

# PENGENALAN CIRI GARIS UTAMA TELAPAK TANGAN MENGUNAKAN ALIHRAGAM GELOMBANG SINGKAT DAUBECHIES DENGAN JARAK EUCLIDEAN

Dyah Kusuma Mauliyani<sup>\*)</sup>, R. Rizal Isnanto, and Ajub Ajulian Zahra

Jurusan Teknik Elektro, Universitas Diponegoro Semarang  
Jln. Prof. Sudharto, SH. Kampus UNDIP Tembalang, Semarang 50275, Indonesia

<sup>\*)</sup>E-mail : mauliyani2@gmail.com

## Abstrak

Sistem biometrik merupakan sistem pengenalan yang mengandalkan fisiologi tubuh manusia. Keunggulan sistem ini yaitu perlunya kehadiran pengguna sehingga dapat meningkatkan keamanan. Salah satu biometrik adalah telapak tangan. Garis utama telapak tangan setiap orang berbeda dan bersifat permanen untuk berpuluh-puluh tahun. Karakteristik tersebut didapatkan menggunakan metode alihragam gelombang singkat yang baik dalam mengubah citra menjadi kumpulan data. Pengenalan identitas dilakukan dengan membandingkan vektor ciri citra uji terhadap basis data menggunakan perhitungan jarak Euclidean. Pada penelitian ini dirancang program pengenalan telapak tangan menggunakan metode ekstraksi ciri alihragam gelombang singkat Daubechies orde 1 sampai 10 dan jarak Euclidean sebagai metode pengenalnya. Aras dekomposisi dalam proses ekstraksi ciri divariasikan dari aras 1 sampai 8. Penelitian ini dilakukan terhadap 60 citra uji telapak tangan dari 30 responden. Berdasarkan hasil penelitian diketahui bahwa pengenalan tertinggi terdapat pada pengujian Daubechies orde 5 dengan aras dekomposisi 6 dan Daubechies orde 8 dengan aras dekomposisi 5 yaitu sebesar 98,33%. Sedangkan pengenalan terendah terdapat pada pengujian Daubechies orde 4 dengan aras dekomposisi 8 dengan nilai persentase sebesar 56,67%. Pada pengujian 15 citra luar basis data didapatkan persentase pengenalan sebesar 73,33%.

*Kata Kunci : Telapak Tangan, alihragam gelombang singkat Daubechies, jarak Euclidean*

## Abstract

Biometric system is a recognition system that rely on physical characteristic of human body. Biometric has advantages to require the direct presence of user so it can enhance security. One kind of biometric technologies is palmprint. Palmprint characteristic of the people are different to each others and it is permanent for years. The characteristic can be obtained by using wavelet transform method which have a good capability in transforming image into measurable data. Identity can be recognized by comparing feature of a palmprint image with the database using Euclidean distance equalization. In this research will be made a palmprint recognition program using feature extraction method of DB1 until DB10 Daubechies wavelet transform and Euclidean distance as the recognition method. Multilevel decomposition used for feature extraction varied from level 1 to 8. This research is conducted to 60 palmprint test images from 30 respondents. According to the research's result, it is known that the highest recognition rate is in the DB5 variation testing with level 6 decomposition and DB8 with level 5 decomposition that is equal to 98,33%. While the lowest recognition rate is in the DB4 variation testing with level 8 decomposition that is equal to 56,67%. The test of 15 palmprint images that are not registered in database generate a recognition rate of 73,33%.

*Keywords : Palmprint, Daubechies Wavelet Transform, Euclidean Distance*

## 1. Pendahuluan

Saat ini, perkembangan teknologi dunia semakin maju dan canggih. Salah satunya sistem pengenalan identitas yang semakin berkembang dalam berbagai macam

aplikasi. Banyak metode yang digunakan untuk mengenali identitas.

Metode pengenalan yang pada umumnya sudah banyak digunakan adalah dengan sistem yang masih tradisional.

Sistem tradisional ini misalkan kartu identitas, kunci elektronik, serta sandi rahasia. Namun sistem tradisional tersebut seringkali memiliki beberapa kelemahan seperti lupa PIN atau *password*, hilangnya kartu maupun kunci, mudah diduplikasi, dan sebagainya.

