

# IDENTIFIKASI KARAKTER SESEORANG BERDASARKAN POLA SIDIK JARI TANGAN DENGAN EKSTRAKSI CIRI MOMEN INVARIAN

*(Character Identification Based on Fingerprint Pattern with Invariant Moment Feature Extraction)*

Daniel Setiadikarunia<sup>1</sup>, Yonatan Hutama<sup>2</sup>, Priska Analya<sup>3</sup>, Julius Gunawan<sup>4</sup>

<sup>1,2,4</sup>Fakultas Teknik Jurusan Teknik Elektro,  
<sup>3</sup>Fakultas Psikologi  
Universitas Kristen Maranatha  
Jl. Suria Sumantri 65, Bandung 40164  
<sup>1</sup>daniel.sk@ieee.org

## Abstrak

Sidik jari tangan seseorang merupakan ciri yang unik, karena tidak ada seorangpun yang mempunyai sidik jari yang sama. Beberapa studi tentang sidik jari telah mempelajari adanya keterkaitan antara pola sidik jari dengan karakter seseorang. Pada tulisan ini dibahas perancangan dan realisasi sistem untuk mengidentifikasi karakter seseorang berdasarkan pola sidik jari tangan menggunakan jaringan saraf tiruan *Learning Vector Quantization* (LVQ). Sidik jari tangan akan dikenali polanya dengan menggunakan jaringan saraf tiruan LVQ. Masukan untuk jaringan LVQ berupa nilai tujuh momen invarian, yang diperoleh dari citra sidik jari. Berdasarkan hasil klasifikasi pola sidik jari oleh jaringan LVQ, karakter seseorang diidentifikasi sesuai dengan referensi pada *database*. Dari hasil pengujian identifikasi karakter terhadap sepuluh responden, diperoleh keberhasilan identifikasi karakter sebesar 90%. Pengujian juga dilakukan pada citra sidik jari yang dirotasi dan ditranslasi. Citra sidik jari yang dirotasi, tidak mempengaruhi hasil pengklasifikasian, sedangkan untuk citra yang ditranslasi, pengklasifikasian tidak terpengaruh sampai translasi sebesar 10%.

**Kata Kunci:** jaringan saraf tiruan, *learning vector quantization*, momen invarian, pola sidik jari, karakter seseorang

## Abstract

*A person's fingerprint is a unique identity as no one has the same fingerprint. Several studies on fingerprint found that there is a relationship between fingerprint patterns and a person's character. The character of a person can be associated to the fingerprint pattern owned by the person. This paper discusses the design and the realization of a system for identifying a person's character based on fingerprint pattern using Learning Vector Quantization (LVQ) neural network. The fingerprint pattern was recognized by using LVQ neural network. The input of the LVQ neural network were seven invariant moments obtained from the fingerprint image. Based on the results of the fingerprint pattern classification by LVQ network, a person's character was identified in accordance with the reference on the database. The test results of the ten respondents showed that the system obtained 90% success in the identification of characters. Testing was also conducted on the rotated and translated fingerprint image. The rotated fingerprint image did not affect the classification result, whilst for the translated fingerprint image; the translation did not affect the classification result until the amount of translation was equal to 10%.*

**Keywords:** neural network, learning vector quantization, invariant moments, fingerprint, a person's character

**Tanggal Terima Naskah** : 25 November 2013  
**Tanggal Persetujuan Naskah** : 03 Februari 2014

## 1. PENDAHULUAN

Usaha manusia untuk mengenali dan memahami karakter dirinya sendiri dan orang-orang di sekitarnya sudah berlangsung sejak lama. Berbagai cara dan metode dikembangkan untuk maksud tersebut, sehingga bermunculan sejumlah alat atau metode untuk memahami lebih mendalam tentang perilaku manusia. Penggunaan biometrik untuk pengenalan diri membawa warna lain dalam bagaimana manusia menemukan jati-dirinya. Salah satu teknologi biometrik adalah sidik jari tangan.

Analisis sidik jari tangan merupakan salah satu metode biometrik untuk mengetahui karakter seseorang. Analisis sidik jari dikembangkan sebagai salah satu metode untuk mengetahui fungsi kerja otak yang paling dominan yang mempengaruhi potensi genetik seseorang. Melalui interpretasi pola sidik jari dan pengukuran garis-garis diujung setiap jari tangan dapat terbaca potensi, motivasi, gaya belajar, gaya bekerja, bahkan potensi stress seseorang yang terbawa sejak lahir.

Sidik jari sebagai gambaran peta genetik merupakan gambaran potensi seseorang yang terbawa sejak lahir. Hasil analisis sidik jari tidak dipengaruhi sama sekali oleh banyaknya informasi yang terekam dalam memori atau kondisi fisik dan mental seseorang. Oleh karena itu sidik jari murni merupakan gambaran genetik seseorang pada saat dia dilahirkan.

Pada abad 20 pola sidik jari digunakan juga sebagai alat identifikasi dan interpretasi psikologis. Menurut Viktor Minkin, biometris Rusia, sidik jari adalah tanda alami yang nampak yang merupakan hasil proses termodinamika pada tahap awal pembentukan embrio manusia [1]. Hal ini juga diketahui, misalnya, bahwa sidik jari berkorelasi dengan karakter manusia.

Pada tahun 1943, Cummins dan Midlo dalam bukunya [2] menemukan bahwa karakter dan temperamen berkorelasi dengan analisis *dermatoglyphics* (*Dermatoglyphics* adalah studi ilmiah tentang sidik jari atau "pola kulit" dan kaitannya dengan tipe kepribadian). Hasil temuan mereka merupakan cikal bakal dari metode analisis sidik jari yang dihubungkan dengan potensi, karakter, motivasi, dan gaya belajar setiap individu.

Sekarang interpretasi sidik jari dihubungkan dengan pola kerja bagian otak yang dominan. Para ilmuwan juga sudah menemukan bahwa setiap jari merepresentasikan fungsi bagian otak tertentu. Dari hasil empiris para ilmuwan menemukan pola perilaku yang spesifik yang berhubungan sangat erat dengan setiap pola sidik jari.

Studi ilmiah yang mendalam pertama kali tentang klasifikasi pola sidik jari dibuat oleh Francis Galton, yang membagi pola sidik jari menjadi tiga kelas utama (*arch*, *loop*, dan *whorl*) dan selanjutnya setiap kategori dibagi ke dalam subkategori [3].

Klasifikasi pola sidik jari telah menarik perhatian yang besar dalam komunitas ilmiah karena kepentingannya dan kesulitannya, dan sejumlah besar makalah tentang topik ini telah diterbitkan. Sebagian besar metode klasifikasi pola sidik jari yang ada dapat digolongkan ke dalam salah satu dari kategori berikut ini: pendekatan *rule-based*, *syntactic*, *structural*, *statistical*, *neural network-based* dan *multiclassifier* [4].

Untuk melakukan klasifikasi diperlukan fitur-fitur (ciri-ciri) yang merepresentasikan sidik jari. Secara garis besar fitur yang digunakan untuk merepresentasikan sidik jari dapat dibagi dalam dua kategori, yaitu berbasis *minutiae* [5],[6],[7] dan berbasis *texture* [8],[9],[10]. Fitur yang berbasis *minutiae* adalah yang paling banyak digunakan. Vektor ciri yang diekstraksi dari sidik jari dapat mengandung posisi, orientasi, atau posisi dan orientasi *minutiae*. Vektor ciri yang berbasis *texture* diekstraksi dari pola-pola *ridge* sidik jari seperti frekuensi dan orientasi lokal, bentuk *ridge*, dan informasi tekstur menggunakan *filter* Gabor. Vektor ciri ini yang

disebut *FingerCode* yang merepresentasikan sidik jari [8],[9]. Representasi sidik jari dengan *FingerCode* ini menunjukkan performansi yang lebih baik dibandingkan dengan yang berbasis *minutiae*, tetapi membutuhkan ruang penyimpanan yang lebih besar dan waktu proses yang lama.

Momen Invarian merupakan salah satu cara yang banyak digunakan dalam pengolahan citra untuk menggambarkan tekstur suatu daerah [11]. Momen-momen ini dapat invarian terhadap translasi, rotasi, dan perubahan skala. Oleh karena itu momen invarian ini dapat digunakan untuk merepresentasikan sidik jari. Momen invarian sebagai vektor ciri dari sidik jari diekstraksi dari citra sidik jari yang terdiri dari tujuh nilai, sehingga tidak membutuhkan ruang penyimpanan yang besar dan proses pencarian relatif cepat.

