

# IDENTIFIKASI POLA CITRA IRIS MATA UNTUK MENDETEKSI KELEBIHAN KADAR KOLESTEROL MENGGUNAKAN METODE GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) DAN DECISION TREE

## IDENTIFICATION OF IRIS IMAGE FOR CHOLESTEROL LEVEL DETECTION SYSTEM USING GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) AND DECISION TREE

Bily Sofiandi<sup>1</sup>

Dr. Ir. Jangkung Raharjo, M.T.<sup>2</sup>

Dr. Koredianto Usman, S.T., M.Sc.<sup>3</sup>

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

<sup>1</sup>[Billysofiandi@gmail.com](mailto:Billysofiandi@gmail.com) <sup>2</sup>[jangkungraharjo@telkomuniversity.ac.id](mailto:jangkungraharjo@telkomuniversity.ac.id)

<sup>3</sup>[korediantousman@telkomuniversity.ac.id](mailto:korediantousman@telkomuniversity.ac.id)

### ABSTRAK

Kolesterol merupakan gumpalan lemak seperti lilin yang terbentuk di dalam hati. Kondisi dimana jumlah kolesterol pada tubuh manusia melebihi batas normal yaitu < 200mg. Jika kadar kolesterol pada manusia tidak normal, maka akan mengakibatkan penyakit serius seperti serangan jantung dan stroke. Tingkat kelebihan kolesterol menurut beberapa penelitian dapat dideteksi dengan melihat lingkaran keabuan pada iris mata (Arcus Senilis). Proses ketika melakukan pemeriksaan kadar kolesterol membutuhkan waktu yang tidak singkat, oleh karena itu Iridologi dapat digunakan sebagai alternatif untuk menganalisa penyakit dengan melihat susunan pola pada iris mata.

Pada penelitian ini, penulis merancang sebuah system yang dapat mendeteksi citra iris mata untuk mengetahui kadar kelebihan kolesterol lalu diekstraksi ciri dengan metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan diklasifikasikan dengan metode Decision Tree. Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) merupakan metode yang digunakan untuk menganalisis tekstur yang terbentuk dari suatu citra pada pixel yang saling berpasangan dengan intensitas tertentu. Di sisi lain Decision Tree termasuk dalam metode klasifikasi yang hasilnya akan menjadi sebuah sturktur pohon dimana bagian dari node-node pohon tersebut akan mempresentasikan atribut yang sudah diuji.

Hasil pengujian yang telah dilakukan menghasilkan tingkat akurasi sekitar 93,3% dengan waktu komputasi sebesar 0,0363 detik saat menggunakan jumlah data sebanyak 120 data latih dan 30 data uji. Parameter yang digunakan yaitu fitur korelasi, energi dan homogenitas, dengan jarak piksel ( $d$ ) = 1, dan level kuantisasi ( $n$ ) = 8, saat arah/sudut = 0°.

Kata Kunci : Kolesterol, Iris Mata, Iridologi, GLCM, Decision Tree

### ABSTRACT

*Cholesterol is a waxy lump of fat that forms in the liver. Conditions where the amount of cholesterol in the human body exceeds the normal limit of <200mg. If cholesterol levels in humans are not normal, it will lead to serious illnesses such as heart attacks and strokes. The level of excess cholesterol according to several studies can be detected by looking at the gray circle in the iris (Arcus Senilis). The process of checking cholesterol levels requires a short amount of time, therefore Iridology can be used as an alternative to analyzing the disease by looking at the pattern of iris patterns.*

*In this study, the authors designed a system that can detect the iris image to determine levels of excess cholesterol and then extract features using the Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) method and are classified by the Decision Tree method. Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) is a method used to analyze textures that are formed from images in pixels that are paired with a certain intensity. On the other hand Decision Tree is included in the classification method, the result of which will be a tree structure where part of the tree nodes will present the attributes that have been tested.*

*The results of tests that have been done produce an accuracy rate of around 93.3% with a computational time of 0.0363 seconds when using the amount of data as much as 120 training data and 30 test data. The parameters used are correlation, energy and homogeneity features, with pixel distance ( $d$ ) = 1, and quantization level ( $n$ ) = 8, when direction / angle = 0°.*

