

# EKSTRAKSI CIRI CITRA TELAPAK TANGAN DENGAN ALIHRAGAM GELOMBANG SINGKAT HAAR MENGGUNAKAN PENGENALAN JARAK EUCLIDEAN

Iilina Khoirotun Khisan Iskandar<sup>\*)</sup>, R. Rizal Isnanto, and Ajub Ajulian Zahra

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

<sup>\*)</sup>E-mail: [ilinakhisan@gmail.com](mailto:ilinakhisan@gmail.com)

## Abstrak

Kelebihan menggunakan unsur biometrik dari tubuh manusia dalam proses pengenalan seperti tidak dapat disangkal karena diperlukan kehadiran langsung pengguna. Garis-garis utama telapak tangan pada setiap orang tidaklah sama, sehingga karakteristik unik ini dapat digunakan pada sistem pengenalan. Pada penelitian ini dibuat program pengenalan telapak tangan dengan ekstraksi ciri menggunakan metode alihragam gelombang singkat Haar dan jarak Euclidean sebagai metode pengenalannya. Citra telapak tangan yang menampilkan garis-garis utama didekomposisi alihragam gelombang singkat Haar untuk mendapatkan koefisien yang akan digunakan untuk mendapatkan jarak Euclidean minimum. Pada penelitian ini dilakukan percobaan dengan variasi jumlah data latih dan variasi aras dekomposisi. Berdasarkan penelitian menunjukkan bahwa pengenalan tertinggi terdapat pada penggunaan 7 data latih yaitu 97,1% dan terendah dengan penggunaan 1 data latih yaitu 41,8%. Pengenalan tertinggi pada variasi aras dekomposisi adalah 100% pada aras 1 yang menggunakan 7 data latih, 98,4% pada aras 2 yang menggunakan 3 data latih dan 61,7% pada aras 1 yang menggunakan 1 data latih, sedangkan pengenalan terendah pada aras 4 yang berturut-turut menggunakan 7, 3, dan 1 data latih adalah 95%, 75%, dan 22%. Pengenalan tertinggi citra luar dengan nilai ambang sebesar 90% pada aras 1 yang menggunakan 7 data latih.

*Kata Kunci :Telapak tangan, dekomposisi, alihragam gelombang singkat Haar, jarak Euclidean*

## Abstract

The advantageous using biometric recognition method is undeniable because needs user's presence. Palm's main lines are not identical so that these can be used in the recognition system. In this study, a recognition system using human palm based on Haar's wavelet transform method and Euclidean distance was made. The palm image that shows palm's main lines which then decomposed based on Haar's wavelet transform method. The coefficient obtained from this process then used to determine minimum Euclidean distance. Experiments were performed during the research using some variations on validation data stored and decomposition level. The result has shown that the highest recognition which is 97,1% was obtained when using 7 validation data and the lowest, 41,8%, was obtained when using 1 validation data. The highest recognition on decomposition level was 100% in level 1 when using 7 validation data; 98,4% in level 2 when using 3 validation data and 61,7% in level 1 when using 1 validation data. While the lowest recognition was obtained in level 4 when using 7, 3, and 1 validation data and has shown 95%, 75%, and 22%. The highest recognition in outer image resulted in 90% was obtained in level 1 using 7 validation data.

*Keywords: Palm print, decomposition, Haar wavelet transform, Euclidean distance*

## 1. Pendahuluan

Penggunaan sistem biometrika dalam sistem pengenalan memiliki keunggulan dibandingkan sistem lain seperti penggunaan kata sandi, kartu, kunci, dan lain sebagainya yang memiliki kekurangan bila hilang, lupa dan lebih mudah diduplikasi. Kelebihan sistem biometrika ini seperti tidak dapat disangkal karena untuk dapat

mengakses sesuatu diperlukan kehadiran langsung pengguna pada proses pengenalan dan memiliki perbedaan pada setiap orang sehingga dapat menghindari kasus penipuan atau duplikasi identitas.

