

DETEKSI KELEBIHAN KADAR KOLESTEROL MELALUI CITRA IRIS MATA MENGUNAKAN METODE GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX DAN LEARNING VECTOR QUANTIZATION

DETECTION OF CHOLESTEROL USING IRIS IMAGE WITH METHOD GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX AND LEARNING VECTOR QUANTIZATION

Putri Marito¹, Jangkung Raharjo², Koredianto Usman³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹putrimarito98@gmail.com, ²jangkung.raharjo@gmail.com, ³koredianto@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Seiring perkembangan zaman, teknologi mengalami perkembangan sangat pesat, begitu juga dengan perkembangan teknologi dalam bidang kesehatan. Saat menjalankan tes kesehatan rutin kita akan menjalani tes kolesterol yang memakan waktu lama dikarenakan pasien harus menjalankan puasa terlebih dahulu, dimana untuk mendapatkan hasil tes pun memakan waktu yang lama. Pada penelitian ini, penulis merancang sistem yang mendeteksi kadar kolesterol dalam tubuh manusia dengan mengidentifikasi citra iris mata lalu diekstraksi ciri dengan metode GLCM dan diklasifikasikan dengan metode LVQ. Citra iris mata diambil menggunakan kamera *handphone* sebagai data sistem. Data sistem terbagi menjadi data latih dan data uji. Setiap data dikelompokkan menjadi tiga kategori yaitu normal, berpotensi kolesterol dan kolesterol. Data sistem di *preprocessing* berupa *cropping*, *resize*, segmentasi, dan merubah citra RGB menjadi citra *grayscale*. Citra *grayscale* diekstraksi ciri dengan metode GLCM kemudian dilakukan proses klasifikasi dengan LVQ. Sistem melakukan proses pelatihan berupa data latih yang di *preprocessing* kemudian diekstraksi ciri dengan ketentuan parameter fitur, jarak piksel, arah/sudut, dan level kuantisasi. Kemudian, sistem mengklasifikasi data latih tersebut dengan ketentuan parameter *epoch*, dan *hidden layer* terhadap data latih kembali. Hasil dari proses pelatihan berupa parameter terbaik. Selanjutnya, sistem melakukan proses pengujian berupa data latih yang di *preprocessing* kemudian diekstraksi ciri dan diklasifikasi dengan ketentuan parameter terbaik terhadap data uji. Dari hasil pengujian, sistem yang dibangun mampu mendeteksi kadar kelebihan kolesterol melalui citra iris mata dan mengklasifikasikan kedalam tiga kelas yaitu berisiko kolesterol, kolesterol dan nonkolesterol dengan tingkat akurasi sebesar 98,67% dan waktu komputasi 0,039s menggunakan masing-masing 75 data latih dan data uji, dengan parameter orde dua yang digunakan adalah kontras-korelasi-homogenitas, jarak piksel ($d = 1$, arah/sudut = 0° level kuantisasi ($n = 8$, *epoch* 200 dan *hidden layer* 10.

Kata Kunci: *GLCM, LVQ, Citra iris mata, Kolesterol.*

Abstract

Along with the times, technology has developed very rapidly, as well as technological developments in the health sector. When undergoing routine health tests we will undergo a cholesterol test that takes a long time because the patient must undergo fasting first, where to get the results of the test also takes a long time too. In this study, the authors designed a system that detects cholesterol levels in the human body by identifying the iris image then extracted features by the GLCM method and classified by the LVQ method. The iris image was taken using a cellphone camera as a data system. System data is divided into training data and test data. Each data is grouped into three categories namely normal, cholesterol and cholesterol potential. Preprocessing system data in the form of *cropping*, *resizing*, *segmenting*, and changing the RGB image into grayscale image. Grayscale image is extracted by GLCM method then classification process is done by LVQ. The system performs the training process in the form of training data which is preprocessed then features are extracted with the provisions of feature parameters, pixel spacing, direction / angle, and quantization level. Then, the system classifies the training data with the provisions of the epoch parameter, and the hidden layer of the training data again. The results of the training process are in the form of the best parameters. Furthermore, the system performs the testing process in the form of preprocessing training data then features are extracted and classified with the best parameter provisions of the test data. From the test results, the system that was built was able to detect levels of excess cholesterol through iris images and classify them into three classes namely risk of cholesterol, cholesterol and non-cholesterol with an accuracy rate of 98,67% and computing time of 0.039s using 75 each training data and test data, with secondorder parameters used are contrast-correlation-homogeneity, pixel spacing ($d = 1$, direction = 0° quantization level ($n = 8$, *epoch* 200 and *hidden layer* 10.

