

# IDENTIFIKASI SIDIK JARI MENGGUNAKAN *DISCRETE WAVELET TRANSFORM* DAN *CANBERRA DISTANCE*

Yunita Hanapi <sup>\*1</sup>, Ika Purwanti Ningrum<sup>2</sup>, Rahmat Ramadhan<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Jurusan Teknik Informatika, FTEKNIK UHO, Kendari

e-mail: <sup>\*1</sup>[yunitazphon3@gmail.com](mailto:yunitazphon3@gmail.com), <sup>2</sup>[ika.purwanti.n@gmail.com](mailto:ika.purwanti.n@gmail.com), <sup>3</sup>[f1a107041@gmail.com](mailto:f1a107041@gmail.com)

## Abstrak

Sistem biometrika merupakan teknologi pengenalan diri dengan menggunakan bagian tubuh atau perilaku manusia. Salah satu cara paling aman mengenali seseorang adalah melalui teknologi biometrika menggunakan sidik jari. Tujuan dari penelitian ini adalah membuat suatu aplikasi identifikasi sidik jari menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan *Canberra Distance*.

Proses identifikasi sidik jari terdiri dari 3 tahapan utama yaitu *preprocessing*, ekstraksi fitur dan pencocokan. DWT berfungsi untuk mengekstrak citra sidik jari menjadi ciri-ciri citra. Metode ini mendekomposisi citra masukan sebanyak 5 level dengan menggunakan *mother wavelet Daubechies 4* (Db4). Energi yang dihasilkan oleh DWT akan digunakan untuk mengukur kemiripan citra menggunakan *Canberra Distance*.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa tingkat keakuratan aplikasi identifikasi sidik jari menggunakan 30 citra *training* dan 10 citra *testing* pada 10 individu sebesar 90%. Dalam penelitian ini, digunakan nilai ambang sebesar 0,65 sebagai *filter* untuk mengenali citra sidik jari.

**Kata Kunci** : Biometrika, Sidik Jari, *Discrete Wavelet Transform*, *Mother Wavelet Daubechies*, *Canberra Distance*.

## Abstract

*Biometric system is self-recognition technology using body parts or human behavior. One of the safest ways to recognize someone is biometrics technology using fingerprint. This study aims to make an application of fingerprint recognition using Discrete Wavelet Transform (DWT) and Canberra Distance.*

*Fingerprint recognition process consists of three main stages such as preprocessing, feature extraction and matching. DWT is used to extract the fingerprint image into the characteristics of the image. This method decomposes the input image as much as 5 levels using mother wavelet Daubechies 4 (Db4). Produced Energi by DWT will be used to measure the image similarity using Canberra Distance.*

*The results of this study indicate that the rate of the fingerprint recognition applications using 30 image training and 10 image testing on 10 individuals by 90%. In this study uses the threshold value is 0,65 as a filter to recognize the fingerprint image.*

**Keywords:** *Biometrics, Fingerprint, Discrete Wavelet Transform, Mother Wavelet Daubechies, Canberra Distance.*

## 1. PENDAHULUAN

Sistem biometrika merupakan teknologi pengenalan diri dengan menggunakan bagian tubuh atau perilaku manusia. Contohnya dalam pengenalan fisik manusia

yaitu dengan pengenalan sidik jari, retina, iris, pola dari wajah (*facial patterns*), tanda tangan dan cara mengetik (*typing patterns*) serta suara yang merupakan kombinasi dari dua yaitu pengenalan fisik dan perilaku.

Pada kenyataannya mengenali

seseorang dengan komponen atau kode yang dimiliki merupakan metode tradisional yang sampai sekarang ini masih digunakan secara luas dalam berbagai bidang aplikasi. Metode ini memiliki kelemahan, seperti dapat hilang atau dicuri, dapat digunakan secara bersama-sama, dan mudah digandakan. Salah satu cara yang paling aman adalah melalui teknologi biometrika yaitu sidik jari. Sidik jari memiliki suatu pola guratan-guratan yang berbeda antara satu orang dengan orang lain. Perbedaan pola dari sidik jari tersebut bisa digunakan sebagai identifikasi.

Seiring dengan perkembangan identifikasi sidik jari, maka berbagai penelitian dengan berbagai metode terus dilakukan baik dalam pemilihan metode segmentasi atau pemrosesan awal, ekstraksi maupun klasifikasi untuk mencari penemuan identifikasi sidik jari yang lebih akurat. Satu diantara metode ekstraksi yang digunakan adalah *Discrete Wavelet Transform* (DWT). Wavelet mempunyai banyak jenis diantaranya wavelet Haar, Daubechies, Symlet dan Coifflet. Wavelet Daubechies merupakan jenis yang paling sering digunakan untuk mendapatkan nilai ekstraksi citra. Energi yang dihasilkan oleh DWT akan digunakan untuk mengukur kemiripan citra menggunakan metode *Canberra Distance*. Metode ini menormalisasi komponen-komponen fitur tersendiri sebelum menghitung kemiripan citra sehingga baik digunakan pada pengukuran dissimilaritas [1].

