



## IDENTIFIKASI PENGENALAN TANDA TANGAN MENGUNAKAN ALGORITMA *BACKPROPAGATION* DAN GLCM (*GREY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX*)

Dea Alya<sup>1</sup>, Lailan Sofinah Harahap<sup>2</sup>, Dodyk Fahlome<sup>3</sup>

<sup>1</sup>alya0701232102@uinsu.ac.id, <sup>2</sup>Lailansofinah@uinsu.ac.id, <sup>3</sup>dodyk0701232093@uinsu.ac.id

<sup>1,2,3</sup>Universitas Islam Negeri Sumatera Utara

### Abstrak

Tanda tangan adalah salah satu biometrik berbasis perilaku yang sering digunakan dalam proses autentikasi. Namun, berbagai jenis tanda tangan menyebabkan proses identifikasi menjadi kompleks, sehingga memerlukan penggunaan teknologi komputer yang baik. Studi ini dibuat sebagai upaya untuk menganalisis tanda tangan yang dimiliki oleh pemilik tanda tangan berdasarkan tekstur citra menggunakan metode ekstraksi *Grey Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan klasifikasi *Backpropagation*. Empat fitur GLCM (*contrast, correlation, energy, homogeneity*) dihitung dalam empat arah ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ). Data terdiri dari sekitar 80 data dari 4 kelas, dibagi menjadi 20 data uji dan 60 data latih. Pengujian dilakukan lima kali untuk setiap konfigurasi neuron guna memperoleh hasil rata-rata. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa konfigurasi lapisan tersembunyi dengan 50 *neuron* memberikan kinerja terbaik dengan akurasi rata-rata sekitar 80%. Meningkatkan jumlah *neuron* cenderung mengurangi akurasi karena kemungkinan *overfitting*. Meskipun demikian, kombinasi GLCM dan *Backpropagation* dapat mengidentifikasi tanda tangan dengan cukup baik.

**Kata kunci:** *Backpropagation*, GLCM, Klasifikasi, Tanda Tangan.

### Abstract

*Signatures are one of the most commonly used behavioral biometrics in authentication processes. However, the variety of signature types complicates the identification process, requiring the use of sophisticated computer technology. This study was conducted to analyze signatures based on image texture using the Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM) extraction method and Backpropagation classification. Four GLCM features (contrast, correlation, energy, homogeneity) were calculated in four directions ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ). The data consisted of approximately 80 data from 4 classes, divided into 20 test data and 60 training data. Testing was performed five times for each neuron configuration to obtain average results. The results of this study show that a hidden layer configuration with 50 neurons provides the best performance with an average accuracy of around 80%. Increasing the number of neurons tends to reduce accuracy due to the possibility of overfitting. Nevertheless, the combination of GLCM and Backpropagation can identify signatures quite well.*

**Keywords:** *Backpropagation*, GLCM, Classification, Signature.

## 1. Pendahuluan

Banyak aspek kehidupan manusia telah mengalami dampak yang signifikan akibat teknologi informasi di era digital, termasuk identitas pribadi dan keamanan. Fenomena global seperti keamanan siber, pencurian identitas, dan kebutuhan akan verifikasi otomatis dalam transaksi digital mendorong pengembangan teknologi identifikasi biometrik[1]. Salah satu metode untuk mengenali identitas seseorang adalah melalui sistem biometrik. Dua kategori sistem biometrik adalah biometrik yang bersifat fisik dan biometrik yang bersifat perilaku. Tanda tangan adalah contoh biometrik perilaku yang banyak digunakan[2].

Sebagai metode autentikasi berbasis perilaku, tanda tangan memiliki nilai keabsahan tinggi, yang menjamin pengesahan serta keamanan data atau dokumen[3]. Pendekatan yang dapat digunakan adalah analisis tanda tangan sebagai bentuk identifikasi visual. Komputasi memungkinkan pengolahan gambar untuk menggabungkan berbagai bentuk numerik dan data untuk menampilkan karakteristik visual gambar [4]. Oleh karena itu, dilakukan pendekatan berbasis pengolahan citra dan *machine learning*, salah satunya dengan menggabungkan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) sebagai ekstraksi fitur, di

kombinasikan dengan algoritma klasifikasi *Backpropagation*[5]. Metode ini efektif karena GLCM mampu menangkap karakteristik seperti kontras, homogenitas, energi, dan korelasi antar piksel, yang kemudian diolah oleh *Backpropagation* untuk mengenali pola kompleks pada citra[6].

