

## Deteksi Awal Retinopati Hipertensi Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan pada Citra Fundus Mata

Violetta Vincentia, Nurhasanah<sup>✉</sup>, Iklas Sanubary

Jurusan Fisika, Universitas Tanjungpura, Pontianak, Indonesia

### Info Artikel

Sejarah Artikel:

Diterima:  
20 Maret 2019

Disetujui:  
10 Juli 2019

Dipublikasikan:  
11 Juli 2019

Keywords:

Citra Fundus Mata,  
GLCM, Jaringan  
Syaraf Tiruan,  
Retinopati Hipertensi

### ABSTRAK

Identifikasi fundus mata abnormal (retinopati hipertensi) dari citra fundus mata manusia telah dilakukan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Data yang digunakan berupa citra fundus mata normal dan fundus mata abnormal. Pengolahan awal citra dilakukan dengan menyeragamkan ukuran citra fundus menjadi 256 x 256 piksel. Citra fundus yang semula *Red Green Blue* (RGB) diubah menjadi citra *grayscale*. Citra diolah menggunakan perataan kontras, *filter*, penghapusan *background*, segmentasi dan *masking* untuk mendapat citra pembuluh darah. Citra diekstraksi dengan menghitung ciri statistik menggunakan *grey level co-occurrence matrix* (GLCM) 4 arah yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135° pada jarak spasial 1. Ciri statistik yang dihitung yaitu energi, kontras, korelasi, dan homogenitas sebagai input pada JST. Data dari ekstraksi ciri diidentifikasi menggunakan jaringan syaraf tiruan propagasi balik dengan arsitektur jaringan [17 7 1] dan fungsi pelatihan *traingdm*. Hasil dari pelatihan jaringan menunjukkan *Mean Square Error* (MSE) sebesar 0,00025 sementara pengujian jaringan menunjukkan nilai MSE sebesar 0,0464 dan akurasi 80%. Metode JST dapat digunakan untuk deteksi awal retinopati hipertensi.

### ABSTRACT

*An identification of hypertensive retinopathy had been carried out from the fundus image of the human eye using artificial neural networks (ANN). Data that were used in this research, the form of normal eye fundus and abnormal eye fundus (hypertensive retinopathy) image. The preprocessing of the image was done by standardizing the size of the fundus image to 256 x 256 pixel. Then the fundus image that was originally RGB was converted into a grayscale image. After that, the image was processed by using contrast smoothing, filtering, background removal, segmentation and masking to get an image with only blood vessels. After the preprocessing, the image was extracted by calculating statistical characteristics used 4-ways grey level co-occurrence matrix (GLCM) (0°, 45°, 90°, and 135°) at spatial distance 1. The characteristics of statistics that were calculated energy, contrast, correlation, and homogeneity as input on ANN. Data from feature extraction were identified by using backpropagation neural networks with architecture [17 7 1] and traingdm as training functions. The results of network training showed a Mean Square Error (MSE) of 0,00025 while network testing showed an MSE value of 0,0464 and an accuracy of 80%. From the results obtained, it could be concluded that this method could be used for early detection of hypertensive retinopathy.*

© 2019 Universitas Negeri Semarang

<sup>✉</sup> Alamat korespondensi:  
Jurusan Fisika, Universitas Tanjungpura, Pontianak, Indonesia  
E-mail: nurhasanah@physics.untan.ac.id

## PENDAHULUAN

Hipertensi atau tekanan darah tinggi merupakan penyakit yang biasanya tidak menunjukkan gejala dan baru disadari setelah terjadi gangguan organ. Hipertensi menyebabkan munculnya komplikasi penyakit yang dapat mengakibatkan kematian. Jumlah prevalensi hipertensi di Indonesia adalah sebesar 25,8% atau sekitar 65.048.110 jiwa pada tahun 2013 (Kipti, 2015).

Peningkatan tekanan darah dalam jangka waktu lama menyebabkan komplikasi pada organ lainnya dalam tubuh, salah satunya organ mata berupa retinopati hipertensi. Retinopati hipertensi adalah rusaknya retina atau peredaran darah di sekitar retina akibat tekanan darah tinggi yang dapat menyebabkan kebutaan. Retinopati hipertensi pada stadium awal, sulit dideteksi karena perubahan pembuluh darah retina yang berliku-liku dengan lengkungan yang tajam. Retinopati hipertensi dapat dideteksi dengan pemeriksaan funduskopi oleh dokter spesialis mata yang jumlahnya sangat terbatas dan belum merata di Indonesia (Kipti, 2015). Oleh karena itu, diperlukan metode untuk membantu pendeteksian retinopati hipertensi.