Keywords: *GLCM, LVQ, iris image, Cholesterol.*

1. Pendahuluan

Seiring perkembangan zaman, teknologi mengalami perkembangan sangat pesat, begitu juga dengan perkembangan teknologi dalam bidang kesehatan. Pada saat menjalankan tes kesehatan rutin kita akan menjalani tes kolesterol yang mengharuskan kita tidak makan dalam waktu 9-12 jam bertujuan agar makan yang belum dicerna dengan sempurna tidak mempengaruhi hasil tes. Proses mendapatkan hasil tes pun memakan waktu yang lama. Kolesterol merupakan lemak yang secara alami dibentuk dalam tubuh manusia, kolesterol dibentuk dalam hati (*liver*) dari lemak makan. Dikarenakan memperoleh hasil pemeriksaan membutuhkan waktu yang lama, maka diperlukan teknologi yang dapat mempersingkat waktu pemeriksaan. Kolesterol merupakan lemak yang secara alami dibentuk dalam tubuh manusia, kolesterol dibentuk dalam hati (*liver*) dari lemak makan. Kadar normal kolesterol dalam tubuh manusia adalah kurang dari 200 mg/dL. Jika kadar kolesterol dalam tubuh manusia lebih dari 200 mg/dL merupakan kolesterol. Dalam jurnal yang disusun oleh Vikas Bhangdiya pada penelitian menyatakan bahwa kolesterol dapat dideteksi melalui iridologi, iridologi merupakan metode pendeteksi penyakit melalui pola iris mata [2]. Iridologi merupakan metode alternatif untuk mendeteksi pola iris mata [2]. Iridologi juga dapat digunakan dalam mendeteksi keberadaan kolesterol menggunakan iris mata [2]. Merujuk pada penelitian yang dilakukan oleh Reza Enjelica pada tahun 2019 dengan judul "Deteksi Kelebihan Kolesterol Melalui Citra Iris Mata dengan Metode *Discrete Wavelet Transform* Dan Klasifikasi K-Nearest Neighbor" dari hasil pengujian di dapatkan akurasi terbaik 55,386% [3]. Pada tahun yang sama juga dilakukan penelitian oleh Muhammad Arsyad Siddik Deteksi Level Kolesterol Menggunakan Citra Mata Berbasis HOG, ANN dan Regresi Linier dengan tingkat akurasi 96,67% [4]. Pada penelitian ini, penulis melakukan pengecekan kolesterol melalui pengolahan citra dengan metode ekstraksi ciri *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan klasifikasi menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ). Pada penelitian ini penulis memilih metode ekstraksi ciri *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dikarenakan metode tersebut baik dalam *descriptor* Ciri dalam mengilustrasikan tekstur dari citra. Pada metode klasifikasi menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) dikarenakan baik dalam mengeneralisasi sebuah citra. Proses klasifikasi dibagi menjadi 2 tahap yang pertama tahap pelatihan yaitu tahap mendapatkan fitur-fitur penting dari ekstraksi yang menjadi masukan tahap pengujian, pada tahap ini untuk melihat perangkat lunak dapat berjalan sesuai yang direncanakan dengan parameter pengujian.

2. Dasar Teori

2.1 *Gray Level Co-Occurrence Matrix*

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) merupakan salah satu teknik untuk mendapatkan ciri statistik, dengan cara menghitung sudut dan jarak (*range*) tertentu. GLCM dapat diartikan sebagai tabulasi data piksel citra dimana digambarkan seberapa seringnya kombinasi berbeda pada nilai keabuan muncul. Berikut langkah-langkah metode GLCM [1]:

1. *Quantization*

Quantization merupakan konversi nilai *grayscale* (255 nilai keabuan) citra kedalam rentang (level-level) nilai tertentu [1]. Tujuan kuantisasi ini adalah mengurangi angka perhitungan dan meringankan proses komputasi.

Tabel 1 *Quantization*.

NO	Nilai Kuantisasi	Nilai Rentang
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*

Kookurensi berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian nilai piksel bertetangga dalam jarak (*distance*) dan orientasi sudut (q) tertentu (d, q). Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval sudut 45° , yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° sedangkan jarak antar piksel ditetapkan sebesar satu piksel [1].

3. *Symmetric*

Symmetric diartikan sebagai kemunculan posisi piksel yang sama. Misalkan terdapat piksel (2,3). Maka secara orientasi horizontal piksel (2,3) sama dengan piksel (3,2) [1]. Oleh karena itu, *Symmetric* adalah hasil perjumlahan matrik kookurensi dengan matrik transposenya.