Keywords: Cholesterol, Iris Eye, Iridology, GLCM, Decision Tree

## 1. Pendahuluan

Iridologi merupakan sebuah alternatif ilmu yang mempelajari pola dan susunan serat pada iris mata untuk mendeteksi penyakit[1]. Teknik ini dilakukan karena dengan melihat susunan pola iris mata pada seseorang bisa diketahui bahwa mereka memiliki kesehatan yang sama. Di bagian tepi sudut lingkaran mata terdapat lingkaran keabuan yang disebabkan oleh timbunan lemak pada lapisan dalam kornea mata, penyakit ini dapat disebut juga sebagai Arcus Senilis[2]. Hal ini membuktikan bahwa dengan mendeteksi pola iris mata bisa di ketahui bahwa seseorang memiliki kadar kelebihan kolestrol. Dalam penelitian ini, penulis menggunakan metode Gray level CO-Occurent Matriks (GLCM) sebagai metode ekstraksi ciri fitur berdasarkan analisis statistik ordo dua yang mampu mendapatkan tekstur yang lebih baik dan menggunakan Decision Tree (DT) sebagai metode klasifikasi yang dibagi menjadi dua bagian, yaitu tahap pelatihan dan tahan pengujian.

Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan klasifikasi deteksi kelebihan kolesterol dalam tubuh melalui citra iris mata dengan menggunakan metode Histogram of Oriented Gradients (HOG), Artificial Neural Network (ANN), Regresi Lininer[3], Discrete Wavelet Transform (DWT) dan untuk klasifikasi menggunakan metode K-Nearest Neighbor (K-NN)[4]. Namun hasil penelitian menggunakan metode tersebut hanya memperoleh tingkat akurasi terbaik sebesar 55,386%[4]. Dalam penelitian tugas akhir ini penulis menggunakan dua metode yaitu GLCM sebagai deskripsi ciri dalam menggambarkan karakteristik tekstur pada sebuah citra dan dengan metode klasifikasi Decision Tree. Penelitian ini diharapkan mampu menciptakan sistem pendeteksi kadar kolesterol menggunakan citra iris mata dengan tingkat akurasi yang lebih baik dan penggunaan metode yang lebih tepat.

## 2. Dasar Teori dan Perancangan Sistem

### 2.1 Analisis Tekstur Statistik

Penelitian ini pada dasarnya dibagi menjadi 2 (dua) hal yaitu ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM dan klasifikasi menggunakan metode DT.

### 2.2 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Gray level Co-Occurrence matrix (GLCM) ialah metode ekstraksi ciri yang berbasis statistik menggunakan perhitungan histogram dan probabilitas. GLCM sering kali digunakan untuk menganalisis tekstur yang terbentuk dari suatu citra pada pixel-pixel yang saling berpasangan dengan intensitas tertentu dalam mencari jejak derajat keabuan[10]. Tesktur pada citra merupakan pola yang tersusun teratur yang terbentuk dari susunan pixel-pixel. Pixel-pixel tersebut berhubungan dengan jarak ( $d$ ) dan sudut orientasi tertentu ( $\theta$ ). Sudut orientasi ( $\theta$ ) pada GLCM yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  dan  $135^\circ$ . Interpretasi dalam citra memiliki tiga elemen pola dasar adalah tekstur, spectral dan fitur kontekstual[11].

#### 1. Quantization

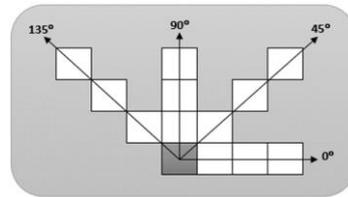
Merupakan konversi nilai grayscale citra menjadi rentang level-level tertentu. Tujuan dari konversi ini yaitu agar dapat mengurangi angka perhitungan dan meringankan beban proses komputasi.

**Tabel 2.** Tabel Quantization

No.	Nilai Kuantisasi	Rentang Nilai
1.	0	0 - 31
2.	1	32 - 63
3.	2	64 - 95
4.	3	96 - 127
5.	4	128 - 159
6.	5	160 - 191
7.	6	192 - 223
8.	7	224 - 255

## 2. Co-Occurrence

Dapat di maksudkan sebagai kejadian bersama, dimana kejadian pada satu level piksel yang saling bertetanggaan dengan nilai piksel lainnya berdasarkan jarak(d) dan orientasi sudut ( $\Theta$ )[12]. Jarak digambarkan sebagai piksel dan orientasi sudut digambarkan sebagai derajat, yang dibentuk dalam empat arah yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$  [12].



**Gambar 2.** Arah Co-Occurrence

## 3. Symmetric

Kemunculan posisi piksel yang sama yang didapat dari hasil penjumlahan matriks Co-Occurrence dengan matriks *transpose* nya[13].

## 4. Normalization

Hasil Pembagian setiap angka pada matriks symmetric dengan jumlah semua elemen yang pada matriks tersebut[13].

## 5. Ciri Fitur

Parameter ciri fitur yang digunakan diantaranya kontras, korelasi, energi, dan homogenitas[15][16].

