

# KLASIFIKASI JENIS KELAMIN MANUSIA MELALUI PENGOLAHAN CITRA DIGITAL SIDIK *RUGAE PALATINA* DENGAN MENGGUNAKAN METODE *WAVELET TRANSFORM* DAN *K-NEAREST NEIGHBOR (K-NN)*

## *GENDER CLASSIFICATION BY RUGAE PALATINE PRINTS DIGITAL IMAGE PROCESSING USING WAVELET TRANSFORM AND K-NEAREST NEIGHBOR (K-NN)*

I Putu Aditya Widiatama<sup>1</sup>, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA<sup>2</sup>, drg. Yuti Malinda, MM<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup>Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom, <sup>3</sup>Prodi S1 Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran

<sup>1</sup>adityawidiatama@gmail.com, <sup>2</sup>bbhavenir@gmail.com, <sup>3</sup>yuti.malinda@fkg.unpad.ac.id

### Abstrak

Indonesia merupakan salah satu Negara di Asia Tenggara yang memiliki 17.508 pulau. Secara geografis, Indonesia terletak di antara Samudra Hindia dan Samudra Pasifik, diantara benua Asia dan Australia. Secara astronomis, Indonesia terletak pada 6° LU-11° LS dan 95° BT-141° BT. Berdasarkan letak tersebut, Indonesia dapat dikatakan Negara yang memiliki potensi bencana alam yang cukup besar. Tingginya potensi tersebut, mengancam resiko kehilangan nyawa yang besar pula bagi Indonesia. Maka dari itu diperlukan teknik untuk identifikasi individu yang menjadi korban dalam bencana alam tersebut. Teknik identifikasi yang lazim digunakan adalah sidik jari, namun pada perkembangan ilmu forensik *Rugae Palatina* dapat digunakan sebagai identifikasi individu. *Rugae Palatina* bersifat unik dan individual serta terlindung dari trauma, karena berada di dalam kepala.

Identifikasi jenis kelamin individu berdasarkan *Rugae Palatina* dengan menggunakan pengolahan citra digital. Metode yang digunakan adalah *Wavelet Transform* dan *K-Nearest Neighbor (K-NN)*. Hasil penelitian ini didapatkan nilai akurasi sebesar 85% dengan waktu komputasi sebesar 3.63 detik.

**Kata kunci :** *Rugae Palatina, Wavelet Transform, K-Nearest Neighbor(K-NN)*.

### Abstract

*Indonesia is one country in Southeast Asia that has 17,508 islands. Geographically, Indonesia is located between the Indian Ocean and Pacific Ocean, between Asia and Australia. Astronomically, Indonesia lies between 6°N - 11°S and 95° - 141°E. Based on the location, Indonesia can be said as a state that has a considerable potential for natural disasters. The high potential is a threat that contains significant risk of loss of life for Indonesian people. Thus, it is necessary to have techniques for disaster victim identification. The most commonly used identification technique is fingerprint analysis, however, as forensic science progressed, Rugae palatine can also be used to identify a person. Rugae palatine is unique and individual and is protected from trauma, because it is located inside the head.*

*the identification of disaster victim based rugae palatine using digital image processing. The method used is Wavelet Transform and K-Nearest Neighbor (K-NN). The final result are obtained 85% accuracy rate with the computing time 3.63 seconds.*

**Keyword :** *Rugae Palatine, Wavelet Transform, K-Nearest Neighbor (K-NN)*.

### 1. Pendahuluan

Indonesia merupakan Negara yang paling rawan terkena bencana di dunia, menurut United Nations International Strategy for Disaster Reduction (UNISDR). Bahkan untuk beberapa jenis bencana alam, Indonesia menduduki peringkat pertama dalam paparan terhadap penduduk atau jumlah manusia yang menjadi korban meninggal akibat bencana alam [1]. Maka, Indonesia harus memiliki cara untuk identifikasi individu yang menjadi korban dalam bencana alam tersebut.

