

Pengenalan Tanda Tangan Menggunakan Analisis Komponen Utama (Principal Component Analysis - PCA) dan Metode Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik

Zaka Bil Fiqhi^{*)}, R. Rizal Isnanto, and Maman Somantri

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

^{*)}E-mail: zakabilfiqhi@gmail.com

Abstrak

Kebutuhan terhadap sistem pengenalan identitas secara otomatis yang handal dan dapat dipercaya semakin meningkat terutama untuk sistem keamanan pada era informasi sekarang ini. Sistem pengenalan bertujuan mengetahui identitas seseorang. Banyak orang memanfaatkan kekurangan sistem pengenalan konvensional untuk mendapat keuntungan individu. Oleh karena itu, dibutuhkan keamanan dalam teknologi biometrik untuk melindungi identitas seseorang. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sebuah program yang dapat mengenali perilaku manusia, yaitu tanda tangan. Sistem dilatih dengan memasukkan beberapa citra hasil pindai tanda tangan. Proses identifikasi ciri menggunakan PCA bertujuan menyederhanakan variabel yang diamati dengan cara menyusutkan dimensi citra tanda tangan. Proses pengenalan pemilik tanda tangan dilakukan menggunakan metode jaringan saraf tiruan perambatan balik sehingga didapat satu sistem yang dapat mengenali individu pemilik tanda tangan. Berdasarkan penelitian yang dilakukan, didapatkan hasil bahwa semakin banyak citra latih yang digunakan dalam membuat jaringan akan meningkatkan tingkat pengenalan jaringan terhadap citra uji. Semakin banyak jumlah komponen utama pada cuplikan citra juga akan meningkatkan tingkat pengenalan sistem. Di mana penggunaan sembilan citra latih dan 50 komponen utama untuk setiap individu menghasilkan tingkat pengenalan hingga 83,33%. Sedangkan hasil pengujian sistem dengan citra tanda tangan tiruan pada variasi jumlah data latih = 9 dan jumlah komponen utama = 50 menghasilkan pengenalan sebesar 15%.

Kata kunci: biometrik, jaringan saraf tiruan perambatan balik, PCA, tanda tangan.

Abstract

The need for automatically reliable and trustworthy identity recognition system increasing mainly for security systems in today's information age. Recognition system aims to find out the identity of a person. Many people utilize the shortcomings of conventional recognition system for individual profit. Therefore, security in biometric technology needed to protect a person's identity. This study aims to develop a program that can recognize human behavior, i.e. signatures. The system trained by incorporating multiple images scanned signature. The process of identification using PCA aims to simplify the characteristics observed variables by means of shrinking the dimensions of the image of the signature. The owner of the signature recognition process is done using the method of artificial neural network back propagation in order to get a system that can recognize individual owner's signature. Based on the research conducted, showed that the more training images are used in making the network will increase the recognition rate of the network to test images. The more the number of key components of footage image will also increase the recognition rate of the system. Where the use of nine training images and 50 principal components for each individual produces the recognition rate up to 83.33 %. While the results of testing the system with artificial signatures using the amount of training data = 9 and the number of principal components = 50 resulted in the introduction of 15%.

Keywords: biometric, signatures, PCA, back propagation neural network.

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi berlangsung sangat pesat pada zaman ini terutama di bidang teknologi elektro dan informasi. Setiap orang dituntut untuk dapat mengikuti perkembangan ini. Sistem yang manual atau secara analog

yang pada zaman sebelumnya banyak dipakai manusia mulai tergantikan dengan sistem yang lebih praktis yaitu sistem komputerisasi atau secara digital. Sistem pengenalan identitas manusia juga mengalami perkembangan. Identitas manusia pada masa lalu dikenali secara manual oleh manusia lain. Hal ini tentu akan

memakan waktu lama bila individu yang akan dikenali berjumlah banyak. Sistem biometrik modern memberikan solusi untuk mengenali identitas manusia melalui berbagai macam cara. Salah satu perilaku yang dapat dikenali melalui sistem biometrik adalah tanda tangan manusia.