Kehandalan pada sistem biometrika inilah yang membuatnya banyak dikembangkan untuk memenuhi kebutuhan manusia seperti sistem keamanan, basis data

kependudukan, kesehatan dan lain-lain baik untuk sistem identifikasi maupun verifikasi.

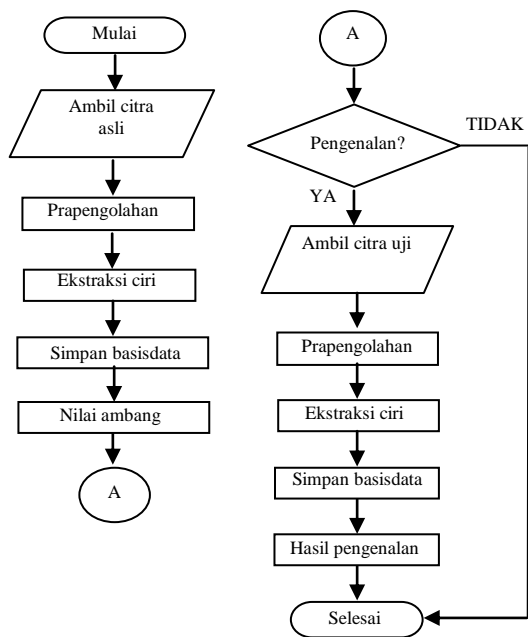
Telapak tangan merupakan salah satu biometrika yang memiliki karakteristik unik berupa garis-garis utama telapak tangan yang bersifat stabil. Keunikan dan kestabilan garis-garis utama tersebut merupakan ciri handal pada telapak tangan untuk dapat digunakan sebagai alat pengenalan.

## 2. Metode

### 2.1 Perancangan Sistem

Diagram alir akan memperlihatkan proses keseluruhan dari program yang dibuat sehingga akan lebih mudah dipahami. Pada pengenalan telapak tangan ini diagram alir bertujuan agar perancangan program pengenalan dapat diimpletasikan secara terarah.

Diagram Alir perancangan sistem ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Perancangan Sistem.

Dari Gambar 3. menunjukkan bahwa sistem pengenalan telapak tangan ini terdiri atas dua proses utama yaitu proses pelatihan dan pengenalan. Pada proses pelatihan terjadi proses pengolahan citra telapak tangan yang tersimpan di basisdata sehingga diperoleh karakteristik citra latih di basisdata dan nilai ambang. Kemudian terdapat pilihan, bila proses tidak dilanjutkan maka proses berhenti sampai penentuan nilai ambang, jika proses dilanjutkan maka proses selanjutnya adalah proses pengenalan. Pada proses pengenalan terjadi proses pengenalan citra uji telapak tangan yang akan diidentifikasi. Citra uji diproses hingga mendapatkan

karakteristik citra kemudian membandingkan dengan karakteristik citra yang sudah dilatih sehingga didapatkan hasil pengenalannya.

## 2.2 Pra Pengolahan

### 1. Citra Aras Keabuan

Konversi citra berwarna menjadi citra skala keabuan bertujuan untuk menyederhanakan proses pengolahan karena bit citra skala keabuan tidak terlalu banyak dibandingkan citra berwarna. Citra berwarna yang terdiri dari 3 lapis matriks, yaitu lapisan R, lapisan G, dan lapisan B yang diolah menjadi 1 lapis derajat keabuan.

Proses *grayscale* atau konversi citra berwarna menjadi citra skala keabuan dilakukan dengan mengambil rata-rata nilai R, G, dan B menjadi 1 nilai aras keabuan. Rumus perhitungan sebagai berikut:

$$Gray = 0.2899 * R + 0.5870 * G + 0.1140 * B \quad (1)$$

Keterangan:

*Gray* : Nilai skala keabuan

R : Nilai pada komponen lapisan R

G : Nilai pada komponen lapisan G

B : Nilai pada komponen lapisan B

### 2. Pemotongan Citra

Pemotongan citra atau *cropping* bertujuan untuk memilih sebagian objek yang akan diolah dengan melakukan proses pemotongan citra pada koordinat tertentu pada area citra. Pemotongan citra ini diperlukan dua koordinat, yaitu koordinat awal sebagai titik awal koordinat dan koordinat akhir sebagai titik akhir koordinat citra hasil potong sehingga akan menghasilkan citra segi empat dimana tiap-tiap piksel pada koordinat tertentu akan disimpan sebagai citra baru.

