A + tp_B + tp_C + tp_D + tp_E}{tp_A + tp_B + tp_C + tp_D + tp_E + e_{BA} + e_{CA} + e_{DA} + e_{EA} + e_{CB} + e_{DB} + e_{EB} + e_{CD} + e_{CE} + e_{ED} + e_{EA} + e_{EB} + e_{EC} + e_{ED}} \quad (14)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses Otentikasi citra pembuluh darah punggung tangan untuk mengkalsifikasikan kedalam 5 kelas individu. Hasil ini di dapatkan dengan menggunakan ekstraksi ciri tapis gabor dengan tiga parameter: rerata, varians, dan entropi. Ketiga ciri tersebut merupakan data masukan pada data pelatihan dan data pengujian, yang diproses menggunakan metode ANN perambatan balik Tabel IV merupakan hasil dari ekstraksi ciri.

TABEL IV. EKSTRAKSI CIRI FITUR ORDE PERTAMA

Ekstraksi Ciri	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Orang 5
Rerata	378.207.863	414.321.343	344.967.152	585.433.813	353.681.555
Varians	372.626.413	393.389.86	387.657.715	336.329.892	122.534.622
Entropi	139.835.429	168.525.877	116.388.090	336.309.899	386.720.549

Terlihat pada Tabel IV hasil dari ekstraksi tapis gabor berdasarkan parameter nilai panjang gelombang dan sudut orientasi menghasilkan nilai yang berbeda, yang merupakan hasil dari ekstraksi ciri gabor dengan sudut orientasi 135° dengan panjang gelombang 3 serta parameter yang digunakan adalah rerata, varian, dan entropi. Dapat terlihat juga range pada tiap kelas ini saling bersebrangan terhadap beberapa kelas. Secara penglihatan manusia nilai-nilai tersebut cukup menyulitkan untuk dapat di identifikasikan. dengan menggunakan ANN perambatan balik pada penelitian ini akan dapat mengotentikasikan keempat kelas menggunakan nilai ekstraksi ciri yang saling bersebrangan tersebut.

TABEL V. HASIL AKURASI PELATIHAN

Skenario	Akurasi					Sistem
	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Orang 5	
1	91%	81%	85%	75%	91%	84%
2	94%	94%	97%	94%	97%	95%
3	93%	85%	92%	94%	85%	89%
4	100%	97%	99%	100%	96%	98%
5	91%	86%	85%	83%	91%	87%
Rata - Rata	94%	89%	92%	89%	92%	91%

Dapat dilihat pada Tabel V bahwa hasil terbaik pada proses pengujian dicapai oleh skenario ke empat dengan

akurasi sistem sebesar 98%, pada skenario ke empat menggunakan panjang gelombang bernilai 3 dan sudut orientasi 135 dengan parameter rerata, varian, dan entropi. Pada skenario pertama mendapatkan akurasi terkecil yaitu 84% dengan panjang gelombang bernilai 3 dan sudut orientasi 135.

TABEL VI. HASIL AKURASI PENGUJIAN

Skenario	Akurasi					
	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Orang 5	Sistem
1	80%	70%	60%	75%	70%	71%
2	80%	75%	80%	75%	80%	78%
3	85%	65%	65%	70%	70%	71%
4	95%	85%	90%	95%	90%	91%
5	85%	65%	45%	65%	60%	64%
Rata-Rata	85%	72%	68%	76%	74%	75%

Pada Tabel VI dapat diketahui hasil terbaik saat proses pengujian dicapai oleh skenario ke empat dengan akurasi sistem sebesar 91%, pada skenario ke empat menggunakan panjang gelombang bernilai 3 dan sudut orientasi 135 dengan parameter rerata, varian, dan entropi. Pada skenario ke lima mendapatkan akurasi terkecil yaitu 64% dengan panjang gelombang bernilai 3 dan sudut orientasi 135.