Berdasarkan uraian di atas, pada tugas akhir ini dirancang sebuah sistem pengenalan tanda tangan menggunakan data dengan masukan citra berupa hasil pemindaian dari mesin scanner dengan beberapa kali contoh tanda tangan individu yang akan dikenali. Citra digital diproses melalui beberapa tahap untuk bisa mendapatkan karakteristik dari citra tanda tangan masukan tersebut sampai akhirnya sistem dapat memutuskan siapa pemilik citra tanda tangan masukan tersebut. Metode yang digunakan pada perangkat lunak ini adalah Analisis Komponen Utama (PCA) dan menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik.

Pengenalan tanda tangan dilakukan dengan membandingkan selisih nilai hasil pemrosesan dari citra masukan dengan ciri dari citra tanda tangan yang disimpan di basis data. Pemilihan citra yang sesuai ditentukan dengan selisih nilai terkecil pada setiap perbandingan masing-masing citra yang terdapat pada basis data. Jika nilai selisih terkecilnya dianggap terlalu besar dari nilai yang ditentukan, maka citra masukkan dikenali oleh sistem sebagai citra tanda tangan yang tidak atau belum disimpan di basis data.

Tugas akhir ini bertujuan untuk membuat suatu perangkat lunak yang dapat mengenali citra tanda tangan dengan menggunakan metode Analisis Komponen Utama (PCA) dan Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik.

Penulis membahas permasalahan dalam beberapa hal:

1. Metode pengolahan citra yang digunakan adalah Analisis Komponen Utama (PCA) dan Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik.
2. Citra yang digunakan sebagai masukan diambil menggunakan mesin pemindai citra dua dimensi (scanner).
3. Jumlah individu dalam penelitian ada tiga puluh orang dan citra yang diambil dari setiap individu adalah sembilan citra tanda tangan untuk pelatihan dan dua untuk pengujian.
4. Citra tanda tangan masukan merupakan citra dengan format BMP.
5. Sistem ini menggunakan bahasa pemrograman Matlab R2013a.

2. Metode

2.1 Sistem Biometrik

Biometrika menggunakan karakteristik unik dari bagian tubuh atau tingkah laku manusia dalam prosesnya. Biometrika menawarkan sistem pengenalan yang lebih

dapat dipercaya atau lebih handal. Biometrika tidak mungkin dilupakan, tidak mudah hilang, tidak dapat digunakan secara bersama-sama, dan sulit untuk diduplikasi. Kelebihan-kelebihan inilah yang menyebabkan biometrika banyak digunakan untuk sistem pengenalan seseorang secara otomatis baik untuk sistem identifikasi maupun verifikasi. Terdapat 10 biometrika yang umum dipakai untuk sistem biometrika, antara lain: sidik jari, selaput pelangi, wajah, suara, geometri tangan, telapak tangan, gigi, bentuk bibir, bentuk telinga dan tanda tangan^[15].

Teknologi biometrika memiliki tingkat kesulitan dan kerumitan yang jauh lebih tinggi dibanding teknologi tradisional. Pembuatan teknologi biometrika memerlukan perancangan perangkat keras (sensor) untuk akuisisi data, teknik analisis atau pengolahan sinyal (citra, video), pengenalan pola, komputasi cerdas, teknik pemrograman komputer dan beberapa kemampuan lainnya^[15].

2.2 Pengenalan Tanda Tangan

Tanda tangan merupakan salah satu biometrika yang memiliki karakteristik unik berupa perilaku manusia dalam muat goresan yang memiliki ciri^[6]. Tanda tangan menjadi sangat menarik untuk dikembangkan sebagai biometrika karena dapat diterima oleh masyarakat. Penggunaan tanda tangan dianggap tidak mengganggu kenyamanan manusia dalam proses identifikasi. Kenyamanan dalam pengambilan ciri dari manusia ini diharapkan menjadi solusi dari identifikasi manusia. Metode verifikasi statis dapat mengusahakan untuk mencari satu cara yang memungkinkan verifikasi dapat dilakukan dari keterbatasan-keterbatasan tersebut. Hal ini karena kenyataan yang ada pada masa sekarang, dalam kehidupan sehari-hari masih jauh lebih banyak dilakukan penggoresan tanda tangan pada media kertas, sehingga proses verifikasi statis lebih cocok digunakan dibanding proses verifikasi dinamis, seperti halnya pada dokumen-dokumen resmi pada dunia perbankan, surat-surat berharga dan lain sebagainya^[15].