Pendeteksian awal penyakit retinopati hipertensi dengan bantuan komputer telah dilakukan oleh beberapa peneliti. Salah satu pemanfaatan bantuan komputer adalah melalui metode dimensi fraktal dan *lacunarity* dengan akurasi 78% (Kipti, 2015). Peningkatan keakurasian sangat diperlukan dalam pendeteksian awal suatu penyakit. Penggunaan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) telah terbukti beberapa kali digunakan dalam bidang medis diantaranya untuk pendeteksian tumor otak pada citra CT-Scan otak dengan akurasi 70 % (Marita, 2014), pendeteksian kondisi organ pankreas menggunakan citra iris mata dengan akurasi 75% (Eskaprianda, 2011), pendeteksian penyakit *Tuberculosis* (TBC) menggunakan metode JST propagasi balik dengan akurasi 100% (Purnamasari, 2013) dan pendeteksian pengeroposan tulang memiliki akurasi yang sangat baik (Mardianto, 2008).

Nilai ciri statistik yang dihitung dari ekstraksi ciri dapat digunakan sebagai input JST. Ekstraksi ciri adalah tahapan mencari informasi dari suatu objek agar mudah dikenali, dapat berupa ciri bentuk, ciri warna dan ciri tekstur. Salah satu jenis ekstraksi ciri tekstur adalah *grey level co-occurrence matrix* (GLCM). Ciri statistik dari GLCM berupa nilai kontras, korelasi, energi dan homogenitas. Penggunaan ekstraksi ciri berupa GLCM dalam penelitian diantaranya pengenalan iris mata dengan pemakaian 4 arah orientasi menunjukkan hasil jarak antar piksel adalah 1 dan akurasi 84,33% (Kusuma, 2011), pengenalan sidik jari manusia menggunakan 4 arah orientasi dengan akurasi 83,3% (Falasev, 2011) dan pendeteksian potensi kanker payudara pada mammogram dengan akurasi yang baik (Hartadi, 2011).

Berdasarkan beberapa penelitian yang sudah dipaparkan di atas, hasil dari pendeteksian awal suatu penyakit dengan bantuan metode dan ekstraksi ciri cukup baik. Oleh karena itu, dalam penelitian ini dilakukan pendeteksian awal retinopati hipertensi menggunakan JST propagasi balik dengan ekstraksi ciri GLCM. GLCM dapat mendeteksi keabnormalan dari suatu organ dengan menampilkan nilai dari ciri statistik. Ciri statistik citra yang diperoleh dari GLCM adalah kontras, korelasi, energi dan homogenitas. Ciri ini akan menjadi masukan pada JST sehingga dapat membedakan citra normal ataupun abnormal. GLCM yang digunakan adalah GLCM 4 arah orientasi dengan jarak spasial 1. Identifikasi retinopati hipertensi menjadi fokus yang dilakukan sebagai salah satu cara deteksi awal yang lebih mudah. Selain itu, dapat digunakan sebagai cara untuk deteksi awal retinopati hipertensi dengan lebih mudah sehingga dapat menentukan langkah pengobatan atau terapi.

## METODE

### *Data*

Data yang digunakan merupakan citra fundus mata dari dataset *Structured Analysis of the Retina* (STARE) (Goldbaum, 2013). Citra terdiri dari 15 citra fundus normal dan 15 citra fundus

abnormal. Data citra tersebut dibagi menjadi 10 data citra fundus normal dan abnormal sebagai data latih dan 5 data citra normal dan abnormal sebagai data uji dengan ukuran 256 x 256 piksel.

### **Pengolahan Citra**

Pengolahan dan perbaikan citra (*preprocessing*) diperlukan untuk meningkatkan kualitas tampilan citra agar mudah diolah lebih lanjut. Proses pengolahan citra terdiri dari:

#### *Grayscale*

*Grayscale* merupakan suatu proses pengubahan citra yang berwarna (RGB) menjadi citra beraras keabuan (*grayscale*). Penentuan nilai aras keabuan citra dapat dilakukan menggunakan Persamaan (1).

$$gray = 0,299R + 0,587G + 0,144B \quad (1)$$

*Gray* adalah nilai aras keabuan, *R* adalah nilai intensitas pada kanal merah, *G* adalah nilai intensitas pada kanal hijau, dan *B* adalah nilai intensitas pada kanal biru.

