

KLASIFIKASI SIDIK JARI DENGAN METODE FUZZY LEARNING VECTOR QUANTIZATION DAN FUZZY BACKPROPAGATION

I Gede Sujana Eka Putra¹⁾, I K G Darma Putra²⁾ Putu Agung Bayupati³⁾

¹⁾Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Udayana

Jl P.B Sudirman, Denpasar, 80232

Telp : (0361) 223797, Fax : (0361) 223797

E-mail : gede_ekaputra@yahoo.com¹⁾

Abstrak

Sidik jari sebagai salah satu komponen yang digunakan untuk proses identifikasi, karena sidik jari setiap orang bersifat unik. Proses klasifikasi pola sidik jari relatif rumit dan panjang, sehingga diperlukan algoritma klasifikasi yang efisien. Penelitian ini melakukan pengembangan sistem klasifikasi pola sidik jari menggunakan algoritma Fuzzy Learning Vector Quantization (Fuzzy LVQ) dan Fuzzy Backpropagation, untuk mengetahui algoritma dengan unjuk kerja lebih baik pada kedua metode tersebut. Tahapan pengembangan sistem terdiri dari akuisisi dan klasifikasi. Tahapan akuisisi sidik jari menggunakan fingerprint scanner URU4500, ekstraksi fitur menggunakan similarity matching score, proses pelatihan, dan pre-klasifikasi. Tahapan klasifikasi sidik jari menggunakan algoritma Fuzzy LVQ, dan algoritma Fuzzy Backpropagation, selanjutnya unjuk kerja kedua algoritma dibandingkan. Unjuk kerja diukur dari pencocokan pola hasil pre-klasifikasi dan pola hasil klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan algoritma Fuzzy LVQ memiliki unjuk kerja lebih baik dibandingkan Fuzzy Backpropagation, dan kecepatan pelatihan Fuzzy LVQ lebih tinggi dibandingkan Fuzzy Backpropagation.

Kata kunci: sidik jari, klasifikasi, Fuzzy LVQ, Fuzzy Backpropagation

Abstract

Fingerprints is one of the components used for the identification process, because everyone's fingerprints are unique. Fingerprint pattern classification process is relatively complicated and time consuming, so efficient classification algorithm is required. In this research, we develop fingerprint pattern classification system using Fuzzy Learning Vector Quantization algorithm (Fuzzy LVQ) and Fuzzy Backpropagation, compare which one of both of algorithms with a better performance. There are 2 stages of system development through acquisition and classification, in which phase of the acquisition using a fingerprint scanner URU4500, feature extraction, training process, and pre-classification. While on the fingerprint classification, we classify using Fuzzy LVQ algorithm, compared with Fuzzy Backpropagation and then measure performance by calculating pattern matching results of pre-classification and pattern classification results. Fuzzy LVQ algorithm has a better performance than the Fuzzy Backpropagation and Fuzzy LVQ learning rate is higher than the Fuzzy Backpropagation.

Keywords: fingerprint, classification, Fuzzy LVQ, Fuzzy Backpropagation

1. PENDAHULUAN

Sidik jari merupakan salah satu komponen biometrik yang bersifat unik yang sering digunakan untuk proses identifikasi. Sidik jari manusia tidak ada yang sama (unik) dan pada dasarnya dibagi ke 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 [1]. Beberapa metode klasifikasi sidik jari sudah dilakukan eksperimen untuk menentukan pola sidik jari, tetapi proses klasifikasi tersebut memerlukan tahapan yang cukup panjang. Penelitian ini menggunakan algoritma *Fuzzy Backpropagation* dan *Fuzzy Learning Vector Quantization* untuk proses klasifikasi sidik jari. Pola sidik jari dalam penelitian ini dibagi ke dalam 11 kelas yaitu *Simple Arch*, *Tenth Arch*, *Radial Loop*, *Ulnar Loop*, *Double Loop*, *Spiral Whorl*, *Concentric Whorl*, *Imploding Whorl*, *Press Whorl*, *Peacock Eye*, *Variant* [2], [3], [4]. Permasalahan dalam penelitian adalah bagaimana pengembangan sistem klasifikasi pola sidik jari dengan algoritma *Fuzzy Learning Vector Quantization* dan *Fuzzy Backpropagation*, dan bagaimana unjuk kerja klasifikasi *Fuzzy Backpropagation* dibandingkan dengan *Fuzzy Learning Vector Quantization*. Penelitian dilakukan melalui pengambilan sampel sidik jari sejumlah responden dengan menggunakan alat *fingerprint scanner U are U 4500*, responden sampel yang digunakan adalah 108 sampel responden dan sampel uji yang digunakan bukan berasal dari responden sampel pelatihan yang sama.