2.3 Pengolahan Citra Digital

Secara harfiah, citra (image) adalah gambar pada bidang dwimatra (dua dimensi). Citra merupakan fungsi menerus (continue) dari intensitas cahaya pada bidang dwimatra ditinjau dari sudut pandang matematis. Sumber cahaya menerangi objek, objek memantulkan kembali sebagian dari berkas cahaya. Pantulan cahaya ini ditangkap oleh alat-alat optik, misalnya mata pada manusia, kamera, dan pemindai (scanner), sehingga bayangan objek yang disebut citra tersebut terekam. (Munir 2004:2)^[11].

Istilah pengolahan citra digital secara umum didefinisikan sebagai pemrosesan citra dua dimensi dengan komputer karena citra adalah gambar dua dimensi yang dihasilkan

dari gambar analog dua dimensi yang kontinu menjadi gambar diskrit melalui proses pencuplikan. Pencuplikan adalah proses untuk menentukan warna pada piksel tertentu pada citra dari sebuah gambar yang kontinu. Pada proses sampling biasanya dicari warna rata-rata dari gambar analog yang kemudian dibulatkan. Proses sampling sering juga disebut proses digitisasi. Gambar 1 menunjukkan representasi citra dalam bentuk matriks^[5].

$f(1,1)$	$f(2,1)$...	$f(M,1)$
$f(1,2)$	$f(2,2)$...	$f(M,2)$
\vdots	\vdots	\ddots	\vdots
$f(1,N)$	$f(2,N)$...	$f(M,N)$

Gambar 1. Representasi citra dalam bentuk matriks

Format data citra digital berhubungan erat dengan warna. Pada kebanyakan kasus, terutama untuk keperluan penampilan secara visual, nilai data digital merepresentasikan warna dari citra yang diolah. Format citra digital yang banyak dipakai adalah citra biner (monokrom), citra aras keabuan (grayscale), citra warna (true color), dan citra warna berindeks^[4].

2.4 Interpolasi dan Kuantisasi Citra

Penggunaan teknik interpolasi ini pada pembesaran citra merupakan proses pengulangan elemen gambar, sedangkan pada pengecilan citra merupakan proses sampling berjarak. Pada proses pembesaran citra dengan skala besar, metode ini akan menghasilkan gambar yang bertampak blok-blok atau kumpulan-kumpulan pixel dengan intensitas sama. Hal tersebut disebabkan karena tidak adanya proses penghalusan^[12].

Metode interpolasi bilinear digunakan pada proses registrasi dan menggunakan dua persamaan linier, pendekatannya juga lebih halus dibandingkan dengan metode tetangga terdekat, di mana proses interpolasi dilakukan dengan memperhitungkan pengaruh distribusi tingkat keabuan piksel-piksel tetangga yang digunakan pada proses interpolasi berbanding terbalik dengan jaraknya ke pixel yang diinterpolasi^[12].

Kuantisasi citra adalah suatu cara pemampatan citra dengan jumlah derajat keabuan, misalnya dari 256 menjadi 16, yang tentu saja mengurangi jumlah bit yang dibutuhkan untuk mewakili citra.

2.5 Analisis Komponen Utama

Analisis komponen utama (principal component analysis/PCA) adalah teknik yang digunakan untuk

menyederhanakan suatu data, dengan cara mengalihragam data secara linier sehingga terbentuk sistem koordinat baru dengan varians maksimum. Analisis komponen utama dapat digunakan untuk mereduksi dimensi suatu data tanpa mengurangi karakteristik data tersebut secara signifikan. Analisis komponen utama juga sering digunakan untuk menghindari masalah multikolinearitas antar peubah bebas dalam model regresi berganda^[16].

Sebuah citra berukuran $N \times N$, $I(x, y)$ adalah matriks dua dimensi berukuran $N \times N$ yang berisi nilai-nilai intensitas berukuran 8 bit. Setiap pasang x dan y menunjukkan posisi di citra tanda tangan tersebut. Citra tersebut akan diproses dalam proses pencarian nilai eigen, matriks tersebut direpresentasikan dalam bentuk sebuah vektor berukuran N^2 dengan elemen-elemennya dengan elemen dari matriks sebelumnya dengan setiap elemen barisnya disusun berurutan.