Untuk mengatasi masalah-masalah tersebut digunakanlah sistem biometrik. Sistem biometrik merupakan sistem pengenalan diri berdasarkan fisiologi tubuh atau perilaku manusia. Setiap orang memiliki ciri khas yang berbeda, permanen dan stabil atau tidak berubah dalam jangka waktu yang lama. Sifat fisiologis seseorang yang bersifat permanen itu tidak akan hilang, dan juga sulit untuk diduplikasi. Sistem ini mengharuskan pengguna untuk hadir mengakses sistem secara langsung. Berdasarkan kelebihan-kelebihan tersebut, sistem pengenalan menggunakan biometri memiliki tingkat keamanan yang cukup tinggi.

Salah satu biometrik yang dapat digunakan untuk proses pengenalan yaitu telapak tangan. Telapak tangan merupakan bagian yang memiliki ciri unik pada tiap individu. Banyak karakteristik yang dapat diambil dari telapak tangan, sehingga kemampuan pembedaannya handal.

Oleh karena itu, pada penelitian ini dirancang sebuah sistem pengenalan telapak tangan yang diekstraksi ciri menggunakan alihragam gelombang singkat Daubechies untuk memperoleh karakteristik dari telapak tangan tersebut dan dikenali dengan jarak Euclidean sebagai metode yang memberi keputusan citra telapak tangan dapat dikenali atau tidak sebagai identitas seseorang.

Tujuan dari penelitian ini adalah membuat suatu sistem yang mampu melakukan pengenalan citra telapak tangan untuk menganalisis tingkat keakuratan pengenalan ciri garis-garis utama menggunakan alihragam gelombang singkat Daubechies orde 1 sampai orde 10 dengan pengenalan menggunakan perhitungan jarak Euclidean.

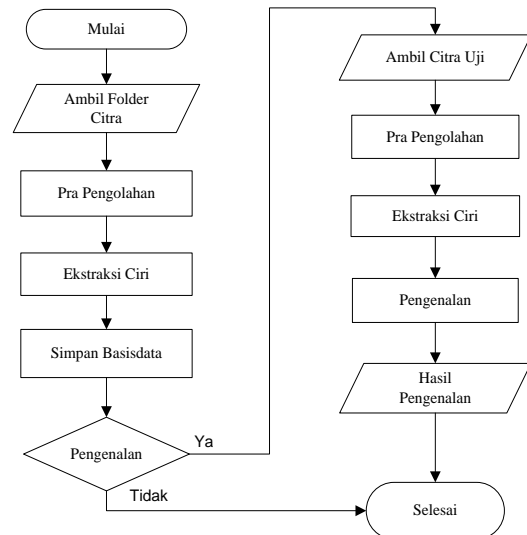
Agar tidak menyimpang jauh dari permasalahan, maka penelitian ini mempunyai batasan masalah sebagai berikut :

1. Citra telapak tangan yang digunakan merupakan telapak tangan kiri normal (tidak cacat) dan diam dalam posisi diam.
2. Kamera *webcam* yang digunakan untuk pengambilan data telapak tangan tidak terhubung dengan sistem.
3. Ciri biometrika telapak tangan yang diproses adalah garis-garis utama pada telapak.
4. Citra yang diolah merupakan citra aras keabuan dengan 256 derajat keabuan.
5. Metode ekstraksi yang digunakan adalah alihragam gelombang singkat Daubechies orde 1 sampai 10 dan proses pengenalannya menggunakan jarak Euclidean.

6. Sistem digunakan untuk identifikasi dan verifikasi.
7. Perangkat yang dipakai dalam penelitian ini adalah Matlab R2014a.

## 2. Metode

Alur sistem pengenalan telapak tangan dapat dilihat pada diagram alir pada Gambar 6.



Gambar 1. Diagram Alir Sistem

Secara garis besar, proses-proses dibagi menjadi proses utama, yaitu proses pelatihan dan pengenalan. Kedua proses pada dasarnya terdiri dari tiga pengolahan citra yaitu :

1. Pemilihan citra masukan yang berupa citra telapak tangan.
2. Prapengolahan untuk mengambil karakteristik telapak tangan.
3. Ekstraksi ciri menggunakan pencirian alihragam gelombang singkat Daubechies.

Yang membedakan proses pelatihan dengan pengenalan adalah tahap setelah ekstraksi ciri. Pada pelatihan setelah dilakukan ekstraksi ciri, nilai energi atau koefisien yang dihasilkan kemudian disimpan dalam basis data. Sementara pada proses pengenalan koefisien tersebut kemudian dihitung dengan metode jarak Euclidean dan dibandingkan dengan basis data, sehingga didapatkan hasil pengenalan.