4. Normalization

Membagi setiap angka matrik pada matrik D (*symmetric*) dengan jumlah seluruh angka pada matrik tersebut [1].

$$P_{i,j} = \frac{V_{i,j}}{\sum_{i,j=0}^{N-1} V_{i,j}} \quad (1)$$

dimana i merupakan baris, j merupakan kolom, $i, j = 0, 1, 2, 3, \dots, N-1$, dan $V_{i,j}$ merupakan nilai setiap piksel matriks hasil *symmetric*.

5. Feature Extraction

GLCM merupakan salah satu cara mengekstrak fitur tekstur statistik orde kedua. Fitur tekstur yang diekstrak adalah energi, kontras, korelasi dan homogenitas [1].

a. Kontras

Kontras merupakan perbedaan warna yang dapat membedakan objek dalam gambar.

$$Contrast = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (i - j)^2 \quad (2)$$

dimana i merupakan kolom, j merupakan baris, $i, j = 0, 1, 2, 3, \dots, N-1$, dan $P_{i,j}$ merupakan nilai setiap piksel matriks hasil *normalization*.

b. Korelasi

Korelasi merupakan pengukuran ketidakmiripan suatu tekstur dimana bernilai besar jika acak dan bernilai kecil jika seragam [1]. Proses pertama perhitungan korelasi yaitu dengan mencari nilai GLCM *mean*. Persamaan GLCM *mean* sebagai berikut.

$$\mu_i = \sum_{i,j=0}^{N-1} i(P_{i,j}) \quad (3)$$

$$\mu_j = \sum_{i,j=0}^{N-1} j(P_{i,j}) \quad (4)$$

dimana i merupakan kolom, j merupakan baris, $i, j = 0, 1, 2, 3, \dots, N-1$, dan $P_{i,j}$ merupakan nilai setiap piksel matriks hasil *normalization*. Proses selanjutnya adalah mencari nilai variansi (*standard deviation*). Persamaan variansi sebagai berikut.

$$\sigma_i^2 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (i - \mu_i)^2 \quad (5)$$

$$\sigma_j^2 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (j - \mu_j)^2 \quad (6)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\sigma_i^2} \quad (7)$$

$$\sigma_j = \sqrt{\sigma_j^2} \quad (8)$$

dimana i merupakan kolom, j merupakan baris, $i, j = 0, 1, 2, 3, \dots, N-1$, $P_{i,j}$ merupakan nilai setiap piksel matriks hasil *normalization*, dan μ_i , μ_j merupakan hasil GLCM *mean*. Proses selanjutnya adalah perhitungan nilai korelasi. Nilai korelasi ditentukan berdasarkan persamaan sebagai berikut.

$$Correlation = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \left[\frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right] \quad (9)$$

dimana i merupakan kolom, j merupakan baris, $i, j = 0, 1, 2, 3, \dots, N-1$, $P_{i,j}$ merupakan nilai setiap piksel matriks hasil *normalization*, μ_i , μ_j merupakan hasil GLCM *mean*, dan σ_i , σ_j merupakan hasil variansi (*standard deviation*).

c. Energi

Energi merupakan keseragaman global dalam suatu citra. Energi merupakan pengukuran jumlah dari kuadrat elemen dalam GLCM [1]. Proses pertama perhitungan energi adalah mencari nilai *angular second moment* (ASM). Persamaan ASM sebagai berikut.

$$ASM = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}^2 \quad (10)$$

dimana i merupakan kolom, j merupakan baris, $i, j = 0, 1, 2, 3, \dots, N - 1$, dan $P_{i,j}$ merupakan nilai setiap piksel matriks hasil *normalization*. Hasil akar kuadrat dari nilai ASM merupakan nilai energi. Persamaan energi sebagai berikut.

$$Energy = \sqrt{ASM} \quad (11)$$

d. Homogenitas

Homogenitas merupakan kesamaan lokal dalam suatu citra. Homogenitas merupakan pengukuran kedekatan distribusi elemen di GLCM terhadap GLCM diagonal [1].

$$Homogeneity = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2} \quad (12)$$

dimana i merupakan kolom, j merupakan baris, $i, j = 0, 1, 2, 3, \dots, N - 1$, dan $P_{i,j}$ merupakan nilai setiap piksel matriks hasil *normalization*.

