KLASIFIKASI RETINOPATI DIABETIK PADA CITRA MATA DIGITAL MENGGUNAKAN 3D GLCM DENGAN *LEARNING VECTOR QUANTIZATION*

DIABETIC RETINOPATHY CLASSIFICATION ON DIGITAL EYES IMAGES USING 3D GLCM WITH LEARNING VECTOR QUANTIZATION

Ilma Rahma Dewi[1], Ir. Rita Magdalena, M.T.[2], R. Yunendah Nur Fu'addah S.T.,M.T,[3]
[1,2,3] Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom
[1]ilmaradewi@gmail.com, [2]ritamagdalena@telkomuniversity.ac.id,[3]yunendah@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Retinopati diabetik merupakan salah satu komplikasi penyakit diabetes melitus yang terjadi pada retina mata dan dapat menyebabkan kebutaan. Penderita tidak merasakan gejala pada tahap awal, tetapi penglihatan mendadak hilang jika telah terjadi kerusakan yang sangat parah pada retina. Pemeriksaan medis retinopati diabetik dilakukan secara langsung oleh dokter dengan mengamati citra fundus retina pasien. Hasil citra retina dari kamera fundus tidak dapat memberikan informasi secara jelas sehingga dokter membutuhkan waktu yang relatif lama untuk menganalisis citra tersebut. Oleh karena itu, dirancang sebuah sistem untuk klasifikasi retinopati diabetik dengan waktu yang efisien.

Sistem dibuat dengan menerapkan pengolahan citra digital menggunakan metode 3D *Gray Level Co-occurrence Matrix* untuk ekstraksi ciri. Hasil ekstraksi ciri kemudian diklasifikasikan menggunakan metode *Learning Vector Quantization* berdasarkan tingkat keparahan penyakit retinopati diabetik yaitu normal, *Mild* NPDR, *Moderate* NPDR, *Severe* NPDR dan *proliferative diabetic retinopathy* (PDR). Data yang digunakan pada sistem ini didapat dari *EyePACS Retinal Reading Program* yang berjumlah 250 data dengan pembagian masing-masing 175 data latih dan 75 data uji.

Hasil pengujian yang telah dilakukan pada sistem ini mendapatkan akurasi 93.33% dengan waktu komputasi sebesar 0.7195 detik pada jarak antar piksel (d) = 1, sudut orientasi (θ) = 90º,45º menggunakan ciri statistik kontras, korelasi, energi dan homogenitas, serta *hidden layer* = 5 dan *epoch* = 500.

Kata Kunci: **Retinopati Diabetik, 3D GLCM, *Learning Vector Quantization*.**

Abstract

Diabetic retinopathy is one of the complications of diabetes mellitus that occurs in the retina of the eye and can cause blindness. Patients do not feel the symptoms at an early stage, but sudden vision disappears if there has been very severe damage to the retina. Medical examination to diabetic retinopathy is handled by the doctor by observing the patient's retinal fundus image. Retinal image results from fundus cameras cannot provide clear information, so the doctors take a relatively long time to analyze the image. Therefore, a system is designed to classification of diabetic retinopathy in an efficient time.

The system is created by applying digital image processing using the 3D Gray Level Co-occurrence Matrix method for features extraction. The results of the features extraction are then classified using the Learning Vector Quantization method based on the severity of diabetic retinopathy, which are normal, Mild NPDR, Moderate NPDR, Severe NPDR and proliferative diabetic retinopathy (PDR). The system using data obtained from EyePACS Retinal Reading Program with the amount of 250 data and devided into 175 training data and 75 testing data.

The results of the tests that have been done on this system obtained the accuracy of 93.33% with computation time of 0.7195 seconds of pixel distance (d) = 1, orientation angle (θ) = 90º,45º by using statistic features contrast, correlation, energy and homogeneity, also hidden layer = 5 and epoch = 500.