### 2.1. Prapengolahan

#### 2.1.1. Konversi Citra Rgb menjadi Citra Aras Keabuan

Konversi citra berwarna menjadi citra aras keabuan bertujuan untuk menyederhanakan proses pemrograman,

karena jumlah bit aras keabuan lebih sedikit dibandingkan citra warna RGB.

Perhitungan yang digunakan untuk melakukan konversi citra warna menjadi aras keabuan adalah dengan persamaan berikut :

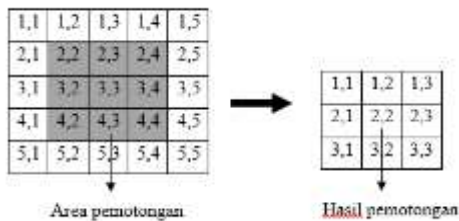
$$\text{Aras Keabuan} = 0.2899 * R + 0.587 * G + 0.1140 * B \quad (1)$$

Keterangan :

- Aras keabuan = nilai aras keabuan
- R = Nilai pada komponen lapisan R
- G = Nilai pada komponen lapisan G
- B = Nilai pada komponen lapisan B

### 2.1.2. Pemotongan Citra

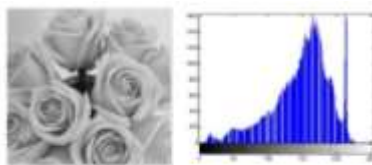
Pemotongan citra bertujuan untuk mendapatkan citra baru yang areanya lebih kecil untuk diolah pada pengolahan selanjutnya. Gambar 2 menunjukkan proses pemotongan citra.



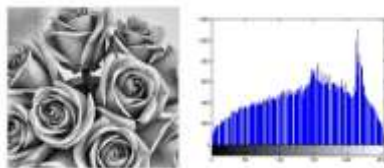
Gambar 2. Pemotongan Citra

### 2.1.3. Pemrosesan Histogram

Ekualisasi histogram bertujuan untuk memperoleh histogram yang intensitasnya terdistribusi secara merata, sehingga persentase jumlah piksel pada tiap nilai intensitas keabuan cenderung sama. Gambar 3 dan 4 menunjukkan contoh pemrosesan histogram.



Gambar 3. Histogram Citra Asli



Gambar 4. Histogram Citra Setelah Ekualisasi

### 2.1.4. Penajaman Citra

Proses penajaman adalah untuk memperjelas tepi dalam citra. Metodenya yaitu mengatur kontras dari warna yang berbeda pada citra. Transisi dari warna hitam ke putih akan terlihat lebih tajam, sementara transisi dari warna hitam ke abu-abu ke putih terlihat lebih samar.

## 2.2. Alihramag Gelombang Singkat

Gelombang singkat mempunyai kemampuan mengelompokkan energi citra yang terkonsentrasi pada sekelompok kecil koefisien, sedangkan kelompok koefisien lainnya hanya mengandung sedikit energi yang dapat dihilangkan tanpa mengurangi nilai informasinya. Alihramag gelombang Singkat diskret merupakan proses dekomposisi citra dengan cara melewatkan citra pada tapis lolos tinggi dan tapis lolos rendah.

### 2.2.1. Alihramag Gelombang Singkat Daubechies

Daubechies merupakan salah satu keluarga gelombang singkat. Penamaan keluarga gelombang singkat daubechies ditulis dbN, dengan N adalah orde dan db adalah nama panggilan dari alihramag gelombang singkat tersebut. Orde pada Daubechies menggambarkan jumlah koefisien tapisnya. Panjang tapis Daubechies dirumuskan dengan 2N. Tabel 2.1 menunjukkan urutan koefisien fungsi penskalaan tapis pelewat rendah untuk Daubechies orde 2 (db2) sampai dengan Daubechies orde 10 (db10).

