HAND HUMAN RECOGNITION BERDASARKAN GEOMETRI TELAPAK TANGAN MENGGUNAKAN PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS

Nurul Fadillah
Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Informatika
Universitas Samudra
Email: nurulfadillah@unsam.ac.id

Imanuddin
Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Informatika
Universitas Samudra
Email: imanuddin2096@gmail.com

Dewi Lestari
Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Informatika
Universitas Samudra
Email: dewi9357@gmail.com

ABSTRAK

Sistem pengenalan diri pada umumnya telah banyak menggunakan kata sandi (*password*), *ID card*, atau PIN untuk mengenali identitas seseorang. Permasalahan yang sering muncul yaitu, pengenalan diri dengan sistem tersebut memiliki beberapa kelemahan diantaranya, penggunaan PIN maupun password memiliki kelemahan bahwa seseorang kerap kali lupa akan password yang mereka miliki dan beberapa password dapat dengan mudah di perkirakan oleh orang-orang yang tidak bertanggung jawab [1]. Sistem pengenalan diri merupakan sebuah sistem yang dapat digunakan untuk mengenali identitas sesorang yang dapat dilakukan secara otomatis menggunakan komputer. Pengenalan diri secara otomatis dapat dilakukan dengan menggunakna bagian tubuh atau perilaku manusia yang dikenal dengan istilah biometrika. Biometrika merupakan teknologi pengenalan diri yang menggunakan bagian tubuh atau perilaku dari manusia. Terdapat beberapa cara untuk biometrika umum yang sering dipakai untuk pengenalan diri, seperti sidik jari (*fingerprint*), selaput pelangi (iris), wajah (*face*), suara (*voice*), tanda tangan (*signature*), geometri tangan (*hand geometry*) dan telapak tangan (*palmprint*). Geometri tangan merupakan salah satu biometrika yang dimiliki oleh manusia yang dapat menggambarkan struktur geometri tangan seseorang. Sistem yang terdapat dalam penelitian ini adalah sebuah sistem pengenalan telapak tangan yang menggunakan ekstraksi fitur dengan metode *Principal Component Analysis* (PCA). Metode ini melibatkan pengambilan komponen utama dari database telapak tangan. Untuk mengetahui keakuratan sistem pengenalan telapak tangan yang dirancang pada penelitian ini, telah dilakukan uji coba sistem dengan menggunakan input sebanyak 21 citra telapak tangan dari *database*. Dari hasil pengujian ini, didapatkan hasil performasi sistem adalah 52,38% dalam mengenali citra input dengan benar.

Kata kunci: PCA; telapak tangan; biometrika.

ABSTRACT

Self-recognition systems in general have a lot to use a password (password), ID card, or PIN to recognize a person's identity. The problem that often arises namely, self-introduction to the system has several weaknesses including, the use of PIN or password has a weakness that someone often forgets their passwords and some passwords can be easily estimated by people who are not responsible [1]. Self-recognition system is a system that can be used to recognize someone's identity that can be done automatically using a computer. Self-recognition can automatically be done by using human body parts or behavior known as biometrics. Biometrics is a self-recognition technology that uses human body parts or behavior. There are several ways for general biometrics that are often used for self-recognition, such as fingerprints, iris, face, voice, signature, hand geometry and palm hand (palmprint). Hand geometry is one of the biometrics owned by humans that can describe the geometrical structure of one's hands. The system contained in this study is a palm recognition system that uses feature extraction with the Principal Component Analysis (PCA) method. This method involves taking the main components from the database of the palm. To determine the accuracy of the palm recognition system designed in this study, a system trial was conducted using 21 input images of the palm of the database. From the results of this test, the result of system performance is 52.38% in recognizing the input image correctly.

Keywords: *PCA; palms; biometrics.*

1. PENDAHULUAN

Sistem pengenalan diri merupakan sebuah sistem yang dapat digunakan untuk mengenali identitas seseorang yang dapat dilakukan secara otomatis menggunakan komputer [1]. Sistem pengenalan diri pada umumnya telah banyak menggunakan kata sandi (*password*), *ID card*, atau PIN untuk mengenali identitas seseorang.

Permasalahan yang sering muncul yaitu, pengenalan diri dengan sistem tersebut memiliki beberapa kelemahan diantaranya, penggunaan PIN maupun password memiliki kelemahan bahwa seseorang kerap kali lupa akan password yang mereka miliki dan beberapa password dapat dengan mudah di perkirakan oleh orang-orang yang tidak bertanggung jawab [1]. Oleh karena itu dengan adanya biometrika sangat membantu dalam menyelesaikan permasalahan-permasalahan yang muncul dalam sistem pengenalan diri [2].

Sistem pengenalan diri secara otomatis sangat di butuhkan di era informasi seperti sekarang ini. Pengenalan diri secara otomatis dapat dilakukan dengan menggunakna bagian tubuh atau perilaku manusia yang dikenal dengan istilah biometrika. Biometrika merupakan teknologi pengenalan diri yang menggunakan bagian tubuh atau perilaku dari manusia[1]. Teknologi ini mampu memberikan tingkat keamanan yang tinggi. Biometrika memiliki ciri kerja dengan mengukur karakteristik pembeda pada badan atau perilaku seseorang tersebut dengan membandingkan karakteristik yang sebelumnya telah disimpan pada suatu *database.* Terdapat beberapa cara untuk biometrika umum yang sering dipakai untuk pengenalan diri, seperti sidik jari (*fingerprint*), selaput pelangi, (iris), wajah (*face*), suara (*voice*), tanda tangan (*signature*), geometri tangan (*hand geometry*) dan telapak tangan (*palmprint*).