Penelitian sebelumnya mengenai identifikasi sidik jari, yaitu pada penelitian yang dilakukan oleh [2] tentang deteksi sidik jari berbasis Transformasi Gelombang-Singkat (Wavelet) dan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) menyimpulkan bahwa dari hasil pelatihan JST terhadap 100 data sidik jari yang telah diekstrak cirinya menggunakan Transformasi Gelombang-Singkat (Daubechies 4) 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.

Hal yang berbeda dilakukan oleh [3] yaitu penelitian tentang aplikasi Pengenalan Sidik Jari dengan Wavelet Symlet dan Wavelet Daubechies Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik. Digunakan *mother Wavelet Symlet 2* (Sym2) dan Wavelet Daubechies 4 (Db4) untuk menganalisis jenis *mother wavelet* dengan tingkat penguraian sama yang memberikan tingkat pengenalan paling baik. Diperoleh bahwa Db4 lebih baik dalam hal mendapatkan ciri citra sidik jari yang ditunjukkan dengan nilai tingkat keakuratan pengenalan sebesar 90,4 %.

Penelitian lain yang dilakukan oleh [4] yaitu Perbandingan *Euclidean Distance* dengan *Canberra Distance* pada *Fingerprints Recognition*. Dijelaskan bahwa proses *fingerprints recognition* menggunakan *euclidean distance* dan *canberra distance* sebagai metode jarak untuk menentukan tingkat kesamaan (*similarity degree*) atau ketidaksamaan (*disimilarity deggree*) dua fitur vektor dengan melakukan perbandingan kedua metode ini untuk mendapatkan persentase kemiripan tertinggi. Diperoleh tingkat keakuratan sebesar 92,63% menggunakan metode *canberra distance*.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Data

*Dataset* sidik jari merupakan basis data yang sudah tersedia di *website* perusahaan Neurotechnology, penyedia presisi tinggi teknologi biometrik dan identifikasi objek (<http://www.neurotechnology.com/download.html>). Data sidik jari ini diperoleh secara gratis pada perusahaan Neurotechnology. Pengambilan sidik jari ini menggunakan teknologi *Synthetic Fingerprint Generation* (SFinGe v2.51) dalam format *portable network graphic* (PNG) dengan ukuran 211 x 300 piksel.

Banyak data untuk sampel sidik jari berjumlah 45 citra sidik jari yang terdiri dari 30 citra *training*, 10 citra *testing* yang terdapat pada *dataset* dan 5 citra *testing* yang tidak terdapat pada *dataset*. Citra yang ini menggunakan sidik jari jempol kanan.

2.2 Normalisasi Intensitas

Pengaturan kontras dan intensitas cahaya atau normalisasi dilakukan dengan mengurangi perbedaan kekuatan penerangan dan dampak dari derau (*noise*) pada sensor. Metode operasi yang dapat digunakan untuk pengaturan kontras ditunjukkan oleh persamaan (1).

$$I'(x,y) = \begin{cases} \phi_d + \lambda; & \text{jika } I(x,y) > \phi \\ \phi_d - \lambda; & \text{sebaliknya} \end{cases} \quad (1)$$

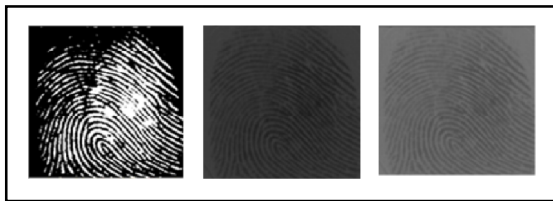
dengan

$$\lambda = \sqrt{\frac{\rho_d \{I(x,y) - \phi\}^2}{\rho}} \quad (2)$$

$$\phi(I) = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} I(i,j) \quad (3)$$

$$\rho(I) = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (I(i,j) - \phi(I))^2 \quad (4)$$

dengan  $I'$  adalah citra hasil,  $I$  adalah citra asal,  $\rho$  dan  $\phi$  adalah varian dan rata-rata dari citra asal, serta  $\rho_d$  dan  $\phi_d$  adalah rata-rata citra hasil masukan. Gambar 1 menunjukkan gambar hasil normalisasi.



Gambar 1 Efek normalisasi intensitas

2.3 Image Resizing

*Image resizing* adalah salah satu bagian dari bidang ilmu *image processing*. *Image resizing* merupakan proses merubah ukuran gambar *digital* menjadi lebih besar atau lebih kecil. Algoritma yang digunakan untuk mengubah ukuran citra adalah *nearest neighbor interpolation* (interpolasi tetangga terdekat).

Interpolasi tetangga terdekat, nilai keabuan titik hasil diambil dari nilai keabuan pada titik asal yang paling dekat dengan koordinat hasil perhitungan dari transformasi spasial. Citra 2 dimensi, tetangga terdekat dipilih di antara 4 titik asal yang saling berbatasan satu sama lain. Kelebihan dari interpolasi tetangga terdekat adalah kemudahan dan kecepatan eksekusinya [5]. Secara umum transformasi spasial dinyatakan oleh persamaan (5).

