

Klasifikasi Pola Sidik Jari Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*

Classification of Fingerprint Pattern Using Backpropagation Neural Network

Sulistiyasni*¹, Edi Winarko²

¹Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik Informatika STMIK WU, Purwokerto

²Jurusan Ilmu Komputer dan Elektronika, FMIPA UGM, Yogyakarta

e-mail: *sulistiyasnipwt@yahoo.co.id, ewinarko@gmail.com

Abstrak

Penelitian ini membahas tentang klasifikasi sidik jari, yang bertujuan untuk mengklasifikasi sidik jari manusia dalam tiga kelas yaitu: whorl, Arch, dan loop. Tahap yang dilakukan adalah preprocessing, segmentasi, ekstraksi ciri dan klasifikasi. Dalam preprocessing yang dilakukan grayscale, median filter, peregangan kontras, histogram. Segmentasi menggunakan metode otsu thresholding dan ekstraksi ciri menggunakan gray level cooccurrence matrix (GLCM). Fitur yang digunakan adalah correlation, contrast, energy, homogeneity, dan entropy. Klasifikasi tersebut menggunakan jaringan syaraf tiruan backpropagation. Hasil penelitian system ini dapat mengklasifikasi sidik jari dengan akurasi 87,5%.

Kata kunci: GLCM, backpropagation neural network

Abstract

This research describes the fingerprint classification. Proposed to classify human based on three classes such as: whorl, arch, and loops. The proposed system consists of four steps preprocessing, segmentation, feature extraction and classification. In preprocessing, there are some of steps such as grayscale, median filter, auto kontras, and histogram. Segmentation used otsu thresholding method and features extraction used gray level cooccurrence matrix (GLCM), in which the features are correlation, contrast, energy, homogeneity, and entropy. These classification use backpropagations neural network. The result shown that system can classify fingerprint with accuracy 87,5%.

Keywords: GLCM, backpropagation neural network

1. Pendahuluan

Klasifikasi sidik jari merupakan bagian penting dalam system pengidentifikasian individu. Pemanfaatan identifikasi sidik jari sudah semakin luas sebagai bagian dari biometrik. Biometrik adalah cabang ilmu untuk mengidentifikasi individu berdasarkan sifat fisiknya (Gonzales dan Wood, 2008). Sifat fisik harus bersifat unik yaitu dapat berupa pola garis-garis alur sidik jari, bentuk geometri tangan, kunci frekuensi suara, rincian ciri wajah, pola iris dan retina mata yang umumnya untuk setiap individu tidak sama. Jadi pola sidik jari merupakan salah satu identifikasi perorangan yang bersifat unik yang sudah lama digunakan dalam penyidikan kepolisian, sistem keamanan dan sekarang untuk kontrol akses dan pemeriksaan kartu ATM.

Pola pada tangan dan sidik jari merupakan bagian dari cabang ilmu yang disebut *dermatoglyphics*. Kata *dermatoglyphics* berasal dari kata Yunani yaitu *derma* garis alur berhubungan (*ridge*) yang terdapat pada telapak tangan dan tapak kaki manusia (Suyadi, 2010). Selama ini klasifikasi pola sidik jari dilakukan secara manual oleh pakar manusia

yang diambil dari cap jari tangan pada kartu. Sekarang telah dibuat teknik klasifikasi sidik jari secara otomatis secara digital, tetapi belum ada algoritma pendekatan yang dapat diandalkan. Biasanya sebelum diklasifikasi dilakukan terlebih dahulu praklasifikasi yang tujuannya adalah untuk meningkatkan keandalan pencarian pada data yang besar. Adanya klasifikasi dapat membantu mempercepat proses dan pencarian pada data sidik jari yang umumnya berjumlah besar.

