

PENGENALAN KEPERIBADIAN SESEORANG BERDASARKAN SIDIK JARI DENGAN METODE *FUZZY LEARNING VECTOR QUANTIZATION* DAN *FUZZY BACKPROPAGATION*

I Gede Sujana Eka Putra¹, I K G Darma Putra², I Putu Agung Bayupati²

¹Mahasiswa Pascasarjana Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Udayana

²Staf Pengajar Jurusan Teknologi Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Udayana
Kampus Bukit Jimbaran, Bali, 80361

Email: gede_ekaputra@yahoo.com, ikgdarmaputra@gmail.com, bayuhelix@yahoo.com

Abstract

Kepribadian dapat diidentifikasi melalui analisis pola sidik jari. Pengenalan kepribadian umumnya menggunakan uji psikometri melalui serangkaian tahapan yang relatif panjang. Melalui analisis pola sidik jari, dapat diidentifikasi kepribadian secara lebih efisien. Penelitian ini mengajukan algoritma klasifikasi *Fuzzy Learning Vector Quantization (Fuzzy LVQ)* karena waktu komputasi yang lebih cepat dan tingkat pengenalan yang tinggi, dan dengan metode *Fuzzy Backpropagation* yang mampu menyelesaikan model data *non linier*. Tahapan penelitian terdiri dari akuisisi dan klasifikasi. Tahapan pertama melalui akuisisi sidik jari, ekstraksi fitur, proses pelatihan, dan pre-klasifikasi. Selanjutnya tahap klasifikasi, melalui klasifikasi fitur sidik jari uji menggunakan algoritma *Fuzzy LVQ*, dibandingkan dengan *Fuzzy Backpropagation*. Kepribadian diidentifikasi melalui pola hasil klasifikasi menggunakan basis pengetahuan *dermatoglyphics*. Unjuk kerja diukur dari pencocokan pola hasil pre-klasifikasi dan hasil klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan klasifikasi *Fuzzy LVQ* tingkat kecocokan tertinggi 93,78% dengan iterasi pelatihan maksimum=100 epoch pada target *error* 10^{-6} . Sedangkan *Fuzzy Backpropagation* dengan tingkat kecocokan tertinggi 93,30% dengan iterasi maksimum diatas 1000 epoch pada *target error* 10^{-3} . Hal ini menunjukkan *Fuzzy LVQ* memiliki unjuk kerja lebih baik dibandingkan *Fuzzy Backpropagation*. Survey responden dilakukan untuk menguji kesesuaian analisa kepribadian sistem dibandingkan dengan kepribadian responden, dan hasil *survey* menunjukkan analisa kepribadian sistem sebagian besar cocok dengan kepribadian responden.

Kata Kunci : Sidik Jari, Kepribadian, Klasifikasi, *Fuzzy LVQ*, *Fuzzy Backpropagation*.

1. PENDAHULUAN

Kepribadian seseorang dapat diidentifikasi dengan analisis pola sidik jari berdasarkan teori *dermatoglyphics*[1],[2]. Pola sidik jari berhubungan erat dengan fungsi dan sistem kerja otak, dimana sistem kerja otak mencerminkan kepribadian, bakat dan kecerdasan seseorang [1]. Sidik jari manusia tidak ada yang sama dan dikelompokan dalam 3 tipe yaitu pola *arch*, *loop* dan *whorls*, sedangkan pola yang lain merupakan variasi pola yang timbul dengan mengacu pada ketiga pola dasar sidik jari tersebut[3]. Gartner mengemukakan teori *multiple intelligence*, terdapat delapan kemampuan otak berkaitan dengan kecerdasan, kepribadian dan bakat[1]. Secara umum identifikasi kepribadian dilakukan menggunakan uji psikometri yang melalui serangkaian tahapan yang relatif panjang dan lama. Melalui analisis pola sidik jari, merupakan pendekatan lebih efisien untuk memahami kepribadian dan bakat seseorang berdasarkan teori *dermatoglyphics*[1]. Berdasarkan penelitian Bhuyan et.al [7], menggunakan klasifikasi sidik jari dengan teknik *hierarchical agglomerative clustering* dengan metode *FPROCK* yang mengklasifikasikan citra dengan konsep ketetanggaan setiap obyek, hanya dapat mengidentifikasi 6 kelas pada tingkat akurasi 97.3%. Sedangkan Minarni [8] meneliti tentang klasifikasi sidik jari dengan metode ekstraksi ciri dengan transformasi *wavelet* dan

klasifikasi sidik jari menggunakan algoritma *Learning Vector Quantizations (LVQ)*, mampu menghasilkan akurasi 85% dalam 5 kelas pola sidik jari. Berdasarkan penelitian tersebut, penulis menggunakan algoritma *Fuzzy LVQ* dan *Fuzzy Backpropagation* untuk mengetahui unjuk kerja proses klasifikasi dari 11 pola sidik jari. Penulis menggunakan metode *Fuzzy LVQ* karena metode klasifikasi ini memiliki keunggulan waktu komputasi yang lebih cepat serta tingkat pengenalan yang lebih baik daripada jaringan syaraf probabilitas lainnya. Tetapi *Fuzzy LVQ* memerlukan ketersediaan seluruh komponen data pelatihan dan tidak dapat memulai proses pelatihan jika data pelatihan belum lengkap tersedia secara keseluruhan. Sedangkan *Fuzzy Backpropagation*, dalam proses pembelajaran menggunakan *multilayer neural network* yang memungkinkan proses pembelajaran yang detail, kemampuan menggunakan model data *non linier* (tidak beraturan) dan toleransi kesalahan yang tinggi, yang dapat memecahkan masalah yang cukup rumit dan mengandung ketidakpastian. Tetapi metode ini memerlukan epoch pelatihan yang cukup tinggi untuk mencapai target *error* pelatihan yang ditentukan. Paper ini membahas tentang bagaimana proses klasifikasi pola sidik jari dengan algoritma *Fuzzy LVQ* yang dibandingkan dengan *Fuzzy Backpropagation*, dan bagaimana unjuk kerja

klasifikasi pola sidik jari pada *Fuzzy Backpropagation* dibandingkan dengan *Fuzzy LVQ*. Paper ini membahas tahapan klasifikasi dilakukan dalam dua tahapan yaitu melalui akuisisi sidik jari, ekstraksi fitur, proses pelatihan, dan pre-klasifikasi. Selanjutnya tahap klasifikasi, melalui klasifikasi fitur sidik jari uji menggunakan kedua metode, selanjutnya dibandingkan klasifikasi dengan metode *Fuzzy LVQ*, dengan *Fuzzy Backpropagation*. Kepribadian diidentifikasi melalui pola hasil klasifikasi menggunakan basis pengetahuan *dermatoglyphics*. Unjuk kerja diukur dari pencocokan pola hasil pre-klasifikasi dan hasil klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan *Fuzzy LVQ* memiliki tingkat kecocokan lebih baik dibandingkan *Fuzzy Backpropagation*. *Survey* responden dilakukan untuk menguji kesesuaian analisa kepribadian sistem dibandingkan dengan kepribadian responden, dan hasil *survey* menunjukkan analisa kepribadian sistem sebagian besar cocok dengan kepribadian responden.

