

KLASIFIKASI RETINOPATI DIABETIK NON-PROLIFERATIF DAN PROLIFERATIF BERDASARKAN CITRA FUNDUS MENGGUNAKAN METODE GABOR WAVELET DAN KLASIFIKASI JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION

CLASSIFICATION OF DIABETIC RETINOPATHY NON-PROLIFERATIVE AND PROLIFERATIVE BASED ON FUNDUS IMAGES USING GABOR WAVELET AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BACKPROPAGATION CLASSIFICATION

Donny Janu Sundoro¹, Raditiana Patmasari, S.T., M.T.², Ir. Rita Magdalena, M.T.³

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

¹ donnysundoro@students.telkomuniversity.ac.id, ² raditiana@telkomuniversity.ac.id,

³ ritamagdalen@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Retinopati diabetik merupakan komplikasi mikrovaskular di retina mata pada penderita diabetes melitus. Jika tidak tertangani, penyakit ini bisa berakibat pada kebutaan. Retinopati diabetik memiliki tiga tipe sesuai dengan tingkat keparahan penderitanya, yaitu normal, non-proliferatif (NPDR), dan proliferasi (PDR). Proses deteksi dan klasifikasi tingkat keparahan penderita retinopati diabetik saat ini masih dilakukan secara manual oleh tenaga medis terlatih. Seiring dengan berkembangnya bidang teknologi, memungkinkan pengembangan suatu sistem yang dapat mengklasifikasi tingkat keparahan retinopati diabetik.

Pada tugas akhir ini, dirancang suatu sistem klasifikasi tingkat keparahan retinopati diabetik berdasarkan citra fundus dengan pengolahan citra digital. Klasifikasi tersebut dibagi menjadi lima kelas tingkat keparahan, yaitu normal, non-proliferatif (*mild*, *moderate*, dan *severe*), serta proliferasi yang masing-masing terbagi dalam 60 buah data latih dan 40 buah data uji. Metode yang digunakan untuk ekstraksi ciri adalah Gabor *Wavelet* dan Jaringan Saraf Tiruan (JST) *Backpropagation* sebagai algoritma klasifikasi.

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, didapatkan akurasi terbaik sebesar 85% dengan jumlah data latih 60 buah. Parameter terbaik menggunakan citra *resize* dengan resolusi 512x512, citra kanal biru, parameter orde satu *feature variance* dan *entropy*, *downsampling* $d_1=16$ dan $d_2=16$, dengan proses klasifikasi menggunakan jumlah neuron *hidden layer* 200 buah; *learning rate* 0,005; dan *epoch* sebanyak 1000 kali.

Kata Kunci: Retinopati Diabetik, NPDR, PDR, Gabor Wavelet, JST Backpropagation

Abstract

Diabetic retinopathy is a microvascular complication in the retina of the eye in people with diabetes mellitus. If not treated, this disease can result in blindness. Diabetic retinopathy has three types according to the severity of the sufferer, namely normal, non-proliferative (NPDR), and proliferative (PDR). The process of detection and classification of the severity of diabetic retinopathy patients is still done manually by trained medical personnel. Along with the development of the technology field, it allows the development of a system that can classify the severity of diabetic retinopathy.

In this final project, a system of classification of the severity of diabetic retinopathy is designed based on fundus images with digital image processing. The classification is divided into five classes of severity, namely normal, non-proliferative (*mild*, *moderate*, and *severe*), and proliferative which is equally divided into 60 training data and 40 test data. The method used for feature extraction is Gabor Wavelet and Artificial Neural Network (ANN) Backpropagation as a classification algorithm.

Based on the tests that have been done, the best accuracy is obtained at 85% with 60 training data. The best parameters using *resize* images with 512x512 resolution, blue canal image, first order parameter *feature variance* and *entropy*, *downsampling* $d_1 = 16$ and $d_2 = 16$, with the classification process using 200 pieces of hidden layer neurons, *learning rate* 0.005, and *epoch* 1000 times.