Jaringan syaraf tiruan mempunyai kemampuan untuk menyimpan pengetahuan yang didapatkan dari hasil latihan. Kemampuan ini mirip dengan fungsi otak manusia, sehingga sistem jaringan syaraf tiruan dapat digunakan pada pekerjaan yang membutuhkan kecerdasan manusia. Dalam melakukan proses belajar, jaringan syaraf tiruan dapat memodifikasi tingkah lakunya sesuai dengan keadaan lingkungannya. jaringan syaraf tiruan dapat mengatur dirinya sendiri untuk menghasilkan suatu respon yang konsisten terhadap serangkaian masukan. Beberapa jaringan syaraf tiruan memiliki kemampuan untuk mengabstraksikan intisari serangkaian masukan. Aplikasi jaringan syaraf selama beberapa tahun ini umumnya berpusat pada tiga bidang utama, yaitu analisis data, pengenalan pola, dan fungsi kendali. Jaringan syaraf tiruan memiliki kemampuan yang sangat baik dalam teknik pengenalan pola (*pattern recognition*).

Pendekatan jaringan saraf tiruan (JST) sangat cocok untuk menerapkan metode pengenalan pola untuk melengkapi sistem sensor. Penelitian ini melengkapi sebuah program jaringan syaraf tiruan *backpropagation* pola sidik jari, yang dibuat dengan Visual C#. Arsitektur *backpropagation* dipilih karena dapat sekaligus menampilkan berbagai pola sidik jari sebagai keluaran, sehingga identifikasi alternatif dapat dilihat (dalam bentuk faktor korelasi).

Arsitektur lain seperti Hebb, *heteroassociative*, dan *autoassociative* hanya menetapkan keluaran yang menyatakan apakah sebuah pola yang diuji adalah termasuk pola kelas yang disimpan jaringan atau tidak. Pada program ini untuk memperlihatkan bagaimana jaringan syaraf tiruan menangani pengelompokan kelas pola sidik jari (Dunstone dan Yager, 2009).

Jaringan saraf tiruan dengan metode perambatan balik (*backpropagation*) digunakan oleh penulis karena mudah untuk dipelajari dalam sebuah sistem yang mampu menganalisis dan mengidentifikasi sidik jari seseorang dan penggunaan algoritma jaringan syaraf tiruan dengan pendekatan metode *backpropagation* ini dinilai sesuai karena *backpropagation* merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang sederhana namun memiliki kemampuan dan akurasi tinggi.

2. Metode Penelitian

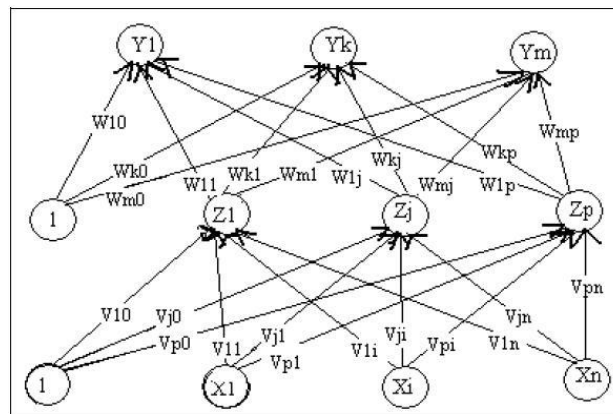
Metode jaringan syaraf tiruan *backpropagation* (propagasi balik) merupakan metode yang sangat baik dalam menangani masalah pengenalan pola-pola kompleks. Metode ini merupakan metode jaringan syaraf tiruan yang populer dan paling banyak dipakai untuk berbagai aplikasi.

Backpropagation adalah bentuk jaringan syaraf tiruan yang terdiri dari beberapa layer. Jaringan syaraf tiruan *backpropagation* melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan serta kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa (tapi tidak sama) dengan pola yang dipakai selama pelatihan.