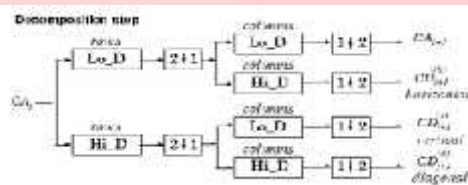
Forensik merupakan cabang kedokteran yang berhubungan dengan penerapan fakta-fakta medis dan masalah-masalah hukum [2]. Ilmu forensik yang sudah berkembang dan digunakan untuk identifikasi secara luas adalah sidik jari. Hanya saja sidik jari dari setiap individu tidak dapat dan menjadi sulit untuk diidentifikasi misalnya saat terjadinya kebakaran pada sidik jari korban. Sidik jari memiliki posisi yang rentan dan tidak terlindungi sehingga memungkinkan pola yang dimiliki sidik jari rusak atau menjadi tidak ada lagi.

*Rugae Palatina* bersifat unik dan individual setiap orang serta dapat digunakan untuk identifikasi individu. *Rugae Palatina* juga terlindung oleh trauma karena berada didalam kepala dan terlindungi dari suhu yang tinggi oleh bantalan lemak pada mukosa bagian bukal. *Rugae palatina* dapat diteliti melalui jumlah, panjang, lokasi dan bentuknya. Pada penelitian ini, penulis membuat sistem yang dapat mengklasifikasi jenis kelamin individu berdasarkan citra *rugae palatina*. Pada penelitian ini, penulis menggunakan metode *Wavelet Transform* dan *K-Nearest Neighbor* serta metode pendukung untuk membuat sistem.

2. Dasar Teori

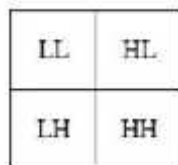
2.1 Ekstraksi Ciri *Rugae Palatina*

*Wavelet* merupakan gelombang singkat (smallwave) yang energinya terkonsentrasi pada selang waktu tertentu. *Wavelet* memiliki karakteristik antara lain berisolasi singkat, translasi(pergeseran) dan dilatasi(skala). *Transformasi Wavelet* merupakan fungsi matematis untuk merepresentasikan data atau fungsi sebagai alternative transformasi-transformasi matematika yang lahir sebelumnya untuk menangani masalah resolusi. *Transformasi Wavelet Diskrit* secara umum merupakan dekomposisi citra pada frekuensi subband citra tersebut dimana komponennya dihasilkan dengan cara penurunan level dekomposisi. Implementasi transformasi wavelet dapat dilakukan dengan cara melewatkan sinyal frekuensi tinggi atau highpass filter dan frekuensi rendah atau lowpass filter.



Gambar 2. 1 Transformasi wavelet diskrit dua dimensi dengan level dekomposisi satu

Gambar 2.1 adalah transformasi adalah gambar dari transformasi wavelet dari dua dimensi dengan level dekomposisi satu, dimana  $2 \downarrow 1$  merupakan downsample kolom dan  $1 \downarrow 2$  merupakan downsample baris. Dimana menghasilkan subband seperti gambar berikut :



Gambar 2. 2 Subband transformasi wavelet diskrit dengan level dekomposisi satu

LBP (*Local Binary Pattern*) didefinisikan sebagai ukuran tekstur *grayscale invariant*, berasal dari definisi umum tekstur *grayscale invariant* berasal dari definisi umum tekstur di daerah sekitar.

$$L P_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} (g_p - g_c) 2^p; s(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq 0 \\ 0, & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad (2. 1)$$

Keuntungan utama LBP yaitu variasi untuk perubahan tingkat abu-abu monoton dan efisiensi komputasi, membuatnya cocok untuk tugas gambar yang menuntut analisis. *Rotarian Invariant Local Binary Pattern* merupakan pengembangan dari metode LBP yang invariant terhadap rotasi. Pada metode ini, sebelum diubah ke nilai desimal, nilai digeser hingga memperoleh nilai kombinasi biner yang paling kecil. Pergeseran untuk mendapatkan nilai biner terkecil dapat dilakukan secara searah jarum jam maupun berlawanan jarum jam.

