IMPLEMENTASI ALGORITMA BACK PROPAGATION UNTUK KLASIFIKASI JENIS SIDIK JARI BERDASARKAN EKSTRAKSI CIRI MATRIKS CO-OCCURRENCE

Muh Ali Murdani[1]
[1] Teknik Informatika – Univesitas Komputer Indonesia
Jl. Dipatiukur 112 - 114 Bandung
E-mail : galex.alimurdani@gmail.com[1]

ABSTRAK

Dalam mengklasifikasikan citra jenis sidik jari keakurasian sangatlah penting karena untuk menghasilkan suatu sistem pendeteksi citra sidik jari dibutuhkan keakurasian yang baik. Metode yang digunakan untuk mendeteksi citra sidik jari pun dijadikan suatu pertimbangan. Metode yang akan digunakan pada penelitian ini adalah metode Matrik Co-occurence untuk ekstraksi ciri dan metode Back Propagation untuk klasifikasinya.

Sebelumnya telah dilakukan penelitian yang membuktikan bahwa metode matriks co-occurrence dapat mengekstraksi ciri tekstur dengan baik, matriks co-occurrence menghasilkan hasil ekstraksi ciri berupa data angka, hasil pengukuran atau disebut data continues, berupa kontras, homogenitas, dissimilarity, energy, dan entropy. Selanjutnya ada pula penelitian yang mengimplementasikan metode Backpropagation untuk klasifikasi sidik jari. Keduanya menggunakan data continue sebagai data masukan terhadap metode Backpropagation, dan menghasilkan keakuratan yang baik.

Dari yang telah dijelaskan dan dijabarkan, maka dalam penelitian ini akan melakukan analisis, dengan mengkombinasikan metode ekstraksi ciri Matrix Co-occurrence dan metode klasifikasi Backpropagation dalam mengklasifikasi citra jenis sidik jari. Dan menguji tingkat keakuratan dan kecepatanya dalam pengujian dengan berbagai sekenario yang dipersiapkan.

.

Kata kunci : sidik jari, ekstraksi ciri, matrix co-occurrrence, klasifikasi backpropagation.

1. PENDAHULUAN

Sidik jari merupakan identitas pribadi seseorang dan tidak akan ada yang dapat menyamainya. Walaupun tidak ada yang memiliki kesamaan sidik jari, secara umum ada 5 jenis pola sidik jari, yaitu Whorl (lingkaran), Right Loop (sangkutan ke kanan), Left Loop (sangkutan ke kanan), Tented Arch dan Arch (busur). Kelima jenis sidik jari itu memiliki kesamaan sifat dan karakteristik yaitu perennial nature atau melekat seumur hidup pada jari manusia. Selain perennial nature, sidik jari juga bersifat immutability karena sidik jari manusia tidak akan dapat berubah, kecuali karena sebuah kondisi dalam hal ini kemungkinan besar kecelakaan yang serius sehingga merusak pola sidik jari yang ada. Sifat yang terakhir adalah individuality yang berarti ke-originalitas pemiliknya yang tidak mungkin sama dengan siapapun dan telah dilakukan penelitian tentang pengklasifikasian jenis sidik jari oleh Eko Sediyono, yang melakukan penelitian terhadap pengenalan jenis sidik jari menggunakan metode Wavelet Symlet untuk proses ekstraksi ciri dengan menghasilkan tingkat keakurasian pengenalan tertinggi 80% [1].

Dalam mengklasifikasi dan mendeteksi suatu benda keakurasian sangatlah penting karena untuk menghasilkan sebuah sistem klasifikasi dan pendeteksi suatu benda dibutuhkan keakurasian yang baik. Keakurasian yang baik didapatkan dari pemilihan metode dan ekstraksi yang tepat. Sebelumnya telah dilakukan penelitian oleh A. J. Arriawati, melakukan pengenalan terhadap citra menggunakan metode Matrix Co-Occurrence dengan tingkat pengenalan tertinggi mencapai 100% dan tingkat pengenalan terendah mencapai 55,557%. Dari penelitian tersebut, diketahui bahwa metode Matrix Co-Occurrence, merupakan metode yang optimal sebagai ekstraksi ciri [2]. Selanjutnya telah dilakukan juga penelitian mengenai klasifikasi sidik jari oleh Karno L S, Dr Deni Saepudin, Bedy Purnama dengan tingkat keakurasian 81,67% [3]. Dari hasil penelitian tersebut diketahui bahwa algoritma Backpropagation dapat menghasilkan klasifikasi dengan baik. Alasan peneliti menggunakan JST-BP dikarenakan dari beberapa metode JST yang lain, backpropagation adalah metode yang paling sesuai untuk klasifikasi. Hal ini diperkuat dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa dengan klasifikasi menggunakan backpropagation diperoleh hasil akurasi klasifikasi yang tinggi. Metode backpropagation merupakan metode yang sangat baik dalam menangani masalah pengenalan pola-pola kompleks [4]. Dari permasalahan dan solusi yang telah dijelaskan, penelitian skripsi ini akan mengklasifikasikan citra jenis sidik jari berdasarkan jenis sidik jari dengan menerapkan metode Matrix Co-Occurrence dan Algoritma Back Propagation untuk klasifikasi citra. Maka dengan demikian penelitian ini diberi judul “implementasi algoritma Back Propagation untuk klasifikasi jenis sidik jari berdasarkan ekstraksi ciri matrix co-occrrence”.