Jaringan syaraf tiruan *backpropagation* merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot yang terhubung dengan neuron yang ada pada lapisan tersembunyinya. Propagasi umpan balik berbasis jaringan syaraf tiruan

menggunakan error output untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (*backward*), untuk mendapatkan *error* ini, tahap perambatan maju (*forward propagation*) harus dikerjakan terlebih dahulu. Pada saat perambatan maju, neuron-neuron diaktifkan dengan menggunakan fungsi aktivasi yang dapat dideferensiasi. Jaringan syaraf tiruan *backpropagation* memiliki beberapa unit yang ada dalam satu atau lebih layer tersembunyi. Gambar 1 adalah arsitektur JST *backpropagation* dengan n buah masukan (ditambah sebuah bias), sebuah layer tersembunyi yang terdiri dari p unit (ditambah sebuah bias), serta m buah unit keluaran (Jeck, 2009) ditujukan dengan nilai (X_1, X_2, \dots, X_n) ditambah sebuah bias, sebuah layer tersembunyi yang terdiri dari p ditunjukkan dengan nilai (Z_1, Z_2, \dots, Z_p) ditambah sebuah bias, serta (Y_m) buah unit keluaran.

V_{ji} merupakan bobot garis dari unit masukan x_i ke unit layar tersembunyi z_j (v_{j0} merupakan bobot garis yang menghubungkan bias di unit masukan ke unit layar tersembunyi z_j). w_{kj} merupakan bobot dari unit layar tersembunyi z_j ke unit keluaran z_k (w_{k0} merupakan bobot dari bias di layar tersembunyi ke unit keluaran z_k)



Gambar 1. Arsitektur JST *backpropagation* (Jeck, 2009)

2.1 Analisa

Penelitian ini membahas masalah klasifikasi pada pola sidik jari manusia yang diambil dari *fingerprint*. Diperlukan tahapan-tahapan yang harus dilakukan untuk mendapatkan klasifikasi dari sidik jari tersebut. Tahapan-tahapan yang harus dilakukan adalah akuisisi, *preprocessing* dan *segmentasi*, *feature extraction*, dan klasifikasi.

Akuisisi

Akuisisi merupakan tahap awal yang dilakukan untuk memperoleh data citra digital. Citra yang digunakan adalah citra sidik jari dalam bentuk file gambar dengan format *Joint Photographic Experts Group* (*.jpeg) seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Sidik Jari .jpeg

Preprocessing

Preprocessing merupakan gambar akuisisi sidik jari belum fokus sempurna diseluruh area gambar. Maka, sebuah filter *high-pass* dengan frekuensi tinggi penekanan (Suyadi, 2010) diaplikasikan pada gambar asli seperti pada Gambar 3, dalam rangka meningkatkan batas dan meminimalkan fokus masalah. Setelah penyaringan gambar sudah pas, gambar yang dihasilkan diajukan ke pemerataan histogram untuk meningkatkan kontras seperti pada Gambar 4.



Gambar 3. Gambar asli (Viera, 1997)



Gambar 4. Setelah di *preprocessing* dan segmentasi (Viera, 1997)

Setelah *preprocessing* dilakukan, maka perlu untuk menemukan daerah yang dimaksud dalam gambar, di mana ekstraksi *fitur* akan berlangsung. Segmentasi dibagi menjadi dua proses yang berbeda. Sampel pertama gambar dari setiap kelas sidik jari dikonversi dari gray-scale ke biner melalui nilai ambang tetap. Gambar biner ini kemudian disampaikan kepada morfologi operasi erosi dan dilatasi, masing-masing, meninggalkan pada gambar di satu area piksel hitam yang sesuai ke pusat daerah.



Gambar 5. Potongan gambar berdasarkan *correlational* (Viera, 1997)



Gambar 6. Potongan gambar berdasarkan *correlational*: gambar lain potongan klas yang sama (*mean maximal korelasi*) (Viera, 1997)

Langkah selanjutnya adalah mendeteksi batas persegi panjang dari area hitam yang dihasilkan, yang geometris pusatkan menjadi pusat 8x8 piksel. Gambar 5 menunjukkan salah satu hasil dari *preprocessing* dan segmentasi dari sampel pertama dari kelas sidik jari. Sampel gambar sisa sidik jari masing-masing kelas yang tersegmentasi dengan cara yang berbeda. Gambar 6 menunjukkan salah satu hasil yang dicapai. Proses segmentasi ditunjukkan pada Gambar 7 digunakan sebagai masukan untuk ekstraksi *fitur*.