TABEL VII. HASIL SENSITIVITAS PENGUJIAN

Skenario	Sensitivitas				
	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Orang 5
1	80%	70%	60%	75%	70%
2	80%	75%	80%	75%	80%
3	85%	65%	65%	70%	70%
4	95%	85%	90%	95%	90%
5	85%	65%	45%	65%	60%
Rata-Rata	85%	72%	68%	76%	74%

TABEL VIII. HASIL SPESIFIKASI PENGUJIAN

Skenario	Spesifikasi				
	Orang 1	Orang 2	Orang 3	Orang 4	Orang 5
1	92,50%	93,80%	92,50%	90,00%	95,00%
2	92,50%	95,00%	93,80%	96,30%	95,00%
3	92,50%	90,00%	93,80%	90,00%	97,50%
4	98,70%	98,70%	98,70%	97,50%	95,00%
5	91,30%	92,50%	90,00%	86,20%	95,00%
Rata-Rata	93,50%	94,00%	93,70%	92,00%	95,50%

Tabel VII dan Tabel VIII menyajikan nilai sensitivitas dan spesifikasi yang di dapatkan pada setiap skenario pengujian klasifikasi otentikasi pembuluh darah punggung tangan menggunakan ANN perambatan balik pada setiap kelas individu. Sensitivitas dan spesifikasi yang memiliki nilai mendekati 100% adalah sebuah indikator yang menyatakan bahwa sebuah sistem otentikasi dalam mengidentifikasi data pembuluh darah punggung tangan yang benar pada kelasnya dan sistem tidak mengidentifikasi data pembuluh darah punggung tangan yang bukan berada pada kelasnya.

Pada pengujian ke empat dan kelas Orang 1 memiliki nilai sensitivitas sebesar 95% dan spesifikasi sebesar 98,7%, pada kelas Orang 2 memiliki nilai sensitivitas sebesar 85% dan spesifikasi sebesar 98,7%, pada kelas Orang 3 memiliki nilai

sensitivitas sebesar 90% dan spesifikasi sebesar 98,7%, dan pada kelas Orang 4 memiliki nilai sensitivitas sebesar 55% dan spesifikasi sebesar 97,5% dan pada kelas terakhir kelas Orang 5 memiliki nilai sensitivitas sebesar 90% dan spesifikasi sebesar 95%. Maka dapat disimpulkan bahwa kelas Orang 1 dan Orang 3 merupakan kelas yang memiliki nilai sensitivitas dan nilai spesifikasi paling baik diantara kelas lainnya karena memiliki nilai terbesar mendekati 100% yaitu sensitivitas bernilai 95% dan spesifikasi bernilai 98,7%.

Waktu pelatihan pada setiap skenario yang berjumlah sebanyak 5 skenario memiliki waktu yang bervariasi dan jika dihitung nilai rata-rata waktu pelatihan maka memiliki waktu pelatihan sebesar sekon atau detik dengan menggunakan algoritma perambatan balik pelatihan trainlm.

TABEL IX. DURASI WAKTU PELATIHAN

Skenario	Waktu Pelatihan (Sekon)
Skenario 1	357
Skenario 2	360
Skenario 3	350
Skenario 4	411
Skenario 5	348
Rata - Rata	365,2

Berdasarkan Tabel IX rata-rata durasi waktu pelatihan 365,2 detik, pada pengujian ke empat durasi waktu pelatihan adalah 411 detik, ke lima skenario pengujian memiliki durasi waktu pelatihan yang berbeda dikarenakan parameter pelatihan ANN yang memiliki 2 lapisan tersembunyi, jumlah neuron pada lapisan tersembunyi satu sebanyak 30 dan lapisan tersembunyi sebanyak 50 neuron, jumlah iterasi yang digunakan, nilai target galat yang kurang tepat. Pada penelitian ini pengujian pada skenario ke empat memiliki durasi waktu pelatihan terlalu lama karena proses pelatihan yang berjalan dengan optimal dalam melakukan perhitungan data numerik sehingga menghasilkan nilai akurasi tertinggi jika dibandingkan terhadap skenario lainnya.

Faktor yang mempengaruhi nilai hasil akurasi, sensitivitas, spesifikasi dan waktu yang dihasilkan dari klasifikasi 5 kelas individu dari 5 skenario pengujian karena menggunakan parameter yang berbeda pada setiap skenario pada sistem otentikasi pembuluh darah punggung tangan.

IV. KESIMPULAN

Dengan hasil penelitian, analisa dan perancangan sistem ANN perambatan balik untuk otentikasi individu berbasis tekstur menggunakan tapis gabor berdasarkan objek pembuluh darah punggung tangan maka dapat diambil kesimpulan, Ekstraksi ciri menggunakan Tapis Gabor pertama dilakukan dengan 3 parameter yaitu rerata, varian, dan entropy yang kemudian dibagi menjadi 5 skenario pengujian. Pada setiap parameter ekstraksi ciri orde pertama dengan panjang gelombang dan orientasi sudut menghasilkan nilai pada tiap kelas menghasilkan nilai yang cukup bervariasi.

