

IDENTIFIKASI DIRI BERDASARKAN BIOMETRIKA TELAPAK TANGAN MENGGUNAKAN METODE TAPIS GABOR 2-D DAN JARINGAN SYARAF TIRUAN *LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ)*

Rachmad Arief Setiawan, R. Rizal Isnanto, and Achmad Hidayatno

Jurusan Teknik Elektro Universitas Diponegoro Semarang
Jl. Prof. Sudarto, SH, Kampus UNDIP Tembalang, Semarang 50275, Indonesia

Abstrak

Biometrika merupakan pengembangan dari metode dasar identifikasi seseorang dengan menggunakan karakteristik alami manusia sebagai basisnya. Telapak tangan (*palmprint*) merupakan salah satu dari organ tubuh manusia yang bisa digunakan sebagai identifikasi karena bersifat unik. Setiap telapak tangan memiliki tekstur yang detail dan unik berdasarkan ciri garis-garis utama (*principal-line features*) dan ciri garis-garis kusut (*wrinkles features*), bahkan berbeda antara telapak tangan kanan dan kiri. Telapak tangan juga tidak dapat berubah serta stabil selama berpuluh-puluh tahun, sehingga dapat digunakan dalam sistem identifikasi. Pada penelitian ini proses yang dilakukan untuk identifikasi telapak tangan adalah akuisisi data, pengolahan awal, normalisasi intensitas citra hasil segmentasi, ekstraksi ciri dan klasifikasi. Algoritma yang digunakan untuk ekstraksi ciri tekstur telapak tangan adalah tapis *Gabor 2-D* sedangkan untuk mengklasifikasikan ciri dari tekstur telapak tangan digunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Learning Vector Quantization (LVQ)*. Pengujian dilaksanakan dengan program simulasi menggunakan perangkat lunak Matlab 7.12 (2011a). Pengenalan terhadap klasifikasi nilai vektor ciri pada setiap telapak tangan diperoleh dari banyaknya nilai pengenalan atau jumlah persentase setiap nilai vektor ciri terhadap nilai kelas target yang ditentukan. Persentase pengenalan terbaik adalah 87,5 % dari 40 citra uji dari 20 individu dengan 35 citra uji dikenali dengan tepat pada individunya sedangkan 5 citra uji lainnya dikenali sebagai individu yang salah.

Kata-kunci : telapak tangan, Tapis Gabor 2-D, Learning Vector Quantization

Abstract

Biometrics is a science concerning from the methods for identifying a person which is based on natural characteristics of human. Palmprint is one of the organs of human body that can be used as identification because it is uniqueness. Each palm has a unique detail and texture characteristics based on the main lines (principal-line features) and tangles characteristic lines (wrinkles features), even different between the right and left hand. Palms also can not be changed and stable for decades, so it can be used in the identification system. In this research, the identification process consists of data acquisition, intensity normalization results of image pre-processing segmentation, feature extraction and classification. The algorithm used for the extraction features of texture palmprint is 2-D Gabor filter and to classify the texture characteristics of the textural feature palmprint will be used Neural Network Learning Vector Quantization (LVQ). Some tests were conducted by using the software simulation program Matlab 7:12 (2011a). Classification for recognizing feature vector value of iris has been found from the recognized value or total percentage of feature vector iris value to the definite vector target. Best recognition percentage is 87,5% of 40 test images of 20 individuals with 35 test images correctly identified on individual test images, while 5 other individuals as wrong recognized.

Keywords: palmprint, 2-D Gabor filter, Neural Network Learning Vector Quantization (LVQ)

1. Pendahuluan

Pada era informasi ini, kebutuhan terhadap sistem pengenalan diri (*personal recognition*) semakin meningkat, mulai dari pelayanan kesehatan, pengurusan rekening bank, pelayanan penerbangan, keimigrasian, dan masih banyak lainnya terutama yang berkaitan dengan sistem keamanan. Sistem pengenalan diri bertujuan untuk mengenali identitas seseorang. Terdapat

dua tipe sistem pengenalan, yaitu sistem verifikasi dan identifikasi. Sistem verifikasi bertujuan untuk menerima atau menolak identitas yang diklaim oleh seseorang, sedangkan sistem identifikasi bertujuan untuk mengenali identitas seseorang.

Telapak tangan (*palmprint*) merupakan salah satu biometrika yang dapat dipakai untuk sistem pengenalan diri. Telapak tangan memiliki beberapa karakteristik

unik yang menjadi kelebihan untuk digunakan pada sistem pengenalan diri.

