

## BIOMETRIK IRIS RECOGNITION MENGGUNAKAN LBP DENGAN KLASIFIKASI KNN

### *BIOMETRICK IRIS RECOGNITION USING DWT WITH CLASSIFIERS K-NEAREST NEIGHBOR*

<sup>1</sup>Meidi Mahendra R, <sup>2</sup>Inung Wijayanto S.T, M.T, <sup>3</sup>Suci Aulia S.T, M.T

<sup>123</sup>Program Studi S1 Teknik Telekomunikasi Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

<sup>1</sup>meidi03mahendr@gmail.com, <sup>2</sup>iwijayanto@telkomuniversity.ac.id, <sup>3</sup>sucia@tass.telkomuniversity.ac.id

#### **Abstrak**

Iris recognition untuk mendeteksi dan mengenali sesuatu yang lebih baik dalam sistem biometrik. Oleh karena itu, banyak peneliti telah berusaha untuk meningkatkan algoritma untuk pengenalan diri iris. Namun, masalah terbesar yang terjadi dalam melakukan penelitian adalah untuk melakukan irisokalisasi dengan baik. Selain itu, kelopak mata dan bulu mata juga merupakan masalah lain dalam pengenalan iris karena mereka dapat menutupi iris atau mata, dan mungkin ada beberapa gangguan yang mempengaruhi citra iris dengan baik.

Dalam Tugas Akhir ini telah dilakukan pengujian dengan sistem *iris recognition* yang mampu mengidentifikasi dengan menggunakan iris mata sistem bekerja dengan menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) sebagai klasifikasi dan DWT sebagai ekstraksi ciri. Setelah dilakukan pengujian dengan jumlah data 30 gambar iris di peroleh tingkat akurasi 54% dengan beberapa parameter diantaranya parameter level DWT dan parameter jarak pada KNN serta noise yang di ujikan.

Dari hasil pengujian didapatkan tingkat akurasi tersebut masih handal untuk noise pad nilai variansi 0,1, *localvar noise* pada nilai 0,1, *salt and paper noise* pada nilai 0,1, dan *poison noise* nilai langsung kemungkinan error.

**Kata kunci:** *Algoritma K-NN, Iris identification, DWT*

#### **Abstract**

iris recognition to detect and recognize something better in biometric systems. Therefore, many researchers have tried to improve the algorithm for iris self-recognition. However, the biggest problem that occurs in conducting research is to do the irisocalization well. In addition, the eyelids and eyelashes are also another problem in iris recognition because they can cover the iris or eyes, and there may be some disorders that affect the iris image well. In this Final Project, the iris recognition system has been tested which is able to identify using the iris system using a K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm as a classification and DWT as the extraction feature. After testing with a total of 30 iris images obtained an accuracy rate of 54% with several parameters including DWT level parameters and distance parameters on the noise KNN that were tested.

From the test results it was found that the accuracy level was still reliable for noise pad 0.1 variance value, localvar noise at value 0.1, salt and paper noise at value 0.1, and poison noise direct value possible error.

**-NN, Iris identification, DWT**

## **1. Pendahuluan**

### 1.1 Latar Belakang

Biometrik adalah teknik yang dikembangkan berdasarkan keunikan dari mekanisme, fisik dan hal-hal lainnya yang berhubungan dengan tubuh makhluk hidup seperti zat kimia yang dihasilkan (*Physiological*) serta perilaku masing-masing individu tersebut sehingga bisa dibedakan individu satu dengan yang lain [1]. Dengan teknik Biometrik maka tidak perlu lagi mengingat PIN dan *password* karena piranti pengaman adalah tubuh itu sendiri sehingga akan sangat sulit untuk digandakan atau dicuri oleh orang. Karakteristik tubuh yang bisa dipakai dalam teknik Biometrik adalah sidik jari, bentuk wajah, jaringan iris pada mata, telapak tangan, pola suara, *keystroke dynamic* dan tanda tangan.

