

IDENTIFIKASI TANDA-TANGAN MENGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN PERAMBATAN-BALIK (*BACKPROPAGATION*)

Achmad Hidayatno, R. Rizal Isnanto, Dian Kurnia Widya Buana
Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik
Universitas Diponegoro, Semarang
Jl. Prof. Sudarto, S.H., Tembalang, Semarang 50275
E-mail: rizal_isnanto@yahoo.com; rizal@elektro.ft.undip.ac.id

Abstract

Human signature identification is a process for identifying and obtaining a person who has the signature. Signature identification technology includes in biometrics system which uses a behavioral human nature characteristics. For the time being, there are many signature forgeries which are generally make a harm for people who have the signatures. Signature forgery occurs easily for which a system which can assist to identify a person's signature is required.

Identification system which will be implemented uses Backpropagation Neural Network model and is supported by Delphi programming language. In order to identify a signature, image of signature firstly needs a preprocessing and features extraction. In the preprocessing, there are three stages which have to be performed, there are: converting the grayscale image, contrasting the image, and edge detection of the image. Features extraction process is performed by segmenting the image in the form of rows and columns which has a purpose to get a significant feature information of the image of signature, as well as to get a data value which will be an input for neural network. Neural network training is performed to get an accurate classification from trained data input of signatures. A signature can be identified when the signature is comprised in one of classes which formed of training process.

The research uses 150 images of signatures which consist of 10 responders for database for which it requires 10 data from each responder and 5 responders from outer side of database for which it requires 5 data from each responder. Conclusions of the research are that the application system has a 95% percentage of success level for identifying the signatures from the testing of trained data, while it has only 88% percentage of success level from the testing of outer side of database.

Keywords: Signature identification, biometrics, feature extraction, backpropagation neural network.

PENDAHULUAN

Identifikasi merupakan proses yang penting untuk mengenali dan membedakan sesuatu hal dengan hal lainnya, hal ini dapat berupa hewan, tumbuhan, maupun manusia. Identifikasi ini dilakukan dengan mengenali ciri khas yang dimiliki sesuatu hal tersebut. Pengembangan dari metode dasar identifikasi dengan menggunakan karakteristik alami manusia sebagai basisnya kemudian dikenal sebagai biometrik.

Biometrik mencakup karakteristik fisiologis dan karakteristik perilaku. Karakteristik fisiologis adalah ciri fisik yang relatif stabil seperti sidik jari, siluet tangan, ciri khas wajah, pola iris, atau retina mata. Sedangkan karakteristik perilaku, seperti tanda tangan, pola ucapan, atau ritme mengetik, selain memiliki basis fisiologis yang relatif stabil, juga dipengaruhi kondisi psikologis yang mudah berubah.

Saat ini, tanda tangan banyak digunakan sebagai sistem identifikasi untuk mengenali seseorang. Pada umumnya, untuk mengidentifikasi tanda tangan masih

dilakukan secara manual yaitu dengan mencocokkan tanda tangan pada waktu transaksi dengan tanda tangan yang sah. Tekstur citra tanda tangan yang unik pada setiap orang dapat dianalisis untuk diidentifikasi. Oleh karena itu, diperlukan sebuah sistem yang mampu menganalisa karakteristik tanda tangan sehingga mempermudah dalam mengidentifikasi tanda tangan seseorang. Dengan menggunakan jaringan saraf tiruan metode perambatan-balik (*backpropagation*) dapat dibuat sebuah sistem yang mampu menganalisis dan mengidentifikasi tanda tangan seseorang.

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan melakukan implementasi perangkat lunak yang berfungsi untuk mengidentifikasi tanda tangan menggunakan jaringan saraf tiruan perambatan-balik.