2. PENELITIAN SEBELUMNYA DAN BASIS PENGETAHUAN KEPRIKIBADIAN

Penelitian sebelumnya sudah dilakukan yang memiliki keterkaitan dengan analisis kepribadian atau analisis sidik jari.

Amrut A. Mahajan et.al [4] meneliti tentang keterkaitan parameter kuantitatif *dermatoglyphics* yaitu jumlah garis guratan (*ridge*) a-b sidik jari, dan sudut *ATD* untuk mendiagnosa pasien pengidap asma *bronchial*. Jumlah garis guratan (*ridge*) a-b yang tinggi, dapat digunakan sebagai satu kriteria diagnosa untuk pasien penderita asma *bronchial*.

Shitala Prasad et.al [5] meramalkan kepribadian seseorang dengan menganalisa tulisan tangan dalam bentuk digital dengan menggunakan enam ciri yaitu ukuran huruf, kemiringan huruf dan kata, dasar kata, tekanan tulisan, spasi antar huruf dan kata. Eksperimen dilakukan dalam dua tahapan, yaitu tahapan pertama (A) menggunakan 2/3 dari data sampel sebagai data training dan 1/3 data sebagai data uji. Tahap ini menggunakan 100 responden, dimana 2/3 dari data sampel tulisan tangan dan hasil psikologinya digunakan untuk melatih sistem dan 1/3 data sampel tulisan tangan diuji untuk mengetahui akurasi, diperoleh hasil akurasi 90.3%. Tahap kedua (B) menggunakan satu data sebagai data uji dan data sampel sisanya digunakan untuk melatih sistem, diperoleh hasil akurasi 93.86%.

M. Cesarik et.al [6] menganalisa pola sidik jari untuk mengidentifikasi tingkat kecerdasan dengan parameter *ridge count* (jumlah guratan sidik jari), jumlah guratan (*ridges*) antara *triradius* A, B, C, D pada telapak tangan dan sudut *ATD* tangan kiri dengan tangan kanan. *Sample* yang digunakan adalah 70 orang yang memiliki IQ tinggi (*superior intelligence*) dan 400 orang yang memiliki kecerdasan sedang atau biasa. Metode yang digunakan adalah metode *statistik analisis variance* dan analisis diskriminan kesimpulan yang diperoleh

adalah tingkat kecerdasan bertambah seiring dengan pertambahan *ridge count* (guratan sidik jari) dan penurunan sudut *ATD* telapak tangan.

M H Bhuyan et.al [7] meneliti metode klasifikasi sidik jari yang dirancang dengan teknik *hierarchical agglomerative clustering* dengan metode *FPROCK* yang mengklasifikasikan citra dengan konsep ketetangaan setiap obyek. Unjuk kerja teknik klasifikasi diukur dengan *False Acceptance Rate* dan akurasi *dataset* berbagai variasi ukuran. Teknik *FPROCK* dapat mengidentifikasi 6 kelas pada tingkat akurasi 97.3%. Sedangkan teknik klasifikasi lain dapat mengklasifikasikan hanya 5 kelas dengan akurasi 80% sampai 94.8%.

Minarni [8] meneliti tentang klasifikasi sidik jari dengan metode ekstraksi ciri dengan transformasi *wavelet* dan mereduksi dimensi citra masukan sidik jari. Pengenalan dan klasifikasi dengan jaringan syaraf tiruan *Learning Vector Quantizations (LVQ)* mengelompokkan sidik jari ke salah satu pola utama sidik jari (*whorl, left loop, right loop, arch, dan tenth arch*). Sebagai basis masukan jaringan syaraf, digunakan citra ukuran 16 x 16, 32 x 32, dan 64 x 64 dan dianalisis juga pengaruh besarnya dimensi vektor masukan terhadap unjuk kerja pengenalan. Hasil penelitian menunjukkan unjuk kerja pengenalan meningkat cukup signifikan untuk masukan dengan dimensi yang lebih besar (64 x 64) dibandingkan dengan masukan yang lebih kecil (32 x 32 dan 16 x 16). Dari pengujian terlihat bahwa pengurangan laju pelatihan awal 0,1 memberikan unjuk kerja terbaik (85%). Pengenalan dengan ekstraksi ciri *wavelet Daubechies* meningkatkan unjuk kerja sebesar 1% dibandingkan dengan *wavelet Haar*.

Sri Kusumadewi [9] meneliti masalah klasifikasi kualitas produk, untuk menentukan apakah suatu produk termasuk dalam kualitas baik, cukup, atau buruk. *Fuzzy Backpropagation* digunakan untuk menentukan kualitas produk, menggunakan derajat keanggotaan pada *neuron output* sebagai target pembelajaran. Kualitas suatu produk digolongkan menjadi 3 golongan, yaitu kualitas-1 (baik), kualitas-2 (cukup), dan kualitas-3 (buruk). Kualitas produk dipengaruhi oleh 3 faktor, yaitu penyusutan volume, kenaikan derajat keasaman, dan cacat kemasan. Ada 27 pola data yang akan dilatih dan menggunakan algoritma pelatihan *backpropagation levenberg marquardt*, dengan 1 lapisan tersembunyi dan 10 *neuron* pada lapisan tersembunyi, maksimum epoch = 10000, toleransi $error = 10^{-6}$, laju pembelajaran = 1. Hasil pelatihan memberikan MSE sebesar $9,854 \times 10^{-7}$ dan koefisien korelasi antara *output* jaringan dan *target output* sebesar 1.

