

DETEKSI DIABETES RETINOPATI PADA FOTO FUNDUS MENGGUNAKAN COLOR HISTOGRAM & TRANSFORMASI WAVELET

DIABETIC RETINOPATHY DETECTION IN FUNDUS PHOTOGRAPHS USING COLOR HISTOGRAM & WAVELET TRANSFORM

Andria Puja Pratama¹, Ratri Dwi Atmaja, S.T.,M.T.², Hilman Fauzi TSP, S.T.,M.T.³

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

¹andriapuja@gmail.com, ²ratriidwiatmaja@telkomuniversity.ac.id, ³hilman.fauzitsp@gmail.com

Abstrak

Diabetes Retinopati adalah gangguan pembuluh darah di retina pada pasien yang mengidap diabetes mellitus. Ini merupakan penyebab utama kebutaan pada orang dewasa bekerja di negara-negara berkembang, termasuk Indonesia. Pemeriksaan medis terhadap penderita penyakit diabetik retinopati dilakukan dengan pengamatan secara langsung oleh dokter pada citra retina pasien yang diambil menggunakan kamera fundus. Hasil pencitraan retina dari kamera fundus biasanya tidak dapat memberikan gambaran yang jelas terhadap pembuluh darah retina, sehingga akan menyulitkan dokter mata untuk menganalisis citra retina tersebut. Kelemahan metode ini juga dengan dibutuhkannya waktu yang relatif lama untuk mengetahui hasil pemeriksaan. Mengatasi kelemahan tersebut, dibutuhkan sistem yang dibangun menggunakan model komputasi dibutuhkan untuk mengubah piksel citra retina menjadi suatu ciri retina sehingga dapat membantu dokter dalam menetapkan tindakan medis secara cepat dan tepat. Pada penelitian ini dibuat suatu sistem yang dapat mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit diabetes retinopati menjadi 4 kelas berdasarkan tingkat keparahannya yaitu normal, *mild*, *moderate*, dan *severe*. Pada tugas akhir ini, dengan menggunakan metode ekstraksi ciri *Discrete Wavelet Transform* dengan level dekomposisi 9 dan klasifikasi menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan didapatkan akurasi terbaik 78% dengan menggunakan satu buah *hiddenlayer* dan 10 *neuron* didalamnya..

Kata kunci : *Retinopati; Citra fundus; Ekstraksi ciri.*

Abstract

Diabetic Retinopathy is a disorder of the blood vessels in the retina in patients with diabetes mellitus. It is the leading cause of blindness in adults on developing countries, including Indonesia. A medical examination of patients with diabetic retinopathy disease carried by direct observation by doctors in patient retinal images taken using a fundus camera. Results of retinal imaging of fundus cameras usually can not provide a clear picture of the blood vessels of the retina, so it will be difficult for doctors to analyze the retinal image. The weakness of this method also it takes a relatively long time to know the results. To overcome these weaknesses, a system built using computational models needed to change the image pixel retinal to a feature of the retina that can assist doctors in determining the medical act quickly and appropriately. In this study, we make a system that can detect and classify diabetic retinopathy to 4 class based on its severity, that is normal, mild, moderate, and severe. This study use Discrete Wavelet Transform as feature extraction with 9 level of decomposition and the classification using artificial neural network with one hiddenlayer and 10 neurons inside, the best accuracy obtained in this study was 78.37 %.

Keywords: *Retinopathy; Fundus image; Feature extraction.*

1. Pendahuluan

Diabetes Melitus merupakan penyakit metabolik yang ditandai dengan kadar gula darah yang tinggi (hiperglikemia) akibat kurangnya kadar hormon insulin dalam tubuh. Kadar gula yang tinggi secara terus-menerus selama bertahun-tahun dapat menimbulkan komplikasi pada organ lainnya termasuk mata, komplikasi diabetes pada mata adalah Diabetes Retinopati yang dapat menyebabkan kebutaan. Diabetes retinopati adalah penyebab utama kebutaan pada penderita diabetes di seluruh dunia. The DiabCareAsia 2008 Study melibatkan 1.785 penderita DM pada 18 pusat kesehatan primer dan sekunder di Indonesia dan melaporkan bahwa 42% penderita DM mengalami komplikasi retinopati, dan 6,4% di antaranya merupakan Diabetes Retinopati Proliferatif.