#### *Kanal hijau*

Skala keabuan suatu citra dapat direpresentasikan dengan 4 jenis skala yaitu keabuan biasa, kanal merah, kanal biru dan kanal hijau. Citra yang memiliki refleksi cahaya paling baik dalam memberikan informasi tentang pembuluh darah pada retina adalah citra keabuan kanal hijau. Citra keabuan kanal hijau merupakan citra keabuan yang hanya memiliki nilai representasi warna hijau pada citra aras keabuan. Citra aras keabuan dapat menjadi citra keabuan kanal hijau dengan mengubah nilai kanal merah dan kanal biru menjadi 0.

#### *CLAHE*

*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) merupakan pengaturan kontras dengan memberikan nilai batas pada histogram. Proses ini mengubah persebaran kontras citra agar lebih merata dengan memberikan nilai batas atau *cliplimit* pada histogram. Nilai batas tersebut dibandingkan dengan histogram citra. Jika nilai histogram pada piksel citra lebih tinggi daripada *cliplimit*-nya, nilai tersebut akan didistribusikan ke piksel yang nilai histogramnya lebih rendah. Penentuan nilai batas dapat menggunakan Persamaan (2).

$$\beta = \frac{M}{N} \left( 1 + \frac{\alpha}{100} (s_{max} - 1) \right) \quad (2)$$

$\beta$  adalah nilai batas CLAHE,  $M$  adalah luas region size,  $N$  adalah nilai aras keabuan (256),  $\alpha$  adalah klip faktor menyatakan penambahan batas limit suatu histogram yang bernilai antara 0 sampai 100, dan  $s_{max}$  adalah nilai derajat keabuan yang baru.

#### *Average Filter*

*Average filter* berfungsi untuk menghilangkan derau (*noise*) pada citra. Metode ini memfilter citra dengan mengganti piksel citra dengan piksel hasil rata-rata. Hasil rata-rata dihitung dengan menjumlahkan piksel yang termasuk dalam matriks dan dibagi dengan banyaknya piksel yang dijumlahkan. Filter citra dapat ditentukan menggunakan Persamaan (3).

$$g(x, y) = \frac{1}{N \times M} \sum_{i=1}^{N \times M} g_i \quad (3)$$

Variabel  $M$  dan  $N$  menyatakan ukuran piksel yang digunakan,  $g(x, y)$  menyatakan nilai pusat piksel, dan  $g_i$  menyatakan nilai piksel tetangga.

#### *Segmentasi*

Segmentasi citra bertujuan untuk memisahkan latar belakang dengan pembuluh darah retina agar tidak terhitung sebagai objek. Metode Otsu yang digunakan memiliki nilai ambang yang didapatkan berdasarkan analisis diskriminan. Berdasarkan nilai ambang tersebut, citra dibagi ke

dalam dua daerah. Citra dengan histogram di atas nilai ambang akan bernilai 1 dan di bawah nilai ambang bernilai 0. Sehingga citra yang dihasilkan dalam citra biner. Nilai ambang dapat dihitung menggunakan Persamaan (4).

$$T = \frac{f_{max} - f_{min}}{2} \quad (4)$$

$T$  menyatakan nilai pengambang,  $f_{max}$  menyatakan nilai aras keabuan maksimum, dan  $f_{min}$  menyatakan nilai aras keabuan minimum.

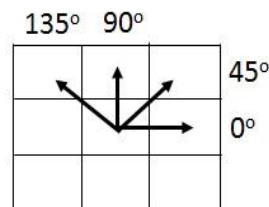
#### Masking

*Mask* pada citra bertujuan untuk membuang batas tepi pada citra yang tidak diperlukan dalam penelitian. Pembuatan *mask* pada citra dilakukan dengan mengubah citra keabuan kanal merah menjadi citra biner, sehingga akhir pengolahan citra didapatkan citra hanya dengan pembuluh darah pada fundus mata.

#### Ekstraksi Ciri Citra

*Grey level co-occurrence matrix* (GLCM) adalah salah satu metode statistik yang dapat digunakan untuk analisis tekstur. Analisis tekstur ditentukan dari matriks ko-okurensi yang dibentuk dari suatu citra dengan melihat pada piksel-piksel yang berpasangan yang memiliki intensitas tertentu. Penggunaan metode ini didasarkan pada hipotesis, bahwa dalam suatu tekstur akan terjadi perulangan konfigurasi atau pasangan aras keabuan.

