
FUNGSI GLCM PADA BACKPROPAGATION UNTUK IDENTIFIKASI SIDIK JARI

Jani Kusanti¹, Tri Irianto Tjendrowasono²

¹Program Studi Teknik Informatika, Universitas Surakarta, Indonesia

²Program Studi Teknik Elektro, Universitas Surakarta, Indonesia

jani_kusanti@yahoo.com¹, tri_irianto@yahoo.com²

Abstrak

Kata Kunci:

Daktiloskopi;

GLCM;

Pola sisik jari

Penggunaan sidik jari untuk identifikasi sudah banyak dilakukan, baik di kepolisian untuk penyidikan, di pemerintahan untuk absensi, di kependudukan dan masih banyak lagi. Untuk mengidentifikasi sidik jari berbagai metode banyak digunakan yang tujuannya adalah untuk menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik. Hal tersebut yang menjadi acuan untuk mengetahui seberapa penting fungsi dari metode yang akan digunakan sebelum proses identifikasi digunakan. Keterbaharuan dari penelitian ini lebih mengutamakan seberapa jauh fungsi GLCM (GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX) bermanfaat untuk meningkatkan hasil akurasi identifikasi sidik jari menggunakan metode backpropagation. Dari hasil pengujian didapatkan GLCM dapat mempengaruhi peningkatan hasil akurasi menjadi 83%.

Abstract

Keywords:

Dactyloscopy;

GLCM;

*Pattern of finger
scales.*

The use of fingerprints for identification has been done a lot, both in the police for investigations, in government for absences, in population and much more. To identify fingerprints, various methods are widely used which purpose is to produce a better level of accuracy. This is as reference to find out how important the function of the method will be used before the identification process is applied. The renewal of this research prioritizes how far the function of GLCM (GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX) is useful to improve the accuracy of fingerprint identification using the backpropagation method. The test results showed that GLCM can affect the increase in accuracy to 83%.

✉ Alamat korespondensi : Universitas Surakarta

E-mail : jani_kusanti@yahoo.com

p-ISSN: 2087-1627, e-ISSN: 2685-9858

1. Pendahuluan

Identifikasi sidik jari sering digunakan oleh banyak bidang departemen, antara lain kepolisian, pemerintahan, pendidikan, kependudukan dan masih banyak lagi. Oleh karena itu banyak peneliti melakukan penelitian mengenai sidik jari, seperti yang dilakukan [1][2][3]. Sidik jari merupakan bagian dari biometrik yang kemanfaatannya banyak sekali salah satunya untuk mengenal karakteristik manusia[4][5]. Penggunaan metode jaringan syaraf tiruan dalam identifikasi citra sidik jari digunakan oleh [1][2] dari hasil pengujian yang dilakukan oleh [1] menunjukkan hasil 79,37% dari 160 data uji, sedangkan dari hasil pengujian yang dilakukan oleh [2] lebih menekankan pada kecepatan waktu saat pengujian.

Dalam penggunaan jaringan syaraf tiruan digunakan input hasil proses citra yang akan diolah untuk identifikasi itu sendiri. Untuk nilai input dari proses ekstraksi. GLCM merupakan metode yang banyak digunakan untuk ekstraksi ciri citra, [6] digunakan untuk memperoleh hasil yang digunakan untuk mengidentifikasi penyakit pada daun padi, hasil yang diperoleh dengan menggunakan fungsi GLCM sebagai input untuk mengidentifikasi daun padi mencapai 80% tingkat akurasi. [7] menggunakan metode minutea untuk mendapatkan input masukkan sebelum proses identifikasi, dari hasil pengujian dibutuhkan 10 kali proses untuk mendapatkan hasil terbaik sebagai input pada setiap citra yang diuji sehingga membutuhkan waktu lama untuk banyak data. [8] dalam penelitiannya menggunakan metode template matching untuk mengidentifikasi citra sidik jari, hasil dari penelitian yang dilakukan kurang masih terdapat kesulitan dalam mengklasifikasi hasil, untuk itu masih dibutuhkan metode jaringan syaraf tiruan untuk mengklasifikasi supaya hasil lebih baik.