Telapak tangan (*palmprint*) merupakan salah satu bagian tubuh dari manusia yang memiliki nilai biometrika sehingga relatif baru untuk diteliti dan digunakan dalam sistem pengenalan. Dari permukaan telapak tangan yang dimiliki oleh setiap orang diharapkan dapat menghasilkan ciri yang mampu membedakan masing-masing pemilik telapak tangan yang di identifikasi [2].

Penggunaan telapak tangan dalam proses pengenalan diri sangat banyak digunakan karena telapak tangan memiliki karakteristik yang unik, tidak mudah di palsukan dan cenderung stabil. Dengan adanya karakteristik tersebut maka telapak tangan dapat digunakan sebagai alat verifikasi identitas seseorang dengan melakukan pencocokan data yang terdapat dalam sebuah *database* dengan data yang sudah di masukkan [2].

1.1 Biometrika

Biometrika atau *biometrics* berasal dari kata *bio* dan *metrics*. Bio berarti sesuatu yang hidup, dan *metrics* berarti mengukur [3]. Pada dasarnya setiap manusia memiliki sesuatu yang unik yang membedakan manusia satu dengan yang lainnya. Hal inilah yang menimbulkan keunikan sehingga menjadi identitas diri. Hal ini harus di dukung oleh teknologi yang secara otomatis bisa mengidentifikasi atau mengenali seseorang. Teknologi biometrik merupakan sebuah teknologi yang digunakan untuk menunjukkan keaslian dari seseorang yang melakukan akses terhadap aset organisasi [2].

1.2 Geometri Tangan

Geometri tangan merupakan salah satu biometrika yang dimiliki oleh manusia yang dapat menggambarkan struktur geometri tangan seseorang. Struktur ini meliputi lebar jari tangan, lebar telapak tangan, ketebalan telapak tangan, panjang jari tangan dan lainnya [4].

1.3 Telapak Tangan

Telapak tangan (*palmprint*) merupakan biometrika yang relatif baru diteliti dan digunakan untuk sistem pengenalan diri. Dengan permukaan tangan yang luas diharapkan dapat menghasilkan ciri yang mampu memberikan pembeda yang lebih handal [2].

1.4 Principal Component Analysis

PCA merupakan transformasi linear guna menentukan sistem koordinat yang baru dari sebuah dataset [5]. Teknik PCA mereduksi atau mengurangi informasi data yang besar dari sebuah citra telapak tangan tanpa menghilangkan informasi yang ada pada sebuah citra telapak tangan. Algoritma PCA melakukan penguraian citra wajah kedalam kumpulan fitur karakteristik yang disebut sebagai "*Eigenface'*. Di dalam *PCA,* setiap gambar dalam set pelatihan di representasikan sebagai kombinasi linear dari vektor *eigen* [6]. Berikut penjelasan mengenai penyusunan algoritma PCA:

a. Pertama, pencarian nilai eigen terlebih dahulu perlu melakukan perhitungan nilai rata-rata dari sebuah citra dengan persamaan 2.1 sebagai berikut :

$$mean = \frac{\sum_{i=1}^{n} XI}{n} \quad (1)$$

Dengan:
Xi = data ke-I dari verbal X
n = Jumlah data

Perhitungan nilai rata-rata guna mengurangi dimensi yang akan di hitung pada proses selanjutnya.

b. Kedua, menghitung matriks normalisasi dengan persamaan 2.2 sebagai berikut

$$A = T - mean \quad (2)$$

c. Ketiga, adalah proses mencari nilai dari matriks kovarian citra dengan persamaan 2.3 sebagai berikut:

$$L = A' \times \quad (3)$$

Tujuan pencarian matriks kovarian ini adalah untuk mempermudah pencarian nilai *eigen* dan *vectoreigen*.

d. Langkah keempat mengurutkan nilai *eigen value* (D) dan *eigen vector* (V) dari besar ke kecil berdasarkan urutan nilai eigen. Kemudan hitung nilai matriks *eigenface* dengan persamaan 2.4 sebagai berikut :

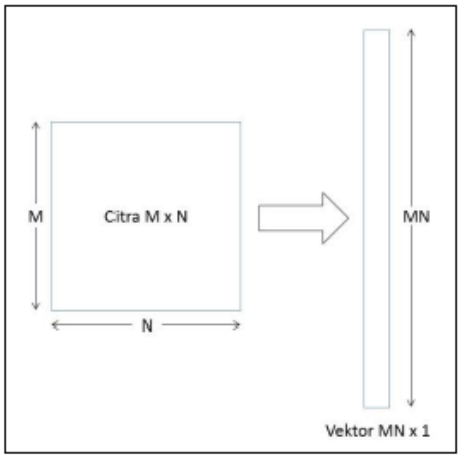
$$Eigenface = AxEigenvector \quad (4)$$

e. Langkah kelima hitung Project Image dari citra dengan persamaan 2.5 sebagai berikut.

$$Project\ image = eigenface^{T} x\ A(1) \quad (5)$$

PCA mampu mengidentifikasikan sendiri ciri-cri dari sebuah objek tanpa membutuhkan *input* yang berupa deksripsi dari objek tersebut [7].

a. Citra 2D ditransformasikan menjadi vektor, seperti yang dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Transformasi Citra *M x N* Menjadi Vektor *MN x 1*

Suatu citra yang berukukuran *M x N* di transformasikan menjadi vector *MN x 1*. Misal, citra dengan ukuran 256 x 256 *pixels* ditransformasikan menjadi vektor 65536 x 1.

b. Mengumpulkan data dalam bentuk matriks *N x M*. Nilai-nilai citra vector dikumpulkan ke dalam bentuk matriks *N x M* seperti berikut:

$$X = \begin{bmatrix} X11 & X12 & \dots & X1M \\ X21 & X22 & \dots & X2M \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ XN1 & Xn2 & \dots & XNM \end{bmatrix} \quad (6)$$

Dengan M adalah banyaknya citra dan X_{NM} adalah nilai vector ke-N pada citra M.