***Keywords:* *Diabetic Retinopathy, 3D GLCM, Learning Vector Quantization*.**

1. Pendahuluan

Diabetes adalah penyakit kronis yang terjadi ketika pankreas tidak dapat menghasilkan cukup insulin di dalam tubuh atau tubuh tidak dapat memprosesnya dengan baik. Diabetes dapat menyebabkan kerusakan serius pada sistem tubuh, salah satunya adalah retinopati diabetik [1]. Retinopati diabetik terjadi akibat kerusakan pada pembuluh darah retina dalam jangka panjang dan merupakan salah satu penyebab utama gangguan penglihatan hingga kebutaan. Pada tahun 2010, dari keseluruhan 32,4 juta tuna netra dan 191 juta penderita gangguan penglihatan, 0,8 juta mengalami kebutaan dan 3,7 juta mengalami gangguan penglihatan akibat retinopati diabetik, dengan peningkatan yang mengkhawatirkan masing-masing sebesar 27% dan 64% [2]. Sebagian besar penderita retinopati diabetik pada tahap awal tidak merasakan gejala-gejala gangguan penglihatan sehingga menyebabkan

keterlambatan diagnosa dalam penanganan penyakit ini. Kelemahan metode dalam penanganan penyakit retinopati diabetik adalah lamanya proses pemeriksaan medis yang dilakukan secara langsung oleh dokter dengan mengamati citra retina mata pasien yang diambil menggunakan kamera fundus. Oleh karena itu, dirancang suatu sistem yang dapat melakukan klasifikasi retinopati diabetik dengan waktu yang efisien.

Sistem pada penelitian ini dirancang pada perangkat lunak MATLAB 2018a, untuk melakukan klasifikasi penyakit retinopati diabetik berdasarkan tingkat keparahannya menggunakan metode ekstraksi ciri *3D Gray Level Co-occurrence Matrix* (3D GLCM) dan *Learning Vector Quantization* (LVQ) sebagai metode klasifikasi objek dimana setiap unit output merepresentasikan sebuah kelas. Penggunaan metode 3D GLCM dan LVQ pada sistem dipilih dengan tujuan mendapatkan sistem klasifikasi penyakit retinopati diabetik yang lebih baik dari sebelumnya.

2. Dasar Teori

2.1 Retinopati Diabetik

Retinopati diabetik merupakan salah satu komplikasi penyakit diabetes melitus, kadar gula darah yang tinggi menyebabkan kerusakan pada pembuluh darah retina mata. Penyakit retinopati diabetik dapat diderita oleh penderita diabetes melitus tipe 1 maupun tipe 2. Kadar gula darah yang terlalu banyak menyebabkan penyumbatan dan terganggunya mikrosirkulasi pembuluh darah retina, sehingga retina menjadi kekurangan oksigen dan nutrisi dalam darah. Akibatnya retina membentuk pembuluh darah baru untuk memenuhi kebutuhan darah. Namun dalam proses pembentukkannya tidak dapat berkembang dengan sempurna, pembuluh darah tersebut rentan pecah dan rusak [3] mengakibatkan penumpukan cairan yang mengandung lemak protein hingga pendarahan pada retina. Terjadinya pendarahan secara terus-menerus dapat mengakibatkan kebutaan.

Secara umum retinopati diabetik terbagi dalam dua jenis yaitu *non-proliferative diabetic retinopathy* (NPDR) dan *proliferative diabetic retinopathy* (PDR). Pada retinopati diabetik tipe NPDR merupakan gejala awal yang ditandai dengan adanya kapiler yang membentuk kantung-kantung kecil menonjol seperti titik-titik berwarna merah yang disebut mikroaneurisma [4] dan munculnya *exudates* berupa kebocoran kapiler disekitar retina, terlihat seperti bercak-bercak kuning atau putih yang didalamnya terdapat protein dan lipid [5]. NPDR terbagi meenjadi *Mild* NPDR, *Moderate* NPDR dan *Severe* NPDR.

Retinopati diabetik proliferatif merupakan komplikasi mata yang paling parah pada penderita diabetes melitus, ditandai dengan rusaknya sebagian besar pembuluh darah retina dan terjadinya iskemia retina merangsang pembentukan pembuluh darah baru yang tidak normal dan rapuh disertai dengan pendarahan [4].