M. Soleymani Baghshah et.al [10] meneliti tentang kemampuan metode *fuzzy* untuk mengenali tulisan Persia (Farsi) secara *online*. Penelitian ini menggunakan model pembelajaran *Fuzzy LVQ* untuk membedakan token sejenis yang tampak pada akhir karakter. Konsep *fuzzy* linguistik digunakan untuk menggambarkan fitur token yang lain,

selanjutnya metode ini digunakan pada *database* Persian untuk karakter tulisan tangan dan untuk mendapatkan pengenalan yang lebih tinggi dibandingkan dengan pendekatan yang lain. Dalam penelitian ini digunakan *database* lengkap yang berisi karakter yang ditulis oleh 128 orang. Tingkat pengenalan metode ini pada *database* mencapai 88% dan meningkat menjadi 95% saat parameter yang digunakan, diatur sesuai dengan permintaan penulis. Jumlah aturan (*rules*) dalam pengujian menggunakan 30 aturan. Hasil penelitian menunjukkan kinerja dari algoritma yang diajukan lebih akurat jika dibandingkan dengan hasil penelitian sebelumnya. Biaya komputasi dalam pendekatan ini lebih rendah dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, dan dapat diterapkan secara *online*.

Kepribadian dapat diidentifikasi melalui sidik jari disebabkan adanya keterkaitan setiap jari dengan struktur bagian otak[1]. Sidik jari ibu jari terhubung ke bagian *lobus pre-frontal*, telunjuk terhubung ke bagian *lobus frontal*, jari tengah terhubung ke bagian *lobus parietal*, jari manis terhubung ke bagian *lobus temporal* dan jari kelingking terhubung ke bagian *lobus occipital*[1]. Struktur yang ada pada sidik jari memberikan informasi mengenai sensitifitas dan kemampuan merespons organ bagian otak. Keterkaitan pola sidik jari terhadap kepribadian digambarkan dalam basis pengetahuan Tabel 2.1

Tabel 2.1 Basis Pengetahuan Keterkaitan Pola Sidik Jari Terhadap Kepribadian [1][2]

Jenis Jari	Pola	Kepribadian
Jempol kiri	<i>Whorl</i>	Jiwa pemimpin, memiliki visi dan tujuan, aktualisasi diri, semangat kuat mencapai tujuan
Telunjuk kiri	<i>Loop</i>	Keputusan bersifat rasional, progressif dan inovatif, mendominasi setiap situasi
Jari tengah kiri	<i>Whorl</i>	Perasaan mendalam, percaya diri, suka kompetisi, berjiwa seni (artisitik),suka berdiskusi
Jari manis kiri	<i>Loop</i>	Berkomunikasi dengan penuh perasaan, emosional, reaktif sesuai dengan lingkungan, mementingkan pencapaian tujuan komunikasi daripada bagaimana komunikasi disampaikan.
Kelingking kiri	<i>Arch</i>	Sudut pandang dan adaptasi lingkungan berdasarkan pada tata keyakinan, tata nilai dan kebiasaan yang telah terbentuk dalam dirinya
Jempol kanan	<i>Whorl</i>	Manajemen komunikasi, perencanaan dan pengambilan keputusan,

		aktualisasi diri
Telunjuk kanan	<i>Whorl</i>	Daya nalar tinggi, bersifat logis dan cerdas, keputusan kreatif
Jari tengah kanan	<i>Loop</i>	Bersikap progresif dan berani menentang arus serta berani mencoba sesuatu yang baru, menemukan cara-cara alternatif yang kreatif
Jari manis kanan	<i>Loop</i>	Gaya komunikasi yang unik dan kreatif dan tidak umum, mementingkan tujuan komunikasi daripada bagaimana komunikasi itu disampaikan
Kelingking kanan	<i>Arch</i>	Kemampuan beradaptasi dengan perubahan lingkungan dilandasi dengan tata nilai dan keyakinan yang telah tertanam(normatif dan tata nilai yang diyakini benar).

3. SISTEM KLASIFIKASI FUZZY BACK PROPAGATION

Sistem klasifikasi *Fuzzy Back propagation* melalui tahapan proses pelatihan dan proses klasifikasi.

3.1 Pelatihan dengan *Fuzzy Backpropagation*

Pelatihan dilakukan dengan tahapan yaitu: [9], [18], [19]

- 1) Normalisasi fitur input, menentukan nilai *mean* dan *standar deviasi* setiap kelas dengan persamaan

$$\mu_k = \frac{\sum_{j=1}^n x_j}{n}, \text{ dengan } k=1,2,\dots,11 \dots\dots\dots(1)$$

$$\sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (x_j - \mu_j)^2}{N}}, \text{ dengan } k=1,2,\dots,11 \dots\dots\dots(2)$$

- 2) Menghitung jarak terbobot pola sampel terhadap setiap kelas k, dengan persamaan:

$$z_{ik} = \sqrt{\sum_{j=1}^n \left[\frac{x_{ij} - m_{kj}}{v_{kj}} \right]^2}, \text{ dengan } k=1,2,\dots,11 \dots\dots\dots(3)$$

- 3) Menghitung derajat keanggotaan pola ke-i pada setiap kelas dengan persamaan

$$\mu_k(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{z_{ik}}{fd}\right)^{fe}}; \text{ dengan } k=1,2,3,\dots,11 \dots\dots\dots(4)$$

- 4) Menghitung derajat keanggotaan paling *fuzzy*

$$\mu_{INT}(x_i) = \begin{cases} 2\mu_k(x_i)^2 & 0 \leq \mu_k(x_i) \leq 0.5 \\ 1 - 2(1 - \mu_k(x_i))^2 & 0.5 \leq \mu_k(x_i) \leq 1 \end{cases} \dots\dots\dots(5)$$

- 5) Pola input ke-i, x_i akan memiliki target *output* ke-k $d_k =$

$$\begin{cases} \mu_{INT}(x_i), & \text{untuk kasus paling fuzzy} \\ \mu_k(x_i), & \text{yang lainnya} \end{cases} \dots\dots\dots(6)$$