$$L P_{P,R} = m \{ (L P_{P,R} P) \} \quad (2. 2)$$

2.2 Klasifikasi *Rugae Palatina*

*K-Nearest Neighbor* (K-NN) merupakan metode yang mencari jarak terdekat antara data yang akan dievaluasi dengan K tetangga (neighbor) terdekatnya dalam data pelatihan. Nilai K terbaik untuk algoritma ini tergantung pada data. Beberapa pilihan jarak yang tersedia pada *K-Nearest Neighbor* :

2.2.1 **Euclidian Distance [17]**

*Euclidian Distance* adalah metrika yang paling sering digunakan untuk menghitung kesamaan dua vektor. *Euclidian Distance* menghitung akar dari kuadrat perbedaan dua vektor [3]. Rumus *Euclidian Distance* :

$$d_i = \sqrt{\sum_{l=1}^p (x_{2l} - x_{1l})^2} \tag{2.3}$$

- x1 = Sample Data
- x2 = Data Uji/Testing
- i = Variable Data
- d = Jarak
- p = Dimensi Data

2.2.2 **Cosine Distance [17]**

Dalam *Cosine Distance*, titik-titik dianggap sebagai vektor, dan dilakukan pengukuran terhadap sudut antara dua vektor tersebut. Untuk memperoleh jarak dua vektor  $x_s$  dan  $x_t$ , memakai rumus sebagai berikut [3] :

$$d = 1 - \cos \theta \tag{2.4}$$

dimana,

$$\cos \theta = \frac{x_s \cdot x_t}{|x_s| |x_t|}$$

2.2.3 **City Block Distance [17]**

*City Block Distance* juga disebut sebagai *Manhattan distance/Boxcar distance/Absolute distance*. *City block distance* menghitung nilai perbedaan absolut dari dua vektor. Rumus dari *city block distance* [3] :

$$d_i = \sum_{k=1}^n |x_{ki} - x_{kj}| \tag{2.5}$$

2.2.4 **Correlation Distance [17]**

Dalam *Correlation Distance*, titik-titik dianggap sebagai barisan nilai, jarak antar nilai dan , memakai rumus sebagai berikut

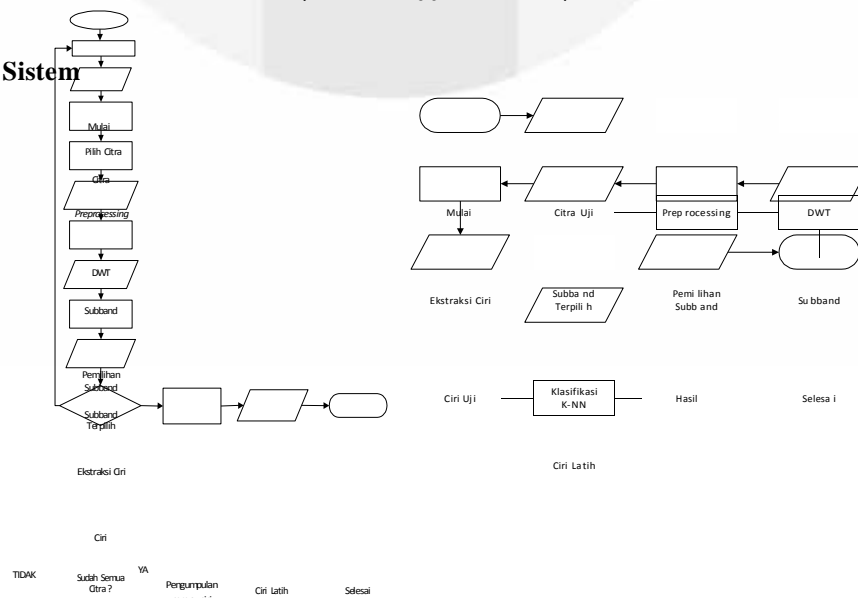
$$d_{st} = 1 - \frac{\sum_{j=1}^n (x_{sj} - \bar{x}_s)(x_{tj} - \bar{x}_t)}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (x_{sj} - \bar{x}_s)^2} \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_{tj} - \bar{x}_t)^2}} \tag{2.6}$$

dimana,

$$\bar{x}_s = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{sj} \quad \bar{x}_t = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{tj}$$

$$= + \quad \text{dan} \quad = +$$

3. Perancangan Sistem



*Flowchart data latih*

*Flowchart data latih*

Gambar 3. 1 Flowchart data latih dan data uji

Pada penelitian ini, sistem yang dirancang terdiri dari dua tahap, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian. Metode yang digunakan yaitu Wavelet Transform dan K-Nearest Neighbor, serta metode Local Binary Pattern untuk mendukung metode lainnya.