Diharapkan algoritma klasifikasi dari back propagation dapat mengklasifikasi jenis sidik jari dan mengukur tingkat keakurasian klasifikasinya.

1.1 Pola

Pola adalah suatu entitas yang terdefinisi dan dapat diidentifikasi serta diberi nama melalui ciri-cirinya (feature). Ciri-ciri tersebut digunakan untuk membedakan suatu pola dengan pola yang lainnya. Ciri yang baik adalah ciri yang memiliki daya pembeda yang tinggi, sehingga pengelompokan pola berdasarkan ciri yang dimiliki dapat dilakukan dengan keakuratan yang tinggi.

Pola adalah komposit/gabungan dari ciri yang merupakan sifat dari sebuah objek [6]. Beberapa contoh pola.

1. Huruf, memiliki ciri-ciri seperti tinggi, tebal, titik sudut, dan lengkungan garis.
2. Suara, memiliki ciri-ciri seperti amplitudo, frekuensi, nada, dan intonasi.
3. Tanda tangan, memiliki ciri-ciri seperti panjang, kerumitan, dan tekanan.
4. Sidik jari, memiliki ciri-ciri seperti lengkungan, dan jumlah garis.

Ciri pada suatu pola diperoleh dari hasil pengukuran terhadap objek uji. Khusus pada pola yang terdapat di dalam citra, ciri-ciri yang dapat diperoleh berasal dari informasi [6]:

1. Spasial: intensitas pixel dan histogram.
2. Tepi: arah dan kekuatan.
3. Kontur: garis, elips dan lingkaran.
4. Wilayah/bentuk: keliling, luas dan pusat massa.

Hasil transformasi Fourier: frekuensi.

1.2 Tekstur

Dalam pengolahan citra terdapat berbagai teknik pengenalan suatu citra yang salah satunya adalah pengenalan citra berdasarkan analisis tekstur. Analisis tekstur memegang peranan penting dalam pengolahan citra digital karena analisis tekstur dikembangkan dengan tujuan agar komputer dapat memahami, membuat model, serta memproses tekstur untuk dapat menirukan proses pembelajaran mata atau penglihatan manusia.

1.3 Metode *Matrix Co-Occurrence*

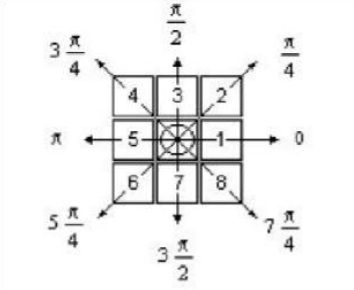
Matrix Co-occurance atau matriks ko-okurensi adalah salah satu metode statistik yang dapat digunakan untuk analisis tekstur. Matriks Kookurensi dibentuk dari suatu citra dengan melihat pada piksel-piksel yang berpasangan yang memiliki intensitas tertentu. Penggunaan metode ini berdasar pada hipotesis bahwa dalam suatu tekstur akan terjadi keabuan. Misal, d didefinisikan sebagai jarak antara dua posisi piksel, yaitu (x1,y1) dan (x2,y2); dan 0 didefinisikan sebagai sudut diantara keduanya. Maka matriks kookurensi didefinisikan sebagai matriks yang menyatakan distribusi spasial antara dua piksel yang bertetangga yang memiliki intensitas i dan j, yang memiliki jarak d diantara keduanya, matriks kookurensi dinyatakan dengan :

$$P(i,j) = \frac{V(i,j)}{\sum_{i,j=0}^{n-1} V(i,j)}$$

Dimana :