Keywords: Diabetic Retinopathy, NPDR, PDR, Gabor Wavelet, ANN Backpropagation

1. Pendahuluan

Retinopati adalah suatu kelainan atau degenerasi pada retina akibat dari penutupan atau sumbatan pembuluh darah, sehingga mengakibatkan gangguan nutrisi pada retina. Penyebabnya antara lain adalah hipertensi, arteriosklerosis, leukimia dan diabetes melitus [1]. Diabetes melitus merupakan penyakit metabolik yang ditandai dengan kadar gula darah yang tinggi (hiperglikemia) akibat dari kurangnya kadar hormon insulin dalam tubuh. Tingginya kandungan kadar gula dalam darah secara terus-menerus dan bertahan selama bertahun-tahun dapat menimbulkan komplikasi

pada organ mata sehingga dapat menyebabkan kebutaan [10]. Penderita dengan tipe 1 (insulin dependen diabetes) dan tipe 2 (non insulin dependen diabetes), mempunyai resiko yang sama untuk terserang retinopati diabetik [8].

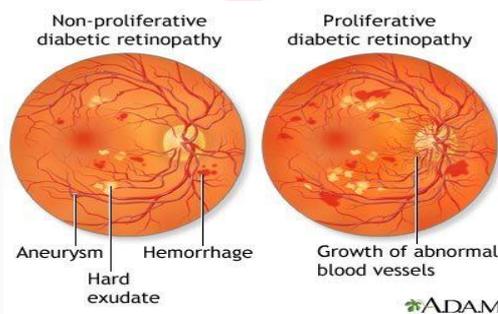
Retinopati diabetik dapat muncul tanpa gejala dan penderita diabetes melitus yang telah menderita dengan kurun waktu 5-15 tahun mempunyai kemungkinan menderita retinopati diabetik sebesar 40-50%, kemudian kemungkinan terserang retinopati diabetik meningkat menjadi 60% pada penderita diabetes melitus diatas 15 tahun. Di Amerika Serikat setiap tahun lebih dari 8000 penderita diabetes menjadi buta karena retinopati diabetik [1].

Dibutuhkan sebuah sistem pengolahan citra digital untuk klasifikasi tingkat keparahan retinopati diabetik berdasarkan citra fundus. Klasifikasi tersebut dibagi menjadi lima kelas, yaitu normal, non-proliferasif (meliputi *mild*, *moderate*, dan *severe*), serta proliferasif. Citra fundus akan mengalami *pre-processing*, dilanjutkan dengan ekstraksi ciri menggunakan metode Gabor *Wavelet* Kemudian, proses klasifikasi menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) *Backpropagation*. Pada studi ini, diharapkan mampu merancang dan melihat parameter yang berpengaruh untuk membangun sistem dengan baik.

2. Dasar Teori dan Perancangan

2.1. Retinopati Diabetik

Retinopati diabetik adalah suatu mikroangiopati progresif yang ditandai dengan kerusakan dan sumbatan pembuluh-pembuluh halus, meliputi arteriol prekapiler retina, kapiler-kapiler dan vena-vena [2]. Setidaknya ada beberapa faktor sistemik yang dapat mempengaruhi terjadinya retinopati diabetik antara lain adalah: (1) Hipertensi. Beberapa penelitian mendapatkan bahwa baik pada retinopati diabetik non-proliferasif maupun proliferasif, progresivitas retinopati berhubungan dengan tekanan darah sistolik dan diastolik. (2) Pengendalian kadar gula darah. Pengendalian gula darah yang baik akan memperlambat terjadinya perubahan pembuluh darah. (3) Kehamilan. Progresivitas retinopati menjadi lebih cepat pada kehamilan [1].