### a. Contrast

$$\text{Contrast} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 C(i, j) \quad (2.1)$$

### b. Correlation

$$\text{Correlation} = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_x) \times (j - \mu_y) \times C(i, j)}{\sigma_x \times \sigma_y} \quad (2.2)$$

### c. Energy

$$\text{Energy} = \sum_i \sum_j C^2(i, j) \quad (2.3)$$

### d. Homogeneity

$$\text{Homogeneity} = \sum_i \sum_j \frac{C(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (2.4)$$

## 2.3 Decision Tree

*Decision Tree (DT)* merupakan sebuah metode klasifikasi yang dapat digunakan untuk pengenalan pola dan termasuk kedalam pengenalan pola secara statistik[17]. Pada klasifikasi ini akan terbentuk sebuah pohon keputusan yang didalamnya terdapat node-node yang menggambarkan atribut, daun yang menggambarkan kelas, dan cabang yang menggambarkan nilai dari kelas tersebut.

Pohon Keputusan memiliki 4 komponen utama[18], yaitu:

### 1. Root (Akar)

Root adalah kejadian awal proses penelusuran informasi akan dimulai

### 2. Node

Node adalah penunjukkan suatu atribut tertentu yang akan di uji kebenarannya

### 3. Leaf (Daun)

Leaf adalah hasil yang diberikan setelah proses penulisan informasi yang dimulai dari akar hingga daun

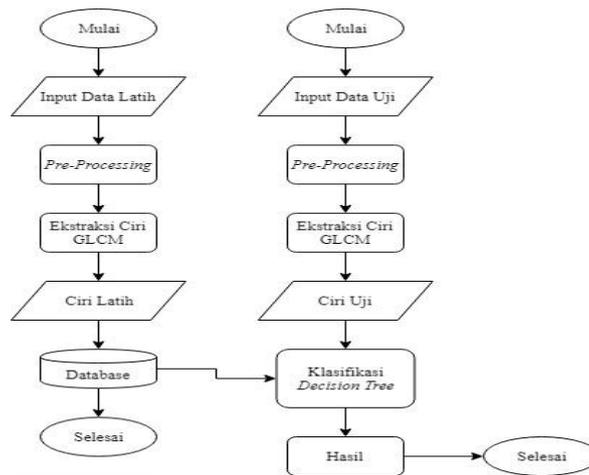
### 4. Arc (Busur)

Arc adalah arah penelusuran dari kejadian sebelumnya ke kejadian berikutnya

## 3. Perancangan dan Implementasi Sistem

### 3.1 Blok Perancangan Sistem

Dalam Pengerjaan tugas akhir ini akan di lakukan perancangan sistem untuk mengidentifikasi kelebihan kadar kolesterol yang dilakukan secara tiga tahap, yaitu pre-processing yang merupakan tahap awal pada pemrosesan citra, kemudian diekstraksi ciri dengan menggunakan metode GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix), dan di klasifikasi menggunakan metode Decision Tree.