P: Probabilitas munculnya pasangan berderajat keabuan

$V(i,j)$: Banyaknya pasangan titik-titik dengan tingkat keabuan tertentu



Gambar 1.1 Hubungan Ketetanggan Antar Piksel

Suatu piksel yang bertetangga yang memiliki jarak d diantara keduanya, dapat terletak di delapan arah yang berlainan, untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 1.1

Dalam metode Matrik Co-occurrence Haralick dkk mengusulkan berbagai jenis ciri statistik tekstur yang dapat diekstraksi Beberapa di antaranya Antara lain adalah : Kontras(contrast), Homogenitas(homogeneity), Entropi (Entropy), Energi (Energy) dan Dissimilariti (Dissimilarity).

Persamaan untuk fitur tersebut adalah sebagai berikut :

1. Kontras (*Contrast*)

   Menunjukkan ukuran penyebaran (momen inersia) elemen-elemen matriks citra. Jika letaknya jauh dari diagonal utama, nilai kekontrasan besar. Secara visual, nilai kekontrasan adalah ukuran variasi antar derajat keabuan suatu daerah citra. Hasil perhitungan kontras berkaitan dengan jumlah keberagaman intensitas keabuan dalam citra.

   Rumus

   $$\sum_{i,j=0}^{n-1} (Pi,j).(i-j)^2$$

   Dimana:

   i dan j adalah sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan

   p (i,j) adalah *Probabilitas kolom(i,j)*

2. Homogenitas (*Homogenity*)

   homogenitas yang menunjukkan kehomogenan citra berderajat keabuan sejenis. Citra homogen akan memiliki harga homogenitas yang besar.

Rumus

$$\sum_{i,j=0}^{n-1} P(i,j) / [1 + (i-j)^2] \quad (2.4)$$

Dimana:

i dan j adalah sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan

p (i,j) adalah *Probabilitas kolom(i,j)*.

3. Entropi (*Entropy*)

Entropi dapat menunjukkan ketidakteraturan ukuran bentuk, jika nilai Entropinya besar untuk citra dengan transisi derajat keabuan merata dan bernilai kecil jika struktur citra tidak teratur (bervariasi).

Rumus

$$-\sum_{i,j=0}^{n-1} P(i,j) \log(P(i,j)) \quad (2.5)$$

Dimana:

i dan j adalah sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan

p (i,j) adalah *Cooccurence Matrix* Simetris Ternormalisasi

4. Energi (*Energy*)

Energi menyatakan ukuran konsentrasi pasangan dengan intensitas keabuan tertentu pada matriks, dimana (i, j) menyatakan nilai pada baris i dan kolom j pada matriks kookurensi.

Rumus

$$\sum_{i,j=0}^{n-1} P(i,j)^2 \quad (2.6)$$

Dimana:

i dan j adalah sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan

p (i,j) adalah *Cooccurence Matrix* Simetris Ternormalisasi

5. Dissimilarity

Dissimilarity menyatakan ukuran ketidaksamaan linear derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra.

Rumus

$$\sum_{i,j=0}^{n-1} P(i,j).|i-j| \quad (2.7)$$

Dimana:

i dan j adalah sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan

p (i,j) adalah frekuensi relatif matriks dari resolusi 2 piksel yang berdekatan.

1.4 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Istilah buatan disini digunakan karena jaringan syaraf ini diimplementasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan suatu sistem pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik menyerupai jaringan syaraf biologi (JSB). JST tercipta sebagai suatu generalisasi model matematis dari pemahaman manusia (human cognition) yang didasarkan atas asumsi sebagai berikut [3].

1. Pemrosesan informasi terjadi pada elemen sederhana yang disebut neuron
2. Sinyal mengalir diantara sel saraf/neuron melalui suatu sambungan penghubung
3. Setiap sambungan penghubung memiliki bobot yang bersesuaian. Bobot ini akan digunakan untuk menggandakan / mengalikan sinyal yang dikirim melaluinya.
4. Setiap sel syaraf akan menerapkan fungsi aktivasi terhadap sinyal hasil penjumlahan berbobot yang masuk kepadanya untuk menentukan sinyal keluarannya.