Proses menemukan nilai eigen dan vektor eigen dari sebuah basis data citra, hal penting pertama yang harus dilakukan adalah menentukan vektor rata-rata, vektor deviasi, dan matriks kovarian untuk database tersebut. Tahapan yang harus dilakukan untuk melakukan perhitungan adalah sebagai berikut:

Langkah pertama adalah membuat suatu himpunan S yang terdiri dari citra-citra tanda tangan dalam basis data tersebut.

$$S = \{T_1, T_2, T_3, \dots, T_M\} \tag{2.1}$$

Setiap T_n adalah sebuah vektor (kolom) berdimensi N^2 . Nilai M adalah jumlah citra tanda tangan dalam basis data.

Langkah kedua adalah mendapatkan vektor rata-rata (mean) dengan rumus:

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M T_n \tag{2.2}$$

Langkah ketiga adalah mencari selisih (Φ) antara citra di dalam basis data (T_n) dengan nilai tengah (Ψ).

$$\Phi_n = T_n - \Psi \tag{2.3}$$

Langkah keempat adalah menghitung nilai matriks kovarian (C) karena secara matematis komponen utama dari suatu data adalah vektor eigen dari matriks kovarian. Analisis Komponen Utama (PCA) akan mencari sekumpulan vektor yang menggambarkan secara signifikan sebuah variasi data:

$$C = A \cdot A^T \tag{2.4}$$

$$L = A^T \cdot A \tag{2.5}$$

$$L = \Phi_m^T \Phi_n \tag{2.6}$$

Langkah kelima menghitung nilai eigen (λ) dan vektor eigen (v) dari matriks kovarian (C).

$$C \times v_i = \lambda_i \times v_i \tag{2.7}$$

Langkah keenam, setelah vektor eigen (v) diperoleh, maka eigen dari tanda tangan (μ) dapat dicari dengan:

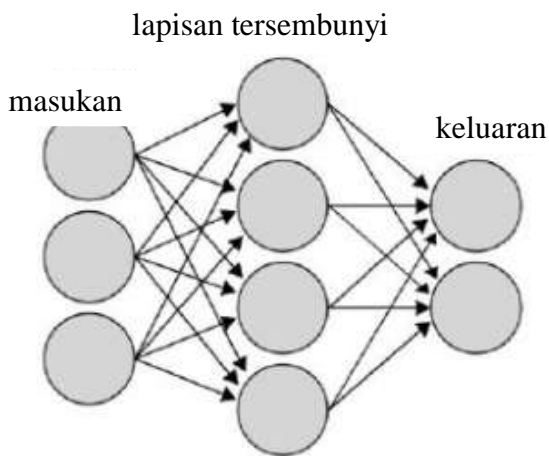
$$\mu_i = \sum_{k=1}^M v_{ik} \phi_k \quad (2.8)$$

$i = 1, \dots, M$

Eigen dari citra tanda tangan yang mempunyai nilai eigen nol tidak perlu digunakan karena vektor tersebut tidak memberikan efek apa-apa. Oleh karena itu dimensi citra dapat dikurangi dan mempercepat proses perhitungan. Jika diinginkan proses perhitungan yang lebih cepat lagi, bisa dilakukan dengan menghilangkan nilai eigen dan vektor eigen yang memberikan kontribusi kecil [7][21].

2.6 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan merupakan salah satu representasi buatan yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan saraf biologi. Istilah buatan disini digunakan karena jaringan saraf ini diimplementasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran. Jaringan Saraf Tiruan (Artificial Neural Network) merupakan suatu sistem pengolahan informasi secara komputasi yang memiliki kemampuan untuk menirukan jaringan neuron biologis manusia. Arsitektur sederhana jaringan saraf tiruan ditunjukkan Gambar 2