c. Menghitung rata-rata

$$\mathrm{x} = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M} xi \tag{7}$$

d. Menghitung selisih antara setiap nilai vektor citra dengan rata-rata

$$\phi i = xi - \mathrm{x} \tag{8}$$

Selisih antara setiap nilai vektor citra dengan rata-rata (ϕi) dihitung dengan mengurangi setiap nilai vector citra pada baris ke-I dengan nilai rata-rata.

$$A = \begin{bmatrix} X11 - \mathrm{x1} & X12 - x1 & \dots & X1M - x1 \\ X21 - x & X22 - x2 & \dots & X2M - x2 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ XN1 - xi & Xn2 - xi & \dots & XNM - xi \end{bmatrix}$$

Atau

$$A = \begin{bmatrix} \phi 11 & \phi 12 & \dots & \phi 1M \\ \phi 21 & \phi 22 & \dots & \phi 2M \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \phi N1 & \phi N2 & \dots & \phi NM \end{bmatrix}$$

e. Menghitung matriks kovarian
Dari matriks A = $[\phi 1, \phi 2, \dots . \phi M]$, kumpulan nilai ϕ setiap citra (matriks N^2 x M), Hitung kovarian:

$$C = \frac{1}{M}\sum_{n=1}^{M} \phi n\, \phi_n^T = AA^T \tag{9}$$

f. Menghitung *eigenvectors* dan *eigenvalues* dari matriks kovarian
Persamaan untuk mendapatkan *eigenvalues*:

$$\det(\lambda I - C) = 0 \tag{10}$$

Jika λ adalah *eigenvalues,* maka *eigenvalues* (x) yang bersesuaian dengan λ dapat dicari dengan persamaan:

$$\det(\lambda I - C) = 0 \tag{11}$$

Perhitungan matriks kovarian C = AAT, menghasilkan matriks C dengan ukuran matriks yang terlalu besar dan tidak praktis yaitu $N^2 \times N^2$, yang dihasilkan dari A (matriks $N^2 \times M$) dikali dengan A^T (matriks $M \times N^2$). Untuk itu, matriks C akan diganti dengan suatu matriks L, yaitu L = ^{ATA}, yang akan menghasilkan matriks $M \times M$.
Untuk mendapatkan *eigenvectors* matriks C, perlu diketahui hubungan antara *eigenvalue* dan *eigenvector* yaitu seperti persamaan berikut:

$$Lx = \lambda x \tag{12}$$

Dengan:
L = $A^T A$, x merupakan *eigenvectors* matriks L
$A^T Ax = \lambda x$

untuk memperoleh persamaan $Cui = \lambda ui$, kedua ruas dikali dengan A
$AA^T\, Ax = A\lambda x$
$CAx = \lambda Ax$ (C = AA^T)
$Cui = \lambda ui$

Dari persamaan di atas didapatkan *eigenvectors* matriks C adalah:

$$ui = Axi \tag{13}$$

Keterangan:
ui = *eigenvectors* matriks C
A = selisih antara setiap nilai vektor citra dengan rata-rata
xi = *eigenvectors* matriks L

Matriks $C=AA^T$ (matriks $N^2 \times N^2$) dan matriks $L=A^TA$ (matriks $M \times M$) memiliki *eigenvalues* yang sama, dengan *eigenvalue* $\lambda \neq 0$. *Eigenvalues* yang diperoleh akan diurutkan dan yang kurang dari ambang batas yang ditentukan akan dieliminasi. *Eigenvectors* disesuaikan dengan *eigenvalues*.

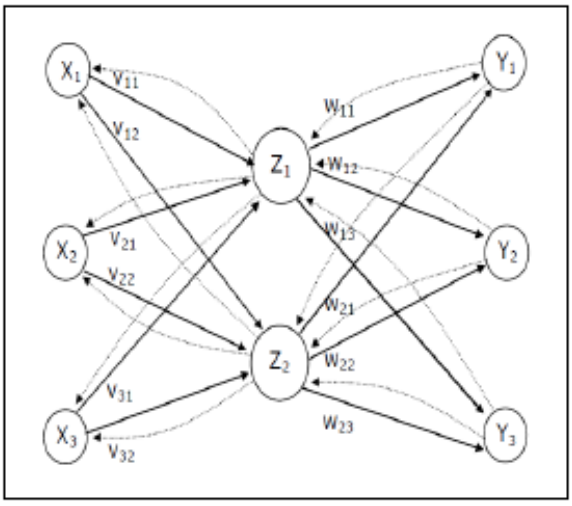
g. Mencari nilai komponen utama atau *Principal Component* (PC) dari suatu citra digunakan persamaan 8.

$$PCx = u^T Ax \tag{14}$$

Keterangan:
PCx = nilai komponen utama suatu citra
u^T = *eigenvectors transpose*
Ax = selisih antara nilai vektor suatu citra dengan rata-rata

1.5 Backpropagation

Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan pada umumnya digunakan oleh *perceptron* dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron yang ada pada lapisan tersembunyinya [7].



Gambar 2. Arsitektur Jaringan *Backpropagation*

2. METODE PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Beberapa tahapan penelitian yang dilakukan di tunjukkan pada Gambar 3.