Adanya hubungan antara pola sidik jari dengan karakter seseorang menimbulkan ide untuk membuat suatu sistem yang dapat digunakan untuk membantu mengidentifikasi karakter seseorang berdasarkan pola sidik jari tangan. Dalam makalah ini disajikan sistem yang diusulkan untuk identifikasi karakter seseorang berdasarkan pola sidik jari tangan dengan ekstraksi ciri berupa tujuh momen invarian.

## 2. LEARNING VECTOR QUANTIZATION

Jaringan saraf tiruan *Learning Vector Quantization* (LVQ) merupakan jaringan saraf tiruan yang ditemukan oleh Kohonen untuk klasifikasi pola. LVQ merupakan metode klasifikasi pola yang masing-masing unit (neuron) keluaran merepresentasikan suatu kelas atau kategori tertentu. Jaringan saraf tiruan LVQ merupakan jaringan lapis tunggal (*single-layer net*) dengan lapisan masukan terkoneksi secara langsung dengan setiap neuron pada keluaran [12]. Koneksi antar neuron tersebut dihubungkan dengan bobot/*weight*. Jaringan lapis tunggal adalah jaringan yang mempunyai satu lapis koneksi bobot. Setiap neuron pada lapisan masukan dihubungkan dengan setiap neuron pada lapisan keluaran dengan bobot tertentu. Vektor bobot biasanya dituliskan dengan  $\mathbf{w}_j = (w_{j1}, w_{j2}, w_{j3}, \dots, w_{jn})$  dengan  $j$  menunjukkan kelas ( $j = 1, 2, \dots, K$ ) dengan  $K$  adalah banyaknya kelas pada lapisan keluaran, sedangkan  $n$  adalah banyaknya neuron masukan yang digunakan. Jaringan saraf tiruan LVQ merupakan jaringan dengan pelatihan yang terawasi.

Setelah pelatihan, jaringan LVQ mengklasifikasi vektor masukan dengan menetapkannya pada kelas atau neuron keluaran yang mempunyai vektor bobot yang paling dekat dengan vektor masukan.

### 2.1 Arsitektur Jaringan LVQ

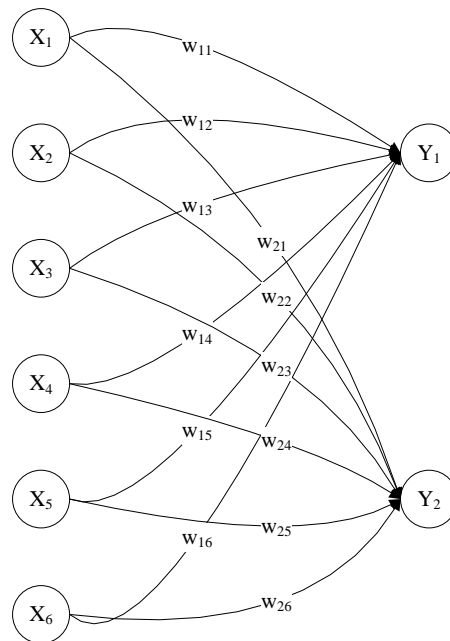
Arsitektur jaringan LVQ terdiri dari lapisan masukan (*input layer*) dan lapisan keluaran (*output layer*). Pada lapisan keluaran terdapat kelas keluaran. Jarak *euclidean* ( $D_j$ ) antara vektor masukan ( $\mathbf{x}_i$ ) pada lapisan masukan dengan vektor bobot ( $\mathbf{w}_j$ ) dari neuron kelas  $j$  pada keluaran diberikan oleh Persamaan 1:

$$D_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_j)^2} \dots\dots\dots(1)$$

Neuron keluaran yang memiliki jarak *euclidean* paling kecil dengan vektor masukan akan keluar sebagai neuron pemenang yang merupakan keluaran klasifikasi hasil jaringan LVQ. Misal terdapat enam neuron pada lapisan masukan, yaitu  $X_1, X_2, \dots, X_6$  dengan dua neuron keluaran, yaitu  $Y_1$  dan  $Y_2$ , serta dua vektor bobot yaitu  $\mathbf{w}_1 = (w_{11}, w_{12}, w_{13}, w_{14}, w_{15}, w_{16})$  dan  $\mathbf{w}_2 = (w_{21}, w_{22}, w_{23}, w_{24}, w_{25}, w_{26})$ , maka arsitektur jaringan LVQ dapat ditunjukkan pada Gambar 1.

Berdasarkan Gambar 1, tampak bahwa dalam jaringan LVQ terdapat dua vektor

bobot ( $w_1$  dan  $w_2$ ) yang menghubungkan neuron masukan dengan neuron keluaran sehingga dapat dikatakan bahwa setiap neuron keluaran pada LVQ berhubungan dengan sebuah vektor bobot.



Gambar 1. Arsitektur jaringan saraf tiruan *Learning Vector Quantization* (LVQ) [12]

## 2.2 Proses Pelatihan Jaringan LVQ

Agar jaringan LVQ dapat melakukan klasifikasi pola dengan baik, jaringan perlu dilakukan pelatihan. Jaringan LVQ melakukan proses pelatihan yang terawasi. Proses pelatihan ini digunakan oleh jaringan LVQ untuk menentukan neuron keluaran yang paling sesuai dengan vektor-vektor masukan. Neuron keluaran yang paling cocok adalah neuron yang mempunyai vektor bobot yang paling dekat dengan vektor masukan (mempunyai jarak *euclidean* terpendek). Neuron keluaran ini disebut sebagai neuron pemenang yang mewakili kelas tertentu. Algoritma pelatihan pada LVQ bertujuan mencari nilai vektor bobot yang sesuai untuk mengelompokkan vektor-vektor masukan ke dalam kelas yang sesuai dengan yang telah diinisialisasi pada saat pembentukan jaringan LVQ.

Pada metode LVQ, bobot awal dapat menggunakan nilai-nilai yang sebarang. Tetapi ada baiknya apabila nilai-nilai tersebut disesuaikan dengan vektor untuk pelatihan, seperti beberapa vektor pelatihan diambil sebagai nilai vektor bobot awal, atau dapat juga diambil nilai tengah dari beberapa vektor pelatihan. Kemudian vektor bobot ( $w_j$ ) tersebut akan diperbaharui berdasarkan apakah kelas vektor masukan ( $x$ ) sesuai dengan kelas yang dinyatakan sebagai neuron pemenang atau tidak. Jika sesuai, maka vektor bobot akan digeser mendekati vektor masukan sesuai dengan Persamaan 2 [12],[13].

$$w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha[x-w_j(\text{lama})] \dots \dots \dots (2)$$

sebaliknya jika tidak sesuai, vektor bobot akan digeser menjauh dari vektor masukan menggunakan Persamaan 3 [12],[13].

$$w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha[x-w_j(\text{lama})] \dots \dots \dots (3)$$

dengan  $\alpha$  didefinisikan sebagai sebagai laju pembelajaran (*Learning rate*). Jika  $\alpha$  terlalu besar, maka algoritma akan menjadi tidak stabil sebaliknya jika  $\alpha$  terlalu kecil, maka prosesnya akan terlalu lama. Nilai  $\alpha$  adalah  $0 < \alpha < 1$ .

### 3. MOMEN INVARIAN

Masalah paling dasar dalam analisis pola adalah pengenalan objek tanpa memperhatikan posisi, ukuran dan orientasi. Suatu citra dapat mengalami berbagai perubahan, antara lain, perubahan ukuran, perubahan posisi, dan perubahan orientasi. Ide menggunakan momen dalam pengenalan bentuk menjadi terkenal ketika Hu menemukan satu set dari momen invarian menggunakan aljabar invariant [11]

Momen 2 dimensi dari sampel citra digital  $M \times M$  yang mempunyai fungsi derajat keabuan  $f(x,y)$ , ( $x,y = 0, 1, \dots, M-1$ ) ditunjukkan oleh Persamaan 4 [11]

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{M-1} (x)^p (y)^q f(x,y) \quad p,q=0, 1, 2, \dots \dots \dots (4)$$

dengan  $(p+q)$  adalah orde dari momen,  $x$  dan  $y$  menyatakan koordinat titik pada citra, sedangkan  $f(x,y)$  menyatakan intensitas titik tersebut. Sehingga apabila dicari momen orde ke-0 dan ke-1 (*zero and first-order moments*) dapat didefinisikan sebagai Persamaan 5, 6, dan 7 [11].

$$m_{00} = \sum_x \sum_y f(x,y) \dots \dots \dots (5)$$

$$m_{10} = \sum_x \sum_y x f(x,y) \dots \dots \dots (6)$$

$$m_{01} = \sum_x \sum_y y f(x,y) \dots \dots \dots (7)$$

Pusat koordinat dari objek  $(\bar{x}, \bar{y})$  dapat dinyatakan dengan  $\bar{x} = m_{10}/m_{00}$  dan  $\bar{y} = m_{01}/m_{00}$ . Pusat dari area adalah parameter untuk menyatakan lokasi dari objek. Pusat koordinat dari objek tersebut berkaitan dengan momen pusat (*central moment*).