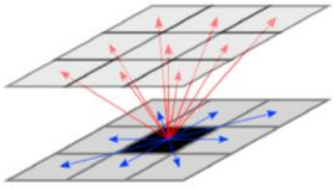
2.2 Citra Digital

Sebuah citra dapat didefinisikan sebagai fungsi dua dimensi *f(x, y)*. Dimana *x* dan *y* adalah koordinat spasial (bidang), dan amplitudo *f* pada setiap titik koordinat *(x, y)* adalah intensitas atau *gray level* dari piksel tersebut. Ketika nilai *x*, *y* dan nilai-nilai intensitas dari *f* secara keseluruhan berhingga (*finite*) dan bernilai diskrit, maka disebut citra digital [6]. Citra digital menunjukkan matriks dengan *M* adalah jumlah baris dan *N* adalah jumlah kolom, dimana indeks baris dan kolomnya menyatakan suatu titik pada citra dan elemen matriksnya (*pixel/pels*) menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut. Piksel-piksel pada citra digital dapat digambarkan seperti Persamaan (2.1) sebagai berikut:

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

2.3 3D *Gray Level Co-occurrence Matrix* (3D GLCM)

Pada metode 3D GLCM matriks ko-okurensi adalah matriks $n \times n$, dimana n adalah jumlah tingkat abu-abu dalam citra. Konsep dasar perhitungan 3D GLCM mirip dengan 2D GLCM. Matriks ko-okurensi mengumpulkan jumlah perbedaan dalam intensitas dua piksel indeks *i* dan *j* dalam arah tertentu. Matriks ko-okurensi mewakili perpindahan sebagai *d = (dx, dy, dz)* di mana *dx, dy* dan *dz* menunjukkan jumlah piksel yang bergerak sepanjang sumbu *x, y* dan *z*. Kemudian vektor perpindahan berisi 13 arah dengan offset *D* seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1. Arah 1, 2, 3, dan 4 umumnya digunakan dalam 2D GLCM, dan sembilan arah tambahan digunakan dalam 3D GLCM [7]. Hubungan ketetanggan antar piksel dalam 3D GLCM dapat dilihat pada Gambar 1 sebagai berikut:



Gambar 1. Ketetanggaan Piksel dalam Domain 3 Dimensi

Tabel 1. Vektor perpindahan untuk matriks ko-okurensi 3D GLCM.

No.	Vektor Perpindahan	Arah (*Horizontal, Vertical*)
1	(0, *D*, 0)	0°, 0°
2	(−*D*, *D*, 0)	45°, 0°
3	(−*D*, 0, 0)	90°, 0°
4	(−*D*, −*D*, 0)	135°, 0°
5	(0, *D*, −*D*)	0°, 45°
6	(0, 0, −*D*)	none, 90°
7	(0, −*D*, −*D*)	0°, 135°
8	(−*D*, 0, −*D*)	90°, 45°
9	(*D*, 0, −*D*)	90°, 135°
10	(−*D*, *D*, −*D*)	45°, 45°
11	(*D*, −*D*, −*D*)	45°, 135°
12	(−*D*, −*D*, −*D*)	135°, 45°
13	(*D*, *D*, −*D*)	135°, 135°

Proses-proses yang terjadi pada 3D GLCM adalah kookurensi dapat diartikan sebagai banyaknya kejadian dalam satu piksel yang bertetanggaan dengan piksel lainnya berdasarkan jarak (*d*) dan arah (*Θ*). Simetrik merupakan kemunculan piksel yang berasal dari penjumlahan matriks kookurensi dengan matriks transpose-nya. Normalisasi merupakan hasil dari matriks simetrik dibagi dengan jumlah seluruh angka pada matriks tersebut. Ciri statistik yang ada di metode 3D GLCM antara lain adalah *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity* seperti ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Formula Ciri Statistik

No	Feature	Formula
1	*Contras*	$\sum_i \sum_j (i-j)^2 P(i,j)$
2	*Correlation*	$\sum_i \sum_j \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)\,P(i,j)}{\sigma_i \sigma_j}$
3	*Energy*	$\sum_i \sum_j P(i,j)^2$
4	*Homogeneity*	$\sum_i \sum_j \frac{P(i,j)}{1+\lvert i-j\rvert}$

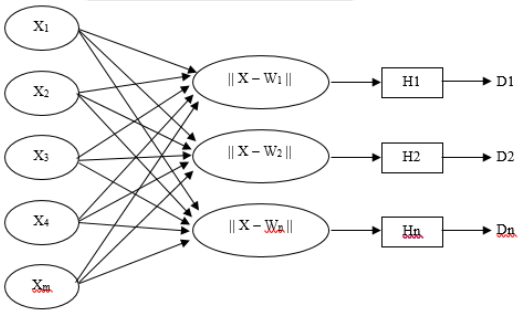
dimana *i* dan *j* adalah piksel, $P_{(i,j)}$ adalah probabilitas piksel dalam matriks kookurensi, μ adalah nilai rata-rata piksel pada matriks dan σ adalah nilai standar deviasi piksel pada matriks.

