

Pengenalan Finger Vein Menggunakan Local Line Binary Pattern dan Learning Vector Quantization

Jayanti Yusmah Sari¹, Rizal Adi Saputra²

Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Halu Oleo, Kendari, 93231, Indonesia

jayanti@uho.ac.id

rizaladisaputraa@gmail.com

Diterima 16 Oktober 2017

Disetujui 20 Desember 2017

Abstract—This research proposes finger vein recognition system using Local Line Binary Pattern (LLBP) method and Learning Vector Quantization (LVQ). LLBP is the advanced feature extraction method of Local Binary Pattern (LBP) method that uses a combination of binary values from neighborhood pixels to form features of an image. The straight-line shape of LLBP can extract robust features from the images with unclear veins, it is more suitable to capture the pattern of vein in finger vein image. At the recognition stage, LVQ is used as a classification method to improve recognition accuracy, which has been shown in earlier studies to show better results than other classifier methods. The three main stages in this research are preprocessing, feature extraction using LLBP method and recognition using LVQ. The proposed methodology has been tested on the SDUMLA-HMT finger vein image database from Shandong University. The experiment shows that the proposed methodology can achieve accuracy up to 90%.

Index Terms—finger vein recognition, Learning Vector Quantization, LLBP, Local Line Binary Pattern, LVQ.

I. PENDAHULUAN

Biometrika adalah teknologi untuk mengidentifikasi seseorang dengan menggunakan fitur fisik manusia [1]. Ada beberapa jenis sistem pengenalan biometrika seperti sidik jari, telapak tangan, wajah, dan iris. Sistem biometrika ini memiliki beberapa keterbatasan dalam hal kenyamanan dan kinerja. Pada pengenalan sidik jari dan pengenalan telapak tangan, pengguna harus menyentuh permukaan sensor input dengan jari dan telapak tangan. Hal ini dapat menyebabkan ketidaknyamanan bagi pengguna dan juga memungkinkan untuk dipalsukannya informasi dari sensor sidik jari. Selain itu, kondisi permukaan jari (misalnya keringat dan kulit kering) dan distorsi kulit dapat menyebabkan berkurangnya tingkat akurasi pengenalan. Untuk pengenalan wajah, kinerja sistem sangat tergantung pada ekspresi wajah dan iluminasi, yang dapat berubah-ubah. Pengenalan iris dianggap paling dapat diandalkan dalam hal akurasi, tetapi alat

untuk akuisisi data cukup mahal dan proses akuisisinya tidak nyaman jika dibandingkan dengan sistem biometrika lainnya [1]. Untuk mengatasi masalah tersebut, beberapa penelitian telah mengembangkan pengenalan pola pembuluh darah (vena) pada jari atau yang sering disebut pengenalan *finger vein* [1][2][3]. Pengenalan *finger vein* menggunakan informasi internal dari pola pembuluh darah seseorang yang citranya dapat diperoleh dengan menggunakan iluminator cahaya inframerah dan kamera.

Sebagian besar penelitian tentang pengenalan *finger vein* memiliki kesamaan pada pendekatan ekstraksi fitur yang memanfaatkan fitur dari jaringan pembuluh darah tersegmentasi [4][5]. Namun, masalah yang sering muncul pada pengenalan *finger vein* dengan pendekatan tersebut adalah kualitas citra *finger vein* yang kurang baik akibat adanya *noise* yang dihasilkan saat akuisisi citra. *Noise* tersebut dapat berupa bayangan (*irregular shading*) atau subregion citra *finger vein* yang memiliki nilai saturasi yang tinggi (*highly saturated regions*) [4]. Kedua *noise* tersebut dapat menyebabkan kesalahan segmentasi region pembuluh darah (*vein*) selama proses ekstraksi fitur. Fitur pembuluh darah yang tidak tersegmentasi dengan baik dapat menurunkan akurasi pengenalan sistem [6][7]. Oleh karena itu, beberapa penelitian tentang pengenalan *finger vein* lebih memfokuskan pada tahapan ekstraksi fitur. [8] mengusulkan sebuah metode untuk ekstraksi fitur menggunakan *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Local Derivative Pattern* (LDP). Dalam metode yang diusulkan, kualitas citra terlebih dahulu ditingkatkan dengan cara modifikasi menggunakan *Gaussian high-pass filter* dan kemudian dilakukan ekstraksi kode biner dari citra menggunakan metode LBP dan LDP. Sehingga diperoleh hasil ekstraksi berupa citra biner. Kesamaan antara citra biner dari citra uji dan citra biner pada *database* diukur dengan *Hamming Distance*. Penelitian tersebut menunjukkan waktu komputasi fitur LDP dua kali lebih lama dibanding fitur LBP. Selain itu, ukuran memori untuk