Pada tugas akhir ini dibuat sistem yang dapat mendeteksi penyakit Diabetes Retinopati dengan menggunakan citra retina. Pada tugas akhir sebelumnya yang telah dilakukan Yafis Sukma [1] deteksi retinopati dilakukan dengan mikroaneurisma dan eksudat sebagai parameter lalu mengklasifikasikannya menjadi 4 tingkatan yaitu normal, mild, moderate, severe) dengan menggunakan metode KNN sebagai algoritma klasifikasi, didapatkan tingkat akurasi sebesar 65%. Dan telah dilakukan oleh Ratna Ayu [2] dengan parameter

yang sama dengan algoritma klasifikasinya menggunakan SVM diperoleh akurasi 72%.

Oleh karena itu, dalam tugas akhir ini dilakukan pengembangan dan perbaikan sistem yang mampu mengklasifikasi penyakit Retinopati menjadi 4 tingkatan, yaitu normal, mild, moderate, dan severe. Diabetic retinopathy. Dengan parameter ciri yang digunakan adalah eksudat dan hemorrhage. Tugas akhir ini menggunakan transformasi wavelet dan Color Histogram sebagai metode ekstraksi ciri serta Jaringan Syaraf Tiruan sebagai algoritma klasifikasi.

2. Retinopati Diabetik dan Perancangan Sistem

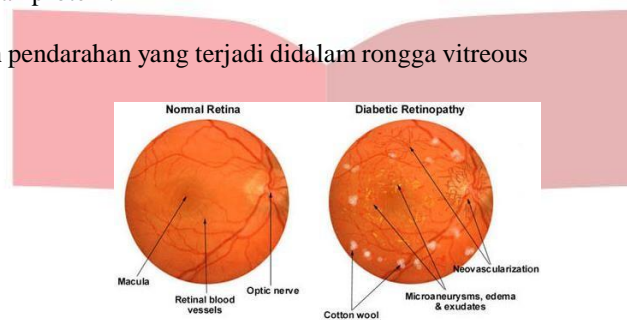
Retinopati Diabetik adalah kelainan retina (retinopati) yang ditemukan pada penderita diabetes mellitus. Retinopati akibat diabetes mellitus lama berupa aneurismata, melebarnya vena, perdarahan dan eksudat lemak. Penderita Diabetes Mellitus akan mengalami retinopati diabetik hanya bila ia telah menderita lebih dari 5 tahun. Bila seseorang telah menderita DM lebih 20 tahun maka biasanya telah terjadi kelainan pada selaput jala / retina. Ada 3 klasifikasi tergantung banyaknya jumlah karakteristik yang terdapat pada retina, yaitu *Mild*, *Moderate*, dan *Severe*. Pada tugas akhir ini, diabetes retinopati akan ditandai dengan karakteristik: [3]

a. Eksudat

Eksudat adalah lemak protein.

b. Hemorrhage

Hemorrhage adalah pendarahan yang terjadi didalam rongga vitreous



Gambar 1. Perbedaan retina normal dan retina pada penderita diabetes retinopati

Pengolahan citra digital bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra dan agar lebih mudah diinterpretasikan oleh manusia atau komputer dalam komputasi. Operasi pengolahan citra digital secara umum diklasifikasikan sebagai berikut. [4]

1. Perbaikan kualitas citra bertujuan memperbaiki kualitas citra melalui manipulasi parameter-parameter citra. Contohnya perbaikan kontras, penajaman, dan perbaikan tepian objek.
2. Restorasi citra bertujuan menghilangkan cacat pada citra. Contohnya penghilangan kesamaran (*deblurring*), penghilangan *noise*.
3. Pengkompresian citra bertujuan untuk mengurangi kapasitas ukuran.
4. Segmentasi citra bertujuan untuk membagi citra ke beberapa segmen. Operasi ini cocok untuk pengenalan pola.

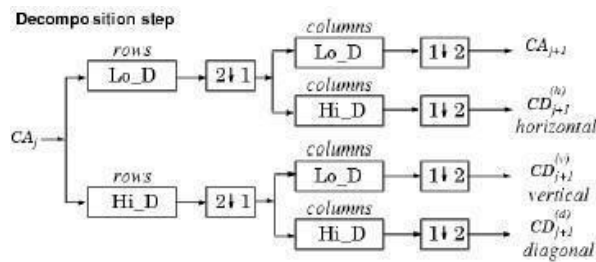
2.1. Discrete Wavelet Transform [5]