2.4 *Learning Vector Quantization* (LVQ)

Metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) merupakan salah satu metode klasifikasi objek secara *supervised learning* dimana target/kelas setiap kelompok sudah ditentukan [8]. Penggunaan algoritma LVQ adalah untuk mendekati distribusi kelas vektor dengan meminimalkan kesalahan dalam pengklasifikasian. LVQ memiliki suatu lapisan kompetitif yang akan mempelajari vektor *input* untuk diklasifikasikan dalam suatu kelas. Kelas tersebut dihasilkan berdasarkan jarak vektor. Perhitungan pendekatan berdasarkan jarak *Euclidean minimum* antara vektor *input* (*Xm*) dengan beberapa vektor bobot pada lapisan kompetitif (W_1, W_2,... W_n) [9]. Adapun jarak *Euclidean* dapat dihitung dengan Persamaan (2.2) berikut:

$$\textit{Euclidean Distance};\ \mathrm{d} = \sqrt{\sum (X_m - W_n)^2} \qquad (2.2)$$

Berikut pada Gambar 2 menunjukkan arsitektur metode *Learning Vector Quantization* (LVQ).

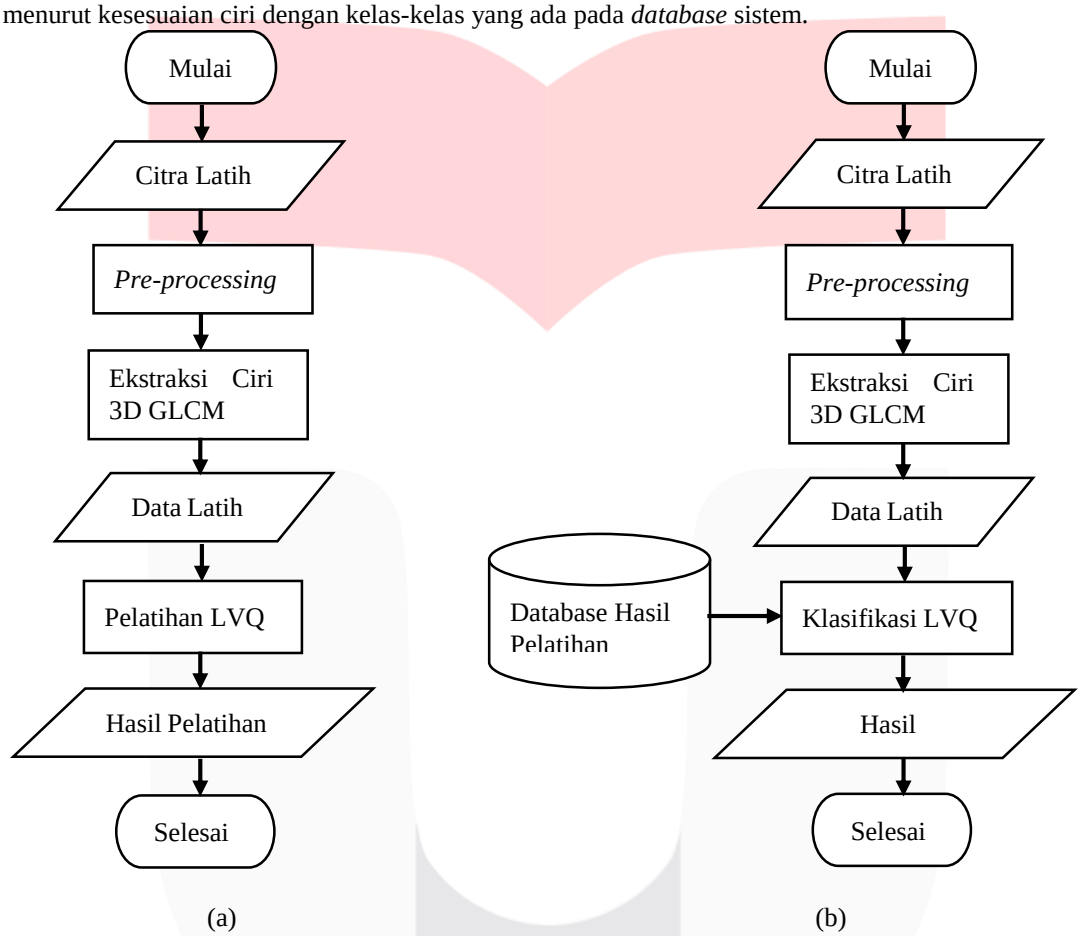


Gambar 2. Arsitektur LVQ

dimana X_1 sampai dengan X_m merupakan nilai *input*, $\| X - W_1 \|$ sampai dengan $\| X - W_n \|$ merupakan jarak bobot, *H1* sampai dengan *Hn* adalah lapisan *output*, *D1* sampai dengan *Dn* adalah nilai *output*, *m* adalah jumlah elemen *input*, dan *n* merupakan jumlah kelas.

3. Perancangan Sistem

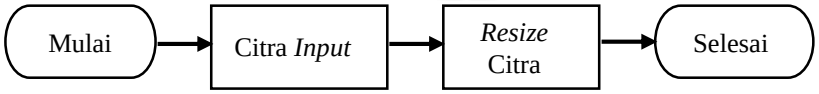
Sistem klasifikasi ditunjukkan pada Gambar 3 dimana terdapat diagram alir (a) tahap pelatihan sistem dan diagram alir (b) tahap pengujian sistem. Pada tahap pelatihan akan dilakukan *pre-processing* terhadap citra latih yang dilanjutkan dengan ekstraksi ciri 3D GLCM. Data latih hasil dari ekstraksi ciri akan dilakukan pelatihan LVQ, kemudian hasil pelatihan tersebut disimpan dalam *database* yang akan digunakan pada tahap klasifikasi citra uji. Pada tahap pengujian, citra uji akan dilakukan proses yang sama dengan tahap pelatihan yaitu, *pre-processing* dan ekstraksi ciri 3D GLCM. Hasil dari ekstraksi ciri citra uji akan diklasifikasikan menggunakan LVQ menurut kesesuaian ciri dengan kelas-kelas yang ada pada *database* sistem.