Gambar 7. Contoh pertama potongan kelas sidik jari (mean matematika morphology), gambar kedua potongan kelas yang sama (mean maximal korelasi) (Viera, 1997)

Feature Extraction

Feature extraction merupakan proses untuk menciptakan *feature* yang relevan daripola. Untuk kasus tertentu dari fitur tersebut ekstraksi dari gambar sidik jari beberapa pendekatan telah dikembangkan, sebagian besar dari mereka didasarkan pada khusus karakteristik dari pola sidik jari, seperti *ridge* orientasi dan minutia deteksi (Suyadi, 2010). Proses ekstraksi ciri dilakukan menghitung 6 ciri statistik yaitu *maximim probabiity*, *entropy*, *energy*, *kontras*, *korelasi*, dan *homogenitas*.

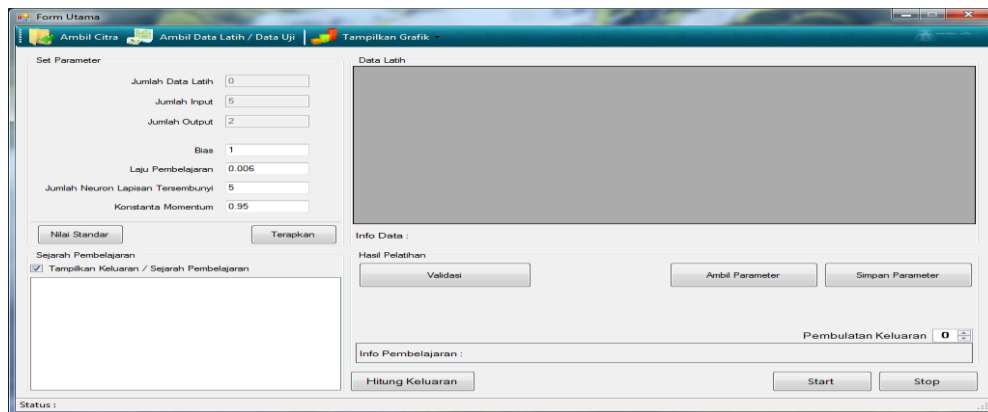
Klasifikasi

Klasifikasi pada penelitian ini menggunakan *JST backpropagation* untuk mendapatkan hasil klasifikasi. Pembentukan klasifikasi dimulai dengan memberikan input gambar dari *feature extraction* dan menkonversi format data tersebut dengan *Graylevel co-occurrence matrix (GLCM)* untuk mendapatkan data input yang akan digunakan untuk proses klasifikasi. Kemudian dari hasil ekstraksi dari GLCM menjadi input yang terdiri dari jaringan syaraf tiruan yaitu *corelasi*, *contras*, *homogeneity*, *entropy*, dan energi, nilai masuk dari x_1 - x_5 , selanjutnya menghitung output dari z_1 , x_1 kali bobot x_1 ke z_1 ditambah x_2 kali bobot x_2 ke z_1 samapai ke x_5 setelah itu dapat nilai, kemudian dihitung menggunakan rumus sigmoid fungsi aktivasi untuk mendapatkan output jaringan z_1 kali bobot z_1 ke y_1 sampai z_7 kali bobot z_7 ke y_1 output pada layer output merupakan output dari jaringan syaraf tiruan sedangkan output ada 2 hidden layer disesuaikan dengan pengujian, output 2 karena punya 2 kelas, yaitu Kelas 1 : 0 0, Kelas 2 : 1 1 dan Kelas 3 : 1 0. Kemudian system akan membuat klasifikasi dengan metode *JST backpropagation*.