Transformasi wavelet diskrit atau Discrete Wavelet Transform (DWT) secara umum merupakan dekomposisi citra pada frekuensi subband citra tersebut. Komponen subband transformasi wavelet dihasilkan dengan cara penurunan level dekomposisi. Dalam transformasi wavelet diskrit, penggambaran sebuah skala waktu sinyal digital didapatkan dengan menggunakan teknik filterisasi digital. Secara garis besar proses dalam teknik ini adalah dengan melewati sinyal yang akan dianalisis pada filter dengan frekuensi dan skala yang berbeda. Pada transformasi wavelet diskrit, sebuah sinyal harus dilewatkan dalam dua filterisasi yaitu highpass filter (HPF) dan (LPF). HPF digunakan untuk menganalisis frekuensi tinggi sedangkan LPF digunakan untuk analisis frekuensi rendah.

Dekomposisi satu tingkat ditulis dengan ekspresi matematika berikut :

$$Y_{\text{tinggi}}^{[k]} = \sum_n X(n)h(2k - n) \quad (2.1)$$

$$Y_{\text{rendah}}^{[k]} = \sum_n X(n)h(2k - n) \quad (2.2)$$



Gambar 2. Dekomposisi DWT

2.2. Color Histogram [6]

Color histogram adalah representasi distribusi warna dalam sebuah gambar yang didapatkan dengan menghitung jumlah pixel dari setiap bagian range warna, secara tipikal dalam dua dimensi atau tiga dimensi. Color histogram dapat diartikan sebagai jumlah piksel dari setiap warna untuk sebuah citra. Color histogram didefinisikan sebagai berikut :

$$Pr(r_k) = \frac{n_k}{n}; 0 \leq r_k \leq L; k = 0, 1, \dots, L-1 \tag{2.3}$$

Dimana :

- $Pr(r_k)$ = probabilitas kemunculan level ke-k
- n_k = jumlah kemunculan level k pada citra
- n = jumlah piksel dalam citra
- L = jumlah level dari histogram

2.3. Jaringan Syaraf Tiruan [7]

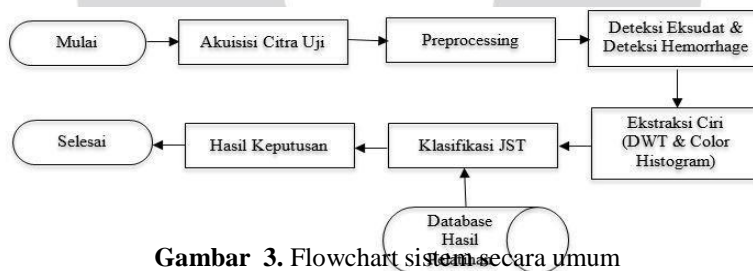
Jaringan Syaraf Tiruan (JST) ialah suatu sistem pengolahan informasi yang mempunyai karakteristik menyerupai jaringan saraf biologis tubuh manusia. Jaringan saraf tiruan telah dikembangkan dengan menggunakan model matematis untuk menirukan cara kerja saraf biologis Y menerima input dari neuron X1, X2, dan X3 dengan bobot masing-masing neuron adalah W1, W2, dan W3 kemudian ketiga impuls tersebut dijumlahkan:

$$Net = X1.W1 + X2.W2 + X3.W3 \tag{2.4}$$

Impuls yang diterima oleh Y mengikuti fungsi aktivasi dari Y, $Y = f(Net)$. Apabila impuls yang diterima oleh Y cukup kuat maka impuls tersebut akan diteruskan. Nilai fungsi aktivasi juga dapat digunakan sebagai dasar untuk merubah bobot.

2.4. Perancangan Sistem

Secara garis besar sistem pada tugas akhir ini adalah sebagai berikut.



Gambar 3. Flowchart sistem secara umum

2.4.1. Preprocessing

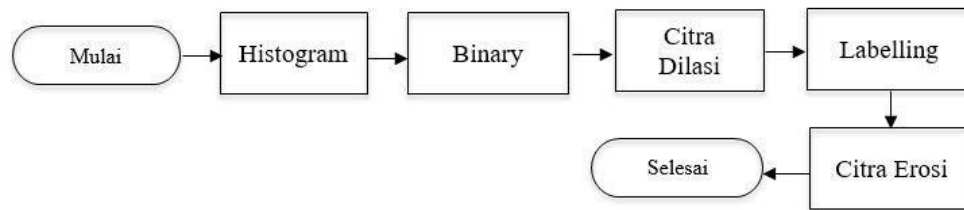
Bagian ini adalah proses pertama yang dilakukan untuk nantinya mendapatkan karakteristik berupa Eksudat dan Hemorrhage. Dalam preprocessing citra dilakukan proses mengubah citra menjadi citra kanal hijau. Hasil dari preprocessing adalah sebagai berikut:



Gambar 6. (a) Citra Input (b) Hasil citra retina setelah tahap preprocessing

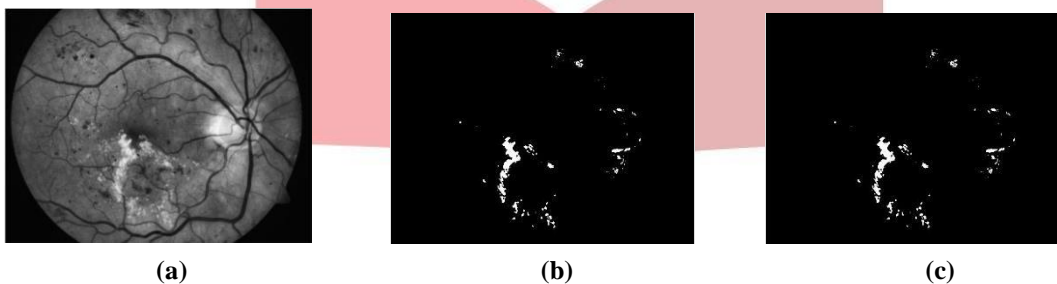
2.3.2. Deteksi Eksudat

Pada deteksi eksudat memerlukan beberapa tahap yang dilakukan seperti yang ditunjukkan pada gambar



Gambar 7. Flowchart proses Segmentasi Eksudat

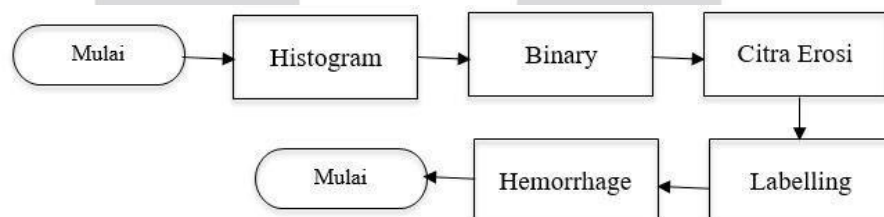
Citra hasil dari tahap *preprocessing* menjadi input untuk mendapatkan karakteristik *eksudat*. Selanjutnya dilakukan proses *adaptive histogram equalization* (*adapthisteq*) untuk meningkatkan intensitas citra agar *eksudat* lebih terlihat jelas. Untuk mendapatkan *eksudat* citra harus di binerisasi sehingga menghasilkan citra yang berwarna hitam putih, langkah awal yang dilakukan adalah dengan memberikan level nilai *threshold*, nilai ini digunakan untuk mempartisi citra *grayscale* kedalam dua buah nilai yaitu hitam dan putih. Nilai level dikalikan dengan 3.3 untuk mendapatkan *eksudat* seperti yang ditunjukkan pada gambar.



Gambar 8. (a) Citra hasil adapthisteq (b) Citra Binary (c) Eksudat

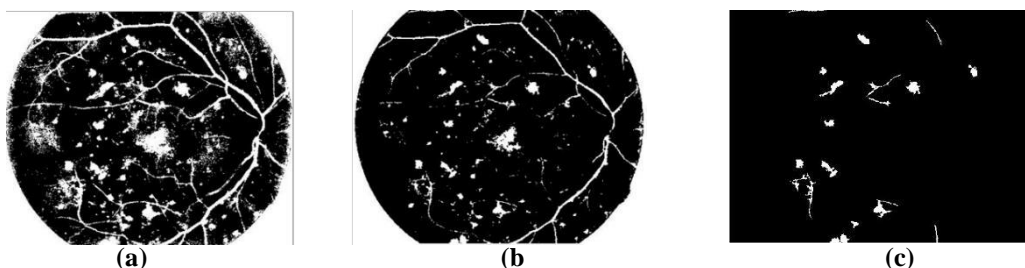
2.3.3. Deteksi Hemorrhage

Untuk mendeteksi hemorrhage, input citra yang digunakan adalah citra hasil dari tahap preprocessing, lalu pada citra tersebut dilakukan tahap *adaptive histogram equalization* yang bertujuan untuk meningkatkan intensitas warna pada citra sehingga *hemorrhage* terlihat lebih jelas. Setelah itu, citra dilakukan tahap binerisasi namun binerisasi ini dilakukan dengan mengambil *complement image*, yaitu dibalik warna hitam dan putihnya agar *hemorrhage* yang terdeteksi menjadi warna putih, lalu diberikan nilai *threshold* yang sesuai agar *hemorrhage* bisa terdeteksi dengan tepat.