1.5 Fungsi Aktivas

Fungsi aktivasi adalah fungsi yang digunakan untuk mengaktifkan setiap neuron yang dipakai pada jaringan tersebut. Banyak fungsi yang dipakai sebagai pengaktif, diantaranya :

1. Fungsi Undak Biner (Hard Limit)

   Jaringan dengan lapisan tunggal sering menggunakan fungsi undak untuk mengkonversi input dari suatu variable yang bernilai kontinu ke suatu output biner. Fungsi hard limit dirumuskan.

$$Y = \begin{cases} 0, jika\ x \leq 0 \\ 1, jika\ x > 0 \end{cases} \quad (2.8)$$

2. Fungsi Undak Biner (Threshold)

   Fungsi ini sering disebut fungsi niali ambang atau fungsi Heaviside, dirumuskan.

$$Y = \begin{cases} 0, jika\ x < \theta \\ 1, jika\ x \geq \theta \end{cases} \quad (2.9)$$

3. Fungsi Bipolar Hampir sama dengan undak biner, hanya output yang dihasilkan berupa 1, 0 atau -1. Fungsi ini dirumuskan.

$$Y = \begin{cases} 1, jika\ x > 0 \\ 0, jika\ x = 0 \\ -1, jika\ x < 0 \end{cases} \quad (2.10)$$

4. Fungsi Bipolar (dengan Threshold)

Fungsi yang menghasilkan output berupa 1, 0 atau -1.

$$Y = \begin{cases} 1, jika\ x \geq \theta \\ -1, jika\ x < \theta \end{cases} \quad (2.11)$$

5. Fungsi Linear (identitas)

Fungsi linear memiliki nilai output yang sama dengan nilai input, dirumuskan : y = x.

6. Fungsi Sturating Linear

Fungsi ini dirumuskan.

$$Y = \begin{cases} 1, jika\ x \geq 0 \\ x + 0{,}5\ , jika\ -o{,}5 \leq x \leq 0{,}5 \\ 0, jika\ x \leq 0 \end{cases} \quad (2.12)$$

7. Fungsi Symetric Saturating Linear

Fungsi ini dirumuskan.

$$Y = \begin{cases} 1, jika\ x \geq 0 \\ x\ , jika\ -1 \leq x \leq 1 \\ -1, jika\ x \leq -1 \end{cases}$$

8. Fungsi Sigmoid Biner

Digunakan untuk jaringan syaraf yang dilatih dengan menggunakan metode backpropagation. Fungsi ini dirumuskan :

$$y = f(x) = \frac{1}{(1+e^{dx})} \quad (2.14)$$

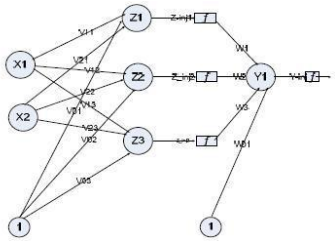
9. Fungsi Sigmoid Bipolar

Output dari fungsi ini memiliki range antara 1 sampai -1. Fungsi ini dirumuskan :

$$y = f(x) = \frac{1-e^{-x}}{(1+e^{-x})} \quad (2.15)$$

1.6 Metode Backpropagation

Backpropagation merupakan salah satu arsitektur jaringan saraf tiruan yang sangat populer adalah *multilayer feedforward networks*. Secara umum, jaringan seperti ini terdiri dari sejumlah unit neuron sebagai lapisan masukan, satu atau lebih lapisan simpul-simpul neuron komputasi lapisan tersembunyi, dan sebuah lapisan simpul-simpul neuron komputasi keluaran. Sinyal masukan dipropagasikan ke arah depan (arah lapisan keluaran), lapisan demi lapisan. Jenis jaringan ini adalah hasil generalisasi dari arsitektur *perceptron* satu lapisan, jadi biasa disebut sebagai *multilayer perceptron* (MLPs). *Error back propagation* adalah algoritma MLPs yang menggunakan prinsip pembelajaran terawasi. Propagasi balik (ke arah lapisan masukan) terjadi setelah jaringan menghasilkan keluaran yang mengandung *error*. Pada fase ini seluruh bobot *synaptic* (yang tidak memiliki aktivasi nol) dalam jaringan akan disesuaikan untuk mengkoreksi/memperkecil *error* yang terjadi (*error correction rule*). Untuk pelatihan jaringan, pasangan fase propagasi ke depan dan balik dilakukan secara berulang untuk satu set data latihan, kemudian diulangi untuk sejumlah *epoch* (satu sesi lewatan untuk seluruh data latihan dalam sebuah proses pelatihan jaringan) sampai *error* yang terjadi mencapai batas kecil toleransi tertentu atau nol [3].