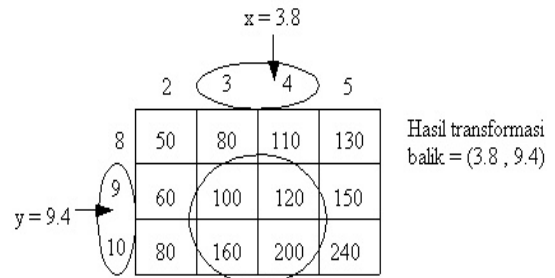
$$x = fx(x,y) \quad (5)$$

$$y = fy(x,y)$$

$$K_o(x',y') = K_i(x,y)$$

dengan  $K_i(x,y)$  adalah keabuan píxel pada koordinat asal dan  $K_o(x',y')$  adalah keabuan hasil pada koordinat tujuan.

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



Gambar 2 Nilai keabuan citra asal

Gambar 2 mengilustrasikan nilai keabuan sebuah citra, misalkan dari transformasi balik sebuah titik hasil diperoleh koordinat titik asal (3.8, 9.4), maka titik terdekatnya dipilih dari 4 buah titik yang mungkin yaitu: (3,9), (3,10), (4,9) atau (4,10). Adanya fungsi pembulatan maka dapat ditentukan koordinat tetangga terdekatnya adalah (4,9), sehingga nilai keabuan pada titik ini yang dipakai adalah

$$K_o(x',y') = K_i(4,9) = 120$$

2.4 Transformasi Wavelet

Wavelet adalah suatu bentuk gelombang dengan durasi terbatas yang memiliki rata-rata nilai adalah nol [6]. Secara hierarki untuk merepresentasikan data atau fungsi lainnya. Wavelet dapat digunakan untuk menggambarkan sebuah model atau gambar asli ke dalam fungsi matematis tanpa memperhatikan bentuk dari model berupa citra, kurva atau sebuah bidang. Transformasi wavelet merupakan sebuah fungsi yang dapat mengelolah sinyal ke kawasan waktu dan frekuensi sekaligus. Transformasi wavelet paling tepat digunakan dalam proses pengolahan citra karena tidak banyak

informasi yang hilang saat dilakukan rekonstruksi ulang.

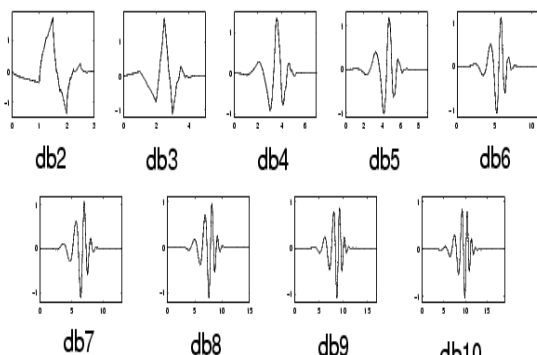
Fungsi yang digunakan dalam Transformasi Wavelet diturunkan dari *mother wavelet* melalui translasi (pergeseran) dan penskalaan (*scaling*). *Mother wavelet* merupakan fungsi dasar yang digunakan dalam transformasi wavelet. *Mother wavelet* menghasilkan semua fungsi wavelet yang digunakan dalam transformasi melalui translasi dan penskalaan, maka *mother wavelet* akan menentukan karakteristik dari transformasi wavelet yang dihasilkan [7].

### A. Wavelet Daubechies

Nama wavelet Daubechies berasal dari seorang matematikawan yang bernama Ingrid Daubechies. Wavelet Daubechies memiliki karakteristik derajat *vanishing moment* yang maksimal. Derajat *vanishing moment* merupakan parameter untuk menyatakan kemampuan mengaproksimasi suatu sinyal. Semakin besar derajat *vanishing moment*, maka semakin kecil nilai galat/error aproksimasi yang akan terjadi [7].

Wavelet Daubechies (Db) yang umum digunakan adalah Db2 - Db20. Untuk setiap wavelet Db, memiliki 4 wavelet *filter* yaitu *Highpass decomposition filter (H)*, *Highpass reconstruction filter (H')*, *Lowpass decomposition filter (L)* dan *Lowpass reconstruction filter (L')*. Untuk proses dekomposisi menggunakan **H** dan **L** sedangkan rekonstruksi menggunakan **H'** dan **L'**.

Gambar 3 menunjukkan beberapa *mother wavelet* Daubechies.