Gambar 9. Flowchart proses Segmentasi Hemorrhage

Untuk mendapatkan *hemorrhage* yang benar, maka pembuluh darah dan objek-objek kecil lainnya yang ikut terdeteksi harus dihilangkan, maka selanjutnya dari gambar 3.10 (b) citra dilakukan proses *labelling* dengan diberi nilai *threshold* 600, sehingga objek-objek lain selain *hemorrhage* seperti pembuluh darah tidak akan ikut terdeteksi, *hemorrhage* ditunjukkan pada gambar.



Gambar 10. (a) Citra hasil binerisasi (b) Citra Erosi (c) Hemorrhage

2.3.4. Ekstraksi ciri

Eksudat dan *Hemorrhage* yang didapatkan dari proses *pre-processing* dan segmentasi sebelumnya akan

digunakan sebagai masukan untuk ekstraksi ciri dengan metode *Discrete Wavelet Transform*, input tersebut diproses dekomposisi tingkat berikutnya.

Selain menggunakan DWT, Ciri selanjutnya untuk mengklasifikasikan diabetes retinopati adalah dari warnanya, karena retina yang normal dan retina pada penderita diabetes retinopati memiliki warna yang berbeda karena pada penderita diabetes retinopati terdapat Eksudat dan *Hemorrhage* yang memiliki warna yang berbeda dengan retina normal.

2.3.4. Klasifikasi menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan

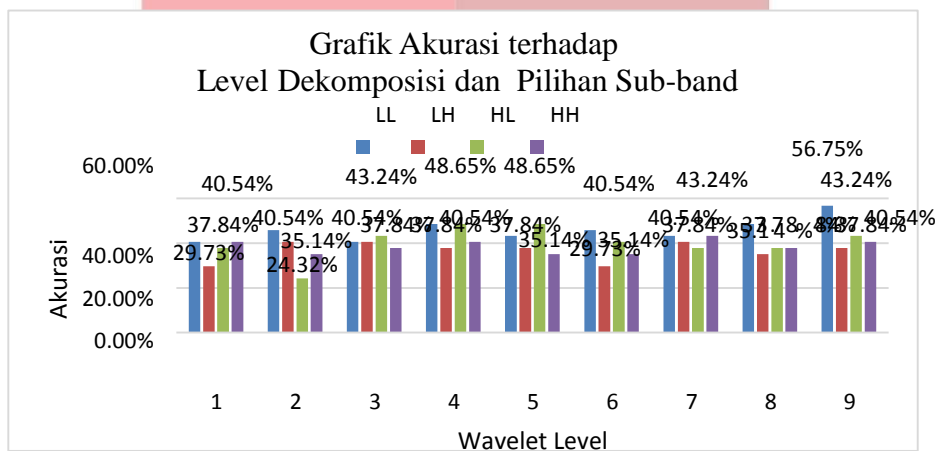
Metode Klasifikasi yang digunakan adalah Jaringan Syaraf Tiruan dengan jenis Backpropagation. Tujuan dari metode JST ini adalah untuk mengklasifikasikan dataset menjadi 4 kelas, yaitu retina normal, Diabetes retinopati Mild, Diabetes retinopati Moderate, dan Diabetes retinopati Severe. Sebelumnya dari dataset yang dimiliki dibagi menjadi 2, yaitu data latih dan data uji.

Adapun beberapa parameter yang harus diperhatikan saat perancangan sistem dengan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan, diantaranya Jumlah *hiddenlayer*, *Mean Squared Error (MSE)*, *Learning rate* dan jumlah *epoch* maksimal.

3. Pembahasan

3.1. Analisis Pengujian 1

Pengujian dilakukan dengan mengubah parameter level dekomposisi DWT, selain itu juga mengubah *Sub-band* yang dikomposisi. Level dekomposisi yang akan dicoba adalah level 1-9 sedangkan *Sub-band* yang digunakan adalah LL, LH, HL, dan HH.