2.2 Implementasi

Implementasi ini merupakan hasil akhir dari rancangan antar muka system klasifikasi sidik jari. Antar muka system klasifikasi sidik jari ini berisi seluruh kegiatan yang dapat dilakukan pengguna untuk membentuk klasifikasi. Antar muka yang telah dibuat ini mempunyai tiga buah menu yaitu menu *ambil citra*, menu *ambil data latih/uji*, dan menu *tampilan grafik* seperti terlihat pada implementasi tampilan *process* pada Gambar 8, yaitu:

Ambil citra dari gambar untuk dihitung matriks GLCM (*Gray level co-occurrence matrix*) dan properti (*energy*, *corelasi*, *kontras*, *homogeneity*, *entropy*) yang dijadikan input jaringan syaraf tiruan, sedangkan ambil data latih / uji yaitu hasil dari ekstraksi pada tahap sebelumnya. Tampil grafik untuk menampilkan *error epoch* 1,2 dan seterusnya. Standar untuk mengembalikan kenilai standar (yang dirubah) maka akan kembali ke parameter.



Gambar 8. Antarmuka system klasifikasi sidik jari

Proses terapkan untuk perubahan parameter yang dirubah. Simpan parameter yaitu untuk menyimpan bobot yang disimpan. Sedangkan ambil parameter untuk *reload* kembali bobot-bobot parameter jumlah hidden layer yang disimpan, pembulatan keluaran = 0 (tidak ada angka dibelakang koma atau dibulatkan bilangan bulat terdekat). Start untuk mulai pembelajaran, sedangkan stop untuk berhenti. Hitung keluaran yaitu untuk menghitung output jaringan syaraf tiruan dan tampilkan keluaran yaitu dari *epoch* 1 ditampilkan, sedangkan info pembelajaran untuk keterangan selama pembelajaran misalkan nomor *epoch* dan besarnya *error*. Validasi yaitu untuk menghitung keluaran dari citra sidik jari yang dimasukkan.

Berikut ini merupakan implementasi yang dipanggil pada perintah akuisisi citra. Bagian citra yang akan diakuisisi untuk kemudian disimpan dalam sebuah variabel agar bisa diproses lebih lanjut. Proses akuisisi citra lalu disimpan dalam *picture box* yang berfungsi untuk melihat citra. Setelah citra diakuisisi maka akan dilanjutkan pada langkah selanjutnya yaitu *preprocessing* citra.

Preprocessing citra yang diimplementasikan adalah berdasarkan *flowchart* pada perancangan *preprocessing* yaitu *median filter*, adalah tahap perenggangan kontras (*contrast stretching*). Perenggangan kontras dilakukan untuk memperbaiki kualitas kontras dari citra sehingga memudahkan dalam proses selanjutnya (segmentasi). *grayscale*, adalah membuat *image* baru yang seukuran dengan *image* asli dan mengambil objek grafik dari *image* yang baru, skala keabuan *image* yang baru dengan membuat atribut *image* yang baru. *Contrast enhancement* tahap perenggangan kontras (*contrast stretching*). Perenggangan kontras dilakukan untuk memperbaiki kualitas kontras dari citra sehingga memudahkan dalam proses selanjutnya (segmentasi) dan *histogram equalization*.

Segmentasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah menggunakan *otsu threshold* untuk mendapatkan bentuk (tekstur) objek *fingerprint*. Nilai *threshold* yang digunakan adalah 256. Nilai ini diperoleh dari hasil percobaan beberapa *threshold* yang mungkin. Nilai tersebut dipilih karena pada *threshold* tersebut program berhasil mensegmentasi dari wilayah citra yang lain terutama wilayah anomali yang memiliki tingkat kecerahan.

Tahap selanjutnya adalah ekstraksi ciri yaitu merubah setiap elemen GLCM ke dalam bentuk probabilitas dengan cara membagi setiap elemen dengan jumlah semua elemennya (normalisasi nilai elemen GLCM ke *range* 0 - 1). Hal ini dilakukan pada semua GLCM yang terbentuk adalah menghitung Matriks GLCM 2D 8 x 8 dengan input berupa citra dan nilai offset X dan Y, dan merubah range nilai elemen dari GLCM 8 x 8 menjadi nilai elemen range 0 – 1, serta menentukan GLCM-GLCM yang terbentuk oleh jarak yang ditentukan,

menghitung μ_r (Nilai μ untuk baris) yang nanti digunakan untuk menghitung *Correlation*, menghitung μ_c (Nilai μ untuk kolom) yang digunakan untuk menghitung *Correlation*, menghitung standar deviasi untuk baris yang digunakan untuk menghitung *Correlation*, menghitung standar deviasi untuk kolom digunakan untuk menghitung *Correlation*, menghitung Max Probability, menghitung *Correlation*, menghitung *Contrast*, menghitung *energy*, menghitung *Homogeneity*, menghitung *Entropy*, dan menghitung properti GLCM dua dimensi dari *image*.