### 3. Normalisasi Intensitas Citra

Normalisasi intensitas bertujuan untuk mengurangi perbedaan kekuatan pencahayaan maupun derau pada citra. Pengaturan pada normalisasi intensitas yaitu dengan mengurangi atau meningkatkan kontras sehingga didapat citra baru sengan kontras lebih baik dari citra asal. Berikut ini metode operasi piksel yang dapat digunakan pada normalisasi intensitas<sup>[4]</sup>.

$$y = \left( \frac{x-a}{b-a} \right) (d - c) + c \quad (2)$$

Dalam menggunakan *imadjust* pada Matlab dapat menentukan rentang nilai kontras. Dimana a dan b menyatakan rentang kontras nilai masukan atau citra asli dan c dan d menyatakan rentang kontras nilai keluaran yang diinginkan.

### 4. Penajaman Citra

Penajaman citra bertujuan untuk memperjelas tepi objek pada citra. Metode penajaman citra yaitu dengan

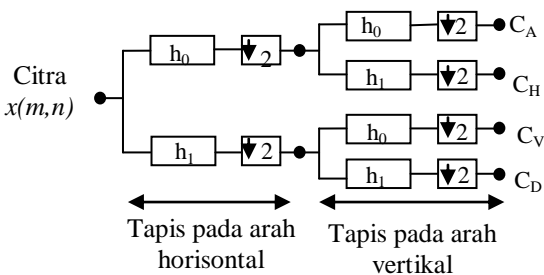
melewatkan pada penapis lolos tinggi (*high pass filter*). Penapis ini meloloskan atau memperkuat komponen berfrekuensi tinggi yang lebih banyak berpengaruh pada tepi objek dan menurunkan komponen berfrekuensi rendah sehingga pinggiran objek lebih terlihat tajam dibandingkan sekitarnya<sup>[1]</sup>.

**2.3 Ekstraksi Ciri**

**1. Alihragam Gelombang Singkat Haar**

Pada alihragam gelombang singkat diskret Haar terdapat dua proses yaitu alihragam maju (*forward*) dan alihragam balik (*inverse*). Alihragam *forward* berguna untuk memecahkan atau dekomposisi citra sedangkan alihragam *inverse* melakukan hal sebaliknya yaitu rekonstruksi citra dengan kata lain membentuk kembali pecahan-pecahan citra dari proses *forward* menjadi sebuah citra semula.

Pada alihragam maju dilakukan dekomposisi data citra, yang dimulai dengan melakukan tapis pada arah horisontal (dekomposisi terhadap baris) data citra kemudian diikuti tapis pada arah vertikal (dekomposisi terhadap kolom) pada koefisien citra keluaran tahap pertama atau tapis pada arah horisontal. Cara kerja alihragam maju ditunjukkan pada Gambar 1.



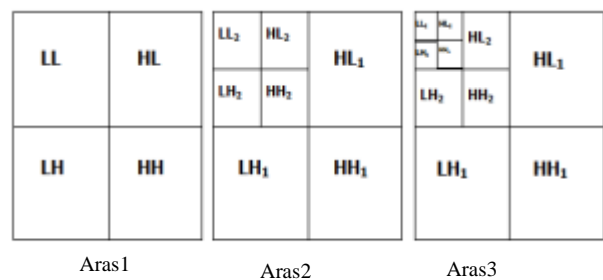
**Gambar 2. Alihragam Gelombang Singkat Maju (*forward*)**

- $h_0$  : filter lolos rendah (*lowpass filter*)
- $h_1$  : filter lolos tinggi (*highpass filter*)
- $C_A$  : koefisien aproksimasi atau LL
- $C_H$  : koefisien horisontal atau LH
- $C_V$  : koefisien vertikal atau HL

Tahap pertama yaitu citra  $x(m,n)$  ditapis pada arah horisontal dengan tapis lolos rendah yang merupakan fungsi penyekalaan dan tapis lolos tinggi yang merupakan fungsi gelombang singkat. Hasil penapisan kemudian dicuplik turun (*downsampling*) pada dimensi  $m$  dengan faktor 2 yang akan menghasilkan ukuran output citra lolos-rendah dan citra lolos-tinggi  $\frac{1}{2}$  dari ukuran citra semula.