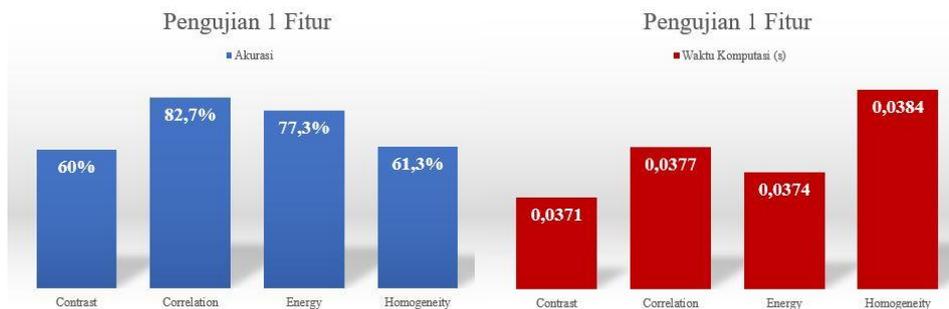
Gambar 3.1 Blok Perancangan Sistem

### 3.2 Hasil dan Analisis Simulasi

#### 3.2.1 Pengujian Parameter Dengan Fitur Orde Dua

##### 1. Satu Fitur

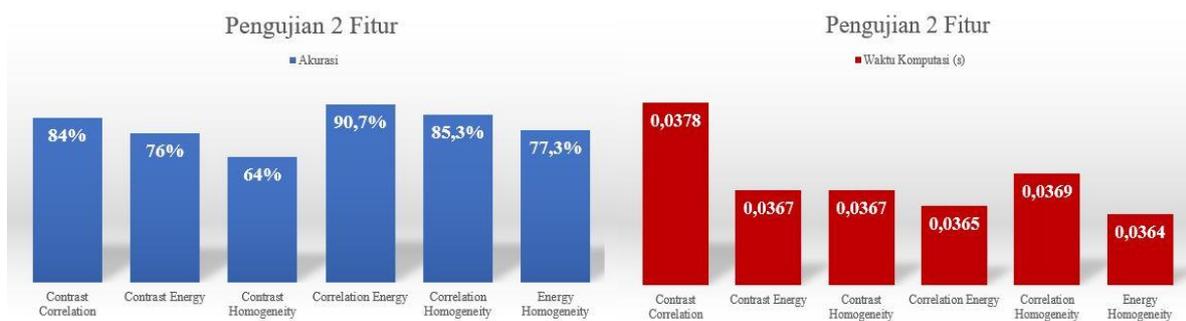
Pada skenario ini, dilakukan pengujian dengan membandingkan 1 fitur yang berbeda. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh kombinasi menggunakan parameter satu fitur orde dua. Kombinasi yang dilakukan terdiri dari kontras, korelasi, energi, dan homogenitas, dimana dengan melakukan perlakuan yang sama ketika jarak piksel (d) = 1, level kuantisasi (n) = 8, dan arah/sudut = 0°



Gambar 3.2 Grafik Akurasi dan Waktu Komputasi Pengujian 1 Fitur

##### 2. Dua Fitur

Pada skenario ini, dilakukan pengujian dengan membandingkan 2 fitur yang berbeda. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh kombinasi menggunakan parameter satu fitur orde dua. Kombinasi yang dilakukan terdiri dari kontras-korelasi, kontras-energy, kontras-homogenitas, korelasi-energi, korelasi-homogenitas, dan energi-homogenitas, dimana dengan melakukan perlakuan yang sama ketika jarak piksel (d) = 1, level kuantisasi (n) = 8, dan arah/sudut = 0°



Gambar 3.3 Grafik Akurasi dan Waktu Komputasi Pengujian 2 Fitur

3. Tiga dan Empat Fitur

Pada skenario ini, dilakukan pengujian dengan membandingkan 3 sampai 4 fitur yang berbeda. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh kombinasi menggunakan parameter satu fitur orde dua. Kombinasi yang dilakukan terdiri dari dimana dengan melakukan perlakuan yang sama ketika jarak piksel ( $d$ ) = 1, level kuantisasi ( $n$ ) = 8, dan arah/sudut =  $0^\circ$



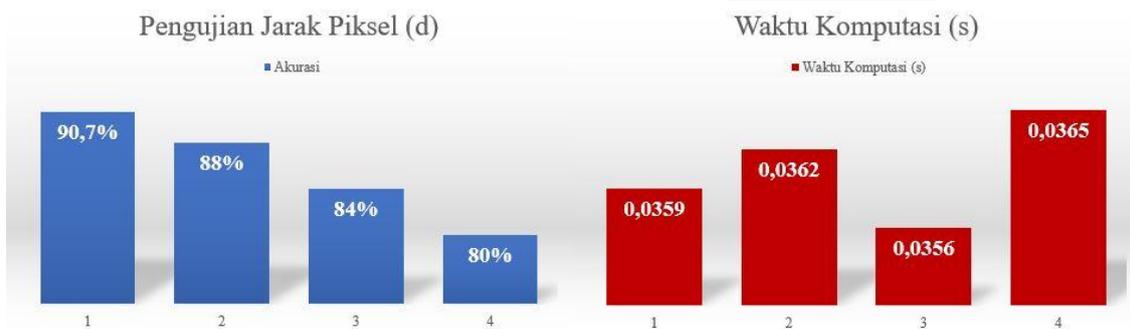
Gambar 3.4 Grafik Akurasi dan Waktu Komputasi Pengujian 3 dan 4 Fitur

Berdasarkan Tabel 4.1, Tabel 4.2, Tabel 4.3, dan Gambar 4.4, Gambar 4.5, Gambar 4.6, Gambar 4.7, Gambar 4.8, Gambar 4.9, dapat di lihat bahwa saat penggunaan parameter dengan 3 fitur yaitu korelasi, energi dan homogenitas, akan memiliki tingkat akurasi terbaik sebesar 90,7 % serta waktu komputasi sebesar 0,0365s. Sedangkan dengan penggunaan 1 fitur yaitu kontras, akan mendapatkan tingkat akurasi terendah sebesar 60 % dan dengan penggunaan fitur homogenitas akan mendapat waktu komputasi terendah sebesar 0,0384s.