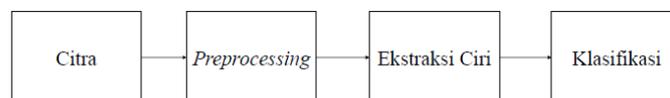
2.2 Learning Vector Quantization (LVQ)

Metode LVQ merupakan metode klasifikasi bentuk khusus dari *Competitive Learning Algorithm*, namun LVQ mempunyai target. Lapisan kompetitif belajar mengenali dan mengklasifikasikan melalui vektor-vektor masukan. Jika ada dua vektor yang hampir sama, maka lapisan kompetitif akan menempatkan keduanya pada kelas yang sama. Dengan kata lain, LVQ belajar mengklasifikasikan vektor masukan ke kelas target yang ditentukan oleh pengguna [5]. *Learning vector quantization* mampu melakukan pembelajaran otomatis dalam mengklasifikasikan vektor-vektor input berdasarkan jarak vektor tersebut. Pengklasifikasian dilakukan jika terdapat dua vektor yang memiliki jarak yang sama. Perbedaan antara LVQ dengan metode pembelajaran lainnya adalah pada saat perhitungan bobot. LVQ hanya mencari vektor yang memiliki selisih paling minimum dengan bobot, kemudian pada tiap satu kali *epoch*, selisih tersebut akan dikalikan dengan learning rate untuk menentukan bobot pada *epoch* selanjutnya.

3 Desain Sistem

3.1 Blok Diagram

Secara keseluruhan blok diagram tahapan dari proses perancangan sistem direpresentasikan sebagai berikut:



Gambar 1. Blok Diagram Umum Sistem

Penjelasan dari blok diagram pada Gambar 1 antara lain:

1. Akuisisi citra adalah pengambilan citra iris menggunakan kamera digital untuk mendapatkan data.
2. Preprocessing adalah proses pengolahan citra digital yang dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra, dimana citra yang dihasilkan dapat memberikan informasi yang jelas.
3. Ekstraksi ciri adalah tahap mencirikan informasi objek didalam citra yang dikenali dengan objek lainnya menggunakan konsep *Gray Level Cooccurrence Matrix*.
4. Klasifikasi adalah proses pengelompokan objek yang membedakan dengan objek lainnya dengan sistem *Learning Vector Quantization (LVQ)*. Blok diagram umum sistem memiliki tujuan mencari parameter dan akurasi terbaik. Data yang digunakan merupakan data latih, kemudian diklasifikasi LVQ dengan data latih.

3.1.1 Preprocessing

Setelah melakukan akuisisi citra, langkah selanjutnya adalah melakukan *preprocessing*. *Preprocessing* memiliki tujuan untuk mengolah citra agar dapat diperoleh karakteristik atau cirinya. Berikut adalah langkah langkah *preprocessing* dalam bentuk *flowchart*.



Gambar 2 Flowchart proses *preprocessing*.

Adapun penjelasan mengenai Blok diagram pada Gambar 2 adalah:

1. Cropping

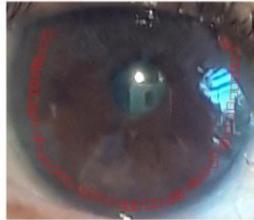
Citra hasil akuisisi dipotong sehingga didapatkan citra yang berisi mata dari objek atau pasien yang akan dideteksi kadar kelebihan kolesterolnya. Pada penelitian ini, penulis melakukan *cropping* menggunakan aplikasi Photoshop CC 2018 dengan ukuran yang acak.

2. Resize

Penyeragaman ukuran semua citra baik latih maupun uji menjadi ukuran tertentu. Pada penelitian ini, penulis mengukur ukuran *resize* yaitu 600x700 piksel.

3. Segmentasi

Proses mencuplik beberapa bagian pada citra yang akan dideteksi ciri teksturnya. Citra dicuplik dengan ukuran 20x20 sebanyak 50 kali. Pada penelitian ini, penulis melakukan segmentasi manual pada tepi (sisi) dari iris mata untuk mendapat lingkaran putih atau keabu – abuan yang disebut *Arcus Senilis*.



Gambar 3 Hasil Segmentasi.

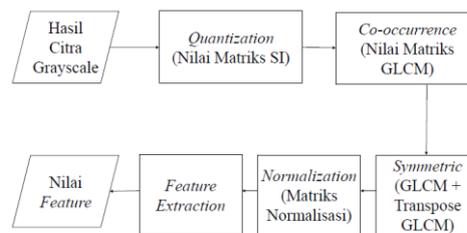
4. Citra *grayscale*

Mereduksi citra tiga dimensi menjadi dua dimensi saja dengan nilai intensitas yang sama, sehingga dapat mempercepat proses komputasi. Konversi dari citra RGB menjadi *grayscale* ini bertujuan untuk mengubah 3 nilai piksel yang awalnya *red*, *green* dan *blue* menjadi satu nilai yaitu keabuan.