Untuk penelitian saat ini menggunakan fungsi GLCM sebagai ekstraksi ciri untuk menghasilkan input yang akan digunakan untuk identifikasi citra sidik jari dengan metode *backpropagation*. Tujuan dari penelitian ini untuk mengetahui tingkat akurasi yang dihasilkan untuk identifikasi sidik jari dengan fungsi GLCM pada metode *backpropagation*.

2. Tinjauan Studi

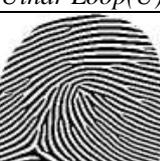
2.1 Daktiloskopi

Daktiloskopi berasal dari bahasa Yunani yang dari kata aslinya *dactylos* yang berarti jari jemari atau garis jari dan *scopein* yang artinya mengamati atau meneliti sehingga daktiloskopi dapat diartikan sebagai ilmu untuk mempelajari sidik jari manusia digunakan untuk pengenalan kembali [9]. yang dilakukan dalam daktiloskopi untuk penelitian adalah bagian tubuh manusia diantaranya sidik jari, kulit telapak, bagian kulit telapak, sidik jari laten dan garis papilair.

2.2 Sidik Jari

Sidik jari adalah hasil reproduksi tapak-tapak jari baik yang dengan sengaja diambil dengan menggunakan tinta atau cara cara lainnya maupun yang tidak sengaja tertinggal pada permukaan suatu benda. Pada sidik jari ada tiga bentuk pokok utama ditunjukkan pada Tabel 1 [9],

Tabel 1. Tiga (3) bagian utama sidik jari

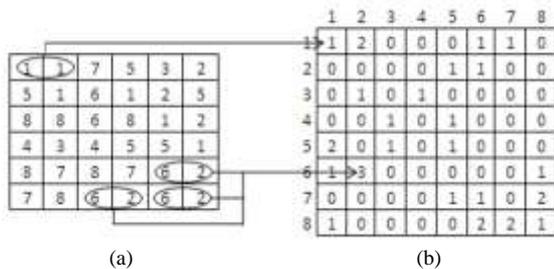
No	Nama	Gambar
1	<p><i>Arch</i> (Busur): Bentuk utama sidik jari dimana semua garis-garisnya datang dari satu sisi lukisan, mengalir atau cenderung mengalir ke sisi yang lain dari lukisan itu, dengan bergelombang naik ditengah-tengah</p>	 <p><i>Plain Arch(A)</i></p>
		 <p><i>Tented Arch(T)</i></p>
2	<p><i>Loop</i> (Sangkutan): bentuk utama sidik jari dimana satu garis atau lebih datang dari salah satu sudut lukisan, melengkung menyentuh suatu garis bayangan (imaginary line) yang ditarik antara delta dan core dan berhenti atau cenderung kembali ke sisi datangnya semula</p>	 <p><i>Ulnar Loop(U)</i></p>
		 <p><i>Radial Loop(R)</i></p>
3	<p><i>Whorls</i>(Lingkaran): bentuk pokok sidik jari yang mempunyai paling sedikitnya 2 buah delta, dengan satu atau lebih garis melengkung atau melingkar dihadapan kedua delta</p>	 <p><i>Whorls(W)</i></p>

2.3 GLCM (Gray-Level Co-occurrence Matrix)

GLCM suatu metode ekstraksi fitur citra yang banyak digunakan untuk klasifikasi citra yang cukup efektif dalam melakukan klasifikasi karena mampu memberikan informasi tekstur suatu citra secara detail. Elemen-elemen matriks GLCM adalah jumlah piksel berpasangan yang memiliki tingkat kecerahan tertentu. GLCM dapat

menghasilkan 14 fitur ekstraksi. Fitur – fitur ekstraksi yang didapatkan adalah *energy, contrast, correlation, sum of square variance, Inverse Difference Moment (IDM), sum average, sum variance, sum entropy, entropy, difference variance, difference entropy, maximum probability, homogeneity dan dissimilarity*.