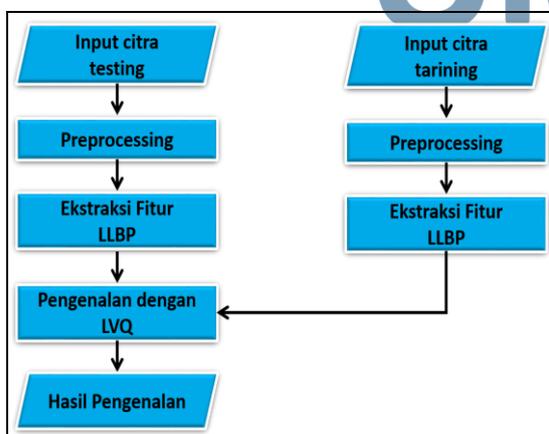
menyimpan kode biner fitur LDP adalah empat kali lebih besar dibanding fitur LBP.

Pada tahun 2009, [9] mengusulkan metode turunan LBP yaitu *Local Line Binary Pattern* (LLBP) untuk sistem pengenalan wajah. Perbedaan utama antara LLBP dengan LBP adalah bentuk *filter* LLBP yang berupa garis lurus dengan panjang N piksel, tidak seperti *filter* LBP yang berupa persegi [4]. Bentuk *filter* LLBP yang berupa garis lurus tersebut dapat melakukan segmentasi pembuluh darah lebih baik dibanding *filter* LBP [10] sehingga dapat menghasilkan fitur *finger vein* dengan pola vena yang lebih jelas. Dengan demikian akan meningkatkan kinerja sistem pengenalan *finger vein*. Oleh karena itu, pada penelitian ini diusulkan sistem pengenalan *finger vein* dengan menggunakan fitur hasil *Local Line Binary Pattern* (LLBP).

Untuk meningkatkan unjuk kerja pengenalan sistem, penelitian ini menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) sebagai metode pengenalan. Berdasarkan hasil penelitian [11] LVQ Neural network lebih baik dalam mengklasifikasikan (mengenal) citra dibandingkan algoritma Backpropagation dan juga lebih baik dari Cascade Forward [12].

II. METODE PENELITIAN

Gambar 1 menunjukkan diagram blok dari metodologi yang diusulkan untuk pengenalan *finger vein* dalam penelitian ini. Metodologi ini meliputi 4 tahapan utama yaitu pengumpulan *database* citra *finger vein* (diunduh dari Shandong University [13]), *preprocessing*, ekstraksi fitur menggunakan metode *Local Line Binary Pattern* (LLBP) dan pengenalan menggunakan *Learning Vector Quantization* (LVQ).