### 1.2 Tujuan

Tujuan dari penulisan tugas akhir ini antara lain

1. Merancang system iris menggunakan DWT dan klasifikasi KNN.
2. Menguji performansi sistem *iris regocnition*.

### 1.3 Identifikasi Masalah

Berdasarkan deskripsi latar belakang dan penelitian terkait, maka dapat dirumuskan beberapa masalah pada jurnal yaitu:

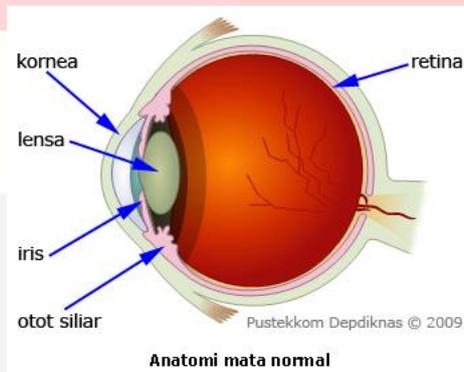
1. Bagaimana mengimplementasikan Algoritma KNN
2. Bagaimana perengaruh masing-masing parameter ciri metode ekstraksi ciri statistik
3. Bagaimana analisis performansi sistem baik dalam tingkat keakuratan dan waktu komputasi dalam mengidentifikasi citra retina.

## 2. Dasar Teori

### 2.1 Retina

Retina adalah membran tipis, halus dan tidak berwarna yang terletak pada bagian belakang bola mata. Retina bertugas sebagai pengubah cahaya menjadi sinyal syaraf. Retina memiliki sel *fotoreseptor* yang menerima cahaya. Sinyal yang dihasilkan kemudian mengalami proses rumit yang dilakukan oleh *neuron* retina yang lain, dan diubah menjadi potensial aksi pada sel *ganglion* retina. Retina tidak hanya mendeteksi cahaya, melainkan juga memainkan peranan dalam persepsi visual. Pada tahap embrio, retina dan syaraf optik berkembang sebagai bagian dari perkembangan luar otak.

Struktur retina manusia adalah 72% seperti bola dengan diameter sekitar 22mm. Pada bagian tengah retina terdapat cakram optik yang dikenal sebagai “titik buta” (*blind spot*) karena tidak adanya *fotoreseptor* di daerah itu. Cakram optik terlihat sebagai areal oval berwarna putih berukuran 3mm<sup>2</sup>[7]. Gambar 2.1 merupakan contoh gambar dari retina.



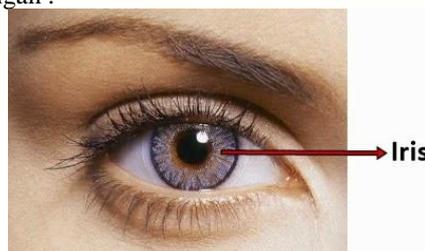
Gambar 1 Foto retina normal[15]

Adapun bagian bagian dari retina [15]:

1. **Cornea** adalah bagian mata yang melindungi permukaan mata dari kontak dengan udara luar.
2. **Iris** adalah selaput tipis yang berfungsi untuk mengatur kebutuhan cahaya dalam pembentukan bayangan.
3. **Lensa** adalah bagian mata yang berfungsi untuk memfokuskan bayangan pada retina.
4. **Retina** berfungsi sebagai layar dalam menangkap bayangan benda, di tempat ini terdapat simpul-simpul syaraf optik.
5. **Otot siliar** berfungsi untuk mengatur daya akomodasi mata.

### 2.2 Iris

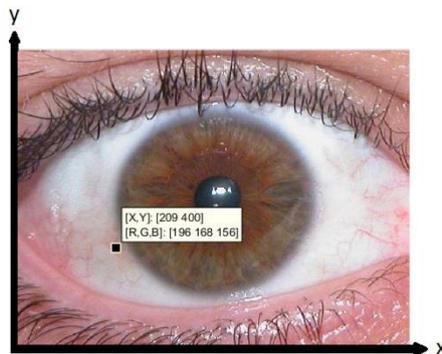
Iris adalah salah satu bagian yang plaing penting dari organ atau komponen mata. Karena mata kita merupakan sebuah instrument optik yang paling penting tersedia bagi kita, karena instrument optik ini tidak hanya mmenuat kita bisa melihat indahnya dunia ini, namun instrument opti ini juga memberikan atau menambahkan perspektif serta warna dalam pandangan .



