

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

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

Rani Harnila¹, Ratri Dwi Atmaja, S.T., M.T.², Inung Widjayanto, S.T., M.T.³

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

¹ ranila@students.telkomuniversity.ac.id, ² ratridwiatmaja@telkomuniversity.ac.id,

³ iwijayanto@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Retinopati diabetik merupakan komplikasi mikrovaskular retina mata yang ditemukan pada penderita diabetes melitus. Jika terus berlanjut, retinopati diabetik akan menjadi penyebab kebutaan. Retinopati diabetik memiliki tiga tipe sesuai dengan tingkat keparahan penderitanya, yaitu normal, non-proliferatif (NPDR), dan proliferasi (PDR). Seiring berkembangnya bidang teknologi, memungkinkan pengembangan suatu sistem berbasis pengolahan citra digital yang dapat mengklasifikasi tingkat keparahan retinopati diabetik.

Tugas akhir ini, memanfaatkan pengolahan citra digital untuk klasifikasi tingkat keparahan retinopati diabetik berdasarkan citra fundus. Klasifikasi tersebut dibagi menjadi lima kelas, yaitu normal, non-proliferatif (meliputi mild, moderate, dan severe), serta proliferasi. Metode ekstraksi ciri yang digunakan adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan Jaringan Saraf Tiruan (JST) *Backpropagation* sebagai algoritma klasifikasi.

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, didapatkan akurasi terbaik sebesar 86.67% dengan jumlah data latih sebanyak 60 data. Parameter terbaik menggunakan citra seragam yang tidak dipotong, citra kanal merah, memiliki *offset* 0°, dengan proses klasifikasi menggunakan fungsi aktivasi tansig, jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 200 buah, *learning rate* 0.01, *epoch* sebanyak 1000 kali, dan algoritma pelatihan menggunakan trainlm.

Kata Kunci: Retinopati diabetik, NPDR, PDR, JST Backpropagation

Abstract

Diabetic retinopathy is a microvascular complication of the eye's retina found in people with diabetes mellitus. If it persists, diabetic retinopathy will be the cause of blindness. Diabetic retinopathy has three types according to the sufferer's severity, such as normal, non-proliferative (NPDR), and proliferative (PDR). It is inevitable that as technology develops, it may allow the development of a digital image processing system that can classify this diabetic retinopathy's severity.

This final project, utilizing digital image processing to classify the diabetic retinopathy's severity based on fundus image. This classification is divided into five classes, such as normal, non-proliferative (including mild, moderate, and severe), and proliferative. The method of feature extraction used is Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) and Artificial Neural Network (ANN) Backpropagation as a classification algorithm.

Based on the tests that have been done, reached the best accuracy amount 86.67% with the number of train data as much as 60 data. The best parameter using the same uncut images, red canal images, 0° offset, that classify by tansig activation function, 200 neurons for hidden layer, learning rate 0.01, 1000 times epoch, and training algorithm using trainlm.

Keywords: Diabetic Retinopathy, NPDR, PDR, ANN Backpropagation

1. Pendahuluan

Retinopati diabetik merupakan komplikasi mikrovaskular retina mata yang ditemukan pada penderita diabetes melitus. Jika terus berlanjut, retinopati diabetik akan menjadi penyebab kebutaan. Retinopati akibat diabetes melitus lama berupa aneurisme, melebarnya vena, pendarahan, dan eksudat lemak. Penderita diabetes melitus dengan tipe 1 (insulin dependen diabetes) dan tipe 2 (non insulin dependen diabetes) mempunyai risiko untuk menderita retinopati diabetik^[1].