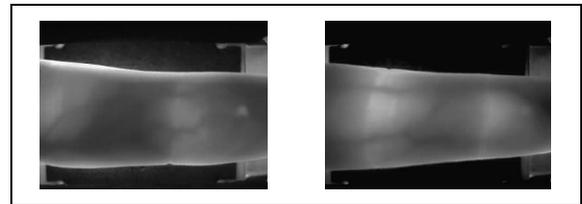


Gambar 1. Sistem pengenalan *finger vein*

A. Database *Finger vein*

Database yang digunakan dalam penelitian ini diunduh dari Machine Learning and Data Mining Lab. Shandong University [13]. *Database* SDUMLA-HMT ini merupakan *database finger vein*

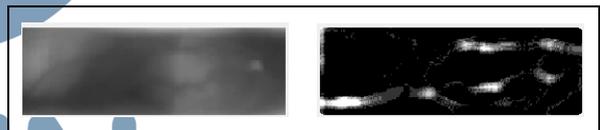
pertama yang bersifat *open* dan gratis untuk diunduh. Alat yang digunakan untuk mengakuisisi citra *vein* didesain oleh Lab *Intelligent Computing* dan *Intelligent Systems*, Wuhan University. *Database* ini terdiri dari masing-masing 6 citra *vein* dari jari telunjuk, jari tengah, dan jari manis dari kedua tangan masing-masing individu. Citra ini berformat BMP dengan ukuran 320 x 240 piksel. Gambar 2 menunjukkan contoh citra *finger vein* yang digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 2. Citra *finger vein*

B. Preprocessing

Ada tiga tahapan yang dilakukan dalam *preprocessing* yaitu *cropping*, *resize* dan *subtract*. *Cropping* bertujuan untuk membatasi *Region of Interest* (ROI) dari citra *finger vein*, *resize* bertujuan untuk menyeragamkan ukuran seluruh citra yang ada pada *database* sedangkan *subtract* bertujuan untuk melakukan segmentasi region pembuluh darah (*vein*). Hasil dari tahapan *preprocessing* ini ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Citra hasil *cropping* dan *resize* (kiri) dan citra hasil *subtract* (kanan)

C. Local Line Binary Pattern

Pada tahun 2009, dengan menggunakan konsep *Local Binary Pattern* (LBP) [8], Petpon dan Srisuk [9] mengusulkan operator LLBP untuk ekstraksi fitur pada citra wajah. Operator tersebut terdiri dari komponen horizontal ($LLBP_h$) dan komponen vertikal ($LLBP_v$). Nilai *magnitude* dari LLBP diperoleh dengan menghitung kode biner dari kedua komponen horizontal ($LLBP_h$) dan komponen vertikal ($LLBP_v$) menggunakan Persamaan (1).

Dengan menggunakan Persamaan (2) dan Persamaan (3) komponen horizontal LLBP ($LLBP_h$) akan mengekstraksi kode *binary* berukuran $N - 1$ bit untuk setiap piksel. Jumlah bit yang sama juga diekstraksi oleh komponen vertikal LLBP ($LLBP_v$) menggunakan Persamaan (4) dan Persamaan (5). Untuk pembobotan kode *binary* dimulai dari piksel sebelah kiri dan kanan terdekat dari piksel tengah (2^0) sampai piksel terujung sebelah kiri dan kanan ($2^{\lfloor \frac{N}{2} \rfloor - 2}$) dengan menggunakan fungsi *ceiling*, misal

$N=13, 2^{\lfloor \frac{13}{2} \rfloor - 2} = 2^5$ [9]. Selanjutnya, dengan menggabungkan kode $LLBP_h$ dan $LLBP_v$, menggunakan Persamaan (1) diperoleh $LLBP_m$, *magnitude* dari piksel tengah yang merupakan fitur LLBP dari piksel tersebut.

Ilustrasi operator LLBP dengan $N=13$ ditunjukkan pada Gambar 4 dan dideskripsikan dalam bentuk persamaan (1) - (5). $LLBP_h$, $LLBP_v$, dan $LLBP_m$ berturut-turut adalah LLBP pada arah horizontal, vertikal dan *magnitude*-nya. N merupakan panjang garis pada piksel, h_n merupakan piksel pada garis horizontal dan v_n merupakan piksel pada garis vertikal, $c = N/2$ merupakan posisi dari piksel tengah h_c pada garis horizontal dan v_c pada garis vertikal, $s(h_n - h_c)$ dan $s(v_n - v_c)$ mendefinisikan fungsi *thresholding* seperti yang ditunjukkan pada Persamaan (3) dan (5) [4].