- 6) Menentukan bobot awal input (v) ke *hidden layer* dan bobot awal (v_0) bias ke *hidden layer*, secara acak dimensi 11×11 .
- 7) Menentukan bobot awal (w) *hidden layer* ke *output*, ditentukan nilai secara acak.
- 8) Operasi penjumlahan terbobot pada *hidden layer*

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i \cdot v_{ij} \quad \dots\dots\dots (7)$$

- 9) Melakukan operasi aktivasi penjumlahan terbobot dengan fungsi aktivasi *sigmoid*, dengan persamaan

$$z_j = \frac{1}{1 + e^{-z_in(j)}} \quad \dots\dots\dots (8)$$

- 10) Menghitung nilai *output layer* dengan persamaan

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^n z_j \cdot w_{jk} \quad \dots\dots\dots (9)$$

- 11) Menghitung sinyal *output* dengan fungsi aktivasi:

$$y_k = \frac{1}{1 + e^{-y_in(k)}} \quad \dots\dots\dots (10)$$

- 12) Menghitung kuadrat *error*, dengan nilai *error*

$$\epsilon = 0 - y_k \quad \dots\dots\dots (11)$$

$$\text{Jumlah kuadrat error} = \epsilon^2 \quad \dots\dots\dots (12)$$

- 13) Menghitung perubahan bobot awal (Δw_0) *hidden* ke *output layer*

$$\delta = (T_1 - y) \cdot \left(\frac{1}{1 + e^{-y_in}} \right) \cdot \left[1 - \left(\frac{1}{1 + e^{-y_in}} \right) \right] \quad \dots\dots (13)$$

$$\Delta w_0 = \alpha \cdot \delta \quad \dots\dots\dots (14)$$

$$\Delta w_k = \alpha \cdot \delta \cdot z_k \quad \dots\dots\dots (15)$$

- 14) Menghitung informasi *error*

$$\delta_{ink} = \delta \cdot w_k \quad \dots\dots\dots (16)$$

$$\delta_k = \delta_{in_k} \cdot \left(\frac{1}{1 + e^{-z_in}} \right) \cdot \left[1 - \left(\frac{1}{1 + e^{-z_in}} \right) \right] \quad (17)$$

- 15) Menghitung koreksi bobot (digunakan untuk memperbaiki nilai v_{ij}): $\Delta v_{j,k} = \alpha \cdot \delta \cdot x_{j,k}$ (18)

- 16) Menghitung koreksi bias (digunakan untuk memperbaiki nilai v_{0j}):

$$\Delta v_{0j} = \alpha \cdot \delta_j \quad \dots\dots\dots (19)$$

- 17) Tiap-tiap unit *output* (Y_k , $k=1,2,3,\dots,m$) memperbaiki bias dan bobotnya ($j=0,1,2,\dots,p$):

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad \dots\dots (20)$$

- 18) Tiap-tiap unit *hidden layer* (Z_j , $j=1,2,3,\dots,p$) memperbaiki bias dan bobotnya ($i=0,1,2,\dots,n$):

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad \dots\dots\dots (21)$$

Proses iterasi berlangsung terus menerus sampai *target error* tercapai atau iterasi maksimum tercapai (mana yang lebih dahulu tercapai).

3.2 Klasifikasi dengan *Fuzzy Backpropagation*

Klasifikasi pola uji dilakukan dengan tahapan sebagai berikut: [9],[18],[19]

- 1) Mendapatkan bobot hasil pelatihan, yaitu bobot input ke lapisan tersembunyi (v), bobot awal bias ke dalam lapisan tersembunyi (v_0), bobot lapisan tersembunyi ke lapisan output (w), dan

bobot bias lapisan tersembunyi ke lapisan output (w_0).

- 2) Operasi penjumlahan terbobot setiap kelas pada *hidden layer*

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i \cdot v_{ij} \quad \dots\dots\dots (22)$$

dengan x_i adalah pola pengujian ternormalisasi.

- 3) Melakukan operasi aktivasi penjumlahan terbobot pada setiap kelas dengan fungsi aktivasi *sigmoid*, dengan persamaan

$$z_j = \frac{1}{1 + e^{-z_in(j)}} \quad \dots\dots\dots (23)$$

- 4) Menghitung nilai *output layer* pada setiap kelas dengan persamaan

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^n z_j \cdot w_{jk} \quad \dots\dots\dots (24)$$

- 5) Menghitung sinyal *output* pada setiap kelas dengan fungsi aktivasi:

$$y_k = \frac{1}{1 + e^{-y_in(k)}} \quad \dots\dots\dots (25)$$

- 6) Nilai y_k tertinggi sebagai kelas hasil klasifikasi

4. SISTEM KLASIFIKASI FUZZY LEARNING VECTOR QUANTIZATION

4.1 Pelatihan dengan *Fuzzy LVQ*

Tahapan pelatihan *Fuzzy LVQ* sebagai berikut: [10], [18]

- 1) Penentuan nilai pusat awal untuk setiap kluster
Nilai pusat awal setiap kluster, menggunakan 11 fitur pola sidik jari acuan.

$$v = \{ v_{1,0}; v_{2,0}; v_{3,0}; v_{4,0}; v_{5,0}; v_{6,0}; v_{7,0}; v_{8,0}; v_{9,0}; v_{10,0}; v_{11,0} \}$$

- 2) Perhitungan nilai bobot setiap iterasi dengan persamaan

$$m = m_i + k \frac{m_f - m_i}{N}, \text{ dengan } k=1,2,\dots,11 \quad (26)$$

- 3) Perhitungan matriks partisi setiap kluster, dengan menggunakan persamaan *Fuzzy C Means* sebagai berikut:

$$\alpha_{i,j,k} = \left[\sum_{l=1}^c \left[\frac{\|x_i - v_j\|^2}{\|x_i - v_l\|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}} \right]^{-m} \quad \dots\dots (27)$$

dengan $1 \leq i \leq M$ dan $1 \leq j \leq 11$

- 4) Perhitungan laju pembelajaran (*learning rate*) kluster

$$\sigma_{ij,k} = \left(\sum_{l=1}^M \alpha_{i,l,k} \right)^{-1}, \quad \dots\dots (28)$$

dengan $1 \leq i \leq M$ dan $1 \leq j \leq 11$

- 5) Penentuan pusat kluster baru.

$$v_{j,k} = v_{j,ko} + \sigma_{j,k} \sum_{i=1}^M \alpha_{i,j,k} (x_i - v_{j,k-1}) \quad \dots (29)$$

dengan $1 \leq j \leq 11$

- 6) Perhitungan nilai *error* (ϵ).

$$\epsilon_k = \sum_{j=1}^{11} (v_{j,k} - v_{j,k-1})^2 \quad \dots\dots (30)$$

Proses iterasi berlangsung terus sampai *target error* tercapai atau maksimum iterasi tercapai (mana yang tercapai lebih dahulu).