Sistem otentikasi pengenalan biometrik pembuluh darah punggung tangan menggunakan ANN perambatan balik ini menggunakan skenario ke empat dan mendapatkan hasil terbaik dengan menggunakan 3 masukan dari hasil ekstraksi

ciri tapis gabor, lapisan tersembunyi 1 berjumlah 30 node, lapisan tersembunyi 2 berjumlah 50 node dengan keluaran berjumlah 5. Menggunakan fungsi aktivasi *Tansig*, *Logsig*, dan *Purelin*, algoritma pembelajaran Trainlm, iterasi berjumlah 150 menghasilkan akurasi pelatihan sebesar 98,1% dan akurasi pengujian sebesar 91%.

Waktu yang di butuhkan oleh setiap skenario yang berjumlah 5 skenario tersebut memiliki rata-rata durasi 365,2 detik, waktu paling optimal didapatkan pada pengujian ke empat dengan waktu selama 411 detik. Waktu rata-rata pada setiap skenario pelatihan dapat dikatakan cukup cepat untuk sebuah pelatihan klasifikasi pengenalan menggunakan ANN perambatan balik.

Hasil presentase di atas menunjukkan bahwa sistem ini dapat melakukan klasifikasi pengenalan pada pembuluh darah punggung tangan pada setiap kelas individu. Sistem ini dapat melakukan klasifikasi pengenalan pembuluh darah punggung tangan dalam waktu yang relatif singkat. Orientasi Sudut dan Panjang Gelombang pada ekstraksi ciri tapis Gabor cukup berpengaruh dalam keberhasilan sistem dan tingkat akurasi sistem. Orientasi Sudut dengan arah terbaik pada penelitian ini menggunakan arah 135° dengan Panjang Gelombang sebesar 3 dengan menggunakan 3 parameter utama yaitu rerata, varian, dan entropy.

REFERENCES

[1] I. Junaedi, "Pengembangan Teknologi Informasi Berbasis Access Id Card," *J. Inf. Syst. Informatics ...*, vol. 1, no. 1, 2017.

[2] M. Aarsal, bheta agus Wardijono, and D. Anggraini, "Face Recognition Untuk Akses Pegawai Bank Menggunakan Deep Learning Dengan Metode CNN," *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 1, pp. 55–63, 2020, doi: 10.1109/UBMK52708.2021.9559031.

[3] 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.

[4] 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. (JTJKA)*, vol. 2, no. 1, pp. 1–10, 2020, doi: 10.29303/jtika.v2i1.76.

[5] R. P. Saidah, Sofia, B. Novria, Aulia, G. Shekinah, and F. Wahid, "Analisis Perbandingan Metode LBP dan CLBP pada Sistem Pengenalan Individu Melalui Iris Mata," *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelit. Inform.)*, vol. 6, no. 3, pp. 285–290, 2020.

[6] D. S. Wita and D. Y. Liliana, "Klasifikasi Identitas Dengan Citra Telapak Tangan Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Rekayasa Teknol. Inf.*, vol. 6, no. 1, pp. 1–7, 2022.

[7] C. Susim, Theresia dan Darujati, "Pengolahan Citra Untuk Pengenalan Wajah (Face Recognition) Menggunakan OpenCV," *J. Syntax Admiration*, vol. 2, no. 3, pp. 534–545, 2021.

[8] M. N. Ikhsan and R. Rahmadewi, "Sistem Keamanan Sepeda Motor Dengan Teknologi Biometrik Sidik Jari Menggunakan Sensor Fingerprint," *STRING (Satuan Tulisan Ris. dan Inov. Teknol.)*, vol. 7, no. 2, pp. 144–153, 2022.

[9] M. S. Purba, "Perancangan Sistem Identifikasi Biometrik Iris Mata Menggunakan Metode Transformasi Hough," vol. 7, no. 2, pp. 117–122, 2020.

[10] H. Setiawan, "Telapak Tangan Menggunakan Learning Vector Quantization Palm Vein Image Identification Using Learning," 2016.

[11] K. Kim, H. W. Jeong, and Y. Lee, "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," *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 18, no. 4, pp. 1–12, 2021, doi: 10.3390/ijerph18041548.

[12] M. Simanjuntak, K. Abdi Sinuraya, Irhamna, and J. Panjaitan, "Analisis

simulasi dan evaluasi teknik pengenalan tanda tangan menggunakan rbf dan knn," *JUTISAL J. Tek. Inform. Univers.*, vol. 2, no. 1, pp. 54–60, 2022.