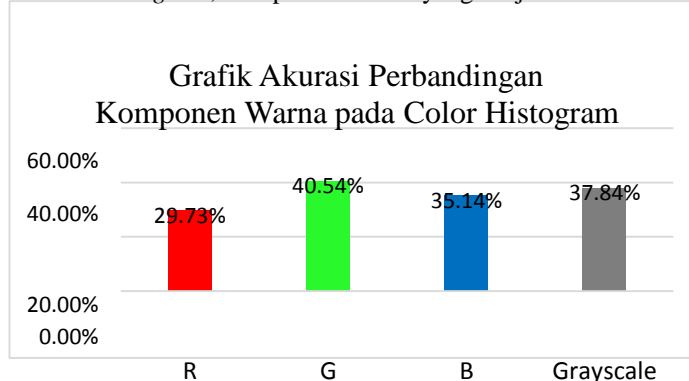


Gambar 12. Grafik Nilai Akurasi Pengujian Skenario 1 dengan DWT

Tabel dan grafik diatas menunjukkan hasil pengujian dengan mengubah-ubah level dekomposisi dan pilihan *Sub-band* yang di-dekomposisi. Menghasilkan nilai akurasi yang paling tinggi yaitu pada level dekomposisi 9 pada *Sub-band* LL, yaitu menghasilkan nilai akurasi sebesar 56.7514 %.

3.2. Analisis Pengujian 2

Pada pengujian skenario kedua dilakukan pengujian terhadap parameter komponen warna yang digunakan sebagai ciri pada proses *Color Histogram*, komponen warna yang diujikan adalah komponen R, G, B, dan *Grayscale*.



Gambar 13. Grafik Nilai Akurasi Pengujian Skenario 1 dengan DWT

Pada pengujian ekstraksi ciri menggunakan *Color Histogram* dengan komponen Histogram Green memberikan hasil akurasi paling tinggi jika dibandingkan dengan Histogram komponen warna lainnya, yaitu sebesar 40.5405 %.

3.3. Analisis Pengujian 3

Pengujian skenario ketiga dilakukan dengan mengoptimasi konfigurasi parameter pada saat proses pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan. . Pengujian ini bertujuan untuk mencari nilai bobot terbaik pada saat klasifikasi *training* yang selanjutnya menjadi *input* untuk bobot pada klasifikasi uji. Parameter yang akan diujikan pada pengujian ketiga ini adalah:

1. Jenis algoritma *training* yang digunakan
2. Jumlah *neuron* pada *Hiddenlayer*, Jumlah *Hiddenlayer* (1 - 2), dan nilai *Learning Rate* (0.01 - 0.10)

1) Jenis Algoritma Training

Yang pertama dengan mengubah algoritma *training* yang akan digunakan pada saat proses klasifikasi *training*. Pada tahap ini beberapa parameter di set dengan nilai tertentu, diantaranya : 1 buah *hiddenlayer* dengan 10 *neuron* didalamnya, *learning rate* 0.01 dan *epoch* maksimal 100.

Tabel 1 Hasil *training* dengan parameter jenis algoritma dengan DWT sebagai Ekstraksi Ciri.

No	Jumlah Input DWT	Jenis Algoritma Training	MSE	Akurasi
1	9	trainlm	0.234	56.75 %
2	9	trainbr	0.434	54.05 %
3	9	trainbfg	0.325	21.62 %
4	9	trainrp	0.740	24.32 %
5	9	trainscg	0.463	48.64 %
6	9	traincgb	0.581	35.13 %
7	9	traincgf	0.478	64.86 %
8	9	traincgp	0.539	29.27 %
9	9	trainoss	0.394	51.35 %
10	9	traingdx	0.838	51.35 %
11	9	traingdm	1.22	40.54 %
12	9	traingd	0.580	78.37 %

Dari tabel diatas dengan 9 buah *input* input dari ekstraksi ciri menggunakan DWT setelah mencoba beberapa algoritma *training* didapatkan nilai akurasi terbaik sebesar 78.37 % dan nilai mse 0.580 dengan menggunakan algoritma *Gradient Descent*.

Tabel .2 Hasil *training* dengan parameter jenis algoritma dengan Color Histogram sebagai Ekstraksi Ciri.