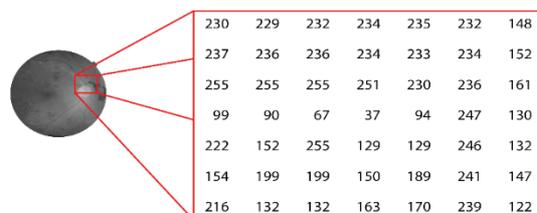
Gambar 1. Retinopati Diabetik Non-Proliferasif dan Proliferasif [12]

Adapun pembagian fase retinopati diabetik, yaitu [11]:

- Normal : Tidak ada gejala
- Mild Non-proliferasif* : Hanya terdapat mikroaneurisma
- Moderate Non-proliferasif* : Lebih dari mikroaneurisma namun kurang dari gejala *severe non-proliferasif*
- Severe Non-proliferasif* : intraretinal *hemorrhage*, *venous beading*, IRMA
- Proliferasif* : Neovaskularisasi, preretinal *hemorrhage*

2.2. Citra Digital

Citra digital adalah citra yang dapat diolah oleh komputer. Sensor optik yang terdapat di dalam sistem pencitraan disusun sedemikian rupa sehingga membentuk bidang dua dimensi (x,y) . Besar intensitas yang diterima sensor di setiap titik (x,y) disimbolkan oleh $f(x,y)$ dan besarnya tergantung pada intensitas yang dipantulkan oleh objek [10].



Gambar 2. Citra Digital [8].

Fungsi $f(x,y)$ dapat dipisahkan menjadi dua komponen, yaitu:

- Jumlah cahaya yang berasal dari sumbernya disimbolkan oleh $i(x,y)$ (*illumination*), nilainya antara 0 dan ∞ .
- Derajat kemampuan objek memantulkan cahaya $r(x,y)$ (*reflection*), nilainya antara 0 dan 1.

Besar $f(x,y)$ merupakan kombinasi dari keduanya, yaitu: $f(x,y) = i(x,y).r(x,y)$. Di bawah ini merupakan contoh bentuk dimensi dari sebuah citra digital.

- Citra berwarna dikenal juga dengan citra *multispectral*, dimana warna citra biasanya dinyatakan dalam tiga komponen warna, yaitu merah, hijau, dan biru (RGB). Citra berwarna $\{f_{merah}(x,y), f_{hijau}(x,y), f_{biru}(x,y)\}$ merupakan fungsi harga vektor tingkat keabuan merah, hijau, dan biru [8].
- Citra derajat keabuan atau *greyscale* juga disebut sebagai citra monokrom atau citra hitam-putih. Citra tersebut merupakan citra satu kanal, dimana $f(x,y)$ merupakan tingkat keabuan dari hitam ke putih. Dimana x menyatakan variabel baris, sedangkan y menyatakan variabel kolom [8].
- Citra biner adalah citra dengan skala intensitas (jumlah intensitas maksimum) dua warna. Tiap intensitasnya dapat diwakili oleh nol untuk warna hitam dan nilai satu untuk warna putih [8].

2.3. Gabor Wavelet

Gabor *Wavelet* merupakan pengembangan dari transformasi *wavelet* yang memiliki tujuan sama, yaitu memunculkan ciri-ciri khusus dari gambar yang telah dikonvolusi terhadap kernel [5]. Penggunaan metode gabor memiliki relevansi biologis karena sebuah ciri biologi dapat memberikan informasi yang unik berkaitan dengan identifikasi masing-masing individu [6]. Daugman memelopori penggunaan representasi 2D Gabor Wavelet dalam computer vision pada tahun 1980an [6].

Proses *filtering image* menggunakan Gabor *Wavelet* dipandang sebagai operasi konvolusi antara matrik *image* dengan matrik kernel konvolusi [5]. Digunakan Gabor *Wavelet* kernel 2D sebagai filter yang diperoleh dengan memodulasi gelombang sinus 2D pada frekuensi dan orientasi tertentu dengan Gaussian envelope [9]. Dua kumpulan koefisien untuk kernel dari beberapa sudut frekuensi di satu pixel dalam gambar disebut Jet. Jet merupakan potongan kecil dari grey values dalam sebuah gambar mengelilingi pixel yang diberikan $X = (\bar{x}, \bar{y})$. Dengan persamaan Gabor Filter yang biasa digunakan adalah seperti berikut:

$$\psi_{\mu,v}(z) = \frac{\|k_{\mu,v}\|}{\sigma^2} e^{-\frac{\|k_{\mu,v}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}} \left[e^{ik_{\mu,v} \cdot z} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}} \right] \quad (1)$$