Gambar 1.2 Bentuk Jaringan *Backpropagation*

Dapat dilihat bahwa yang bertindak sebagai dendrit adalah X1 dan X2, yaitu data masukan pada jaringan tersebut. Terdapat 2 sinapsis atau bobot yaitu V dan W, sedangkan Z dan Y merupakan bagian dari soma atau badal sel dari jaringan tersebut. Dan yang bertindak sebagai akson atau data keluaran adalah Y. Berikut ini algoritma pembelajaran metode backpropagation.

Langkah 0 :

Pemberian inisialisasi penimbang (diberi nilai kecil secara acak)

1. Langkah 1 :

Jika kondisi berhenti tidak tercapai, Ulangi langkah 2 hingga 9 sampai kondisi akhir iterasi dipenuhi(kondisi berhenti jika perulangan mencapai maksimal perulangan atau mean square error (MSE) sudah lebih kecil dari rasio pembelajaran)

2. Langkah 2 :

Untuk masing-masing pasangan data pelatihan (training data) lakukan langkah 3 hingga 8

Propagasi maju (Feedforward)

3. Langkah 3 :

Masing-masing unit masukan (Xi, I = 1,…,n) menerima sinyal masukan Xi dan sinyal tersebut disebarkan ke unit-unit bagian berikutnya (unit-unit lapisan tersembunyi)

4. Langkah 4 :

Masing-masing unit dilapisan tersembunyi dikalikan dengan faktor penimbang dan dijumlahkan serta ditambahkan dengan biasnya :

Z_(in_j)=V_oj+∑_(I=1)^n⟦X_i V_ij ⟧ (2.16)

Kemudian menghitung sesuai dengan fungsi aktifasi yang digunakan :

$Z_j=f(Z_{(in_j)})$ (2.17)

Bila yang digunakan adalah fungsi sigmoid maka bentuk fungsi tersebut adalah :

$Z_j=1/(1+〖exp〗^{(-z_in_j)})$ (2.18)

5. Langkah 5

Masing-masing unit keluaran (Yk, k=1,2,3,…m) dikalikan dengan faktor penimbang dan dijumlahkan :

$Y_{(in_k)}=W_{ok}+\sum_{(j=1)}^{p}〖Z_j \ W_{jk}〗$ (2.19)

Menghitung kembali sesuai dengan fungsi aktifasi

$y_k=f(y_{(in_k)})$ (2.20)

Backpropagation dan galatnya

6. Langkah 6 :

Masing-masing unit keluaran (Yk, k=1,…,m) menerima pola target sesuai dengan pola masukan saat pelatihan dan dihitung galatnya :

$\delta_k=(t_k-y_k)\, f^{'}(〖y_in〗_k)$ (2.21)

Karena $f^{'}(〖y_in〗_k)=y_k$ menggunakan fungsi sigmoid, maka :

$f^{'}(〖y_in〗_k)=f(〖y_in〗_k)(1-f(〖y_in〗_k))$
$=y_k\,(1-y_k)$ (2.22)

Menghitung perbaikan faktor penimbang (kemudian untuk memperbaiki
w_{jk}

$\Delta W_{kj}=\alpha.\partial_k.Z_j$ (2.23)

Menghitung perbaikan koreksi :

$\Delta W_{0j}=\alpha.\partial_k$ (2.24)

Dan menggunakan nilai δ_k pada semua unit lapisan sebelumnya.

7. Langkah 7 :

Masing-masing penimbang yang menghubungkan unit-unit l;apisan keluaran dengan unit-unit pada lapisan tersembunyi (Z_j,j=1,…,p) dikalikan delta dan dijumlahkan sebagai masukan ke unit-unit lapisan berikutnya.

$\delta_{in_j}=\sum_{(k=1)}^{n}〖\delta_k W_{jk}〗$ (2.25)

Selanjutnya dikalikan dengan turunan dari fungsi aktifasinya untuk menghitung galat.

$\delta_j=\delta_{in_j} f'(y_{in_j})$ (2.26)

Kemudian menghitung perbaikan penimbang (digunakan untuk memperbaiki V_{ij})

$\Delta V_{ij}=\alpha\delta_j X_i$ (2.27)

Kemudian menghitung perbaikan bias (untuk memperbaiki V_{oj})

$\Delta V_{oj}=\alpha\delta_j$ (2.28)

Memperbaiki penimbang dan bias

8. Langkah 8 :

Masing-masing keluaran unit (yk, k=1,…,m) diperbaiki bias dan penimbangnya (j=0,…,p)

$W_{jk}\text{ (baru)}=W_{jk}\text{ (lama)}\Delta W_{jk}$ (2.29)

