

DETEKSI SIDIK JARI BERBASIS ALIHRAGAM GELOMBANG-SINGKAT (*wavelet*) DAN JARINGAN SYARAF TIRUAN (JST) KHUSUS KOTA MATARAM DAN SEKITARNYA

Bulkis Kanata

Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Mataram
Jl. Majapahit No. 62 Mataram 83125, Tlp. 0370-6608703, Fax. 0370-636523
E-mail : uqinata@yahoo.co.id

Astrak

Penelitian ini menerapkan alihragam gelombang-singkat dan jaringan syaraf tiruan (JST) untuk deteksi sidik jari dengan sampel data penduduk yang berdomisili di Mataram dan sekitarnya. Alihragam gelombang-singkat yang digunakan Wavelet Daubechies yang merupakan *wavelet* terbaik untuk pencarian citra. Alihragam wavelet berfungsi untuk mengekstrak citra sidik jari menjadi ciri-ciri citra dengan cara memilih sejumlah kecil koefisien hasil alihragam yang memiliki magnitude terbesar (Koefisien Aproksimasi). Ruang warna yang digunakan YIQ yang merupakan ruang warna yang baik untuk pencarian citra dan hanya diambil luminansnya (Y) yang merupakan skala keabuan. Hasil ekstraksi citra sidik jari asli digunakan untuk dilatihkan pada jaringan syaraf tiruan *backpropagation*, sedangkan pengujian berupa citra sidik jari asli dan sidik jari terdistorsi.

Dari hasil penelitian, pelatihan JST terhadap 100 data sidik jari yang telah diekstrak cirinya menggunakan alihragam gelombang-singkat (db1) dengan arsitektur jaringan yang terdiri atas 64 sel pada lapisan input, 150 sel pada lapisan tersembunyi dan 100 sel pada lapisan output, JST yang dibangun dapat mengenal 100% sidik jari (pernah dilatih) dan 88% data sidik jari terdistorsi yang diujikan padanya. Namun ada keterbatasan jumlah data yang dapat dikenali oleh JST pada saat JST dilatihkan banyak data, dalam penelitian ini 200 sidik jari yang kemudian diujikan dengan data sidik jari yang pernah dilatihkan ternyata hanya mampu mengenal 70%.

Kata kunci : *wavelet, wavelet Daubechies, jaringan syaraf tiruan*

Abstract

This research applied wavelet transform and artificial neural network (ANN) to detection the finger with sample of data are person's fingers which are living in Mataram and it's roundabout. Wavelet transform which applied that is Daubechies, it's the best of wavelet for quest of the image.

Wavelet transform is applied to extract the fingers with way choise of smallest number of the associated major transform coefficients (coefficients approximation). Color space which applied YIQ that is the best of color space to quest of image, and only taken it's luminance (Y) which is the gray scale signal.

The results of extraction of the original finger images is used to training at *backpropagation* ANN, while testing (The finger that will be found) can be like original fingers and the fingers have distortion.

The results of research, training ANN with 100 fingers data have been extracted to use wavelet transform (db1) with architecture of network consist are 64 sel in input layer, 150 sel in hidden layer and 100 sel in output layer. *Backpropagation* ANN has been constructed recognizable 100% of finger data (it's have been trained) and recognizable 88% of fingers data have distortion, which have been testing to it.

In spite of there is limiting number of data which can be recognized by ANN that is when the ANN is trained more data, in this research that is 200 fingers data which then are tested with fingers that have been trained, lack of ANN can recognize only 70%.

Keyword : *wavelet, wavelet Daubechies, artificial neural network*

1. PENDAHULUAN

Penelitian ini ditujukan untuk membantu pihak kepolisian dalam mendeteksi tindak kejahatan dengan menciptakan perangkat-lunak yang berfungsi sebagai detektor sidik jari. Salah satu sistem pengelolaan data citra yang banyak digunakan adalah sistem basis data citra. Sistem ini masih memiliki banyak kelemahan antara lain citra digital merupakan larik dua-dimensi yang memerlukan ruang penyimpanan yang besar dan sistem pencariannya

rumit. Untuk mengatasi kendala ruang penyimpanan digunakan teknik pemanpatan.