PENGENALAN TANDA-TANGAN Sistem Biometrik dan Tanda-tangan

Biometrik merupakan pengembangan dari metode dasar identifikasi dengan menggunakan karakteristik alami manusia

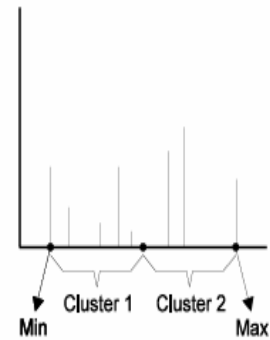
sebagai basisnya. Pada Penelitian ini, karakteristik yang dibahas adalah pola tanda-tangan. Hal ini disebabkan karena tanda-tangan memiliki tingkat akurasi untuk identifikasi yang cukup tinggi. Perbandingan tingkat akurasi teknologi biometrik dengan mengacu perbandingan antara kesalahan proses identifikasi dengan ketepatan proses identifikasi dalam kondisi yang acak dapat dilihat pada Tabel 1.

TABEL 1 PERBANDINGAN KEAKURATAN TEKNOLOGI BIOMETRIK

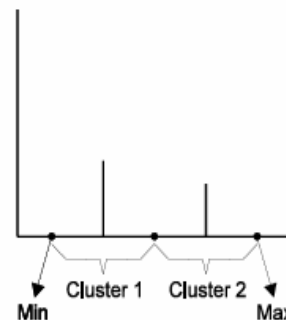
Biometrik	Tingkat Akurasi
Pemayaran retina	1 : 10.000.000
Pemayaran iris	1 : 131.000
Pola Sidik Jari	1 : 500
Geometri Tangan	1 : 500
Dinamika tanda tangan	1 : 50
Dinamika Suara	1 : 50

Segmentasi Citra

Segmentasi dilakukan untuk memilih dan memisahkan objek dari citra secara keseluruhan. Objek tersebut merupakan bagian dari citra yang akan diolah atau dianalisis. Salah satu teknik segmentasi berdasarkan intensitas warna adalah metode klasterisasi rerata (*mean clustering*). Pada klastering rerata, dilakukan pembagian gambar dengan membagi histogram citra. Pertama-tama mencari intensitas maksimum dan minimum yang dipergunakan dalam citra. Dari intensitas minimum ke maksimum, dilakukan pembagian sejumlah N klaster (kelompok). Misalnya pembagian citra histogram menjadi dua klaster (N=2), hal ini dapat dilihat pada Gambar 1. N ini menentukan jumlah obyek yang diharapkan ada pada gambar. Setelah dilakukan pembagian, histogram akan terbagi menjadi bagian-bagian yang dinamakan klaster (kelompok). Kemudian pada gambar dilakukan penelusuran untuk seluruh titik. Setiap titik akan digolongkan ke klaster yang terdekat sehingga hasil akhir dari proses ini ialah, jumlah warna pada gambar menjadi N. Proses terakhir ialah mencari hasil rerata (*mean*) dari seluruh titik pada setiap klaster, kemudian mengganti warna seluruh titik didalam grup-grup tersebut dengan rata-rata dari grup masing-masing. Hasil pembagian dari proses klasterisasi, seluruh titik pada setiap klaster diganti dengan rerata klaster sehingga menghasilkan gambar dengan 2 warna. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 1 Pembagian 2 Cluster (N=2)