Gambar 3 Beberapa *mother wavelet* Daubechies

Wavelet Db4 digunakan dalam penelitian ini dan wavelet *filter* untuk Db4 yaitu

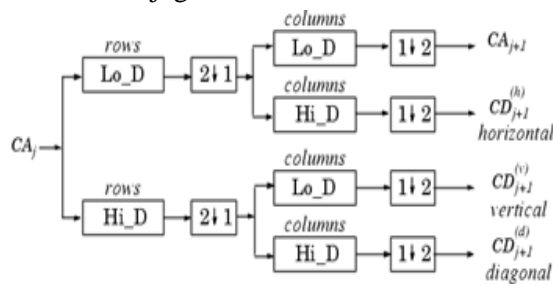
$$\begin{aligned}
 H &= [-0,4830 \quad 0,8365 \quad -0,2241 \quad -0,1294] \\
 H' &= [-0,1294 \quad -0,2241 \quad 0,8365 \quad -0,4830] \\
 L &= [-0,1294 \quad 0,2241 \quad 0,8365 \quad 0,4830] \\
 L' &= [0,4830 \quad 0,8365 \quad 0,2241 \quad -0,1294]
 \end{aligned}$$

### B. Discrete Wavelet Transform

DWT melakukan dekomposisi citra pada frekuensi *subband* citra tersebut dimana komponennya dihasilkan dengan cara meningkatkan *level* dekomposisi. Implementasi DWT dapat dilakukan dengan cara melewati sinyal frekuensi tinggi melalui *highpass filter* dan frekuensi rendah melalui *lowpass filter*. Gambar 4 menunjukkan DWT dua dimensi dengan *level* dekomposisi satu.

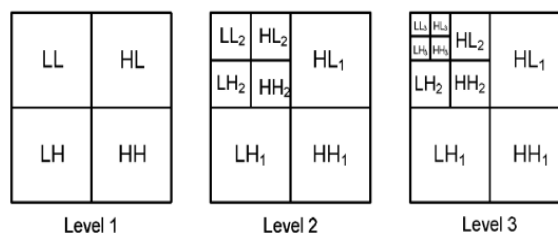
Gambar 4 menunjukkan bahwa jika suatu citra dilakukan proses DWT 2D level 1, maka akan menghasilkan empat buah *subband* yaitu :

- Koefisien Aproksimasi ( $CA_{j+1}$ ) atau disebut juga *subband* LL
- Koefisien Detil Horisontal ( $CD_{j+1}^{(h)}$ ) atau disebut juga *subband* HL
- Koefisien Detil Vertikal ( $CD_{j+1}^{(v)}$ ) atau disebut juga *subband* LH
- Koefisien Detil Diagonal ( $CD_{j+1}^{(d)}$ ) atau disebut juga *subband* HH



Gambar 4 DWT2D level 1

Gambar 5 menunjukkan dekomposisi wavelet suatu citra dari *level* 1 sampai *level* 3 [8].



Gambar 5 Dekomposisi wavelet *level* 1 sampai 3

C. Pengukuran Energi pada Wavelet

Perhitungan Energi berfungsi untuk menghitung Energi yang dihasilkan setiap citra hasil transformasi wavelet. Mengidentifikasi citra perlu dihitung terlebih dahulu Energi dari setiap (*node*). Energi merupakan koefisien yang merupakan ciri dari *node* [8]. Jika yang terdekomposisi adalah  $x(m, n)$  Energi setiap *node* dapat dihitung menggunakan persamaan (6).

$$e(x) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N x(m, n) \tag{6}$$

2.5 Canberra Distance (Jarak Canberra)

Jarak merupakan pendekatan yang umum dipakai untuk mewujudkan pencarian citra. Fungsinya adalah menentukan kesamaan atau ketidaksamaan dua fitur vektor. Tingkat kesamaan dinyatakan dengan suatu skor atau rangking. Semakin kecil nilai rangking, semakin dekat kesamaan kedua fitur vektor tersebut.

Pengukuran jarak dilakukan dengan metode *Canberra distance* (jarak Canberra). *Canberra distance* adalah ukuran numerik dari jarak antara pasang titik dalam ruang fitur vektor, *Canberra distance* telah digunakan sebagai metrik untuk membandingkan daftar peringkat.

Setiap nilai dari dua fitur vektor yang akan dicocokkan, *Canberra distance* membagi absolut selisih dua nilai dengan jumlah dari absolut dua nilai tersebut. Hasil dari setiap dua nilai yang dicocokkan lalu dijumlahkan untuk mendapatkan nilai *Canberra distance*. Jika kedua koordinat nol-nol, maka didefinisi dengan  $\frac{0}{0} = 0$ . Jarak ini sangat peka terhadap sedikit perubahan dengan kedua koordinat mendekati nol [9]. *Canberra distance* dapat dihitung menggunakan persamaan (7).

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^n \frac{|x_{ik} - x_{jk}|}{|x_{ik}| + |x_{jk}|} \tag{7}$$

Keterangan:

$d_{ij}$  = tingkat perbedaan (*dissimilarity degree*)

$n$  = jumlah vektor

$x_{ik}$  = fitur vektor citra *input*

$x_{jk}$  = fitur vektor citra pembanding/*output*

Contoh:

Fitur vektor  $A = [0 \ 3 \ 4 \ 5]$

Fitur vektor  $B = [7 \ 6 \ 3 \ -1]$

*Canberra distance AB* adalah:

$$d_{AB} = \frac{|0 - 7|}{|0| + |7|} + \frac{|3 - 6|}{|3| + |6|} + \frac{|4 - 3|}{|4| + |3|} + \frac{|5 - (-1)|}{|5| + |-1|}$$

$$d_{AB} = 1 + \frac{1}{3} + \frac{1}{7} + 1 = 2,476$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Implementasi merupakan tahap dimana sistem siap untuk dioperasikan. Hasil analisis dan perancangan diimplementasikan dalam bentuk aplikasi pengenalan sidik jari dengan menggunakan bahasa pemrograman Java. Aplikasi ini merupakan aplikasi *executable* berformat JAR.

Spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan dalam implementasi adalah sebagai berikut:

1. Perangkat lunak yang dibutuhkan (*required software*):
  - Sistem Operasi yang digunakan adalah Windows 7 atau 8.
  - JDK (Java Development Kit) 7.
2. Perangkat keras yang dibutuhkan (*required hardware*):
  - Processor Intel® Core™ 2 Duo 2.00 GHz.
  - HDD 320GB, RAM 2.00GB.

Citra hasil *resizing* (128 x 128 piksel) mengalami proses dekomposisi menjadi *subband CA* dan *subband CD*. Pada penelitian ini, dekomposisi wavelet yang digunakan adalah 5 level dengan menggunakan *mother wavelet Db4* dan menggunakan *subband CA<sub>5</sub>* sebagai hasil ekstraksi fitur. Berikut langkah-langkah proses dekomposisi citra yang diilustrasikan pada matriks 8 x 8.

1. Perhitungan wavelet pada citra  $x$  berdimensi 8 x 8 piksel dan menggunakan mode warna *grayscale* 8 bit, maka matriks piksel  $X$  dapat dibuat sebagai berikut.

$$X = \begin{bmatrix} 7 & 4 & 4 & 1 & 3 & 0 & 5 & 0 \\ 3 & 6 & 3 & 8 & 7 & 0 & 3 & 1 \\ 2 & 4 & 2 & 2 & 3 & 5 & 3 & 7 \\ 5 & 2 & 5 & 9 & 6 & 8 & 1 & 2 \\ 4 & 8 & 4 & 0 & 9 & 7 & 2 & 3 \\ 1 & 6 & 8 & 6 & 3 & 7 & 8 & 3 \\ 8 & 0 & 3 & 7 & 7 & 5 & 2 & 4 \\ 6 & 2 & 4 & 8 & 1 & 9 & 2 & 6 \end{bmatrix}$$

2. Matriks  $X$  akan dikonvolusi baris menggunakan *lowpass decomposition filter (L)*

$$L = [-0,1294 \ 0,2241 \ 0,8365 \ 0,4830]$$

$$P = X \otimes L$$

$$= \begin{bmatrix} 7 & 4 & 4 & 1 & 3 & 0 & 5 & 0 \\ 3 & 6 & 3 & 8 & 7 & 0 & 3 & 1 \\ 2 & 4 & 2 & 2 & 3 & 5 & 3 & 7 \\ 5 & 2 & 5 & 9 & 6 & 8 & 1 & 2 \\ 4 & 8 & 4 & 0 & 9 & 7 & 2 & 3 \\ 1 & 6 & 8 & 6 & 3 & 7 & 8 & 3 \\ 8 & 0 & 3 & 7 & 7 & 5 & 2 & 4 \\ 6 & 2 & 4 & 8 & 1 & 9 & 2 & 6 \end{bmatrix}$$

$$\otimes [-0,1294 \quad 0,2241 \quad 0,8365 \quad 0,4830]$$

Normalisasi citra dengan menambahkan 3 kolom bernilai 0 pada kiri dan kanan matriks  $X$ .

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 7 & 4 & 4 & 1 & 3 & 0 & 5 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 3 & 6 & 3 & 8 & 7 & 0 & 3 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & 4 & 2 & 2 & 3 & 5 & 3 & 7 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 5 & 2 & 5 & 9 & 6 & 8 & 1 & 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 4 & 8 & 4 & 0 & 9 & 7 & 2 & 3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 6 & 8 & 6 & 3 & 7 & 8 & 3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 8 & 0 & 3 & 7 & 7 & 5 & 2 & 4 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 6 & 2 & 4 & 8 & 1 & 9 & 2 & 6 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \otimes [-0,1294 \quad 0,2241 \quad 0,8365 \quad 0,4830]$$

Citra hasil konvolusi baris akan menjadi matriks berukuran 11 x 11.

$$P = \begin{bmatrix} P_{0,0} & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & P_{0,10} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ P_{10,0} & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & P_{10,10} \end{bmatrix}$$

Melakukan perhitungan konvolusi baris pada semua elemen matriks  $X$  sehingga menghasilkan matriks  $P$ .