Tabel 1. Koefisien fungsi penskalaan tapis pelewat rendah db2 – db10

db2	db4	db6	db8	db10
1	0.6830127	0.47046721	0.32580343	0.22641898
1	1.1830127	1.14111692	1.01094572	0.85394354
	0.3169873	0.650365	0.8922014	1.02432694
	-0.1830127	-0.19093442	-0.03957503	0.19576696
		-0.12083221	-0.26450717	-0.34265671
		0.0498175	0.0436163	-0.04560113
			0.0465036	0.10970265
			-0.01498699	-0.00882680
				-0.01779187
				4.717428 x 10 <sup>-3</sup>

Tabel 2.1 menunjukkan koefisien penskalaan hanya untuk tapis lolos rendah, untuk mendapatkan koefisien gelombang singkat tapis lolos tinggi dilakukan dengan cara merubah urutan koefisien penskalaan dimulai dari yang terakhir. Kemudian gunakan rumus berikut untuk mendapatkan positif negatifnya.

Rumus untuk mendapatkan koefisien tapis pelewat tinggi

$$b_k = (-1)^k a_{N-1-k} \quad (2)$$

Keterangan :

$k$  = indeks koefisien

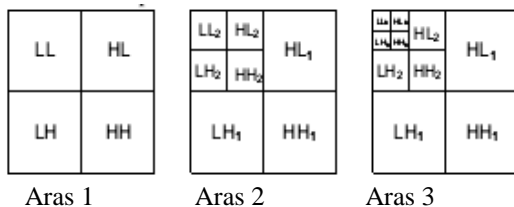
$b$  = koefisien gelombang singkat tapis lolos tinggi

$a$  = koefisien penskalaan tapis lolos rendah

$N$  = orde

### 2.2.2. Dekomposisi Citra

Proses dekomposisi adalah ketika citra semula ditransformasikan menjadi 4 subbidang citra dari citra asal, keempat subbidang ini adalah pelewat rendah-pelewat rendah (LL), pelewat rendah-pelewat tinggi (LH), pelewat tinggi-pelewat rendah (HL), dan pelewat tinggi-pelewat tinggi (HH). Dekomposisi dapat dilanjutkan kembali dengan citra pelewat rendah-pelewat rendah (LL) sebagai masukannya untuk mendapatkan tahap dekomposisi selanjutnya. Proses dekomposisi dapat dilihat seperti gambar dibawah ini. Gambar 5 menunjukkan proses dekomposisi citra sampai dengan aras 3.



Gambar 5. Diagram dekomposisi citra

### 2.2.3. Pengukuran Energi

Energi suatu tekstur menggambarkan keseragaman dari tekstur. Pada suatu citra homogen mempunyai sedikit perubahan nilai keabuan sehingga mempunyai energi yang besar. Sebaliknya citra yang heterogen mempunyai nilai keabuan yang banyak sehingga nilai energinya kecil. Energi dibagi dalam 4 ciri, yaitu.

1. Persentase energi aproksimasi ( $E_a$ ) didapatkan dengan penjumlahan dari kuadrat nilai piksel pada koefisien aproksimasi  $C_a$  yang dibagi dengan total dari kuadrat nilai piksel citra hasil dekomposisi C (aproksimasi dan detail).

$$E_a = \frac{\sum C_a^2}{\sum C^2} \times 100\% \quad (3)$$

2. Persentase energi detail horisontal ( $E_h$ ) didapatkan dengan penjumlahan dari kuadrat nilai piksel pada koefisien detail horisontal  $C_h$  yang dibagi dengan total dari kuadrat nilai piksel citra hasil dekomposisi C (aproksimasi dan detail).

$$E_h = \frac{\sum C_h^2}{\sum C^2} \times 100\% \quad (4)$$

3. Persentase energi detail vertikal ( $E_v$ ) didapatkan dengan penjumlahan dari kuadrat nilai piksel pada koefisien detail vertikal  $C_v$  yang dibagi dengan total

dari kuadrat nilai piksel citra hasil dekomposisi C (aproksimasi dan detail).

$$E_v = \frac{\sum C_v^2}{\sum C^2} \times 100\% \quad (5)$$

4. Persentase energi detail diagonal ( $E_d$ ) didapatkan dengan penjumlahan dari kuadrat nilai piksel pada koefisien detail diagonal  $C_d$  yang dibagi dengan total dari kuadrat nilai piksel citra hasil dekomposisi C (aproksimasi dan detail).

$$E_v = \frac{\sum C_v^2}{\sum C^2} \times 100\% \quad (6)$$

### 2.3. Jarak Euclidean

Setelah dilakukan ekstraksi ciri maka dihasilkan nilai-nilai dengan parameter tertentu yang kemudian dilakukan proses pengenalan dengan menggunakan metode jarak Euclidean. Jarak Euclidean digunakan untuk mendapatkan jarak terdekat atau terkecil antara citra masukan (citra uji) dengan citra pada basisdata sehingga citra masukan dapat diidentifikasi.