Masing-masing unit tersembunyi (Zj, j:1,…,p) diperbaiki bias dan penimbangnya (j=0,…,n)

$V_{jk}\text{ (baru)}=V_{jk}\text{ (lama)}\Delta V_{jk}$ (2.30)

9. Langkah 9 :

Uji kondisi pemberhentian (akhir iterasi) pengujian pemberhentian dilakukan dengan menghitung nilai mean square error (MSE). Dimana nilai MSE ini akan mengambil rata-rata kuadrat error yang terjadi antara output jaringan dan target, berikut adalah rumus MSE

$MSE=(\sum_{(i=1)}^{n}〖e_j〗^2)/n$ (2.31)

2. ISI PENELITIAN

2.1 Analisis Masalah

Dalam mengklasifikasikan citra jenis sidik jari keakurasian sangatlah penting karena untuk menghasilkan suatu sistem pendeteksi citra sidik jari dibutuhkan keakurasian yang baik. Metode yang digunakan untuk mendeteksi citra sidik jari pun dijadikan suatu pertimbangan. Metode yang akan digunakan pada penelitian ini adalah metode *Matrik Co-occurence* untuk ekstraksi ciri dan metode *Back Propagation* untuk klasifikasinya.

Sebelumnya telah dilakukan penelitian yang membuktikan bahwa metode *matriks co-occurrence* dapat mengekstraksi ciri tekstur dengan baik, *matriks co-occurrence* menghasilkan hasil ekstraksi ciri berupa data angka, hasil pengukuran atau disebut data *continues*, berupa kontras, homogenitas, dissimilarity, energy, dan entropy. Selanjutnya ada pula penelitian yang mengimplementasikan metode *Backpropagation* untuk klasifikasi sidik jari. Keduanya menggunakan data continue sebagai data masukan terhadap metode *Backpropagation*, dan menghasilkan keakuratan yang baik.

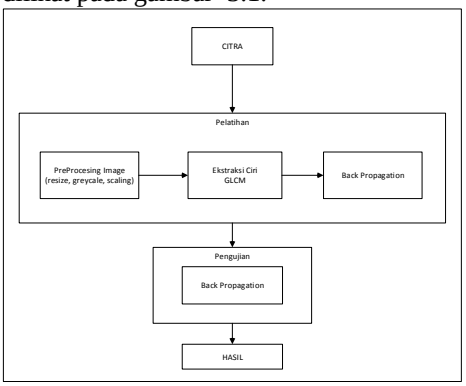
Dari yang telah dijelaskan dan dijabarkan, maka dalam penelitian ini akan melakukan analisis, dengan mengkombinasikan metode ekstraksi ciri *Matrix Co-occurrence* dan metode klasifikasi *Backpropagation* dalam mengklasifikasi citra jenis sidik jari. Dan menguji tingkat keakuratan dan kecepatanya dalam pengujian dengan berbagai sekenario yang dipersiapkan..

2.2 Analisis Proses

Pada analisis proses ini akan menjelaskan sub proses yang dimiliki oleh analisis sistem yang akan dibangun. Dapat dilihat pada gambar 8.

2.2.1 Analisis *Matrix Co-Occurrence*

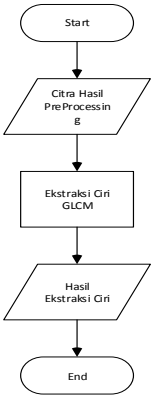
Analisis proses yang akan dilakukan pada penelitian ini adalah analisis dalam melakukan klasifikasi citra berdasarkan tekstur. tahapan-tahapan proses kerja dalam melakukan klasifikasi mulai dari data masukan sampai data keluaran. Berikut adalah tahapan analisis proses yang akan dilakukan dapat dilihat pada gambar 3.1.



Gambar 2.1 Alur Proses

2.2.2 Pelatihan Matrix Co-occurrence

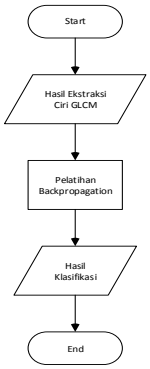
Matrix Co-Occurrence menjelaskan tentang hasil ekstraksi dari ciri GLCM dan merupakan proses untuk mendapatkan ciri utama pada citra. Tahap ini akan menhitung 5 nilai statistik dari kookurensi yaitu kontas, homogenitas, entropi, energi dan dissimilarity dengan sudut 0^0, 45^0, 90^0, dan 135^0. Setelah diperoleh semua nilai dari sudut kemudian akan dirata-ratakan. Berikut alur prosesnya.