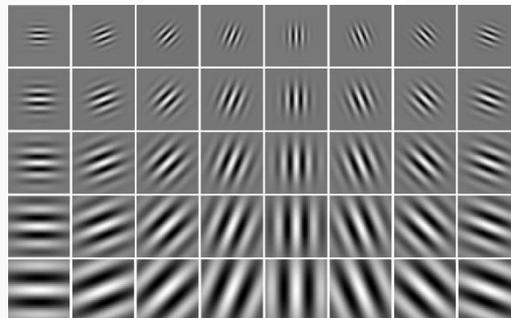
Dimana μ dan v adalah orientasi dan skala dari *Gabor Filter* $Z = (x, y)$ dan $K_{\mu,v}$

$$k_{\mu,v} = k_v e^{i\varphi_u} \quad (2)$$

$$k_v = \frac{k_{max}}{f^v} \quad (3)$$

$$\varphi_u = \frac{\pi\mu}{8} \quad (4)$$

k_{max} adalah frekuensi maksimum dan f adalah *spacing factor* diantara kernel dalam domain frekuensi. Dengan nilai umum $s=2p$, $k_{max}=p/2$ dan $f=v2$.



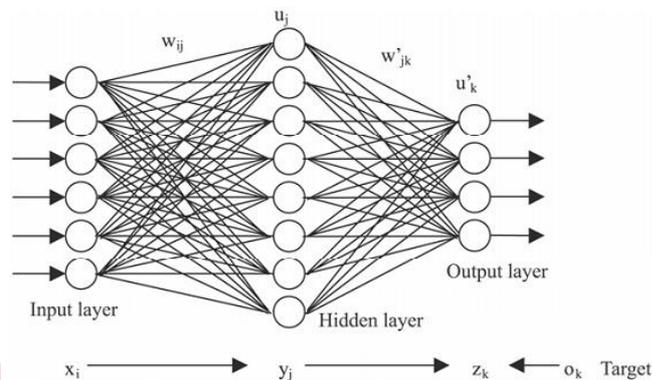
Gambar 2. Representasi Nilai Real Gabor Kernel

Jika semua *Gabor filter* dengan variasi frekuensi (f) dan orientasi (θ) diterapkan pada satu titik tertentu (x,y), maka didapatkan banyak respon *filter* untuk titik tersebut. Contohnya, jika digunakan lima frekuensi ($f = 0, 1, 2, 3, 4$) dan delapan orientasi (θ), maka dihasilkan 40 respon *filter* untuk tiap citra yang dikonvolusikan dengan *filter* tersebut. Citra *database* dan citra yang dikenali dikonvolusi lebih dahulu dengan *Gabor Filter*. Konvolusi tersebut menghasilkan titik-titik dengan nilai tertentu yang disebut sebagai *gabor jet response* [9].

2.4. Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation*

Sebuah JST membutuhkan sistem pembelajaran untuk melakukan penyesuaian koneksi sinaptik antar layer. Salah satu metode yang digunakan untuk pembelajaran tersebut adalah *backpropagation*. Saat proses pengolahan data selesai, dihasilkan nilai *output* dan nilai eror. Dalam metode ini, nilai eror tersebut akan dimasukkan kembali ke dalam

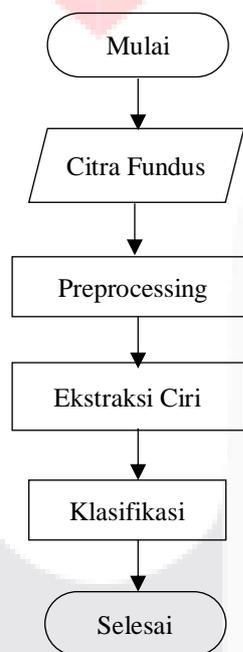
sistem sebagai propagasi balik, dimulai dari *output layer* sampai *input layer*. Lalu, bobot antar *layer* akan melakukan penyesuaian berdasarkan nilai error tersebut [1][9].