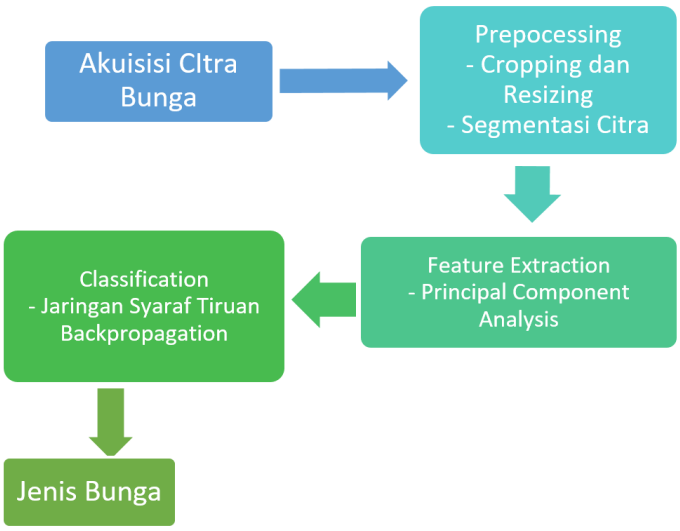
Gambar 3. Tahapan Penelitian

2.2 Perancangan Sistem

Pada tahap ini memberikan gambaran yang jelas mengenai bagaimana suatu sistem di konsep dan menghasikan rancang bangun yang lengkap,yang dapat memenuhi kebutuhan pemakai sistem. Sistem pengenalan telapak tangan secara umum terdiri dari:

a. Proses akuisisi citra
b. *Preprocessing*
c. Ekstraksi fitur (*feature extraction*)
d. Klasifikasi (*classification*)

Tujuan dari sistem pengenalan jenis telapak tangan yaitu untuk memudahakn dalam mengenali telapak tangan dengan baik. Perancangan sistem pengenalan telapak tangan dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. *Block Diagram*

2.3 Akuisisi Citra

Akuisisi citra merupakan proses pengambilan dan pengumpulan data citra yang di perlukan. Baik dengan cara melalui *capture* maupun *scan* [7]. Akuisisi citra pada penelitian dilakukan dengan menggunakan kamera Hand Phone yang memiliki resolusi 12 MP. Sampel telapak tangan yang digunakan sebagai objek dalam penelitian ini terdiri atas 5 (lima) telapak tangan. Dari beberapa sampel telapak tangan yang diambil, kemudian di *capture* dengan warna *background* yang sama yaitu *background* berwarna hitam. Telapak tangan yang digunakan sebagai objek dalam penelitian dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Telapak tangan yang digunakan sebagai objek dalam penelitian

Objek Telapak Tangan	
Tangan Dara Havisa	Tangan Nadia Mayanti
Tangan Dewi	Tangan Pani
Tangan Eka	Tangan Rica
Tangan Nadia Auliza	

2.4 Prepocessing

Prepocessing merupakan suatu proses pengolahan citra yang dilakukan sebelum proses pengenalan pola [7]. *Prepocessing* yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu *cropping*, *resizing*, dan segmentasi citra. Berikut beberapa proses yang dilakukan pada tahap penelitian:

a. *Cropping* dan *Resizing*
   Cropping merupakan proses pengolahan citra yang di lakukan dengan dengan cara memotong suatu citra yang berfungsi untuk mengambil bagian penting dari citra tersebut [7]. Sedangkan *Resizing* merupakan proses pengolahan citra yang dilakukan untuk mengubah ukuran citra. Pada penelitian ini, citra tangan di-crop sesuai dengan objek telapak tangan.
b. Segmentasi Citra
   Segmentasi Citra merupakan tahapan penting dalam proses pengenalan pola yang bertujuan untuk memisahkan antara objek (*foreground*) dengan (*background*) [7]. Pada penelitian ini, segmentasi citra bunga dilakukan dengan menggunakan metode segmentasi citra dalam *color space* RGB.

2.5 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan proses untuk mengambil ciri atau informasi dari suatu objek dalam citra. Sedangkan fitur merupakan karakteristik unik dari suatu objek [7]. Dalam penelitian ini, ekstraksi fitur telapak tangan dilakukan dengan menggunakan metode PCA (*Principal Component Analysis*). Secara umum, tahapan proses ekstraksi fitur telapak tangan yang dilakukan yaitu:

a. Mengkonversi citra telapak tangan RGB ke *grayscale* (citra 2D)
b. Mengimplementasikan algoritma PCA

c. Menentukan banyak nilai PC yang akan digunakan sebagai variabel input dalam klasifikasi JST (Jaringan Syaraf Tiruan)

2.6 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan proses pengelompokkan objek ke dalam kelas yang sesuai. Dalam penelitian ini, proses klasifikasi di lakukan untuk mengelompokkan telapak tangan berdasarkan fitur bentuk telapak tangan dengan menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. Proses klasifikasi pada sistem perancangan ini terdiri dari 2 tahap, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian. Berikut proses klasifikasi pada tahap pelatihan:

a. Menentukan variabel data input dan target pelatihan,
b. Menentukan jumlah hidden layer dan jumlah neuron pada hidden layer
c. Membangun arsitektur jaringan
d. Menentukan nilai parameter JST yang mempengaruhi proses pelatihan
e. Melakukan pelatihan jaringan
f. Menghitung akurasi dan nilai MSE

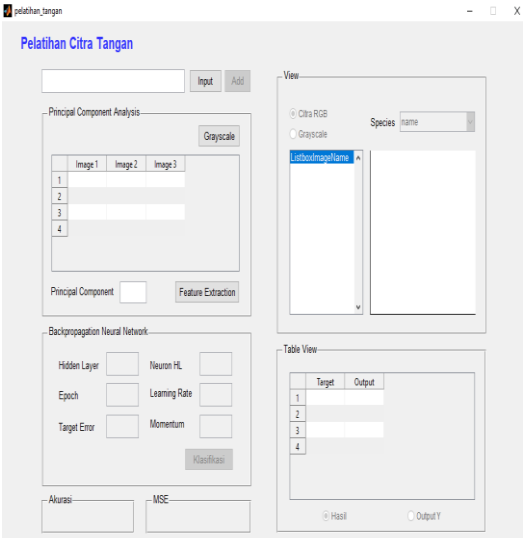
Berikut proses klasifikasi pada fase pengujian:

a. Menentukan variabel data *input*
b. Memanggil jaringan yang telah dibangun pada proses pelatihan
c. Melakukan pengujian dan menghasilkan output
d. Menghitung nilai akurasi sistem pengenalan jenis bunga.