Institusi kepolisian merupakan institusi yang banyak memiliki citra foto sidik jari yang memerlukan sistem pengelolaan yang efektif dan efisien, sehingga dalam proses identifikasi diperoleh hasil yang akurat dan waktu yang pendek. Pengenalan citra mirip dengan pencarian citra, merupakan proses pencocokan antara ciri-ciri citra yang dicari dengan ciri-ciri citra yang ada dalam basis data (citra pustaka). Faktor yang menyebabkan

proses pencocokan/pengenalan citra menjadi lebih sulit adalah citra *query* telah mengalami distorsi. Pencarian citra secara tradisional dilakukan dengan membandingkan citra *query* dengan citra pustaka secara langsung untuk setiap titik. Proses ini sangat tidak efektif karena membutuhkan waktu lama. Untuk mengatasi hal ini salah satu pencarian citra yang diusulkan adalah metode dekomposisi wavelet multiresolusi (Dharma Putra, 2000)

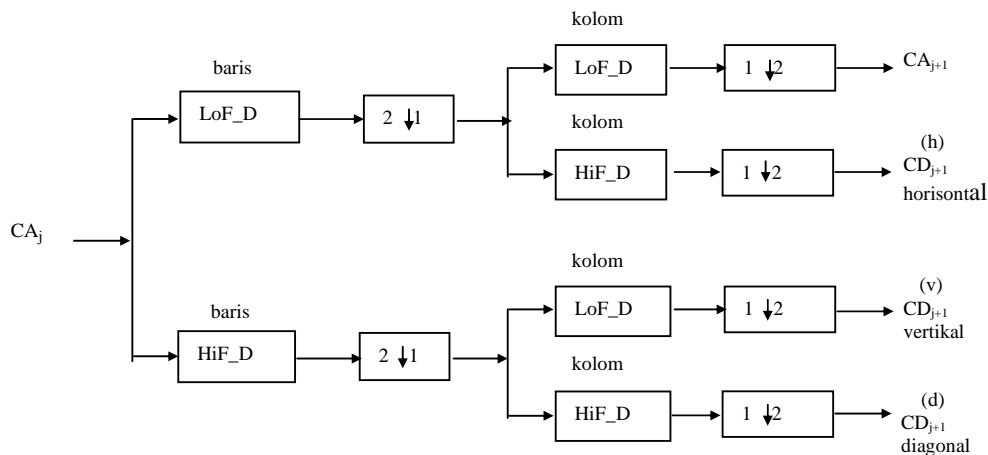
2. TINJAUAN PUSTAKA





2.1 Konsep Alihragam Gelombang-singkat (Wavelet)

Alihragam *wavelet* berkemampuan mengompakkan energi citra yang terkonsentrasi pada sekelompok kecil koefisien transformasi dan kelompok koefisien lain hanya mengandung sedikit energi yang dapat dihilangkan tanpa menghilangkan banyak informasi. Alihragam *wavelet* kontinyu (CWT) merupakan jumlah hasil kali sinyal $f(t)$ dengan fungsi *wavelet* ψ yang mengalami pergeseran dan penyekalaan dalam rentang waktu tertentu, yang dapat ditulis:

$$C(skala, posisi) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi(skala, posisi, t) dt$$

..



- Dengan :
-  *Downsample* kolom : melewati indeks kolom genap
 -  *Downsample* baris : melewati indeks baris genap
 -  Konvolusi vektor baris dengan tapis X
 -  Konvolusi vektor kolom dengan tapis X

Gambar 1. Algoritma DWT2D (Misiti dkk, 1997)

..

Dengan:

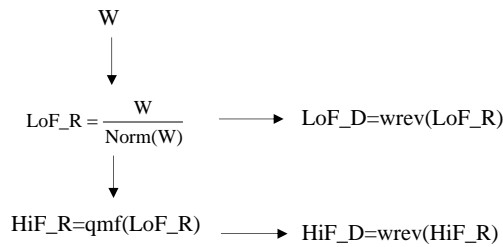
LoF_D : tapis lolos rendah untuk dekomposisi