Tahap selanjutnya masing-masing citra ditapis dan dicuplik turun kembali dengan faktor 2 sepanjang dimensi  $n$ . Kedua proses akhir ini akan membagi citra kedalam empat sub bidang yaitu LL, LH, HL, dan HH. LL

menyatakan bagian koefisien yang diperoleh melalui proses tapis lolos rendah terhadap baris dilanjutkan dengan lolos rendah terhadap kolom. LH menyatakan bagian koefisien yang diperoleh melalui proses tapis lolos rendah terhadap baris dilanjutkan dengan lolos tinggi terhadap kolom. HL menyatakan bagian koefisien yang diperoleh melalui proses tapis lolos tinggi terhadap baris dilanjutkan dengan lolos rendah terhadap kolom. HH menyatakan bagian koefisien yang diperoleh melalui proses tapis lolos tinggi terhadap baris dilanjutkan dengan lolos tinggi terhadap kolom. Hasil proses alihragam maju atau dekomposisi ini seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.



**Gambar 3 Dekomposisi Citra<sup>[1]</sup>**

**2.3 Pengenalan**

**1. Jarak Euclidean**

Jarak Euclidean digunakan untuk identifikasi suatu vektor ciri yang dimasukan dengan ciri pada basis data yang ada. Jarak Euclidean menghitung akar dari akar kuadrat perbedaan 2 vektor. Berikut rumus jarak Euclidean:

$$\bar{d}(u, v) = \sqrt{(u_1 - v_1)^2 + (u_2 - v_2)^2 + \dots + (u_n - v_n)^2} \quad (3)$$

Keterangan:

- $\bar{d}(u, v)$  = jarak Euclidean
- $\bar{u}$  = vektor ciri masukan
- $\bar{v}$  = vektor ciri basis data
- $n$  = jumlah vektor ciri

Jarak Euclidean akan menghitung jarak citra masukan dengan citra pada basisdata. Pengenalan diperoleh dengan mengambil jarak Euclidean terkecil.

**3. Hasil dan Analisa**

Dalam pengujian sistem pengenalan telapak tangan ini menggunakan 290 citra telapak tangan dari 40 responden. 210 citra sebagai basisdata yang kemudian dibagi menjadi 3 pilihan jumlah citra latih dalam basisdata yang masing-masing berisi 1, 3, dan 7 citra, 60 citra digunakan sebagai citra uji serta 20 citra digunakan sebagai citra uji luar.

Pengujian sistem pengenalan telapak tangan ini meliputi:  
 1. Pengujian pengaruh jumlah citra latih pada pengenalan.

2. Pengujian pengaruh aras dekomposisi alihragam gelombang singkat Haar pada pengenalan.
3. Pengujian penggunaan nilai ambang pada pengenalan citra luar

Pengujian dilakukan untuk mengetahui berapa persentase keberhasilan proses pengenalan pada sistem pengenalan telapak tangan ini. Parameter yang dihitung pada proses pengujian ini adalah tingkat keberhasilan sistem dalam mengenali suatu citra telapak tangan. Untuk menghitung persentase tingkat keberhasilan pengenalan dapat menggunakan rumus sebagai berikut:

$$P = \frac{A}{B} \times 100\% \quad (4)$$

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 variasi 4 aras dekomposisi dan variasi jumlah citra latih pada basisdata, yaitu:

1. Basisdata 1 dengan jumlah citra latih 1 citra.
2. Basisdata 2 dengan jumlah citra latih 3 citra.
3. Basisdata 3 dengan jumlah citra latih 7 citra.