Momen pusat (*central moment*)  $\mu$  adalah momen yang bersesuaian dengan pusat area. Nilai dari momen pusat tidak berubah walaupun citra telah mengalami pergeseran (translasi). Persamaan momen pusat didefinisikan pada Persamaan 8 [11],[13].

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x,y) \dots \dots \dots (8)$$

Momen pusat ini selanjutnya dinormalisasi, agar invarian terhadap perubahan skala. Persamaan momen pusat yang ternormalisasi (*normalized central moment*)  $\eta_{pq}$  didefinisikan pada Persamaan 9 [13].

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00}^\gamma \dots \dots \dots (9)$$

dengan nilai  $\gamma = \frac{p+q}{2} + 1$  dan  $(p + q) \geq 2$

Hu mendefinisikan tujuh nilai, yang dihitung menggunakan momen pusat yang ternormalisasi yang invarian terhadap skala objek, posisi, dan orientas. Dalam penggunaan momen pusat, tujuh nilai momen tersebut adalah [13]:

$$M_1 = (\eta_{20} + \eta_{02}) \dots \dots \dots (10a)$$

$$M_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \dots \dots \dots (10b)$$

$$M_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \dots \dots \dots (10c)$$

$$M_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \dots \dots \dots (10d)$$

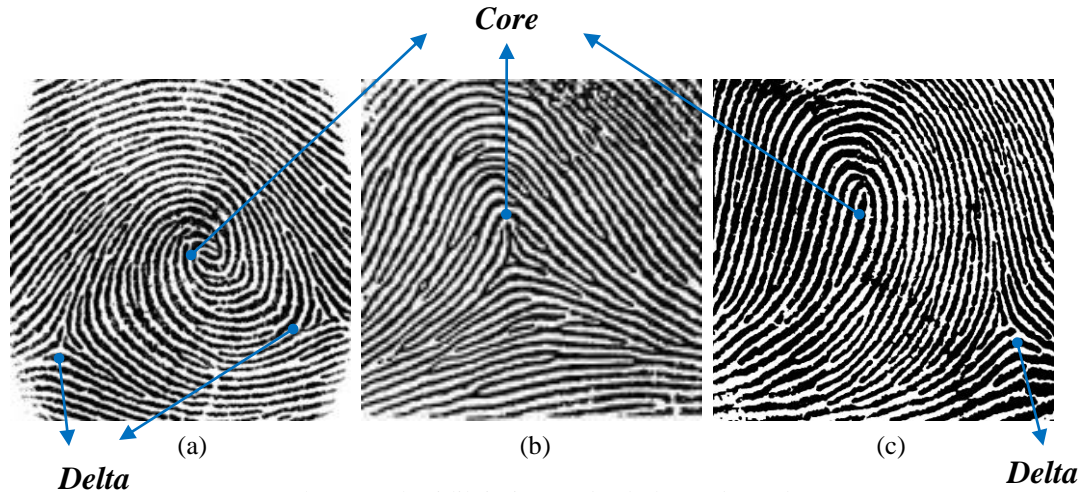
$$M_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) \left[ (\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \left[ 3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] \dots \dots \dots (10e)$$

$$M_6 = (\eta_{20} - \eta_{02}) \left[ (\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \dots \dots \dots (10f)$$

$$M_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12}) \left[ (\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] - (\eta_{30} + 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \left[ 3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] \dots \dots \dots (10g)$$

#### 4. POLA SIDIK JARI

Perbedaan pola sidik jari dapat dilihat dari bentuk pola pada *core*, dan ada atau tidaknya titik delta (*triradii*) dan, jika ada, berapa jumlahnya [8]. Gambar 2 menunjukkan tiga pola dasar sidik jari, yaitu *whorl*, *arch*, dan *loop*.



Gambar 2. Pola sidik jari (a) *whorl*, (b) *arch*, (c) *loop*

Keterangan:

1) *Whorl*

- *Core*: membentuk pola melingkar.
- *Delta*: dua titik, satu sebelah kiri dari *core* dan satu sebelah kanan dari *core*.

2) *Arch*

- *Core*: tanpa pola (hanya berupa garis-garis) atau berpola seperti tenda.
- *Delta*: tidak ada titik delta.

3) *Arch*

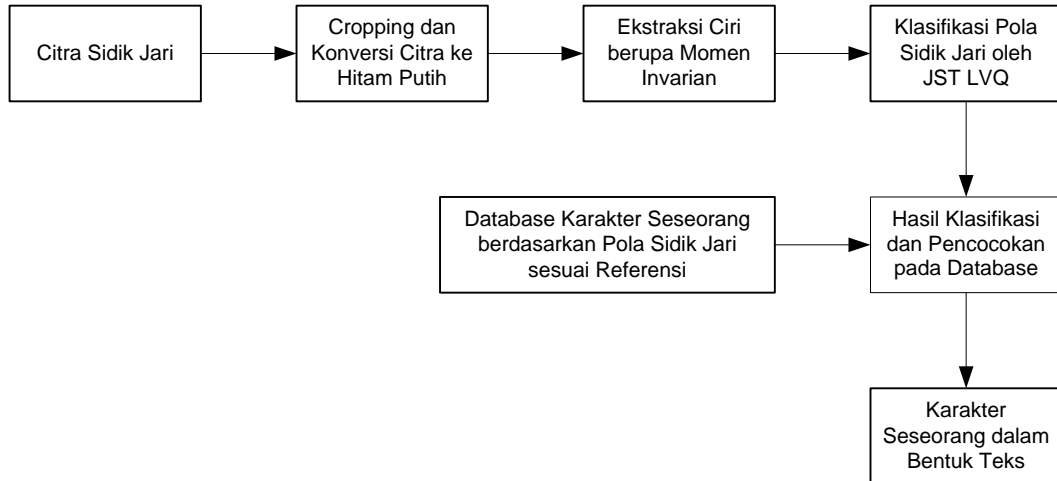
- *Core*: membentuk pola melengkung.
- *Delta*: satu titik, sebelah kiri atau kanan dari *core*.

Interpretasi karakter seseorang berdasarkan pola sidik jari dapat dilakukan untuk masing-masing jari tangan. Interpretasi karakter seseorang berdasarkan pola-pola sidik jari dapat dilihat pada Widarsa [14].

#### 5. SISTEM YANG DIUSULKAN

Blok diagram sistem untuk identifikasi karakter seseorang berdasarkan analisis pola sidik jari tangan dengan ekstraksi ciri momen invarian yang dirancang ditunjukkan pada Gambar 3.

Pada masukan citra sidik jari dilakukan *cropping* secara manual untuk mendapatkan ukuran citra yang diinginkan dan posisi pola sidik jari yang baik. Kemudian dilakukan konversi menjadi citra hitam putih. Pada citra hitam putih ini dilakukan ekstraksi ciri dengan mencari nilai tujuh momen invarian dari citra tersebut. Tujuh buah momen invarian yang diperoleh akan menjadi vektor masukan untuk jaringan saraf tiruan LVQ. Berdasarkan vektor masukan ini, jaringan LVQ yang sudah dilatih akan mengklasifikasikan citra sidik jari ke dalam salah satu pola sidik jari. Setelah pola sidik jari diketahui, maka akan dicocokkan dengan karakter seseorang berdasarkan pola sidik jari tersebut yang terdapat dalam *database*. Hasil keluaran dari sistem ini adalah karakter seseorang dalam bentuk teks.



Gambar 3. Diagram blok sistem

### 5.1 Nilai Momen Invarian untuk Citra Latih

Klasifikasi pola sidik jari tersebut akan dibagi ke dalam tiga jenis pola dasar yaitu *whorl*, *arch*, dan *loop*. Untuk citra latih diambil dua citra untuk masing-masing pola sidik jari.