Prevalensi retinopati diabetik pada pasien diabetes melitus tipe 1 setelah 10-15 tahun sejak diagnosis berkisar antara 25-50%. Sesudah 15 tahun, prevalensi meningkat hingga 75-95% dan setelah 30 tahun mencapai 100%. Pasien diabetes melitus tipe 2 ketika diagnosis sekitar 20% diantaranya telah ditemukan menderita retinopati diabetik. Setelah 15 tahun, prevalensi meningkat hingga lebih dari 60-85%. Di Amerika Serikat, terdapat 5.000 kasus kebutaan per tahun akibat retinopati diabetik. Sedangkan di Inggris, retinopati diabetik merupakan penyebab kebutaan nomor 4 dari seluruh penyebab kebutaan^[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-proliferatif (meliputi *mild*, *moderate*, dan *severe*), serta proliferatif. Citra fundus akan mengalami *pre-processing*, dilanjutkan dengan ekstraksi ciri menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). 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 oleh kerusakan sumbatan pembuluh-pembuluh halus, meliputi arteriol prekapiler retina, kapiler-kapiler, dan vena-vena. Penyebab pasti retinopati diabetik belum diketahui. Tetapi, diyakini bahwa lamanya terpapar pada hiperglikemia menyebabkan perubahan fisiologi dan biokimia yang akhirnya menyebabkan kerusakan endotel pembuluh darah^[5]. Setiap penderita retinopati diabetik menunjukkan gejala berbeda-beda. Namun, pada umumnya gejala yang ditunjukkan adalah mikroaneurisma, *haemorrhage*, eksudat, dan neovaskularisasi. Gejala-gejala tersebut pada suatu intensitas tertentu dapat menjadi indikator dari fase (tingkat keparahan) retinopati diabetik^[6]. Adapun pembagian fase retinopati diabetik, yaitu:^[3]

- Mild Non-proliferative* : Hanya terdapat mikroaneurisma
- Moderate Non-proliferative* : Lebih dari mikroaneurisma namun kurang dari gejala *severe non-proliferative*
- Severe Non-proliferative* : intraretinal *hemorrhage*, *venous beading*, IRMA
- Proliferative* : Neovaskularisasi, preretinal *hemorrhage*

2.2. Citra Digital^[10]

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. 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.

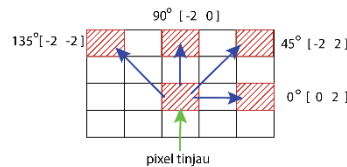
$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

- 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^[4].
- 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^[4].
- 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^[4].

2.3. Gray-Level Co-Occurrence Matrix^{[2][7][8]}

GLCM merupakan salah satu metode ekstraksi fitur statistik orde dua. Metode ini melakukan analisis pengambilan fitur berdasarkan tingkat keabuan yang sering terjadi dari suatu citra. Berikut merupakan langkah-langkah algoritma GLCM untuk membentuk suatu matriks GLCM.

- Mengubah tingkat keabuan sebuah citra masukan.
- Membuat matriks GLCM berukuran skala x skala yang ditentukan berdasarkan pembagian tingkat keabuan citra tersebut. Skala memiliki rentang nilai 1 sampai 8.
- Tinjau perbedaan nilai tiap bit dengan tetangganya, mulai dari bit (0,0) sampai bit (M,N). Dimana M merupakan panjang dan N merupakan lebar yang berada pada posisi dan jarak tertentu. Sudut tinjau yang digunakan, yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°.



Gambar 1. Ilustrasi Sudut dan Jarak

d. Isi matriks GLCM yang telah dibuat sebelumnya. Matriks ini akan berisi sebuah nilai yang merepresentasikan seberapa sering muncul kombinasi nilai dari bit tinjau dengan nilai bit tetangganya.

Setelah mendapatkan nilai dari matriks GLCM, dilakukan perhitungan untuk mendapatkan nilai-nilai fitur yang terkandung dalam citra tersebut menggunakan metode statistik. Adapun properti yang digunakan sebagai berikut.