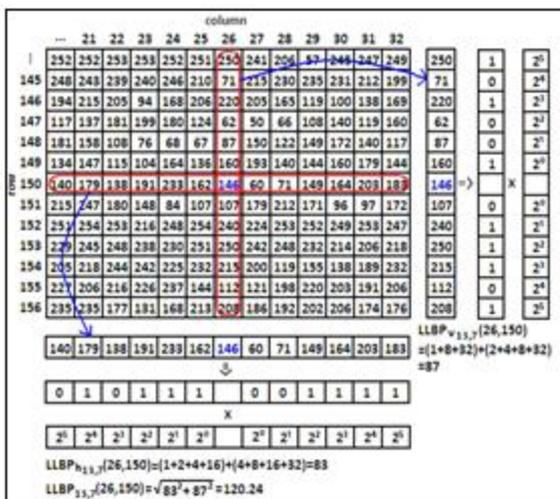
$$LLBP_m = \sqrt{LLBP_h^2 + LLBP_v^2} \tag{1}$$

$$LLBP_{hN,c}(x, y) = \frac{\sum_{n=1}^{c-1} s(h_n - h_c) \cdot 2^{c-n-1} + \sum_{n=c+1}^N s(h_n - h_c) \cdot 2^{c-n-1}}{2^{c-n-1}} \tag{2}$$

$$s(h_n - h_c) = \begin{cases} 1, & \text{if } h_n - h_c \geq 0 \\ 0, & \text{if } h_n - h_c < 0 \end{cases} \tag{3}$$

$$LLBP_{vN,c}(x, y) = \frac{\sum_{n=1}^{c-1} s(v_n - v_c) \cdot 2^{c-n-1} + \sum_{n=c+1}^N s(v_n - v_c) \cdot 2^{c-n-1}}{2^{c-n-1}} \tag{4}$$

$$s(v_n - v_c) = \begin{cases} 1, & \text{if } v_n - v_c \geq 0 \\ 0, & \text{if } v_n - v_c < 0 \end{cases} \tag{5}$$



Gambar 4. Contoh operator LLBP [4]

D. Learning Vector Quantization

Learning Vector Quantization (LVQ) merupakan suatu metode untuk melakukan proses pembelajaran terhadap lapisan-lapisan kompetitif yang terawasi. Lapisan kompetitif akan belajar secara otomatis untuk melakukan klasifikasi terhadap vektor input yang diberikan. Jika terdapat beberapa vektor input memiliki jarak yang sangat berdekatan, maka vektor-vektor input tersebut akan dikelompokkan dalam kelas yang sama. Berikut tahapan dari Algoritma *Learning Vector Quantization* [12][14]:

Inisialisasi:

- bobot awal variabel input ke- j menuju ke kelas (cluster) ke- i : w_{ij} , dengan $i=1,2,\dots,k$; dan $j=1,2,\dots,m$.
- maksimum iterasi: *MaxIterasi*.
- parameter *learning rate*: α .
- pengurangan *learning rate*: *Dec α* .
- minimal *learning rate* yang diperbolehkan: *Min α*

1. Masukkan:

- data input: x_{ij} ; dengan $i=1,2,\dots,n$; dan $j=1,2,\dots,m$.
- target berupa kelas: T_k ; dengan $k=1,2,\dots,k$.