Gambar 3. Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation*

2.5. Desain Sistem

Pada tugas akhir ini dibuat sistem klasifikasi diabetik retinopati berdasarkan citra fundus menggunakan metode Gabor Wavelet sebagai ekstraksi ciri dan JST Backpropagation sebagai klasifikasi. Sebagaimana blok diagram sistem dibawah ini.



Gambar 4. Blok Diagram Sistem

2.6. Data Citra

Citra yang digunakan adalah citra fundus retina dengan jumlah 100 citra. Terbagi dalam 60 data latih dan 40 data uji, yang terbagi masing-masing sebanyak 5 kelas tingkat keparahan.

2.7. Pre-processing

Pre-processing terdiri dari dua tahap, yaitu *resize* citra dan pemilihan kanal warna citra. Resolusi *resize* yang digunakan adalah 50x50, 128x128, 256x256, 512x512, dan 1024x1024. Kanal warna yang digunakan adalah *grayscale*, kanal merah, kanal hijau, dan kanal biru. Citra hasil pre-processing akan masuk ke tahap ekstraksi fitur.

2.8. Ekstraksi Ciri

Pada tahap ekstraksi fitur metode yang digunakan adalah *Gabor Wavelet*. *Gabor Wavelet* dipakai untuk mendapatkan nilai ciri pada suatu citra. Fungsi dari filter tersebut adalah filter yang dapat melewati suatu objek tertentu dengan meminimalisasi ciri atau *feature* yang tidak penting dalam domain ruang dan frekuensi. Pada filter 2D *Gabor Wavelet* orientasi yang berbeda-beda dapat menghasilkan sebuah filter yang akan digunakan dalam ekstraksi ciri atau *feature*. Hasil dari ekstraksi fitur tersebut akan disimpan dengan label kelas untuk diproses pada tahap klasifikasi.

2.9. Klasifikasi

Proses terakhir adalah proses klasifikasi citra fundus berdasarkan jenisnya, yaitu normal, non-proliferasif (*mild*, *moderate*, dan *severe*), serta proliferasif. Proses klasifikasi menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan

Backpropagation. Citra latih dan kelas latih dari tahap sebelumnya, akan masuk ke sistem JST *Backpropagation* sebagai pelatihan. Hasil dari pelatihan tersebut akan disimpan sebagai *database* latih. Selanjutnya, data uji akan melewati tahap yang sama seperti data latih, lalu masuk ke proses klasifikasi. Data uji diklasifikasi menjadi lima kelas berdasarkan *database* latih yang telah ada.

3. Pembahasan

3.1. Pengujian Skala dan Orientasi Gabor Wavelet

Skenario pengujian tahap ini adalah mengubah parameter yang terdapat pada metode Gabor *Wavelet* sebagai ekstraksi fitur. Pengujian yang dilakukan meliputi, nilai skala dan nilai orientasi, parameter orde satu (*mean, variance, standar deviasi, skewness, kurtosis, entropy*) dan nilai *downsampling* d_1 dan d_2 . Kemudian, pada parameter JST *Backpropagation*, digunakan parameter tetap yaitu menggunakan satu buah *hidden layer* dengan nilai *neuron* 500; *learning rate* 0,005; dan *epoch* sebanyak 1000 kali.

Nilai skala yang diuji adalah 2, 3, 5, 6. Sedangkan nilai orientasi yang diuji adalah 6, 7, 8, 9. Pengujian pada tahap ini menggunakan parameter tetap orde satu *feature variance* dan *entropy*, dan nilai *downsampling* $d_1=2, d_2=2$.