Semakin kecil perbedaan antara dua buah citra, maka jaraknya akan semakin kecil. Begitu juga sebaliknya, semakin besar perbedaan antara dua buah citra, maka jaraknya juga akan menjadi semakin besar. Contoh nilai vektor ciri citra masukan adalah  $A_i = (A_1, A_2, A_3, \dots, A_n)$  dan nilai vektor ciri citra basisdata adalah  $B_i = (B_1, B_2, B_3, \dots, B_n)$  maka jarak Euclidean dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$d_E = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2} \quad (7)$$

Keterangan:

$d_E$  = jarak Euclidean

$a$  = vektor ciri citra masukan

$b$  = vektor ciri citra basisdata

$n$  = jumlah vektor ciri

### 2.4. Nilai Ambang

Nilai ambang merupakan nilai batasan untuk memutuskan citra masukan dikenali atau tidak oleh sistem. Tanpa menggunakan nilai ambang, citra masukan yang tidak terdaftar pada basis data akan tetap dikenali, karena sistem hanya mencari nilai jarak Euclidean terkecil.

Penentuan batasan nilai ambang pada sistem ini dengan mengambil nilai terbesar dari kumpulan jarak Euclidean terkecil dari seluruh pengujian citra pada kedua parameter. Dan digunakan toleransi 1 % dari nilai tersebut.

## 3. Hasil dan Analisis

### 3.1. Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan untuk mengetahui nilai persentase keberhasilan proses pengenalan pada sistem pengenalan

telapak tangan. Parameter yang dihitung pada proses pengujian ini adalah tingkat keberhasilan sistem mengenali citra telapak tangan yang diuji. Untuk menghitung nilai persentase keberhasilan pengenalan, digunakan rumus berikut :

$$P = \frac{A}{B} \times 100\% \quad (8)$$

Keterangan :

A : Jumlah citra masukan yang dikenali benar

B : Jumlah keseluruhan citra masukan

P : persentase tingkat keberhasilan pengenalan

Pada sistem pengenalan telapak tangan ini terdapat 10 variasi orde dan 8 variasi aras dekomposisi. Keputusan hasil pengujian yaitu dengan mengambil nilai jarak Euclidean terkecil terhadap citra basis data.

Pengujian sistem pengenalan telapak tangan ini meliputi :

1. Pengujian pengaruh aras dekomposisi pada tingkat pengenalan
2. Pengujian pengaruh orde Daubechies pada tingkat pengenalan
3. Pengujian penggunaan nilai ambang pada citra luar

### 3.1.1. Pengujian Pengaruh Aras Dekomposisi

Pengujian dengan variasi dekomposisi dilakukan untuk mengetahui pengaruh aras dekomposisi pada tingkat keberhasilan pengenalan. Pengujian dilakukan pada 60 citra uji dari 30 responden. Pengujian dilakukan sebanyak 8 kali sesuai dengan jumlah aras yang digunakan. Pengenalan benar dicetak berwarna hitam dengan keterangan benar, sedangkan pengenalan salah dicetak dengan warna merah tebal dengan keterangan salah. Tabel 2 menunjukkan contoh hasil pengujian pada variasi Daubechies orde 1 dan aras dekomposisi 1.

Tabel 2. Hasil Pengujian pada Orde Daubechies 1 dan Aras Dekomposisi 1

Nama Data Uji	Jarak Euclidean	Dikenali Sebagai	Ket.
Aditya (8)	0,026854	Aditya	Benar
Aditya (9)	0,0560032	<b>Akbar Fitra L.</b>	<b>Salah</b>
Agus Sutaryono (8)	0,0120014	Agus Sutaryono	Benar
Agus Sutaryono (9)	0,0123196	Agus Sutaryono	Benar
Akbar Fitra L. (8)	0,109981	<b>M. Reza Aulia</b>	<b>Salah</b>
Akbar Fitra L. (9)	0,0327321	Akbar Fitra L.	Benar

### 3.1.2. Pengujian Pengaruh Orde Daubechies

Pengujian dengan variasi orde Daubechies dilakukan untuk mengetahui pengaruh penggunaan orde Daubechies pada tingkat pengenalan. Masing-masing pengujian dilakukan sebanyak 10 kali sesuai dengan jumlah aras orde yang digunakan dalam variasi. Pengenalan benar

dicetak berwarna hitam dengan keterangan benar, sedangkan pengenalan salah dicetak dengan warna merah tebal dengan keterangan salah. Tabel 3 menunjukkan contoh hasil pengujian pada variasi Daubechies orde 2 dan aras dekomposisi 1.