Dari citra pola sidik jari dilakukan ekstraksi ciri berupa 7 nilai momen invarian. Nilai-nilai momen invarian tersebut akan menjadi nilai acuan bagi proses pelatihan jaringan saraf tiruan *Learning Vector Quantization*, untuk dapat mengklasifikasikan pola sidik jari pada saat proses pengujian. Pola-pola sidik jari yang digunakan untuk pelatihan ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Pola sidik jari beserta momen invariannya yang dipakai pada proses pelatihan

	<i>Arch 1</i>	<i>Arch 2</i>	<i>Arch 1</i>	<i>Arch 2</i>	<i>Whorl 1</i>	<i>Whorl 2</i>
M1	0,3461	0,3304	0,2564	0,3037	0,2269	0,2198
M2	$2,9219 \cdot 10^{-4}$	$1,9578 \cdot 10^{-4}$	$1,6465 \cdot 10^{-4}$	$6,5020 \cdot 10^{-4}$	$3,0193 \cdot 10^{-5}$	$1,9578 \cdot 10^{-4}$
M3	$1,4730 \cdot 10^{-4}$	$1,4014 \cdot 10^{-4}$	$1,2937 \cdot 10^{-5}$	$2,2714 \cdot 10^{-5}$	$1,2999 \cdot 10^{-6}$	$1,4014 \cdot 10^{-4}$
M4	$5,2986 \cdot 10^{-5}$	$3,5534 \cdot 10^{-6}$	$6,7828 \cdot 10^{-5}$	$1,6408 \cdot 10^{-4}$	$6,5428 \cdot 10^{-6}$	$3,5534 \cdot 10^{-6}$
M5	$2,4193 \cdot 10^{-9}$	$1,2300 \cdot 10^{-11}$	$-3,2387 \cdot 10^{-9}$	$-7,4535 \cdot 10^{-9}$	$1,4989 \cdot 10^{-11}$	$1,2300 \cdot 10^{-11}$
M6	$-8,6064 \cdot 10^{-7}$	$-4,5183 \cdot 10^{-8}$	$-1,4632 \cdot 10^{-7}$	$-1,1669 \cdot 10^{-6}$	$-1,9619 \cdot 10^{-8}$	$-4,5183 \cdot 10^{-8}$
M7	$-4,2202 \cdot 10^{-9}$	$2,7273 \cdot 10^{-11}$	$-7,9831 \cdot 10^{-10}$	$-3,8577 \cdot 10^{-8}$	$-4,3960 \cdot 10^{-11}$	$-2,7273 \cdot 10^{-11}$

Keenam citra pola sidik jari tersebut akan menjadi masukan untuk proses pelatihan jaringan saraf tiruan *Learning Vector Quantization* untuk mendapatkan vektor bobot yang akan menjadi acuan pada proses pengujian. Vektor bobot pada awal pelatihan merupakan nilai tengah antara nilai maksimum dan minimum untuk masing-masing momen invarian dari keenam pola sidik jari masukan, yang ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai tengah dari masing-masing momen invarian

	Arch 1	Arch 2	Arch 1	Arch 2	Whorl 1	Whorl 2	Nilai Tengah
M1	0,3461	0,3304	0,2564	0,3037	0,2269	0,2198	0,2829
M2	2,922	1,958	1,647	6,502	0,3019	1,9578	3,4019
M3	1,4730	1,4014	0,1294	0,2271	0,0130	1,4014	0,7430
M4	0,5299	0,0355	0,6783	1,6408	0,0654	0,0355	0,8381
M5	$2,419 \cdot 10^{-5}$	$1,230 \cdot 10^{-7}$	$-3,238 \cdot 10^{-5}$	$-7,453 \cdot 10^{-5}$	$1,498 \cdot 10^{-7}$	$1,230 \cdot 10^{-7}$	$-2,517 \cdot 10^{-5}$
M6	$-8,606 \cdot 10^{-3}$	$-4,518 \cdot 10^{-4}$	$-1,463 \cdot 10^{-3}$	$-1,166 \cdot 10^{-2}$	$-1,961 \cdot 10^{-4}$	$-4,518 \cdot 10^{-8}$	$-5,932 \cdot 10^{-3}$
M7	$-4,220 \cdot 10^{-5}$	$2,727 \cdot 10^{-7}$	$-7,983 \cdot 10^{-6}$	$-3,857 \cdot 10^{-4}$	$-4,396 \cdot 10^{-11}$	$-2,727 \cdot 10^{-7}$	$-1,895 \cdot 10^{-4}$

## 5.2 Bobot Hasil Pelatihan Jaringan LVQ

Vektor bobot awal akan diperbaharui hingga memenuhi nilai parameter yang telah ditentukan. Nilai parameter tersebut terdiri dari nilai MSE (*Mean Square Error*) yang akan dicapai yaitu 0 dan nilai maksimum *epoch*, maksimal sebanyak 1000 kali. Nilai bobot hasil *update* pada proses pelatihan dan nilai MSE-nya pada *epoch* tertentu ditunjukkan pada Tabel 3.

Pada proses pelatihan, parameter yang diinisialisasi yang menjadi batasan proses pelatihan adalah *max epoch* = 1000 atau nilai MSE = 0. Pada saat proses pelatihan memasuki *epoch* ke 20, nilai MSE = 0 telah tercapai sehingga proses pelatihan berhenti pada *epoch* ke 20. Vektor bobot yang menjadi acuan adalah vektor bobot yang terakhir diperbaharui pada *epoch* ke 20. Vektor bobot tersebut akan dipakai pada proses pengujian.

Tabel 3. Vektor bobot *epoch* ke 0 sampai 20

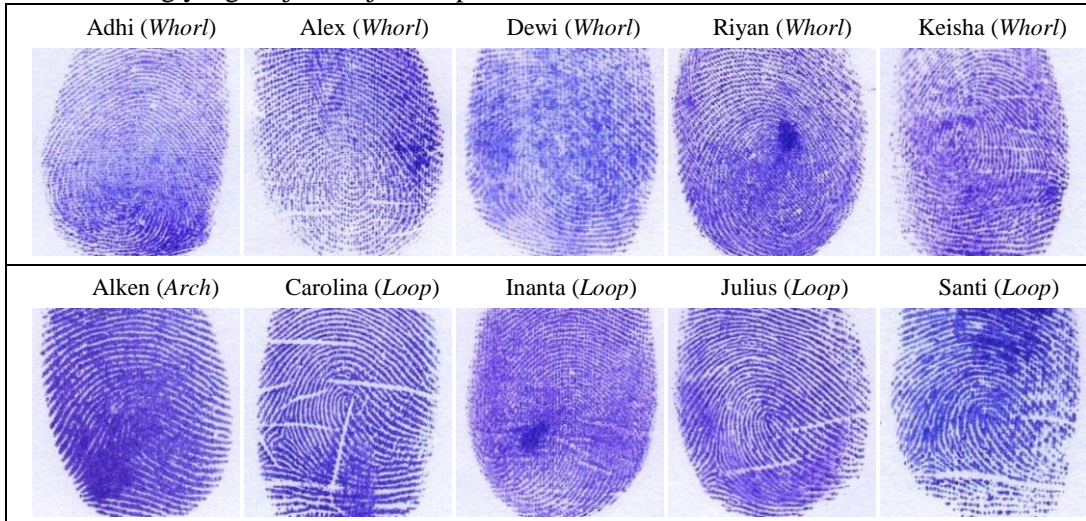
<i>epoch</i>	$w_j$	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	MSE
0	$w_1$	0,2829	3,40E-04	7,43E-05	8,38E-05	-2,52E-09	-5,93E-07	-1,90E-08	-
	$w_2$	0,2829	3,40E-04	7,43E-05	8,38E-05	-2,52E-09	-5,93E-07	-1,90E-08	
	$w_3$	0,2829	3,40E-04	7,43E-05	8,38E-05	-2,52E-09	-5,93E-07	-1,90E-08	
5	$w_1$	0,3105	1,82E-04	1,17E-04	3,76E-05	1,39E-09	-4,57E-07	2,25E-09	0,2222
	$w_2$	0,2860	4,21E-04	8,15E-05	1,02E-04	-3,25E-09	-7,43E-07	-2,49E-08	
	$w_3$	0,2442	2,52E-04	1,17E-04	2,72E-05	-2,93E-10	-3,13E-07	1,04E-08	
10	$w_1$	0,3304	1,96E-04	8,96E-05	4,71E-05	2,54E-10	-4,87E-07	3,14E-11	0,1111
	$w_2$	0,2975	5,00E-04	4,70E-05	1,29E-04	-5,16E-09	-8,96E-07	-2,91E-08	
	$w_3$	0,2287	1,57E-04	9,02E-05	6,29E-06	3,56E-10	-1,45E-07	-4,75E-09	
15	$w_1$	0,3384	2,39E-04	9,59E-05	5,49E-05	2,97E-10	-6,14E-07	-1,88E-09	0,1111
	$w_2$	0,2986	5,50E-04	2,50E-05	1,46E-04	-6,40E-09	-9,77E-07	-3,16E-08	
	$w_3$	0,2205	1,16E-04	8,21E-05	-4,76E-06	7,08E-10	-6,15E-08	-1,96E-09	
20	$w_1$	0,3369	2,25E-04	7,93E-05	5,61E-05	-4,04E-10	-5,43E-07	-1,17E-09	0
	$w_2$	0,2948	5,33E-04	3,37E-05	1,37E-04	-5,98E-09	-9,36E-07	-3,03E-07	
	$w_3$	0,2125	9,99E-05	9,33E-05	-1,94E-05	1,44E-09	-2,83E-08	-1,51E-09	