Gambar 2 Hasil Clustering dengan 2 warna

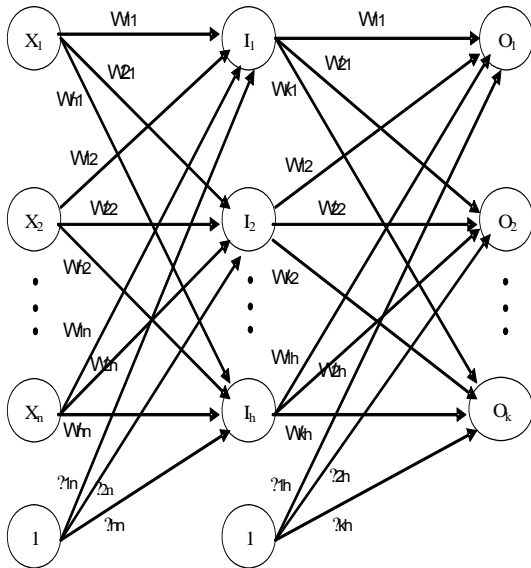
Ekstraksi Ciri

Setelah citra mengalami tahap segmentasi, tahap selanjutnya adalah melakukan ekstraksi ciri-ciri tertentu pada citra. Pada tahap ini, citra dibagi-bagi menjadi beberapa baris M dan kolom N . Setiap kotak dilakukan pemayaran piksel untuk menentukan piksel dengan nilai intensitas rendah yang ada didalamnya. Dalam hal ini, intensitas rendah identik dengan warna gelap, misal hitam. Apabila kotak tersebut bernilai intensitas rendah (hitam) maka kotak akan bernilai 1, sedangkan apabila bernilai intensitas tinggi (putih) maka kotak akan bernilai 0. Data yang disimpan dalam bentuk matriks $M \times N$ sebagai masukan data untuk diproses melalui jaringan saraf tiruan perambatan balik. Gambar 3 menunjukkan proses ekstraksi ciri citra tanda-tangan dengan menghasilkan keluaran berupa data biner (0,1) yang akan digunakan sebagai masukan pada jaringan saraf tiruan perambatan-balik.



Gambar 3 Proses ekstraksi ciri Jaringan Saraf Tiruan Perambatan-Balik (Backpropagation)

Arsitektur perambatan balik diperlihatkan pada Gambar 4 dimana jaringan memiliki satu lapis tersembunyi (*hidden*), meskipun pada dasarnya perambatan balik dapat memiliki lebih dari satu lapis tersembunyi sesuai kebutuhan sistem. Jumlah simpul terhubung pada lapis masukan dan lapis keluaran ditentukan dari jumlah pola-pola masukan dan pola-pola keluaran.



Gambar 4 Arsitektur JST Perambatan-Balik (Backpropagation)

Algoritma umpan maju diuraikan dalam langkah-langkah atau alur prosedur sebagai berikut :

1. Setiap unit masukan ($X_n, n = 1, \dots, n$) menerima sinyal-sinyal masukan x_n dan mengirimkan sinyal-sinyal ini ke unit-unit selanjutnya (unit-unit tersembunyi).
2. Setiap unit tersembunyi ($I_h, h = 1, \dots, h$) menjumlahkan sinyal-sinyal terbobotnya:

$$i_in_h = \theta_{hm} + \sum_n x_n w_{hn}$$

Kemudian menerapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluarannya :
 $I_h = f$

(i_in_h)

lalu mengirimkannya pada semua unit lapis lapis keluaran.

3. Setiap unit keluaran ($O_k, k = 1, \dots, k$) menjumlahkan sinyal masukan terbobotnya:

$$o_in_k = \theta_{kh} + \sum_h i_h w_{kh}$$

Kemudian menerapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluarannya :

$$o_k = f(o_in_k)$$

Setelah sinyal keluaran didapatkan maka dimulai tahapan prosedur penghitungan kesalahan dan selanjutnya perambatan balik nilai kesalahan ke lapis tersembunyi lalu ke lapis keluaran sebagaimana dijelaskan dalam langkah – langkah berikut :

4. Pada setiap unit keluaran ($O_k, k = 1, \dots, k$) menerima sebuah pola keluaran target yang berhubungan dengan pola masukan pelatihan, untuk menghitung informasi kesalahannya,

$$\delta_k = (t_k - o_k) f'(o_k)$$

Lalu menghitung besar koreksi bobotnya (untuk memperbaiki w_{kh}) :

$$\Delta w_{kh} = \eta \delta_k I_h$$

Selanjutnya menghitung besar koreksi biasnya (yang akan digunakan untuk memperbaiki θ_{kh})

$$\Delta \theta_{kh} = \eta \delta_k$$

dan mengirimkan δ_k ke unit-unit lapis tersembunyi.