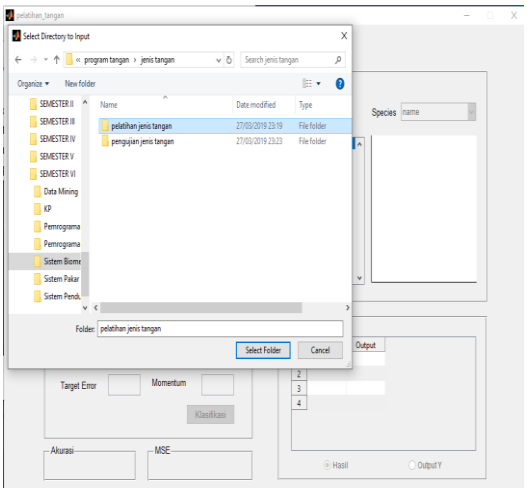
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Implementasi Sistem

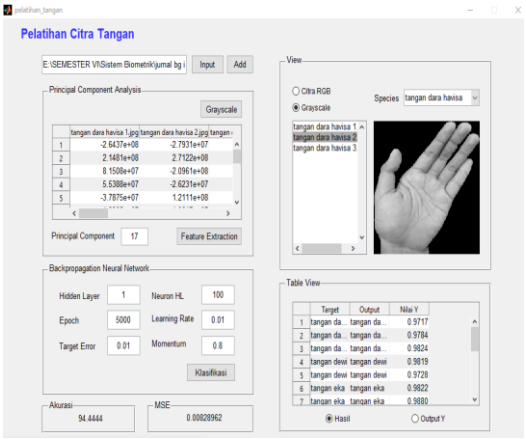
Pada tahapan implementasi sistem dilakukan untuk menyelesaikan hasil perancangan sistem agar siap untuk di operasikan. Proses pengenalan jenis bunga terdiri dari dua tahap, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengenalan. Berikut pada gambar 5 dan 6 merupakan tampilan halaman pelatihan dan pengujian.



Gambar 5. Tampilan Halaman Pelatihan Citra Tangan

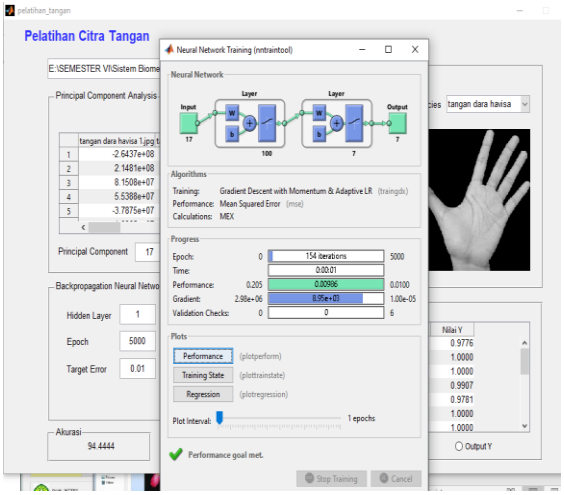


Gambar 6. Tampilan *Input* Pelatihan Jenis Tangan



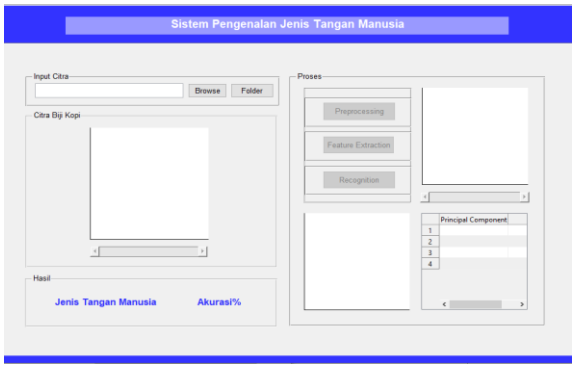
Gambar 7. Tampilan Proses Klasifikasi

Pada proses klasifikasi, setelah menginputkan folder pelatihan jenis tangan, kemudian menekan grayscale untuk menyimpan data di citra latih. Kemudian menekan feature Extration untuk mengisikan nilai hidden layer, epoch, target error, neuron HL, Learning Rate, dan momentum. Kemudian menekan kpasifikasi untuk mendapatkan nilai akurasi dan MSE.



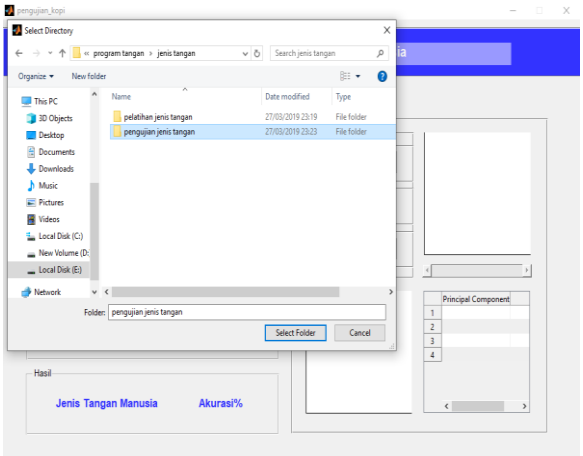
Gambar 8. Tampilan Proses Mencari Nilai Akurasi Dan MSE

Setelah tahapan proses pelatihan selesai, selanjutnya masuk pada tahap pengenalan citra telapak tangan.