2. TINJAUAN PUSTAKA DAN METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Penelitian Sebelumnya

Penelitian sebelumnya sudah dilakukan yang memiliki keterkaitan dengan klasifikasi sidik jari. Monowar Hussain Bhuyan et.al [5] meneliti tentang metode efektif klasifikasi sidik jari menggunakan pendekatan *data mining* dengan membangkitkan urutan kode numerik pada setiap gambar sidik jari berdasarkan pola lengkungan (*ridge*). Titik-titik digunakan untuk mengkluster gambar sidik jari. Pendekatan ini mampu memperbaiki kualitas dengan menurunkan jumlah kesalahan klasifikasi dibandingkan dengan algoritma lainnya. Sudeep Thepade et.al [6] meneliti tentang klasifikasi sidik jari menggunakan algoritma KMCG. Sidik jari merupakan bentuk identifikasi biometrik yang banyak digunakan, dimana klasifikasi sidik jari dilakukan dengan mengkategorikan sebuah sidik jari ke dalam salah satu kelas sidik jari, menggunakan algoritma KMCG, dimana vektor kuantisasi merupakan teknik kompresi data (*lossy compression*). Klasifikasi sidik jari menggunakan KMCG dengan kode ukuran 8 dan ukuran jendela 8x8. Pendekatan yang dilakukan memiliki akurasi 80% dengan melakukan perhitungan yang lebih sedikit dibandingkan dengan teknik klasifikasi sidik jari konvensional. Jia-Yin Kang et.al [7] meneliti tentang segmentasi gambar menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* termodifikasi. Penelitian ini melakukan pengenalan dan analisis sidik jari, melalui pendekatan efisien untuk segmentasi sidik jari berdasarkan *Fuzzy C Means* termodifikasi. Metode dilakukan dengan memodifikasi fungsi objektif menggunakan algoritma *Szilagy* dalam bentuk bobot histogram. Hasil eksperimen menunjukkan pendekatan yang dilakukan memiliki unjuk kerja efisien dengan mensegmentasi gambar sidik jari aslinya dan gambar sidik jari yang kabur oleh beberapa jenis *noise*. M H Bhuyan et.al [8] meneliti tentang klasifikasi sidik jari efektif dan metode pencarian. Metode klasifikasi sidik jari yang efektif dirancang melalui teknik *hirarchical agglomerative clustering*, dimana unjuk kerja dievaluasi dalam beberapa dataset dan diperoleh perbaikan dalam menurunkan klasifikasi yang tidak sesuai. Penelitian ini juga menunjukkan pencarian sidik jari yang lebih cepat berdasarkan *query* menggunakan basis data sidik jari berbasis kluster.

2.2 Gambaran Umum Sistem

Gambaran umum sistem dibagi ke dalam 2 bagian 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*. Akuisisi sidik jari dilakukan dengan melakukan pemindaian 10 sidik jari dengan *fingerprint scanner URU4500* berupa citra sidik jari. Sampel sidik jari berjumlah 4320 sampel terdiri dari 2328 sampel pelatihan dan 1992 sampel pengujian menggunakan 11 kelas pola sidik jari. Fitur sidik jari berupa 11 deret *matching score* dibangkitkan dengan algoritma *matching score*, menghitung *score* yang cocok pada sidik jari uji dengan sidik jari 11 citra pola acuan. Fitur tersebut dikelompokkan dalam pola yang sama, kemudian dilatih dengan metode *Fuzzy LVQ* dan *Fuzzy Backpropagation* untuk memperoleh bobot. Sidik jari sampel uji diklasifikasikan dengan tahapan, akuisisi citra dan ekstraksi untuk memperoleh fitur melalui *matching score* dan proses klasifikasi dilakukan dengan memproses dengan bobot pelatihan kedua algoritma. Unjuk kerja kedua algoritma dihitung dengan membandingkan pola hasil klasifikasi dan pola pre-klasifikasi. Unjuk kerja diperoleh dengan menghitung jumlah pola yang cocok dari keseluruhan jumlah pola uji.