5. Pada setiap unit tersembunyi ($I_h, h = 1, \dots, h$) jumlahkan masukan deltanya (dari unit-unit lapis keluaran):

$$\delta_in_h = \sum_k \delta_k w_{kh}$$

Kemudian hasil ini akan digunakan untuk menghitung besar informasi informasi kesalahannya,

$$\delta_h = \delta_in_h f'(i_h)$$

Lalu menghitung besar koreksi bobotnya (untuk memperbaiki w_{hn}),

$$\Delta w_{hn} = \eta \delta_h X_n$$

Dan menghitung koreksi biasnya (untuk memperbaiki θ_{hn}),

$$\Delta \theta_{hn} = \eta \delta_h$$

Prosedur selanjutnya adalah proses perbaikan bobot dan bias dari unit input dan unit tersembunyi, diuraikan dalam langkah-langkah berikut :

6. Masing-masing unit keluaran $O_k, (k = 1, \dots, k)$ diperbaiki bobot dan biasnya :

$$w_{kh} (baru) = w_{kh} (lama) + \Delta w_{kh}$$

$$\theta_{kh} (baru) = \theta_{kh} (lama) + \Delta \theta_{kh}$$

7. Masing-masing unit tersembunyi ($I_h, h = 1, \dots, h$) diperbaiki bobot dan biasnya :

$$w_{hn} (baru) = w_{hn} (lama) + \Delta w_{hn}$$

$$\theta_{hn} (baru) = \theta_{hn} (lama) + \Delta \theta_{hn}$$

8. Proses berhenti pada saat koreksi kesalahan mencapai minimum.

Konvergensi akan lebih cepat dicapai bila menggunakan penambahan metode momentum untuk perbaikan bobot. Dalam metode momentum, perbaikan bobot sebelumnya harus disimpan karena perubahan bobot baru didasari oleh bobot sebelumnya. Perumusan bobot unit keluaran perambatan balik dengan momentum terlihat dalam persamaan berikut :

$$w_{kh}(t + 1) = w_{kh}(t) + \eta \delta_k i_h + \alpha [w_{kh}(t) - w_{kh}(t - 1)]$$

atau,

$$\Delta w_{kh}(t + 1) = \eta \delta_k i_h + \alpha \Delta w_{kh}(t)$$

dan perbaikan pada unit tersembunyi :

$$w_{hn}(t + 1) = w_{hn}(t) + \eta \delta_n x_n + \alpha [w_{hn}(t) - w_{hn}(t - 1)]$$

atau,

$$\Delta w_{hn}(t + 1) = \eta \delta_n x_n + \alpha \Delta w_{hn}(t)$$

Langkah 6 dan langkah 7 sebelumnya diubah dengan persamaan dengan momentum sehingga prosedur standar perbaikan bobot perambatan balik, menjadi perambatan balik dengan momentum yang hasil iterasi pelatihannya akan lebih cepat.

PERANCANGAN PERANGKAT LUNAK

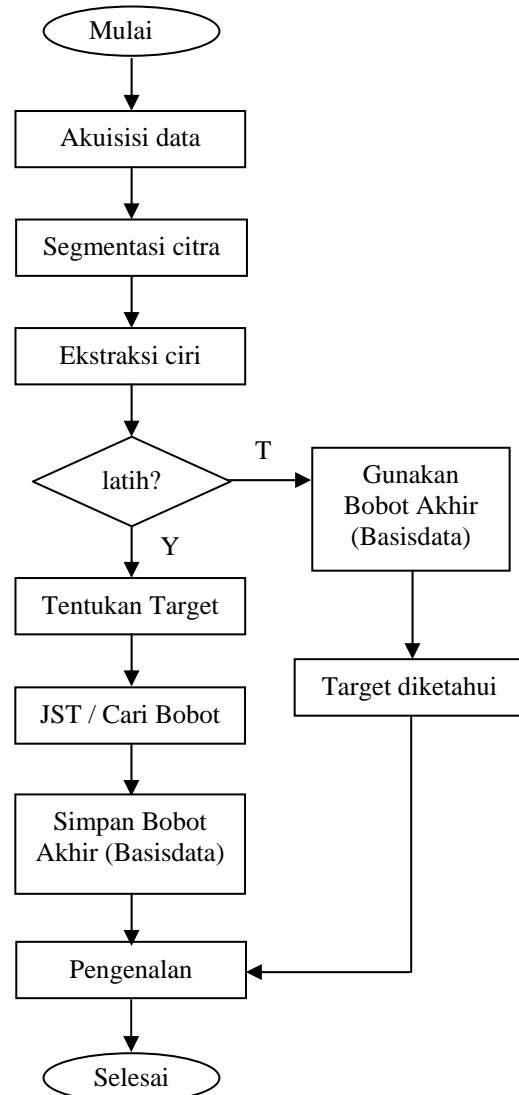
Perangkat lunak yang dibuat bertujuan untuk mengenali pola suatu citra tanda tangan manusia agar dapat dikenali pemiliknya. Diagram alir untuk proses di atas bisa dilihat pada Gambar 5. Tahapan proses pengenalan tanda-tangan adalah akuisisi data citra tanda-tangan sebagai masukan, segmentasi menggunakan mean clustering, ekstraksi ciri, dan pelatihan dengan JST perambatan-balik.