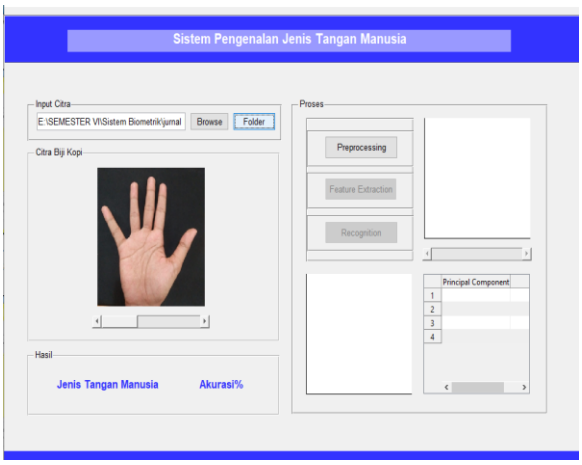


Gambar 9. Tampilan Halaman Pengenalan Citra Tangan

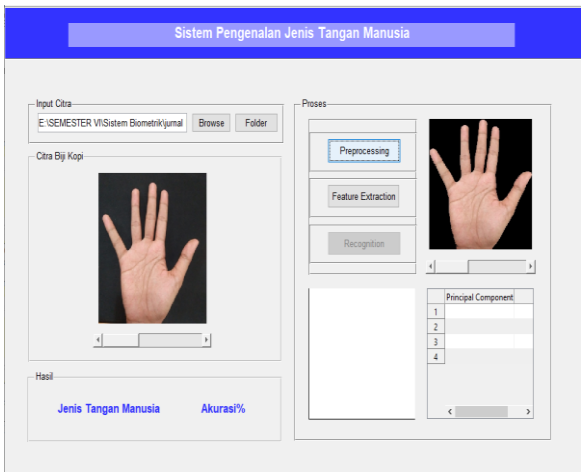
Proses pengenalan suatu citra telapak tangan dapat dilihat pada gambar yang dimulai dari Gambar 10 sampai pada Gambar 16, dan pada Gambar 16 akan ditampilkan ketika user mengklik pemilik telapak tangan dari hasil pengenalan.



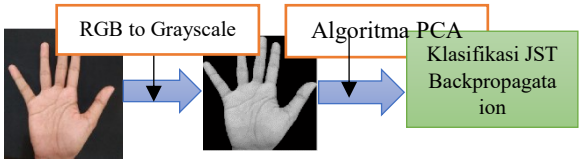
Gambar 10. Proses Input Citra Uji



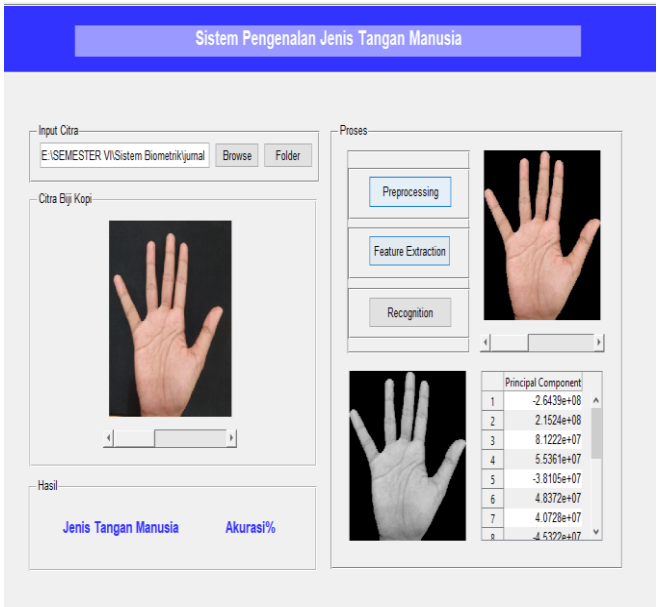
Gambar 11. Tampilan Citra Telapak Tangan Yang Di *Input*-Kan Pada Halaman Pengenalan



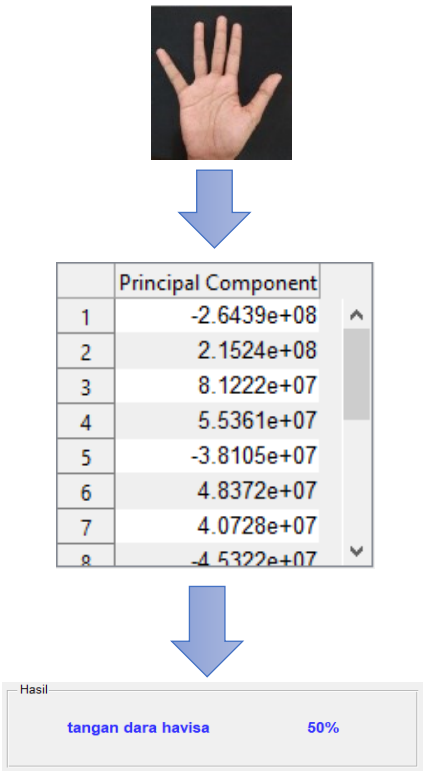
Gambar 12. Tampilan Citra Telapak Tangan Hasil *Preprocessing* Pada Halaman Pengenalan



Gambar 13. Proses Tahapan Ekstraksi Fitur



Gambar 14. Tampilan Halaman Pengenalan Setelah Dilakukan Proses Ekstraksi Fitur



Gambar 15. Proses Klasifikasi

Gambar 16. Tampilan Hasil Proses Klasifikasi Pada Halaman Pengenalan Telapak Tangan

3.2 Pengujian dan Analisis

Pada tahap pengujian dan analisis dilakukan untuk mencari tahu nilai parameter dan arsitektur jaringan yang optimal untuk sistem, sehingga dapat mengenali pemilik telapak tangan dengan baik.

Pengujian yang dilakukan pada sistem pengenalan telapak tangan menggunakan data citra telapak tangan sebanyak 34 buah citra yang terdiri dari 7 citra telapak tangan untuk di latih dan 7 citra telapak tangan untuk diuji. Data citra latih dari setiap pengenalan telapak tangan ada 18 buah citra, sedangkan data citra uji dari setiap pengenalan telapak tangan ada 21 buah citra.