Pengambilan hasil pengujian yaitu dengan mengambil nilai jarak Euclidean terkecil dan pengenalan citra masukan terhadap rentang citra latih dalam basisdata. Pengenalan dinyatakan benar bila citra masukan dikenali dalam rentang citra latihnya dalam basisdata, maka apabila citra masukan dikenali diluar rentang citra latihnya maka pengenalan dinyatakan salah.

### 3.1 Pengujian dengan Variasi Citra Latih

Pengujian dengan variasi jumlah citra latih dilakukan untuk mengetahui pengaruhnya terhadap tingkat keberhasilan proses pengenalan pada sistem pengenalan telapak tangan ini. Kemudian dilakukan perulangan masing-masing sebanyak 4 aras dekomposisi. Berikut salah satu contoh hasil pengujian dengan variasi citra latih pada aras dekomposisi 1 untuk 1 dan 3 citra latih yang ditunjukkan pada Tabel 1. Benar ditunjukkan dengan penulisan hitam dan salah dituliskan dengan penulisan hitam tebal.

**Tabel 1. Hasil pengujian variasi jumlah citra latih pada basisdata 1 dan 2 aras dekomposisi 1.**

Citra uji	Jumlah citra latih 1 citra		Jumlah citra latih 3 citra	
	Jarak Euclidean/ Dikenali sebagai		Jarak Euclidean/ Dikenali sebagai	
01-andhika (1)	1.7950E+06	1	1.7950E+06	1
01-andhika (2)	1.7501E+06	1	1.7501E+06	1
02-anjar (1)	2.2380E+06	2	1.0578E+06	5
02-anjar (2)	3.3317E+06	2	1.5468E+06	6
05-hutama (1)	2.6438E+06	5	<b>2.3070E+06</b>	<b>83</b>
05-hutama (2)	<b>2.5010E+06</b>	<b>27</b>	<b>2.3071E+06</b>	<b>83</b>

### 3.2 Pengujian dengan Variasi Aras Dekomposisi

Pengujian dengan variasi aras dekomposisi dilakukan untuk mengetahui pengaruhnya terhadap tingkat keberhasilan proses pengenalan pada sistem pengenalan telapak tangan ini. Kemudian dilakukan perulangan masing-masing sebanyak 3 kali mengikuti perubahan jumlah citra latih. Berikut salah satu contoh hasil pengujian dengan variasi aras dekomposisi untuk 1 yang ditunjukkan pada Tabel 2. Benar ditunjukkan dengan penulisan hitam dan salah dituliskan dengan penulisan hitam tebal.

**Tabel 2. Hasil pengujian variasi aras dekomposisi pada basisdata 1 aras dekomposisi 1 dan 2.**

Citra uji	Aras 1		Aras 2	
	Jarak Euclidean/ Dikenali sebagai		Jarak Euclidean/ Dikenali sebagai	
01-andhika (1)	1.7950E+06	1	1.4084E+06	1
01-andhika (2)	1.7501E+06	1	1.2272E+06	1
02-anjar (1)	2.2380E+06	2	2.0531E+06	2
02-anjar (2)	3.3317E+06	2	<b>2.7389E+06</b>	<b>17</b>
05-hutama (1)	2.6438E+06	5	<b>1.7703E+06</b>	<b>27</b>
05-hutama (2)	<b>2.5010E+06</b>	<b>27</b>	<b>1.4918E+06</b>	<b>27</b>

### 3.3 Pengujian Penggunaan Nilai Ambang

Pada proses pengenalan citra telapak tangan yaitu mengidentifikasi citra masukan dan mengklasifikasikannya dengan citra latih didalam basisdata sehingga citra masukan tersebut dikenali atau tidak yang menggunakan nilai ambang sebagai nilai batas pengenalan. Nilai ambang didapat dengan mengambil nilai terbesar dari kumpulan jarak Euclidean terkecil hasil pengujian citra masukan (uji) dengan citra latih yang masih dikenali pada setiap aras dekomposisi dengan nilai toleransi 1% dari nilai tersebut. Diharapkan dengan nilai toleransi tersebut, maka akan lebih banyak citra masukan yang memiliki citra latih pada basisdata dapat terkenali atau citra luar tidak dapat dikenali. Besarnya nilai ambang bervariasi, hal ini dikarenakan perubahan aras dekomposisi dan variasi jumlah citra latih yang menyebabkan perbedaan nilai terkecil jarak Euclidean.