Tabel 3. Hasil Pengujian pada Orde Daubechies 2 dan aras dekomposisi 1

Nama Data Uji	Jarak Euclidean	Dikenali Sebagai	Ket.
Aditya (8)	0,0396456	Aditya	Benar
Aditya (9)	0,0673817	<b>Akbar Fitra L.</b>	<b>Salah</b>
Agus Sutaryono (8)	0,0159623	Agus Sutaryono	Benar
Agus Sutaryono (9)	0,0121939	Agus Sutaryono	Benar
Akbar Fitra L (8)	0,0819669	Akbar Fitra L	Benar
Akbar Fitra L (9)	0,0236053	Akbar Fitra L	Benar

### 3.1.3. Pengujian Citra Luar

Nilai ambang digunakan sebagai batasan citra uji dikenali atau tidak. Penggunaannya bertujuan agar citra uji yang tidak terdaftar dalam basis data tidak dikenali saat melakukan proses pengenalan.

Nilai ambang yang digunakan dalam sistem pengenalan telapak tangan ini ditentukan dari nilai terbesar dari kumpulan jarak Euclidean terkecil hasil pengujian seluruh citra pada seluruh variasi. Ditambah dengan nilai toleransi 1% dari nilai tersebut.

Pada pengujian ini dilakukan dengan variasi Daubechies orde 1 dengan aras dekomposisi 7 terhadap 15 citra uji dari 15 orang responden. Nilai ambang yang digunakan pada sistem ini sebesar 1,149412. Citra yang gagal dikenali dicetak berwarna hitam dengan keterangan benar, sedangkan pengenalan salah dicetak dengan warna merah tebal dengan keterangan salah. Tabel 4 menunjukkan contoh hasil pengujian pada citra luar.

Tabel 4. Hasil Pengujian pada Citra Luar

Nama Data Uji	Jarak Euclidean	Dikenali Sebagai	Ket.
Adevia Arva	1,78667	Tidak dikenali	Benar
Ahmad S.	1,33005	Tidak dikenali	Benar
Prayogi			
Akbar S.	1,57298	Tidak dikenali	Benar
Wardhana			
Anggit Suko	0,44551	<b>Akbar Fitra L.</b>	<b>Salah</b>
Pandu			
Erwin Adriono	0,295397	<b>Marco Arief J.</b>	<b>Salah</b>

## 3.2 Analisa

Dari seluruh pengujian yang telah dilakukan, didapatkan nilai persentase keberhasilan menggunakan perhitungan dari persamaan (8).

Tabel 5 menampilkan persentase tingkat keberhasilan pengenalan pada variasi Orde Daubechies 1 sampai 10 dengan variasi Aras dekomposisi 1 sampai 8.

Tabel 5 Persentase tingkat keberhasilan pengenalan pada seluruh variasi

Orde Daubechies	Aras Dekomposisi							
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	73,33%	86,67%	73,33%	86,67%	93,33%	96,67%	95,00%	96,67%
2	81,67%	90,00%	91,67%	91,67%	91,67%	91,67%	80,00%	70,00%
3	76,67%	93,33%	90,00%	93,33%	95,00%	93,33%	91,67%	66,67%
4	75,00%	90,00%	91,67%	93,33%	96,67%	90,00%	86,67%	56,67%
5	76,67%	90,00%	93,33%	91,67%	90,00%	98,33%	81,67%	71,67%
6	73,33%	90,00%	90,00%	93,33%	95,00%	90,00%	85,00%	73,33%
7	71,67%	86,67%	93,33%	95,00%	93,33%	91,67%	86,67%	61,67%
8	73,33%	90,00%	91,67%	93,33%	98,33%	93,33%	88,33%	70,00%
9	76,67%	86,67%	91,67%	96,67%	83,33%	93,33%	81,67%	61,67%
10	78,33%	88,33%	95,00%	95,00%	93,33%	93,33%	95,00%	61,67%

**3.2.1. Analisis dan Pembahasan Pengujian Pengaruh Variasi Aras Dekomposisi**

Berdasarkan Tabel 5, diketahui bahwa tingkat pengenalan paling tinggi adalah pada aras dekomposisi 5 dengan orde Daubechies 8 dan variasi aras dekomposisi 6 dengan orde Daubechies 5 yaitu sebesar 98,33%. Sementara hasil terendah terdapat pada pengujian variasi aras dekomposisi 8 dengan orde Daubechies 4 yang nilainya 56,67%.