Kookurensi kejadian bersama, yaitu jumlah nilai pixel dalam satu kejadian yang bertetangga dengan satu level nilai pixel lain di jarak (d) dan orientasi sudut (θ) tertentu. Jarak dalam pixel dan orientasi dalam derajat. Pembentukan orientasi dalam empat arah sudut dengan interval sudut 45° , yaitu $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$, dan 135° . Jarak antar pixel biasanya ditetapkan sebesar 1 pixel. Matriks kookurensi merupakan matriks bujursangkar dengan jumlah elemen sebanyak kuadrat jumlah level intensitas pixel pada citra. Setiap titik (p,q) pada matriks kookurensi berorientasi θ berisi peluang kejadian pixel bernilai p bertetangga dengan pixel bernilai q pada jarak d serta orientasi θ dan $(180-\theta)$. Gambar 2 menggambarkan bagaimana untuk menghasilkan matriks menggunakan arah 0° dengan jarak 1 pixel [10]. Gambar 1 menunjukkan bagaimana menghasilkan matriks menggunakan arah 0° dengan jarak 1 pixel



Gambar 1. Matriks Kookurensi (a) Gambar asli (b) Matriks Kookurensi

Gambar 1 menunjukkan bahwa jumlah nilai dari kolom 1 dan kolom 2 dan seterusnya dimasukkan ke dalam matriks kookurensi sesuai dengan baris dan kolom. Nilai input yang akan digunakan diperoleh dari nilai:

1) *Energi (Angular Second Moment/Energy)*

Digunakan untuk mengukur keseragaman tekstur. Energi akan bernilai tinggi ketika nilai pixel mirip satu sama lain sebaliknya akan bernilai kecil menandakan nilai dari GLCM normalisasi adalah heterogen. Nilai maksimum energi adalah 1 artinya distribusi pixel dalam kondisi konstan atau bentuknya yang berperiodik (tidak acak).

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{i^2j} \tag{1}$$

Dimana:
 i = baris
 j = kolom
 \sum = jumlah

$p(i,j)$ = menyatakan nilai pada baris i dan kolom j pada suatu matriks kookurensi.

Semakin homogen suatu citra, maka nilai energinya juga akan semakin besar.

2) *Kontras (Contrast)*

Mengukur frekuensi spasial dari suatu citra dan perbedaan moment GLCM. Perbedaan yang dimaksud adalah perbedaan tinggi dan rendahnya suatu pixel. Kontras akan bernilai 0 jika pixel ketetanggaaan memiliki nilai sama.

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i-j)^2 p_{ij} \tag{2}$$

3) *Homogeniti (Homogeneity)*

Homogeniti disebut juga dengan *Inverse Difference Moment*. Homogeniti adalah mengukur homogenitas citra. Nilai ini sangat sensitif terhadap nilai disekitar diagonal utama. Bernilai tinggi ketika semua pixel mempunyai nilai yang sama/seragam. Kebalikan dari Contrast yaitu akan bernilai besar jika mempunyai nilai pixel yang sama pada saat energi bernilai tetap.

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{p_{ij}}{1+|i-j|} \tag{3}$$

4) *Korelasi (Correlation)*

Mengukur linearitas (*the joint probability*) dari sejumlah pasangan pixel.

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i-m_r)(j-m_c)p_{ij}}{\sigma_r\sigma_c} \tag{4}$$

Dimana:

$\sigma_r \neq 0; \sigma_c \neq 0$

$P(i,j)$ = elemen baris ke-i, kolom ke-j dari matriks kookurensi yang sudah dinormalisasi.

m_r = nilai rata-rata baris yang dinormalisasi.

m_c = nilai rata-rata kolom.