## 6. HASIL UJI COBA DAN PEMBAHASAN

### 6.1 Citra Uji

Pengujian dilakukan terhadap citra pola sidik jari dari 10 orang. Lalu pola sidik jari tersebut akan dirotasi dan ditranslasi untuk melihat sampai sejauh mana kemampuan jaringan saraf tiruan yang telah dilatih sebelumnya. Pola sidik jari ibu jari tangan kanan dari 10 orang yang diuji ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Pola sidik jari 10 orang yang diuji

### 6.2 Hasil Uji Identifikasi Karakter

Hasil pengujian identifikasi karakter berdasarkan pola sidik jari dari 10 orang yang diambil dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil pengujian terhadap 10 pola sidik jari beserta karakternya

No.	Nama	Pola Sidik Jari	Hasil Klasifikasi	Karakter
1.	Alken	Arch	Arch	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Mendasari pemikiran pada apa yang diyakini benar, tata nilai normatif, dan kebiasaan yang sudah terbentuk lama dalam dirinya.</li> <li>• Mudah merespons informasi yang sudah ditanamkan sejak dini namun sulit menerima perubahan.</li> <li>• Berorientasi pada standar prosedural.</li> <li>• Berpendirian kokoh yang disebabkan oleh dasar keyakinannya.</li> <li>• Pola pikirnya hanya menganut tata nilai benar dan salah.</li> <li>• Berpikir efisien dan berperilaku cenderung berdedikasi tinggi.</li> <li>• Protektif dan menjunjung loyalitas yang tinggi.</li> <li>• Dengan stimulasi positif, individu ini akan menjadi individu yang taat dan berdedikasi.</li> <li>• Namun dengan stimulasi negatif akan membuatnya menjadi individu yang fanatik berlebihan dan cenderung memaksakan kehendak.</li> </ul>

Tabel 4. Hasil pengujian terhadap 10 pola sidik jari beserta karakternya (lanjutan)

No.	Nama	Pola Sidik Jari	Hasil Klasifikasi	Karakter
2.	Adhi	<i>Whorl</i>	<i>Whorl</i>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Mendasari pemikiran dan tindakannya pada pemikiran rasional dan logis yang sangat tinggi serta mengintegrasikan pemikiran – pemikiran logisnya dengan pertimbangan perasaan.</li> <li>• Bertujuan mencapai aktualisasi diri.</li> <li>• Memiliki konsistensi yang cukup kuat dan tidak mudah terbawa arus.</li> <li>• Hanya mau menerima masukan selama dapat diterima oleh pemikiran logisnya.</li> <li>• Cenderung teguh pada pendirian dalam mencapai tujuan.</li> <li>• Dengan stimulasi positif, individu ini akan sangat konsisten dalam mencapai tujuan. Bersikap profesional dan memiliki sikap optimis saat menghadapi permasalahan. Berorientasi pada prestasi dan pencapaian.</li> <li>• Dengan stimulasi negatif, individu ini akan menunjukkan sikap ambisius yang tidak didukung dengan kemampuannya sehingga kadang tidak realistis. Cenderung keras kepala dan mau menang sendiri dalam pemikiran dan perilakunya. Orientasinya hanya terarah pada hal – hal yang menguntungkan dirinya. Kadang senang memimpin namun tidak mau menerima arahan dari orang lain.</li> <li>• Mendasari pemikiran dan tindakannya pada emosi dan perasaan yang dipengaruhi oleh lingkungannya.</li> <li>• Terlihat sangat adaptif terhadap perubahan lingkungan sehingga sering tampak mengikuti orang yang membuatnya merasa nyaman.</li> <li>• Sering tampak <i>moody</i> dan sensitif.</li> <li>• Memiliki jiwa sosial yang tinggi dan mudah berempati.</li> <li>• Dengan stimulasi positif, individu ini akan memiliki kepekaan yang tinggi pada lingkungannya. Sangat fleksibel dan toleran terhadap perubahan dan perbedaan selama sesuai dengan kenyamanannya.</li> <li>• Dengan stimulasi negatif, individu ini akan sangat emosional yang cenderung tanpa kendali. Mudah terbawa arus tanpa peduli apakah pengaruh tersebut baik atau buruk. Dalam mencapai tujuan, individu ini juga tidak konsisten karena lebih memikirkan kenyamanan.</li> </ul>
3.	Alex	<i>Whorl</i>	<i>Whorl</i>	
4.	Dewi	<i>Whorl</i>	<i>Whorl</i>	
5.	Keisha	<i>Whorl</i>	<i>Whorl</i>	
6.	Carolina	<i>Loop</i>	<i>Loop</i>	
7.	Inanta	<i>Loop</i>	<i>Loop</i>	
8.	Julius	<i>Loop</i>	<i>Loop</i>	
9.	Santi	<i>Loop</i>	<i>Loop</i>	
10.	Riyan	<i>Whorl</i>	<i>Arch</i>	

Dari hasil pengujian 10 pola sidik jari yang berbeda tersebut, didapatkan 1 pola sidik jari yang tidak tepat pengklasifikasiannya. Hal tersebut dapat disebabkan pengenalan pola tidak tepat karena citra yang kurang jelas, sehingga menghasilkan klasifikasi pola sidik jari serta karakter yang salah.

### 6.3 Hasil Uji Rotasi Citra Sidik Jari

Pengujian rotasi dilakukan dengan melakukan rotasi citra dari sudut  $0^{\circ}$  hingga  $345^{\circ}$  searah jarum jam dengan jarak  $15^{\circ}$  tiap satu kali rotasi. Rotasi tersebut dilakukan pada setiap pola sidik jari ibu jari lengan kanan pada orang yang diuji, untuk dikenali polanya. Hasil dari pengujian dapat dilihat pada Tabel 5 sampai dengan Tabel 7.

Tabel 5. Momen invarian sidik jari Alken hasil rotasi beserta hasil klasifikasinya

Rotasi	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	Hasil
0	0,4366	0,0028	0,0006	0,0008	7,79E-08	4,23E-05	-6,66E-07	Arch
150	0,4366	0,0029	0,0006	0,0008	-4,61E-07	4,29E-05	1,18E-07	Arch
300	0,4370	0,0029	0,0006	0,0007	-1,02E-07	4,22E-05	1,01E-06	Arch
450	0,4354	0,0028	0,0006	0,0007	7,66E-07	3,99E-05	6,69E-07	Arch
600	0,4366	0,0028	0,0006	0,0007	1,09E-06	4,20E-05	-4,72E-08	Arch
750	0,4365	0,0028	0,0006	0,0008	6,18E-07	4,29E-05	-3,02E-07	Arch
900	0,4366	0,0028	0,0006	0,0008	3,58E-07	4,23E-05	-4,28E-07	Arch
1050	0,4366	0,0028	0,0006	0,0008	6,39E-07	4,29E-05	-8,69E-07	Arch
1200	0,4370	0,0028	0,0006	0,0007	6,79E-07	4,22E-05	-7,94E-07	Arch
1350	0,4354	0,0027	0,0006	0,0007	3,84E-07	3,99E-05	6,26E-08	Arch
1500	0,4366	0,0028	0,0006	0,0007	4,03E-07	4,19E-05	4,93E-07	Arch
1650	0,4365	0,0028	0,0006	0,0008	5,25E-07	4,29E-05	-1,87E-07	Arch
1800	0,4366	0,0028	0,0006	0,0008	7,79E-08	4,23E-05	-6,66E-07	Arch
1950	0,4366	0,0028	0,0006	0,0008	-4,61E-07	4,29E-05	1,18E-07	Arch
2100	0,4370	0,0028	0,0006	0,0007	-1,03E-07	4,22E-05	1,01E-06	Arch
2250	0,4354	0,0027	0,0006	0,0007	7,64E-07	3,99E-05	6,71E-07	Arch
2400	0,4367	0,0028	0,0006	0,0007	1,09E-06	4,20E-05	-4,63E-08	Arch
2550	0,4365	0,0028	0,0006	0,0008	6,18E-07	4,29E-05	-3,02E-07	Arch
2700	0,4366	0,0028	0,0006	0,0008	3,58E-07	4,23E-05	-4,28E-07	Arch
2850	0,4366	0,0028	0,0006	0,0008	6,39E-07	4,29E-05	-8,69E-07	Arch
3000	0,4370	0,0028	0,0006	0,0007	6,80E-07	4,22E-05	-7,96E-07	Arch
3150	0,4354	0,0027	0,0006	0,0007	3,85E-07	3,99E-05	6,11E-08	Arch
3300	0,4367	0,0028	0,0006	0,0007	4,04E-07	4,20E-05	4,96E-07	Arch
3450	0,4365	0,0028	0,0006	0,0008	5,25E-07	4,29E-05	-1,87E-07	Arch