2. Inisialisasi kondisi awal:

iterasi = 0;

3. Kerjakan jika:

(*iterasi* \leq *MakIterasi*) dan ($\alpha \geq$ *Min α*)

- iterasi* = *iterasi* + 1;
- kerjakan untuk $i=1$ sampai n
 - tentukan D (*distance*) sedemikian hingga $\|x_i - w_j\|$ minimum; dengan $j=1,2,\dots,k$.
 - perbaiki w_j dengan ketentuan: jika $T=C_j$ maka: $w_j = w_j + \alpha(x_i - w_j)$ jika $T \neq C_j$ maka: $w_j = w_j - \alpha(x_i - w_j)$

- kurangi nilai α , pengurangan dilakukan dengan persamaan berikut. $\alpha = \alpha - \alpha$ (*Dec α*).

E. Ekstraksi Fitur

Citra hasil *preprocessing* selanjutnya akan melalui tahapan ekstraksi fitur. Pada penelitian ini, ekstraksi fitur citra *finger vein* dilakukan menggunakan metode *Local Line Binary Pattern* (LLBP). Fitur hasil LLBP merupakan fitur tekstur yang digunakan pada penelitian ini untuk memperoleh fitur atau pola pembuluh darah (*vein*) dari citra *finger vein*. Adapun perbandingan citra hasil ekstraksi fitur menggunakan LBP dan LLBP ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Citra hasil LBP (a) dan LLBP (b)

F. Pengenalan

Fitur tekstur citra *finger vein* hasil LLBP selanjutnya akan digunakan untuk proses pengenalan. Pengenalan *finger vein* dilakukan dengan mencocokkan fitur tekstur *finger vein* pada citra *testing* dan fitur tekstur *finger vein* pada citra *training* menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ).

Untuk mengevaluasi sistem pengenalan *finger vein* yang dibangun, digunakan pengujian identifikasi yaitu pengujian *one-to-many*, setiap citra *testing* dicocokkan dengan seluruh citra *training* kemudian akan dihitung besar akurasi dari pengenalan seluruh citra *testing*. Akurasi diperoleh dengan menghitung jumlah dari pengenalan citra data *testing* yang benar. Untuk perhitungan akurasi digunakan Persamaan (6).

$$\text{Akurasi}(\%) = \frac{\text{Jumlah pengenalan benar}}{\text{Jumlah keseluruhan data}} \times 100 \quad (6)$$

Hasil akurasi pengenalan yang diperoleh akan divalidasi menggunakan prosedur *k-fold cross-validation* [15].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset citra *finger vein* yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 600 citra yang berasal dari 100 individu dengan 6 citra sampel untuk setiap individu. Citra tersebut berukuran 320 x 240 piksel dengan tipe 256 *grayscale* (Gambar 2). Dalam tahap *preprocessing* citra tersebut di-*resize* menjadi ukuran 192 x 64 piksel dengan tipe 256 *grayscale* (Gambar 3). Kemudian setelah diekstraksi menggunakan metode LLBP, diperoleh citra *finger vein* dengan tipe biner berukuran 192 x 64 piksel (Gambar 5). Dari Gambar 5 tersebut, dapat dilihat bahwa fitur *vein* hasil metode LLBP lebih jelas dibandingkan dengan fitur *vein* hasil metode LBP. Hal ini membuktikan bahwa metode LLBP lebih baik dalam mengekstraksi fitur tekstur *finger vein* dibandingkan dengan metode sebelumnya yakni LBP.

Fitur citra *finger vein* yang telah diekstraksi menggunakan metode LLBP akan digunakan pada tahap pengenalan menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ). Tahapan ini dilakukan untuk menguji akurasi dari sistem pengenalan *finger vein* menggunakan fitur tekstur LLBP yang diusulkan

dalam penelitian ini. Akurasi pengenalan *finger vein* diperoleh dengan menggunakan Persamaan (6).