$$P = \begin{bmatrix} -0,91 & 1,05 & 6,23 & 7,49 & 5,11 & 3,44 & 2,35 & 2,57 & 4,18 & 2,42 & 0,00 \\ -0,39 & -0,10 & 3,47 & 6,11 & 6,29 & 9,71 & 9,33 & 3,92 & 2,73 & 2,29 & 0,48 \\ -0,26 & -0,07 & 2,31 & 4,50 & 3,67 & 2,66 & 4,21 & 5,40 & 6,49 & 7,30 & 3,38 \\ -0,65 & 0,86 & 3,98 & 4,04 & 6,39 & 10,25 & 11,03 & 9,56 & 5,15 & 2,16 & 0,97 \\ -0,52 & -0,14 & 4,62 & 9,52 & 6,05 & 3,04 & 8,84 & 10,26 & 5,73 & 3,48 & 1,45 \\ -0,13 & -0,55 & 1,15 & 6,52 & 10,55 & 8,65 & 5,94 & 8,71 & 10,75 & 6,37 & 1,45 \\ -1,04 & 1,79 & 6,30 & 3,63 & 3,17 & 8,23 & 10,10 & 7,49 & 4,98 & 4,31 & 1,93 \\ -0,78 & 1,09 & 4,95 & 4,43 & 5,98 & 7,68 & 6,46 & 7,68 & 7,36 & 5,99 & 2,90 \end{bmatrix}$$

- Melakukan *downsampling column* dengan mengambil nilai piksel pada posisi kolom genap dan *wekeep* (agar ukuran  $n_i = \frac{1}{2}n_{i-1}$ ) pada matriks hasil konvolusi  $P$  sehingga menghasilkan matriks  $Z$ .

$$Z = \begin{bmatrix} 1,05 & 7,49 & 3,44 & 2,57 \\ -0,10 & 6,11 & 9,71 & 3,92 \\ -0,07 & 4,50 & 2,66 & 5,40 \\ 0,86 & 4,04 & 10,25 & 9,56 \\ -0,14 & 9,52 & 3,04 & 10,26 \\ -0,55 & 6,52 & 8,65 & 8,71 \\ 1,79 & 3,63 & 8,23 & 7,49 \\ 1,09 & 4,43 & 7,68 & 7,68 \end{bmatrix}$$

- Tahap selanjutnya adalah proses konvolusi kolom matriks  $Z$  menggunakan *lowpass decomposition filter (L)*.

$$Y = Z \otimes L = \begin{bmatrix} 1,05 & 7,49 & 3,44 & 2,57 \\ -0,10 & 6,11 & 9,71 & 3,92 \\ -0,07 & 4,50 & 2,66 & 5,40 \\ 0,86 & 4,04 & 10,25 & 9,56 \\ -0,14 & 9,52 & 3,04 & 10,26 \\ -0,55 & 6,52 & 8,65 & 8,71 \\ 1,79 & 3,63 & 8,23 & 7,49 \\ 1,09 & 4,43 & 7,68 & 7,68 \end{bmatrix} \otimes [-0,1294 \quad 0,2241 \quad 0,8365 \quad 0,4830]$$

Normalisasi citra dengan menambahkan 3 baris bernilai 0 pada atas dan bawah matriks  $Z$ .

$$Y = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1,05 & 7,49 & 3,44 & 2,57 \\ 0,10 & 6,11 & 9,71 & 3,92 \\ 0,07 & 4,50 & 2,66 & 5,40 \\ 0,86 & 4,04 & 10,25 & 9,56 \\ 0,14 & 9,52 & 3,04 & 10,26 \\ 0,55 & 6,52 & 8,65 & 8,71 \\ 1,79 & 3,63 & 8,23 & 7,49 \\ 1,09 & 4,43 & 7,68 & 7,68 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \otimes [-0,1294 \quad 0,2241 \quad 0,8365 \quad 0,4830]$$

Citra hasil konvolusi akan menjadi matriks berukuran 11 x 4.

Melakukan perhitungan konvolusi pada semua elemen matriks  $Z$  sehingga menghasilkan matriks  $Y$ .

- Melakukan *downsampling rows* dengan mengambil nilai piksel pada posisi baris genap dan *wekeep* pada matriks hasil konvolusi  $Y$  sehingga menghasilkan matriks  $W$ .

$$Y = \begin{bmatrix} Y_{0,0} & \dots & \dots & Y_{0,3} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ Y_{10,0} & \dots & \dots & Y_{10,3} \end{bmatrix}$$

$$Y = \begin{bmatrix} -0,14 & -0,97 & -0,45 & -0,33 \\ 0,25 & 0,89 & -0,49 & 0,07 \\ 0,86 & 7,05 & 4,71 & 2,33 \\ 0,29 & 9,21 & 9,05 & 4,50 \\ 0,10 & 6,39 & 8,82 & 7,22 \\ 0,73 & 6,85 & 9,43 & 11,77 \\ -0,06 & 10,91 & 8,37 & 14,18 \\ -0,27 & 10,29 & 9,55 & 12,93 \\ 1,48 & 7,18 & 12,78 & 12,20 \\ 1,77 & 5,46 & 10,40 & 10,05 \\ 0,52 & 2,14 & 3,71 & 3,71 \end{bmatrix}$$

$$W = \begin{bmatrix} 0,25 & 0,89 & -0,49 & 0,07 \\ 0,29 & 9,21 & 9,05 & 4,50 \\ 0,73 & 6,85 & 9,43 & 11,77 \\ -0,27 & 10,29 & 9,55 & 12,93 \end{bmatrix}$$