Tabel 6. Momen invarian sidik jari Adhi hasil rotasi beserta hasil klasifikasinya

Rotasi	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	Hasil
0 <sup>0</sup>	0.2135	4.2912e-05	1.0418e-06	0.0001	-8.4141e-09	-4.4921e-07	6.0240e-09	Whorl
15 <sup>0</sup>	0.2136	4.3966e-05	1.1650e-06	0.0001	-1.6161e-09	-4.6210e-07	1.3583e-08	Whorl
30 <sup>0</sup>	0.2132	4.1895e-05	9.7661e-07	0.0001	5.7297e-09	-4.4170e-07	1.1602e-08	Whorl
45 <sup>0</sup>	0.2137	4.2839e-05	9.5602e-07	0.0001	8.5317e-09	-4.3650e-07	1.2715e-09	Whorl
60 <sup>0</sup>	0.2136	4.2620e-05	1.0430e-06	0.0001	4.0677e-09	-4.4729e-07	-1.0690e-08	Whorl
75 <sup>0</sup>	0.2135	4.2212e-05	9.9663e-07	0.0001	-4.2271e-10	-4.3516e-07	-1.3156e-08	Whorl
90 <sup>0</sup>	0.2135	4.2912e-05	1.0418e-06	0.0001	-5.0632e-10	-4.4921e-07	-8.0734e-09	Whorl
105 <sup>0</sup>	0.2136	4.3966e-05	1.1650e-06	0.0001	2.9394e-09	-4.6210e-07	-1.2747e-09	Whorl
120 <sup>0</sup>	0.2132	4.1826e-05	9.6660e-07	0.0001	3.8235e-09	-4.4158e-07	2.0001e-09	Whorl
135 <sup>0</sup>	0.2137	4.2839e-05	9.5602e-07	0.0001	2.5289e-10	-4.3650e-07	8.7722e-10	Whorl
150 <sup>0</sup>	0.2136	4.2638e-05	1.0597e-06	0.0001	-6.4521e-09	-4.4839e-07	-2.3013e-09	Whorl
165 <sup>0</sup>	0.2135	4.2212e-05	9.9663e-07	0.0001	-9.9537e-09	-4.3516e-07	-1.2693e-09	Whorl
180 <sup>0</sup>	0.2135	4.2912e-05	1.0418e-06	0.0001	-8.4141e-09	-4.4921e-07	6.0240e-09	Whorl
195 <sup>0</sup>	0.2136	4.3966e-05	1.1650e-06	0.0001	-1.6161e-09	-4.6210e-07	1.3583e-08	Whorl
210 <sup>0</sup>	0.2132	4.1896e-05	9.7966e-07	0.0001	5.7319e-09	-4.4177e-07	1.1611e-08	Whorl
225 <sup>0</sup>	0.2137	4.2684e-05	9.5071e-07	0.0001	8.5240e-09	-4.3623e-07	1.2925e-09	Whorl
240 <sup>0</sup>	0.2136	4.2574e-05	1.0387e-06	0.0001	4.0486e-09	-4.4599e-07	-1.0666e-08	Whorl
255 <sup>0</sup>	0.2135	4.2212e-05	9.9663e-07	0.0001	-4.2271e-10	-4.3516e-07	-1.3156e-08	Whorl
270 <sup>0</sup>	0.2135	4.2912e-05	1.0418e-06	0.0001	-5.0632e-10	-4.4921e-07	-8.0734e-09	Whorl
285 <sup>0</sup>	0.2136	4.3966e-05	1.1650e-06	0.0001	2.9394e-09	-4.6210e-07	-1.2747e-09	Whorl
300 <sup>0</sup>	0.2132	4.1896e-05	9.7966e-07	0.0001	3.8223e-09	-4.4177e-07	1.9933e-09	Whorl
315 <sup>0</sup>	0.2137	4.2683e-05	9.5055e-07	0.0001	2.6119e-10	-4.3630e-07	8.7949e-10	Whorl
330 <sup>0</sup>	0.2136	4.2574e-05	1.0387e-06	0.0001	-6.4297e-09	-4.4599e-07	-2.3017e-09	Whorl
345 <sup>0</sup>	0.2135	4.2212e-05	9.9663e-07	0.0001	-9.9537e-09	-4.3516e-07	-1.2693e-09	Whorl

Tabel 7. Momen invarian sidik jari Inata hasil rotasi beserta hasil klasifikasinya

Rotasi	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	Hasil
0 <sup>0</sup>	0.2863	0.0003	3.5182e-05	0.0001	5.4087e-09	-1.7991e-06	2.3736e-08	Loop
15 <sup>0</sup>	0.2864	0.0003	3.4067e-05	0.0001	1.4593e-08	-1.8290e-06	-1.4862e-09	Loop
30 <sup>0</sup>	0.2863	0.0002	3.5869e-05	0.0001	5.9897e-09	-1.8101e-06	-2.3317e-08	Loop
45 <sup>0</sup>	0.2866	0.0003	3.3899e-05	0.0001	-6.4775e-09	-1.8219e-06	-2.1591e-08	Loop
60 <sup>0</sup>	0.2862	0.0003	3.3840e-05	0.0001	-4.8021e-09	-1.8038e-06	-8.5266e-09	Loop
75 <sup>0</sup>	0.2873	0.0003	3.5541e-05	0.0001	5.8692e-09	-1.8635e-06	-5.4659e-09	Loop
90 <sup>0</sup>	0.2863	0.0003	3.5182e-05	0.0001	5.6043e-09	-1.7991e-06	-2.6640e-09	Loop
105 <sup>0</sup>	0.2864	0.0003	3.4067e-05	0.0001	-5.9727e-09	-1.8290e-06	2.1051e-09	Loop
120 <sup>0</sup>	0.2863	0.0002	3.5891e-05	0.0001	-1.4736e-08	-1.8100e-06	5.5008e-10	Loop
135 <sup>0</sup>	0.2866	0.0003	3.3899e-05	0.0001	-1.5955e-08	-1.8219e-06	-4.8720e-09	Loop
150 <sup>0</sup>	0.2862	0.0003	3.3880e-05	0.0001	1.4385e-08	-1.8015e-06	4.5208e-09	Loop
165 <sup>0</sup>	0.2873	0.0003	3.5541e-05	0.0001	-9.5625e-09	-1.8635e-06	2.4065e-08	Loop
180 <sup>0</sup>	0.2873	0.0003	3.5541e-05	0.0001	-9.5625e-09	-1.8635e-06	2.4065e-08	Loop
195 <sup>0</sup>	0.2864	0.0003	3.4067e-05	0.0001	1.4593e-08	-1.8290e-06	-1.4862e-09	Loop
210 <sup>0</sup>	0.2863	0.0002	3.5762e-05	0.0001	5.9622e-09	-1.8047e-06	-2.3241e-08	Loop
225 <sup>0</sup>	0.2866	0.0002	3.4003e-05	0.0001	-6.4949e-09	-1.8226e-06	-2.1646e-08	Loop
240 <sup>0</sup>	0.2862	0.0003	3.3845e-05	0.0001	-4.8023e-09	-1.8039e-06	-8.5364e-09	Loop
255 <sup>0</sup>	0.2873	0.0003	3.5541e-05	0.0001	5.8692e-09	-1.8635e-06	-5.4659e-09	Loop
270 <sup>0</sup>	0.2863	0.0003	3.5182e-05	0.0001	5.6043e-09	-1.7991e-06	-2.6640e-09	Loop
285 <sup>0</sup>	0.2864	0.0003	3.4067e-05	0.0001	-5.9727e-09	-1.8290e-06	2.1051e-09	Loop
300 <sup>0</sup>	0.2863	0.0002	3.5762e-05	0.0001	-1.4738e-08	-1.8047e-06	5.3246e-10	Loop
315 <sup>0</sup>	0.2865	0.0002	3.4017e-05	0.0001	-1.5973e-08	-1.8210e-06	-4.9137e-09	Loop
330 <sup>0</sup>	0.2862	0.0003	3.3845e-05	0.0001	-1.4383e-08	-1.8039e-06	4.5663e-09	Loop
345 <sup>0</sup>	0.2873	0.0003	3.5541e-05	0.0001	-9.5625e-09	-1.8635e-06	2.4065e-08	Loop

Pada pengujian pola sidik jari yang dirotasi sejauh 15<sup>0</sup> tiap rotasi, hasil uji didapatkan bahwa rotasi tidak mempengaruhi hasil pengklasifikasian, untuk rotasi 0<sup>0</sup> hingga 345<sup>0</sup> pada semua data pola sidik jari.