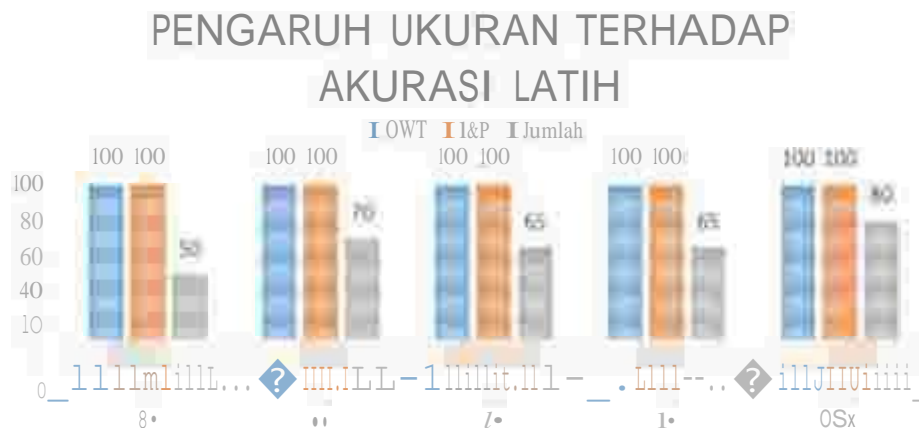
Pada gambar 3.1 merupakan *flowchart* data latih dan data uji. Pada tahap pelatihan, proses inti yang ingin didapatkan adalah ciri dari *Rugae Palatina* yang dapat membedakan ciri perempuan dan laki-laki sehingga didapatkan ciri latih yang dimasukkan pada *database* latih, yang dapat dibandingkan dengan ciri uji. Pada proses pengujian, proses inti yang ingin didapatkan adalah jenis kelamin individu dengan membandingkan ciri latih dan ciri uji menggunakan klasifikasi K-NN.

Saat proses *preprocessing*, setiap citra crop di *resize* dan mengubah warna pada gambar menjadi citra *grayscale*. Pada ekstraksi ciri, dilakukan proses DWT dan LBP dimana pada proses DWT berfungsi untuk pemilihan subband yang digunakan untuk proses rata-rata blok dan standar deviasi blok. Sedangkan untuk proses klasifikasi, citra uji akan dibandingkan dengan data latih sebagai acuan kelas laki-laki atau perempuan dari setiap rugae. Menggunakan jarak  $k=1$  dan menggunakan metode Euclidean.

#### 4. Hasil dan Analisis

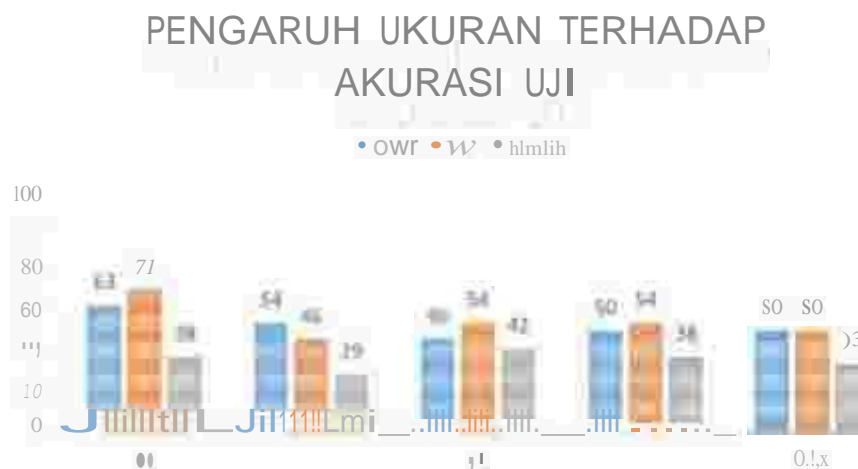
##### 4.1 Skenario 1

Skenario pengujian 1 bertujuan untuk melihat pengaruh ukuran gambar terhadap akurasi data latih dan data uji dari sistem. Untuk ciri berdasarkan DWT dan LBP didapatkan akurasi sebesar 100%.