Gambar 2.2 foto dari Iris

### 2.3 Citra Digital [8]

Citra digital merupakan fungsi dua dimensi  $f(x, y)$  berukuran  $M$  baris dan  $N$  kolom, dengan  $x$  dan  $y$  adalah koordinat spasial, dimana nilai  $f(x, y)$  (amplitude  $f$ ) di titik kordinat  $(x, y)$  dinamakan intensitas. Apabila nilai  $x, y$  dan nilai amplitude  $f$  secara keseluruhan berhingga (finite) dan bernilai diskrit, maka dapat dikatakan bahwa citra tersebut adalah digital. Representasi citra digital dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2 Representasi citra digital

Citra digital dapat ditulis dalam bentuk matriks pada Gambar 2.3:

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix}$$

Gambar 3 Persamaan citra digital

Pengolahan citra digital dilakukan untuk mengelola informasi yang ada pada citra retina untuk mengeluarkan ciri yang ada pada citra tersebut. Hal ini perlu dilakukan untuk mendapatkan citra asli dari suatu citra yang mengalami degradasi akibat pengaruh noise. Selain itu agar mendapatkan citra dengan karakteristik tertentu dan cocok secara visual dibutuhkan untuk tahap lebih lanjut dalam proses citra.

Tahapan dalam pengolahan citra meliputi:

- a. kamera *analog*, kamera *digital*, *handycam*, *scanner*, dll
- b. Peningkatan kualitas citra (*Pre-Processing*)
- c. Segmentasi citra
- d. Representasi dan uraian
- e. Pengenalan dan interpretasi

### 2.4 Ekstraksi Ciri [8]

Analisis tekstur dimanfaatkan sebagai proses antara untuk melakukan klasifikasi dan interpretasi citra. Suatu proses klasifikasi citra berbasis analisis tekstur pada umumnya membutuhkan tahap ekstraksi ciri, yang dapat terbagi dalam tiga macam metode, yaitu metode statistik, metode spektral, dan metode struktural

#### 2.4.1 Discrete Wavelet Transform (DWT) [3][8]

Transformasi *wavelet* menguraikan sinyal menjadi satu set fungsi dasar. Fungsi dasar ini disebut *wavelet*. DWT telah diperkenalkan sebagai metode yang sangat efisien dan fleksibel untuk dekomposisi sub-band sinyal. 2D-DWT saat ini ditetapkan sebagai operasi kunci dalam pemrosesan gambar. Ini adalah analisis multi-resolusi dan itu menguraikan gambar menjadi koefisien wavelet dan fungsi skala. Dalam *Discrete Wavelet Transform*, sinyal energi berkonsentrasi pada *koefisien wavelet* tertentu. Karakteristik ini berguna untuk mengompresi gambar.

Dalam transformasi *wavelet*, dekomposisi gambar tertentu terdiri dari dua bagian, satu frekuensi lebih rendah atau aproksimasi gambar (fungsi penskalaan) dan lainnya adalah frekuensi yang lebih tinggi atau bagian detail dari suatu gambar (*wavelet* fungsi). Gambar 2.7 menjelaskan dekomposisi *Wavelet Filter* dari gambar di mana empat sub-gambar yang berbeda diperoleh; itu aproksimasi (LL), detail vertikal (LH), horizontal detail (HL) dan detail diagonal (HH).

LL3	LH3	LH2	LH1
HL3	HH3		
HL2		HH2	
HL1			HH1

Gambar 4 Wavelet Filter Decomposition [8]

## 2.5 Klasifikasi

Klasifikasi adalah suatu proses untuk melakukan pengenalan terhadap karakter hasil segmentasi. Beberapa jenis metode untuk klasifikasi karakter dengan Algoritma *K-Nearest Neighbor (KNN)*

### 2.5.1 Algoritma *K-Nearest Neighbor (K-NN)* [9]

Klasifikasi merupakan proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data, dengan tujuan untuk dapat memperkirakan kelas dari suatu objek yang labelnya tidak diketahui. Algoritma k-NN adalah suatu metode yang menggunakan algoritma *supervised*. Perbedaan antara *supervised learning* dengan *unsupervised learning* adalah pada *supervised learning* bertujuan untuk menemukan pola baru dalam data dengan menghubungkan pola data yang sudah ada dengan data yang baru. Sedangkan pada *unsupervised learning*, data belum memiliki pola apapun, dan tujuan *unsupervised learning* untuk menemukan pola dalam sebuah data.