4.2 Klasifikasi dengan Fuzzy LVQ

Klasifikasi pola uji dengan Fuzzy LVQ dilakukan dengan menghitung jarak *Euclidean* antara pola pengujian ternormalisasi dengan bobot pola pelatihan ternormalisasi. Jarak *Euclidean* antara 2 pola fitur u dan v , dihitung dengan persamaan: [10], [18], [20]

$$\bar{d}(u, v) = \sqrt{\sum_i (\bar{u}_i - \bar{v}_i)^2} \quad \dots (31)$$

Klasifikasi diperoleh dari jarak terpendek dari dua pola fitur u dan v tersebut.

5. MODEL IMPLEMENTASI

5.1 Gambaran Umum Sistem

Sistem dibagi ke dalam 2 tahapan yaitu proses pelatihan dan proses klasifikasi. Proses pelatihan dimulai dengan proses akuisisi sidik jari, ekstraksi fitur, pre-klasifikasi sidik jari, pelatihan dengan algoritma Fuzzy LVQ dan Fuzzy Backpropagation. Proses pelatihan menghasilkan bobot pelatihan untuk digunakan dalam proses klasifikasi. Sedangkan proses klasifikasi dimulai dengan akuisisi sidik jari, ekstraksi fitur, pre-klasifikasi sidik jari dan proses klasifikasi sidik jari dengan menggunakan bobot pelatihan 2 algoritma. Pre-klasifikasi bertujuan untuk inisialisasi nama pola sesuai dengan bentuk pola citra akuisisi berdasarkan pengamatan. Pola sidik jari yang teridentifikasi, dianalisis untuk mengetahui kepribadian responden berdasarkan basis pengetahuan kepribadian pada Tabel 2.1. Unjuk kerja kedua algoritma diperoleh dengan membandingkan pola hasil pre-klasifikasi dan hasil klasifikasi, dengan menghitung jumlah pola yang cocok dan jumlah yang tidak cocok dari keseluruhan pengujian. Selanjutnya dilakukan pengujian tingkat kesesuaian kepribadian berdasarkan teori dibandingkan dengan kepribadian responden.

5.2 Akuisisi Sidik Jari dan Ekstraksi Fitur

Akuisisi sidik jari dilakukan dengan melakukan pemindaian 10 sidik jari dengan *fingerprnt scanner* dengan hasil berupa citra sidik jari. Selanjutnya dilakukan pre-klasifikasi (membandingkan bentuk citra sidik jari dengan citra acuan dan memilih pola yang sesuai berdasarkan bentuk pola secara kasat mata). Tahapan berikutnya adalah proses pencocokan sidik jari hasil akuisisi dengan seluruh sidik jari acuan, menggunakan teknik *minutiae matching score* [14],[15],[16],[17]. Teknik ini merupakan teknik untuk mencari titik minusi pada posisi yang bersesuaian dari kedua pola sidik jari yang dibandingkan, dan hasil pencocokan ini diperoleh *matching score*. Deretan *matching score* digunakan sebagai fitur sidik jari berupa 11 deret *score* yang digunakan sebagai fitur pola sebuah sidik jari.

5.3 Pelatihan dan Klasifikasi dengan Fuzzy Backpropagation

Pelatihan dilakukan dengan tahapan sebagai berikut:

- 1) Normalisasi fitur input
- 2) Menghitung jarak terbobot pola sampel terhadap setiap kelas
- 3) Menghitung derajat keanggotaan setiap pola pada setiap kelas
- 4) Menghitung derajat keanggotaan pola paling *fuzzy*
- 5) Menghitung target *output* pola
- 6) Menentukan bobot awal input ke *hidden layer* dan bobot awal bias ke *hidden layer*, dan bobot awal *hidden layer* ke *output* secara acak
- 8) Operasi penjumlahan terbobot pada *hidden layer*
- 9) Melakukan operasi aktivasi penjumlahan terbobot dengan fungsi aktivasi *sigmoid*
- 10) Menghitung nilai *output layer* dan sinyal *output* hasil aktivasi
- 11) Menghitung kuadrat *error*
- 12) Menghitung perubahan bobot awal *hidden* ke *output layer*
- 13) Menghitung koreksi bobot (untuk memperbaiki nilai bobot)
- 14) Menghitung koreksi bias (digunakan untuk memperbaiki nilai bobot)
- 15) Tiap-tiap unit *output* memperbaiki bias dan bobotnya
- 16) Tiap-tiap unit *hidden layer* memperbaiki bias dan bobotnya

Proses iterasi berlangsung terus menerus sampai *target error* tercapai atau iterasi maksimum tercapai (mana yang lebih dahulu tercapai). Klasifikasi pola uji Fuzzy Backpropagation dilakukan dengan tahapan sebagai berikut:

- 1) Mendapatkan bobot hasil pelatihan, yaitu bobot input ke lapisan tersembunyi, bobot awal bias ke dalam lapisan tersembunyi, bobot lapisan tersembunyi ke lapisan output, dan bobot bias lapisan tersembunyi ke lapisan output.
- 2) Operasi penjumlahan terbobot setiap kelas pada *hidden layer*
- 3) Melakukan operasi aktivasi penjumlahan terbobot pada setiap kelas dengan fungsi aktivasi *sigmoid*.
- 4) Menghitung nilai *output layer* pada setiap kelas
- 5) Menghitung sinyal *output* pada setiap kelas
Nilai y_k tertinggi sebagai kelas hasil klasifikasi

5.4 Pelatihan dan Klasifikasi dengan Fuzzy LVQ

Tahapan pelatihan Fuzzy LVQ sebagai berikut:

- 1) Penentuan nilai pusat awal untuk setiap kluster
- 2) Perhitungan nilai bobot setiap iterasi
- 3) Perhitungan matriks partisi setiap kluster
- 4) Perhitungan laju pembelajaran (*learning rate*) kluster
- 5) Penentuan pusat kluster baru.
- 6) Perhitungan nilai *error* (ϵ).