Proses klasifikasi pada pembelajaran satu pola input akan diberikan ke satu *neuron* pada lapisan input. Pola ini akan dirambatkan di sepanjang jaringan syaraf sampai ke *neuron* pada lapisan output. Lapisan output ini akan membangkitkan pola output yang nantinya akan dicocokkan dengan pola targetnya. Apabila terjadi perbedaan antara pola output hasil pembelajaran dengan pola target, maka disini akan muncul *error*. Apabila nilai *error* ini masih cukup besar, maka masih perlu dilakukan lebih banyak pembelajaran lagi. Untuk menghasilkan nilai awal bobot berdasarkan perhitungan *feed forward*. Nilai bobot disimpan dalam field *weights* dimana field ini bertipe array dari array 2D ($[[\]]$), dimana index array pertama menandakan index layer (0 untuk input, 1 untuk hidden layer pertama, 2 untuk output), sedangkan index array kedua menandakan index neuron pada layer sebelum dan index array ketiga menandakan index neuron pada layer sesudah sesuai perhitungan *feed forward*. Proses *feedforward* di atas menggunakan fungsi aktivasi tangen hiperbolik dimana nilainya mendekati nilai fungsi sigmoid. Informasi jumlah neuron setiap layer (input, hidden layer, dan output) disimpan dalam field "*layer Nodes Count*". Perluasan dilakukan untuk menghitung neuron-neuron pada hidden layer dan output (sebagai output jaringan) yang disimpan dalam field "*hidden Neuron*".

Implementasi proses JST *backpropagation* (mencari perubahan bobot) yang menjelaskan bagaimana bobot dalam jaringan diupdate dengan menjumlahkan nilai *epoch* sekarang dengan *delta weight* untuk mendapatkan bobot pada *epoch* berikutnya. Setelah mendapatkan besarnya delta bobot, langkah selanjutnya menghitung bobot baru menggunakan perubahan bobot momentum dan menjelaskan bagaimana bobot bias dalam jaringan diupdate dengan menjumlahkan nilai *epoch* sekarang dengan *delta weight* untuk mendapatkan bobot bias pada epoch berikutnya.

Klasifikasi jaringan syaraf tiruan mengkonfirmasi efisiensi ekstraksi fitur, metode umpan-maju jaringan syaraf dengan satu lapisan tersembunyi dilatih dengan *gradient descent* teknik. *Backpropagation* sederhana jaringan terdiri dari 5 input (yang sesuai untuk dimensi dari vektor fitur), 7 node hidden layer dan 2 output keluaran (sesuai dengan nomor kelas sidik jari yang bersangkutan yang pertama dan kedua. Dataset, masing-masing). Pelatihan yang diawasi dilakukan dengan 4 elemen dari setiap kelas untuk set data pertama dan dengan 5 elemen dari setiap kelas untuk data set kedua. Dalam kedua kasus pola pelatihan disajikan secara acak kesaraf jaringan. Elemen yang tersisa dari setiap rangkaian data adalah digunakan untuk menguji jaringan saraf. Untuk secara akurat mengidentifikasi semua anggota masing-masing kelas menunjukkan fitur skema ekstraksi cocok untuk gambar sidik jari.