Dari hasil analisis diatas dapat ditarik kesimpulan bahwa semakin banyak kombinasi fitur yang digunakan akan mempengaruhi tingkat akurasi menjadi semakin besar. Begitu pun sebaliknya, jika hanya dengan penggunaan 1 fitur parameter akan mendapatkan tingkat akurasi yang rendah. Hal ini dikarenakan semakin banyak fitur yang digunakan semakin banyak pula nilai dan detail fitur tekstur yang akan di kenali pada citra tersebut.

3.2.2 Pengujian Parameter Dengan Jarak Piksel

Pada skenario ini, dilakukan pengujian dengan membandingkan jarak piksel ( $d$ ) yang berbeda. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh kombinasi menggunakan parameter jarak piksel ( $d$ ). Kombinasi yang dilakukan terdiri dari jarak piksel ( $d$ ) = 1, 2, 3, dan 4, dimana dengan melakukan perlakuan yang sama ketika menggunakan parameter fitur korelasi, energi, dan homogenitas, level kuantisasi ( $n$ ) = 8, dan arah/sudut =  $0^\circ$



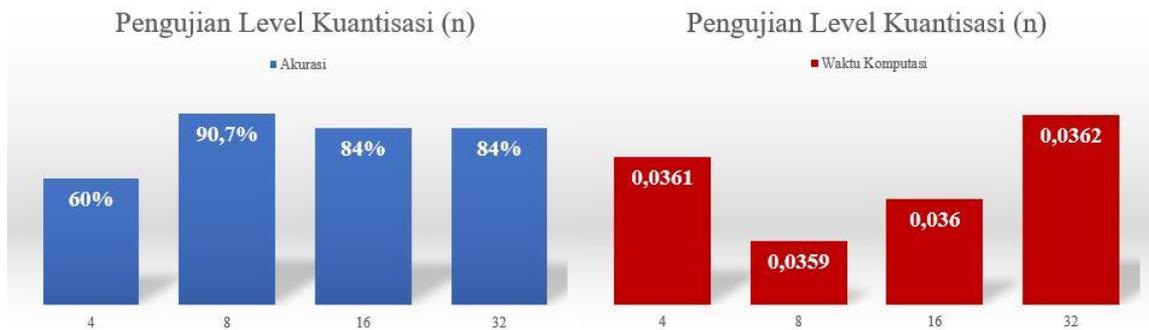
Gambar 3.5 Grafik Akurasi dan Waktu Komputasi Pengujian Jarak Piksel

Berdasarkan hasil pengujian tersebut dapat di lihat bahwa saat menggunakan parameter jarak piksel ( $d$ ) = 1, akan mendapatkan tingkat akurasi terbaik sebesar 90,7 % dan dengan menggunakan parameter jarak piksel ( $d$ ) = 4 akan mendapatkan tingkat akurasi terendah 80 %. Sedangkan dengan menggunakan parameter jarak piksel ( $d$ ) = 3 akan mendapat waktu komputasi terbaik sebesar 0,0356 s dan dengan menggunakan parameter jarak piksel ( $d$ ) = 4 akan mendapatkan waktu komputasi terendah sebesar 0,0365s.

Dari hasil analisis tersebut dapat ditarik kesimpulan bahwa semakin dekat jarak piksel ( $d$ ) yang digunakan maka akan mendapat tingkat akurasi terbaik, sedangkan semakin jauh jarak piksel ( $d$ ) yang digunakan akan mendapatkan tingkat akurasi terendah. Hal ini dikarenakan hubungan ketetanggaan pada citra yang di uji banyak terdapat pada jarak 1 piksel.

3.2.3 Pengujian Parameter Dengan Level Kuantisasi

Pada skenario ini, dilakukan pengujian dengan membandingkan level kuantisasi (n) yang berbeda. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh kombinasi menggunakan parameter level kuantisasi (n). Kombinasi yang dilakukan terdiri dari level kuantisasi (n) = 4, 8, 16, dan 32, dimana dengan melakukan perlakuan yang sama ketika menggunakan parameter fitur korelasi, energi, dan homogenitas, jarak piksel (d) = 1, dan arah/sudut = 0°