2.3 Metode Pelatihan *Fuzzy Backpropagation*

A. Pelatihan *Fuzzy Backpropagation*

Pelatihan dilakukan dengan tahapan sebagai berikut: [9]

1. Normalisasi fitur input, menentukan nilai *mean* dan *standar deviasi* setiap kelas
2. Menghitung jarak terbobot pola sampel terhadap setiap kelas k
3. Menghitung derajat keanggotaan dan derajat paling *fuzzy* pola ke- i pada setiap kelas
4. Menghitung target output dari pola input ke- i , x_i
5. Menentukan bobot awal input (v) ke *hidden layer* dan bobot awal (v_0) bias ke *hidden layer*, secara acak dimensi 11×11 .
6. Menentukan bobot awal (w) *hidden layer* ke *output*, ditentukan nilai secara acak.
7. Operasi penjumlahan terbobot pada *hidden layer* dan proses aktivasi dengan fungsi sigmoid

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

$$z_j = \frac{1}{1 + e^{-z_{in(j)}}} \quad (2)$$

8. Menghitung nilai output layer dengan persamaan

$$y_{in(k)} = w_{0k} + \sum_{j=1}^n z_j \cdot w_{jk} \quad (3)$$

9. Menghitung *output* y_k dengan fungsi aktivasi:

$$y_k = \frac{1}{1 + e^{-y_{in(k)}}} \quad (4)$$

10. Menghitung kuadrat *error*, dengan nilai *error* (ϵ) = $0 - y_k$ (5)

11. Menghitung perubahan bobot awal (Δw_0) *hidden* ke *output layer* dan menghitung error
12. Menghitung koreksi bobot (digunakan untuk memperbaiki nilai v_{ij}): $\Delta v_{j,k} = \alpha \cdot \delta \cdot x_{j,k}$ (6)
13. Menghitung koreksi bias (digunakan untuk memperbaiki nilai v_{0j}): $\Delta v_{0j} = \alpha \cdot \delta_j$ (7)
14. Tiap-tiap unit *output* (Y_k , $k=1,2,3,\dots,m$) memperbaiki bias dan bobotnya ($j=0,1,2,\dots,p$):
 $w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk}$ (8)
15. Tiap-tiap unit *hidden layer* (Z_j , $j=1,2,3,\dots,p$) memperbaiki bias dan bobotnya ($i=0,1,2,\dots,n$):
 $v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij}$ (9)

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

2.4 Algoritma Pelatihan *Fuzzy Learning Vector Quantization*

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

Tahapan pelatihan *Fuzzy Learning Vector Quantization* sebagai berikut: [9]

1. Penentuan nilai pusat awal untuk setiap kluster (v_0)
2. Perhitungan nilai bobot setiap iterasi
3. Perhitungan matriks partisi setiap kluster, dengan menggunakan persamaan *Fuzzy C Means* sebagai berikut:

$$\alpha_{ij,k} = \left[\sum_{l=1}^c \left[\frac{\|x_i - v_l\|^2}{\|x_i - v_l\|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}} \right]^{-m} \quad \text{dengan } 1 \leq i \leq M \text{ dan } 1 \leq j \leq 11 \quad (10)$$

4. Perhitungan laju pembelajaran (*learning rate*) kluster
5. Penentuan pusat kluster baru.

$$v_{j,k} = v_{j,k_0} + \sigma_{j,k} \sum_{l=1}^M \alpha_{j,k}(x_i - v_{j,k-1}), \quad \text{dengan } 1 \leq j \leq 11 \quad (11)$$