σ_r dan σ_c = standar deviasi dihitung berdasarkan baris dan kolom secara berurutan Matrix)

2.4 *Jaringan Syaraf Tiruan (Backpropagation)*

JST adalah sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi [11]. Dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan syaraf biologi, dengan asumsi:

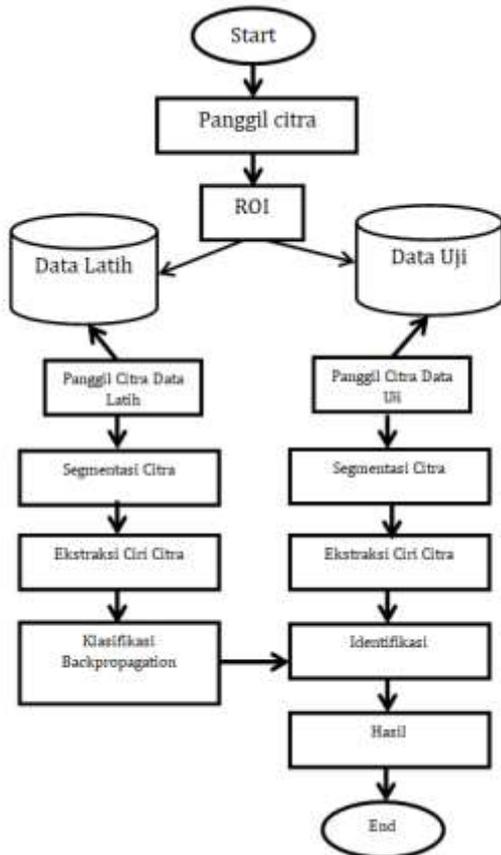
- Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana (neuron).
- Sinyal dikirimkan di antara neuron-neuron melalui penghubung-penghubung.

- Penghubung antar-neuron memiliki bobot yang akan memperkuat atau memperlemah sinyal.
- Untuk menentukan output, setiap neuron menggunakan fungsi aktivasi (biasanya bukan fungsi linier) yang dikenakan pada jumlahan input yang diterima. Besarnya output ini selanjutnya dibandingkan dengan suatu batas ambang (*threshold*).

JST ditentukan oleh tiga hal, yaitu: (1) Pola hubungan antar-neuron (disebut arsitektur jaringan); (2) Metode untuk menentukan bobot penghubung (disebut metode training/ learning/ algoritma); (3) Fungsi aktivasi (fungsi transfer).

3. Metode Penelitian

Kemajuan teknologi dapat digunakan untuk membantu mempercepat proses dalam mengidentifikasi sidik jari. Arsitektur proses penelitian ditunjukkan pada Gambar 2,



Gambar 2. Arsitektur sistem

Proses dimulai dengan memanggil data citra yang akan dilakukan untuk data pelatihan.

a) ROI

Dilakukan cropping data atau ROI untuk gambar yang akan digunakan.

b) Segmentasi citra

Tahapan ini digunakan untuk mempartisi citra menjadi bagian-bagian pokok yang mengandung informasi penting. Misalnya memisahkan antara objek dengan latar belakang.

c) Ekstraksi ciri citra

Seleksi ciri bertujuan untuk memilih informasi kuantitatif dari ciri yang ada, yang dapat membedakan kelas-kelas objek dengan baik, sedangkan ekstraksi ciri bertujuan untuk mengukur besaran kuantitatif ciri setiap piksel, yaitu nilai energy, kontras, homogeniti dan korelasi.

d) Identifikasi

Pengujian digunakan untuk mengidentifikasi citra sesuai dengan jenis dan ciri dari citra.