Ko-okurensi berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai piksel bertetangga dengan satu level nilai piksel lain dalam jarak ( $d$ ) dan orientasi sudut ( $\theta$ ) tertentu. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi dinyatakan dalam derajat (Ganis, 2011). Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval sudut  $45^\circ$ , yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  dan  $135^\circ$ . Orientasi sudut 4 arah dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Orientasi sudut 4 arah

Berdasarkan orientasi sudut dan jarak tersebut akan didapatkan matriks ko-okurensi dengan cara menghitung frekuensi kemunculan pasangan nilai keabuan piksel referensi dan piksel tetangga. Kemudian setiap elemen dijumlahkan dengan *transpose* simetrinya dan dibagi dengan total semua elemen. Langkah selanjutnya yaitu menghitung ciri statistik GLCM. Ciri statistik tersebut adalah:

#### Energi

Energi, disebut juga keseragaman mendeskripsikan gangguan pada tekstur citra. Energi mencapai nilai maksimum jika bernilai satu. Nilai energi yang tinggi terjadi ketika tingkat abu-abu memiliki bentuk konstan atau periodik. Penentuan energi dapat dilihat pada Persamaan (5) (Anggriyani, 2015).

$$E = \sum_i \sum_j p(i, j)^2 \quad (5)$$

$E$  adalah nilai energi,  $i$  adalah nilai keabuan di baris  $i$ ,  $j$  adalah nilai keabuan di kolom  $j$ , dan  $p(i, j)$  adalah peluang nilai keabuan di baris ke- $i$  dan kolom ke- $j$ .

#### Kontras

Kontras merupakan perbedaan intensitas antara nilai tertinggi (terang) dan nilai terendah (gelap) dari seperangkat piksel yang saling berdekatan. Secara visual, nilai dari suatu kontras merupakan ukuran variasi antar derajat keabuan dari suatu daerah citra. Penentuan kontras dapat dicari menggunakan Persamaan (6) (Anggriyani, 2015):

$$Con = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j) \tag{6}$$

*Con* adalah nilai energi, *i* adalah nilai keabuan di baris *i*, *j* adalah nilai keabuan di kolom *j*, dan *p(i,j)* adalah peluang nilai keabuan di baris ke-*i* dan kolom ke-*j*.

*Korelasi*

Korelasi digunakan untuk mengukur ketergantungan linear derajat keabuan di sekitar piksel. Nilai-nilai korelasi tinggi (mendekati satu) menyiratkan sebuah hubungan yang linear antara tingkat abu-abu dari pasangan piksel. Penentuan korelasi dapat dilihat pada Persamaan (7) (Anggriyani, 2015).

$$Corr = \sum_i \sum_j \frac{ijp(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \tag{7}$$

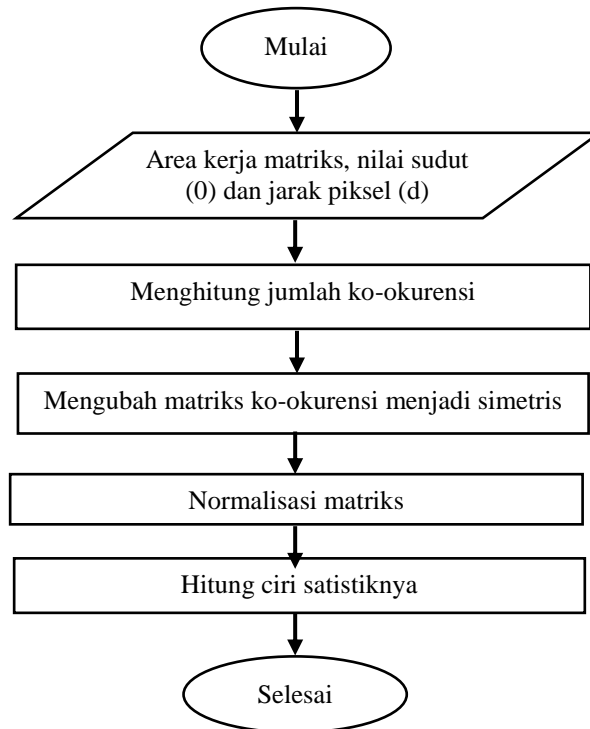
*Corr* adalah nilai korelasi,  $\mu_x$  menyatakan nilai rata-rata elemen kolom pada matrik *p(i,j)*,  $\mu_y$  menyatakan nilai rata-rata elemen baris pada matrik *p(i,j)*,  $\sigma_x$  menyatakan nilai standar deviasi elemen kolom, dan  $\sigma_y$  menyatakan nilai standar deviasi elemen baris.