Proses iterasi berlangsung terus sampai *target error* tercapai atau maksimum iterasi tercapai (mana yang tercapai lebih dahulu).

Klasifikasi pola uji dengan *Fuzzy LVQ* dilakukan dengan menghitung jarak *Euclidean* antara pola pengujian ternormalisasi dengan bobot pola pelatihan ternormalisasi. Klasifikasi diperoleh dari jarak terpendek dari dua pola fitur u dan v tersebut.

6. ANALISA DAN HASIL PENELITIAN

6.1 Kondisi Pelatihan dan Pengujian

Akuisisi sidik jari dilakukan dengan melakukan pemindaian 10 sidik jari dengan *fingerprint scanner URU4500* dengan hasil berupa citra sidik jari. Sampel sidik jari responden diperoleh dari responden dengan jumlah sampel 4320 sampel yang dibagi ke dalam 2328 sampel pelatihan dan 1992 sampel pengujian. Sampel jari yang digunakan dalam kondisi kering. Kelas terdiri dari 11 pola referensi yaitu *Simple Arch, Tenth Arch, Radial Loop, Ulnar Loop, Double Loop, Spiral Whorl, Concentric Whorl, Imploding Whorl, Press Whorl, Peacock Eye, Variant* [11], [12], [13]. Jumlah responden adalah 108 responden yang berasal dari mahasiswa Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Indonesia dan karyawan PT Tripper Nature.

Pelatihan pada algoritma *Fuzzy Back propagation* dilakukan dengan parameter jumlah *epoch* pelatihan 1000 epoh, *error* pelatihan = 10^{-3} , pangkat pembobot kemiringan kurva, $f_d=5$ $f_c=2$, dan selanjutnya dilatih menggunakan variasi parameter $f_d=8$ $f_c=2$, $f_d=10$ $f_c=2$, menggunakan jumlah *neuron* lapisan input dan lapisan tersembunyi = 11 *neuron*.

Pelatihan pada algoritma *Fuzzy LVQ*, parameter yang digunakan adalah jumlah *epoch* pelatihan 100 epoh, *error* pelatihan= 10^{-6} , dan koefisien laju pelatihan yaitu $m_i=5$ $m_f=2$, dan juga diuji dengan variasi parameter $m_i=8$ $m_f=2$, dan $m_i=10$ $m_f=2$.

6.2 Perbandingan Tingkat Kecocokan Algoritma Fuzzy LVQ dan Fuzzy Backpropagation

Unjuk kerja algoritma dihitung dengan membandingkan hasil pola pre-klasifikasi dengan pola hasil klasifikasi *Fuzzy LVQ* atau *Fuzzy Backpropagation*, dan menghitung jumlah cocok klasifikasi pola. Presentase kecocokan algoritma klasifikasi *Fuzzy Backpropagation* ditunjukkan pada Tabel 6.1.

Tabel 6.1 Presentase Kecocokan Fuzzy Backpropagation Pada Beberapa Parameter

Jenis Jari	fd=5, fe=2	fd=8, fe=2	fd=10, fe=2
Jempol Kanan	82,49%	82,95%	82,49%
Telunjuk Kanan	89,72%	89,72%	89,72%
Tengah Kanan	89,11%	89,11%	89,11%
Manis Kanan	93,26%	91,71%	86,53%

Kelingking Kanan	86,09%	82,12%	86,09%
Jempol Kiri	82,91%	82,91%	82,41%
Telunjuk Kiri	91,01%	89,42%	91,01%
Tengah Kiri	91,19%	92,23%	92,23%
Manis Kiri	93,30%	93,30%	93,30%
Kelingking Kiri	90,26%	90,26%	90,26%

Presentase kecocokan tertinggi pada algoritma *Fuzzy Backpropagation* terdapat jari manis kiri sebesar 93,3% dan terendah pada kelingking kanan sebesar 82,12%.

Presentase kecocokan algoritma klasifikasi *Fuzzy LVQ* ditunjukkan pada Tabel 6.2.

Tabel 6.2 Presentase Kecocokan Klasifikasi Fuzzy Learning Vector Quantization

No	Jari	Cocok	Tidak Cocok	% Cocok
1	Jempol Kanan	180	37	82,95%
2	Telunjuk Kanan	204	22	90,27%
3	Tengah Kanan	180	22	89,11%
4	Manis Kanan	181	12	93,78%
5	Kelingking Kanan	174	21	89,23%
6	Jempol Kiri	164	40	80,39%
7	Telunjuk Kiri	174	15	92,06%
8	Tengah Kiri	178	15	92,23%
9	Manis Kiri	181	13	93,30%
10	Kelingking Kiri	176	19	90,26%

Presentase kecocokan tertinggi pada jari manis kanan sebesar 93,78% dan kecocokan terendah pada jempol kiri sebesar 80,39%.

Pola hasil pre-klasifikasi dibandingkan dengan pola hasil klasifikasi kedua algoritma *Fuzzy LVQ* dan *Fuzzy Backpropagation*, selanjutnya dapat dihitung presentase kecocokannya yang digambarkan dalam Tabel 6.3.

Tabel 6.3 Perbandingan Presentase Kecocokan Algoritma Fuzzy LVQ dan Fuzzy Backpropagation

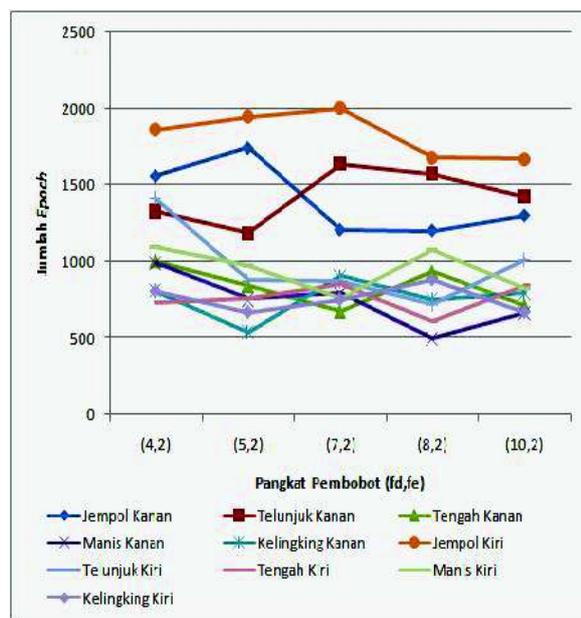
Jari	Fuzzy LVQ			Fuzzy Backpropagation		
	C	TC	% Cocok	C	TC	% Cocok
Jempol Kanan	180	37	82,95%	179	38	82,49%
Telunjuk Kanan	204	22	90,27%	192	22	89,72%