Tabel 1. Pengujian Skala dan Orientasi Gabor Wavelet

Skala	Orientasi	Akurasi (%)	Rata-Rata (%)	Waktu Komputasi (s)
2	6	38,33	51,66	79,662
	7	33,33		82,394
	8	70		102,919
	9	65		104,812
3	6	21,66	23,33	114,523
	7	15		120,124
	8	28,33		139,954
	9	28,33		151,743
5	6	41,66	51,66	177,086
	7	55		179,618
	8	75		244,822
	9	35		231,151
6	6	68,33	72,08	178,590
	7	78,33		191,358
	8	71,66		274,161
	9	70		296,604

Berdasarkan tabel diatas, besaran nilai skala (u) dan orientasi (v) mengalami naik turun terhadap akurasi yang dihasilkan. Hasil rata-rata terbaik didapat ketika skala bernilai 6, begitu juga dengan akurasi tertinggi juga terdapat pada nilai skala 6 dengan nilai orientasi 7. Semakin besar nilai skala (u) dan orientasi (v) yang digunakan maka semakin banyak ciri yang dianalisis. Ciri yang dihasilkan adalah berupa perkalian jumlah skala dan orientasi yang menghasilkan kernel *real* dan *imaginer* yang dikonvolusikan dengan citra masukan. Akan tetapi, nilai skala (u) dan orientasi (v) memiliki nilai maksimal pada nilai tertentu. Pada pengujian ini, nilai maksimal dengan akurasi tertinggi didapat ketika skala (u) = 6 dan orientasi (v) = 7.

3.2. Pengujian Parameter Orde Satu pada Gabor Wavelet

Parameter yang diuji adalah *feature mean, variance, standar deviasi, skewness, kurtosis, entropy* dan kombinasi dari beberapa *feature* tersebut. Pengujian pada tahap ini menggunakan parameter tetap nilai skala = 6, orientasi = 7, dan *downsampling* $d_1=2, d_2=2$.

Tabel 2. Pengujian Parameter Orde Satu pada Gabor Wavelet

Gabor Feature	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
<i>Mean</i>	40	316,400
<i>Variance</i>	40	251,031
<i>Skewness</i>	21,66	265,276
<i>Kurtosis</i>	58,33	224,499
<i>Standar Deviasi</i>	35	242,439
<i>Entropy</i>	58,33	223,771
<i>Mean, Variance</i>	63,33	233,073
<i>Variance, Entropy</i>	80	238,187
<i>Entropy, Standar Deviasi</i>	23,33	214,785
<i>Mean, Kurtosis</i>	36,66	263,299
<i>Variance, Entropy, Mean</i>	18,33	199,274
<i>Standar Deviasi, Variance, Kurtosis, Skewness</i>	25	266,986

Berdasarkan tabel diatas, akurasi tertinggi didapatkan ketika parameter orde satu menggunakan *feature variance* dan *entropy*. *Feature* yang terlalu sedikit atau berlebihan akan berpengaruh pada nilai akurasi, karena akan membuat ciri yang mempengaruhi proses identifikasi suatu citra dalam algoritma klasifikasi.

3.3. Pengujian *Downsampling Gabor Wavelet*

Pengujian parameter faktor *downsampling* baris matriks (d_1) dan kolom matriks (d_2). Parameter d_1 dan d_2 yang digunakan adalah (2,2), (4,4), (8,8), (16,16) dan (32,32) dengan parameter tetap orde satu *feature variance* dan *entropy*, skala 6, dan orientasi 7.

Tabel 3. Pengujian *Downsampling Gabor Wavelet*

<i>Downsampling</i>	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
2,2	70	228,724
4,4	40	217,071
8,8	80	222,736
16,16	85	226,826
32,32	76,66	214,684

Berdasarkan tabel diatas, diperoleh hasil akurasi tertinggi ketika nilai *downsampling* (16,16) sebesar 85%. Semakin besar nilai *downsampling* maka nilai komputasi akan semakin cepat, karena besaran nilai yang tinggi tersebut dapat menghilangkan ciri penting yang dihasilkan dari ekstraksi ciri pada citra.