Gambar 3. Diagram Alir Sistem (a) Pelatihan (b) Pengujian

3.1 Pre-processing

Pre-processing adalah tahap pertama yang dilakukan setelah mendapatkan citra *input*. *Pre-processing* dilakukan untuk menyeragamkan citra yang akan masuk ke dalam sistem. Pada tahap *pre-processing* data citra *input* dilakukan proses *resize* citra menjadi ukuran 256 × 256 piksel untuk mempermudah proses komputasi ditahap selanjutnya. Proses *pre-processing* ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Diagram Alir *Pre-Processing*

3.2 Ekstraksi Ciri 3D *Gray Level Co-occurrence Matrix*

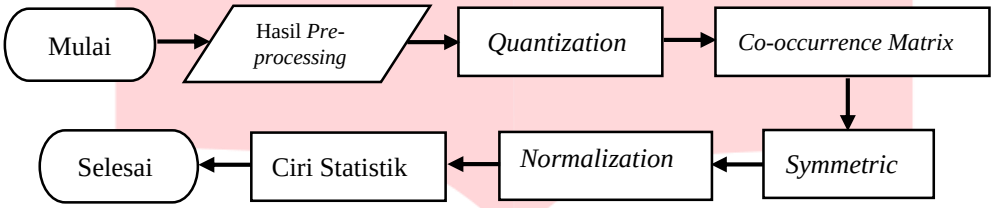
Tahap ekstraksi ciri digunakan untuk mendapatkan informasi-informasi yang berada dalam citra hasil *pre-processing*. Tahap ekstraksi ciri ini menggunakan metode ekstraksi ciri 3D *Gray Level Co-occurrence Matrix*

(3D GLCM). Nilai ekstraksi ciri yang diambil dalam citra yaitu informasi statistik *contrast, correlation, energy* dan *homogeneity.*

Proses-proses pada metode 3D GLCM diantaranya:

1. *Quantization*, merupakan konversi nilai grayscale (256 nilai keabuan) citra kedalam rentang (level–level) nilai tertentu. Tujuan kuantisasi ini adalah mengurangi angka perhitungan dan meringankan proses komputasi.
2. *Co-Occurrence Matrix,* yaitu jumlah kejadian satu level nilai intensitas pixel bertetangga dengan satu level intensitas pixel lain dalam jarak (d) dan orientasi sudut (θ) tertentu (d, θ).
3. *Symmetric*, diartikan sebagai kemunculan posisi *pixel* yang sama.
4. *Normalization*, yaitu proses membagi setiap angka matriks pada matriks *symmetric* dengan jumlah seluruh angka pada matriks tersebut.
5. Ciri Statistik, yaitu proses mendapatkan nilai ekstraksi ciri yang menjadi representasi dari citra. Berupa nilai kontras, korelasi, energi dan homogenitas.