4. Hasil dan Pembahasan

Implementasi rancangan antar muka yang dibangun dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Rancangan antar muka sistem

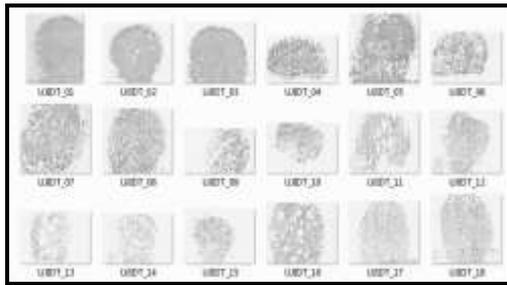
Untuk menguji jalannya sistem perlu dilakukan pengujian pada program yang dibangun. Untuk melakukan pengujian sistem disiapkan data yang sudah disetujui oleh petugas. Untuk data latih diberikan sebanyak 40 (empat puluh).

Berikut data citra latih yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Data latih yang digunakan

Untuk data citra uji yang diperoleh dari pemeriksaan digunakan 18 data citra, ditunjukkan pada Gambar 5.

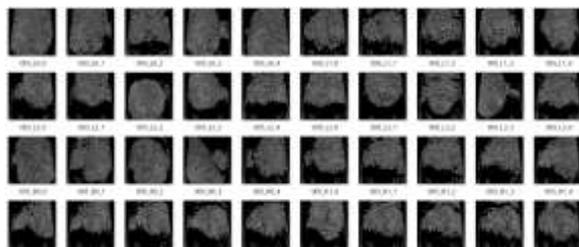


Gambar 5. Data citra uji

Proses ekstraksi *feature* digunakan untuk memanggil data citra latih dan melakukan proses pengolahan citra. Hasil proses digunakan untuk mendapatkan nilai input yang nilai masukkan pada proses pelatihan. Hasil proses ditunjukkan pada Gambar 6. Hasil keseluruhan data latih ditunjukkan pada citra hasil proses ekstraksi ciri pada Gambar 7.



Gambar 6. Hasil proses dala latih



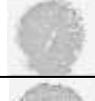
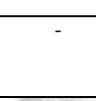
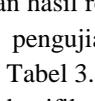
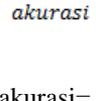
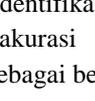
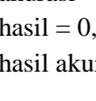
Gambar 7. Hasil Proses Ekstraksi Ciri

Dari hasil proses ditunjukkan hasil untuk 40 data latih diperoleh akurasi 100% dengan kecepatan waktu proses 34,2671 detik. Nilai input hasil proses menggunakan GLCM ditunjukkan pada Tabel 2. Proses training menggunakan *backpropagation*, pada proses training digunakan nilai alpha = 0.01, dengan nilai neuron = 10. Hasil proses ditunjukkan pada Gambar 8.

Tabel 2. Tabel hasil nilai menggunakan GLCM

No.	Energi	Kontras	Korelasi	Homogeniti
1	0,467068	0,108487	0,7513	0,945757
2	0,55978	0,102328	0,706259	0,948836
3	0,623366	0,104013	0,633031	0,947993
4	0,505406	0,098621	0,75691	0,950689
5	0,427654	0,094945	0,804807	0,952528
6	0,607731	0,108946	0,630932	0,945527
7	0,682222	0,094884	0,590837	0,952558
8	0,661425	0,09326	0,632853	0,95337
9	0,631577	0,100092	0,640409	0,949954
10	0,580802	0,097396	0,706008	0,951302
11	0,630544	0,09565	0,661963	0,952175
12	0,637696	0,078339	0,729959	0,96083
13	0,506755	0,106097	0,733696	0,946952
14	0,587388	0,098468	0,695935	0,950766
15	0,667304	0,093474	0,623025	0,953263
16	0,622563	0,114246	0,586429	0,942877
17	0,519593	0,061244	0,855186	0,969378
18	0,637321	0,111857	0,57523	0,944072
19	0,537472	0,081434	0,78997	0,959283
20	0,62024	0,119393	0,565243	0,940303
21	0,511728	0,093413	0,768542	0,953294
22	0,616483	0,104167	0,641054	0,947917
23	0,557836	0,096017	0,729807	0,951991
24	0,543041	0,072243	0,814732	0,963879
25	0,641646	0,103186	0,611812	0,948407
26	0,625143	0,089216	0,696133	0,955392
27	0,66368	0,093321	0,629248	0,953339
28	0,648402	0,104963	0,592616	0,947518
29	0,648036	0,089154	0,670723	0,955423
30	0,611072	0,102083	0,656592	0,948958
31	0,648194	0,086152	0,684513	0,956924
32	0,633196	0,085938	0,701867	0,957031
33	0,651318	0,084804	0,687151	0,957598
34	0,640985	0,08318	0,705821	0,95841
35	0,618814	0,088205	0,706729	0,955898
36	0,531482	0,11489	0,686803	0,942555
37	0,646305	0,098192	0,629664	0,950904
38	0,661332	0,081464	0,691236	0,959268
39	0,661044	0,078707	0,704602	0,960646
40	0,620634	0,101195	0,64913	0,949403