Tujuan yang ingin dicapai dalam penulisan Tugas Akhir ini adalah menghasilkan sebuah aplikasi sistem yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi seseorang berdasarkan telapak tangan menggunakan ekstraksi ciri tapis Gabor 2-D dan algoritma Learning Vector Quantization (LVQ).

Agar tidak menyimpang jauh dari permasalahan, maka Tugas Akhir ini mempunyai batasan masalah sebagai berikut :

1. Perangkat lunak yang akan digunakan dalam tugas akhir ini adalah Pemrograman Matlab (R2011a).
2. Citra telapak tangan yang digunakan merupakan citra telapak tangan kiri.
3. Citra telapak tangan yang digunakan merupakan telapak tangan normal (tidak cacat).
4. Objek yang digunakan sebagai *input* identifikasi adalah citra telapak tangan diam.
5. Citra telapak tangan yang akan diproses tidak memiliki gangguan (coretan ballpoint atau kotoran lainnya).
6. Citra telapak tangan yang digunakan adalah citra berwarna.
7. Format *file* citra telapak tangan yang digunakan adalah format standar citra: *jpg* atau *jpeg*.
8. Ciri biometrika telapak tangan yang akan diproses adalah ciri garis-garis utama (*principal-line features*) dan ciri garis-garis kusut (*wrinkles features*).

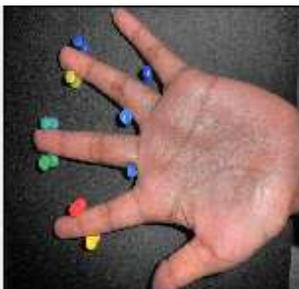
2. Metode

2.1 Pengolahan Awal Citra

Pengolahan awal (preprocessing) bertujuan untuk mengolah citra agar dapat diambil karakteristik tekstur telapak tangan. Pada Tahap ini diharapkan dapat diperoleh informasi dari suatu citra secara optimal. Tahap pengolahan awal dalam tugas akhir ini terdiri atas :

1. Pembacaan Berkas Citra.

Pembacaan berkas citra merupakan langkah awal sebelum melakukan proses selanjutnya. Pada tahap ini citra sudah tersimpan di data komputer. Citra ini yang nantinya akan dijadikan sebagai data latih maupun data uji.



Gambar 2.1 Gambar telapak tangan manusia

2. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE).

CLAHE termasuk teknik perbaikan citra yang digunakan untuk memperbaiki kontras pada citra. CLAHE memperbaiki *local contrast* pada citra. CLAHE merupakan generalisasi dari *Adaptive Histogram Equalization (AHE)*.

Berbeda dengan *histogram equalization* yang beroperasi pada keseluruhan *region* pada citra, CLAHE beroperasi pada *region* kecil pada citra *grayscale* yang disebut dengan *tile*. Kontras pada setiap *tile* diperbaiki sehingga histogram yang dihasilkan dari *region* tersebut kira-kira cocok dengan bentuk histogram yang ditentukan. *Tile* yang saling bertetangga disambungkan dengan menggunakan interpolasi bilinear. Hal ini dilakukan agar hasil penggabungan *tile* terlihat halus.

3. Deteksi Tepi Canny.

Salah satu masalah mendasar dalam analisis citra adalah proses deteksi tepi. Tepi citra memberi watak batasan-batasan citra. Tepi citra dapat didefinisikan sebagai piksel-piksel yang mengalami perubahan tajam pada skala keabuannya. Pendekatan algoritma Canny dilakukan berdasarkan konvolusi fungsi citra dengan operator Gaussian.

4. Binerisasi Citra.

Binerisasi citra merupakan proses merubah citra ke dalam bentuk biner. Dengan merubah ke bentuk biner, citra hanya akan mempunyai 2 warna yakni hitam dan putih. Dengan proses ini, citra RGB juga akan menjadi 1 matriks penyusun saja. Citra biner (*binary image*) adalah citra yang setiap pikselnya hanya memiliki 2 kemungkinan derajat keabuan yakni 0 dan 1.

5. Region Properties

Region properties adalah bagian dari segmentasi, yaitu bagaimana kita menentukan *properties* dari sebuah citra, *properties* dapat berupa *pixel value* atau dapat berupa bentuk dari citra tersebut. Jika *properties* berbentuk *string* maka Matlab akan menghitung semua pengukuran yang berhubungan dengan bentuk dari objek, namun jika *properties* berbentuk *grayscale* maka Matlab akan menghitung semua pengukuran yang berhubungan dengan *pixel value* dari objek. *Centroid* adalah *properties* dasar yang terdapat pada Matlab, *centroid* atau pusat massa dari sebuah daerah (*region*) dapat diperoleh dengan cara mencari *properties* dari daerah tersebut.