Gambar 4. 1 Akurasi latih berdasarkan ukuran gambar

Pengaruh terhadap akurasi uji, didapatkan yang terbaik dengan ukuran gambar 8x dan menggunakan metode LBP dengan nilai akurasi 71% dan waktu komputasi sebesar 0.92 detik.



Gambar 4. 2 Akurasi Uji berdasarkan ukuran gambar

4.2 Skenario 2

Skenario pengujian 2 bertujuan untuk melihat pengaruh lima level DWT terhadap data latih dan data uji serta waktu komputasi dari sistem. Untuk ciri jumlah tidak menghasilkan akurasi 100%.



Gambar 4. 3 Akurasi latih berdasarkan level DWT

Pengaruh terhadap akurasi uji, didapatkan yang terbaik dengan level DWT sebesar 5 dan menggunakan metode DWT dengan nilai akurasi rata-rata 75% dan waktu komputasi sebesar 0.82 detik.



Gambar 4. 4 Akurasi Uji berdasarkan level DWT

### 4.3. Skenario 3

Skenario pengujian 3 bertujuan untuk melihat pengaruh ukuran blok pada ekstraksi ciri blok terhadap data latih dan data uji serta waktu komputasi dari sistem. Pengaruh ukuran blok pada ekstraksi ciri blok, didapatkan akurasi standar deviasi uji tertinggi sebesar 75% dengan waktu komputasi sebesar 0.77 detik pada level = 3 dengan blok =20, akurasi gabung uji sebesar 75% dengan waktu komputasi 0.73 detik pada level =5 dengan blok =50 serta akurasi data mean uji sebesar 79% dengan waktu komputasi 0.76 detik pada level = 4 dengan blok = 50

Level	Blok	Akurasi Mean Latih (%)	Akurasi Mean Uji (%)	Akurasi Std Latih (%)	Akurasi Std Uji (%)	Akurasi Gabung Latih (%)	Akurasi Gabung Uji (%)	Waktu (detik)
1	10	100	50	100	46	100	46	0.83
	20	100	54	100	50	100	58	0.82
	30	100	54	100	54	100	63	0.83
	40	100	54	100	54	100	50	0.82
	50	100	67	100	58	100	54	0.80
2	10	100	54	100	42	100	54	0.79
	20	100	54	100	67	100	50	0.77
	30	100	50	100	46	100	58	0.77
	40	100	54	100	46	100	46	0.76
	50	100	71	100	46	100	54	0.76
3	10	100	54	100	54	100	54	0.78
	20	100	50	100	75	100	46	0.77
	30	100	58	100	58	100	63	0.76
	40	100	58	100	54	100	58	0.77
	50	100	71	100	58	100	63	0.77
4	10	100	58	100	58	100	58	0.79
	20	100	58	100	58	100	58	0.78
	30	100	58	100	38	100	58	0.78
	40	100	46	100	58	100	50	0.77
	50	100	79	100	42	100	71	0.76
5	10	100	63	100	54	100	63	0.79
	20	100	63	100	58	100	63	0.74
	30	100	67	100	63	100	67	0.73
	40	100	46	100	58	100	54	0.73
	50	100	75	100	50	100	75	0.73