Untuk setiap pengujian, dilakukan validasi menggunakan *k-fold cross-validation* dengan $k=5$. Sehingga data citra *finger vein* dibagi ke dalam 5 dataset dengan rincian jumlah data *testing* dan data *training* untuk kelima dataset pada masing-masing pengujian ditunjukkan pada Tabel 1. Karena menggunakan *k-fold cross-validation* dengan $k=5$, maka setiap pengujian dilakukan sebanyak 5 kali percobaan. Oleh karena itu, waktu iterasi, jumlah iterasi dan akurasi pengenalan *finger vein* yang diperoleh merupakan nilai rata-rata dari kelima percobaan tersebut. Pada keenam pengujian yang dilakukan, digunakan maksimum iterasi sebanyak 500 iterasi sedangkan untuk *minimum error* dibuat bervariasi yakni 0,02 dan 0,01. Kombinasi jumlah citra *training*, citra *testing* per individu serta *minimum error* yang merupakan parameter metode LVQ ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Deskripsi Pengujian

Pengujian	Jumlah Citra	Min. Error
I	3 citra <i>training</i> , 3 citra <i>testing</i>	0,02
II	3 citra <i>training</i> , 3 citra <i>testing</i>	0,01
III	4 citra <i>training</i> , 2 citra <i>testing</i>	0,02
IV	4 citra <i>training</i> , 2 citra <i>testing</i>	0,01
V	5 citra <i>training</i> , 1 citra <i>testing</i>	0,02
VI	5 citra <i>training</i> , 1 citra <i>testing</i>	0,01

Perbandingan waktu iterasi, jumlah iterasi dan tingkat akurasi pengenalan yang diperoleh pada pengujian I sampai pengujian VI ditunjukkan secara berturut-turut dalam Tabel 2. Dari Tabel 2 tersebut, dapat dilihat bahwa pada pengujian I, dengan menggunakan 3 citra *training* dan 3 citra *testing* untuk setiap individu serta *minimum error* sebesar 0,02, diperoleh akurasi ketepatan pengenalan *finger vein* sebesar 50% dengan iterasi sebanyak 35 kali iterasi selama 35,4 detik. Pada pengujian II, dengan menggunakan 3 citra *training* dan 3 citra *testing* untuk setiap individu serta *minimum error* sebesar 0,01, diperoleh akurasi ketepatan pengenalan *finger vein* sebesar 54,7% dengan iterasi sebanyak 69 kali iterasi selama 75,8 detik.

Pada pengujian III dan IV, dengan menggunakan 4 citra *training* dan 2 citra *testing* untuk setiap individu, diperoleh akurasi ketepatan pengenalan *finger vein* yang sama, baik untuk *minimum error* 0,02 maupun 0,01, yaitu sebesar 60% dengan iterasi yang sama pula yakni mencapai maksimum iterasi yaitu sebanyak 500 kali iterasi. Perbedaan kedua pengujian ini terletak pada waktu iterasi yang

dibutuhkan yaitu sebesar 927,4 detik untuk pengujian III dengan minimum *error* 0,02 dan 1053,6 detik untuk pengujian IV dengan minimum *error* 0,01.

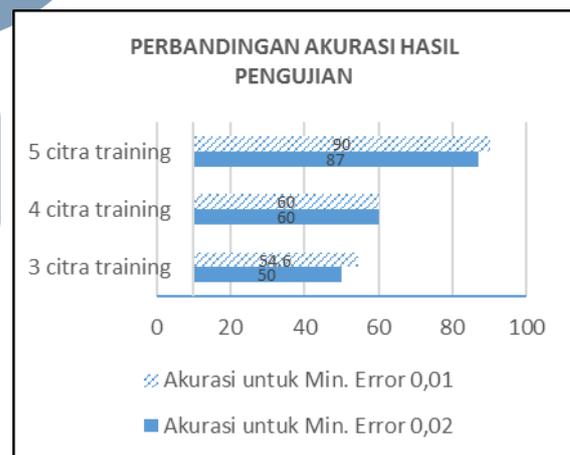
Selanjutnya, pada pengujian V, dengan menggunakan 5 citra *training* dan 1 citra *testing* untuk setiap individu serta minimum *error* sebesar 0,02, diperoleh akurasi ketepatan pengenalan *finger vein* sebesar 87% dengan iterasi sebanyak 52 kali iterasi dalam waktu selama 86,2 detik. Adapun untuk akurasi ketepatan pengenalan *finger vein* yang tertinggi yaitu 90% diperoleh pada pengujian VI dengan menggunakan 5 citra *training* dan 1 citra *testing* untuk setiap individu serta minimum *error* sebesar 0,01. Namun waktu iterasi yang dibutuhkan pada pengujian VI ini (876,6 detik) lebih lama dibandingkan dengan waktu iterasi pada pengujian V (86,2 detik).