HiF_D : tapis lolos tinggi untuk dekomposisi

LoF_R : tapis lolos rendah untuk rekonstruksi

HiF_R : tapis lolos tinggi untuk rekonstruksi

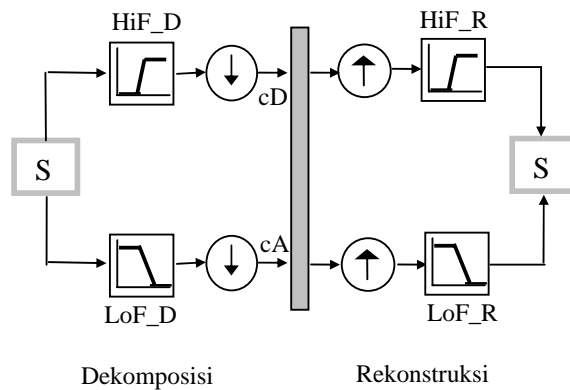
Yang ditentukan dengan menggunakan algoritma berikut:



W merupakan *scaling filter* tak ternormalisasi dengan karakteristik:

- FIR, Panjang 2N, LPF
- $\sum_{i=0}^{2N-1} W_i = 1$
- $\text{norm}(W) = \frac{1}{\sqrt{2}}$

Untuk merekonstruksi sinyal asli dari koefisien aproksimasi dan detil dilakukan dengan alihragam *wavelet* diskret balik (IDWT) yang melibatkan proses penapisan (*filtering*) dan *upsampling* yang dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Dekomposisi dan rekonstruksi

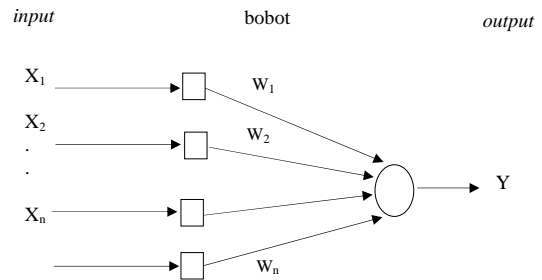
2.2 Jaringan Syaraf Tiruan

Cara kerja JST dengan menjumlahkan hasil kali nilai masukan dengan nilai bobotnya. Pada Gambar 3 diperlihatkan serangkaian masukan $X_1 \dots X_n$. Setiap masukan akan dikalikan berturut-turut dengan bobot $W_1 \dots W_n$ dengan demikian hasil kali keluaran akan sama dengan:

$$Y = X_1 \cdot W_1 + X_2 \cdot W_2 + \dots + X_n \cdot W_n \dots \dots \dots (2)$$

Keluaran Y dimasukkan ke dalam fungsi aktivasi sigmoid biner.

JST yang digunakan pada penelitian ini adalah Backpropagation Pelatihan jaringan dengan perambatan-balik melibatkan proses tiga tingkat, yaitu: umpan maju, perhitungan dan perambatan-balik galat terkait dan pengaturan bobot.



Gambar 3. Skema Jaringan Syaraf Tiruan

2.3 Tujuan dan Mamfaat Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan Alihragam Gelombang-Singkat Debauchies untuk deteksi sidik jari; untuk menciptakan sistem pengenalan yang efektif dan efisien sehingga pengenalan akurat, memerlukan waktu yang pendek; dan untuk memberikan kajian analisis metode alihragam gelombang-singkat dan jaringan syaraf tiruan untuk deteksi citra sidik jari. Hasil penelitian ini bermamfaat untuk membantu institusi kepolisian dalam pendeteksian sidik jari seseorang yang terlibat dalam tindak kejahatan.

3 METODE PENELITIAN

3.1 Alat dan Bahan

Penelitian ini menggunakan seperangkat PC, yaitu komputer dengan spesifikasi prosesor pentium II 300 MHz, RAM 32 MB, lengkap dengan CDROM, Mouse, Monitor GTC, dan komponen pendukungnya. ACDSee v3.0 untuk pengeditan citra, Matlab 5.3 untuk *preprocessing* dan Bahasa pemrograman Borland C++ untuk membuat aplikasi pengenalan.