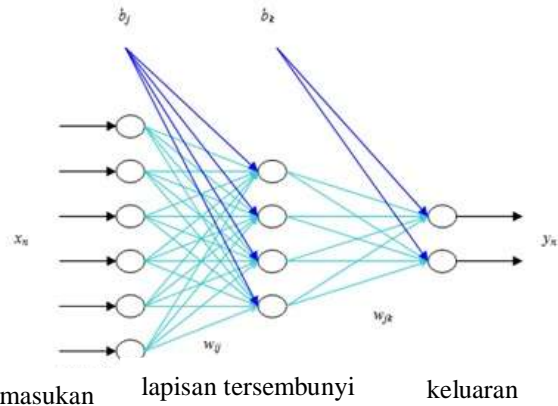


Gambar 3 Arsitektur sederhana jaringan saraf tiruan

2.6.1 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik

Arsitektur jaringan saraf tiruan perambatan balik terdiri dari beberapa lapisan, yaitu lapisan masukan, lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran. Masing-masing neuron dalam tiap lapisan saling terhubung dengan lapisan di atasnya. Neuron-neuron pada lapisan masukan terhubung dengan neuron-neuron pada lapisan tersembunyi melalui sinapsis yang disebut bobot, begitu juga pada lapisan tersembunyi neuron-neuronnya terhubung melalui sinapsis dengan neuron-neuron pada lapisan keluaran [14].

Terdapat masing-masing 1 buah bias pada lapisan masukan dan lapisan tersembunyi yang bernilai = 1. Arsitektur Jaringan saraf tiruan perambatan balik dapat dilihat pada Gambar 3



Gambar 3 Arsitektur jaringan saraf tiruan perambatan balik

2.6.2 Algoritma Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik

Algoritma pembelajaran perambatan balik secara umum adalah sebagai berikut [7].

Langkah 1: Inisialisasi nilai bobot

Pada langkah ini, nilai bobot pada tiap-tiap lapisan diinisialisasikan ke dalam sembarang nilai yang kecil.

Langkah 2: Hitung semua keluaran di unit tersembunyi z_j ($j=1, 2, \dots, p$)

Untuk mendapatkan nilai lapisan keluaran, perhitungan dilakukan dari lapisan ke lapisan. Tahap ini disebut juga dengan tahap umpan maju.

Keluaran pada unit lapisan tersembunyi adalah:

$$z_{net_j} = v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji} \quad (2.13)$$

$$z_j = f(z_{net_j}) \quad (2.14)$$

dengan $f(z_{net})$ merupakan fungsi aktivasi.

Keluaran pada unit lapisan keluaran adalah y_k ($k=1, 2, \dots, m$).

$$y_{net_k} = w_{k0} + \sum_{j=1}^p z_j w_{kj} \quad (2.15)$$

$$y_k = f(y_{net_k}) \quad (2.16)$$

dengan $f(y_{net})$ merupakan fungsi aktivasi.

Langkah 3: Hitung perubahan pada bobot

Untuk menghitung perubahan bobot, vektor keluaran pada tiap-tiap lapisan dibandingkan dengan nilai keluaran yang diharapkan atau vektor target.

Tahap ini disebut juga dengan tahap mundur.

Pada lapisan keluaran perhitungan faktor δ unit keluaran berdasarkan kesalahan di setiap unit keluaran y_k ($k=1, 2, \dots, m$).

$$\delta_k = (t_k - y_k) \cdot y_k \cdot (1 - y_k) \quad (2.17)$$

Perhitungan suku perubahan bobot w_{kj} (yang akan dipakai nanti untuk mengubah bobot w_{kj}) dengan laju pembelajaran dan $k = 1, 2, \dots, m$; $j = 0, 1, \dots, p$)

$$\Delta w_{kj} = \alpha \cdot \delta_k \cdot z_j \quad (2.18)$$

Pada lapisan tersembunyi perhitungan faktor unit tersembunyi berdasarkan kesalahan di setiap unit tersembunyi z_j ($j = 1, 2, \dots, p$).

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{kj} \quad (2.19)$$

$$\delta_j = \delta_{net_j} \cdot z_j \cdot (1 - z_j) \quad (2.20)$$

Perhitungan suku perubahan bobot v_{ji} (yang akan dipakai untuk mengubah bobot v_{ji}) dengan laju pembelajaran dan $j = 1, 2, \dots, p$; $i = 0, 1, \dots, n$.

$$\Delta v_{ji} = \alpha \cdot \delta_j \cdot x_i \quad (2.21)$$

Langkah 4 : Perubahan nilai bobot

Perubahan bobot yang menuju unit keluaran dengan $k = 1, 2, \dots, m$ dan $j = 0, 1, \dots, p$:

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj} \quad (2.22)$$

dengan w_{kj} (baru) merepresentasikan nilai dari bobot pada iterasi ke-(n+1) dan w_{kj} (lama) merepresentasikan nilai bobot pada iterasi ke-n.