Gambar 4 Hasil proses citra *grayscale*.

3.1.2 Ekstraksi Ciri GLCM

Proses ekstraksi ciri dilakukan untuk mendapatkan ciri dari sebuah citra masukan. Pada proses ekstraksi ciri dilakukan pengambilan informasi-informasi penting yang terdapat pada sebuah citra. Berikut adalah langkah ekstraksi ciri GLCM yang terdapat pada blok diagram.



Gambar 5 Diagram Alir Ekstraksi Ciri GLCM.

Adapun penjelasan mengenai Blok diagram pada Gambar 5 adalah:

1. *Quantization*

Mengubah nilai *grayscale* (nilai keabuan) citra kedalam rentang (level -level) nilai tertentu berdasarkan Tabel 1. Nilai rentang kuantisasi yang digunakan adalah 0-7. Pada penelitian ini, hasil citra *grayscale* berupa matriks 20x1000 uint8. Matriks tersebut diubah nilainya berdasarkan rentang kuantisasi, kemudian didapatkan hasil matriks SI.

2. *Co-occurrence*

Pada proses ini, *co-occurrence* mengubah nilai matriks SI menjadi matriks glcm berdasarkan parameter *offset* dan level (ukuran matriks). Nilai *offset* merupakan parameter yang menentukan arah dan jarak nilai matriks SI yang bertetangaan. Pada penelitian digunakan arah 0°, 45°, 90° dan jarak 1,2,3 piksel. Kombinasi yang dilakukan adalah [0 1], [0 2], [0 3], [-1 1], [-2 2], [-3 3], [1 0], [-2 0], dan [-3 0]. Level merupakan ukuran matriks glcm. Pada penelitian ini digunakan level 4, 8, dan 16 sehingga matriks glcm yang dihasilkan memiliki ukuran masing masing 4x4, 8x8, dan 16x16. Nilai dari matriks glcm didapatkan dari jumlah intensitas nilai piksel matriks SI yang bertetangaan berdasarkan masing-masing parameter *offset* dan level.

3. *Symmetric*

Symmetric diartikan sebagai kemunculan posisi piksel yang sama. Pada proses ini, matriks glcm ditambah dengan matriks *transpose*-nya. Hasil dari proses ini dinamakan matriks *symmetric*.

4. *Normalization*

Hasil dari proses *symmetric* kemudian dinormalisasi. Proses normalisasi dilakukan berdasarkan persamaan 1. Proses normalisasi dilakukan pada masing-masing nilai piksel matriks *symmetric*. Hasil dari proses ini dinamakan matriks *normalization*.

5. *Feature Extraction*

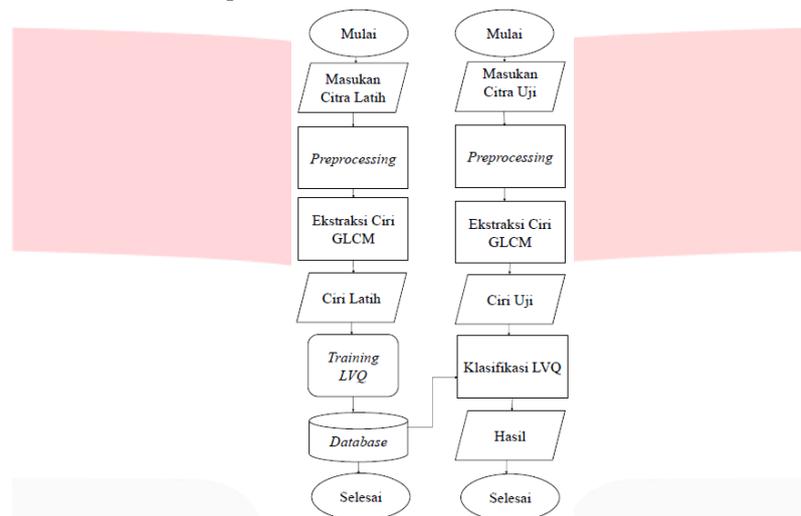
Matriks *normalization* menjadi masukan pada proses *feature extraction*. Pada penelitian ini, dilakukan proses ekstraksi 4 fitur yaitu kontras, korelasi, energi, dan homogenitas. Perhitungan nilai fitur berdasarkan persamaan pada dasar teori.