PENGUJIAN DAN ANALISIS SISTEM

Pengujian dilakukan untuk mengetahui pengaruh jumlah simpul pada lapis tersembunyi, laju pembelajaran, dan momentum terhadap kinerja sistem, serta mengukur tingkat keberhasilan sistem dalam mengenali suatu tanda-tangan.

Pengaruh Jumlah Simpul

Pengaruh jumlah simpul pada lapis tersembunyi terhadap kinerja sistem dapat dilihat pada tabel 1 dengan $\mu = 0,3$ dan $\alpha = 0,3$.



Gambar 5 Diagram alir perangkat lunak

Tabel 1 Pengujian pengaruh jumlah simpul lapis tersembunyi dengan $\mu = 0,3$ dan $\alpha = 0,3$

No.	Simpul	Epoch	Waktu
1	10	2182	42 menit 7 detik
2	20	1665	36 menit 16 detik
3	30	1335	31 menit 43 detik
4	40	917	23 menit 36 detik
5	50	648	17 menit 53 detik
6	60	941	28 menit 3 detik
7	70	1254	3 menit 7 detik
8	80	1280	41 menit 47 detik
9	90	1321	43 menit 47 detik
10	100	1393	47 menit 35 detik

Berdasarkan Tabel 1 terlihat bahwa dengan bertambahnya jumlah simpul pada lapis tersembunyi maka jumlah *epoch* akan semakin berkurang hingga jumlah simpul 50 kemudian akan semakin bertambah setelah jumlah simpul lebih dari 50. Jumlah simpul yang terbaik dari 10 percobaan adalah dengan 50 simpul.

Pengaruh Laju Pembelajaran (μ)

Pengaruh jumlah simpul pada lapis tersembunyi terhadap kinerja sistem dapat dilihat pada tabel 1 dengan $\alpha = 0,3$ dan jumlah simpul 50.

Tabel 2 Pengujian pengaruh parameter laju pembelajaran dengan $\alpha = 0,3$ dan jumlah simpul 50

No.	μ	Epoch	Waktu
1	0,1	2300	59 menit 27 detik
2	0,15	1524	39 menit 51 detik
3	0,2	1169	31 menit 2 detik
4	0,25	924	24 menit 10 detik
5	0,3	761	19 menit 48 detik
6	0,35	806	21 menit 12 detik
7	0,4	883	22 menit 42 detik
8	0,5	1090	28 menit 8 detik

Berdasarkan Tabel 2 terlihat bahwa semakin besar nilai laju pembelajaran menyebabkan penurunan jumlah *epoch* untuk nilai $\mu \leq 0,3$. Penambahan nilai laju pembelajaran untuk $\mu > 0,3$ menyebabkan kenaikan jumlah *epoch*. Dari tabel dapat dilihat bahwa sistem akan bekerja maksimal dengan laju pembelajaran sebesar 0,3

karena pada keadaan ini jumlah *epoch* paling sedikit dan waktu yang dibutuhkan paling cepat saat proses pelatihan.