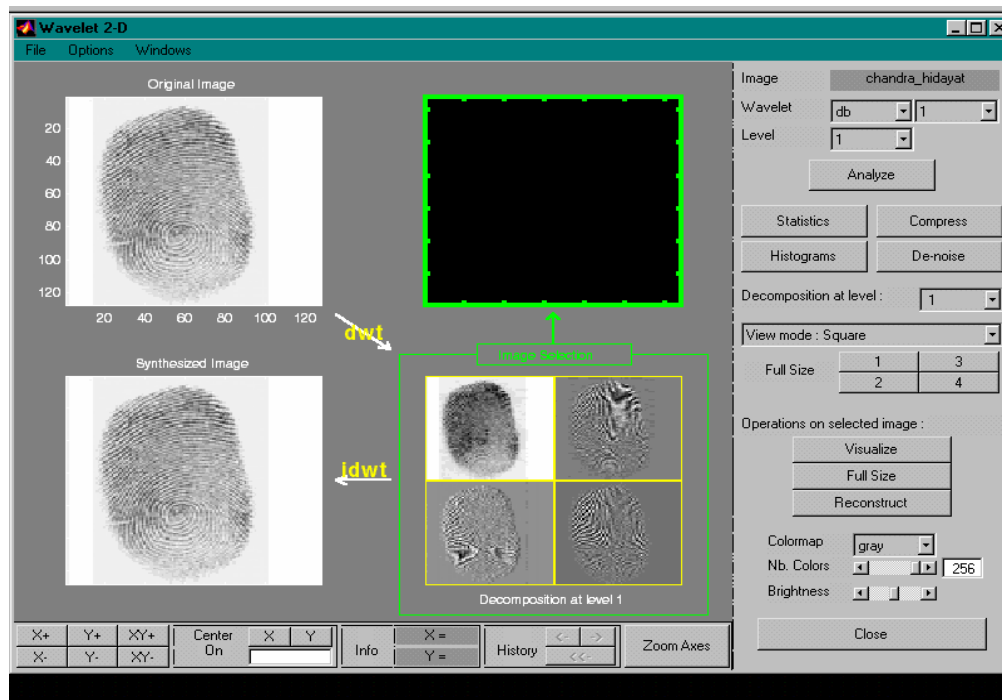
3.2 Proses Penelitian

1. Pengumpulan data citra sidik jari.
2. *Preprocessing* yang meliputi:
 - Melakukan scan terhadap citra sidik jari dengan format .BMP.
 - Pengeditan ukuran citra menjadi 128 x 128 pixel, dan mengubahnya ke ruang warna

- YIQ dan hanya diambil luminance (Y) yang merupakan warna keabuan.
 - Citra diekstraksi menggunakan *Discret Wavelet Transform* (DWT2) menggunakan tapis Daubechies, untuk menghasilkan koefisien aproksimasi (cA) dan koefisien detil (cD). Dekomposisi menggunakan level 4 untuk menghasilkan koefisien dengan ukuran 8 x 8 pixel.
 - cA dinormalisasi sebagai data masukan untuk pelatihan dan pengujian pada jaringan syaraf tiruan.
3. Pembuatan aplikasi pengenalan citra sidik jari.
 4. Melakukan pelatihan dan pengujian pada jaringan yang telah dibuat.
 5. Analisis hasil penelitian dan membuat kesimpulan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini melibatkan proses ekstraksi ciri terhadap data sidik jari yang akan dideteksi, yang menghasilkan pola ciri sidik jari. Ekstraksi sidik jari menggunakan alihragam gelombang-singkat berbasis Daubechies. Setelah dilakukan proses alihragam berulang kali, menunjukkan Wavelet Daubechies 2 (db1) yang paling baik. Sehingga untuk ekstraksi ciri pada penelitian ini digunakan Wavelet Daubechies 2 (db1). Hasil alih ragam wavelet Daubechies terhadap salah satu citra sidik jari yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil alihragam (DWT2) dengan dekomposisi pada level 1

Gambar 4 kiri atas merupakan citra sidik jari asli bagian kanan bawah yang terdiri atas empat gambar sidik jari yang masing-masing:

- Kiri atas: koefisien aproksimasi (cA)
- Kiri bawah: koefisien detil vertikal (cD vertikal)
- Kanan atas: koefisien detil horizontal (cD horisontal)
- Kanan bawah: koefisien detil diagonal (cD diagonal)

Koefisien aproksimasi merupakan komponen-komponen yang mewakili citra asli yang telah ditapis dengan menggunakan tapis lolos rendah (LPF). Koefisien aproksimasi pada dekomposisi level 1 kemudian diproses lagi (di-DWT2-kan). Level

dekomposisi yang digunakan adalah level 4 dengan pertimbangan:

1. Untuk dekomposisi pada level 1 diperoleh koefisien aproksimasi dengan ukuran 64 x 64 pixel terdiri atas 4096 koefisien, jumlah data terlalu besar untuk masukan bagi jaringan syaraf tiruan.
2. Untuk dekomposisi level 2 diperoleh koefisien aproksimasi dengan ukuran 32 x 32 pixel terdiri atas 1024 koefisien, jumlah data masih terlalu besar untuk masukan bagi jaringan.
3. Untuk dekomposisi level 3 diperoleh koefisien aproksimasi dengan ukuran 16 x 16 pixel terdiri