Tabel 2. Hasil Pengujian

Pengujian I			
<i>k-fold</i>	Waktu (s)	Jumlah Iterasi	Akurasi (%)
1	35	30	53,3
2	30	36	50,0
3	52	40	50,0
4	34	39	50,0
5	26	28	46,7
Rata-rata	35,4	35	50
Pengujian II			
<i>k-fold</i>	Waktu (s)	Jumlah Iterasi	Akurasi (%)
1	63,0	56	53,30
2	100,0	86	56,67
3	65,0	56	56,67
4	71,0	56	46,67
5	80,0	92	60,00
Rata-rata	75,8	69	54,7
Pengujian III			
<i>k-fold</i>	Waktu (s)	Jumlah Iterasi	Akurasi (%)
1	1098	500	60
2	1039	500	60
3	968	500	60
4	564	500	60
5	968	500	60
Rata-rata	927,4	500	60
Pengujian IV			
<i>k-fold</i>	Waktu (s)	Jumlah Iterasi	Akurasi (%)
1	765	500	60
2	1078	500	60
3	1207	500	60
4	1197	500	60
5	1021	500	60
Rata-rata	1053,6	500	60
Pengujian V			
<i>k-fold</i>	Waktu (s)	Jumlah Iterasi	Akurasi (%)
1	70	49	85
2	77	53	85
3	79	53	85
4	91	50	90

5	114	58	90
Rata-rata	86,2	52	87
Pengujian VI			
<i>k-fold</i>	Waktu (s)	Jumlah Iterasi	Akurasi (%)
1	826	500	90
2	806	500	90
3	981	500	90
4	996	500	90
5	774	500	90
Rata-rata	876,6	500	90

Dari hasil pengujian pada Tabel 2 dapat dilihat bahwa akurasi sistem pengenalan *finger vein* yang diusulkan dipengaruhi oleh beberapa faktor. Pertama, jumlah citra *training*, semakin banyak jumlah citra *training* yang digunakan, maka semakin tinggi akurasi ketepatan pengenalan *finger vein*. Hal ini dapat dilihat pada pengujian V dan VI yang menggunakan 5 citra *training* menghasilkan akurasi 87% dan 90% yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan keempat pengujian yang menggunakan 3 citra *training* dan 4 citra *training* (50-60%). Kedua, nilai minimum *error* yang digunakan. Semakin rendah nilai minimum *error*, maka semakin tinggi akurasi ketepatan pengenalan *finger vein*. Hal ini ditunjukkan pada perbandingan tingkat akurasi ketepatan pengenalan *finger vein* dan jumlah citra *training* yang digunakan untuk minimum *error* 0,02 dan 0,01 pada Gambar 6 berikut.