Perubahan bobot yang menuju unit tersembunyi dengan $j = 1, 2, \dots, p$; $i = 0, 1, \dots, n$:

$$v_{ji}(\text{baru}) = v_{ji}(\text{lama}) + \Delta v_{ji} \quad (2.23)$$

dengan v_{ji} (baru) merepresentasikan nilai dari bobot pada iterasi ke-(n+1) dan v_{ji} (lama) merepresentasikan nilai bobot pada iterasi ke-n.

3. Hasil dan Analisa

3.1 Pengujian Pengaruh Jumlah Citra Latih

Pengujian variasi citra latih dilakukan untuk mengetahui pengaruh banyaknya jumlah citra latih terhadap persentase keberhasilan pengenalan. Pengujian ini menunjukkan jaringan dengan penggunaan jumlah citra latih yang paling optimal. Hasil pengenalan dengan variasi citra latih ditunjukkan tabel 1.

Tabel 1 Hasil evaluasi pengujian sistem dengan variasi citra latih

No	Jumlah Citra Latih	Waktu Pembelajaran (detik)	Tingkat Pengenalan
1	3	35	56,67%
2	5	86	66,67%
3	7	131	71,67%
4	9	135	83,33%

Penggunaan tiga citra latih untuk setiap individu menghasilkan persentase tingkat pengenalan yang paling rendah di antara percobaan lain yaitu 56,67%. Berdasarkan penelitian yang dilakukan, penambahan citra latih untuk setiap individu meningkatkan persentase tingkat pengenalan. Persentase tingkat pengenalan optimal ditunjukkan penggunaan sembilan citra latih untuk setiap individu. Penggunaan tiga citra latih

memerlukan waktu 35 detik. Penambahan citra latih untuk tiap individu juga menambah waktu pelatihan yang dibutuhkan oleh sistem. Penggunaan sembilan citra latih menghasilkan tingkat pengenalan yang optimal, tapi juga membutuhkan waktu pelatihan yang paling lama yaitu 135 detik. Percobaan variasi data latih menunjukkan jumlah data latih yang digunakan untuk membangun jaringan berpengaruh terhadap tingkat pengenalan sistem, tetapi waktu pelatihan yang dibutuhkan sistem juga semakin lama.

3.2 Pengujian Pengaruh Jumlah Komponen Utama

Pengujian variasi komponen utama dilakukan untuk mengetahui pengaruh banyaknya jumlah citra latih terhadap persentase keberhasilan pengenalan. Pengujian ini menunjukkan jaringan dengan penggunaan jumlah komponen utama yang paling optimal. Hasil pengenalan dengan variasi citra latih ditunjukkan tabel 2.

Tabel 2 Hasil evaluasi pengujian sistem dengan variasi komponen utama

No	Jumlah Komponen Utama	Waktu Pembelajaran (detik)	Tingkat Pengenalan
1	10	4830	21,67 %
2	20	121	31,67 %
3	30	143	43,33 %
4	40	212	55 %
5	50	135	83,33 %

Pengurangan jumlah komponen utama untuk setiap cuplikan citra belum tentu mengurangi waktu pelatihan yang dibutuhkan oleh sistem. Hal ini ditunjukkan pada pengujian dengan 40 dan 10 komponen utama yang memerlukan waktu pelatihan lebih lama yaitu 212 detik untuk 40 komponen utama dan 4830 untuk 10 komponen utama. Penggunaan 50 komponen utama menghasilkan tingkat pengenalan yang optimal dan tidak memerlukan waktu yang relatif lama dibandingkan bila menggunakan variasi jumlah komponen utama yang lain.

Percobaan variasi komponen utama menunjukkan jumlah komponen utama yang digunakan untuk membangun jaringan berpengaruh terhadap tingkat pengenalan sistem. Namun waktu pelatihan yang dibutuhkan sistem yang menggunakan lebih banyak komponen utama belum tentu semakin lama.

3.3 Pengujian Pengaruh Kemiripan Ciri

Pengujian variasi komponen utama dilakukan untuk mengetahui pengaruh besarnya nilai ambang kemiripan ciri terhadap persentase keberhasilan pengenalan. Hasil pengenalan dengan variasi kemiripan ciri ditunjukkan tabel 3.