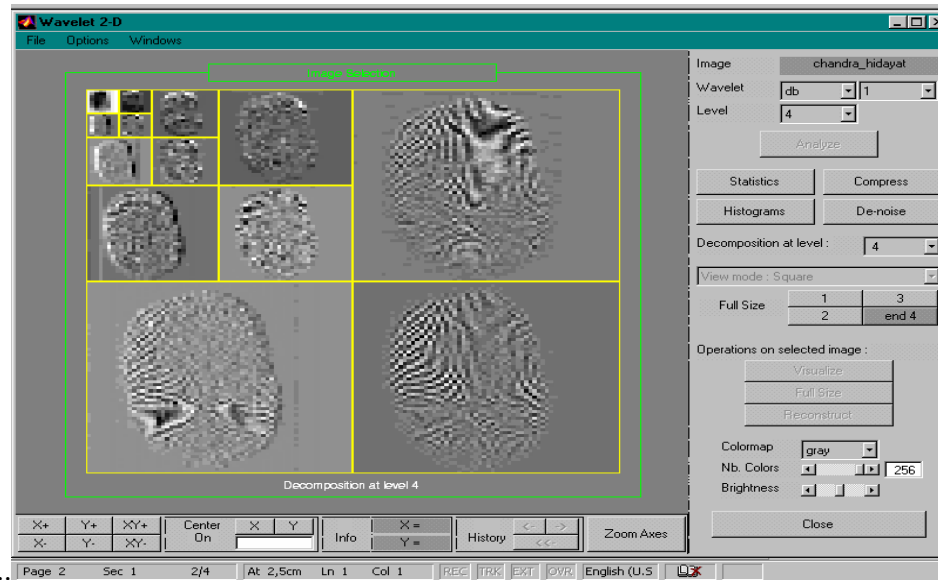
atas 256 koefisien, jumlah data masih terlalu besar untuk masukan bagi jaringan.

4. Untuk dekomposisi level 4 diperoleh koefisien aproksimasi dengan ukuran 8 x 8 pixel terdiri atas 64 koefisien, yang masih dapat mewakili ciri citra asli, sesuai dengan rumus Level maksimum dekomposisi yang dibatasi oleh persamaan yang berkorelasi dengan entropy seperti persamaan (3).

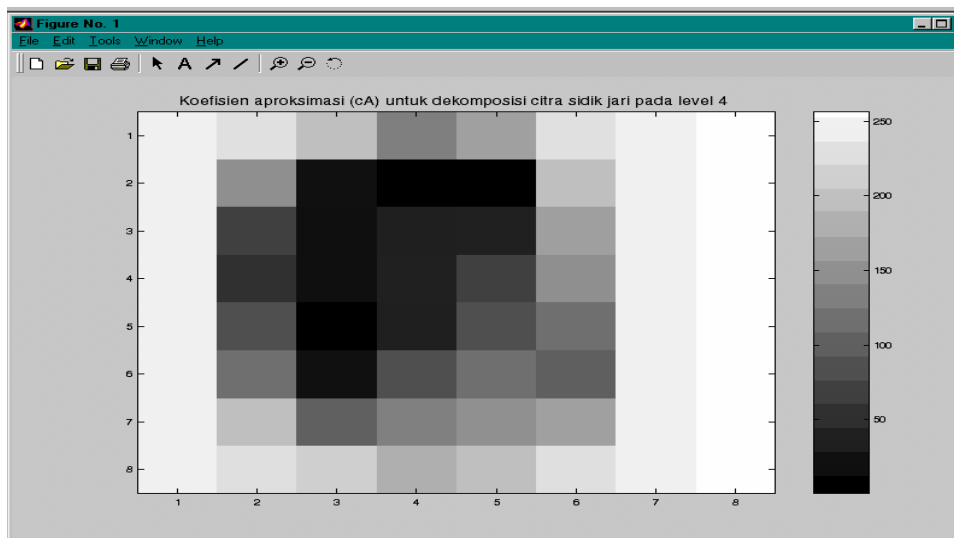
$$= \frac{\ln(128/(2-1))}{\ln(2)} = 7 \dots\dots\dots (3)$$