6. Perhitungan nilai *error* (ϵ).

$$\epsilon_k = \sum_{j=1}^{11} (v_{j,k} - v_{j,k-1})^2 \quad (12)$$

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

2.5 Klasifikasi *Fuzzy Backpropagation*

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

- Mendapatkan bobot hasil pelatihan *Fuzzy Backpropagation*
- Operasi penjumlahan terbobot setiap kelas pada *hidden layer* dan melakukan operasi aktivasi sigmoid
- Menghitung nilai output layer pada setiap kelas

$$y_{in(k)} = w_{0k} + \sum_{i=1}^n z_j \cdot w_{jk} \quad (13)$$

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

$$y_k = \frac{1}{1 + e^{-y_{in(k)}}} \quad (14)$$

- Nilai y_k tertinggi sebagai kelas hasil klasifikasi
-

2.6 Klasifikasi dengan *Fuzzy Learning Vector Quantization*

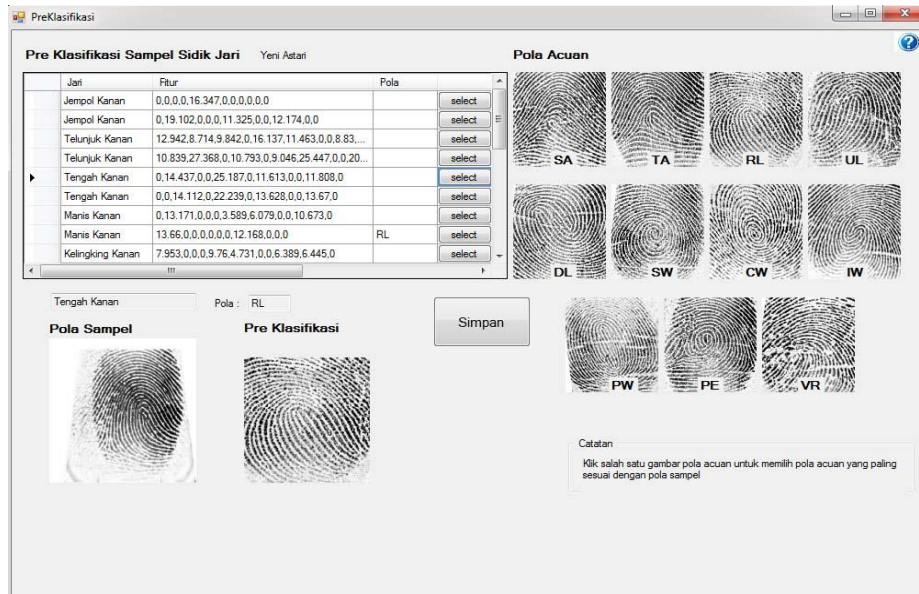
Klasifikasi pola uji dengan *Fuzzy LVQ* dilakukan dengan menghitung jarak *Euclidean* antara pola pengujian ternormalisasi dengan 11 pola acuan ternormalisasi. Jarak *Euclidean* antara 2 pola fitur u dan v , dihitung dengan persamaan [10]:

$$\bar{d}(u, v) = \sqrt{\sum_i (\bar{u}_i - \bar{v}_i)^2} \quad (15)$$

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

3. HASIL DAN ANALISA PENELITIAN

3.1 Antarmuka Sistem Klasifikasi

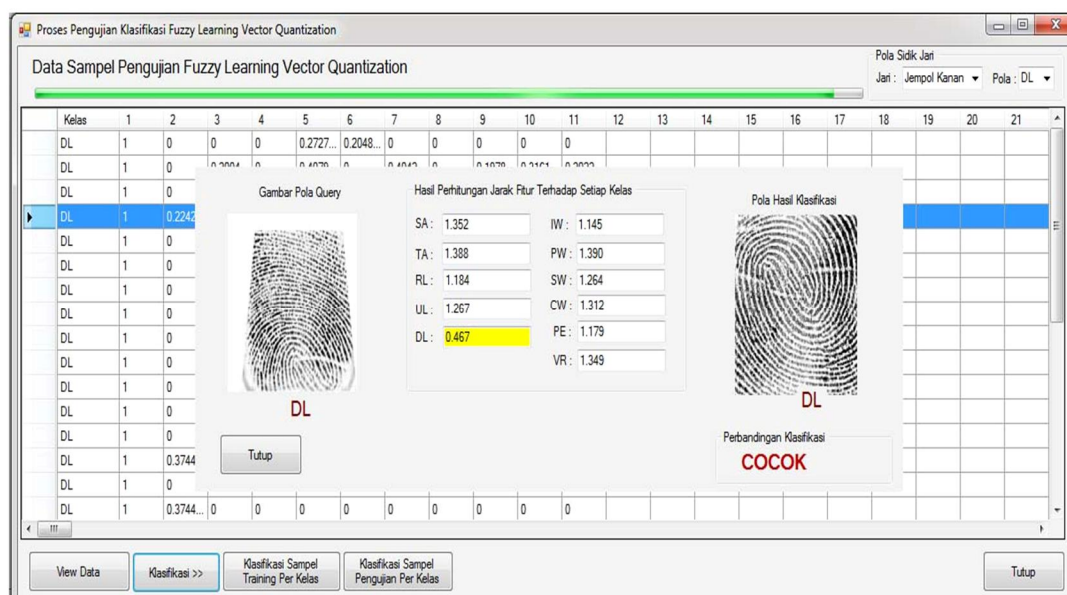


Gambar 1 Tampilan Proses Pre-Klasifikasi dan Pencocokan

Gambar 1 menunjukkan *form* Pre-Klasifikasi yang digunakan untuk pencocokan pola sidik jari yaitu untuk menentukan pola sampel yang diuji yang dicocokkan ke dalam salah satu pola referensi menggunakan algoritma *similarity matching score*. Sedangkan Gambar 2 menunjukkan tampilan proses klasifikasi sidik jari, yang mengklasifikasikan sidik jari pengujian ke dalam salah satu pola acuan.

Tabel 1. Contoh Pola Fitur Sidik Jari Hasil Pencocokan Dengan Similarity Matching Score

Pola	S-1	S-2	S-3	S-4	S-5	S-6	S-7	S-8	S-9	S-10	S-11
DL	100	0	10.65	0	9.24	10.64	6.51	6.5	6.4	7.14	0
RL	3.99	0	0	0	100	0	0	4.53	4.54	11.6	0
SW	0	8.67	9.55	13.37	7.13	10.91	14.33	12.64	23.81	0	0
TA	23.69	0	0	0	9.87	0	20.25	0	0	52.24	0



Gambar 2 Tampilan Proses Klasifikasi Sidik Jari Algoritma Fuzzy Learning Vector Quantization

3.2 Unjuk Kerja Algoritma *Fuzzy LVQ* dan *Fuzzy Backpropagation*

Unjuk kerja sistem dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi pola sistem dan hasil pre-klasifikasi, dan menghitung jumlah klasifikasi sistem yang cocok. Parameter pelatihan yang digunakan adalah epoch pelatihan = 1000, target error = 10^{-3} , pangkat pembobot $f_d=5$, $f_e=2$, $m_i=5$, $m_f=2$.

Tabel 2. Perbandingan Prosentase Kecocokan Algoritma *Fuzzy Learning Vector Quantization* dan *Fuzzy Backpropagation*