Tujuan dari algoritma K-NN adalah untuk mengklasifikasi objek baru berdasarkan atribut dan *training samples*. Dimana hasil dari sampel uji yang baru diklasifikasikan berdasarkan mayoritas dari kategori pada k-NN. Pada proses pengklasifikasian, algoritma ini tidak menggunakan model apapun untuk dicocokkan dan hanya berdasarkan pada memori. Algoritma K-NN menggunakan klasifikasi ketetanggaan sebagai nilai prediksi dari sampel uji yang baru. Jarak yang digunakan adalah jarak *Euclidean Distance*. Jarak Euclidean adalah jarak yang paling umum digunakan pada data numerik. *Euclidean distance* didefinisikan sebagai berikut:

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{r=1}^n (a_r(x_i) - a_r(x_j))^2} \quad (2-10)$$

Keterangan:

$d(x_i, x_j)$  : Jarak Euclidean (*Euclidean Distance*).

$(x_i)$ : *record* ke- i

$(x_j)$ : *record* ke- j

$(a_r)$ : data ke-r

$i, j$  : 1,2,3,...n

## 2.6 Noise

Ada banyak jenis noise yang dapat mempengaruhi kualitas citra, diantaranya adalah salt and pepper, gaussian, localvar dan poisson. Efek masing-masing noise tentunya berbeda-beda. Ada yang efeknya sangat mempengaruhi tampilan citra, tapi ada juga yang tidak begitu berpengaruh terhadap citra.

### 2.6.1 Gaussian Noise [16]

Gaussian merupakan noise yang ditambahkan secara alami mengikuti distribusi Gaussian. disebabkan intensitas cahaya rendah, suhu tinggi, dan saat transmisi selama proses akuisisi. Jika citra dinyatakan dengan I dan Gaussian dinyatakan dengan N, maka citra terkosupsi oleh Gaussian noise dinyatakan dengan cara menambahkan keduanya yaitu  $I + N$ . *Probability density function (PDF)* atau fungsi kepadatan probabilitas noise Gaussian ditunjukkan dengan persamaan :

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Dimana :

$z$  = intensitas piksel

$\sigma^2$  = variance dari  $z$

$\sigma$  = standar deviasi

$\mu$  = nilai rata-rata piksel  $z$

### 2.6.2 Salt and Paper Noise [14]

Salt and paper noise juga sering disebut Impuls noise, Shot noise, atau Binary noise. Disebabkan gangguan yang tajam dan tiba-tiba (Sharp and sudden) pada sinyal citra. Citra akan tampak berupa titik-titik (piksel) hitam atau putih (atau kedua-duanya) yang tersebar pada citra. Penyebabnya adalah piksel yang rusak pada sensor kamera, lokasi memori rusak pada perangkat keras atau proses transmisi pada saluran noise. Noise ini selalu independen dan tidak memiliki hubungan dengan piksel citra. *Probability Density Function (PDF)* atau fungsi kepadatan probabilitas Salt-and-paper noise ditunjukkan dengan persamaan :

$$p(z) = \begin{cases} Pa & \\ Pb & \\ 0 & \end{cases}$$

Untuk  $z = a$

Untuk  $z = b$  dst..

### 2.6.3 Poison Noise [17]

Poisson noise dapat terjadi ketika jumlah foton yang diterima oleh sensor tidak cukup untuk memberikan informasi statistik yang dapat dideteksi. Poisson noise memiliki nilai akar kuadrat citra. *Probability Density Function* (FDR) atau fungsi kepadatan probabilitas poisson noise ditunjukkan dengan persamaan :

$$P(X) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!} \text{ Untuk } \lambda > 0 \text{ dan } X = 0,1,2,\dots$$

Dimana :

x = intensitas pixel

e= nilai exponent (2,71828...)