#### 6.4 Hasil Uji Translasi Citra Sidik Jari

Pengujian translasi dilakukan dengan mentranslasikan citra pola sidik jari secara horisontal ke arah kanan dan kiri, secara vertikal ke arah atas dan bawah masing – masing sejauh 10% dari dimensi citra, hingga batas translasi yang sebesar 60%. Beberapa pengujian translasi tersebut menghasilkan klasifikasi seperti yang ditunjukkan pada Tabel 8 sampai dengan Tabel 19.

Tabel 8. Momen invarian sidik jari Alken hasil translasi arah kanan dan hasil klasifikasinya

Translasi	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	Hasil
0%	0.436	0.0028	0.0006	0.0008	7.7866e-08	4.2302e-05	-6.6558e-07	Arch
10%	0.4932	0.0019	6.7485e-05	0.0002	3.3200e-08	-1.0001e-05	-5.6921e-08	Arch
20%	0.5278	0.0130	0.0004	0.0020	9.4725e-07	-0.0002	-2.0826e-09	Arch
30%	0.5397	0.0410	0.0016	0.0032	-2.9124e-06	-0.0006	-4.2669e-06	Arch
40%	0.5425	0.0857	0.0022	0.0031	-1. e-05	-0.0006	-1.1297e-06	Arch
50%	0.5413	0.1388	0.0016	0.0023	-5.8384e-06	-0.0001	6.0321e-06	Arch
60%	0.5504	0.1942	0.0018	0.0036	1.3645e-05	0.0010	1.2418e-05	Arch

Tabel 9. Momen invarian sidik jari Alken hasil translasi arah kiri dan hasil klasifikasinya

Translasi	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	Hasil
0%	0.436	0.0028	0.0006	0.0008	7.7866e-08	4.2302e-05	-6.6558e-07	Arch
10%	0.4495	0.0033	0.0018	0.0041	-6.4557e-06	-2.8637e-05	-1.1790e-05	Arch
20%	0.4310	0.0170	0.0002	0.0039	-1.4749e-05	-0.0003	-2.6040e-06	Arch
30%	0.4109	0.0391	0.0019	0.0020	-4.8992e-06	-0.0001	7.5614e-07	Arch
40%	0.4058	0.0573	0.0017	0.0013	-1.7129e-06	-5.4203e-05	1.0565e-06	Arch
50%	0.4073	0.0783	0.0012	0.0008	-3.2605e-07	1.2343e-05	6.1895e-07	Arch
60%	0.4178	0.1069	0.0008	0.0005	1.8062e-07	7.6359e-05	2.0607e-07	Arch

Tabel 10. Momen invarian sidik jari Alken hasil translasi arah atas dan hasil klasifikasinya

Translasi	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	Hasil
0%	0.436	0.0028	0.0006	0.0008	7.7866e-08	4.2302e-05	-6.6558e-07	Arch
10%	0.4589	0.0099	0.0008	0.0008	5.7177e-07	8.0323e-05	-3.6183e-07	Arch
20%	0.4888	0.0274	0.0010	0.0010	6.0692e-07	0.0001	7.8829e-07	Arch
30%	0.5258	0.0621	0.0015	0.0014	-2.4918e-07	0.0001	2.3145e-06	Arch
40%	0.5657	0.1130	0.0020	0.0017	-1.2753e-06	0.0002	2.3176e-06	Arch
50%	0.6242	0.2011	0.0046	0.0021	-3.2256e-06	0.0002	1.4826e-06	Arch
60%	0.6846	0.3110	0.0047	0.0015	-1.5774e-06	-3.327e-05	-1.8856e-06	Arch

Tabel 11. Momen invarian sidik jari Alken hasil translasi arah bawah dan hasil klasifikasinya

Translasi	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	Hasil
0%	0.436	0.0028	0.0006	0.0008	7.7866e-08	4.2302e-05	-6.6558e-07	Arch
10%	0.4620	0.0143	0.0020	0.0024	-2.9015e-06	0.0001	-2.8554e-06	Arch
20%	0.4721	0.0327	0.0038	0.0039	-3.3770e-06	0.0004	-1.3102e-05	Arch
30%	0.4807	0.0587	0.0058	0.0052	6.3379e-06	0.0009	-3.2021e-05	Arch
40%	0.4901	0.0874	0.0075	0.0066	3.0973e-05	0.0017	-4.7136e-05	Arch
50%	0.5145	0.1287	0.0092	0.0089	7.1897e-05	0.0031	-5.4596e-05	Arch
60%	0.5752	0.2112	0.0170	0.0163	0.0002	0.0074	-9.7651e-05	Arch

Tabel 12. Momen invarian sidik jari Alex hasil translasi arah kanan dan hasil klasifikasinya

Translasi	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	Hasil
0%	0.2135	4.2912e-05	1.0418e-06	0.0001	-8.4141e-09	-4.4921e-07	6.0240e-09	Whorl
10%	0.2091	0.0008	3.7090e-05	8.8942e-05	-5.3904e-09	-7.9878e-07	5.2556e-09	Whorl
20%	0.2042	0.0024	6.7669e-05	5.2626e-05	5.0431e-10	1.3504e-06	2.4951e-09	Whorl
30%	0.2052	0.0048	4.9027e-05	4.9867e-05	1.3343e-09	3.2454e-06	1.8694e-09	Whorl
40%	0.2147	0.0096	3.8578e-05	5.9734e-05	2.2225e-09	5.8296e-06	1.7212e-09	Whorl
50%	0.2340	0.0193	9.2298e-05	8.6985e-05	4.8118e-09	1.2089e-05	2.5018e-09	Whorl
60%	0.2711	0.0390	0.0001	0.0001	1.2517e-08	2.5328e-05	3.5111e-09	Loop

Tabel 13. Momen invarian sidik jari Alex hasil translasi arah kiri dan hasil klasifikasinya

Translasi	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	Hasil
0%	0.2135	4.2912e-05	1.0418e-06	0.0001	-8.4141e-09	-4.4921e-07	6.0240e-09	Whorl
10%	0.2197	0.0003	1.0300e-05	0.0001	-4.7784e-09	5.4729e-07	1.5209e-08	Whorl
20%	0.2288	0.0019	4.3408e-05	0.0001	7.6419e-09	3.7551e-06	2.8634e-08	Whorl
30%	0.2435	0.0059	0.0001	0.0002	5.0866e-08	1.3026e-05	5.0303e-08	Whorl
40%	0.2673	0.0139	0.000	0.0003	1.9613e-07	3.9541e-05	7.5054e-08	Loop

Tabel 14. Momen invarian sidik jari Alex hasil translasi arah atas dan hasil klasifikasinya

Translasi	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	Hasil
0%	0.2135	4.2912e-05	1.0418e-06	0.0001	-8.4141e-09	-4.4921e-07	6.0240e-09	Whorl
10%	0.2099	0.0006	1.6803e-05	9.0266e-05	-6.8142e-09	5.8604e-08	-1.661e-09	Whorl
20%	0.2086	0.0024	4.6951e-05	8.3014e-05	-2.2087e-09	1.8259e-06	-5.675e-09	Whorl
30%	0.2110	0.0057	8.6346e-05	8.2684e-05	3.1941e-09	4.7311e-06	-5.961e-09	Whorl
40%	0.2194	0.0115	0.0001	8.9110e-05	8.4569e-09	8.8066e-06	-4.195e-09	Whorl
50%	0.2362	0.0212	0.0001	8.1150e-05	7.5893e-09	1.1558e-05	-1.682e-09	Whorl
60%	0.2693	0.0395	7.8261e-05	7.0374e-05	5.0824e-09	1.3770e-05	-1.715e-09	Loop

Tabel 15. Momen invarian sidik jari Alex hasil translasi arah bawah dan hasil klasifikasinya