Dari seluruh hasil pengenalan pada pengujian variasi aras dekomposisi, didapatkan nilai rata-rata yang ditunjukkan pada Tabel 6.

**Tabel 6. Rata-Rata Persentase Hasil Pengenalan Variasi Aras Dekomposisi**

Aras Dekomposisi	Rata - Rata
1	75,83%
2	89,17%
3	90,17%
4	93,00%
5	93,00%
6	93,17%
7	87,17%
8	69,00%

Pada nilai rata-rata dapat diketahui bahwa nilai pengenalan tertinggi terdapat pada pengujian variasi aras dekomposisi 6 dengan nilai rata-rata pengenalan 93,17%. Persentase keberhasilan tingkat pengenalan bernilai optimal dan cenderung stabil pada aras 4, 5, dan 6. Bernilai rendah pada aras 1 dan aras 8. Sementara aras 2 dan aras 7 merupakan transisi kenaikan dan penurunan nilai persentase.

**3.2.2. Analisis dan Pembahasan Pengujian Pengaruh Variasi Orde Daubechies**

Sama seperti yang telah disebutkan pada subbab 4.2.1 bahwa tingkat pengenalan paling tinggi adalah pada aras dekomposisi 5 dengan orde Daubechies 8 dan variasi aras dekomposisi 6 dengan orde Daubechies 5 yaitu sebesar 98,33%. Sementara hasil terendah terdapat pada

pengujian variasi aras dekomposisi 8 dengan orde Daubechies 4 yang nilainya 56,67%.

Dari seluruh hasil pengenalan pada pengujian variasi orde Daubechies, didapatkan nilai rata-rata yang ditunjukkan pada Tabel 7

**Tabel 7. Rata-Rata Persentase Hasil Pengenalan Variasi Orde Daubechies**

Orde Daubechies	Rata-Rata
1	87,71%
2	86,04%
3	87,50%
4	85,00%
5	86,67%
6	86,25%
7	85,21%
8	87,92%
9	83,96%
10	87,50%

Pada nilai rata-rata dapat diketahui bahwa nilai pengenalan tertinggi terdapat pada pengujian variasi Daubechies orde 8 dengan nilai rata-rata pengenalan 87,92%. Nilai rata-rata persentase pengujian variasi orde Daubechies mengalami kenaikan dan penurunan yang teratur. Hal ini menunjukkan tidak ada kecenderungan antara hubungan perubahan orde dengan tingkat pengenalan.

**3.2.3 Analisis dan Pembahasan Pengaruh Nilai Ambang untuk Pengujian Citra Luar**

Dari total pengujian yang dilakukan pada 15 citra uji luar dari 15 responden, sebanyak 11 citra tidak dikenali, sementara 4 citra masih dikenali. Citra yang dikenali memiliki jarak Euclidean lebih kecil dari nilai ambang dan citra yang tidak dikenali memiliki nilai jarak Euclidean yang lebih besar dibandingkan nilai ambangnya. Persentase keberhasilan pengujian citra luar yaitu sebesar 73,33%.

#### 4. Kesimpulan

Dari hasil penelitian dan pembahasan maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

Tingkat keberhasilan pengenalan telapak tangan didapatkan dari jumlah citra yang dikenali dengan benar pada sistem ini. Pengenalan yang dilakukan divariasikan pada dua parameter yakni, alihragam gelombang singkat Daubechies orde 1 sampai dengan orde 10 dengan variasi level dekomposisi 1 sampai 8. Dari gabungan kedua variasi tersebut, tingkat pengenalan tertinggi sebesar 98,33% diperoleh pada dua pengujian, yaitu pada Daubechies orde 5 dengan level dekomposisi 6 dan Daubechies orde 8 dengan level dekomposisi 5. Sedangkan pengenalan terendah diperoleh pada gabungan variasi Daubechies orde 4 dengan level dekomposisi 8 yaitu sebesar 56,67%.