#### 2.6.4 Localvar Noise [14]

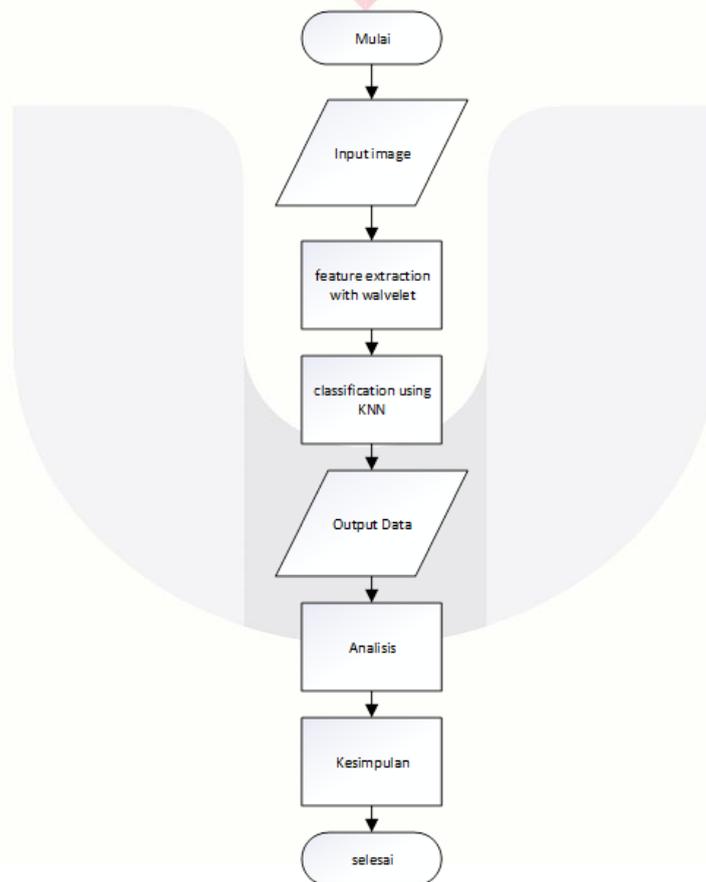
Pada MatLab kita harus menggunakan dua parameter untuk menambahkan noise ini pada citra. Dua parameter tersebut berupa vector yang ukurannya sama, dan grafik kedua parameter tersebut menggambarkan relasi fungsional antara varians noise dan intensitas citra. Vektor intensitas citra harus bernilai antara 0 dan 1 (normal). Localvar merupakan Gaussian noise dengan mean 0, dengan variance.

#### 2.47 Waktu komputasi [18]

Waktu komputasi adalah kondisi pengoperasian dari suatu sistem perangkat keras dan perangkat lunak yang dibatasi oleh rentang waktu dan memiliki tenggat waktu (deadline) yang jelas, relatif terhadap waktu suatu peristiwa atau operasi terjadi. Sebuah sistem non-waktu nyata sebagai lawannya tidak memiliki tenggat waktu.

### 3. Perancangan dan Implementasi Sistem

Secara umum, pemodelan sistem dilakukan dalam 2 tahap, diawali dengan memasukan ciri retina kedalam *database* dengan menggunakan *software* matlab yang nantinya akan digunakan untuk idetifikasi citra dengan klasifikasi. Berikut gambaran umum dari keseluruhan sistem:



(A)

Gambar 7 Blok Diagram System

Pada Gambar terlihat proses klasifikasi dimulai dengan proses *preprocessing*, kemudian masuk pada *extraction* setelah melakukan hasilnya akan dimasukkan ke dalam *classification* KNN setelah mendapatkan hasilnya hasil keduanya akan di lakukan perbandingan yang lebih akurat.