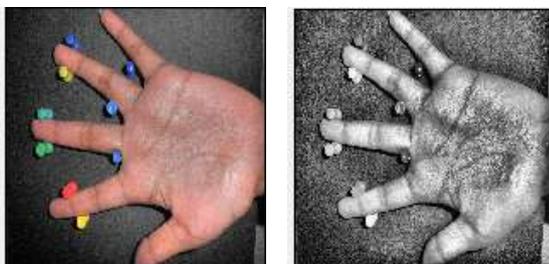
6. Kandidat Region Properties

Seleksi kandidat centroid dilakukan dengan dua tahap, yaitu penyempitan luasan area kandidat centroid dan yang kedua menseleksi kandidat centroid dengan menghitung jumlah area putih pada tiap kandidat centroid.

Tahap pertama penyempitan kandidat centroid dilakukan dengan cara mengambil hasil kandidat centroid pada luasan area citra yang terletak antara 50 sampai 70 persen pada citra tersebut. Tahap kedua yaitu hasil dari penyempitan tersebut dilakukan perhitungan terhadap tiap kandidat centroid. Perhitungan menggunakan citra telapak tangan yang sudah di binerisasi. Perhitungan ini menghitung besarnya daerah area putih tiap kandidat centroid pada citra yang telah di binerisasi. Centroid dengan area putih diatas 95 persen dianggap sebagai kandidat centroid yang pantas digunakan untuk proses segmentasi selanjutnya.

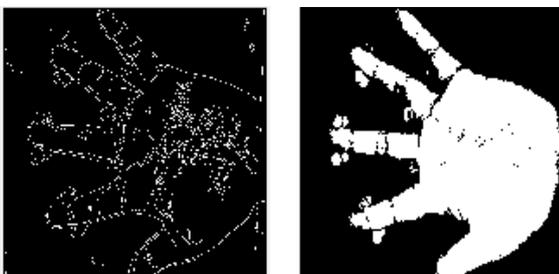
7. Cropping dan Normalisasi Intensitas.

Cropping adalah pemotongan bagian tertentu dari citra menjadi matrik baru yang independen. Normalisasi bertujuan untuk mengurangi kesalahan akibat ketidaksempurnaan atau ketidakseragaman pencahayaan pada saat akuisisi.



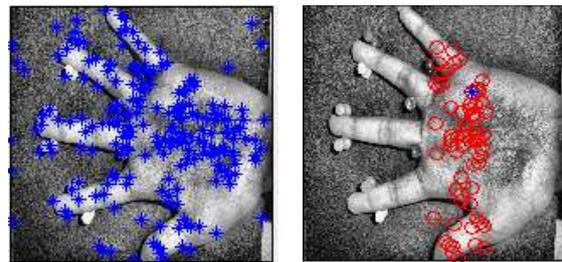
(a)

(b)



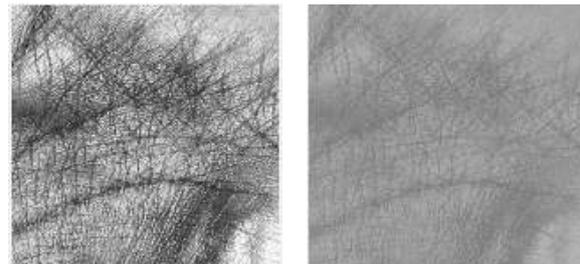
(c)

(d)



(e)

(f)



(g)

(h)

Gambar (2.2) :

- a. Citra awal berupa citra telapak tangan.
- b. Citra hasil penajaman kontras.
- c. Hasil dari deteksi tepi canny.
- d. Hasil binerisasi citra.
- e. Hasil regionprops (centroid) pada citra telapak tangan.
- f. Hasil seleksi kandidat centroid.
- g. Hasil cropping citra telapak tangan.
- h. Hasil normalisasi intensitas.

2.2 Tapis Gabor 2-D

Fungsi Gabor pertama kali diperkenalkan oleh Denis Gabor pada tahun 1946, yang mana fungsi tersebut digunakan untuk mendeteksi sinyal dalam *noise*. Fungsi Gabor kemudian dikembangkan menjadi 2-D oleh Daugman pada tahun 1980. Tapis Gabor 2-D dalam domain spasial dirumuskan dengan persamaan ^[2]:

$$h(x,y) = \frac{1}{2\pi} \exp\left[-a^{2u} \frac{x^2 + y^2}{2}\right] \exp[u\pi a(x \cos \theta + y \sin \theta)]$$