3.1.3 Klasifikasi LVQ

Dalam tugas akhir ini digunakan metode klasifikasi menggunakan LVQ. Masukan pada proses klasifikasi *Learning Vector Quantization* adalah hasil dari ekstraksi ciri GLCM. Klasifikasi pada LVQ untuk data latih ini dimulai dengan masukan citra latih hasil dari ekstraksi ciri sebelumnya menggunakan metode GLCM, selanjutnya menentukan *epoch* dan hidden layer yang akan digunakan. Kemudian melakukan pelatihan data yang diambil dari folder yang sudah didefinisikan sebagai data latih untuk segera diproses, langkah terakhir yaitu melakukan proses pengujian data uji yang akan dibandingkan dengan data citra latih.

3.2 Perancangan Sistem Deteksi Kolesterol

Untuk mengetahui kelebihan kolesterol pada tubuh manusia, dapat diketahui dari beberapa faktor, diantaranya adalah melalui citra iris mata. Berikut *flowchart* sistem pelatihan dan pengujian perangkat lunak untuk mengetahui kelebihan kolesterol pada tubuh manusia melalui citra iris mata.



Gambar 6 Flowchart sistem pelatihan dan pengujian

Langkah pertama berdasarkan Gambar 6 adalah memasukkan citra latih yang sudah di ambil dengan kamera. Kemudian akan dilakukan tahap *preprocessing* untuk meningkatkan kualitas citra. Langkah selanjutnya yaitu tahap proses ekstraksi ciri GLCM. Lalu, citra latih yang sudah mengalami proses ekstraksi ciri ini diklasifikasikan dengan klasifikasi LVQ. Pada tahap pengujian, langkah pertama yaitu memasukkan citra uji yang akan di uji. Selanjutnya mengalami tahap yang sama seperti pada tahap pelatihan. Kemudian citra uji mangalami proses klasifikasi dengan metode LVQ Setelah itu sistem akan mengeluarkan hasil yang menunjukkan tingkatan kolesterol.

4 Pengujian dan Analisis

Pada parameter pengujian diatas didapatkan parameter terbaik yaitu dengan parameter fitur contrast correlation homogeneity, sudut 0°, jarak piksel 1, level kuantisasi 8, *epoch* 200 dan *hidden layer* 10. Berikut Tabel 2 pencarian parameter terbaik.

Tabel 2 Pencarian Parameter terbaik

Fitur	Arah	Jarak	Level Kuantisasi	<i>epoch</i>	<i>hidden layer</i>	Akurasi	Waktu Komputasi
<i>Contrast Correlation Homogeneity</i>	0	1	8	200	10	100	0.045
<i>Contrast Correlation Homogeneity</i>	0	1	8	200	15	100	0.039
<i>Contrast Correlation Homogeneity</i>	0	2	4	300	10	100	0.0402
<i>Contrast Correlation Homogeneity</i>	0	2	4	300	15	100	0.0387
<i>Contrast Correlation Energy Homogeneity</i>	90	1	16	100	5	100	0.0276
<i>Contrast Correlation Energy Homogeneity</i>	90	1	16	100	10	100	0.0275
<i>Contrast Correlation Energy Homogeneity</i>	90	1	16	100	15	100	0.0273
<i>Contrast Correlation Homogeneity</i>	90	1	8	300	5	100	0.0277
<i>Contrast Correlation Homogeneity</i>	90	1	8	300	10	100	0.0278
<i>Contrast Correlation Homogeneity</i>	90	1	8	300	15	100	0.0281
<i>Homogeneity, Correlation</i>	0	1	4	100	10	100	0.028
<i>Homogeneity, Correlation</i>	0	1	4	100	15	100	0.028
<i>Homogeneity, Contrast</i>	45	1	4	300	15	100	0.0391

1. Pengujian Parameter dengan Fitur Orde Dua

Pada pengujian pertama ini, dilakukan pengujian membandingkan 1 fitur yang berbeda. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh kombinasi menggunakan parameter satu fitur orde dua. Kombinasi yang dilakukan terdiri dari *contrast*, *correlation*, *energy*, *homogeneity*, *contrast correlation*, *contrast energy*, *contrast homogeneity*, *correlation energy*, *correlation homogeneity*, *energy homogeneity*, *contrast correlation energy*, *contrast correlation homogeneity*, *contrast energy homogeneity*, *correlation energy homogeneity* dan *contrast correlation energy homogeneity*.,dimana dengan melakukan perlakuan yang sama ketika jarak piksel (d) = 1, level kuantisasi (n) = 8, dan arah/sudut = 0° serta parameter, *epoch* 200 dan *hidden layer* 10. Dari kombinasi 1 fitur tersebut, didapatkan hasil performansi seperti yang ada pada Tabel 4.2, 4.3 dan 4.4.