Tabel 3. Hasil data uji

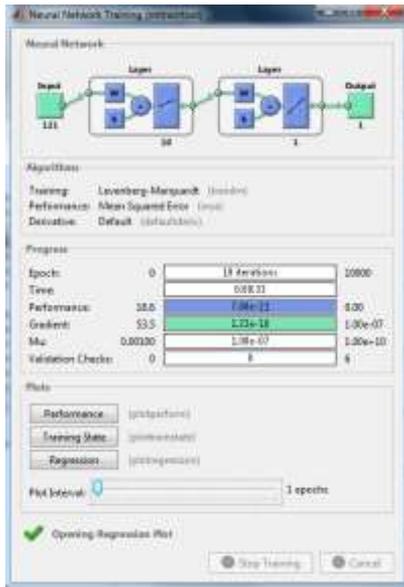
No.	Nama	Data Uji	Hasil Uji	Ket.
1	UJIDT_01			Teridentifikasi BAP1_06
2	UJIDT_02			Teridentifikasi BAP1_02
3	UJIDT_03		-	Data tidak teridentifikasi
4	UJIDT_04			Teridentifikasi BAP1_04
5	UJIDT_05		-	Data tidak teridentifikasi
6	UJIDT_06			Teridentifikasi BAP1_04
7	UJIDT_07			Teridentifikasi BAP1_03
8	UJIDT_08			Teridentifikasi BAP1_09
9	UJIDT_09			Teridentifikasi BAP1_03
10	UJIDT_10			Teridentifikasi BAP1_03
11	UJIDT_11			Teridentifikasi BAP1_04
12	UJIDT_12			Teridentifikasi BAP1_01
13	UJIDT_13			Teridentifikasi BAP1_07
14	UJIDT_14			Teridentifikasi BAP1_04
15	UJIDT_15		-	Tidak teridentifikasi
16	UJIDT_16			teridentifikasi BAP1_04
17	UJIDT_17			teridentifikasi BAP1_05
18	UJIDT_18			teridentifikasi BAP1_02

Berdasarkan hasil analisis dengan hasil regresi ditunjukkan pada Gambar 9. Proses pengujian uji data diperoleh hasil ditunjukkan pada Tabel 3.