Studi yang ditulis oleh [7] dengan judul “Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan dengan Metode *Backpropagation* dalam Pengenalan Pola Tanda Tangan untuk Identifikasi Potensi Diri” menunjukkan bahwa pengenalan tanda tangan menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Backpropagation Neural Network* (BPNN) mencapai tingkat akurasi hingga 92,5% yang cenderung menekankan representasi global citra.

Meskipun PCA memiliki keunggulan dalam membantu proses klasifikasi pada studi sebelumnya, pendekatan ini lebih berkonsentrasi pada pengurangan dimensi, sehingga tidak secara khusus mengekstraksi pola tekstur yang berfungsi sebagai karakter utama dalam gambar tanda tangan. Pola goresan, ketebalan garis, dan variasi intensitas pada dataset tanda tangan menunjukkan banyak perbedaan halus. Oleh karena itu, *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dianggap lebih informatif karena dapat menggambarkan karakteristik tekstur melalui parameter seperti *correlation*, *energy*, *homogeneity*, *contrast*, dan *correlation*.

Studi ini menemukan bahwa GLCM dan algoritma *backpropagation* dapat digunakan untuk mengekstraksi fitur. Metode ini digunakan untuk membandingkan evaluasi kinerja sistem dan menemukan teknik yang lebih efektif untuk proses klasifikasi tanda tangan, yang dapat membantu proses identifikasi yang lebih akurat.

## 2. Metode

Penelitian ini menerapkan pendekatan kuantitatif dengan fokus pada identifikasi pengenalan tanda tangan menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan algoritma *Backpropagation* dan ekstraksi ciri berbasis *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Adapun tahapan penelitian yang menggambarkan keseluruhan proses pengembangan sistem. Rangkaian tahapan penelitian disajikan pada Gambar 1.







Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pada Gambar 1 menunjukkan rangkaian langkah-langkah yang menggambarkan proses penelitian, mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi akurasi. Untuk memastikan proses identifikasi tanda tangan berjalan secara optimal. Sebagai dasar proses pengolahan, gambar tanda tangan dari beberapa responden dikumpulkan selama tahap pengumpulan data. Setelah itu, gambar diproses untuk meningkatkan kualitas gambar dan disiapkan untuk tahap ekstraksi fitur, yang dilakukan menggunakan metode GLCM. Tahap ini menghasilkan nilai karakteristik tekstur, yang digunakan untuk proses pelatihan jaringan. Selanjutnya, algoritma *backpropagation* digunakan untuk mengolah nilai fitur untuk melakukan proses klasifikasi tanda tangan. Terakhir, hasil klasifikasi dinilai untuk mengetahui seberapa akurat dan efektif sistem yang disarankan.

## 2.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan dataset yang terdiri atas 4 responden dengan masing-masing 20 citra tanda tangan yang ditulis pada kertas HVS putih menggunakan pulpen berwarna hitam. Setiap tanda tangan kemudian didokumentasikan dengan cara difoto menggunakan kamera beresolusi tinggi dengan format JPG.

Tabel 1. Citra Asli Tanda Tangan

Nama Pemilik	Citra Asli
R1	
R2	
R3	
R4	

## 2.2. Preprocessing Data

Pada *preprocessing* data dilakukan untuk mengolah citra gambar dengan memperbaiki kualitas gambar tanda tangan supaya meningkatkan kemungkinan keberhasilan pada tahap pengolahan lebih lanjut pada sebuah citra. Berikut adalah tahap-tahap *preprocessing* data sebelum digunakan untuk klasifikasi:

1. *Resizing*  
*Resizing* merupakan proses mengubah ukuran gambar digital dalam satuan piksel agar ukuran seragam[8]. Dataset merubah citra tanda tangan melalui proses pengubah ukuran menjadi 256 x 256 piksel agar seluruh citra memiliki resolusi yang sama sehingga mempermudah proses ekstraksi ciri dan analisis selanjutnya.
2. Mengubah Citra menjadi *Grayscale*  
 Setelah ukuran pixel pada citra disamakan selanjutnya citra tanda tangan yang merupakan citra RGB dikonversi menjadi citra *grayscale*[9] dengan menghasilkan citra berupa nuansa keabuan pada setiap piksel yang berada di antara putih dan hitam untuk menentukan nilai-nilai fitur GLCM. Setiap citra *grayscale* mempunyai 256 tingkat keabuan (0-255).
3. *Quantization*  
 Untuk mendiskretisasikan tingkat abu-abu pada citra digital dengan *grayscale* (0-255) yang di peroleh peneliti kemudian akan mengurangi ruang nilai intensitas piksel dalam pengolahan Citra[10] dengan mengelompokkan ke dalam jumlah level yang lebih sedikit dengan memakai level 8 dengan jumlah matriksnya  $8 \times 8 = 64$  elemen.

### 2.3. Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Melalui matriks ko-okurensi tingkat keabuan ini, dapat diperoleh karakteristik pola tanda tangan berdasarkan variasi intensitas piksel dan arah tertentu[11].

Peneliti membuat setiap citra hasil *preprocessing* dikonversi ke fitur numerik menggunakan GLCM 4 arah ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ ). Jarak antar piksel ditetapkan sebesar satu piksel untuk menangkap pola lokal pada citra tanda tangan. Setelah didapatkan matriks ko-okurensi, selanjutnya mencari nilai fitur tekstur yang dapat dicari dengan fungsi `graycoprops()`. Dari matriks ko-okurensi tersebut, diekstraksi empat fitur tekstur utama, yaitu *energy*, *contrast*, *homogeneity*, dan *correlation*. Citra tanda tangan lalu disimpan pada sebuah tabel yang kemudian di konversi menjadi format *xlsx*.

Format *xlsx* ini kemudian dimasukan kedalam proses normalisasi untuk menyamakan skala nilai hasil ekstraksi agar dapat diproses oleh jaringan syaraf tiruan. Normalisasi menggunakan metode Min-Max dengan rentang nilai 0-1.

### 2.4. Algoritma Backpropagation

Algoritma *Backpropagation* merupakan metode pembelajaran terawasi dalam jaringan saraf tiruan (*Artificial Neural Network*) untuk menyelesaikan masalah prediksi, identifikasi, dan pengenalan pola. JST *backpropagation* dalam hal ini mengambil kendali dalam identifikasi pola antar sampel tulisan tangan yang berbeda. Sampel tanda tangan biasanya memiliki bobot karena dianggap sebagai tambahan untuk JST[12]. Algoritma ini bekerja dalam dua tahap utama: proses maju (*forward pass*) dan proses mundur (*backward pass*). Kemampuannya untuk mengoptimalkan pembelajaran *nonlinier* yang kompleks dengan akurasi tinggi melalui penyesuaian parameter seperti *learning rate* dan jumlah *hidden layer*[13].

Algoritma *backpropagation* digunakan untuk melakukan proses klasifikasi fitur tanda tangan yang telah diekstraksi menggunakan GLCM. Proses pelatihan jaringan dilakukan menggunakan data *input* yaitu pada jaringan adalah 4 fitur hasil normalisasi. Untuk variasi jumlah neuron tersembunyi ada 5 (50, 100, 200, 300, 500) masing-masing diulang sebanyak 5 kali. Fungsi aktivasi yang digunakan ada 2 yaitu: *logsig* untuk *hidden layer* dan *softmax* untuk *output layer*., dengan laju pembelajaran sebesar 0.1 dan jumlah *epoch* maksimum 20000.

Adapun proses pelatihan jaringan *backpropagation* di antaranya, meliputi:

#### 1. Training (Pelatihan)

Digunakan sebanyak 60 citra tanda tangan dari total 80 citra. Setiap responden memberikan 20 citra tanda tangan, sehingga total data *training* adalah:

Data Latih = 15 citra x 4 Responden = 60 citra

#### 2. Testing (Pengujian)

Digunakan sebanyak 20 citra tanda tangan yang terdiri dari masing-masing 5 citra per responden, sehingga total data pengujian adalah:

Data uji = 5 citra x 4 Responden = 20 citra

Data ini dijadikan input untuk menguji model jaringan yang telah dilatih sebelumnya. Hasil pengujian akan menunjukkan seberapa baik jaringan dapat mengenali dan mengklasifikasikan tanda tangan sesuai dengan respondennya berdasarkan bobot dan bias hasil pelatihan.