Gambar 6. Perbandingan Akurasi Hasil Pengujian

IV. SIMPULAN

Dalam penelitian ini, dibangun sistem pengenalan *finger vein* menggunakan metode *Local Line Binary Pattern* (LLBP) dan *Learning Vector Quantization* (LVQ). Metode *Local Line Binary Pattern* digunakan untuk mengekstraksi fitur tekstur dari pola pembuluh darah pada citra *finger vein* sedangkan metode *Learning Vector Quantization* digunakan untuk mencocokkan fitur tekstur citra *finger vein* pada tahap pengenalan. Pengujian menggunakan 600 citra *finger vein* menghasilkan

rata-rata akurasi pengenalan sebesar 90% untuk minimum error 0,01 sedangkan pengujian minimum error 0,02 menghasilkan rata-rata akurasi pengenalan sebesar 87%. Berdasarkan hasil pengujian tersebut, maka dapat disimpulkan bahwa sistem pengenalan *finger vein* yang dibangun menggunakan metode *Local Line Binary Pattern* (LLBP) dan *Learning Vector Quantization* (LVQ) mampu melakukan pengenalan *finger vein* dengan akurasi pengenalan yang baik, yaitu mencapai 90%.

V. SARAN

Adapun saran untuk penelitian tentang pengenalan *finger vein* yang selanjutnya yaitu perlu dilakukan penelitian untuk perbandingan hasil pengenalan dengan menggunakan metode klasifikasi yang lain, seperti *Fuzzy k-Nearest Neighbor* atau SVM (*Support Vector Machine*).

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. R. Park, "Finger vein Recognition By Combining Global And Local Features Based On SVM". *Computing and Informatics*, 2012, 30(2), hal. 295–309.
- [2] N. Miura, A. Nagasaka, dan T. Miyatake, "Feature extraction of finger-vein patterns based on repeated line tracking and its application to personal identification". *Machine Vision and Applications*, 2004, 15(4), hal. 194–203.
- [3] N. Miura, A. Nagasaka, dan T. Miyatake, "Extraction of finger-vein patterns using maximum curvature points in image profiles". *IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems*, 2007, hal. 1185–1194.
- [4] B. A. Rosdi, C. W. Shing, dan S. A. Suandi, "Finger vein Recognition Using Local Line Binary Pattern". *Sensors (Basel)*, 2011, 11(12), hal. 11357–11371. doi: 10.3390/s111211357
- [5] G. Yang, X. Xi, dan Y. Yin, "Finger vein recognition based on (2D) 2 PCA and metric learning". *BioMed Research International* 2012, (2012).
- [6] E. C. Lee, H. Jung, dan D. Kim, "New finger biometric method using near infrared imaging". *Sensors* 11.3, 2011, hal. 2319–2333.
- [7] X. Xi, et al., "Finger vein recognition with personalized feature selection". *Sensors* 13, no. 9 (2013), hal. 11243–11259, ISSN 1424–8220.
- [8] T. Ojala, M. Pietikainen, dan T. Maenpaa, "Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns". *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2002, 24(7), hal. 971–987.
- [9] A. Petpon, dan S. Srisuk, "Face recognition with local line binary pattern". *Image and Graphics, 2009. ICIG'09. Fifth International Conference on. IEEE, Xi'an, China, 20–23 September 2009*, hal. 533–539.
- [10] J. Y. Sari, C. Faticah, dan N. Suciati, "Local Line Binary Pattern For Feature Extraction on Palm Vein Recognition". *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi*, 2015, 8(2), hal. 111–118.
- [11] Q. H. Tang, et al., "Application of LVQ neural network combined with the genetic algorithm in acoustic seafloor classification". *Chinese Journal of Geophysics*, 2007, 50(1), hal. 291–298.
- [12] S. Godara, dan R. Gupta, "Neural Networks for Iris Recognition: Comparisons between LVQ and Cascade Forward Back Propagation Neural network Models, Architectures and Algorithm". *IOSR Journal of Engineering (IOSRJEN)*, 2013, 3(1), hal. 2250–3021
- [13] SDUMLA-HMT Database, Available from: <http://mla.sdu.edu.cn>
- [14] G. J. de Vries, S. Pauws, dan M. Biehl, "Facial Expression Recognition Using Learning Vector Quantization". In *International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns*, hal. 760–771. Springer, Cham, 2015.
- [15] R. Kohavi, "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection". *IJCAI*, 1995, 14(2), hal. 1137–1145.



UMN