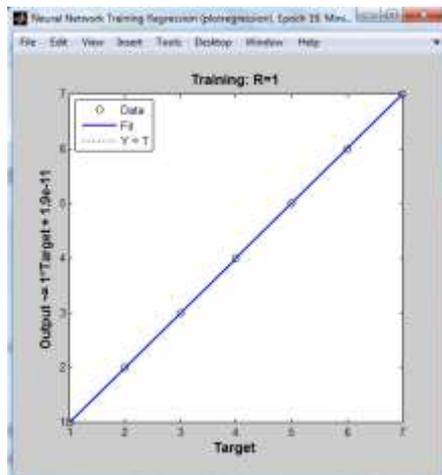
Dari 18 data uji 3 data tidak teridentifikasi dan 15 data teridentifikasi. Hasil akurasi yang dihasilkan dari keseluruhan data uji sebagai berikut:

$$\text{akurasi} = \frac{(\text{jumlah data} - \text{jumlah salah})}{\text{jumlah data}} * 100\%$$

$$\begin{aligned} \text{akurasi} &= (18-3)/18 \\ \text{hasil} &= 0,8333 * 100\% \\ \text{hasil akurasi} &= 83\% \end{aligned}$$



Gambar 8. Proses Training



Gambar 9. Hasil regresi

5. Kesimpulan

Dari uraian implementasi dan pengujian program aplikasi untuk mengidentifikasi citra sidik jari dapat disimpulkan fungsi GLCM sangat berpengaruh sekali untuk meningkatkan hasil indentifikasi, nilai hasil proses GLCM sebagai input proses identifikasi menggunakan metode *backpropagation* diperoleh hasil akurasi sebesar 83%.

Untuk meningkatkan hasil akurasi yang lebih baik lagi disarankan perlu dilakukan pengujian

dengan metode ekstraksi ciri dan juga metode klasifikasi yang lain, sehingga diperoleh hasil yang benar-benar optimal.

Daftar Pustaka

- [1] O. T. Arifin, "Pengenalan Pola Sidik Jari Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Metode Pembelajaran Backpropagation," *J. Apl. Fis.*, vol. 7 Nomor 1, no. 2009, pp. 11–50, 2011.
- [2] R. K. Tanzil, T. Informasi, S. Tinggi, and T. Surabaya, "Pengenalan Sidik Jari Menggunakan Jaringan Saraf," in *Seminar Nasional "Inovasi dalam Desain dan Teknologi"* - IDEaTech 2015, 2015, pp. 326–333.
- [3] S. Lukas and G. Sugianto, "Pengenalan citra sidik jari menggunakan metode," *Semin. Nas. Apl. Teknol. Inf. 2007 (SNATI 2007)*, vol. 2007, no. Snati, 2007.
- [4] E. Andriyanto and Y. Melita, "Pengenalan Karakteristik Manusia Melalui Pola Garis Telapak Tangan Menggunakan Metode Probabilistic Neural Network," *J. Ilm. Teknol. Inf. Asia*, vol. 7, no. 2, pp. 1–9, 2013.
- [5] H. Sinta, K. Usman, and I. Wijayanto, "Identifikasi tipe pola sidik jari untuk memprediksi karakteristik orang berbasis pengolahan citra digital," 2012.
- [6] J. Kusanti and A. Haris, "Klasifikasi Penyakit Daun Padi Berdasarkan Hasil Ekstraksi Fitur GLCM Interval 4 Sudut," *J. Teknol. Inf. dan Komun. STMIK ProVisi Semarang*, 2018.
- [7] S. Supatmi, "Simulasi Deteksi Minutiae Pada Pencocokan Sidik Jari," *Pros. SAINTIKS FTIK UNIKOM*, Vol.1, 2016.
- [8] B. Leksono, A. Hidayatno, R. R. Isnanto, J. Teknik, E. Fakultas, and T. Universitas Diponegoro, "Aplikasi Metode Template Matching," pp. 1–7.
- [9] Markas Besar Kepolisian Negara Republik Indonesia, *Penuntun Daktiloskopi*, Subdirektorat Identifikasi Direktorat Reserse Polri. 1986.
- [10] R. Gonzalez, R.C., Wood, *Digital Image Processing Second Edition*, New Jersey: Prentice Hall, 2004.
- [11] J. J. Siang, *Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Pemrograman Matlab*. Yogyakarta: Penerbit Andi Offset, 2009.