Setiap citra telapak tangan yang di proses dengan algoritma dengan algoritma PCA akan menghasilkan 100 nilai PC atau vektor karakteristik dari citra telapak tangan. Banyaknya nilai PC yang dihasilkan bergantung pada jumlah citra latih yang digunakan dan nilai ambang batas yang ditentukan. Nilai PC dari citra telapak tangan akan digunakan sebgai variabel *input* dalam proses klasifikasi JST. Pada pengujian yang dilakukan oleh semua nilai PC (sebanyak 100) akan digunakan sebagai variabel *input* dalam proses klasifikasi JST sehingga jaringan memiliki jumlah neuron dalam lapisan *input* sebanyak 100 buah neuron.

Proses klasifikasi JST terdiri dari tujuh target pengelompokkan (tangan Dara Havisa, tangan Dewi, tangan Eka, tangan Nadia Auliza, tangan Nadia Mayanti, tangan Pani, tangan rica) sehingga jumlah neuron yang digunakan dalam lapisan output jaringan adalah sebanyak 8 buah neuron.

Tabel 2 menunjukkan hasil klasifikasi pada data citra latih dengan variasi jumlah lapisan tersembunyi dan jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan nilai *learning rate* = 0.001, *momentum* = 0.95, *target error* = 0.01, dan *epouch* = 5000, yang dilakukan untuk mencari jumlah lapisan tersembunyi dan jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi yang optimal untuk sistem pengenalan telapak tangan ini.

Tabel 2. Hasil pelatihan dengan variasi jumlah lapisan tersembunyi dan jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi

Jumlah neuron dalam hidden layer	*Hidden layer*	*Akurasi (%)*
70	*1*	*100%*
	2	*83,3333%*
75	*1*	*77.778%*
	2	*88,8889%*
	3	*94,4444%*
80	*1*	*100%*
	2	*94,4444%*
85	*1*	*66.667%*
	2	*94,4444%*
	3	*94,4444%*
90	*1*	*94,4444%*
	2	*88.8889%*
	3	*83,3333%*
95	*1*	*88.8889%*
	2	*94,4444%*
100	*1*	*94,4444%*
	2	*94,4444%*
	3	*88.8889%*

Hasil klasifikasi pada citra latih selama pelatihan menunjukkan bahwa akurasi hasil klasifikasi tertinggi yang didapatkan adalah 100% yang terdapat pada beberapa jaringan lapisan tersembunyi. Masing-masing jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi 70 untuk jumlah lapisan tersembunyi = 1, 80 untuk jumlah lapisan tersembunyi = 1. Kemudian, untuk menambahkan jumlah lapisan-lapisan tersembunyi dan jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi yang optimal dilakukan pengujian pada data citra uji dengan menggunakan jumlah lapisan-lapisan tersembunyi dan jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi yang menghasilkan akurasi hasil klasifikasi tertinggi yang di dapatkan dari proses pelatihan sebelumnya, seperti yang di tunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil pengenalan pada data citra latih dan data citra uji untuk mencari arsitektur jaringan yang optimal

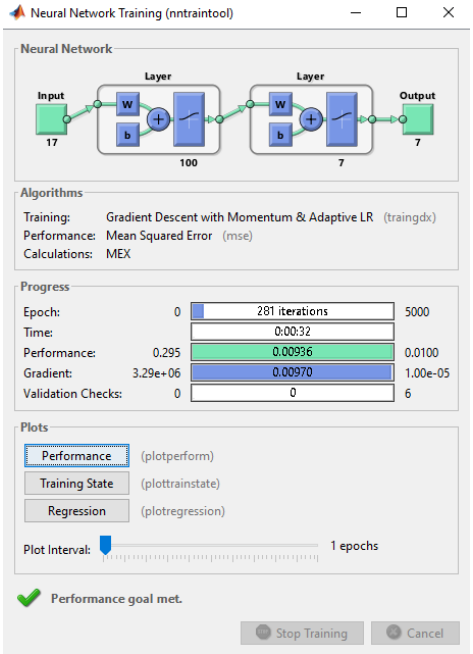
Hidden layer	*Jumlah neuron dalam hidden layer*	*Pengenalan (%)*	
		Citra latih	*Citra uji*
1	*70*	*83.3333*	*100%*
1	*80*	*94,4444*	*100%*

Tabel 3 menunjukkan bahwa untuk nilai *learning rate* = 0.001, *momentum* = 0.8, *target error* = 0.01, dan *epoch* = 5000, arsitektur jaringan yang optimal untuk sistem adalah arsitektur jaringan dengan jumlah lapisan tersembunyi = 1 dan jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi = 80. Selanjutnya untuk mendapatkan nilai *momentum* dan *learning rate* yang optimal dapat dilakukan pengujian pada data citra latih dan citra uji, seperti yang di tunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil pengenalan pada data citra latih dan data citra uji dengan variasi nilai *momentum* dan *learning rate*

Momentum	*Learning rate*	*Pengenalan (%)*	
		Citra latih	*Citra uji*
1	*70*	*83.3333*	*94%*
1	*80*	*94,4444*	*100%*

Nilai *momentum* dan *learning rate* yang didapatkan dari pengujian ini menghasilkan akurasi hasil pengenalan yang tinggi adalah 70 dan 80 dengan menghasilkan akurasi hasil pengenalan pada citra latih sebesar 100% dan citra uji 94%.