#### 3. Recognition (Pengenalan)

Model jaringan yang telah diperoleh (bobot dan bias) digunakan untuk mengklasifikasikan citra tanda tangan baru sehingga dapat mengenali kelas tanda tangan yang sesuai.

## 2.5. Akurasi

Pada tahap evaluasi kinerja jaringan syaraf tiruan, pengujian dan pelatihan berulang dilakukan untuk mendapatkan nilai yang konsisten dan sesuai dengan tujuan penelitian[14]. Hasil akurasi menunjukkan data persen dari data yang benar sesuai hasil target pada proses jaringan syaraf tiruan. Hasil target ditampilkan berupa *confusion matrix* yang sesuai dengan ukuran banyaknya tipe tanda tangan yaitu 4x4[15]. Berdasarkan data yang benar sesuai tanda X pada matriks maka dihitung nilai akurasi dengan persamaan (1):

















$$Akurasi = \frac{\sum Data\ benar}{\sum Data\ Salah} \times 100\% \quad (1)$$

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1 Tahap Preprocessing Data

Sebelum ekstraksi ciri dilakukan, citra tanda tangan akan melalui beberapa proses awal yang bertujuan untuk menjaga kualitas gambar. Proses-proses ini termasuk *resizing*, konversi *grayscale*, dan *quantization*. Hasil *preprocessing* dari masing-masing gambar tanda tangan responden ditunjukkan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Preprocessing Data









Nama Pemilik	Citra Asli	Resizing	Grayscale	Quantization
R1				
R2				
R3				
R4				

Pada Tabel 2, ditampilkan citra asli, hasil *resizing*, *grayscale*, dan *quantization* untuk setiap responden R1–R4.

### 3.2 Ekstraksi Fitur dengan GLCM

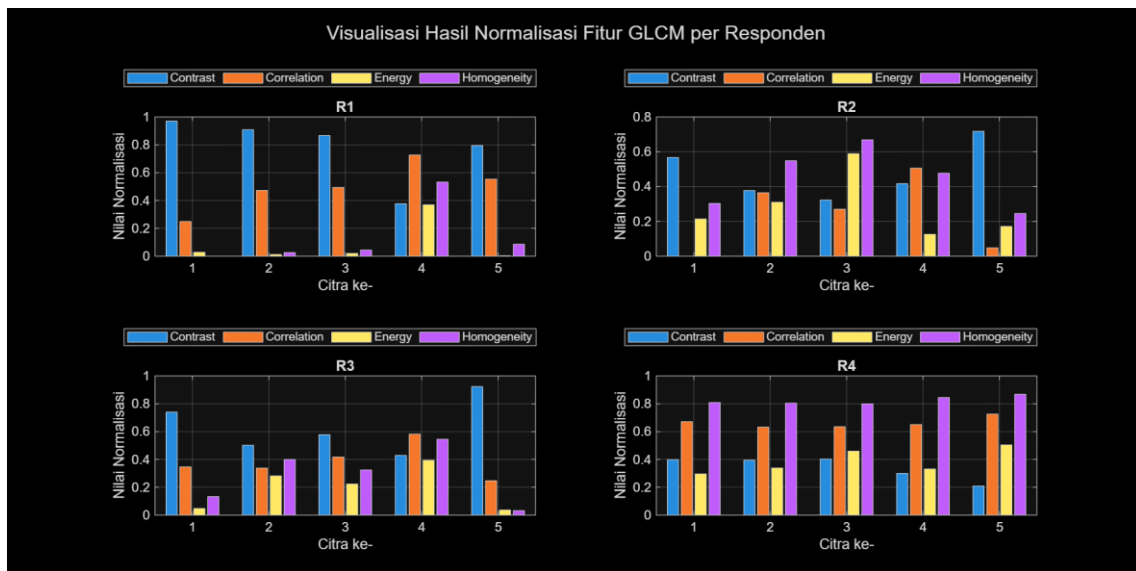
Setiap citra yang telah melalui tahap *preprocessing* diekstraksi menggunakan metode *Grey Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Tabel 3 menunjukkan nilai matriks ko-okurensi yang dihasilkan untuk masing-masing citra beserta empat fitur tekstur utama yang dihitung, yaitu *energy*, *contrast*, *homogeneity*, dan *correlation*.