Dekomposisi dan Koefisien aproksimasi menggunakan level 4 masing-masing dapat dilihat pada Gambar 5 dan Gambar 6.

$$Level_{maks} = \frac{\ln(\text{panjang data}/(\text{panjang filter} - 1))}{\ln(2)}$$



Gambar 5. Citra sidik jari dengan dekomposisi pada Level 4



Gambar 6. Koefisien aproksimasi untuk dekomposisi citra sidik jari pada level 4

Koefisien aproksimasi yang diperoleh sebanyak 64 koefisien terlebih dahulu dilakukan normalisasi, untuk masukan pada jaringan syaraf tiruan.

Pelatihan pada Jaringan Syaraf Tiruan

Parameter-parameter yang digunakan pada JST:

Learning rate (β)

Learning rate yang besar mempercepat pengurangan galat terutama pada tahap awal proses belajar JST. Walaupun konstanta belajar yang besar dapat mempercepat proses belajar JST, namun ada kondisi tertentu dimana tidak dapat tercapai galat minimum yang diinginkan, karena JST terpengaruh pada galat minimum yang sebenarnya. Bila digunakan konstanta belajar yang kecil maka JST dapat mencapai galat minimum yang diinginkan, namun proses belajar membutuhkan waktu yang lama (Kanata, 2001). Sehingga dalam penelitian ini digunakan *learning rate* (β) yang kecil yaitu 0,001.

Momentum (α)

Semakin besar β maka pengurangan galat semakin besar, namun seringkali galat tidak bisa mencapai galat minimum global, sehingga untuk mengatasi hal tersebut digunakan laju belajar yang kecil, namun membutuhkan jumlah iterasi yang besar. Untuk mengatasi hal tersebut digunakan momentum yang dapat membantu proses pengurangan galat pada jaringan lebih cepat (Kanata, 2001). Momentum yang digunakan pada penelitian ini yaitu $\alpha = 0,01$.

Maksimum iterasi

Jumlah iterasi sangat berpengaruh terhadap lamanya proses belajar, karena jika satu iterasi memerlukan m proses, maka untuk n iterasi dibutuhkan $n \times m$ proses dan satu proses berpadanan dengan selang waktu tertentu. Jumlah iterasi juga berpengaruh terhadap galat, karena untuk galat yang cenderung semakin kecil dibutuhkan jumlah iterasi yang semakin besar. Sehingga dalam penelitian ini jumlah maksimum iterasi digunakan sebagai kriteria penghentian belajar pada jaringan. Jumlah maksimum iterasi yang digunakan yaitu 300.

Jumlah Pola Pelatihan

Jumlah pola pelatihan sangat berpengaruh terhadap proses belajar pada jaringan terutama pada jumlah iterasi yang secara otomatis berpengaruh terhadap lamanya komputasi pada jaringan (Kanata, 2001). Jumlah pola pelatihan pada penelitian ini yaitu sebanyak 100 pola dan 200 pola (citra sidik jari).

Jumlah layer (lapisan)

Jumlah lapisan yang digunakan pada penelitian ini pada awalnya 5 lapis, 4 lapis dan kemudian 3

lapis. Dari hasil penelitian (pelatihan berulang kali) yang kemudian dilakukan pengujian, untuk 4 dan 5 lapis komputasi pada jaringan sangat berat. Sehingga pada penelitian ini hanya difokuskan pada 3 lapisan. Jumlah sel tiap lapisan yang digunakan untuk pelatihan 100 data sidik jari:

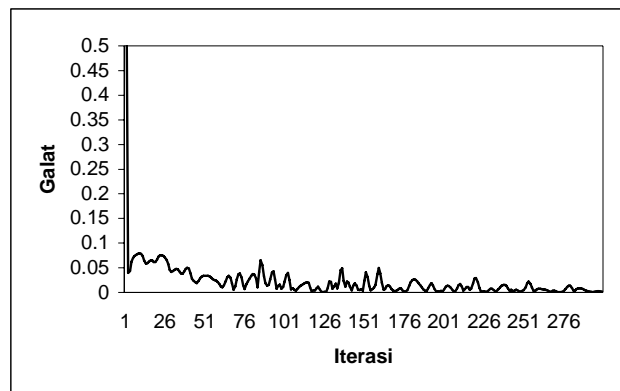
- Lapisan input = 64 sel (jumlah koefisien aproksimasi dari hasil *preprocessing*).
- Lapisan tersembunyi = 10, 30, 50, 75, 100, 125, 150, 200, 300, dan 500 sel.
- Lapisan output = 100 sel (banyaknya data sidik jari yang dikenalkan pada jaringan).