*Homogenitas*

Homogenitas digunakan untuk mengukur kehomogenan variasi intensitas citra. Nilai homogenitas akan relatif membesar apabila variasi intensitas dalam citra mengecil. Penentuan homogenitas dapat menggunakan Persamaan (8) (Anggriyani, 2015).

$$H = \sum_i \sum_j \frac{p(i,j)}{1+|i-j|} \tag{8}$$

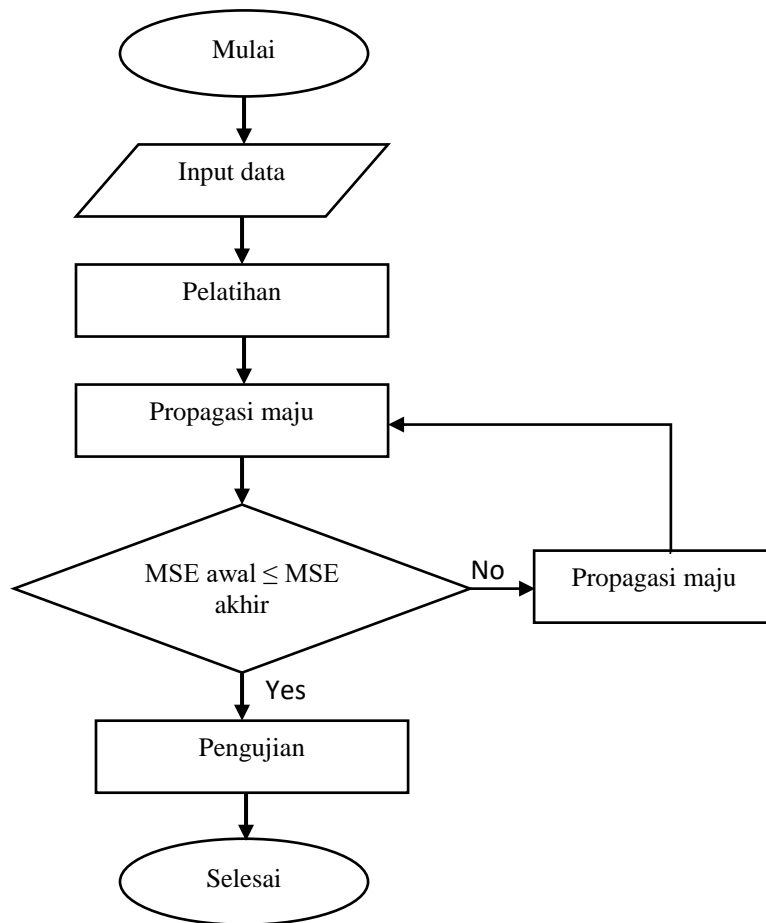
*H* menyatakan nilai homogenitas pada citra. Proses ekstraksi ciri dapat dilihat dari diagram alir pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram alir ekstraksi ciri GLCM

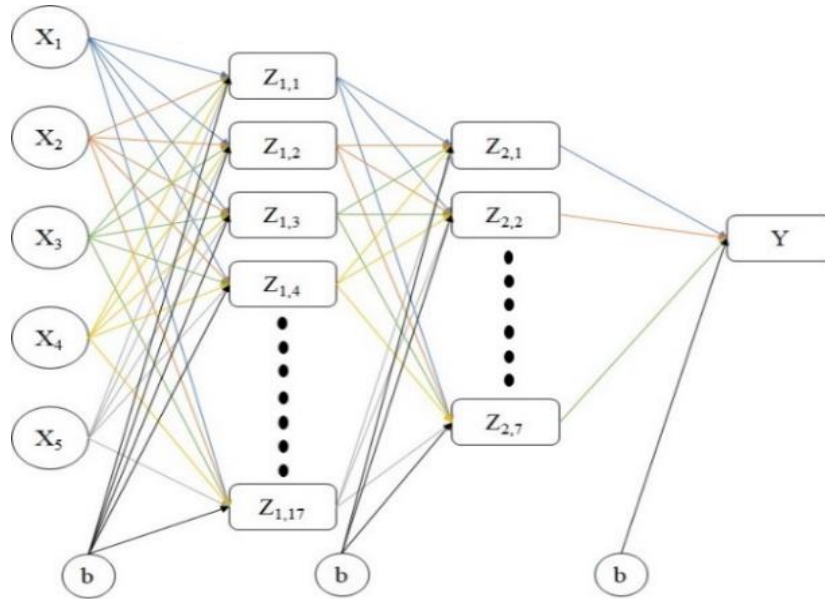
**Identifikasi Citra Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik**