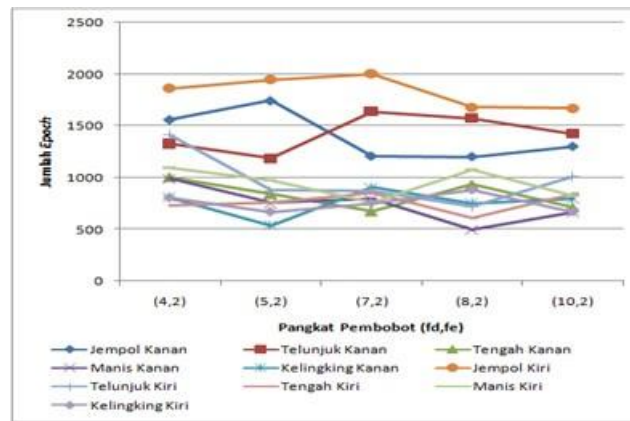
No	Jari	<i>Fuzzy Learning Vector Quantization</i>			<i>Fuzzy Backpropagation</i>		
		Cocok	Tidak Cocok	% Cocok	Cocok	Tidak Cocok	% Cocok
1	Jempol Kanan	180	37	82.95%	179	38	82.49%
2	Telunjuk Kanan	204	22	90.27%	192	22	89.72%
3	Tengah Kanan	180	22	89.11%	180	22	89.11%
4	Manis Kanan	181	12	93.78%	180	13	93.26%
5	Kelingking Kanan	174	21	89.23%	130	21	86.09%
6	Jempol Kiri	164	40	80.39%	165	34	82.91%
7	Telunjuk Kiri	174	15	92.06%	172	17	91.01%
8	Tengah Kiri	178	15	92.23%	176	17	91.19%
9	Manis Kiri	181	13	93.30%	181	13	93.30%
10	Kelingking Kiri	176	19	90.26%	176	19	90.26%

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

Tabel 3 Jumlah Iterasi dengan Variasi Pangkat Pembobot *Fuzzy LVQ* dan *Fuzzy Backpropagation*

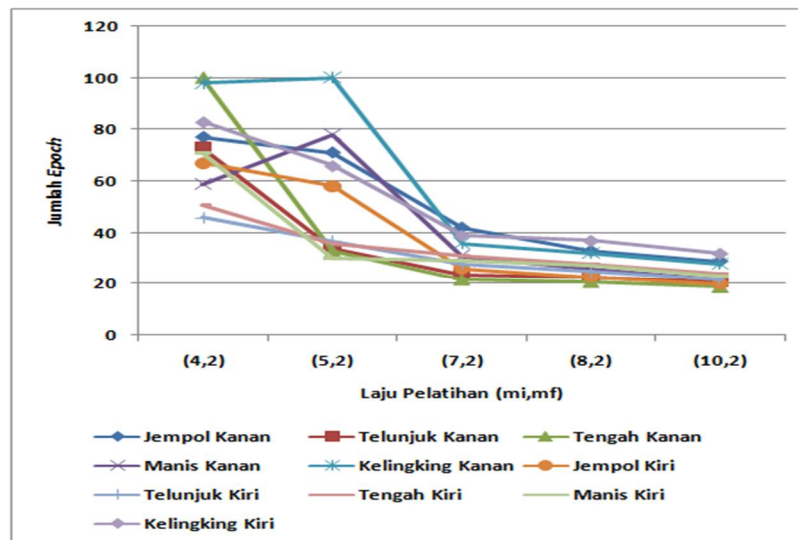
Jari Tangan	Jumlah Iterasi Pada <i>Fuzzy BackPropagation</i> (f_d , f_e)						Jumlah Iterasi Pada <i>Fuzzy LVQ</i> (m_i , m_f)					
	(4,2)	(5,2)	(7,2)	(8,2)	(10,2)	(20,2)	(4,2)	(5,2)	(7,2)	(8,2)	(10,2)	(20,2)
Jempol Kanan	1561	1746	1207	1202	1302	1445	77	71	42	33	29	22
Telunjuk Kanan	1331	1187	1639	1577	1424	1325	73	34	24	23	21	19
Tengah Kanan	1003	842	674	933	712	850	100	33	22	21	19	39
Manis Kanan	989	752	795	496	662	621	59	78	31	26	22	20
Kelingking Kanan	809	540	906	754	792	512	98	100	36	32	28	23
Jempol Kiri	1862	1949	2001	1682	1672	1748	67	58	26	23	20	18
Telunjuk Kiri	1415	874	867	718	1012	862	46	37	28	25	22	18
Tengah Kiri	731	760	856	608	846	650	51	36	31	28	24	23
Manis Kiri	1097	974	757	1081	820	976	71	30	29	27	23	19
Kelingking Kiri	808	670	755	885	670	618	83	66	39	37	32	27

Pada *Fuzzy Backpropagation* diperlukan jumlah iterasi maksimum 2001 pada jempol kiri, sedangkan *Fuzzy Learning Vector Quantization*, jumlah iterasi maksimum 100 pada kelingking kanan.