No	Jumlah Input Color Histogram	Jenis Algoritma Training	MSE	Akurasi
1	256	trainlm	1.10e-22	37.83 %
2	256	trainbr	0.779	43.24 %
3	256	trainbfg	0.929	43.24 %
4	256	trainrp	0.432	29.72 %
5	256	trainscg	0.221	24.32 %
6	256	traincgb	0.476	43.24 %
7	256	traincgf	0.327	40.54 %
8	256	traincgp	0.556	29.72 %
9	256	trainoss	0.554	24.32 %
10	256	traingdx	0.770	29.72 %
11	256	traingdm	1.99	32.43 %
12	256	traingd	0.474	45.94 %

Dari tabel diatas dengan 256 buah *input* input dari ekstraksi ciri menggunakan *Color Histogram* komponen warna hijau ,setelah mencoba beberapa algoritma *training* didapatkan nilai akurasi terbaik sebesar 45.94 % dan nilai mse 0.474 dengan menggunakan algoritma *Gradient Descent*.

2) Jumlah Neuron pada Hiddenlayer

Pada pengujian ini parameter yang akan diubah-ubah adalah jumlah neuron yang terdapat di dalam

hiddenlayer. Pada tahap ini beberapa parameter di set dengan nilai tertentu, diantaranya : menggunakan algoritma training Gradient Descent, 1 buah hiddenlayer, learning rate 0.01 dan epoch maksimal 100.

Tabel 3 Hasil *training* dengan Parameter Jumlah Neuron pada 1 Hiddenlayer

No	Jumlah Input DWT	Neuron Hiddenlayer	MSE	Akurasi
1	9	15	0.617	51.35 %
2	9	14	0.562	54.05 %
3	9	13	0.568	56.75 %
4	9	12	0.423	64.86 %
5	9	11	0.580	59.45 %
6	9	10	0.580	78.37 %
7	9	9	0.568	56.75 %
8	9	8	0.594	51.35 %
9	9	7	0.555	62.16 %
10	9	6	0.457	59.45 %
11	9	5	0.606	56.75 %
12	9	4	0.567	51.35 %
13	9	3	0.710	48.64 %
14	9	2	0.787	43.24 %
15	9	1	0.810	43.24 %

Dari tabel diatas bisa dilihat bahwa hasil pengujian dengan menggunakan 1 buah *Hiddenlayer* dengan 10 *neuron* didalamnya menghasilkan nilai akurasi yang paling baik yaitu 78.37 % dan nilai mse 0.580. Pada pengujian berikutnya untuk mencari nilai bobot terbaik, yaitu dengan mengubah nilai *learning rate*, tujuan dari pengujian ini adalah untuk mendapatkan nilai akurasi terbaik dengan menggunakan 1 buah *hiddenlayer*, maka dari itu jumlah *neuron* pada *hiddenlayer* tidak diubah-ubah karena menggunakan hasil terbaik dari pengujian sebelumnya.

Tabel 4 Hasil *training* dengan Parameter Nilai *Learning Rate* pada 1 Hiddenlayer

No	Jumlah Input DWT	Neuron Hiddenlayer	Learning Rate	MSE	Akurasi
1	9	10	0.01	0.580	78.37 %
2	9	10	0.02	0.469	62.16 %
3	9	10	0.03	0.479	59.45 %
4	9	10	0.04	0.412	59.45 %
5	9	10	0.05	0.521	67.56 %
6	9	10	0.06	0.504	64.86 %
7	9	10	0.07	0.477	59.45 %
8	9	10	0.08	4.24	37.83 %
9	9	10	0.09	2.44	43.24 %

Dari pengujian yang ditampilkan hasilnya pada tabel 4.7 didapatkan nilai *learning rate* yang memberikan hasil terbaik adalah 0.01, yaitu dengan nilai akurasi 78.37 % dan nilai mse 0.580 . Pada pengujian selanjutnya proses *training* akan dilakukan dengan menggunakan 2 buah *hiddenlayer* dengan beberapa kombinasi jumlah *neuron* pada *hiddenlayer* pertama dan *hiddenlayer* kedua, didapatkan hasil pengujian dengan menggunakan 2 buah *Hiddenlayer* dengan 12 *neuron* pada *Hidden layer* pertama dan 12 *neuron* pada *Hidden layer* kedua didalamnya menghasilkan nilai akurasi yang paling baik yaitu 70.27 % dan nilai mse 0.409 .

3.4. Analisis Hasil Performa Sistem

Dari tabel 4.5 dapat dilihat dari 37 citra yang di uji-kan, 29 citra ter-klasifikasi dengan benar dan 8 citra salah, dengan hasil ini sistem memiliki nilai akurasi sebesar 78.37 % untuk meng-klasifikasi-kan penyakit Diabetes Retinopati. Oleh karena itu, untuk bisa membantu dan diterapkan oleh dokter dalam pengklasifikasian penyakit Diabetes Retinopati sistem ini masih perlu ditingkatkan kinerjanya dengan mencoba metode yang lebih baik lagi.