a. Kontras (*Contrast*)

$$\sum_{i,j} |i - j|^2 p(i, j) \tag{2}$$

b. Korelasi (*Correlation*)

$$\frac{\sum_{i,j} (i-\mu_i)(j-\mu_j)p(i,j)}{\sigma_i \sigma_j} \tag{3}$$

c. Energi (*Energy*)

$$\sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1+|i-j|} \tag{4}$$

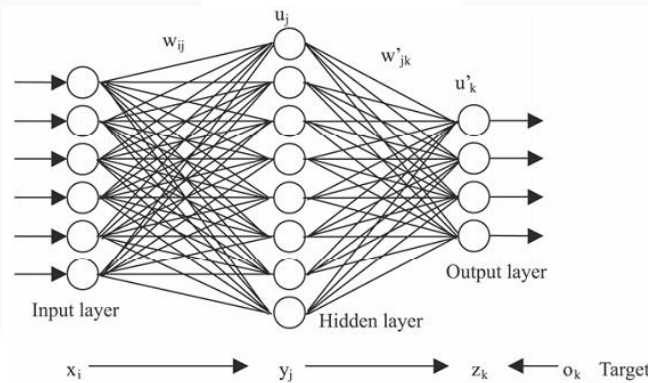
d. Homogenitas (*Homogeneity*)

$$\sum_{i,j} |i - j| p(i, j) \tag{5}$$

Dimana i adalah baris, j adalah kolom, serta p(i,j) merupakan elemen yang terdapat pada baris i dan kolom j dari matriks GLCM.

2.4. Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation*^{[1][9]}

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 error. Dalam metode ini, nilai error 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.



Gambar 2. Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation*

Pada JST yang dilatih menggunakan *backpropagation*, fungsi aktivasi yang biasa digunakan adalah fungsi sigmoid. Fungsi tersebut adalah sebagai berikut:

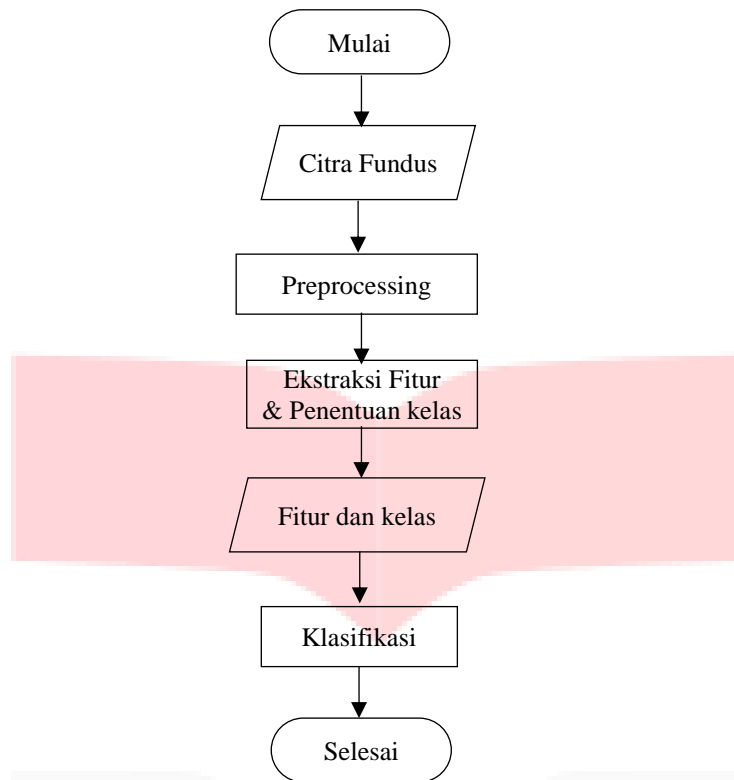
a. Linear

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-av)} \tag{6}$$

2.5. Perancangan Sistem

Proses sistem dimulai dari data citra fundus melalui tahap pertama, yaitu *preprocessing* untuk memperbaiki kualitas citra. Selanjutnya, ekstraksi fitur dari citra tersebut dan *labelling* kelas tiap citra. Hasil ekstraksi fitur dan kelas citra dimasukkan ke *database* citra latih terdeteksi. Kemudian, citra uji akan melewati proses yang sama dengan citra latih. Saat masuk ke tahap klasifikasi, dilakukan pengecekan citra uji terhadap *database* citra latih dan kelas latih.

Berikut merupakan rancangan diagram alir sistem untuk deteksi dan klasifikasi katarak secara keseluruhan. Secara umum, sistem yang dirancang pada tugas akhir ini dibagi menjadi tiga tahap utama, yaitu *pre-processing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi.