Tabel 4.1 Hasil pengujian parameter ekstraksi ciri blok

### 4.2 Skenario 4

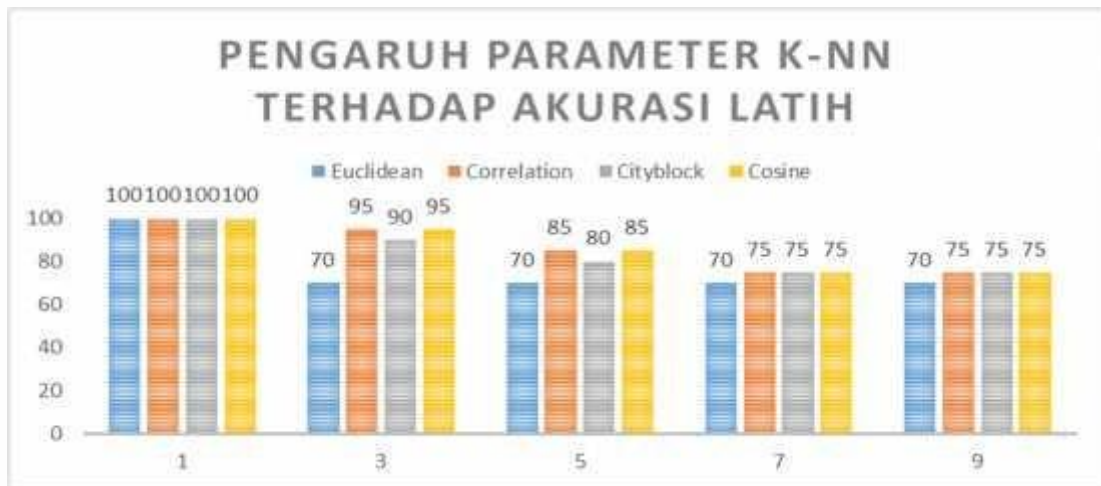
Skenario pengujian 4 bertujuan untuk melihat pengaruh parameter LBP terhadap data latih dan data uji dari sistem. Nilai radius semakin kecil maka akurasi semakin baik dengan akurasi data latih sebesar 88% dan jenis histogram LBP terbaik yaitu *rotarian invariant* dengan akurasi jenis histogram = 74%.



Tabel 4.2 Hasil pengujian parameter LBP

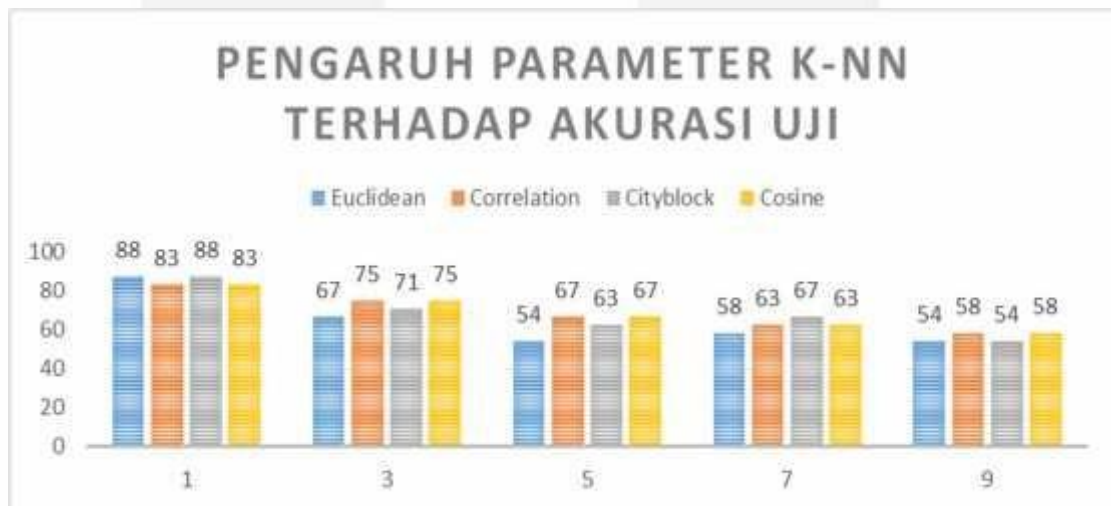
Jenis Histogram	Uniform		Rotation Invariant		Uniform Rotation Invariant		Waktu
	Latih	Uji	Latih	Uji	Latih	Uji	
1	100	79	100	88	100	75	1.15
2	100	63	100	67	100	42	1.14
3	100	58	100	67	100	58	1.16