Dengan : $a = \frac{1}{\sqrt{2}}$ dan $u = 0, 1, 2, \dots$

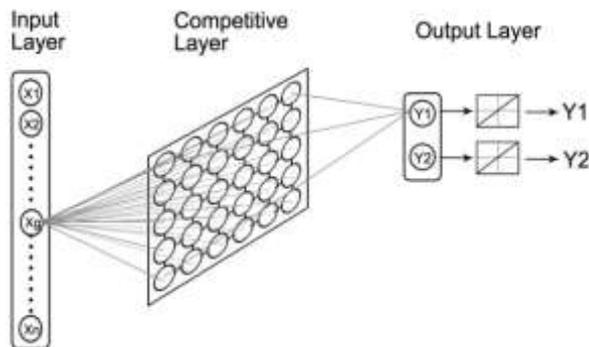
Pemilihan frekuensi u dan orientasi θ yang berbeda-beda akan membentuk sebuah tapis. Jika frekuensi sinusoidal berubah, ukuran jendela akan berubah. Fungsi dasar Gabor 2-D digunakan untuk membentuk tapis kawasan spasial. Setiap tapis dibuat dari sepasang tapis yang merupakan bagian riil dan imajiner dari sinusoidal kompleks.

2.3 Learning Vector Quantization

Learning Vector Quantization (LVQ) adalah suatu metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan

kompetitif yang terawasi. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor *input*. Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor-vektor *input*. Jika dua vektor *input* memiliki nilai yang mendekati atau hampir sama, maka dalam lapisan kompetitif akan mengenali kedua vektor *input* tersebut ke dalam kelas yang sama. Jadi *Learning Vector Quantization* (LVQ) adalah metode untuk mengklasifikasi (pengelompokan) pola dan memiliki output yang mewakili dari kelas tertentu.

Arsitektur jaringan syaraf LVQ pada dasarnya sama dengan Kohonen Self Organizing Map (tanpa suatu struktur topologis yang diasumsikan untuk output). Arsitekturnya terdiri dari lapisan input, lapisan kompetitif (lapisan tersembunyi/ hidden layer), dan lapisan output. Masing-masing output memiliki kelas yang sebelumnya telah dibentuk dan dikenali dari hasil pelatihan jaringan syaraf LVQ ini. Gambar 2.3 menunjukkan layer-layer pada LVQ.^[14]



Gambar 2.3 Gambar Layer *Learning Vector Quantization*

3. Hasil dan Analisis

3.1 Diagram Alir Perangkat Lunak



Gambar 2.4 Diagram Alir Perancangan sistem

Berikut penjelasan proses-proses yang terdapat pada diagram alir diatas yang merupakan tahapan aplikasi identifikasi diri berdasarkan telapak tangan:

1. Input citra masukan.
Pada tahap ini pemilihan masukan berupa citra telapak tangan yang sudah direkam sebelumnya menggunakan camera digital dengan resolusi 640 x 480 piksel. Citra ini yang kemudian akan dijadikan citra awal pemrosesan.
2. Pra-proses citra telapak tangan
 - a. Segmentasi *Region Of Interest* (ROI) telapak tangan.
Penentuan daerah telapak tangan yang diminati atau yang lebih dikenal dengan *Palmprint Region Of Interest* (ROI) merupakan bagian yang sangat penting dari identifikasi telapak tangan, karena identifikasi telapak tangan pada dasarnya adalah mencocokkan fitur ROI telapak tangan yang diuji dengan fitur ROI telapak tangan acuan.
 - b. Normalisasi *Region Of Interest* (ROI) telapak tangan.
3. Ekstraksi ciri citra telapak tangan
Teknik ekstraksi ciri yang digunakan adalah Tapis Gabor 2-D yang akan mengekstraksi ciri dari citra telapak tangan yang telah ternormalisasi. Hasil dari

ekstraksi ciri dengan tapis Gabor 2-D adalah berupa vektor ciri.

4. Pembelajaran ciri citra telapak tangan menggunakan LVQ.

Dalam proses pembelajaran, *Learning Vector Quantization* (LVQ) digunakan untuk mengenali dan mengelompokkan vektor-vektor masukan dari citra latih/pembelajaran. Proses pembelajaran ini akan mencari bobot/beban akhir dari kumpulan data vektor ciri, untuk selanjutnya bobot/beban akhir dari pembelajaran digunakan dalam proses identifikasi citra telapak tangan.

5. Pengujian/identifikasi citra telapak tangan menggunakan LVQ.

Dalam proses pengujian LVQ digunakan untuk mengidentifikasi citra telapak tangan dengan mengklasifikasikan vektor masukan dari citra uji.