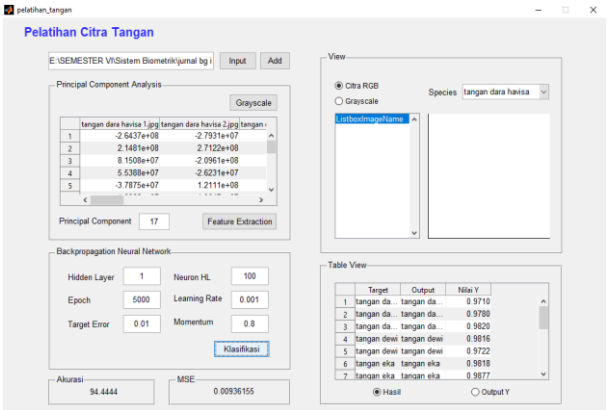


Gambar 16. Proses Pelatihan Kinerja Jaringan

Proses pelatihan berhenti pada saat kriteria MSE 0,000000 tercapai dengan iterasi dilakukan sebanyak 000 kali dan lama waktu pelatihan 00:00:10 (detik), dapat dilihat pada Gambar 17. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, didapatkan nilai parameter dan arsitektur jaringan yang optimal untuk sistem pengenalan telapak tangan ini, yaitu:

a. Jumlah iterasi (epouch) : 5000
b. Target error : 0.01
c. Learning rate : 0.001
d. Momentum : 0.8
e. Jumlah hidden layer : 1
f. Jumlah neuron tersembunyi : 80

Dari nilai parameter dan arsitektur jaringan optimal yang di dapatkan, dilakukan pengujian pada data citra uji yang dapat dilihat pada gambar 17 dan Hasil pengenalan data citra uji dapat dilihat pada Tabel 5.



Gambar 17. Tampilan Proses Pengenalan Data Citra Uji

Tabel 5. Hasil Pengenalan Data Citra Uji

Pemilik telapak tangan	*Pengujian*			*Akurasi (%)*
	Benar	*Salah*	*Jumlah*	
Dara Havisa	*1*	*2*	*3*	*33.3333 %*
Dewi	*3*	*0*	*3*	*100%*
Eka	*3*	*0*	*3*	*100%*
Nadia Auliza	*2*	*1*	*3*	*66.6667 %*
Nadia Mayanti	*2*	*1*	*2*	*66.6667 %*
Rica	*0*	*3*	*3*	*0%*
Pani	*0*	*3*	*3*	*0%*
	Rata-rata			***52,38%***

Sistem pengenalan telapak tangan yang menggunakan metode PCA dan JST *Backpropagation* ini dapat mengenali pemilik telapak tangan dengan rata-rata akurasi hasil pengenalan 52,38%.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Dari hasil penelitian dan pembahasan sebelumnya dapat disimpulkan bahwa Metode *Principal Component Analysis* Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* menunjukkan kinerja yang baik dalam sistem pengenalan telapak tangan. Nilai parameter dan arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan yang optimal untuk sistem pengenalan telapak tangan ini adalah:

a. Jumlah iterasi (epouch) : 5000
b. Target error : 0.01
c. Learning rate : 0.001
d. Momentum : 0.8
e. Jumlah hidden layer : 1
f. Jumlah neuron tersembunyi : 80

Rata-rata akurasi hasil pengenalan telapak tangan dari sistem pengenalan telapak tangan ini adalah sebesar 52.38%. Hasil tersebut di dapat dari rata-rata akurasi tiap sampel yang telah melalui tahap uji dan tahap latih sehingga menghasilkan nilai akurasi rata-rata 52,38%.

5.2 Saran

Penelitian mengenai pengenalan jenis bunga menggunakan *Principal Component Analysis* dan Jaringan Syaraf Tiruan ini masih banyak kekurangan dan keterbatasan. Penulis memiliki beberapa saran untuk pengembangan penelitian pengenalan telapak tangan selanjutnya, diantaranya menambahkan pemilik telapak tangan yang lain selain 7 telapak tangan yang digunakan dalam penelitian ini, menggunakan metode segmentasi citra yang lebih kompleks dan lebih menarik, agar citra telapak tangan dapat diambil dengan latar belakang (*background*) bebas, dan pengambilan citra telapak tangan dapat dilakukan secara langsung dengan menggunakan sebuah kamera.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Afriandi, E. and Sutikno. (2016) ‘Identifikasi Telapak Tangan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Learning Vector Quantization (LVQ)’, *Directory Open Access Journals*, 8(2), pp. 107–114.
[2] Renaningtias, N., Efendi, R. and Susilo, B. (2015) ‘Aplikasi Biometrika Pencocokan Citra Garis Telapak Tangan Dengan Metode Transformasi Wavelet Dan Mahalanobis Distance’, *Jurnal Rekursif*, 3(2), pp. 2303–755.
[3] S, AB., Inna, Suma. and Maulana H. (2016) 'Pengenalan. Citra Wajah Identifier Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA)', *Junal Teknik Informatika,* 9(2).
[4] Nurdiansyah, MF., SusilawatiI. (2018) 'Identifikasi Personal Berdasarkan Geometri CItra Punggung Tangan Kiri Menggunakan Metode Learning Vector Quantization', *Jurnal Multimedia & Artificial Intelligence,* 2(1).
[5] syakhala, AR., Pusitaningrum, D. and Purwandari EP. (2015) 'Perbandingan Metode Principal Component Analysis (PCA) Dengan Metode Hidden Markov Model (HMM) Dalam Pengenalan

Identitas Seseorang Melalui Wajah', *Jurnal Rekursif,* 3(2), pp. 2303–755.

[6] Zhang, Y. and Wang, Z. (2012) 'Gait recognition using principal component analysis', *International Journal of Advancements in Computing Technology*, 4(22), pp. 600–607. doi: 10.4156/ijact.vol4.issue22.68.

[7] Suryani, Candra, F. (2018) 'Pengenalan Jenis Bunga Menggunakan Principal Component Analysis Dan Jaringan Syaraf Tiruan', *Jom FTEKNIK*, 5(2).