Tengah Kanan	180	22	89,11%	180	22	89,11%
Manis Kanan	181	12	93,78%	180	13	93,26%
Kelingking Kanan	174	21	89,23%	130	21	86,09%
Jempol Kiri	164	40	80,39%	165	34	82,91%
Telunjuk Kiri	174	15	92,06%	172	17	91,01%
Tengah Kiri	178	15	92,23%	176	17	91,19%
Manis Kiri	181	13	93,30%	181	13	93,30%
Kelingking Kiri	176	19	90,26%	176	19	90,26%

Keterangan: C=cocok, TC=tidak cocok

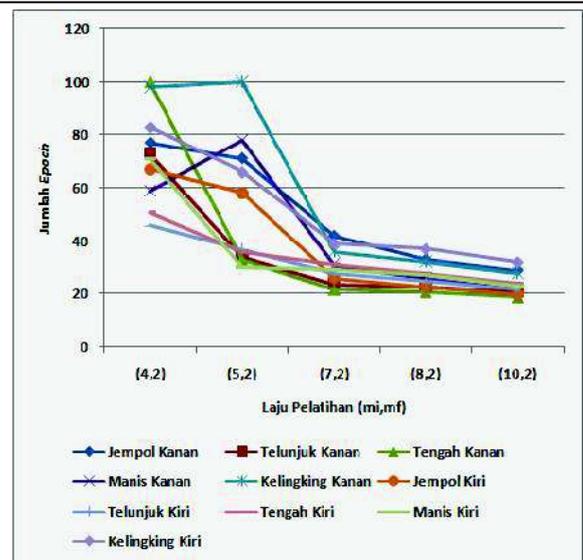
Algoritma *Fuzzy LVQ* memiliki prosentase kecocokan tertinggi 93,78% sedangkan algoritma *Fuzzy Backpropagation* memiliki kecocokan tertinggi 93,30%.

Unjuk kerja juga ditunjukkan dari jumlah iterasi yang diperlukan untuk mencapai target *error* yang ditentukan, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 6.1 dan Gambar 6.2.



Gambar 6.1 Perbandingan Jumlah Iterasi dengan Variasi Pangkat Pembobot *Fuzzy Backpropagation*

Gambar 6.1 menunjukkan jumlah epoch pelatihan cenderung menurun seiring dengan meningkatnya nilai parameter pangkat pembobot (f_d , f_e). Jumlah iterasi maksimum yang diperlukan yaitu 2001 untuk mencapai *target error* 10^{-3} terjadi pembelajaran pada jempol kiri.

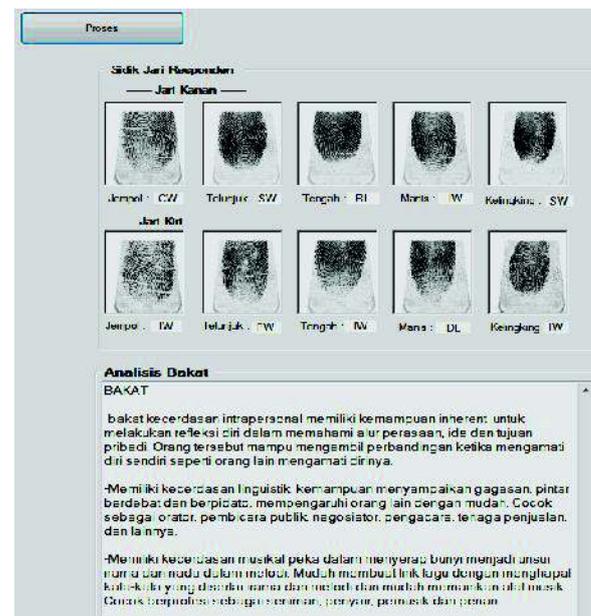


Gambar 6.2 Perbandingan Jumlah Iterasi dengan Variasi Pangkat Pembobot pada *Fuzzy LVQ*

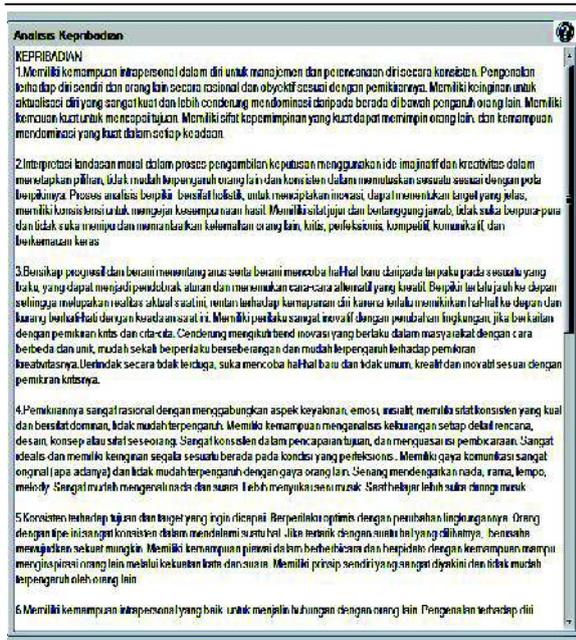
Gambar 6.2 menunjukkan jumlah epoch pelatihan cenderung menurun seiring dengan meningkatnya parameter laju pelatihan m_i , m_f . Pada pelatihan *Fuzzy LVQ* diperlukan jumlah iterasi maksimum= 100 untuk mencapai *target error* yaitu 10^{-6} terjadi pada kelingking kanan.

6.3 Pengujian Kepribadian Sistem dan Kepribadian Responden

Bakat dan kepribadian responden diidentifikasi dari 10 pola sidik jari yang diperoleh dari hasil klasifikasi, ditunjukkan dalam Gambar 6.3 dan Gambar 6.4.