Gambar 2.2 Alur *Matrix Co-Occurrence*

2.2.3 Pelatihan Matrix Co-Occurrence

Analisis pelatihan dilakukan untuk mengelompokkan data yang sudah di dapatkan dari hasil perhitungan *matrix co-occurrence*. Data yang sudah diperoleh dari semua hasil fitur *matrix co-occurrence* tersebut kemudian dijadikan dataset dan kemudian dilatih menggunakan metode *Back Propagation*. Berikut adalah alur dari proses yang harus dilakukan.



Gambar 2.3 Alur Proses Pelatihan

2.3 Analisis data

2.3.1 analisis data masukan

Data masukkan yang akan di olah adalah sidik jari dari ibu jari, dimana sidik jari ini makan melalui beberapa tahapan seperti langkah diatas, diantaranya yaitu *preprocessing*, *Matrix Co-Occurrence* dan kemudian algotitma *Back Propagation.*

Data masukan.



Gambar 2.4 Citra Sidik Jari

Karena citra inputan yang akan diujikan memiliki ukuran yang berbeda-beda maka dilakukanlah *resize*. *Resize* adalah tahapan dimana ukuran citra inputan diperkecil dari ukuran aslinya, ini bertujuan untuk mendapatkan inputan yang sama dari semua citra inputan. Kenapa harus 64x64, karena dengan ukuran tersebut sudah membentuk pola yang akan dijadikan penelitian



Gambar 2.5 Citra Sidik Jari Resize 64x64

2.4 Pengujian Metode

2.4.1 Pengujian Metode Confusion Matrix

1. Pengujian learning rate 0,1

Data uji		kklasifikasi							
		Whorl	Rightloop	Leftloop	Tentedarch	Arch	Jmlh	Benar	Salah
Debim	Whorl	1					1	1	
Putra	Whorl	1					1	1	
Icha	Right		1				1	1	
Yulia	Right		1				1	1	
Tono	Left				1		1		1
Nina	Left			1			1	1	
Dea	Tented		1				1		1
Agung	Tented				1		1	1	
Fitri	Arch			1			1		1
Jemmy	Arch					1	1	1	
Jumlah							10	7	3

Makan hasil pengujian dangan learning rate 0,1 adalah 7/10 x 100% = 70%

2. Pengujian learning rate 0,2

Data uji		kklasifikasi							
		Whorl	Rightloop	Leftloop	Tentedarch	Arch	Jmlh	Benar	Salah
Debim	Whorl	1					1	1	
Putra	Whorl	1					1	1	
Icha	Right		1				1	1	
Yulia	Right		1				1	1	
Tono	Left			1			1	1	
Nina	Left			1			1	1	
Dea	Tented				1		1	1	
Agung	Tented					1	1		1
Fitri	Arch					1	1	1	
Jemmy	Arch					1	1	1	
Jumlah							10	9	1

Makan hasil pengujian dangan learning rate 0,2 adalah 7/10 x 100% = 70%

3. Pengujian learning rate 0,3

Data uji		kklasifikasi							
		Whorl	Rightloop	Leftloop	Tentedarch	Arch	Jmlh	Benar	Salah
Debim	Whorl	1					1	1	
Putra	Whorl	1					1	1	
Icha	Right		1				1	1	
Yulia	Right		1				1	1	
Tono	Left					1	1		1
Nina	Left			1			1	1	
Dea	Tented				1		1	1	
Agung	Tented					1	1		1
Fitri	Arch					1	1	1	
Jemmy	Arch				1		1	1	1
Jumlah							10	7	3

Makan hasil pengujian dangan learning rate 0,3 adalah 6/10 x 100% = 60%

4. Pengujian learning rate 0,4

Data uji		kklasifikasi							
		Whorl	Rightloop	Leftloop	Tentedarch	Arch	Jmlh	Benar	Salah
Debim	Whorl	1					1	1	
Putra	Whorl	1					1	1	
Icha	Right		1				1	1	
Yulia	Right		1				1	1	
Tono	Left		1				1		1
Nina	Left			1			1	1	
Dea	Tented				1		1	1	
Agung	Tented			1			1		1
Fitri	Arch			1			1		1
Jemmy	Arch				1		1		1
Jumlah							10	6	4