Tabel 3. Ilustrasi Hasil Ekstraksi Fitur GLCM pada Citra Tanda Tangan

Nama	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity
	0.8988	0.64089	0.15933	0.70254
	0.85178	0.72437	0.15077	0.70874
	0.59227	0.54764	0.25944	0.77467
	0.44807	0.68398	0.31131	0.8331
	0.72355	0.6772	0.16987	0.73421
	0.54254	0.67403	0.2961	0.7977
	0.46404	0.79867	0.3036	0.89506
	0.46125	0.78412	0.32649	0.89403

Berdasarkan Tabel 3, dari 80 citra tanda tangan itu pula diperoleh sebanyak 20 citra tanda tangan yang terdiri dari 4 citra tanda tangan. Setiap citra tanda tangan digunakan sebagai *input* untuk proses ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM. Pada Perhitungan GLCM dilakukan dengan jarak antar piksel satu piksel dan 4 arah (0°, 45°, 90°, dan 135°).

Setelah nilai fitur GLCM diperoleh, normalisasi selanjutnya dilakukan menggunakan metode normalisasi *min-max* untuk meningkatkan stabilitas dan kinerja proses pelatihan jaringan saraf tiruan, normalisasi ini diperlukan agar semua nilai fitur berada dalam rentang yang sama dan siap digunakan sebagai *input* untuk proses pelatihan jaringan[16]. Visualisasi normalisasi ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 2. Grafik Normalisasi Fitur GLCM

Data yang ditampilkan pada Gambar 2 menunjukkan bahwa setiap responden memiliki pola nilai fitur yang berbeda. Nilai *contrast* yang tinggi umumnya menunjukkan variasi tekstur yang kuat, sedangkan nilai *homogeneity* yang tinggi menunjukkan pola tanda tangan yang lebih halus setelah mendapatkan nilai normalisasi GLCM.

### 3.3 Percobaan *Hidden Layer*

Tabel 4 menyajikan hasil percobaan variasi jumlah *hidden neuron* pada arsitektur jaringan saraf *backpropagation*. Percobaan dilakukan menggunakan parameter *learning rate* sebesar 0,01 dan jumlah *epoch* sebanyak 23, dengan lima variasi jumlah neuron tersembunyi, yaitu 50, 100, 200, 300, dan 500 neuron.

Table 4. Hasil Percobaan Variasi Jumlah Neuron pada Satu *Hidden Layer*

Jumlah Neuron	Minimal	Maximal	Waktu	Rata-rata Akurasi
50	70%	85%	0,09	80%
100	20%	75%	0,09	55%
200	25%	70%	0,08	56%
300	45%	70%	0,8	60%
500	50%	70%	0,10	64%

Berdasarkan Tabel 4, setiap konfigurasi diuji sebanyak lima kali (*five trials*) untuk memperoleh nilai rata-rata akurasi serta waktu komputasi yang stabil. Hasil pengujian menunjukkan bahwa konfigurasi dengan 50 *neuron* tersembunyi memberikan performa terbaik, dengan rata-rata akurasi mencapai 80% dan waktu komputasi yang relatif efisien.

### 3.4 Evaluasi Performansi Menggunakan *Confusion Matrix*

Untuk mendapatkan data citra yang benar dari 80 data maka didapatkan matriks yang menampilkan data yang benar sesuai aturan *confusion matrix*s, berikut hasilnya ditampilkan pada Gambar 3.

Confusion Matrix Terbaik   Hidden = 50					
1	4 20.0%	0 0.0%	2 10.0%	0 0.0%	66.7% 33.3%
2	0 0.0%	5 25.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
3	1 5.0%	0 0.0%	3 15.0%	0 0.0%	75.0% 25.0%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	5 25.0%	100% 0.0%
	80.0% 20.0%	100% 0.0%	60.0% 40.0%	100% 0.0%	85.0% 15.0%

Gambar 3 *Confusion Matrix*

Pada Gambar 3, menunjukkan bahwa tingkat akurasi tertinggi berada pada Kelas 2 dan Kelas 4 dengan nilai 100%, diikuti Kelas 3 sebesar 75%, sedangkan akurasi terendah terdapat pada Kelas 1 dengan nilai 66,67%. Akurasi keseluruhan mencapai 85%, yang menunjukkan model mampu melakukan identifikasi tanda tangan dengan performa baik.

Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali tanda tangan dengan cukup baik, meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi pada kelas 1 dan kelas 3. Hal ini dapat disebabkan oleh kemiripan fitur GLCM antar kelas atau variasi gaya penulisan tanda tangan yang lebih tinggi.

### 3.5 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa variasi jumlah neuron pada lapisan tersembunyi memengaruhi bagaimana sistem klasifikasi bekerja. Akurasi tidak selalu berkorelasi dengan peningkatan jumlah neuron, bahkan konfigurasi dengan jumlah neuron yang terlalu banyak cenderung mengalami penurunan akurasi. Kondisi ini dapat disebabkan oleh meningkatnya kompleksitas jaringan dapat menyebabkan gejala *overfitting* terhadap data pelatihan. Konfigurasi dengan 50 *neuron*, di sisi lain, memiliki kinerja terbaik. Ini menunjukkan bahwa jumlah *neuron* yang lebih kecil mampu menyeimbangkan kompleksitas model dan kemampuan generalisasi terhadap data uji, yang menghasilkan akurasi tertinggi.

Dalam rancangan menggunakan kombinasi GLCM + *Backpropagation* menghasilkan akurasi rata-rata terbaik sebesar 80%, lebih rendah dibanding penelitian sebelumnya berbasis PCA + *Backpropagation* yang mencapai 92,5%. Dapat diketahui bahwa meskipun GLCM mampu menangkap tekstur lokal, fitur-fitur tersebut mungkin tidak secara dominan mendeskripsikan pola tanda tangan dibanding fitur global dari PCA.

## 4. Kesimpulan dan Saran

### 4.1 Kesimpulan

Dari hasil penelitian yang dilakukan mengenai identifikasi tanda tangan menggunakan metode ekstraksi ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan algoritma klasifikasi *Backpropagation*, diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut.

1. Metode GLCM dengan empat parameter utama, yaitu *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*, mampu mengekstraksi karakteristik tekstur dari citra tanda tangan secara efektif.
2. Proses klasifikasi menggunakan algoritma *Backpropagation* dengan variasi jumlah *neuron* pada *hidden layer* dilakukan untuk menentukan konfigurasi arsitektur jaringan terbaik.
3. Sistem mampu mengenali pola tanda tangan dengan akurasi sebesar 80% pada konfigurasi 50 *neuron* pada *hidden layer*. Penambahan jumlah *neuron* tidak memberikan peningkatan akurasi yang signifikan dan cenderung mengurangi performa sistem.
4. Hasil akurasi menunjukkan bahwa kombinasi GLCM dan *Backpropagation* dapat digunakan sebagai metode identifikasi tanda tangan, meskipun performanya masih lebih rendah dibandingkan penelitian sebelumnya berbasis PCA yang mencapai akurasi 92,5%

### 4.2 Saran

Selain metode *backpropagation*, disarankan untuk mengeksplorasi algoritma klasifikasi lain seperti *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest*, atau *Convolutional Neural Network* (CNN) guna membandingkan performa identifikasi tanda tangan dan mengevaluasi efektivitas masing-masing metode dalam meningkatkan akurasi sistem.