JST merupakan suatu sistem jaringan pemroses informasi yang berproses menyerupai jaringan syaraf manusia (Herkulana, 2013). JST propagasi balik merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan oleh *perceptron* dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron yang ada pada lapisan tersembunyinya. Algoritma propagasi balik menggunakan *error output* untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (*backward*) (Siang, 2004). Tahap perambatan maju (*forward*) dilakukan seperti pada Gambar 3 untuk Untuk mendapatkan *error*. JST dalam mengolah data mempunyai 2 istilah, yaitu pelatihan jaringan dan pengujian jaringan. Pelatihan jaringan ini bertujuan untuk mencapai keseimbangan antara kemampuan jaringan memorisasi dan generalisasi. Sedangkan pengujian jaringan bertujuan untuk melihat kecocokan antara target dan keluaran jaringan (Apriyanto, 2018).



Gambar 3. Diagram alir JST

Arsitektur JST yang digunakan terdiri dari 1 *input layer*, 2 *hidden layer* dan 1 *output layer*. *Input layer* terdiri dari 5 neuron, *hidden layer* pertama 17 neuron dengan menggunakan fungsi aktivasi *tansig* dan *hidden layer* kedua 7 neuron dengan fungsi aktivasi *logsig* serta 1 *output layer* dengan fungsi aktivasi *purelin*. Arsitektur JST dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Arsitektur JST propagasi balik.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

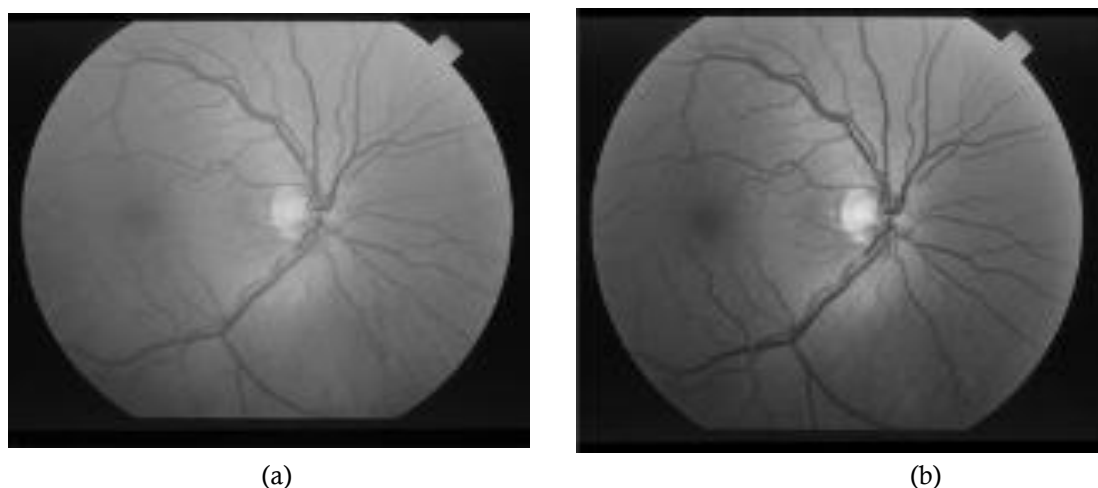
### *Pengolahan Citra*

Citra fundus mata berformat *.jpg* yang digunakan sejumlah 20 citra sebagai data latih dan 10 citra data uji. Data latih terdiri dari 10 citra fundus mata normal seperti ditunjukkan pada Gambar 5a dan citra fundus mata retinopati hipertensi seperti ditunjukkan pada Gambar 5b.