Dalam program pengenalan telapak tangan ini menggunakan variasi jumlah citra latih dan 4 aras dekomposisi sehingga terdapat 12 nilai ambang untuk masing-masing aras dekomposisi pada variasi jumlah citra latih.

Contoh untuk hasil pengujian nilai ambang terhadap pengenalan citra luar ditunjukkan pada Tabel 3.

**Tabel 3. Hasil pengujian citra luar dengan nilai ambang pada aras dekomposisi 1 basisdata 3**

Citra Uji	Jarak Euclidean	Hasil Pengenalan	Ket
luar.aditya (1)	1.95187e+06	Tidak Dikenali	Benar
luar.aditya (2)	1.97005e+06	Tidak Dikenali	Benar

luar.hendra fadholi (1)	2.46575e+06	Tidak Dikenali	Benar
luar.hendra fadholi (2)	2.6773e+06	Tidak Dikenali	Benar
luar.farich (1)	2.61042e+06	Tidak Dikenali	Benar
luar.farich (2)	2.32416e+06	Tidak Dikenali	Benar
luar.galih	1.77798e+06	01-pramudya (49)	Salah
pinaryoga (1)			
luar.galih	1.82505e+06	Tidak Dikenali	Benar
pinaryoga (2)			
luar.caesar fajar (1)	2.4517e+06	Tidak Dikenali	Benar

### 3.4 Analisis

Persentase tingkat keberhasilan pengenalan pada program pengenalan telapak tangan ini ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Persentase tingkat keberhasilan pengenalan

Aras Dekomposisi	Basisdata1	Basisdata2	Basisdata 3
1	61,7%	86,7%	100%
2	50%	93,7%	98,4%
3	33,4%	81,7%	95%
4	22%	75%	95%
Rata-rata persentase	41,8%	84,3%	97,1%

#### 1. Analisis variasi jumlah citra latih

Rata-rata persentase tingkat keberhasilan menggunakan 1, 3, dan 7 citra latih berturut-turut 41,8%, 84,3%, 97,1%. Tingkat keberhasilan pengenalan tertinggi pada penggunaan 7 citra latih dan tingkat pengenalan terendah pada penggunaan 1 citra latih yang tersimpan dibasisdata. Hal ini terjadi karena semakin banyak citra latih maka ketika pengujian semakin banyak citra acuan untuk pengenalan sehingga bisa didapat hasil yang lebih akurat ketika mencari jarak Euclidean terkecil dibandingkan dengan citra latih yang lebih sedikit.

#### 2. Analisis variasi aras dekomposisi

Pada hasil pengujian tingkat keberhasilan pengenalan tertinggi berturut-turut pada aras 1 sebesar 100%, aras 2 sebesar 98,4%, aras 3 sebesar 95%, dan aras 4 sebesar 95%, dengan 7 citra latih yang tersimpan pada basisdata. Disusul pada aras 2 sebesar 93,7%, aras 1 sebesar 86,7%, aras 3 sebesar 81,7% , dan aras 4 sebesar 75%, dengan 3 data latih yang tersimpan pada basisdata. Tingkat keberhasilan pengenalan terendah terdapat pada pengenalan menggunakan 1 citra latih yang berturut-turut pada aras 1 sebesar 61,7%, aras 2 sebesar 50%, aras 3 sebesar 33,4%, dan aras 4 sebesar 22%. Pada pengujian ini menunjukkan bahwa peningkatan aras dekomposisi mengurangi tingkat pengenalan.