Pengaruh Momentum (α)

Pengaruh jumlah simpul pada lapis tersembunyi terhadap kinerja sistem dapat dilihat pada tabel 1 dengan $\mu = 0,3$ dan jumlah simpul 50.

Tabel 3 Pengujian pengaruh parameter momentum dengan $\mu = 0,3$ dan jumlah simpul 50

No.	Momentum	Epoch	Waktu
1	0,01	845	22 menit 6 detik
2	0,1	813	21 menit 16 detik
3	0,2	783	20 menit 29 detik
4	0,3	761	19 menit 55 detik
5	0,4	741	19 menit 18 detik
6	0,5	724	18 menit 52 detik
7	0,7	672	17 menit 32 detik
8	0,9	623	16 menit 18 detik

Berdasarkan Tabel 3 terlihat bahwa dengan semakin bertambahnya nilai momentum akan berpengaruh pada berkurangnya jumlah *epoch*. Hal ini menyebabkan proses pelatihan/pengujian jaringan akan semakin cepat. Dengan demikian dapat disimpulkan bertambahnya nilai momentum akan menyebabkan proses pelatihan/pengujian jaringan akan semakin cepat.

Hasil Pengenalan Tanda-Tangan

1. Data yang Dilatihkan

Pengujian dilakukan terhadap data tanda-tangan yang telah dilatihkan sebelumnya. Hasil pengenalan terhadap tanda-tangan yang telah dilatihkan dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4 Tingkat keberhasilan tiap Responden

Responden	Perhitungan	Tingkat Keberhasilan
Agung	$\frac{\sum \text{Benar}}{\sum \text{Data}} \times 100\% = \frac{10}{10} \times 100\%$	100%
Bambang	$\frac{\sum \text{Benar}}{\sum \text{Data}} \times 100\% = \frac{10}{10} \times 100\%$	100%
Bayu	$\frac{\sum \text{Benar}}{\sum \text{Data}} \times 100\% = \frac{10}{10} \times 100\%$	100%
Pasca	$\frac{\sum \text{Benar}}{\sum \text{Data}} \times 100\% = \frac{10}{10} \times 100\%$	100%
Ratih	$\frac{\sum \text{Benar}}{\sum \text{Data}} \times 100\% = \frac{9}{10} \times 100\%$	90%
Ricky	$\frac{\sum \text{Benar}}{\sum \text{Data}} \times 100\% = \frac{10}{10} \times 100\%$	100%
Sari	$\frac{\sum \text{Benar}}{\sum \text{Data}} \times 100\% = \frac{10}{10} \times 100\%$	100%
Vidi	$\frac{\sum \text{Benar}}{\sum \text{Data}} \times 100\% = \frac{9}{10} \times 100\%$	90%
Riva	$\frac{\sum \text{Benar}}{\sum \text{Data}} \times 100\% = \frac{7}{10} \times 100\%$	70%
Dinar	$\frac{\sum \text{Benar}}{\sum \text{Data}} \times 100\% = \frac{10}{10} \times 100\%$	100%
Seluruh Data	$\frac{\sum \text{Benar}}{\sum \text{Data}} \times 100\% = \frac{95}{100} \times 100\%$	95%

Berdasarkan tabel 4 terlihat bahwa sistem memiliki tingkat keberhasilan sebesar 95% untuk mengenali tanda-tangan seseorang yang telah dilatihkan.

Pengujian dilakukan terhadap data tanda-tangan di luar basis data. Hasil pengenalan terhadap tanda-tangan sebagai data luar dapat dilihat pada tabel 5.