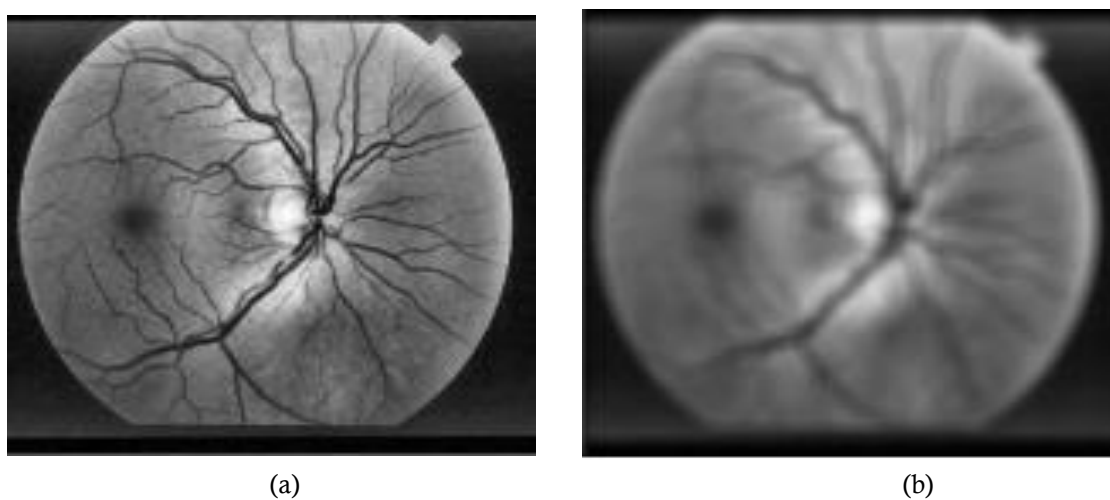
Gambar 5. (a) Citra fundus mata normal (b) citra fundus mata abnormal

Pengolahan citra dimulai dengan mengubah citra RGB menjadi citra beraras keabuan (*grayscale*). Gambar 6(a) menunjukkan citra fundus yang telah dikonversi menjadi citra beraras keabuan. Citra fundus beraras keabuan yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra beraras keabuan kanal hijau (Gambar 6(b)). Sebagaimana yang dapat dilihat, citra keabuan kanal hijau menampilkan pembuluh darah yang lebih jelas terlihat.



Gambar 6. (a) Citra beraras keabuan (b) Citra keabuan kanal hijau

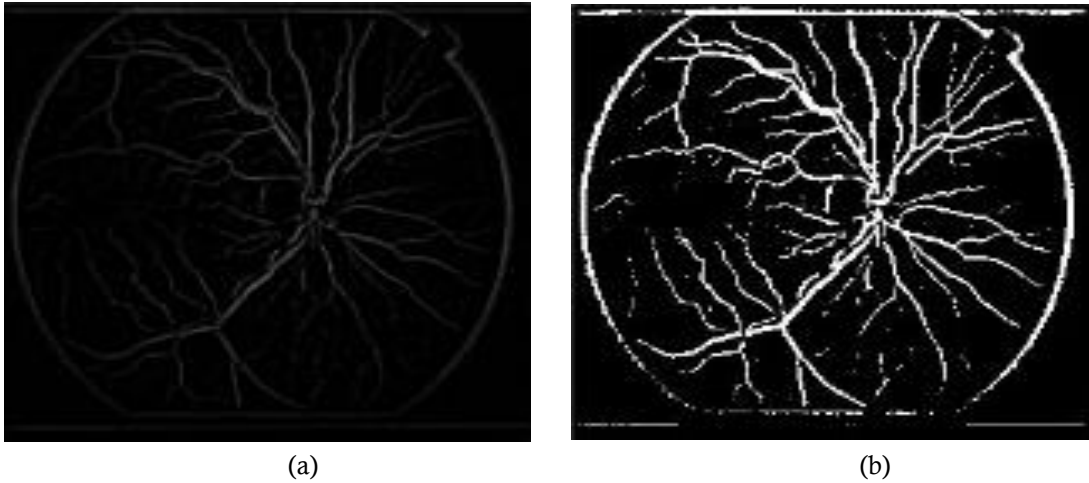
Perataan kontras dilakukan pada citra kanal hijau agar pembuluh darah yang menjadi objek dapat terlihat lebih jelas (Gambar 7(a)). Dari perataan kontras tersebut, muncul derau pada citra. Oleh sebab itu, diperlukan pemfilteran untuk menghilangkan derau pada citra. Dari hasil pemfilteran (Gambar 7(b)) tersebut, citra tampak menjadi *blur*, akan tetapi pembuluh darah masih terlihat jelas.