3.2 Ekstraksi Ciri Tapis Gabor 2-D

Masukan pada proses ini adalah citra telapak tangan hasil normalisasi dengan ukuran 160 x 160 piksel. Berdasarkan persamaan gabor 2-D pemilihan frekuensi u dan orientasi θ yang berbeda-beda akan membentuk sebuah tapis. Dalam tugas akhir ini digunakan 4 level frekuensi u dan 4 orientasi θ . Vektor ciri dihasilkan dari keluaran tapis dengan kombinasi 4 nilai frekuensi u dan 4 nilai orientasi θ sehingga menghasilkan 16 ciri (*feature*) dari sebuah tekstur. Pada tugas akhir ini, level frekuensi u yang digunakan adalah 2, 3, 4, dan 5 dengan orientasi θ yang digunakan 45°, 90°, 135°, 180°. Ukuran kedok (Mask) yang digunakan adalah 35 x 35. Untuk kombinasi satu level frekuensi dan orientasi, keluaran penapis merupakan modulasi dari rata-rata keluaran konvolusi dari tapis kedok (mask) nyata dan imajiner pada semua piksel yang dikonvolusikan, yang dihitung sebagai berikut

$$\text{Feature extraction} = \sqrt{R_{ave}^2 + I_{ave}^2}$$

Dengan R_{ave} merupakan hasil konvolusi dari citra dengan tapis kedok nyata sedangkan I_{ave} merupakan hasil konvolusi dari citra dengan tapis kedok imajiner. Persamaan ini berarti setiap pasangan tapis kompleks untuk satu level frekuensi digunakan untuk mengambil satu ciri (*feature*) dari tekstur.

3.3 Klasifikasi dengan Jaringan Saraf Tiruan LVQ

Setelah melalui proses ekstraksi ciri, selanjutnya nilai-nilai yang dihasilkan dimasukkan ke dalam jaringan saraf tiruan. Jaringan saraf tiruan ini nantinya akan terjadi proses pembuatan jaringan untuk pembelajaran maupun pengujian vektor ciri. Pada tugas akhir kali ini digunakan jaringan saraf tiruan *Learning Vector Quantization* (LVQ).

Algoritma *Learning Vector Quantization* bertujuan akhir mencari nilai bobot yang sesuai untuk mengelompokkan vektor-vektor *input* kedalam kelas tujuan yang telah diinisialisasi pada saat pembentukan jaringan *Learning Vector Quantization*. Sedangkan algoritma pengujiannya adalah menghitung nilai *output* (kelas vektor) yang terdekat dengan vektor *input*, atau dapat disamakan dengan proses pengklasifikasian (pengelompokkan).

3.4 Pengujian Jumlah iterasi dan Neuron Tersembunyi

Pengujian untuk memperoleh jaringan dengan kinerja yang baik dilakukan dengan mencari nilai-nilai parameter jaringan LVQ yang berpengaruh dalam mengendalikan kinerjanya, yaitu jumlah neuron tersembunyi dan jumlah iterasi. Pengujian jumlah neuron tersembunyi pada tugas akhir ini adalah 500, 1000, dan 2000 neuron tersembunyi yang akan diuji pada masing-masing jaringan. Sedangkan jumlah iterasi yang digunakan untuk pengujian adalah 500 dan 1000 iterasi. Untuk laju pembelajaran diberikan nilai *default* yaitu 0,01 dalam pelatihan.

Berdasarkan hasil pengujian maka jaringan kinerja paling baik dalam proses pengenalan ditunjukkan pada tabel berikut ini.

Tabel 3.1 tabel pelatihan jaringan LVQ

| No | Jaring-an | Indi-vidu | Jum-lah iterasi | Neuron tersembun-yi | Waktu kinerja | Kinerja jaringan |
|----|-----------|-----------|-----------------|---------------------|---------------|------------------|
| 1 | Net1 | 1-10 | 500 | 500 | 512 | 0,0200 |
| 2 | Net2 | 1-10 | 500 | 1000 | 911 | 0,0171 |
| 3 | Net3 | 1-10 | 500 | 2000 | 2178 | 0,0486 |
| 4 | Net4 | 1-10 | 1000 | 500 | 960 | 0,0171 |
| 5 | Net5 | 1-10 | 1000 | 1000 | 1828 | 0,0171 |
| 6 | Net6 | 1-10 | 1000 | 2000 | 4369 | 0,0171 |
| 7 | Net7 | 11-20 | 500 | 500 | 542 | 0,0257 |
| 8 | Net8 | 11-20 | 500 | 1000 | 1032 | 0,0229 |
| 9 | Net9 | 11-20 | 500 | 2000 | 2265 | 0,0229 |
| 10 | Net10 | 11-20 | 1000 | 500 | 1127 | 0,0229 |
| 11 | Net11 | 11-20 | 1000 | 1000 | 1978 | 0,0229 |
| 12 | Net12 | 11-20 | 1000 | 2000 | 4566 | 0,0257 |

Pada pelatihan ini menggunakan net2 untuk individu 1 sampai 10 dan net8 untuk individu 11 sampai 20 karena jaringan tersebut dianggap paling baik diantara jaringan yang lain.