2. Data Luar

Tabel 5. Tingkat Keberhasilan tiap Responden

Responden	Perhitungan	Tingkat Keberhasilan
Agung BP	$\frac{\sum \text{Benar}}{\sum \text{Data}} \times 100\% = \frac{4}{5} \times 100\%$	80%
Danang	$\frac{\sum \text{Benar}}{\sum \text{Data}} \times 100\% = \frac{5}{5} \times 100\%$	100%
Peter	$\frac{\sum \text{Benar}}{\sum \text{Data}} \times 100\% = \frac{4}{5} \times 100\%$	80%
Sudarmono	$\frac{\sum \text{Benar}}{\sum \text{Data}} \times 100\% = \frac{5}{5} \times 100\%$	100%
Teguh	$\frac{\sum \text{Benar}}{\sum \text{Data}} \times 100\% = \frac{4}{5} \times 100\%$	80%
Seluruh Data	$\frac{\sum \text{Benar}}{\sum \text{Data}} \times 100\% = \frac{22}{25} \times 100\%$	88%

Berdasarkan Tabel 5 terlihat bahwa sistem memiliki tingkat keberhasilan sebesar 88% untuk mengenali tanda-tangan seseorang yang untuk data luar.

PENUTUP

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut: *Pertama*, Jaringan syaraf tiruan perambatan-balik yang sudah dilatih dengan data citra tanda-tangan seseorang, dapat digunakan untuk mengenali pemilik tanda-tangan tersebut.

Kedua, untuk mendapatkan arsitektur dan parameter jaringan saraf tiruan yang terbaik perlu memperhatikan jumlah simpul lapis tersembunyi, laju pembelajaran, momentum, toleransi galat, dan jumlah *epoch*.

Ketiga, bertambahnya jumlah simpul pada lapis tersembunyi mengakibatkan jumlah *epoch* kadang berkurang atau bertambah, sedangkan rata-rata lama waktu tiap *epoch* yang semakin bertambah seiring dengan bertambahnya jumlah simpul.

Keempat, sistem akan bekerja maksimal dengan laju pembelajaran sebesar 0,3 karena pada keadaan ini jumlah *epoch* paling sedikit dan waktu yang dibutuhkan paling cepat saat proses pelatihan.

Kelima, semakin bertambahnya nilai momentum akan berpengaruh pada berkurangnya jumlah *epoch* yang menyebabkan proses pelatihan/pengujian jaringan akan semakin cepat.

Beberapa hal yang dapat diperhatikan ialah: *Pertama*, penelitian dapat dilanjutkan secara waktu nyata (*real time*), yang dapat dilakukan dengan cara menghubungkan alat pemindai tanda-tangan dan perangkat lunak secara langsung.

Kedua, perlu dilakukan proses prapengolahan yang lebih kompleks pada citra tanda-tangan sehingga diperoleh ciri citra tanda-tangan yang lebih detail.

Ketiga, perlu dilakukan penelitian pengenalan tanda-tangan dengan metode-metode selain JST perambatan-balik, misalnya menggunakan metode PCA, ICA, HMM, atau algoritma genetic kemudian dibandingkan agar diperoleh metode terbaik untuk mengenali tanda-tangan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kristanto, Andri, *Jaringan Syaraf Tiruan (Konsep Dasar, Algoritma, dan Aplikasi)*, Gava Media, Yogyakarta, 2004.
- [2] Kurniawan, Sofyan, *Pengenalan Pola Sidik Jari Menggunakan Jaringan*

Saraf Tiruan Umpan Maju (Feedforward) dengan Pelatihan Perambatan Balik (Backpropagation), Skripsi Mahasiswa S-1 Teknik Elektro Universitas Diponegoro Semarang, 2005.

- [3] Kusumadewi, Sri, *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*, Graha Ilmu, Yogyakarta, 2003.
- [4] Munir, R., *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*. Informatika Bandung, 2004.
- [5] Puspitaningrum, D., *Pengantar Jaringan Saraf Tiruan*, ANDI, Yogyakarta, 2006.
- [6] Schalkoff, R.J., *Pattern Recognition : Statistical, Struktural and Neural Approaches*, John Wiley & Sons, Inc., 1992.
- [7] Setiawan, H.D., *Peramalan Ketinggian Muka Air Dengan Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik*, Skripsi Mahasiswa S-1 Teknik Elektro Universitas Diponegoro Semarang, 2005.
- [8] Zainal, A. dan Fauzi, A., *Aplikasi Neural Network pada Pengenalan Pola Tanda Tangan*, Proyek Akhir Politeknik Elektronika Negeri Surabaya, 2002.