3.5. Analisis Waktu Komputasi

Pada pengujian analisis waktu komputasi diuji pengaruh metode ekstraksi ciri DWT dan *Color Histogram* dalam mengklasifikasi sebuah citra. Berikut hasil pengujian yang dilakukan.

Tabel 6 Waktu Komputasi terhadap Metode Ekstraksi Ciri yang Digunakan

Metode Ekstraksi Ciri	Jumlah Citra	Waktu Total	Waktu Rata-Rata
Discrete Wavelet Transform	37	23.26 detik	0.62 detik
Color Histogram	37	8.33 detik	0.22 detik
Discrete Wavelet Transform + Color Histogram	37	26.72 detik	0.72 detik

Berdasarkan hasil perhitungan waktu komputasi yang ditunjukkan pada tabel, waktu yang dibutuhkan untuk mengklasifikasi citra berbeda-beda pada setiap metode ekstraksi ciri yang digunakan. Dengan menggunakan *Discrete Wavelet Transform* waktu komputasi lebih lama karena ada proses segmentasi eksudat dan *hemorrhage* untuk ekstraksi cirinya, sehingga diperlukan waktu untuk proses segmentasi tersebut.

4. Kesimpulan

Dari hasil analisis pengujian sistem klasifikasi penyakit Diabetes Retinopati berbasis citra digital menggunakan metode *discrete wavelet transform* dan *color histogram* serta menggunakan jaringan syaraf tiruan sebagai metode klasifikasinya pada tugas akhir ini, maka didapatkan kesimpulan sebagai berikut.

1. *Discrete wavelet transform* lebih cocok digunakan pada sistem klasifikasi penyakit Diabetes Retinopati. Dengan menggunakan metode *discrete wavelet transform* sebagai ekstraksi ciri didapatkan akurasi 56.75 %, sedangkan dengan metode *color histogram* didapatkan akurasi 40.54 %.
2. Algoritma *training Gradient Descent* memberikan hasil terbaik pada proses pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan. Dengan input dari *Discrete wavelet transform* didapat akurasi 78.37 %, dengan input dari *Color Histogram* didapat akurasi 45.94 %, sedangkan input dari gabungan *Discrete wavelet transform* dan *Color Histogram* didapat akurasi 54.05 %.
3. Tingkat akurasi tertinggi yang didapat dari hasil pengujian menggunakan satu *hiddenlayer* adalah 78.37 %, sedangkan dengan menggunakan dua *hiddenlayer* didapat 70.27 %.
4. Dengan nilai *learning rate* yang semakin besar dapat mempercepat waktu klasifikasi, namun belum tentu memiliki tingkat akurasi yang baik dan nilai MSE yang dihasilkan semakin besar.
5. Waktu komputasi dengan *Discrete wavelet transform* (0.62 s) lebih lama dibandingkan dengan *Color Histogram* (0.22 s) untuk mengklasifikasikan satu data uji.

Daftar Pustaka:

- [1] Y. S. Kurniawan, DETEKSI DAN KLASIFIKASI TINGKAT KEPARAHAN RETINOPATI DIABETES DENGAN MENGGUNAKAN METODE KLASIFIKASI K - NEAREST NEIGHBOR, Bandung: Universitas Telkom, 2015.
- [2] R. A. Gitasari, KLASIFIKASI PENYAKIT DIABETES RETINOPATI BERDASARKAN CITRA DIGITAL DENGAN MENGGUNAKAN METODE WAVELET DAN SUPPORT VECTOR MACHINE, Bandung: Universitas Telkom, 2015.
- [3] R. Sitompul, "Retinopati Diabetik," Agustus 2011.
- [4] Munir, Renaldi, Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik, Bandung: Penerbit Informatika, 2004.
- [5] J.J. Ding and J.D. Huang, The Discrete Wavelet Transform for Image Compression, 2007.
- [6] A.Ramesh Kumar, D.Saravanan, "Content Based Image Retrieval Using Color," *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, vol. 4 (2), 2013.
- [7] S. Ravishankar, Automated Feature Extraction for Early Detection of Diabetic Retinopathy in Fundus Image, University of Illinois at Urbana-Champaign.
- [8] E. YANI, Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan, 2005.