## Daftar Pustaka

- [1] S. Agustin, Dampak Kemajuan Teknologi Informasi Era Digital terhadap Keamanan Data Pribadi: Tantangan dan Penanggulangan terhadap Kejahatan Cyber. Jakarta: Penerbit Bangsa, 2024.
- [2] A. R. Asokawati, "Perlindungan Data Biometrik dalam Sektor Perbankan di Indonesia dan Amerika Serikat," *Leg. Standing J. Ilmu Huk.*, vol. 8, no. 3a, 2024, doi: 10.24269/ls.v8i3a.10775.
- [3] L. M. Hasibuan, "Pengenalan Tanda Tangan Dengan Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Meningkatkan Keamanan Identitas Digital," *J. Teknol. Kesehat. dan Ilmu Sos.*, vol. 4, no. 2, 2022.
- [4] R. E. K. Sanjaya, "Pemanfaatan Metode GLCM, PCA, dan SVM Untuk Identifikasi Tanda Tangan," *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf.*, vol. 13, no. 1, 2025, [Online]. Available: <https://journal.untar.ac.id/index.php/jiksi/article/view/35132>
- [5] D. H. Winata and N. Rachmat, "Klasifikasi Jenis Plastik HDPE, LDPE, dan PS Berdasarkan Tekstur Menggunakan Metode *Backpropagation*," in *MDP Student Conference*, 2023. doi: 10.35957/mdp-sc.v2i1.4012.
- [6] M. N. Y. M. Yusuf, A. Rahman, and P. Lestari, "Identifikasi Kualitas Telur Ayam Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan GLCM dan Jaringan Saraf Tiruan," *J. Teknol. Inf. Apl.*, vol. 6, no. 2, 2021.
- [7] A. Kholis, Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Metode *Backpropagation* Dalam Pengenalan Pola Tanda Tangan Untuk Identifikasi Potensi Diri, vol. 1. 2019. [Online]. Available: [http://repository.uinsu.ac.id/eprint/11456%0Ahttp://repository.uinsu.ac.id/11456/1/Skripsi revisi jilid non listing.pdf](http://repository.uinsu.ac.id/eprint/11456%0Ahttp://repository.uinsu.ac.id/11456/1/Skripsi%20revisi%20jilid%20non%20listing.pdf)
- [8] U. Ungkawa, R. Fauzi, and N. Rohaeti, "Penentuan Ukuran Citra Minimal Sistem Konversi Aksara Sunda Dengan Metode *Template Matching Correlation*," *MIND J.*, vol. 7, no. 2, 2022, [Online]. Available: <https://ejurnal.itenas.ac.id/index.php/mindjournal/article/view/7823>
- [9] R. Pramudiya, C. Asyraq, A. Kadafi, and R. P. Sardika, "Analisis Gambar Menggunakan Metode *Grayscale* dan *HSV*," *Just IT J. Sist. Informasi, Teknol. Inf. dan Komput.*, vol. 14, no. 3, 2024, [Online]. Available: <https://jurnal.umj.ac.id/index.php/just-it/article/view/22099>.

- 
- [10] M. I. Mustofa and Others, "Penggunaan Metode Ekstraksi Fitur Tekstur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Citra," *J-PTIHK*, vol. 7, no. 1, 2022, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/11598>
- [11] F. M. Sarimole and A. Syaeful, "Classification of Durian Types Using Features Extraction *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) and K-Nearest Neighbors (KNN)," *J. Appl. Eng. Technol. Sci.*, vol. 4, no. 1, 2022, doi: 10.37385/jaets.v4i1.959.
- [12] L. M. Hasibuan, "Signature Recognition Using Backpropagation Artificial Neural Network Method," *J. Teknol. Kesehat. dan Ilmu Sos.*, vol. 4, no. 2, 2022.
- [13] W. A. Lestari, S. Nugroho, and R. D. Pangesti, Implementasi *Artificial Neural Network Backpropagation* dalam Memprediksi Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara ke Indonesia. Bengkulu: Univ. Bengkulu Press, 2024.
- [14] M. H. Ibrahim, "Klasifikasi Kerusakan Mesin Sepeda Motor Menggunakan Metode *Neural Network* Berbasis *Confusion Matrix Multiclass*," UIN Maulana Malik Ibrahim Malang, 2024.
- [15] R. Y. Choi, A. S. Coyner, J. Kalpathy-Cramer, M. F. Chiang, and J. P. Campbell, "Introduction to *Machine Learning, Deep Learning, and Artificial Intelligence in Ophthalmology*," *Transl. Vis. Sci. Technol.*, vol. 9, no. 2, 2020, [Online]. Available: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32704420/>
- [16] G. Ganesh Chandra and S. Joy, "Breast Cancer Image Classification Using *GLCM Features Based Convolutional Neural Network*," *Int. J. Trend Sci. Res. Dev.*, vol. 7, no. 5, 2023.