Gambar 6.3 Tampilan Antarmuka Sistem Analisa Bakat Berdasarkan Sepuluh Sidik Jari



Gambar 6.4 Tampilan Antarmuka Sistem Analisa Kepribadian Berdasarkan Sepuluh Sidik Jari

Pengujian kesesuaian kepribadian responden dilakukan dengan melakukan survey terhadap 60 responden untuk melakukan verifikasi tingkat kesesuaian analisa kepribadian sistem dibandingkan dengan kepribadian responden. Form survey berisi 10 deskripsi hasil analisa kepribadian berdasarkan basis pengetahuan kepribadian (teori dermatoglyphics), dan responden diminta untuk melakukan verifikasi kepribadian tersebut dicocokkan dengan kepribadian. Verifikasi dilakukan dengan memilih satu di antara 4 pilihan kepribadian yaitu: sangat cocok (score 3), sebagian besar cocok (score 2), sebagian kecil cocok (score 1) dan tidak cocok (score 0).

Berdasarkan hasil verifikasi tersebut, diperoleh jumlah rataan score keseluruhan 137,7 sehingga rata-rata score diperoleh $137,7 / 60 = 2.295$ berada pada jangkauan score 2 sampai 3. Hal ini menunjukkan hasil analisa kepribadian sistem sebagian besar cocok dengan kepribadian responden.

7. SIMPULAN

Pengembangan sistem klasifikasi pola sidik jari untuk identifikasi kepribadian melalui tahapan akuisisi sidik jari dan tahapan klasifikasi, dimana tahapan akuisisi menggunakan fingerprint scanner URU4500, dilanjutkan dengan ekstraksi fitur sidik jari, proses pelatihan, proses klasifikasi dan identifikasi kepribadian berdasarkan pola hasil klasifikasi. Algoritma Fuzzy LVQ memiliki tingkat kecocokannya lebih baik dibandingkan Fuzzy Backpropagation dengan prosentase kecocokan tertinggi 93,78% dan prosentase kecocokan tertinggi Fuzzy Backpropagation diperoleh 93,30%. Meningkatkan nilai parameter pangkat pembobot f_d dan f_c pada algoritma Fuzzy Backpropagation dan parameter laju pembelajaran m_i dan m_f pada

algoritma Fuzzy LVQ, menyebabkan laju pelatihan semakin meningkat. Survey responden dilakukan untuk menguji kesesuaian analisa kepribadian sistem dibandingkan dengan kepribadian responden. Hasil survey menunjukkan analisa kepribadian sistem sebagian besar cocok dengan kepribadian responden.

8. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ifa H. Misbach (Psikolog), *Dahsyatnya Sidik Jari, Mengungkap Bakat dan Potensi untuk Merancang Masa Depan Melalui Fingerprint Analysis*, Tim Psikobiometric Research Jakarta: Visimedia. 2010
- [2] Suyadi. Rahasia Sidik Jari, *Cara Mudah Mendeteksi Bakat dan Kecerdasan Anak dengan Sidik Jari*, Flash Book. Jakarta.2010.
- [3] Pollock, W.C. *Character Analysis From Fingerprint and Hands*, New York: Press Inc. 1971
- [4] Amrut A. Mahajan, K. K. Gour. *Dermatoglyphic Patterns in Patients of Bronchial Asthma- A Quantitative Study*, International Journal of Biological & Medical Research, Bhopal India. 2011.
- [5] Shitala Prasad, Vivek Kumar Singh, Akshay Sapre. *Handwriting Analysis based on Segmentation Method for Prediction of Human Personality using Support Vector Machine*, International Journal of Computer Applications Volume 8– No.12. Allahabad India: October 2010
- [6] M. Cesarik, D. Bozicevic, J. Milicic, V. Ivekovic, R. Pavicevic. *Quantitative Dermatoglyphics Analysis in Persons With Superior Intelligence*, 1996.
- [7] M H Bhuyan, D K Bhattacharyya. *An Effective Fingerprint Classification and Search Method*. International Arab Journal of e-Technology, Vol. 1, No. 3, January. 2010.
- [8] Minarni, *Klasifikasi Sidik Jari dengan Pemrosesan Awal Transformasi Wavelet*, 2010.
- [9] Sri Kusumadewi, *Fuzzy Back Propagation untuk Klasifikasi Pola* (Studi Kasus: Klasifikasi Kualitas Produk), SNATI. 2006
- [10] M. Soleymani Baghshah, S. Bagheri Shouraki, S. Kasaei, *A Novel Fuzzy Classifier Using Fuzzy LVQ to Recognize Online Persian Handwriting*, 2006.
- [11] Davide Maltoni, Dario Maio, Anil K Jain, Sail Prabhakar. *Handbook Of Fingerprint Recognition*. Second Edition. London: Springer-Verlag. 2009
- [12] Mark R. Hawthorne, *Fingerprint Analysis and Understanding*, London: Taylor and Francis Group, 2009
- [13] Edward D. Campbell, *Fingerprints and Palmar Dermatoglyphics*, 1998.
- [14] Jianjiang Feng, *Combining Minutiae Descriptors for Fingerprint Matching*, Pattern Recognition 41 (2008) page 342 – 352. 2008

- [15] Virginia Espinosa, *Minutiae Detection Algorithm for Fingerprint Recognition*, IEEE AESS System Magazine. Maret, 2012.
- [16] Jayant V Kulkarni, Jayadevan R, Suresh N Mali, Hemant K Abhyankar, and Raghunath S Holambe, *A New Approach for Fingerprint Classification based on Minutiae Distribution*. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2006.
- [17] F.A. Afsar, M. Arif and M. Hussain, *Fingerprint Identification and Verification System using Minutiae Matching*. *National Conference on Emerging Technologies*, Islamabad, 2004.
- [18] Sri Kusumadewi dan Sri Hartati, *Neuro-Fuzzy, Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*, Edisi Kedua, Graha Ilmu. Yogyakarta. 2010
- [19] Stefka Stoeva, Alexander Nikov, *A Fuzzy Backpropagation Algorithm*, Elsevier Science B.V. *Fuzzy Sets and Systems* 112: page 27- 39. 2000
- [20] Darma Putra, *Sistem Biometrika, Konsep Dasar, Teknik Analisis Citra, dan Tahapan Membangun Aplikasi Sistem Biometrika*, Yogyakarta: Andi Offset, 2009.