4.3 Skenario 5



Gambar 4. 5 Akurasi Latih berdasarkan parameter K-NN

Skenario pengujian 5 bertujuan untuk melihat pengaruh parameter K-NN terhadap data latih dan data uji serta waktu komputasi dari sistem. Semakin kecil k dan menggunakan jarak *euclidean*, maka akurasi semakin baik., Pada penelitian ini, k=1 dengan menggunakan jarak *Euclidean* akan didapatkan akurasi sebesar 88% dengan akurasi uji 85% dengan waktu komputasi sebesar 3.63 detik.



Gambar 4. 6 Akurasi Uji berdasarkan parameter K-NN

5. Kesimpulan

Dengan menggunakan k=1 dan didapatkan akurasi latih sebesar 88% dan akurasi latih sebesar 85% dengan menggunakan jarak *Euclidean* dan waktu komputasi sebesar 3.63 detik.



## 6. Daftar Pustaka

- [1] <http://hanniyypurple.blogspot.com/2012/06/potensi-bencana-alam-di-indonesia.html> (diakses tanggal 9 Agustus 2015).
- [2] <http://www.artikata.com/arti-327330-forensik.html> (diakses tanggal 31 Agustus 2015).
- [3] Nursamsi, Intan, 2015. Rancangan Rumus Sidik Rugae Palatina Subras Deuteromelayu di bidang Forensik Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran Fakultas Kedokteran Gigi.
- [4] Agus Prijono & Marvin Ch. Wijaya, 2007. Pengolahan Citra Digital Menggunakan Matlab Image Processing Toolbox. Bandung: Informatika.
- [5] Putra, Darma, 2010. Pengolahan Citra Digital. Yogyakarta: Andi.
- [6] Pietikainen, M., Hadid, A., Zhao, G., & Ahonen, T, Local Binary Patterns for Still Image, Computational Imaging and Vision, 2011, pp. 13-47.
- [7] Munir, Renaldi, 2004. Pengolahan citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik. Bandung: Informatika.
- [8] Reza, Chandra, 2013. Teknik Potensi Differensial Pada Transformasi Daya Fasa Menggunakan Transformasi Wavelet. Universitas Pendidikan Indonesia.
- [9] Sutarno, 2010. Analisis Perbandingan Transformasi Wavelet pada Pengenalan Citra Wajah. Vol.5 No.2 (Juli 2010).
- [10] Timo Ojala, Matti Pietikäinen, Topi Mäenpää, Multiresolution Gray Scale and Rotation Invariant Texture Classification, Finland: IEEE, 2002.
- [11] Sutarno. 2010. Analisis Perbandingan Transformasi Wavelet pada Pengenalan Sinyal Wajah. Vol.5 No.2 (Juli 2010).
- [12] Smith, Lindsay I. 2002. A Tutorial on Principal Component Analysis. University of Otago. Vol.1. (26 Februari 2002).
- [13] T.Sutoyo, Teori Pengolahan Citra Digital, Yogyakarta: Andi, 2009.
- [14] O. T., Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions, IEEE Piscataway, 1994.
- [15] A. T., H. A. dan P. M., "Face Recognition with Local Binary Patterns," Spinger-Verlag Berlin Haidelberg, pp. 1-13, 2004.
- [16] L. S. Lopez, "Local Binary Paterns applied to Face Recognition and Detection," no. Technical, 2010.
- [17] Prasetyo, Eko. 2012. Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab, Penerbit Andi.
- [18] A. Kurniawardhani, N. Suciati dan I. Ariesanti, "Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri yang Invariant Terhadap Rotasi," JUTI, vol. 12, pp. 48-60, Juli 2014.
- [19] Mäenpää T. 2003, "The Local Binary Pattern Approach to Texture Analysis". University of Oulu, Finland.
- [20] Saraswati, Yulia. Sistem Klasifikasi Jenis Dan Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Bentuk Dan Ukuran Serta Warna Permukaan Kulit Buah Berbasis Pengolahan Citra Digital.2011. Bandung. IT Telkom.