3.5 Pengujian Hasil Pelatihan Terhadap Citra Latih

Jaringan yang dilatih akan disimpan dan dapat digunakan pada proses selanjutnya yaitu proses pengujian citra uji telapak tangan. Pada pengujian pengenalan nilai vektor ciri, tidak semua pengklasifikasian nilai vektor ciri diklasifikasikan pada kelas yang tepat.

Sebelum melakukan pengujian terhadap citra uji telapak tangan maka perlu dilakukan verifikasi hasil jaringan dengan citra latih itu sendiri. Hasil pengenalan untuk masing-masing citra latih terhadap jaringan yang dibuat dapat disusun menjadi tabel berikut.

Tabel 3.2 Pengenalan vektor ciri citra latih

| No | Klasifikasi | Jaringan | Pengenalan |
|----|-------------|----------|-----------------------|
| 1 | Individu 1 | net2 | Citra 6 / 7 = 85,72 % |
| 2 | Individu 2 | net2 | Citra 7 / 7 = 100% |
| 3 | Individu 3 | net2 | Citra 7 / 7 = 100% |
| 4 | Individu 4 | net2 | Citra 7 / 7 = 100% |
| 5 | Individu 5 | net2 | Citra 7 / 7 = 100 % |
| 6 | Individu 6 | net2 | Citra 6 / 7 = 85,42 % |
| 7 | Individu 7 | net2 | Citra 7 / 7 = 100% |
| 8 | Individu 8 | net2 | Citra 5 / 7 = 71,42% |
| 9 | Individu 9 | net2 | Citra 7 / 7 = 100 % |
| 10 | Individu 10 | net2 | Citra 5 / 7 = 71,42 % |
| 11 | Individu 11 | net8 | Citra 7 / 7 = 100 % |
| 12 | Individu 12 | net8 | Citra 6 / 7 = 85,72 % |
| 13 | Individu 13 | net8 | Citra 7 / 7 = 100 % |
| 14 | Individu 14 | net8 | Citra 6 / 7 = 85,72 % |
| 15 | Individu 15 | net8 | Citra 5 / 7 = 71,42 % |
| 16 | Individu 16 | net8 | Citra 6 / 7 = 85,72 % |
| 17 | Individu 17 | net8 | Citra 6 / 7 = 85,72 % |
| 18 | Individu 18 | net8 | Citra 7 / 7 = 100 % |
| 19 | Individu 19 | net8 | Citra 7 / 7 = 100 % |
| 20 | Individu 20 | net8 | Citra 6 / 7 = 85,72 % |

Dari hasil tabel diatas dapat dilihat bahwa pada citra latih individu 1 yang dikenali sebanyak 6 citra sedangkan 1 citra dikenali sebagai individu lain. Maka pengenalan pada citra latih individu 1 yaitu sebesar 85,72 %. Sedangkan untuk individu 2 dari 7 citra latih dikenal sebanyak 7 citra. Sehingga pengenalan citra latih individu 2 terhadap jaringan tersebut yaitu sebesar 100 %, begitu juga selanjutnya pada individu 3 sampai individu 20. Dari hasil diatas dapat disimpulkan bahwa jaringan yang dibuat dapat mengenali dengan baik setiap citra latih. Sehingga jaringan tersebut cocok untuk digunakan pengujian terhadap citra uji.

3.6 Pengujian Hasil Pelatihan Terhadap Citra Uji

Citra uji adalah berkas citra yang diujikan pada jaringan yang telah dibuat untuk dilakukan sebuah pengenalan. Pengenalan dilakukan dengan berdasarkan nilai pengenalan atau jumlah persentase setiap nilai vektor ciri terhadap nilai kelas target yang telah ditentukan.

Pada tugas akhir ini proses pembuatan kelas target terdapat 20 kelas target yang mendefinisikan dari individu 1 hingga individu 20. Untuk pengujian pengenalan citra uji diujikan pada jaringan yang memiliki kinerja terbaik yakni terhadap jaringan yang terdapat pada tabel 3.1 yaitu jaringan net2 dan net8. Untuk pengujian terhadap citra uji dapat dilihat pada tabel 3.3.