Tabel 3 Hasil evaluasi pengujian sistem dengan variasi kemiripan ciri

No	Nilai Ambang Kemiripan	Tingkat Pengenalan
1	0,6	83,33%
2	0,7	83,33%
3	0,8	83,33%
4	0,9	81,67%

Nilai ambang 0,6 memiliki tingkat pengenalan sebesar 83,33%. Nilai ambang 0,7 memiliki tingkat pengenalan sebesar 83,33%. Nilai ambang 0,8 memiliki tingkat pengenalan sebesar 83,33%. Nilai ambang kemiripan 0,9 memiliki tingkat pengenalan sebesar 81,67%. Pada nilai ambang 0,6; 0,7; dan 0,8 memiliki tingkat pengenalan yang sama yaitu 83,33%. Namun tingkat pengenalan menurun pada nilai ambang kemiripan 0,9 menjadi sebesar 81,67%. Hal ini menunjukkan nilai ambang maksimal yang dapat digunakan sehingga menghasilkan tingkat pengenalan tertinggi adalah nilai ambang 0,8=80%.

3.4 Pengujian Citra Tanda Tangan Tiruan

Citra tanda tangan tiruan adalah citra yang dibuat oleh individu lain yang bukan pemilik tanda tangan yang mencoba meniru tanda tangan individu dalam basis data. Hasil pengenalan dengan variasi kemiripan ciri ditunjukkan tabel 4.

Tabel 4 Hasil pengujian sistem terhadap citra tanda tangan tiruan

No	Nama Individu	Citra Uji	Proses Pengenalan
1	Bagus Satriyo	1	gagal
		2	berhasil
2	Chandra Yogatama	1	gagal
		2	gagal
3	Cintamy Fitriyani	1	berhasil
		2	gagal
4	Eka Yanindra	1	gagal
		2	gagal
5	Hadyan Setiawan	1	gagal
		2	berhasil
6	Jefri Yandika	1	gagal
		2	gagal
7	Latifah Alfath	1	gagal
		2	gagal
8	Sandra Aditya	1	gagal
		2	gagal
9	Mukharom Edisuryana	1	gagal
		2	gagal
10	Wisna Dwi A	1	gagal
		2	gagal

Berdasarkan perhitungan di atas, sistem menunjukkan hanya mengenali citra tanda tangan tiruan sebesar 15%. Sistem hanya mengenali tiga citra sebagai individu yang benar dari 20 citra tanda tangan tiruan yang diujikan.

4. Kesimpulan

Proses Pelatihan Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan menambah cuplikan citra latih untuk tiap individu dapat menambah presentasi pengenalan sistem. Namun hal ini memiliki konsekuensi yaitu waktu pelatihan yang dibutuhkan menjadi semakin lama.

Proses Pelatihan Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan mengurangi jumlah komponen utama pada setiap cuplikan citra latih akan mengurangi keakuratan tingkat pengenalan sistem. Namun waktu pelatihan yang dibutuhkan belum tentu semakin singkat yang ditunjukkan pada pengujian dengan 40 dan 10 komponen utama.

Hasil pengujian sistem dengan variasi jumlah data latih menghasilkan tingkat pengenalan tertinggi sebesar 83,33% pada variasi jumlah data latih = 9, dan terendah sebesar 56,67% pada variasi jumlah data latih = 3.

Hasil pengujian sistem dengan variasi jumlah komponen utama pada setiap cuplikan citra menghasilkan tingkat pengenalan tertinggi sebesar 83,33% pada variasi jumlah komponen utama = 50, dan terendah sebesar 21,67% pada variasi jumlah data latih=10.

Hasil pengujian sistem dengan citra tanda tangan tiruan menghasilkan pengenalan sebesar 15% pada variasi jumlah data latih = 9 dan jumlah komponen utama=50. Adapun saran yang dapat diberikan adalah 1. Pada penelitian lanjutan dapat menggunakan metode ekstraksi ciri yang lain untuk mengambil ciri dari citra seperti deteksi tepi, GLCM, alihragam gelombang singkat (wavelet transform), dan sebagainya.