#### 3. Analisis pengenalan citra luar dengan nilai ambang

Pengujian tingkat keberhasilan pengenalan pada data luar menggunakan nilai ambang pada masing-masing aras dekomposisi seperti yang ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Persentase tingkat keberhasilan pengenalan citra luar menggunakan nilai ambang

Aras Dekomposisi	Basisdata1	Basisdata2	Basisdata 3
1	0%	30%	90%
2	0%	25%	15%
3	0%	5%	0%
4	0%	0%	0%
Rata-rata persentase	0%	15%	26,25%

Rata-rata persentase tingkat keberhasilan tertinggi terdapat pada penggunaan 7 citra latih yang tersimpan pada basisdata sebesar 26,25%. Disusul 15% menggunakan 3 citra latih dan 0% menggunakan 1 citra latih. Dari Tabel 5 dapat diketahui pula bahwa persentase tingkat keberhasilan terbaik terdapat pada aras 1 baik menggunakan 7 citra latih maupun 3 citra latih. Sehingga dapat disimpulkan bahwa penggunaan jumlah citra latih yang tersimpan pada basisdata dan tingkat aras dekomposisi berpengaruh pada tingkat keberhasilan pengenalan data luar menggunakan nilai ambang.

### 4. Kesimpulan

Dari pengujian dan analisis yang dilakukan maka dapat diambil kesimpulan tingkat keberhasilan pengenalan citra telapak tangan dengan variasi jumlah citra latih pada pengujian ini diambil dari rata-rata persentase tingkat keberhasilan dari keseluruhan 4 aras dekomposisi dengan masing-masing penggunaan 1, 3, dan 7 citra latih. Tingkat pengenalan tertinggi terdapat pada penggunaan 7 citra latih sedangkan pengenalan terendah terdapat pada penggunaan 1 citra latih. Banyaknya penggunaan jumlah citra latih yang tersimpan pada basisdata berpengaruh pada tingkat keberhasilan pengenalan. Semakin banyak citra latih maka semakin tinggi tingkat keberhasilan pengenalnya. Tingkat keberhasilan pengenalan citra telapak tangan dengan variasi aras dekomposisi 1, 2, 3, dan 4 dengan menggunakan 3 basisdata yang masing-masing berisi 1, 3, dan 7 citra latih untuk setiap responden. Secara umum dapat disimpulkan bahwa pengenalan terbaik pada aras 1 dan pengenalan terendah pada aras 4. Pada pengujian ini ditunjukkan bahwa peningkatan aras dekomposisi akan cenderung mengurangi tingkat pengenalan. Penggunaan aras dekomposisi yang berbeda mempengaruhi hasil pengenalan. Hal ini disebabkan karena nilai koefisien setiap aras dengan aras yang lain berbeda. Penggunaan nilai ambang bertujuan untuk menjadi nilai batas citra luar. Besarnya nilai ambang diambil dari jarak minimum terbesar dari citra yang masih dikenali dengan nilai toleransi 1%. Nilai ambang pada setiap aras dekomposisi berbeda karena nilai koefisien tiap aras berbeda yang menyebabkan jarak minimum terbesar tiap aras dekomposisi berbeda juga. Pada Pengujian ini ditunjukkan tingkat keberhasilan pengenalan terbaik terdapat pada penggunaan 7 citra latih dan aras dekomposisi 1. Adanya

kesalahan pengenalan disebabkan kedekatan nilai koefisien yang menyebabkan kecilnya jarak Euclidean.

### Referensi

- [1]. Munir, R., *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*, INFORMATIKA, Bandung, 2004.
- [2]. Puri, R.W.A., *Pengenalan Wajah Menggunakan Alihagam Wavelet Haar dan Jarak Euclidean*, Skripsi S-1, Universitas Diponegoro, Semarang, 2012.
- [3]. Putra, D., *Sistem Biometrika*, ANDI, Yogyakarta, 2009.
- [4]. Susilawati, I., "Teknik Pengolahan Citra", Universitas Mercu Buana, Yogyakarta, 2009.