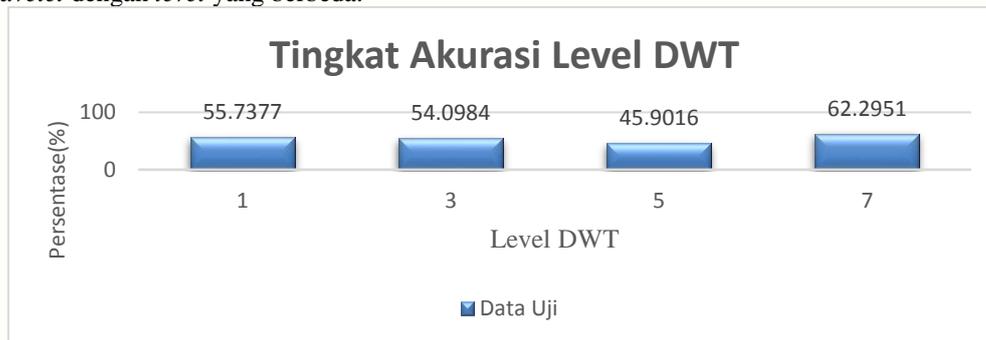
#### 4. Pengujian dan Analisis

Untuk mengetahui tingkat akurasi menggunakan klasifikasi KNN digunakan beberapa skenario pengujian seperti berikut ini:

1. Untuk *input image* menggunakan data dari Ubriris dengan ukuran 800 x 600 dengan model image JPG.
2. Prosesing dengan *RGB* dan *Gray*.
3. Metode *Wavelet*.
4. Klasifikasi KNN

##### 4.1 Wavelet

Pengujian ini menggunakan *metode wavelet* sebagai ekstrasi ciri dalam identifikasi citra. Dalam pengujian ini wavelet menggunakan beberapa level yang digunakan 2, 3, 5, 7. Untuk melihat perbedaan jika menggunakan metode *wavelet* dengan level yang berbeda.

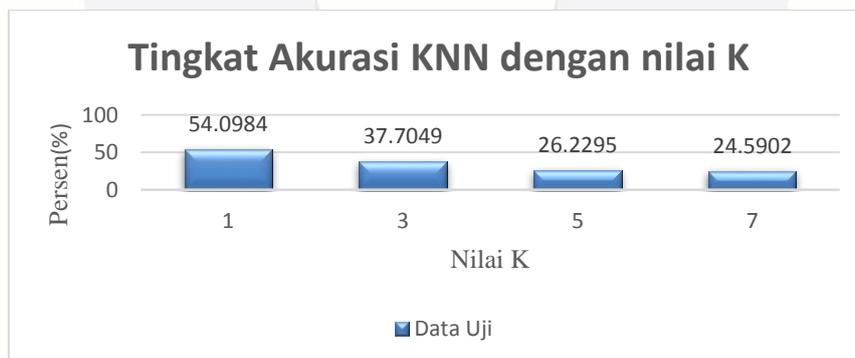


Grafik 4.1 Perbandingan Level *wavelet*

Pengujian ini dengan menggunakan jumlah gambar citra sebanyak 30 data dapat diketahui menggunakan level 1 dan 7 metode *wavelet* mendapat tingkat akurasi yang cukup tinggi dari ke dua klasifikasi. Klasifikasi K-NN mendapatkan tingkat akurasi pada level DWT 1= 55,7 % dan pada level DWT 7 = 62,2%

##### 4.2. Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN)

Pengujian ini menggunakan dua klasifikasi yaitu K-NN. Dalam pengujian K-NN menggunakan beberapa nilai K yang berbeda untuk mengetahui seberapa akurat jika menggunakan nilai K tertentu. Nilai k yang digunakan 1,3,5,7.



Grafik 4.2 Perbandingan Nilai K

Pengujian ini dapat diketahui menggunakan nilai K = 1 memiliki tingkat akurasi 54 %, tingkat akurasi sangat tinggi hampir mendekati 100% dan kita ketahui semakin tinggi nilai dari K maka tingkat akurasi menggunakan klasifikasi KNN rendah nilai akurasinya, pada K = 7 tingkat akurasinya hanya 24%, tingkat akurasinya sangat rendah di bawah 50%.