[13] M. S. Simanjuntak and J. Panjaitan, "Sistem Information Retrieval Menggunakan K- Nearest Neighbour Dalam Klasifikasi Jurnal Bahasa Inggris," *JUTISAL J. Tek. Inform. Univers.*, vol. 1, no. 2, pp. 1–8, 2021.

[14] 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.

[15] 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.

[16] N. Fajriani, "Pengenalan Pola Garis Telapak Tangan Menggunakan Metode Fuzzy K-Nearest Neighbor," *Eduatic - Sci. J. Informatics Educ.*, vol. 4, no. 1, 2017, doi: 10.211107/edutic.v4i1.3385.

[17] P. Nurtanto Andono, T. Sutojo, and Muljono, *Pengolahan Citra Digital*, 1st ed. Yogyakarta: Penerbit Andi, 2018.

[18] A. Kadir and A. Susanto, *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*, 1st ed. Yogyakarta: Penerbit Andi, 2013.

[19] I. Setiawan, W. Dewanta, H. A. Nugroho, and H. Supriyono, "Pengolah Citra Dengan Metode Thresholding Dengan Matlab R2014A," *J. Media Infotama*, vol. 15, no. 2, 2019, doi: 10.37676/jmi.v15i2.868.

[20] A. Susanto, "Penerapan Operasi Morfologi Matematika Citra Digital Untuk Ekstraksi Area Plat Nomor Kendaraan Bermotor," *Pseudocode*, vol. 6, no. 1, pp. 49–57, 2019, doi: 10.33369/pseudocode.6.1.49-57.

[21] D. N. Rahmah, H. Tjandrasa, and A. Yuniarti, "Implementasi Segmentasi Pembuluh Darah Retina Pada Citra Morfologi Adaptif," no. September 2016, pp. 1–6, 2011.

[22] 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.

[23] admi syarif, A. R. TANJUNG, R. ANDRIAN, and F. R. LUMBANRAJA, "Implementasi Metode Ekstraksi Fitur Gabor Filter dan Probablity Neural Network (PNN) untuk Identifikasi Kain Tapis Lampung," *J. Komputasi*, vol. 8, no. 2, 2020, doi: 10.23960/komputasi.v8i2.2641.

[24] T. Wulandari and N. H. Waryanto, "Identifikasi Iris Mata dengan menggunakan Metode Hidden Markov Model dan Tapis Gabor Wavelet," *J. Kaji. dan Terap. Mat.*, vol. 7, no. 4, pp. 10–11, 2018.

[25] R. N. Hidayat, R. R. Isnanto, and O. D. Nurhayati, "Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik untuk Memprediksi Harga Logam Mulia Emas Menggunakan Algoritma Lavenberg Marquardt," *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 1, no. 2, p. 49, 2013, doi: 10.14710/jtsiskom.1.2.2013.49-55.

[26] S. Kusumadewi, *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Matlab & Excel link*. Yogyakarta: Graha Ilmu, 2004.

[27] G. Ramadhona, B. D. Setiawan, and F. A. Bachtiar, "Prediksi Produktivitas Padi Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 12, pp. 6048–6057, 2018.

[28] G. Z. Muflih, S. Sunardi, and A. Yudhana, "Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Prediksi Curah Hujan di Wilayah Kabupaten Wonosobo," *MUST J. Math. Educ. Sci. Technol.*, vol. 4, no. 1, p. 45, 2019, doi: 10.30651/must.v4i1.2670.

[29] R. Riyanda, A. H. H. Pardede, and R. Saragih, "Jaringan Syaraf Tiruan Memprediksi Kebutuhan Obat-Obatan Menggunakan Metode Backpropagation (Studi Kasus : UPTD Puskesmas Bahorok)," *Semin. Nas. Inform.*, pp. 47–55, 2021.

[30] M. E. Al Rivian and T. Juangkara, "Identifikasi Potensi Glaukoma dan Diabetes Retinopati Melalui Citra Fundus Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 43–48, 2019, doi: 10.35957/jatisi.v6i1.158.

[31] F. Pontoh, H. V. F. Kaide, and Y. V. Akay, "Teknik pengenalan pembuluh darah punggung tangan berbasis fitur local binary pattern," *J. Widya*, vol. 2, no. 2, pp. 198–203, 2021, doi: 10.54593/awl.v2i2.15.