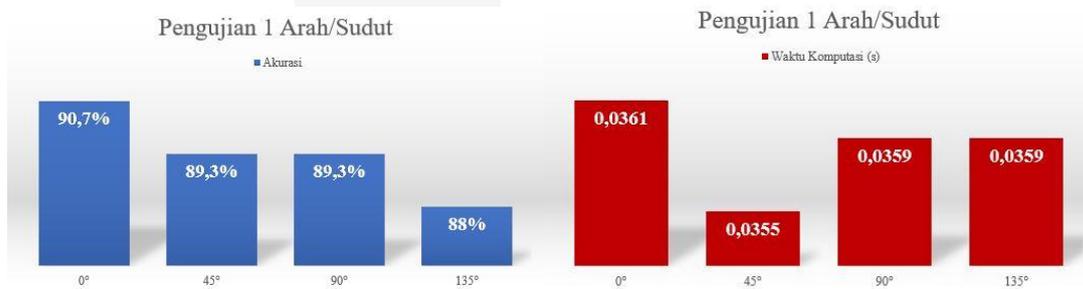
Gambar 3.6 Grafik Akurasi dan Waktu Komputasi Pengujian Level Kuantisasi

Berdasarkan hasil pengujian tersebut dapat dilihat bahwa saat menggunakan parameter level kuantisasi (n) = 8 akan mendapatkan tingkat akurasi terbaik sebesar 90,7 % dan dengan menggunakan parameter level kuantisasi (n) = 4 akan mendapat tingkat akurasi terendah sebesar 60 %. Sedangkan dengan menggunakan parameter level kuantisasi (n) = 8 akan mendapatkan waktu komputasi terbaik sebesar 0,0359 s dan dengan menggunakan parameter level kuantisasi (n) = 32 akan mendapat waktu komputasi terendah sebesar 0,0362 s. Hal ini dikarenakan nilai grayscale lebih cocok di konversi pada saat berada pada rentang nilai level 8, sehingga mempengaruhi tingkat akurasi menjadi lebih baik.

### 3.2.4 Pengujian Parameter Dengan Arah/Sudut

#### 1. Satu Arah/Sudut

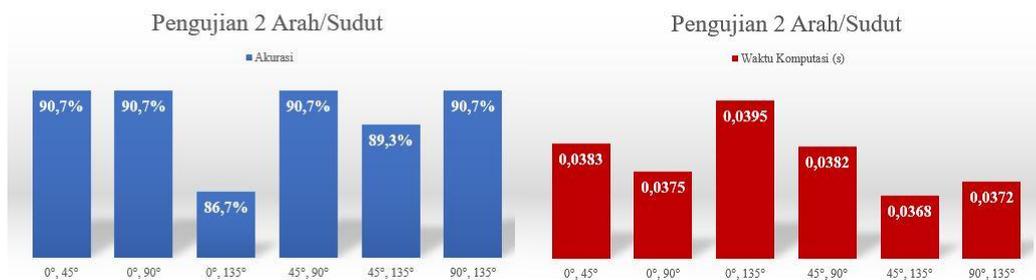
Kombinasi yang dilakukan terdiri dari kombinasi 1 arah/sudut = 0°, 45°, 90°, 135°. Dimana dengan melakukan perlakuan yang sama ketika menggunakan parameter fitur korelasi, energi, dan homogenitas, jarak piksel (d) = 1, level kuantisasi (n) = 8



Gambar 3.7 Grafik Akurasi dan Waktu Komputasi Pengujian 1 Arah/Sudut

#### 2. Dua arah/Sudut

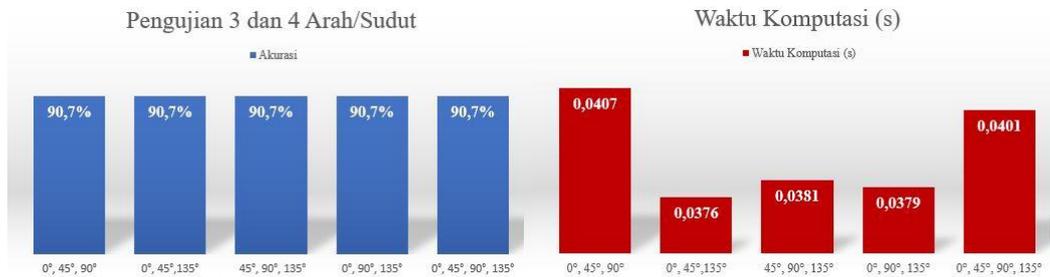
Kombinasi yang dilakukan terdiri dari kombinasi 2 arah/sudut = 0°;45°, 0°;90°, 0°;135°, 45°;90°, 45°;135°, 90°;135°. Dimana dengan melakukan perlakuan yang sama ketika menggunakan parameter fitur korelasi, energi, dan homogenitas, jarak piksel (d) = 1, level kuantisasi (n) = 8.