Tabel 3.3 Pengenalan pada citra uji

| No | Citra Uji | Dikenali sebagai | Keterangan |
|----|-----------|------------------|------------|
| 1 | 0001a.JPG | Individu 1 | Benar |
| 2 | 0001b.JPG | Individu 1 | Benar |
| 3 | 0002a.JPG | Individu 2 | Benar |
| 4 | 0002b.JPG | Individu 2 | Benar |
| 5 | 0003a.JPG | Individu 9 | Salah |
| 6 | 0003b.JPG | Individu 3 | Benar |
| 7 | 0004a.JPG | Individu 4 | Benar |
| 8 | 0004b.JPG | Individu 4 | Benar |
| 9 | 0005a.JPG | Individu 5 | Benar |
| 10 | 0005b.JPG | Individu 5 | Benar |
| 11 | 0006a.JPG | Individu 6 | Benar |
| 12 | 0006b.JPG | Individu 3 | Salah |
| 13 | 0007a.JPG | Individu 1 | Salah |
| 14 | 0007b.JPG | Individu 7 | Benar |
| 15 | 0008a.JPG | Individu 8 | Benar |
| 16 | 0008b.JPG | Individu 8 | Benar |
| 17 | 0009a.JPG | Individu 9 | Benar |
| 18 | 0009b.JPG | Individu 1 | Salah |
| 19 | 0010a.JPG | Individu 10 | Benar |
| 20 | 0010b.JPG | Individu 5 | Salah |
| 21 | 0011a.JPG | Individu 11 | Benar |
| 22 | 0011b.JPG | Individu 11 | Benar |
| 23 | 0012a.JPG | Individu 12 | Benar |
| 24 | 0012b.JPG | Individu 12 | Benar |
| 25 | 0013a.JPG | Individu 13 | Benar |
| 26 | 0013b.JPG | Individu 13 | Benar |
| 27 | 0014a.JPG | Individu 14 | Benar |
| 28 | 0014b.JPG | Individu 14 | Benar |
| 29 | 0015a.JPG | Individu 15 | Benar |
| 30 | 0015b.JPG | Individu 15 | Benar |
| 31 | 0016a.JPG | Individu 16 | Benar |
| 32 | 0016b.JPG | Individu 16 | Benar |
| 33 | 0017a.JPG | Individu 17 | Benar |
| 34 | 0017b.JPG | Individu 17 | Benar |
| 35 | 0018a.JPG | Individu 18 | Benar |
| 36 | 0018b.JPG | Individu 18 | Benar |
| 37 | 0019a.JPG | Individu 19 | Benar |
| 38 | 0019b.JPG | Individu 19 | Benar |
| 39 | 0020a.JPG | Individu 20 | Benar |
| 40 | 0020b.JPG | Individu 20 | Benar |

Dari hasil pengujian dengan jaringan yang terbaik ternyata program dapat mengenali individu dengan benar sebanyak 35 citra uji dari 40 citra uji. Hal tersebut dapat dilihat pada tabel 4.3 diatas bahwa pengenalan terburuk pada citra uji yaitu pada individu ke 3, 6, 7, 9 dan 10. Jaringan tidak dapat mengenali salah satu dari dua citra uji pada saat proses pengenalan. Untuk menghitung performa jaringan pada citra uji digunakan sebuah perhitungan sebagai berikut.

$$P = \frac{35}{40} \times 100\%$$

$$P = 87,5 \%$$

Berdasarkan dari hasil tabel 4.3 diatas maka hasil prosentase perhitungan pengenalan yaitu sebesar 87,5% dengan menggunakan kinerja jaringan yang terbaik. Dapat disimpulkan bahwa proses identifikasi citra uji telapak tangan yang dilakukan oleh program simulasi telah berjalan dengan benar dan program dapat mengenali citra uji dengan baik dan benar.

4. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari tahap perancangan hingga pengujian yang dilakukan pada sistem identifikasi telapak tangan adalah keberhasilan sistem dalam identifikasi telapak tangan dipengaruhi oleh akuisisi citra dan proses pengolahan awal citra. Akuisisi citra yang tidak tepat dan proses pengolahan awal yang buruk menyebabkan sistem tidak mampu mengolah citra tersebut dengan baik serta terjadi kesalahan pengenalan citra. Pada proses segmentasi citra telapak tangan, menggunakan deteksi tepi Canny dengan batas ambang yaitu 0,1, dan menggunakan normalisasi intensitas dengan nilai *mean* harapan (ϕ_d) = 175 dan *variance* harapan (ρ_d) = 175. Untuk pembuatan jaringan menggunakan citra latih sebanyak 140 citra dari 20 individu dengan masing-masing individu 7 citra latih. Hasil pengenalan dengan jaringan terbaik terhadap citra latih yaitu sebesar 100% pada individu 2, 3, 4, 5, 7, 11, 13, 18 dan 19, sedangkan pengenalan terburuk yaitu dengan nilai 71,42% pada individu 8, 10, dan 15. Untuk pengenalan terbaik terhadap citra uji sebanyak 40 citra, jaringan dapat mengenali sebanyak 35 citra uji dengan tepat pada individu yang benar sedangkan 5 citra uji yang lain dikenal sebagai individu yang salah. Hasil prosentase pengenalan terhadap citra uji yaitu sebesar 87,5 %. Untuk penelitian lebih lanjut diharapkan dapat memperbaiki kekurangan yang ada dan diharapkan dapat mengembangkan apa yang telah dilakukan pada penelitian ini. Untuk itu disarankan dalam pengambilan citra telapak tangan dapat dilakukan dengan pencahayaan dan fokus kamera yang dapat diatur sedemikian rupa sehingga tekstur telapak tangan terlihat jelas dan tidak terdapat kilatan cahaya yang menghilangkan sebagian informasi tekstur citra telapak tangan.

Referensi

- [1]. Eskaprianda, Ardianto. "Deteksi Kondisi Organ Pankreas Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Perambatan Balik Dengan Pencirian Matriks Ko-okurensi Aras Keabuan", Skripsi S-1, Universitas Diponegoro, 2012.
- [2]. Indrawan, Frandika. 2010. "Aplikasi Pengenalan Pola Daun Menggunakan Jaringan Syaraf Learning Vector Quantification untuk Penentuan Tanaman Obat", Seminar Nasional Informatika 2010 (semnasIF 2010), Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Yogyakarta, 22 Mei 2010.
- [3]. Isnanto, R, Rizal. 2009. "Identifikasi Iris Mata Menggunakan Tapis Gabor Wavelet dan Jaringan Syaraf Tiruan Learning Vector Quantization (LVQ)". Artikel Ilmiah Terpublikasi, Program Studi Sistem Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro. Semarang.
- [4]. Jain, Anil K, Kumar; Ajay. 2010. "Biometrics of Next Generation: An Overview", Department of Computer Science and Engineering, Michigan State University, Department of Computing, The Hong Kong Polytechnic University, Hung Hom, Hong Kong.
- [5]. Jain, Anil K; Ross A; Prabhakar S., 2004, "An Introduction to Biometric Recognition", IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Special Issue on Image and Video Based Biometrics, Vol.14, No.1, January 2004.
- [6]. Kusumadewi, Sri. 2003. "Artificial Intelligence: Teknik dan Aplikasinya", Graha Ilmu, Yogyakarta.
- [7]. Masek, Libor. 2003. "Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification". School of Computer Science and Software Engineering. The University of Western Australia.
- [8]. Mathwork, Inc. 2011. "Matlab Help Release 12.1".
- [9]. Pato, Joseph N; Lynette I. Millet. 2010. "Biometric Recognition: Challenges and Opportunities". The National Academies Press. Washington D.C.
- [10]. Prihartono, T.D. 2011. "Identifikasi Iris Mata Menggunakan Alihragam wavelet Haar". Skripsi S-1, Universitas Diponegoro.
- [11]. Putra, I Ketut Gede Darma. 2009. "Pengolahan Citra Digital", penerbit Andi. Jogjakarta.
- [12]. Putra, I Ketut Gede Darma; Bhuana, Wira; Erdiawan. 2011. "Pembentukan Kode Telapak Tangan (Palm Code) Berbasis Metode Gabor 2-D". Jurusan Teknik Elektro, fakultas Teknik, Universitas Udayana, Bali.
- [13]. Putra, I Ketut Gede Darma; Erdiawan. 2010. "High Performance Palmprint Identification System Based on Two Dimensional Gabor". Telkomnika: Indonesian Journal of Electrical Engineering. Ahmad Dahlan University. Yogyakarta.
- [14]. Yoedha. 2010. Deteksi Tepi Menggunakan Metode Prewitt dan Canny dengan Matlab <http://yoedha-parasites.blogspot.com/2010/11/deteksi-tepi-menggunakan-metode-prewitt.html>. (Diakses tanggal 21 Desember 2012).
- [15]. Zhang, D; Wai-kin Kong; You, J; Wong, M.2003. "Online Palmprint Identification". IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 25(9).
- [16]. _____ <http://thesis.binus.ac.id/Doc/Bab3/2011-0SK%20Bab%203.pdf> (Diakses tanggal 04 Februari 2013).