Gambar 3. Diagram Blok

Pre-processing terdiri dari dua tahap, yaitu pemilihan kanal warna citra dan *resize* citra. Kanal warna yang digunakan adalah *grayscale*, kanal merah, kanal hijau, dan kanal biru. Selanjutnya, citra akan masuk ke proses *resize*. Karena ukuran citra berbeda-beda, maka rasio *resize* akan menyesuaikan dengan ukuran asli masing-masing citra. Citra hasil pre-processing akan masuk ke tahap ekstraksi fitur.

Pada tahap ekstraksi fitur metode yang digunakan adalah GLCM. Citra akan ditentukan matriks ketetanggannya berdasarkan tingkat keabuannya. Kemudian, ditentukan sifatnya yang terdiri dari kontras, korelasi, energi, dan homogenitas. Hasil dari ekstraksi fitur tersebut akan disimpan dengan label kelas untuk diproses pada tahap klasifikasi.

Proses terakhir adalah proses klasifikasi citra fundus berdasarkan jenisnya, yaitu normal, non-proliferatif (*mild*, *moderate*, dan *severe*), serta proliferatif. 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. Hasil akhir proses ini berupa klasifikasi dari citra fundus serta akurasinya.

3. Pembahasan

Skenario pengujian meliputi pengujian terhadap kualitas dan jumlah citra, pengujian terhadap *pre-processing*, pengujian terhadap GLCM, dan pengujian terhadap JST *Backpropagation*. Pada skenario pengujian pertama, parameter yang diubah, yaitu keseragaman citra, *cropping* pada citra, dan variasi jumlah citra input. Lalu, pada tahap *pre-processing* terdapat dua parameter yang diubah, yaitu pemilihan kanal warna pada citra dan *resize* citra input. Pengujian terhadap metode GLCM menggunakan nilai *numlevels* dan nilai *offset* sebagai parameter ujinya. Untuk pengujian terhadap metode JST *Backpropagation*, beberapa parameter yang diubah, yaitu jumlah neuron pada *hidden layer*, fungsi aktivasi, algoritma *training*, nilai *learning rate*, dan jumlah *epoch*.

3.1. Hasil Pengujian Terhadap Kualitas Citra

Pada skenario pengujian ini, terdapat dua parameter yang diuji, yaitu jenis citra dan *cropping* pada citra. Untuk jenis citra, pengujian dilakukan terhadap citra campuran dan citra seragam. Hasil akurasi tertinggi didapat dari citra *input* yang seragam. Parameter kedua, yaitu *cropping* pada citra, pengujian dilakukan terhadap citra dengan *crop* manual dan citra tanpa *crop* manual. Hasil akurasi tertinggi didapat dari citra tanpa *crop* manual.

3.2. Hasil Pengujian Terhadap *Pre-processing*

Pada skenario pengujian ini, terdapat dua parameter yang diuji, yaitu proses pemilihan kanal warna pada citra dan proses *resize* citra. Untuk pemilihan kanal warna, pengujian dilakukan terhadap kanal *grayscale*, *red*, *green*, dan *blue*. Hasil akurasi tertinggi didapat dari citra dengan kanal warna *red*. Parameter kedua, yaitu *resize* citra, pengujian dilakukan terhadap citra dengan ukuran *resize* 1/2 kali, 1/4 kali, 1/8 kali, dan 1/10 kali dari ukuran citra asli. Hasil akurasi tertinggi didapat dari citra dengan ukuran *resize* 1/2 kali citra aslinya.

3.3. Hasil Pengujian Terhadap GLCM

Pada skenario pengujian ini, terdapat dua parameter yang diuji, yaitu nilai *numlevels* dan nilai *offset*. Untuk nilai *numlevels*, pengujian dilakukan dengan mengubah *numlevels* dari nilai 1 sampai 8. Hasil akurasi tertinggi didapat dari citra dengan nilai *numlevels* 6. Parameter kedua, yaitu nilai *offset*, pengujian dilakukan terhadap *offset* dengan sudut 0°, 45°, 90°, dan 135°. Hasil akurasi tertinggi didapat dari citra dengan nilai *offset* 0° dan 135°.