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil yang diperoleh dari penelitian ini, pengujian dilakukan dengan cara melakukan pelatihan secara berulang-ulang pada jaringan syaraf tiruan untuk mendapatkan bobot-bobot jaringan yang optimal sehingga dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi. Data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 110 citra terbagi atas dua

kelompok data yaitu: (i) data pelatihan 70 citra (terbagi atas kelas *Whorl*, *Arch* dan *Loop*) dan (ii) data pengujian 40 citra (terbagi atas kelas *Whorl*, *Arch* dan *Loop*). Data – data tersebut diekstrak menggunakan metode GLCM dengan jarak 2 pixel tetangga.

3.1 Pengaruh Parameter JST

Berdasarkan tiap parameter JST yang terdiri dari *learning rate*, momentum, arsitektur (jumlah hidden layer, jumlah node dalam hidden layer) memperhatikan pengaruh perubahan setiap parameter, apakah semakin kecil semakin baik atau sebaliknya. Pengujian di bawah ini untuk melihat pengaruh parameter jaringan syaraf tiruan terhadap kinerja jaringan syaraf tiruan.

Pengaruh parameter learning rate.

Pengaruh parameter *learning rate* (α) terhadap jumlah *epoch* dalam pelatihan JST dapat diketahui dengan cara melatih JST dengan memvariasikan parameter *learning rate* (α) antara 0.001 sampai dengan 0.15 secara linear.

Pengaruh kecepatan parameter *learning rate* (α) terhadap jumlah *epoch* dalam pelatihan JST untuk konfigurasi pelatihan dengan momentum 0.95, node 7 dan toleransi *SSE* disajikan dalam Table 1. Perubahan *learning rate* yang ditunjukkan pada Tabel 1 menunjukkan pengaruh terhadap jumlah *epoch* yaitu semakin besar maka semakin banyak jumlah *epoch*

Tabel 1. Pengaruh parameter *learning rate*

No	Learning Rate	Epo	SSE
1	0,1	191523	0,0452695058
2	0,15	210551	0,0179494819
3	0,20	124617	1,3709999653
4	0,25	97091	0,3862830415
5	0,30	97173	0,4363140004
6	0,001	109627	0,6437582499

Pengaruh jumlah neuron dalam jumlah node.

Pengaruh jumlah *neuron* dalam lapisan tersembunyi dapat diketahui dengan cara melakukan uji coba pelatihan JST dengan mengubah jumlah neuron. JST dilatih dengan toleransi error = 1, momentum (μ) = 0.95, *learning rate* (α) = 0.15, dengan jumlah *neuron* dalam lapisan tersembunyi divariasikan 3 sampai 12. Hasil perbandingan antara jumlah *hidden neuron* terhadap *error* yang terjadi untuk semua data pelatihan dalam satu lapis tersembunyi pada pelatihan JST ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hubungan jumlah *hidden neuron* terhadap *error*

No	Jumlah node	Iterasi/epoch	Error
1	3	99130	0.10674564685
2	4	98952	0.25959150842
3	5	98748	0.17555035733
4	6	272305	0.02406369775
5	7	197916	0.02196583636
6	8	412907	0.34128018431
7	9	210316	0.96013378656
8	10	99260	0.22071899036
9	11	99952	0.12852768651
10	12	98289	0.57735552230

Pengaruh Parameter Momentum (μ)

Pengaruh parameter momentum (μ) di dalam sistem JST sangat berpengaruh terhadap jumlah *epoch* yang diperlukan oleh sistem JST untuk mencapai minimum *error* yang ditentukan.. Secara lengkap hubungan antara pemberian parameter momentum (μ) terhadap jumlah *iterasi* pada pelatihan JST dengan *learning rate* (α) 0.15, node 7 dan *error* disajikan dalam Tabel 3. Hasil pelatihan berupa parameter *Correlation*, *Contrast*, *energy*, *Homogeneity*, dan *Entropy*, disimpan sebagai parameter untuk pengujian.