Gambar 3.8 Grafik Akurasi dan Waktu Komputasi Pengujian 2 Arah/Sudut

3. Tiga dan Empat Arah/Sudut

Kombinasi yang dilakukan terdiri dari kombinasi 3 dan 4 arah/sudut =  $0^\circ;45^\circ;90^\circ$ ,  $0^\circ;45^\circ;135^\circ$ ,  $0^\circ;90^\circ;135^\circ$ ,  $45^\circ;90^\circ;135^\circ$ ,  $0^\circ;45^\circ;90^\circ;135^\circ$ . Dimana dengan melakukan perlakuan yang sama ketika menggunakan parameter fitur korelasi, energi, dan homogenitas, jarak piksel ( $d$ ) = 1, level kuantisasi ( $n$ ) = 8.



Gambar 3.9 Grafik Akurasi dan Waktu Komputasi Pengujian 3 dan 4 Arah/Sudut

Berdasarkan Tabel 4.6, Tabel 4.7, Tabel 4.8, dan Gambar 4.14, Gambar 4.15, Gambar 4.16, Gambar 4.17, Gambar 4.18, Gambar 4.19, dapat di lihat bahwa saat penggunaan parameter 1 arah/sudut =  $0^\circ$  memiliki tingkat akurasi terbaik sebesar 90,7 %. Sedangkan dengan penggunaan parameter kombinasi 2 arah/sudut =  $0^\circ;135^\circ$  memiliki tingkat akurasi terendah sebesar 86,7%. Pada Penggunaan parameter 1 arah/sudut =  $45^\circ$  memiliki waktu komputasi terbaik sebesar 0,0355s. Sedangkan pada penggunaan parameter kombinasi 3 arah/sudut =  $0^\circ;45^\circ;90^\circ$  memiliki waktu komputasi terendah sebesar 0,0407s.

Dari hasil analisis pengujian tersebut dapat ditarik kesimpulan bahwa saat penggunaan parameter 1 arah/sudut akan mendapatkan tingkat akurasi terendah saat arah/sudut masih berada pada  $0^\circ$ , semakin jauh arah putaran maka tingkat akurasi akan semakin rendah. Pada Penggunaan parameter 2 kombinasi arah/sudut tingkat akurasi relatif sama sebesar 90,7 % kecuali saat di arah/sudut =  $0^\circ;135^\circ$  = 86,7 % dan di arah/sudut =  $45^\circ;135^\circ$  = 89,3 %. Pada Penggunaan parameter kombinasi 3 dan 4 arah/sudut memiliki tingkat akurasi yang berimbang sebesar 90,7 %. Hal ini dikarenakan semakin banyak arah sudut yang dilakukan maka hubungan ketetanggaan antar piksel pun menjadi lebih banyak dideteksi sehingga mendapatkan akurasi yang stabil.

3.2.5 Pengujian Perbandingan Jumlah Data Latih dan Data Uji

Pada pengujian tahap ini, dilakukan perbandingan jumlah data latih dan data uji dengan skenario 80% : 20% (120 data latih : 30 data uji), 50% : 50% (75 data latih : 75 data uji), dan 20% : 80% (30 data latih : 30 data uji). Parameter yang digunakan yaitu fitur korelasi, energi dan homogenitas, jarak piksel ( $d$ ) = 1, level kuantisasi ( $n$ ) = 8, dan arah/sudut =  $0^\circ$ .



Gambar 3.10 Grafik Akurasi dan Waktu Komputasi Perbandingan Jumlah Data Latih dan Uji

Pada pengujian dengan skenario tersebut didapatkan tingkat akurasi terbaik pada saat perbandingan 80% : 20% (120 data latih : 30 data uji) dengan 93,3% serta waktu komputasi terbaik dengan 0,0363s sedangkan tingkat akurasi terendah didapatkan pada saat perbandingan 20% : 80% (30 data latih : 120 data uji) dengan 85,8% serta waktu komputasi terendah dengan 0,0813s. Dari hasil pengujian berikut dapat ditarik kesimpulan bahwa semakin banyak jumlah data latih maka sistem akan mendapat tingkat akurasi terbaik di karenakan jika data latih yang digunakan lebih banyak maka sistem akan menyimpan nilai fitur tekstur yang lebih banyak sehingga sistem dapat mengetahui berbagai macam bentuk pengenalan tekstur citra.