3.4. Hasil Pengujian Terhadap JST *Backpropagation*

Pada skenario pengujian ini, terdapat lima parameter yang diuji, yaitu jumlah neuron pada *hidden layer*, kombinasi fungsi aktivasi, jenis algoritma pelatihan, nilai *learning rate*, dan jumlah *epoch*. Untuk jumlah neuron pada *hidden layer*, pengujian dilakukan dengan mengubah jumlah neuron dengan rentang 75-1500 buah. Hasil akurasi tertinggi didapat dari citra dengan jumlah neuron sebanyak 200 buah dan 500 buah. Parameter kedua, yaitu kombinasi fungsi aktivasi, pengujian dilakukan terhadap fungsi tansig, logsig, dan purelin. Hasil akurasi tertinggi didapat dari citra yang menggunakan kombinasi fungsi tansig dengan tansig dan kombinasi fungsi logsig dengan purelin. Parameter ketiga, yaitu jenis algoritma pelatihan. Pada pengujian ini terdapat empat algoritma yang digunakan, yaitu *trainlm*, *traingd*, *traingdx*, dan *traingdm*. Hasil akurasi tertinggi didapat dari citra yang menggunakan algoritma pelatihan *trainlm*. Pada parameter keempat, pengujian dilakukan terhadap nilai *learning rate* dengan rentang nilai antara 0.001-0.09. Hasil akurasi tertinggi didapat dari citra dengan nilai *learning rate* sebesar 0.01 dan 0.005. Untuk parameter terakhir, pengujian dilakukan terhadap jumlah *epoch* yang digunakan. Jumlah tersebut diubah-ubah dengan rentang nilai antara 100-2000 *epoch*. Hasil akurasi tertinggi didapat dari citra dengan *epoch* sebanyak 500 kali dan 100 kali.

Tabel 1. Hasil Pengujian

No.	Jenis Skenario Pengujian	Akurasi (%)
1.	Pengujian terhadap Kualitas Citra	
	Citra Seragam	66.67
	Citra tanpa <i>Cropping</i> Manual	66
2.	Pengujian terhadap <i>Pre-processing</i>	
	Red	78.33
	1/2 kali Citra Asli	78.33
3.	Pengujian terhadap GLCM	
	<i>Numlevels</i> 6	80
	<i>Offset</i> 0° dan <i>Offset</i> 135°	80
4.	Pengujian terhadap JST <i>Backpropagation</i>	
	Neuron pada <i>Hidden Layer</i> 200 buah dan 500 buah	81.67
	Fungsi Aktivasi Tansig + Tansig	83.33
	Fungsi Aktivasi Logsig + Purelin	80
	Algoritma Pelatihan <i>Trainlm</i>	76.67
	<i>Learning Rate</i> 0.01	86.67
	<i>Learning Rate</i> 0.005	85
	<i>Epoch</i> 500 kali	83.33
	<i>Epoch</i> 100 kali	85

Berdasarkan tabel di atas, hasil pengujian dengan akurasi tertinggi didapatkan dari skenario pengujian terhadap nilai *learning rate* pada algoritma klasifikasi JST *Backpropagation*, dengan akurasi sebesar 86.67%.

4. Kesimpulan dan Saran

Kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan sebagai berikut.