Gambar 3. Grafik Perbandingan Jumlah Iterasi dengan Variasi Pangkat Pembobot Fuzzy Backpropagation

Gambar 3 menunjukkan jumlah epoh pelatihan cenderung menurun seiring dengan meningkatnya nilai parameter pangkat pembobot (f_d , f_e).



Gambar 4. Grafik Perbandingan Jumlah Iterasi dengan Variasi Pangkat Pembobot pada Fuzzy LVQ

Sedangkan pada Gambar 4 menunjukkan jumlah epoh pelatihan cenderung menurun seiring dengan meningkatnya parameter laju pelatihan m_i , m_f . Pada pelatihan *Fuzzy LVQ* diperlukan jumlah iterasi maksimum= 100 pada kelingking kanan untuk mencapai *target error* yang ditentukan yaitu 10^{-6} .

4. SIMPULAN DAN SARAN

4.1 Simpulan

1. Algoritma *Fuzzy LVQ* memiliki unjuk kerja sedikit lebih baik dibandingkan dengan *Fuzzy Backpropagation*, dimana prosentase kecocokan tertinggi *Fuzzy LVQ* diperoleh 93,78% dan *Fuzzy Backpropagation*, prosentase tertinggi diperoleh 93,30%.
2. Perubahan parameter pangkat pembobot f_d dan f_e pada algoritma *Fuzzy Backpropagation* dan parameter laju pembelajaran m_i dan m_f pada algoritma *Fuzzy LVQ* berpengaruh terhadap laju pelatihan. Semakin tinggi pangkat pembobot pada *Fuzzy Backpropagation*, atau semakin tinggi parameter laju pembelajaran pada *Fuzzy LVQ*, maka semakin cepat pelatihan mencapai *target error* yang ditentukan.
3. Algoritma *Fuzzy LVQ* memiliki proses pelatihan lebih cepat dibandingkan dengan algoritma *Fuzzy Backpropagation*. Jumlah epoh pelatihan *Fuzzy LVQ* memerlukan iterasi pelatihan maksimum=100 untuk mencapai *target error* pelatihan 10^{-6} , sedangkan jumlah epoh pelatihan algoritma *Fuzzy Backpropagation*, epoh maksimum diatas 1000 epoh untuk mencapai *target error* pelatihan sebesar 10^{-3} .

5. DAFTAR RUJUKAN

- [1] Pollock, W.C., 1971. *Character Analysis From Fingerprint and Hands*. New York: Press Inc.

-
- [2] Davide Maltoni, Dario Maio, Anil K Jain, Sail Prabhakar, 2009. *Handbook Of Fingerprint Recognition*. Second Edition. London: Springer-Verlag
 - [3] Mark R. Hawthorne, 2009. *Fingerprint Analysis and Understanding*. London: Taylor and Francis Group
 - [4] Edward D. Campbell, 1998. *Fingerprints and Palmar Dermatoglyphics*.
 - [5] Monowar Hussain Bhuyan, Sarat Saharia, and Dhruva Kr Bhattacharyya, 2010. *An Effective Method for Fingerprint Classification*, 1 (3), pp. 89-97.
 - [6] Sudeep Thepade, Dimple Parekh, Jinali Shah, Bhumin Shah, Paras Vora, 2012. *Classification of Fingerprint using KMCG Algorithm*, 1 (6), pp. 105-107.
 - [7] Jia-Yin Kang, Cheng-Long Gong, Wen-Juan Zhang, 2009. *Fingerprint image segmentation using modified fuzzy c-means algorithm*, 2, pp 656-660.
 - [8] M H Bhuyan and D K Bhattacharyya, 2009. *An Effective Fingerprint Classification and Search Method*, 9 (11), pp. 39-48.
 - [9] Sri Kusumadewi dan Sri Hartati, 2010. *Neuro-Fuzzy, Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*. Edisi Kedua, Graha Ilmu. Yogyakarta
 - [10] Darma Putra, 2009. *Sistem Biometrika, Konsep Dasar, Teknik Analisis Citra, dan Tahapan Membangun Aplikasi Sistem Biometrika*. Yogyakarta: Andi Offset