#### 4. Kesimpulan

##### Kesimpulan

Pada penelitian ini, dilihat dari hasil pengujian pada setiap parameter pada metode ekstraksi ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) yang telah dilakukan, maka didapatkan kesimpulan, sistem dapat mengidentifikasi penyakit kelebihan kadar kolesterol berdasarkan segmentasi yang telah dilakukan menggunakan metode Gray Level Co-Occurrence Matrix dan klasifikasi Decision Tree. Hasil terbaik didapatkan ketika menggunakan perbandingan jumlah data latih dan uji (80% : 20%) saat parameter fitur korelasi, energi, dan homogenitas, jarak piksel ( $d = 1$ , level kuantisasi ( $n = 8$ , arah/sudut =  $0^\circ$ ) dengan tingkat akurasi 93,3 % dan waktu komputasi 0,0363s.

##### Daftar Pustaka

- [1] S. G. Songire, M. S. Joshi, "Automated Detection of Cholesterol Presence using Iris Recognition Algorithm", India: MGM's Jawaharlal Nehru Engineering College, 2016
- [2] A. R. R, A. A. K, R. S and E. Mazran, Automated Detecting Arcus Senilis, Symptom for Cholesterol Presence Using Iris Recognition Algorithm, Malaka: Universiti Teknik Malaysia Melaka, 2011.
- [3] M. A. Siddik, L. Novamizanti, I. N. A. Ramatryana. 2019. "Deteksi Level Kolesterol Menggunakan Citra Mata Berbasis HOG, ANN, dan Regresi Linier," Bandung: Universitas Telkom.
- [4] Enjelica, R. D. Atmaja, I. N. A. Ramatryana. 2019. "Deteksi Kelebihan Kolesterol Melalui Citra Iris Mata Dengan Metode Discrete Wavelet Transform Dan Klasifikasi K-Nearest Neighbor," Bandung: Universitas Telkom.
- [5] R. Widyawinata, Dr. T. Savitri, "Apa Itu Penyakit Kolesterol Tinggi?," Hello Sehat, 3 Desember 2018. Available: <https://hellosehat.com/penyakit/penyakit-kolesterol-tinggi/> [Diakses 10 Februari 2019]
- [6] E. Sujatmiko, R. R. Isnanto, E. Handoyo, "Pemilihan Algoritma Optimal Untuk Kompresi Data Citra Iris Mata", Semarang: Universitas Diponegoro, 2011
- [7] Zebua, Taronisokhi, and Eferoni Ndruru. "Pengamanan Citra Digital Berdasarkan Modifikasi Algoritma RC4." *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)* DOI 10, 2017,
- [8] RD. Kusumanto, A. N. Tompunu. 2011. "Pengolahan Citra Digital Untuk Mendeteksi Obyek Menggunakan Pengolahan Warna Model Normalisasi Rgb," Palembang: Politeknik Negeri Sriwijaya.
- [9] M. H. Purnomo and A. Muntasa, "Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2010.
- [10] A. Liana, B. Clara, I. B. Hidayat, Y. Malinda, and M. Kes, "Identifikasi Individu Berdasarkan Pola Sidik Bibir Menggunakan Metode Content Based Image Retrieval Based on Gray Level Co- occurrence Matrix dan Back Propagasi untuk Aplikasi Bidang Forensik," vol. 5, no. 1, pp. 480–487, 2018.
- [11] Hall-Beyer, M, "Gray Level Co-Occurrence Matrix", Canada: University of Calgary, 2005
- [12] R. A. Surya, A. Fadlil, A. Yudhana, M. T. Informatika, P. T. Informatika, and U. A. Dahlan, "Ekstraksi Ciri Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix ( GLCM ) dan Filter Gabor Untuk Klasifikasi Citra Batik Pekalongan," vol. 02, no. 02, pp. 23–26, 2017.
- [13] A. K. Putri, "Identifikasi Pola Sidik Bibir pada Identitas Manusia Menggunakan Metode Gray Level CO-occurrence Matrix dan Local Binary Pattern dengan Klasifikasi Decision Tree Pattern sebagai Aplikasi Bidang Forensik Biometrik," 2018.
- [14] D. Gadhari, "Image Quality Analysis Using Gray Level Co-Occurrence Matrix," Orlando, Universitas Florida, 2000.
- [15] M. Ramadhani, H. B. D. K, and F. T. Elektro, "Klasifikasi Jenis Jerawat Berdasarkan Tekstur dengan Menggunakan Metode GLCM," vol. 5, no. 1, pp. 870–876, 2018.
- [16] I. R. Dewi, R Magdalena, R, Y. N. Fu'addah. 2019. "Klasifikasi Retinopati Pada Citra Mata Digital Menggunakan 3D GLCM Dengan Learning Vector Quantization," Bandung: Universitas Telkom.
- [17] B. Tesy, "Algoritma Klasifikasi Decision Tree", Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November.
- [18] S. Mulyati, "Model Pohon Keputusan Patologis pada Diagnosis Penyakit,"