1. Metode Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* dapat diimplementasikan untuk mengklasifikasikan citra fundus masukan menjadi lima kelas sesuai dengan tingkat keparahannya.
2. Pada proses akuisisi, kualitas citra terbaik didapatkan dari citra fundus yang seragam dan citra tanpa *crop* manual.
3. Pada *pre-processing*, kualitas citra terbaik terdapat pada citra dengan *red canal* dan *resize* citra 1/2 kali ukuran citra asli.
4. Parameter terbaik yang didapat dari metode ekstraksi ciri GLCM, yaitu menggunakan *offset* 0° dan nilai *numlevels* adalah 8.
5. Beberapa parameter terbaik yang didapat dari algoritma klasifikasi JST *Backpropagation*, yaitu fungsi aktivasi tansig dan/atau logsig pada *hidden layer* serta *output layer*, jumlah *hidden layer* sebanyak satu buah, jumlah neuron pada *hidden layer* antara 100-500 buah, jumlah *epoch* antara 100-1000 kali, algoritma pelatihan yang digunakan *trainlm*, serta nilai *learning rate* antara 0.001-0.01.
6. Akurasi terbaik yang didapatkan dari pengujian adalah sebesar 86.67% dengan menggunakan citra latihan sebanyak 60 citra dan parameter terbaik menggunakan citra seragam yang tidak dipotong, citra kanal merah, memiliki *numlevels* 8 dan *offset* 0°, dengan proses klasifikasi menggunakan fungsi aktivasi tansig, jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 200 buah, *learning rate* 0.01, *epoch* sebanyak 1000 kali, dan algoritma pelatihan menggunakan *trainlm*.

Saran untuk penelitian selanjutnya sebagai berikut.

1. Menggunakan metode ekstraksi ciri segementasi yang mampu mendapatkan ciri penyakit dengan jelas untuk meningkatkan hasil akurasi.
2. Menggunakan metode klasifikasi yang mampu mengklasifikasikan data menjadi banyak kelas (tiga atau lebih), namun dengan waktu komputasi yang lebih cepat.
3. Memahami dasar mengenai prosedur dan perizinan pengambilan data primer agar dapat menggunakan data primer sebagai bahan penelitian.

Daftar Pustaka:

- [1] A. Hermawan, "Jaringan Saraf Tiruan, Teori dan Aplikasi". Yogyakarta: Penerbit Andi. 2006.
- [2] Maghfiroh, Anin. Hidayah, Bambang. Suhardjo, "Deteksi Citra Granuloma Melalui Radiograf Periapikal Dengan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Dan Klasifikasi Learning Vector Quantization (LVQ)". Bandung: Universitas Telkom. 2018.
- [3] American Academy of Ophthalmology, "International Clinical Diabetic Retinopathy Disease Severity Scale", Am. Acad. Ophthalmol., October 2002.
- [4] N, Fitria Dewi. Iwut, Iwan. Rizal, Achmad, "Analisa Kuantitatif Eksudat Sebagai Deteksi Awal Retinopati Diabetik Berbasis Citra Fundus". Bandung: Sekolah Tinggi Teknologi TelkoM. 2006.
- [5] R. R. Lubis, "Diabetik retinopati," USU Repos., pp. 1–12, 2008.
- [6] R. Y. Dillak and A. Harjoko, "Klasifikasi Fase Retinopati Diabetes Menggunakan Backpropagation Neural Network," vol. 1, no. 2, pp. 89–100, 2011.
- [7] Nusantara, T. F. Bintang. Atmaja, Ratri Dwi. Azizah, "Klasifikasi Jenis Kulit Wajah Pria Berdasarkan Tekstur Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Dan Support Vector Machine (SVM)". Bandung: Universitas Telkom. 2018.
- [8] Palondongan, Steven. Magdalena, Rita. Nur Fu'adah, R. Yunendah., "Perancangan Sistem Deteksi Dan Klasifikasi Katarak Pada Citra Mata Digital Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Dan K-Nearest Neighbor (K-NN) Berbasis Android". Bandung: Universitas Telkom. 2018.
- [9] Suyanto, "Artificial Intelligence: Searching, Reasoning, Planning, Learning. Revisi ke-2". Bandung: Penerbit Informatika. 2014.
- [10] T. Sutoyo, dkk., "Teori Pengolahan Citra Digital". Yogyakarta: Penerbit Andi. 2009.
- [11] Y. R. Manullang, L. Rares, and V. Sumual, "Prevalensi Retinopati Diabetik pada Penderita Diabetes Melitus di Balai Kesehatan Mata Masyarakat (BKMM) Propinsi Sulawesi Utara Periode Januari – Juli 2014.", Manado: Universitas Sam Ratulangi. 2014.