Dari hasil pelatihan yang dilakukan dengan berbagai jumlah sel pada lapisan tersembunyi diperoleh hasil paling tinggi 70% pada saat jumlah lapisan tersembunyi sebanyak 150 sel. Hal ini disebabkan karena banyaknya masukan data yang dilatihkan pada jaringan sehingga komputasi sangat besar.

Galat Maksimum

Semakin kecil galat (ideal galat = 0) maka keluaran jaringan (citra sidik jari yang dicari) hampir sama atau sama dengan target (citra sidik jari yang sebenarnya).

Galat berkaitan erat dengan jumlah iterasi dimana semakin besar iterasi maka galat cenderung semakin kecil. Hal ini dapat dilihat pada grafik **Gambar 7**.



Gambar 7. Grafik hubungan antara galat terhadap iterasi

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 KESIMPULAN

1. Dari hasil pelatihan JST terhadap 100 data sidik jari yang telah diekstrak cirinya menggunakan alihragam gelombang-singkat (Daubechies 2) dengan arsitektur jaringan yang terdiri atas 64 sel pada lapisan input, 150 sel pada lapisan

tersembunyi dan 100 sel pada lapisan output, jaringan syaraf tiruan *backpropagation* yang dibangun dapat mengenali 100% data sidik jari (pernah dilatihkan) dan 88% data sidik jari berderau yang diujikan padanya, namun ada keterbatasan jumlah data yang dapat dikenali oleh JST, hal ini dapat dilihat pada saat JST dilatih dengan 200 data sidik jari kemudian diujikan dengan data sidik jari yang pernah dilatihkan ternyata hanya mampu mengenali 70 % data sidik jari yang telah diujikan padanya.

2. Jaringan syaraf tiruan *backpropagation* memiliki keterbatasan kemampuan mengenali citra sidik jari apabila padanya dilatihkan/diajarkan data sidik jari yang sangat banyak, hal ini terkait dengan semakin besarnya data maka komputasi juga semakin besar.

5.2 SARAN

Untuk membangun detektor sidik jari berbasis alihragam gelombang-singkat perlu adanya pembatasan jumlah data sidik jari yang digunakan untuk melatih jaringan, agar diperoleh pengenalan citra sidik jari yang maksimum.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Burrus, C.S., Gopinath, R.A., Guo, H., 1998, *Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms*, Prentice-Hall International, Inc., USA.
- [2]. Dharma Putra, Ketut, 2000, *Pencarian Citra pada Sistem Basis Data Citra dengan Metode Dekomposisi Wavelet Multiresolusi*, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta.
- [3]. Fausett, Laurene, 1994, *Fundamental of Neural Networks Architecture, Algorithm, and Application*, Prentice Hall.
- [4]. Jain, Anil K., 1989, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice-Hall, Inc.
- [5]. Kanata, Bulkis, 2001, *Analisis Sinyal Seismik pada Gunung Merapi untuk Estimasi Jenis gempa dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan*, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta.
- [6]. Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G., Poggi, JM., 1997, *Wavelet Toolbox For Use with MATLAB*, The Math Works, Inc.
- [7]. Suta Wijaya, Gede Pasek, 2002, *Perbandingan beberapa Alihragam Wavelet untuk Pencarian Citra pada Basis Data Citra*, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta.

UCAPAN TERIMA KASIH

Alhamdulillah penulis panjatkan kehadiran Allah SWT yang telah memberikan petunjuk sehingga Publikasi Ilmiah ini dapat diselesaikan dengan baik. Penulis menyadari bahwa penulisan Publikasi Ilmiah ini tidak terlepas dari bantuan berbagai pihak, oleh sebab itu melalui kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

- DIKTI atas bantuan dana pada Penelitian Dosen Muda ini.
- Bapak Ir. Chairussyuhur Arman, M.Sc., Ph.D selaku ketua lembaga Penelitian Universitas Mataram.

Semoga bantuan yang telah diberikan tersebut mendapat balasan pahala yang berlipat ganda dari Allah Subhanahu wa Ta'ala, Aamin.