Translasi	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	Hasil
0%	0.2135	4.2912e-05	1.0418e-06	0.0001	-8.4141e-09	-4.4921e-07	6.0240e-09	Whorl
10%	0.2218	0.0007	1.2818e-05	0.0001	-1.3503e-08	1.4882e-06	-3.062e-09	Whorl
20%	0.2336	0.0032	6.3274e-05	0.0001	-1.1759e-08	8.2184e-06	-2.568e-08	Whorl
30%	0.2509	0.0088	0.0002	0.0003	2.0662e-08	2.6354e-05	-8.894e-08	Whorl
40%	0.2761	0.0198	0.0005	0.0005	1.6987e-07	7.0157e-05	-2.804e-07	Loop

Tabel 16. Momen invarian sidik jari Julius hasil translasi arah kanan dan hasil klasifikasinya

Translasi	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	Hasil
0%	0.2786	0.0002	7.1368e-06	3.6762e-06	1.3724e-11	5.1024e-08	-2.3222e-12	Loop
10%	0.2888	0.0004	4.9162e-06	2.1763e-05	8.8116e-11	-4.1602e-07	-4.5602e-11	Loop
20%	0.2946	0.0040	2.3662e-05	4.6415e-05	1.0659e-09	-2.6563e-06	-1.2584e-09	Loop
30%	0.2989	0.0109	8.3208e-05	2.7518e-05	3.6163e-10	-1.3179e-06	-1.3250e-09	Loop
40%	0.3100	0.0228	8.1165e-05	3.2198e-05	-1.6470e-09	3.1767e-06	1.6830e-09	Arch

Tabel 17. Momen invarian sidik jari Julius hasil translasi arah kiri dan hasil klasifikasinya

Translasi	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	Hasil
0%	0.2786	0.0002	7.1368e-06	3.6762e-06	1.3724e-11	5.1024e-08	-2.3222e-12	Loop
10%	0.2915	0.0004	2.8081e-05	0.0002	-3.1531e-08	9.6492e-08	9.2538e-08	Loop
20%	0.2933	0.0035	0.0002	0.0003	-7.4595e-08	1.0577e-06	9.4489e-08	Loop
30%	0.2995	0.0109	0.0003	0.0003	-9.0441e-08	5.1107e-06	9.9967e-08	Loop
40%	0.3095	0.0243	0.0005	0.0003	-5.1842e-08	1.4596e-05	8.8429e-08	Loop
50%	0.3246	0.0454	0.0004	0.0002	1.8279e-08	2.5027e-05	4.6307e-08	Arch

Tabel 18. Momen invarian sidik jari Julius hasil translasi arah atas dan hasil klasifikasinya

Translasi	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	Hasil
0%	0.2786	0.0002	7.1368e-06	3.6762e-06	1.3724e-11	5.1024e-08	-2.3222e-12	Loop
10%	0.3003	0.0024	8.0060e-05	8.6060e-05	-1.2022e-09	-2.5418e-06	1.3563e-08	Loop
20%	0.3203	0.0083	0.0001	5.2288e-05	-1.6934e-09	-9.0300e-08	2.6207e-09	Arch

Tabel 19. Momen invarian sidik jari Julius hasil translasi arah bawah dan hasil klasifikasinya

Translasi	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	Hasil
0%	0.2786	0.0002	7.1368e-06	3.6762e-06	1.3724e-11	5.1024e-08	-2.3222e-12	Loop
10%	0.2868	0.0027	6.8872e-05	0.0001	1.7909e-09	-7.0162e-06	4.1404e-08	Loop
20%	0.2880	0.0077	0.0001	0.0001	-4.6624e-09	-1.0147e-05	3.8583e-08	Loop
30%	0.2920	0.0157	0.0001	0.0001	-2.8652e-09	-9.7582e-06	2.2684e-08	Loop
40%	0.3005	0.0270	0.0001	6.869e-05	-2.0081e-09	-5.7370e-06	9.2616e-09	Loop
50%	0.3173	0.0431	6.8697e-05	3.8318e-05	-8.8284e-10	-3.9014e-07	1.5320e-09	Arch

Pada pengujian pola sidik jari yang ditranslasi tiap 10% dari 0% hingga 60% secara horisontal ke arah kanan dan kiri, secara vertikal ke arah atas dan bawah, diperoleh bahwa pengaruh terhadap pengklasifikasian dimulai pada translasi sebesar 20%. Hal tersebut dapat dikarenakan adanya bagian yang hilang pada citra sidik jari yang telah ditranslasi, sehingga dapat mempengaruhi hasil pengklasifikasian. Tetapi terdapat beberapa pola sidik jari yang tidak terpengaruh hasil pengklasifikasiannya oleh translasi hingga batas 60%. Dari hasil-hasil pengujian tersebut, diperoleh bahwa semua translasi sampai 10% tidak mempengaruhi pengklasifikasian oleh jaringan LVQ untuk semua citra yang diuji.

## 7. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- Sistem identifikasi karakter seseorang berdasarkan pola sidik jari tangan menggunakan jaringan LVQ dan ekstraksi ciri momen invarian yang direalisasikan dapat berfungsi untuk mengidentifikasi karakter seseorang sesuai referensi yang ada.
- Klasifikasi pola sidik jari dan identifikasi karakter dapat dilakukan dengan benar untuk sembilan dari 10 responden yang diambil.
- Rotasi citra (tiap 15<sup>0</sup>) dari 0<sup>0</sup> hingga 345<sup>0</sup> tidak mempengaruhi hasil klasifikasi. Hasil

- klasifikasi pola sidik jari masih sesuai dengan hasil klasifikasi saat sebelum dirotasi.
- Pengenalan pola sidik jari terhadap citra yang ditranslasi ke arah kanan, kiri, atas, dan bawah, tidak mempengaruhi pengklasifikasian hingga translasi sebesar 10%.
  - Pada pengujian translasi terdapat beberapa pola sidik jari yang masih dapat dikenali polanya hingga translasi sebesar 60%.
  - Kesalahan yang dihasilkan oleh jaringan dalam pengklasifikasian dapat disebabkan kurang jelasnya citra sidik jari, sehingga pada proses pengujian terdapat kesalahan pengklasifikasian.

## REFERENSI

- [1]. Minkin, V. 2007. *Dermatoglyphics Bases*. St. Petersburg: Elsys, Corp.
- [2]. Cummins, H. dan C. Midlo. 1943. *Finger Prints, Palms and Soles An Introduction To Dermatoglyphics*. Philadelphia: The Blakiston Company.
- [3]. Galton, F. 1892. *Finger Prints*. Macmillan, London.
- [4]. Maltoni, D, D Maio, AK Jain, dan S. Prabhakar. 2009. *Handbook of Fingerprint Recognition*. 2<sup>nd</sup> ed. Springer.
- [5]. J, Liu, Huang Z, dan Chan K. "Direct Minutiae Extraction from Gray-Level Fingerprint Image by Relationship Examination". *Int. Conf. on Image Process 2* (2000): 427-430.
- [6]. Tico, M dan P Kuosmanen. "Fingerprint matching using an orientation based minutia descriptor". *IEEE Trans-Pattern Anal. Mach. Intell 25* Issue 8 (2003): 1009–1014.
- [7]. K Jain, A, L Hong, R Bolle. "On-line fingerprint verification". *IEEE Trans-Pattern Anal. Mach. Intell 19* Issue 3 (1997): 302–313.
- [8]. Sha, L, F Zhao, X Tang. "Improved FingerCode for filterbank-based fingerprint matching". *IEE Proc. Visual Image Signal Process 145* Issue 3 (1998): 160–166.
- [9]. Jain, A, S Prabhakar, L Hong, dan S Pankanti. "Filterbank-based Fingerprint Matching". *IEEE Transactions on Image Processing Vol. 9* No.5 (2000): 846-859.
- [10]. Willis, AJ dan L Myers. "A cost-effective fingerprint recognition system for use with low-quality prints and damaged fingertips". *Pattern Recognition 34* Issue 2 (2001): 255–270.
- [11]. Hu, MK. "Visual pattern recognition by moment invariants". *IRE Transactions on Information Theory Vol. 8* No. 2 (1962): 179–187.
- [12]. Fausset, LV. 1994. *Fundamentals of Neural Network: Architecture, Algorithm, and Application*. New Jersey: Prentice Hall.
- [13]. Yang, JC, Yoon, SL Park. 2006. *Applying Learning Vector Quantization Neural Network for Fingerprint Matching*. Korea.
- [14]. Widarsa, CLY. *Decoding the Divine Message of Fingerprints*.