Makan hasil pengujian dangan learning rate 0,4 adalah 8/10 x 100% = 80%

5. Pengujian learning rate 0,5

Data uji		kklasifikasi							
		Whorl	Rightloop	Leftloop	Tentedarch	Arch	Jmlh	Benar	Salah
Debim	Whorl	1					1	1	
Putra	Whorl	1					1	1	
Icha	Right		1				1	1	
Yulia	Right		1				1	1	
Tono	Left			1			1	1	
Nina	Left			1			1	1	
Dea	Tented				1		1	1	
Agung	Tented			1			1		1
Fitri	Arch			1			1		1
Jemmy	Arch					1	1	1	
Jumlah							10	8	2

Makan hasil pengujian dangan learning rate 0,2 adalah 9/10 x 100% = 90%

2.5 Kesimpulan pengujian

Berdasarkan tabel diatas sidik jari yang di olah menggunakan metode *confusion matrix* dapat di peroleh tingkat keakurasian sebagai berikut.

$$\frac{10}{10} X\ 100\% = 90\%$$

Maka dari hasil perhitungan dengan *confusion matrix* dapat disimpulkan dari hasil pengujian ini adalah semakin banyak data latih yang digunakan maka akan semakin akurat data yang akan diujikan.

3. PENUTUP

3.1 Kesimpulan

Dari hasil pengujian yang sudah dilakukan dapat disimpulkan bahwa algoritma *backpropagatio* dan metode *matrix co-occurrence* dapat melakukan klasifikasi. Terbukti dengan dilakukannya pengujian menggunakan metode *confusion matrix* didapat tingkat akurasi 90% dengan learning rate 0,5 dan erro 0,01, itu dikarena semakin banyak data latih maka tingkat akurasi akan semakin baik.

3.2 Saran

Dari hasil penelitian dani analisis serta dilakukannya pelatihan dan pengujian, terdapat saran-saran jika ada yang akan melakukan penelitian sejenis, yaitu.

1. Untuk mendapatkan tingkat akurasi yang baik dibutuhkan jumlah data latih yang banyak.
2. Ukuran pada citra sidik jari sangat berpengaruh pada hasil klasifikasinya, semakin besar citra sidik jari maka semakin baik tingkat akurasi dan klasifikasinya.
3. Untuk metode adabaiknya ditambah atau di ganti untuk menguji.

DAFTAR PUSTAKA

[1] E. Sediyono, "Klasifikasi Sidik Jari Dengan Menggunakan Metode Wavelet Symlet," *Jurnal Informatika*, vol. 5, no. Klasifikasi Sidik Jari, 2009.

[2] A. J. Arriawati , "Klasifikasi Citra Tekstur Menggunakan K-Nearest Neighbour Berdasarkan Ekstraksi Ciri Metode Matriks Kookurensi," 2007.

[3] D. D. S. B. P. Karno L S, "Pengenalan Sidik Jari Dengan Menggunakan Metode Elstraksi Ciri Multiscale Fourier Descriptor Dan Jaringan Syaraf Tiruan Back Propagation," , 2011.

[4] Rafta Listia, Agus Harjoko, "Klasifikasi Massa pada Citra Mammogram Berdasarkan Gray Level Cooccurence Matrix (GLCM)," *Teknik dan Ilmu Komputer*, vol. Vol. 8, pp. IJCCS , No. 1, January 2014 : 59 – 68, 2014.

[5] R. A.S dan S. M, Rekayasa Perangkat Lunak, Bandung: Informatika Bandung, 2013.

[6] M. R., Pengolahan Citra Digital, Bandung: Penerbit Informatika Bandung, 2002.

[7] U. Ahmad, Pengolahan Citra Digital & Teknik Pemrogramannya, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2005.

[8] C. F. Abd, "My Scribbling Blog," 22 December 2014. [Online]. Available: http://www.charisfauzan.net/2014/06/tiga-metode-algoritma-mengubah-nilai-r.html. [Diakses 26 February 2016].

[9] R. S.Pressman, Rekayasa Perangkat Lunak Pendekatan Praktis, Yogyakarta: Andi, 2012..

[10] A. Anik, "Sistem Pedukung Keputusan Berbasis Decision Tree Dalam Pemberian Beasiswa Studi Kasus:AMIK BSI YOGYAKARTA, Amik BSI Jakarta, Jakarta Selatan.," 2013.

[11] M. G. B. S. D. A. H. M. P. Rocky Yefrenes S.T M.Cs, Sistem Deteksi Penyakit Menggunakan JST, Yogyakarta: GRAHA ILMU, 2013.

[12] S. Kusumadewi, Artificial Intelligence (Teknik Dan Aplikasinya), Yogyakarta: Graha Ilmu, 2003.