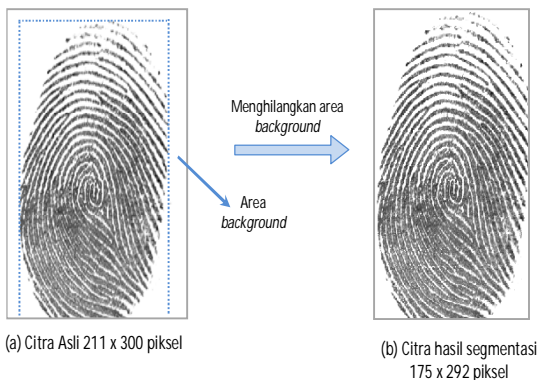
6. Matriks  $W$  adalah *subband CA (LL)* atau  $CA_{j+1}$ . *Subband CA* dinyatakan dalam fitur vektor sehingga diperoleh:

$$CA_{j+1} = [0,25 \ 0,29 \ 0,73 \ -0,27 \ 0,89 \ 9,21 \ 6,85 \ 10,29 \ -0,49 \ 9,05 \ 9,43 \ 9,55 \ 0,07 \ 4,5 \ 11,77 \ 12,93]$$

7. Melakukan dekomposisi dengan cara yang sama sampai level 5 dengan melakukan dekomposisi pada *subband CA*  $CA_{j+1}$ .

Sebelum memasuki proses yang ada pada aplikasi identifikasi ini, citra sidik jari disegmentasi dengan menghilangkan area latar (*background*) menggunakan *tools Photoshop*. Gambar 6 menunjukkan segmentasi citra sidik jari.

Citra segmentasi akan melewati tahap *preprocessing* yang terdiri dari konversi citra RGB ke *grayscale*, normalisasi intensitas citra dan *resizing* citra menjadi 128 x 128 piksel. Gambar 7 menunjukkan skema tahapan *preprocessing* citra.

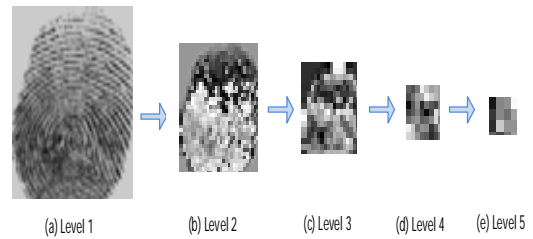


Gambar 6 Segmentasi citra

Citra *preprocessing* melewati tahap ekstraksi fitur melalui DWT menggunakan *mother wavelet Db4* dan dekomposisi dilakukan sebanyak 5 level. Penelitian ini hanya menggunakan *subband CA (LL)* atau  $CA_{j+1}$  sebagai ciri citra sidik jari. Gambar 8 menunjukkan citra dekomposisi 5 level menggunakan Db4.



Gambar 7 Skema tahapan *preprocessing* citra



Gambar 8 Hasil dekomposisi *subband CA* sebanyak 5 level sidik jari

Proses pengujian dilakukan sebanyak empat kali dengan memperhatikan jumlah *dataset* citra *sampel* dan citra *testing* yang tidak terdapat pada *dataset*. Nilai ambang (*threshold value*) standar yang digunakan sebagai *filter* dalam menentukan sebuah citra dikenali atau tidak dikenali adalah sebesar 0,65. Nilai ambang ini ditentukan berdasarkan hasil jarak pengenalan terbaik pada data *training*.

Tabel 1 untuk pengujian I, II, dan III menunjukkan bahwa pengujian menggunakan Db4 dengan 10, 20 maupun 30 *dataset* citra *training* mengalami peningkatan persentase keberhasilan. Pengujian menggunakan 10 *dataset* citra *training* tingkat keberhasilan 60% namun terjadi peningkatan setelah jumlah *dataset* citra *training* ditambah menjadi 30 citra *training*.

Tabel 1 Hasil identifikasi sidik jari menggunakan *mother wavelet Db4*

| No | Pengujian | Jumlah Citra                                       | Kondisi  | Akurasi |
|----|-----------|--|--|---------|
| 1. | I         | 1 citra <i>training</i> dan 1 citra <i>testing</i> | citra <i>testing</i> terdapat pada <i>dataset training</i>       | 60%     |
| 2. | II        | 2 citra <i>training</i> dan 1 citra <i>testing</i> | citra <i>testing</i> terdapat pada <i>dataset training</i>       | 80%     |
| 3. | III       | 3 citra <i>training</i> dan 1 citra <i>testing</i> | citra <i>testing</i> terdapat pada <i>dataset training</i>       | 90%     |
| 4. | IV        | 3 citra <i>training</i> dan 1 citra <i>testing</i> | citra <i>testing</i> tidak terdapat pada <i>dataset training</i> | 40%     |

Pengujian menggunakan 30 *dataset* citra *training* persentase keberhasilan mengalami peningkatan menjadi 90%. Penambahan citra *training dataset* dari 10 menjadi 20 *dataset* citra *training* menyebabkan tingkat keberhasilan bertambah

sebesar 20%, sedangkan penggunaan 30 *dataset* citra *training* persentase keberhasilan mengalami peningkatan yang signifikan yaitu 30%.