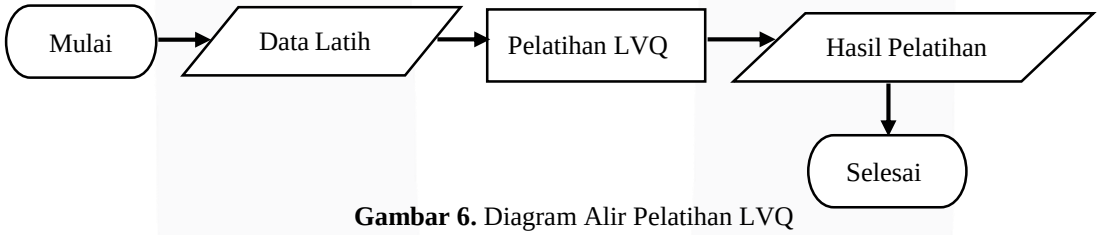
Diagram alir dari ekstraksi ciri 3D GLCM ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Diagram Alir ekstraksi ciri 3D GLCM

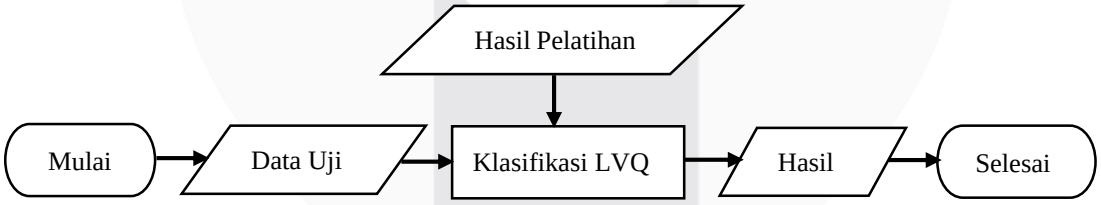
3.3 Klasifikasi *Learning Vector Quantization*

Setelah dilakukan ekstraksi ciri dan didapat vektor ciri dari citra, selanjutnya dilakukan proses klasifikasi dengan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ). Proses klasifikasi dilakukan untuk mengetahui kelas dari citra *input* ke dalam kondisi normal, *mild* NPDR, *moderate* NPDR, *severe* NPDR dan PDR. Proses pelatihan ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Diagram Alir Pelatihan LVQ

Hasil dari pelatihan *Learning Vector Quantization* (LVQ) disimpan pada database hasil pelatihan. Pada proses pengujian bertujuan untuk membuktikan kebenaran hasil klasifikasi seperti ditunjukkan pada Gambar 3.7.



Gambar 7. Diagram Alir Pengujian LVQ;

4. Hasil Analisis dan Pengujian Sistem

Pengujian data dilakukan dengan mengelompokkan citra retinopati diabetik ke dalam lima kelas klasifikasi yaitu kelas normal, *Mild* NPDR, *Moderate* NPDR, *Severe* NPDR dan PDR. Total data yang digunakan yaitu sebanyak 250 data yang terdiri dari 175 data latih (masing-masing 35 data untuk setiap kelasnya) dan 75 data uji (masing-masing 15 data untuk setiap kelasnya). Skenario untuk hasil pengujian sistem adalah sebagai berikut:

4.1 Pengujian Parameter Ukuran *Resize* Citra

Pengujian yang dilakukan yaitu pegujian yang bertujuan untuk mengetahui akurasi dan waktu komputasi terhadap parameter ukuran *resize* citra.