3.4. Pengujian Jumlah Neuron pada *Hidden Layer*

Skenario pengujian terakhir adalah skenario pengujian terhadap beberapa parameter pada proses klasifikasi menggunakan algoritma *JST Backpropagation*. Parameter yang diuji adalah jumlah neuron pada *hidden layer*, nilai *learning rate*, dan jumlah *epoch*. Pengujian ini menggunakan parameter tetap *Gabor Wavelet* dengan nilai skala 6, orientasi 7, *feature* orde satu *variance*, *entropy* dan *downsampling* (16,16).

Pada tahap ini, dilakukan pengujian terhadap jumlah neuron dalam *hidden layer*. Jumlah neuron tersebut berpengaruh pada kecepatan komputasi dan *update* bobot serta eror pada setiap proses klasifikasi. Jumlah neuron yang diuji memiliki nilai antara 75 sampai 1000 neuron. Hasil dari pengujian tersebut dapat dilihat pada tabel di bawah ini.

Tabel 4. Pengujian Jumlah Neuron pada *Hidden Layer*

Neuron <i>Hidden Layer</i>	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
75	45	230,485
100	47,5	207,863
200	75	233,865
350	55	219,207
500	40	218,244
750	15	225,938
1000	20	250,233

Berdasarkan tabel diatas, akurasi tertinggi didapatkan dengan jumlah neuron sebanyak 200 dengan waktu komputasi 233,865 detik. Hal ini disebabkan karena pada nilai 200 sudah mencapai titik stabil atau *overfitting*, yaitu dimana nilai yang kurang atau lebih dari titik tersebut mengalami kejenuhan dalam pengujian.

3.5. Pengujian Nilai *Learning Rate*

Pada pengujian parameter *learning rate*, nilai tersebut merupakan nilai yang menentukan laju pemahaman dan efektivitas pembelajaran pada *JST Backpropagation*. *Learning rate* juga dapat mempengaruhi kestabilan algoritma yang digunakan. Nilai *learning rate* yang diuji meliputi rentang nilai antara 0,001 sampai 0,09. Hasil dari pengujian dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 5. Pengujian Nilai *Learning Rate*

<i>Learning Rate</i>	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
0,001	27,5	237,223
0,005	65	223,002
0,009	40	229,954
0,01	32,5	237,683
0,05	22,5	235,402
0,09	52,5	236,813

Berdasarkan tabel diatas, didapatkan akurasi terbaik ketika nilai *learning rate* 0,005. Dalam pengujian ini nilai *learning rate* 0,005 adalah nilai yang ideal, karena nilai yang terlalu kecil akan menghasilkan nilai *error* yang tinggi karena mengalami pembelajaran yang sangat lambat sehingga perubahan bobot yang dihasilkan juga berubah dengan

lambat. Sedangkan pada nilai *learning rate* yang semakin tinggi akan membuat laju pembelajaran yang cepat sehingga berakibat pada ketelitian dalam perhitungan penyesuaian bobot menjadi berkurang.

3.6. Pengujian Jumlah *Epoch*

Pada skenario pengujian ini, dilakukan pengujian terhadap jumlah *epoch* atau iterasi dalam satu proses klasifikasi. Jumlah tersebut menentukan jumlah pelatihan yang dilakukan untuk *update* bobot jaringan pada metode *Backpropagation*. Nilai *epoch* yang diuji adalah antara 100 sampai dengan 10000. Hasil pengujian dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 6. Pengujian Jumlah *Epoch*

<i>Epoch</i>	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
100	40	299,968
200	25	210,674
500	20	218,540
1000	55	228,418
2000	30	221,069
4000	22,5	214,924
5000	25	221,791
10000	15	197,766

Berdasarkan tabel diatas, didapatkan hasil akurasi terbaik dengan jumlah *epoch* sebanyak 1000 kali. Hal ini disebabkan karena pada nilai 1000 sudah mencapai titik stabil, sehingga nilai yang kurang atau lebih dari titik tersebut mengalami kejenuhan dalam pengujian.

4. Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan sebagai berikut.

1. Telah dibuat sistem yang mampu mengklasifikasikan tingkat keparahan berdasarkan lima kelas menggunakan metode Gabor *Wavelet* dan klasifikasi JST *Backpropagation*.
2. Akurasi terbaik pada pengujian ekstraksi ciri menggunakan metode Gabor *Wavelet* didapatkan menggunakan 60 citra latih dengan nilai skala 6 dan orientasi 7, parameter orde satu *feature variance* dan *entropy*, dan *downsampling* (16,16) dengan nilai sebesar 85%.
3. Akurasi terbaik pada pengujian klasifikasi JST *Backpropagation* didapatkan menggunakan 40 citra uji dengan nilai neuron *hidden layer* 200; *learning rate* 0,005; dan *epoch* sebanyak 1000 kali dengan nilai sebesar 75%

Daftar Pustaka:

- [1] Suharjo dan Hartono, Ilmu Kesehatan Mata, Yogyakarta: Bagian Ilmu Penyakit Mata Fakultas Kedokteran UGM, 2007.
- [2] R. Rahmawati, Diabetik Retinopati, USU Repository., 2007.
- [3] Suyanto, Artificial Intelligence: Searching, Reasoning, Planning, Learning. Revisi ke-2, Bandung: Penerbit Informatika, 2014.
- [4] M. H. Purnomo dan A. Muntasa, Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2010.
- [5] U. N. Wisesty dan M. Titik, "Implementasi Gabor Wavelet dan Support Vector Machine pada Deteksi Polycystic Ovary (PCO) Berdasarkan Citra Untrasonografi," *IND. JOURNAL ON COMPUTING*, vol. 1, no. 2, pp. 67-82, 2016.
- [6] I. Daubechies, "The Wavelet Transform, Time-Frequency Localization And Signal Analysis," *IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION THEORY*, vol. 36, no. 5, pp. 961 - 1005, 1990.
- [7] L. E. Siahaan, R. F. Umbara, S. Si, MSi dan Y. Sibaroni, S.T., M.T., "Prediksi Indeks Harga Saham dengan Metode Gabungan Support Vector Regression dan Jaringan Syaraf Tiruan," *IND. JOURNAL ON COMPUTING*, vol. 2, no. 1, pp. 21-30, 2017.
- [8] R. Harnila, R. D. Atmaja dan I. Wijayanto, "Klasifikasi Retinopati Diabetik Non-Proliferatif Dan Proliferatif Berdasarkan Citra Fundus Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 5, p. 5086, 2018.
- [9] N. Ibrahim, B. Hidayat dan S. Darana, "Deteksi Kualitas Keju Menggunakan Metode Gabor Wavelet Dengan Klasifikasi K Nearest Neighbor (K-NN) Pada Citra Digital," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 4, p. 1710, 2017.
- [10] A. P. Pratama, R. D. Atmaja dan H. F. T, "Deteksi Diabetes Retinopati Pada Foto Fundus Menggunakan Color Histogram & Transformasi Wavelet," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 3, p. 4552, 2016.

- [11] "America Academy of Ophthalmology,," *Diabetic Retinopathy - Middle East*, 2016.
- [12] A. Images, Ebix, inc., 2019. [Online]. Available: <http://www.adamimages.com/Illustration/SearchResult/1/PROLIFERATIVE>. [Diakses 08 April 2019].
- [13] "Alodokter," [Online]. Available: <https://www.alodokter.com/melihat-lebih-dalam-anatomi-mata-anda>. [Diakses 08 April 2019].
- [14] R. A. Rahadian, *Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Untuk Mendeteksi Anemia Melalui Konjungtiva Pada Mata Berbasis Pengolahan Citra Digital*, Bandung: Telkom University, 2018.