Pada penelitian lanjutan dapat menggunakan metode pengenalan yang lain untuk mengenali citra uji seperti metode jarak euclidian, metode pola bujur terlokalisasi dan sebagainya.

Pada penelitian lanjutan dapat menggunakan data goresan dengan sistem waktu nyata (realtime) sehingga dapat memberikan data waktu penggoresan tanda tangan.

Referensi

- [1]. Abiyanto, A., *Pengenalan Gigi Menggunakan Analisis Komponen Utama (Principal Components Analysis)*, Skripsi S-1, Universitas Diponegoro, Semarang, 2011.
- [2]. Achmad, B., K. Firdausy, *Teknik Pengolahan Citra Menggunakan Delphi*, Yogyakarta, Ardi Publishing, 2005.
- [3]. Ahmad, U., *Pengolahan Citra Digital & Teknik Pemrogramannya, Graha Ilmu*, Yogyakarta, 2005.
- [4]. Bamukrah, J. Faruq, *Pengertian Pengolahan Citra (Image Processing)*. Universitas Gunadarma, 2010.

- [5]. Bertua, F., *Sistem Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Principal Components Analysis (PCA) Dan Jaringan Syaraf Tiruan*, Skripsi S-1, Universitas Diponegoro, Semarang, 2013.
- [6]. Buana, D.K.W., *Identifikasi Tanda-Tangan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Perambatan-Balik (Backpropagation)*, Skripsi S-1, Universitas Diponegoro, Semarang, 2008.
- [7]. Dewi, E.M., *Sistem pengenalan Citra Wajah dengan Image Processing*. Universitas Airlangga, 2012.
- [8]. Fatta, H.A., *Konversi Format Citra RGB ke Format Grayscale Menggunakan Visual Basic*. STMIK AMIKOM Yogyakarta. 2007.
- [9]. Hlavac, V., *Principal Component Analysis Application to images*, Czech Technical University, 2011.
- [10]. Jong, J. S., *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*, Andi Offset, Yogyakarta, 2005.
- [11]. Munir, R., *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*, Informatika, Bandung, 2004.
- [12]. Murni, A., *Pengantar Pengolahan Citra*. Jakarta, Gramedia kerjasama dengan UI Press, 1992.
- [13]. Pourshahabi, M.R., dkk, *Offline Handwritten Signature Identification and Verification Using Contourlet Transform*, International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition.2009.
- [14]. Puspitasari, D.E., *Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Principal Component Analysis (Pca) Untuk Aplikasi Sistem Keamanan Rumah*, Skripsi S-1, Universitas Diponegoro, Semarang, 2012.
- [15]. Putra, D., *Sistem Biometrika – Konsep Dasar, Teknik Analisis Citra, dan Tahapan Membangun Aplikasi Sistem Biometrika*, ANDI, Yogyakarta, 2009.
- [16]. Shlens, J., *A Tutorial on Principal Component Analysis*, Center for Neural Science, New York University, 2009.
- [17]. Sitorus, Melvin B.H., *Experimental Study About Impact of Microscope Utilisation on Photoelasticity Methods to Improve Counting of Fringe Order on the Loading Zone*. Surabaya, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2011.
- [18]. Suhendra, A. *Catatan Kuliah Pengantar Pengolahan Citra*. <http://ml.scribd.com/doc/39311066/Catatan-Kuliah-Pengantar-Pengolahan-Citra>. (diakses tanggal 31 Juli 2013).
- [19]. Sunaryo, *Enkripsi Data Hasil Analisis Komponen Utama (PCA) Atas Citra Iris Mata Menggunakan Algoritma Md5*, Skripsi S-1, Universitas Diponegoro, Semarang, 2011.
- [20]. Vidyaningrum, E., Prihandoko. *Human Face Detection Using Eigenface Method for Various Pose of Human Face*. Universitas Gunadarma, 2009.
- [21]. Widiyanto, N., *Perancangan Sistem Pengenalan Citra Wajah Manusia Dengan Metode Eigenface*. Institut Teknologi Bandung. 2007.
- [22]. Yuhefizar. 2010. <http://blog.ephi.web.id/?p=1274>. (diakses tanggal 31 Juli 2013).
- [23]. _____. <http://www.mathworks.com/>. (diakses tanggal 31 Juli 2013).