Tingkat keakuratan untuk pengujian I, II, dan III mengalami peningkatan. Hal ini menunjukkan tingkat keakuratan dipengaruhi oleh jumlah *dataset* citra *training* yang digunakan. Semakin banyak citra *training* yang digunakan semakin tinggi tingkat keakuratan yang diperoleh.

Tabel 1 pengujian IV menggunakan 5 citra *testing* yang tidak terdapat pada *dataset* tingkat keakuratan benar (40%) lebih kecil dibandingkan tingkat keakuratan salah (60%). Hal ini disebabkan pada proses ekstraksi citra mengalami dekomposisi sebanyak 5 level sehingga informasi citra pada *subband CA* mengalami penurunan.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian dan hasil pengujian yang dilakukan terhadap aplikasi identifikasi sidik jari menggunakan DWT dan *canberra distance* disimpulkan bahwa :

1. Aplikasi identifikasi sidik jari dapat dibangun dengan melakukan 3 tahap yaitu *preprocessing* citra sidik jari, ekstraksi fitur menggunakan *mother wavelet daubechies 4 (Db4)* dekomposisi level 5 dan pencocokan citra sidik jari menggunakan *canberra distance*.
2. Tingkat keakuratan pada aplikasi identifikasi sidik jari menggunakan *Discrete Wavelet Transform* dengan *mother wavelet Db4* dalam penelitian ini adalah sebesar 90% yang diperoleh 40 citra sidik jari yang terdiri dari 30 *dataset* citra *training* dan 10 citra *testing* yang terdapat pada *database training* dengan 10 individu berbeda.
3. Tingkat keakuratan aplikasi identifikasi sidik jari yang telah dibangun dipengaruhi oleh jumlah *dataset* citra *training* yang digunakan. Semakin banyak citra *training* yang digunakan semakin tinggi tingkat keakuratan yang diperoleh.
4. Perhitungan sistem dan perhitungan manual *canberra distance* terdapat perbedaan yang tidak signifikan dikarenakan adanya pembulatan

bilangan desimal empat angka di belakang koma.

#### 5. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, maka peneliti menyarankan sebagai berikut:

1. Perlu dikembangkan dengan alat pemindai sidik jari yang langsung dihubungkan dengan perangkat lunak, sehingga sistem dapat memproses secara waktu nyata (*real time*).
2. Perlu dilakukan penelitian terhadap jenis wavelet selain menggunakan *mother wavelet daubechies 4* dekomposisi level 5 yang telah diujikan kemudian dibandingkan untuk memperoleh jenis wavelet yang paling optimal.
3. Metode pengenalan menggunakan *canberra distance* bisa diganti dengan metode pengenalan yang lainnya untuk memperoleh metode mana yang lebih baik.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kokare, M., Biswas, P. and Chatterji, B., 2007, Texture Image Retrieval Using Rotated Wavelet Filter, *Pattern Recognition Letters* 28, 1240-1249.
- [2] Katana, B., 2008, *Deteksi Sidik Jari Berbasis Transformasi Gelombang-Singkat (Wavelet) dan Jaringan Syaraf Tiruan (JST)*, Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Mataram, Vol. 7 No. 1 Januari - Juni.
- [3] Tarigan, R.A., Hidayatno, A. dan Zahra, A.A., 2010, Aplikasi Pengenalan Sidik Jari dengan Wavelet Symlet dan Wavelet Daubechies Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik, *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi*, ISBN 978-602-19837-0-6 Vol 5:205-212.
- [4] Wurdianarto, S.R., Novianto, S. dan Rosyidah, U., 2012, Perbandingan Euclidean Distance dengan Canberra Distance pada Fingerprints Recognition, *Techno.COM* Vol. 13 No. 1, Februari 2012: 31-37.



- 
- [5] Achmad, B. dan Firdausy, K., 2005, *Teknik Pengolahan Citra Menggunakan Delphi*, Penerbit Andi, Yogyakarta.
- [6] Fugal, D. L., 2009, *Conceptual Wavelets in Digital Signal Processing*, Space and Sinyal Technical Publishing, Sandiego, California.
- [7] Teguh D.P., Rizal I. dan Imam S., 2011, Identifikasi Iris Mata Menggunakan Transformasi Wavelet Haar, Universitas Diponegoro Semarang, *Jurnal Informatika* Vol 5 No.2, Transmisi 13 (2) 71-75.
- [8] Hidayatno, A. dan Rizal, I.R., 2011, *Identifikasi Citra Sidik Jari Menggunakan Transformasi Wavelet dan Jarak Euclidean*, Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Diponegoro, Semarang.
- [9] Kurnia, R., Ramdhani, M. dan Rizal, Achmad, 2009, Perancangan perangkat lunak penghitungan rumus sidik jari tipe loop, *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Aplikasinya*, Politeknik Negeri Malang, 12 Juni 2009, 2303-1123.
-