Tabel 3 Pengujian Parameter Fitur Orde Dua dengan 1 fitur

Fitur	Akurasi	Waktu Komputasi (s)
<i>Contrast</i>	33.3333%	0.0304
<i>Correlation</i>	33.3333%	0.0313
<i>Energy</i>	69.3333%	0.0309
<i>Homogeneity</i>	88%	0.0317

Tabel 4 Pengujian Parameter Fitur Orde Dua dengan 2 fitur

Fitur	Akurasi	Waktu Komputasi (s)
<i>Contrast Correlation</i>	68%	0.045
<i>Contrast Energy</i>	77.3333%	0.0394
<i>Contrast Homogeneity</i>	93%	0.0415
<i>Correlation Energy</i>	74.6667%	0.0378
<i>Correlation Homogeneity</i>	74.6667%	0.0388
<i>Energy Homogeneity</i>	84%	0.0396

Tabel 5 Pengujian Parameter Fitur Orde Dua dengan 3 dan 4 Fitur

Fitur	Akurasi	Waktu Komputasi (s)
<i>Contrast Correlation Energy</i>	78.6667%	0.0401
<i>Contrast Correlation Homogeneity</i>	98.6667%	0.039
<i>Contrast Energy Homogeneity</i>	88%	0.0399
<i>Contrast Energy Homogeneity</i>	82.6667%	0.04
<i>Contrast Correlation Energy Homogeneity</i>	84%	0.0392

Berdasarkan tabel 3, 4 dan 5 dapat dilihat bahwa akurasi terbaik tertinggi berada pada kombinasi 3 fitur *contrast correlation homogeneity* sebesar 98,68% dan tingkat akurasi terendah pada kombinasi 1 fitur *contrast* dan *correlation* sebesar 33,33%. Pada waktu komputasi tercepat pada parameter fitur kombinasi 1 fitur *contrast* sebesar 0.0304s dan waktu komputasi terlama pada parameter kombinasi dua fitur *Contrast Correlation* sebesar 0.045s. Dari hasil pengujian parameter orde dua yang telah dilakukan, penulis menyimpulkan jika menggunakan kombinasi fitur yang sesuai maka tingkat akurasi akan meningkat, akurasi akan meningkat juga jika menggunakan kombinasi fitur yang lebih banyak. Waktu komputasi akan lebih cepat jika menggunakan kombinasi fitur yang lebih sedikit.

2. Pengujian Parameter Jarak Piksel

Pada pengujian ini, dilakukan pengujian membandingkan jarak piksel yang berbeda. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh kombinasi jarak piksel. Kombinasi yang dilakukan dengan jarak 1, 2 dan 3 dimana dengan melakukan perlakuan yang sama ketika kombinasi fitur *contrast correlation homogeneity*, level kuantisasi (n) = 8, dan arah/sudut = 0° serta parameter, *epoch* 200 dan *hidden layer* 10. Dari kombinasi jarak piksel tersebut, didapatkan hasil performansi seperti yang ada pada Tabel 6.

Tabel 6 Pengujian Parameter Jarak Piksel

Jarak Piksel	Akurasi	Waktu Komputasi (s)
1	98.6667%	0.0398
2	82.6667%	0.0387
3	68%	0.0411

Berdasarkan Tabel 6 dapat dilihat akurasi tertinggi pada jarak piksel 1 sebesar 98,67% sedangkan yang terendah pada jarak piksel 3 sebesar 68%. Pada waktu komputasi yang tercepat pada jarak piksel 3 sebesar 0.0411s sedangkan yang terendah pada jarak piksel 2 sebesar 0.0387s. Dari pengujian yang telah dilakukan didapat ditarik kesimpulan bahwa semakin dekat jarak piksel yang digunakan maka akan mendapat tingkat akurasi terbaik, sedangkan semakin jauh jarak piksel yang digunakan akan mendapatkan tingkat akurasi terendah.