Tabel 3. Hubungan antara parameter momentum terhadap jumlah iterasi

No	Momentum	Iterasi/ <i>epoch</i>	Error
1	0,95	378557	0.0106071095
2	0,90	99425	0.2411322838
3	0,85	406935	0.0198762500
4	0,80	97251	0.1519399359
5	0,75	98487	0.2766944891
6	0,70	126123	0.0397059873

3.2 Pengujian Akurasi

Akurasi data diuji dengan menggunakan sebanyak 40 data. Parameter yang digunakan adalah parameter dari hasil pelatihan sebelumnya. Berdasarkan informasi hasil pengujian pengaruh parameter-parameter JST terhadap epohnya, maka untuk mendapatkan bobot yang paling optimal untuk proses pengujian dalam pelatihan JST kali ini peneliti menggunakan parameter sebagai berikut :

1. Jumlah node dalam lapis tersembunyi = 7
2. Parameter *learning rate* (α) = 0.15
3. Parameter momentum (μ) = 0.95
4. SSE= 0,01

Pengujian terhadap sampel citra yang digunakan sebagai data pelatihan JST dilakukan untuk mengetahui keakurasian program dalam mengenali pola-pola yang dilatihkan kepadanya.

Pada penelitian ini proses pengujian sampel dilakukan untuk menguji kemampuan JST dalam mengenali pola-pola data citra yang digunakan sebagai data pelatihan maupun sampel citra yang tidak digunakan sebagai data pelatihan (citra pengujian). Untuk mengetahui kinerja JST dalam mengklasifikasi citra pola sidik jari maka dilakukan pengujian menggunakan data citra sebanyak empat puluh buah citra yang diproses menggunakan klasifikasi pola sidik jari. Hasil dari data uji ditunjukkan pada Gambar 9. Keterangan dari gambar bahwa untuk kelas whorl adalah 0, 1, untuk kelas yaitu 1,0 dan kelas loop 0,0.

	Y0	Y1	Hasil JST
► 01	1	0	True
02	1	0	True
03	1	0	True
04	1	0	True
05	1	0	True
06	1	0	True
07	1	0	True

Gambar 9. Hasil output klasifikasi

Tabel 4. Hasil pengujian menggunakan klasifikasi sidik jari

Pengujian	Klasifikasi benar	Klasifikasi salah	Klasifikasi (%)
Data training	70	0	100 %
Data testing	35	5	87.5%

Hasil pengujian akurasi kinerja JST *backpropagation* seperti ditunjukkan pada Tabel 4 dan Gambar 4, dimana ketika dilakukan pengujian terhadap data training maka diperoleh akurasi sebesar 100%. Sedangkan untuk hasil pengujian yang dilakukan terhadap data testing sejumlah 40 data diperoleh akurasi sebesar 87,5 %,

4. Kesimpulan

1. Pengujian dan penerapan klasifikasi sidik jari menggunakan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* telah dibangun sebuah aplikasi pengolahan data citra untuk klasifikasi sidik jari dengan fitur, ambil citra, ambil data latih atau uji dan tampilkan grafik error.
2. Aplikasi dengan metode *backpropagation* mampu melakukan klasifikasi terhadap citra pola sidik jari pada kelas *whorl*, *arch* dan *loop* dengan hasil akurasi 87,5%.

Daftar Pustaka

- Dunstone, T., Yager, N., 2009, *Biometric System and Data Analysis Design, Evaluation, and Data Mining*, Springer London
- Gadkari, D., 2004, *Image Quality Analysis Using GLCM*, *Tesis*, University of Central Florida
- Gonzales R. C., Woods, R. E., 2008, *Digital Image Processing, 3rd ed*, Prentice Hall: Upper Sadle River, New Jersey, USA
- Jek, J., S., 2009, *Jaringan Syaraf Tiruandan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*, Andi Offset, Yogyakarta
- Negnevitsky, M., 2005, *Artificial Intelligence A Guide to Intellegent Systems*, Addison Wesley, England
- Putra, D., 2009, *Sistem Biometrika*, Andi Offset, Yogyakarta
- Suyadi, 2010. *Rahasia Sidik Jari*, Andi Offset, Jogjakarta
- Vieira, H., 1997, *Fingerprint Classification with Neural Networks*, Proceedings of the 4th Brazilian Symposium on Neural Networks (SBRN '97)0-8186-8070-9/97, IEEE 1997