Tabel 3. Hasil Pengujian Terhadap Ukuran *Resize* Citra

Ukuran Citra (Piksel)	Akurasi Latih (%)	Akurasi Uji (%)	Waktu Komputasi (Detik)
128 × 128	100	88	0,6981
256 × 256	100	89,33	0,6701
512 × 512	100	86,67	0,5731

Pada Tabel 3 menunjukkan hasil dari pengujian skenario pertama bahwa nilai akurasi dan waktu komputasi berbeda-beda pada setiap ukuran citra masukan. Setiap ukuran *resize* citra dapat berpengaruh pada performansi sistem, karena informasi yang terdapat dalam setiap ukuran citra berbeda. Nilai akurasi terbaik didapatkan pada ukuran citra 256 × 256 piksel dengan nilai 89,33% dengan waktu komputasi 0.6701 detik, hal tersebut bisa didapat karena ukuran citra yang sesuai mengandung lebih banyak informasi yang sistem butuhkan dibandingkan dengan ukuran citra yang lain.

4.2 Pengujian Parameter Jarak dan Arah

Pada pengujian ini dilakukan menggunakan parameter jarak antar piksel dan arah pada proses ekstraksi ciri 3D GLCM.

Tabel 4. Hasil Pengujian Terhadap Jarak dan Arah

Arah	Jarak (Piksel)	Akurasi Latih (%)	Akurasi Uji (%)	Waktu Komputasi (Detik)
0°,0°	1	92	94,67	0,6477
	2	61,71	46,67	0,8104
45°,0°	1	92,57	92	0,7267
	2	69,71	64	0,7153
90°,0°	1	95,43	94,67	0,7173
	2	93,14	89,33	0,6256
135°,0°	1	93,14	90,67	0,5440
	2	69,14	54,67	0,5107
0°,45°	1	100	88	0,6836
	2	96	92	0,5825
none,90°	1	100	89,33	0,7338
	2	98,29	93,33	0,4926
0°,135°	1	100	89,33	0,7255
	2	98,29	93,33	0,5384
90°,45°	1	100	93,33	0,7195
	2	97,71	90,67	0,5376
90°,135°	1	100	89,33	0,5006
	2	96,57	94,67	0,6110
45°,45°	1	100	85,33	0,4834
	2	99,43	88	0,6496
45°,135°	1	100	90,67	0,4857
	2	98.86	93,33	0,5457
135°,45°	1	100	89,33	0,4768
	2	97,14	92	0,6163
135°,135°	1	100	90,67	0,4831
	2	98,86	90,67	0,5481

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4 menunjukkan hasil akurasi terbaik pada saat parameter arah 90°,45° dengan jarak sebesar 1 piksel yaitu 93,33% dan waktu komputasi 0,7195 detik. Dapat dilihat juga parameter jarak antar piksel (d) = 1 bisa mendapatkan akurasi latih 100% dibandingkan dengan jarak antar piksel (d) = 2, yang mana sistem dapat mengenali data latih yang digunakan dengan benar. Hal tersebut dapat terjadi dikarenakan jarak (d) dan sudut orientasi (Θ) berpengaruh pada pembentukan matriks ko-okurensi sehingga menghasilkan nilai ciri berbeda pada setiap citra.

4.3 Pengujian Parameter Fitur Statistik 3D GLCM

Pada pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh fitur statisti dalam 3D GLCM terhadap akurasi dan waktu komputasi.

Tabel 5. Hasil Pengujian Terhadap Fitur Statistik Kontras, Korelasi, Energi dan Homogenitas

Arah	Akurasi Latih (%)	Akurasi Uji (%)	Waktu Komputasi (Detik)
0°,0°	92	94,67	0,6477
45°,0°	92,57	92	0,7267
90°,0°	95,43	94,67	0,7173
135°,0°	93,14	90,67	0,5440
0°,45°	100	88	0,6836
none,90°	100	89,33	0,7338
0°,135°	100	89,33	0,7255
90°,45°	100	93,33	0,7195
90°,135°	100	89,33	0,5006
45°,45°	100	85,33	0,4834
45°,135°	100	90,67	0,4857
135°,45°	100	89,33	0,4768
135°,135°	100	90,67	0,4831

Pada Tabel 5 dapat diketahui bahwa hasil akurasi terbaik diperoleh pada parameter fitur statistik yang digunakan yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas dengan akurasi sebesar 93,33%. Hasil ini didapat karena dengan menggunakan beragam parameter fitur statistik 3D GLCM, maka akan semakin banyak ciri yang didapatkan untuk setiap kelasnya.

4.4 Pengujian Parameter *Epoch* dan *Hidden Layer*

Pada pengujian terakhir menggunakan nilai *epoch* dan *hidden layer* dalam LVQ untuk mengetahui akurasi dan waktu komputasi terbaik yang sudah di uji.