Penggunaan aras dekomposisi berpengaruh pada tingkat keberhasilan. Persentase keberhasilan pengenalan bernilai optimal pada aras 4, 5, dan 6. Bernilai rendah pada aras 1 dan 8, sementara aras 2 dan 7 merupakan transisi kenaikan dan penurunan nilai persentase.

Penggunaan orde Daubechies cenderung tidak mempengaruhi hasil pengenalan. Hal ini dikarenakan setiap orde membawa matriks pengali yang berbeda-beda.

Nilai ambang digunakan untuk membatasi citra luar agar tidak dikenali sebagai citra yang tersimpan dalam basis data. Pengujian nilai ambang dalam pengenalan ini yaitu sebesar 1,149412, persentase tingkat pengenalannya 73,33%.

#### Referensi

- [1]. Putra D., *Sistem Biometrika*, ANDI, Yogyakarta, 2009.
- [2]. Putra D., *Pengolahan Citra Digital*, ANDI, Yogyakarta, 2010.
- [3]. Prasetyo E., *Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya menggunakan Matlab*, ANDI, Yogyakarta, 2011.
- [4]. Marques, O., *Practical Image and Video Processing using Matlab*, Wiley, Kanada, 2011.
- [5]. Khisan, Ilina., *Ekstraksi Ciri Citra Telapak Tangan Dengan Alihragam Gelombang Singkat Haar Menggunakan Pengenalan Jarak Euclidean*, Skripsi S-1, Teknik Elektro, Universitas Diponegoro, 2014
- [6]. Wardani, Eka Widya, *Pengenalan Motif Batik Menggunakan Metode Transformasi Paket Wavelet*, Skripsi S-1, Teknik Informatika, Universitas Widyatama, 2013.
- [7]. Hartanto, Antonius, *Pengenalan Citra Iris Mata Menggunakan Alihragam Wavelet Daubechies Orde 4*, Skripsi S-1, Teknik Elektro, Universitas Diponegoro, 2012.
- [8]. Saraswati, Ni Wayan Sumartini., *Transformasi Wavelet Dan Thresholding Pada Citra Menggunakan Matlab*, Jurnal Thesis – S2, Teknik Elektro, Universitas Udayana, 2015.
- [9]. Kadir, Abdul & Susanto, Adhi, *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra Digital*, ANDI, Yogyakarta, 2013.
- [10]. ---, *“Wavelet Toolbox for User's with MATLAB”*, User's Guide Version 3, The Mathwork Inc, 2001.
- [11]. ---, *“Filter Image Using Predefined Filters”*, The Mathwork Inc, 2014.
- [12]. ---, *“How to Convert RGB to Grayscale”*, <http://www.had2know.com/technology/rgb-to-gray-scale-converter.html>, 7 September 2015
- [13]. Sharif, Imran, *“Comparative Analysis of Haar and Daubechies Wavelet for Hyper Spectral Image Classification”*, *isprsarchives*, vol. 40, no. 8, hal. 937, Dec. 2014.
- [14]. Wicaksono, Galih., *“Sistem Pengenalan Berdasarkan Ciri Garis Utama Telapak Tangan Menggunakan Metode Principal Component Analysis (Pca) dan Jarak Euclidean”*, Skripsi S-1, Teknik Elektro, Universitas Diponegoro 2014.
- [15]. Mugni. Ilham, *Sistem Identifikasi Berdasarkan Ciri Garis-Garis Utama Telapak Tangan Menggunakan Metode Overlapping Block*, Skripsi S-1, Universitas Diponegoro, Semarang, 2013.
- [16]. Kurniadi, Ricky dan Hidayat, N., *Pengembangan Sistem Identifikasi Telapak Tangan dengan Menggunakan Metode Filter Bank Gabor*, Jurnal Skripsi S-1, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, 2013.
- [17]. Arisandi. M., *Sistem Pengenalan Berdasar Ciri Garis Utama Telapak Tangan Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik*, Skripsi S-1, Universitas Diponegoro, Semarang, 2013.
- [18]. Putra, D., *Sistem Verifikasi Biometrika Telapak Tangan dengan Metode Dimensi Fraktal dan Lacunarity*, vol.8, no.2, Dec. 2009.