##### 4.3 Noise

Dalam pengujian ini menggunakan noise untuk menilai seberapa besar klasifikasi KNN bisa melakukan pengujian dengan tingkat akurasinya.

###### 1. Gaussian Noise

Untuk noise gaussian akan diujikan ke klasifikasi KNN. Dengan nilai parameter noise dari  $10^{-7}$  sampai dengan 0,5 dengan nilai k =1, level DWT = 3 untuk klasifikasi KNN.

Gaussian	
KNN	
$10^{-7}$	benar
$10^{-6}$	benar
$10^{-5}$	benar
$10^{-4}$	benar
$10^{-3}$	benar
$10^{-2}$	benar
$10^{-1}$	benar
0	benar
0.1	benar
0.2	salah
0.3	salah
0.4	salah
0.5	salah

Tabel 4.1 Noise Gaussian terhadap klasifikasi KNN

Pada tabel 4.1 dapat diketahui noise gaussian yang mempunyai nilai parameter di atas 0.1 pada KNN mengakibatkan program tidak dapat mengidentifikasi gambar citra dengan baik.

## 2. Localvar Noise

Untuk noise localvar akan diujikan ke klasifikasi KNN. Dengan nilai parameter noise dari  $10^{-7}$  sampai dengan 0,5 dengan nilai  $k=1$ , level DWT = 3 untuk klasifikasi KNN.

Localvar	
KNN	
$10^{-7}$	benar
$10^{-6}$	benar
$10^{-5}$	benar
$10^{-4}$	benar
$10^{-3}$	benar
$10^{-2}$	benar
$10^{-1}$	benar
0	benar
0.1	benar
0.2	salah
0.3	salah
0.4	salah
0.5	salah

Tabel 4.2 Noise Gaussian terhadap klasifikasi KNN

Pada tabel 4.2 dapat diketahui noise gaussian yang mempunyai nilai parameter di atas 0.1 pada KNN mengakibatkan program tidak dapat mengidentifikasi gambar citra dengan baik.

## 3. Salt and Paper Noise

Untuk noise salt and paper akan diujikan ke klasifikasi KNN. Dengan nilai parameter noise dari  $10^{-7}$  sampai dengan 0,5 dengan nilai  $k=1$ , level DWT = 3.

salt and paper	
KNN	
$10^{-7}$	benar
$10^{-6}$	benar
$10^{-5}$	benar
$10^{-4}$	benar
$10^{-3}$	benar
$10^{-2}$	benar

10 <sup>-1</sup>	benar
0	benar
0.1	benar
0.2	salah
0.3	salah
0.4	salah
0.5	salah

Tabel 4.3 Noise Gaussian terhadap klasifikasi KNN

Pada tabel 4.3 dapat diketahui noise gaussian yang mempunyai nilai parameter di atas 0.1 pada KNN mengakibatkan program tidak dapat mengidentifikasi gambar citra dengan baik.

#### 4. Poison Noise

Untuk noise poison memiliki sifat parameter yang random. Jadi kemungkinan untuk noise poisson mengidentifikasi gambar citra untuk benar menggunakan klasifikasi KNN Dalam uji coba dengan menggunakan program hampir semua salah.

#### 4.4 Analisis

Dalam pengujian identifikasi menggunakan metode DWT dan dua klasifikasi, klasifikasi KNN. Didapatkan hasil klasifikasi KNN memiliki tingkat akurasi yang sangat tinggi, Dalam pengujian menggunakan klasifikasi KNN ada beberapa faktor yang membuat tingkat akurat identifikasi menurun. Faktor yang membuat klasifikasi KNN tingkat akurasinya menurun seperti nilai K yang dirubah, level DWT yang digunakan dirubah. Di pengujian juga melihat seberapa akurat identifikasi gambar citra jika di beri noise. Adapun noise-noise yang digunakan *gaussian* noise, *localvar* noise, *salt and paper* noise dan *poison* noise.

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa sistem iris recognition mendapatkan tingkat akurasi dengan nilai 54% dalam identifikasi gambar citra.