Tabel 6. Hasil Pengujian Terhadap *Epoch* dan *Hidden Layer*

Epoch	Hidden Layer	Akurasi Latih (%)	Akurasi Uji (%)	Waktu Komputasi (Detik)
100	5	100	88	0,6964
	10	96	78,67	0,5025
	15	96,57	76	0,5161
500	5	100	92	0,5442
	10	96,57	78,67	0,6753
	15	95,43	81,33	0,5520
1000	5	100	86,67	0,5342
	10	97,14	78,67	0,6024
	15	96,57	85,33	0,5511

Dari hasil pengujian pada Tabel 6 dapat dilihat bahwa nilai *epoch* dan *hidden layer* mempengaruhi akurasi dan waktu komputasi pada sistem. Akurasi terbaik didapat pada parameter *epoch* = 500 dan *hidden layer* = 5 yaitu akurasi latih sebesar 100% dan akurasi uji 92% dengan waktu komputasi 0,5442 detik.

5. Kesimpulan

Kesimpulan dari sistem klasifikasi penyakit retinopati diabetik berdasarkan citra digital fundus mata menggunakan metode ekstrasi ciri 3D GLCM dan metode klasifikasi LVQ dengan akurasi yang didapatkan 93.33% dan waktu komputasi 0.7195 detik. Akurasi yang didapatkan dipengaruhi oleh beberapa parameter yakni ukuran *resize* citra fundus mata yang digunakan 256 × 256 piksel didapatkan akurasi sebesar 89,33%. Selain itu sudut orientasi (Θ) dan jarak piksel (d) pada ekstraksi ciri 3D GLCM berpengaruh pada akurasi sistem yakni pada sudut orientasi (Θ) = 90°,45° dengan jarak piksel (d) = 1 didapatkan akurasi 93,33%. Akurasi yang sama juga didapatkan pada pengujian parameter kombinasi empat ciri statistik yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas yakni sebesar 93,33%. Lalu pada klasifikasi sistem menggunakan metode LVQ jumlah *epoch* dan *hidden layer* mempengaruhi akurasi sistem, dimana akurasi yang didapat sebesar 92% pada saat *epoch* = 500 dan jumlah *hidden layer* = 5.

Daftar Pustaka

[1] WHO. (November, 2017) Diabetes is a chronic disease that occurs. [Online] tersedia di http://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/diabetes [diakses pada 5 September 2018].

[2] Website FKUI. (Januari, 2018) Retinopati diabetik atau *diabetic retinopathy* (DR). [Online] tersedia di http://fk.ui.ac.id/berita/fenofibrat-oral-sebagai-terapi-pencegahan-retinopati-diabetik.html [diakses pada 5 September 2018].

[3] Leasher JL, et al, "*Global Estimates on the Number of People Blind or Visually Impaired by Diabetic Retinopathy: A Meta-analysis From 1990 to 2010,*" Diabetes Care, pp. 1643-1649, 2016;39(9).

[4] R. Y. Dillak & P. W. Sudarmadji, "*A Novel Approach for Diabetic Retinopthy Classification,"* International Journal Of Engineering Research and Applications, pp.09-13, Vol. 6, Issue 5, (Part - 6). 2016.

[5] Irawan, "*Klasifikasi Fitur Diabetic Retinopathy Menggunakan Learning Vector Quantization*," 2014.

[6] Gonzales, Raffael C dan Woods, *Digital Image Processing Third Edition*, Pearson Prentice Hall, 2008.

[7] O. Boonsiri, K.Washiya, K. Aoki, & H. Nagahashi, "*3D Gray Level Co-occurrence Matrix Based Classification of Favor Benign and Borderline Types in Follicular Neoplasm Images*," Journal of Biosciences and Medicines, 2016.

[8] H. Pujara, K. MVV. Prasad, "*Image Segmentation using Learning Vector Quantization of Artificial Neural Network*," (IJARAI) International Journal of Advanced Research in Artificial Intellegence, Vol. 2, No.7, 2013.

[9] A. Aufarachman, "*Identifikasi Sub-Fosil Gigi Geraham Pada Manusia Berbasis Pengolahan CItra Digital Menggunakan Metode Local Binary Pattern (LBP) dan Klasifikasi Learning Vector Quantization (LVQ),*" Open library Telkom University, Bandung. 2018.