3. Pengujian Parameter *Epoch*

Pada pengujian ini, dilakukan pengujian membandingkan *epoch* yang berbeda. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh kombinasi *epoch*. Kombinasi yang dilakukan dengan *epoch* 100, 200 dan 300 dimana dengan melakukan perlakuan yang sama ketika kombinasi fitur *contrast correlation homogeneity*, jarak piksel = 1, arah/sudut 0° , level kuantisasi 8 dan *hidden layer* 10. Dari kombinasi *epoch*, didapatkan hasil performansi seperti yang ada pada Tabel 4.8

Tabel 7 Pengujian Parameter *Epoch*

<i>Epoch</i>	Akurasi	Waktu Komputasi (s)
100	97.3333%	0.0421
200	98.6667%	0.0576
300	96%	0.046

Berdasarkan Tabel 7 dapat dilihat akurasi tertinggi pada *epoch* 200 sebesar 98,67% sedangkan yang terendah pada *epoch* 300 sebesar 96%. Pada waktu komputasi yang tercepat pada *epoch* 100 sebesar 0.0421s sedangkan yang terendah pada *epoch* 200 sebesar 0.0576s. Dari pengujian yang telah dilakukan didapat ditarik kesimpulan bahwa *epoch* 200 memiliki nilai akurasi yang terbaik namun waktu komputasi yang terlama.

4. Kesimpulan dan Saran

Pada penelitian ini, telah dirancang suatu sistem untuk mendeteksi kelebihan kadar kolesterol melalui citra iris mata menggunakan metode ekstraksi ciri *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan klasifikasi *Learning Vector Quantization* (LVQ) dengan tingkat akurasi sebesar 98,67% % dan waktu komputasi 0.039s. Berdasarkan hasil pengujian dan analisis sistem, didapatkan kesimpulan sebagai berikut :

1. Metode GLCM dapat mendeteksi kadar kelebihan kolesterol melalui citra iris mata secara optimal menggunakan parameter orde dua yaitu kontras, korelasi dan homogenitas, jarak piksel (d) = 1 dan level kuantisasi (n) = 8.
 - a. Semakin banyak parameter orde dua yang digunakan, kombinasi fitur yang sesuai maka tingkat akurasi akan meningkat, akurasi akan meningkat juga jika menggunakan kombinasi fitur yang lebih banyak. Waktu komputasi akan lebih cepat jika menggunakan kombinasi fitur yang lebih sedikit.
 - b. Semakin kecil level kuantisasi (n) yang digunakan, maka semakin sedikit nilai grayscale yang dikonversi menjadi rentang nilai tertentu, sehingga tingkat akurasi semakin tinggi dan waktu komputasi lebih cepat.
2. Metode *Learning Vector Quantization* dapat mendeteksi kadar kelebihan kolesterol melalui citra iris mata secara optimal dengan *epoch* 200 dan *hidden layer* 10.

Dari kesimpulan diatas memiliki saran sebagai berikut.

Berdasarkan hasil pengujian sistem yang telah dilakukan, bahwa sistem ini dapat dikembangkan dengan tingkat keakurasian yang lebih baik. Berikut saran untuk pengembangan selanjutnya :

1. Melakukan pengembangan penelitian dengan menggunakan metode ekstraksi ciri dan klasifikasi lain sehingga dapat dibandingkan metode mana yang lebih baik.
2. Melakukan proses segmentasi otomatis seperti deteksi tepi, *thresholding*, *active contour*, segmentasi warna, *transformasi hough* atau *watershed* untuk mempermudah tahap *pre-processing*.
3. Dikembangkan dengan aplikasi *android* atau *ios* agar dapat digunakan konsultasi jarak jauh.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Hall-Beyer, "Glc texture: A tutorial v. 3.0 march 2017," 2017.
- [2] V. Bhangdiya, "Cholesterol presence detection using iris recognition," vol. 1, pp. 0–3, 2014.
- [3] R. Anjelika, Deteksi Kelebihan Kolesterol Melalui Citra Iris Mata dengan Metode Discrete Wavelet Transform Dan Klasifikasi K-Nearest Neigh- bor. Skripsi S1 Teknik Telekomunikasi FTE Universitas Telkom, 2019.
- [4] M. SIDDIK, L. Novamizanti, and I. N. Ramatryana, "Deteksi level kolesterol melalui citra mata berbasis hog dan ann," ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrk, Teknik Telekomunikasi, Teknik Elektronika, vol. 7, p. 284, 05 2019.
- [5] R. R. Isnanto, "Identifikasi iris mata menggunakan tapis gabor wavelet dan jaringan syaraf tiruan learning vector quantization (lvq)," Teknik, vol. 30, no. 1, pp. 19–24, 2009.