Tetapi meski KNN baik dalam tingkat akurasi, KNN memiliki kelemahan jika gambar citra di berikan *noise* dengan nilai parameter 10<sup>-7</sup> sampai dengan 0,5. Dan juga bila klasifikasi KNN nilai K nya diubah, tingkat akurasinya terbanding terbanding dengan nilai K. Noise yang digunakan dalam pengujian sistem iris recognition dengan ketahanan pada variansi dengan mean =0 *gaussian noise* pada nilai 0,1, *localvar noise* pada nilai 0,1, *salt and paper noise* pada nilai 0,1, dan *poison noise* nilai langsung kemungkinan error.

Dari hasil pengujian ini bisa didapatkan klasifikasi KNN dengan metode DWT sangat baik dalam pengujian biometrik menggunakan gambar citra mata.

#### Daftar Pustaka

- [1] Putra, Darma, "*Pengolahan Citra Digital*" Yogyakarta, 2010.
- [2] Herlawati Widodo, Prabowo Pudjo.Handayanto, Rahmadya Trias, "*Penerapan Data Mining dengan MATLAB*", Rekayasa Sains.
- [3] Dwi Yanita Apriliyana, "Algoritma Discrete Wavelet Transform (Dwt) Pada Sistem Atermarking Untuk Deteksi Dan Recovery Citra Medis Termodifikasi",
- [4] Purnomo, Mauridhi Hery. Muntasa, Arif. "*Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur*". 2010.
- [5] Riliandi, Gladi Yudha. "*Deteksi Diabetes Melali Citra Retina Dengan Menggunakan Transformasi Wavelet dan Learning Vector Quantization*".
- [6] The Eye M.D. Association. "*International Clinical Diabetic Retinopathy Disease Severity Scale, Detailed Table*" American Academy of Ophthalmology. October. 2002
- [7] Ratna Ayu Gitasari "*Klasifikasi Penyakit Diabetes Retinopati berdasarkan Citra Digital dengan Menggunakan Metode Wavelet dan Support Vector Machine*", Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom.
- [8] Nivedita S. Sarode1, Dr. A.M. Patil "Iris Recognition using LBP with Classifiers-KNN and NB".
- [9] Dolly Choudhary, Shamik Tiwari, Ajay Kumar Singh." A Survey: Feature Extraction Methods for Iris Recognition", November, 2012.
- [10] Mutiara Ayu Banjarsari, "Penerapan K-Optimal Pada Algoritma Knn untuk Prediksi Kelulusan Tepat Waktu Mahasiswa", Ilmu Komputer FMIPA UNLAM, September, 2015.
- [11] Andre Wedianto, "Analisa Perbandingan Metode Filter Gaussian, Mean Dan Median Terhadap Reduksi Noise", Fakultas Ilmu Komputer Universitas Dehasen Bengkulu, Februari, 2016.
- [12] Ajay Kumar Boyat, "A Review Paper: Noise Models In Digital Image Processing", Research Scholar, Department of Electronics Telecomm and Computer Engineering, Military College of Tele Communication Engineering, Military Head Quartar of War (MHOW), Ministry of Defence, Govt. of India, April, 2015.

- [13] Ledy Novamizanti, Adrian Kurnia, " Analisis Perbandingan Kompresi Haar Wavelet Transform dengan Embedded Zerotree Wavelet pada Citra "Teknik Elektro Itenas, Juli - Desember 2015.
- [14] Armanda Nur Fadhlillah, Ledy Novamizanti, Ssi., MT., Ratri Dwi Atmaja, ST., MT." Analisis Dan Implementasi Klasifikasi K-Nearest Neighbor (K-Nn) Pada Sistem Identifikasi Biometrik Telapak Kaki Manusia "e-Proceeding of Engineering : Vol.2, No.2 Agustus 2015.
- [15] Kittipong Chomboon, Pasapitch Chujai, Pongsakorn Teerarassamee, Kittisak Kerdprasop, Nittaya Kerdprasop." An Empirical Study of Distance Metrics for k-Nearest Neighbor Algorithm "School of Computer Engineering, Institute of Engineering, Suranaree University of Technology, Nakhorn Ratchasima 3000, Thailand, 2015