Gambar 7. (a) Citra hasil CLAHE (b) Citra hasil filter

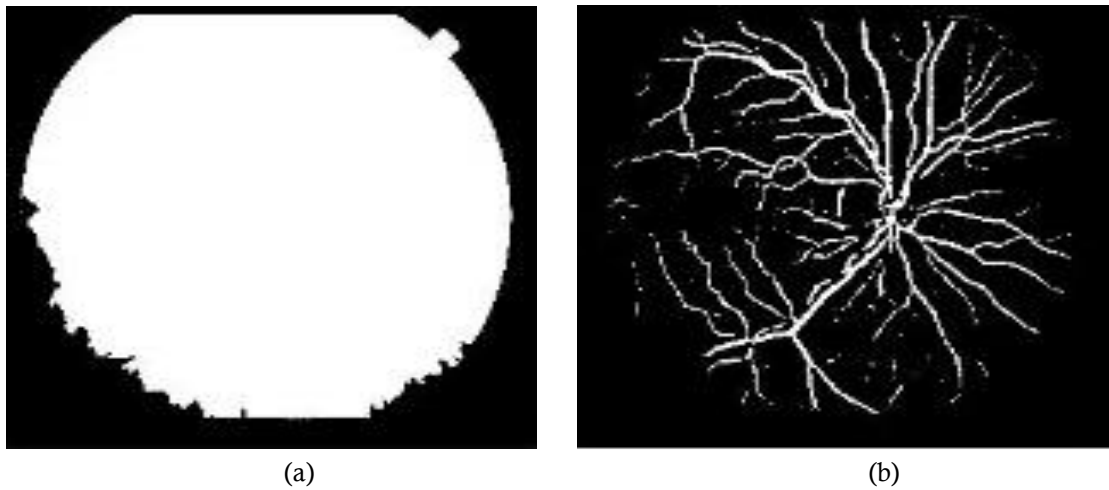
Proses selanjutnya adalah penghapusan *background* pada citra sehingga diperoleh garis tipis yang menggambarkan pembuluh darah dan garis tepi citra tersebut (Gambar 8(a)). Citra kemudian diubah menjadi citra biner sehingga pada Gambar 8(b) terlihat garis pembuluh darah dan garis tepi berwarna putih yang menunjukkan nilai 1. Sedangkan pada *background* gambar berwarna hitam yang menunjukkan nilai 0.





Gambar 8. (a) Citra hasil penghapusan *background* (b) Citra biner

Citra Gambar 9(a) bertujuan menghilangkan objek yang tidak diperlukan dalam proses selanjutnya. Hasil dari penggunaan *mask* pada citra adalah menghilangkan garis tepi pada citra, sehingga citra hanya berupa pembuluh darah yang ingin diambil cirinya (lihat Gambar 9(b)).



Gambar 9. (a) Citra *mask* (b) Citra hasil penggabungan *mask*

**Ciri Statistik**

Nilai ciri statistik dari citra normal dan citra abnormal yang dapat dilihat pada Tabel 1 dan Tabel 2

Tabel 1. Ciri statistic citra normal

Kontras	Korelasi	Energi	Homogenitas
249,2785	0,5658	0,7965	0,9382
325,3329	0,4354	0,7796	0,9193
227,8770	0,6031	0,8012	0,9435
309,7071	0,4625	0,7829	0,9232

Sumber: Data pribadi

Berdasarkan nilai perhitungan ciri statistik tersebut didapatkan nilai-nilai citra normal dan citra abnormal. Dari nilai tersebut dapat dilihat bahwa citra normal memiliki nilai korelasi, energi dan homogenitas yang lebih tinggi dibandingkan dengan citra abnormal. Hal ini menunjukkan bahwa citra normal memiliki bentuk yang homogen dan tidak adanya gangguan pada teksur citra.

Tabel 2. Ciri statistik citra abnormal

Kontras	Korelasi	Energi	Homogenitas
256,4528	0,5671	0,7903	0,9364
318,4966	0,4643	0,7764	0,9210
236,7538	0,6004	0,7946	0,9413
320,4498	0,4610	0,7760	0,9205

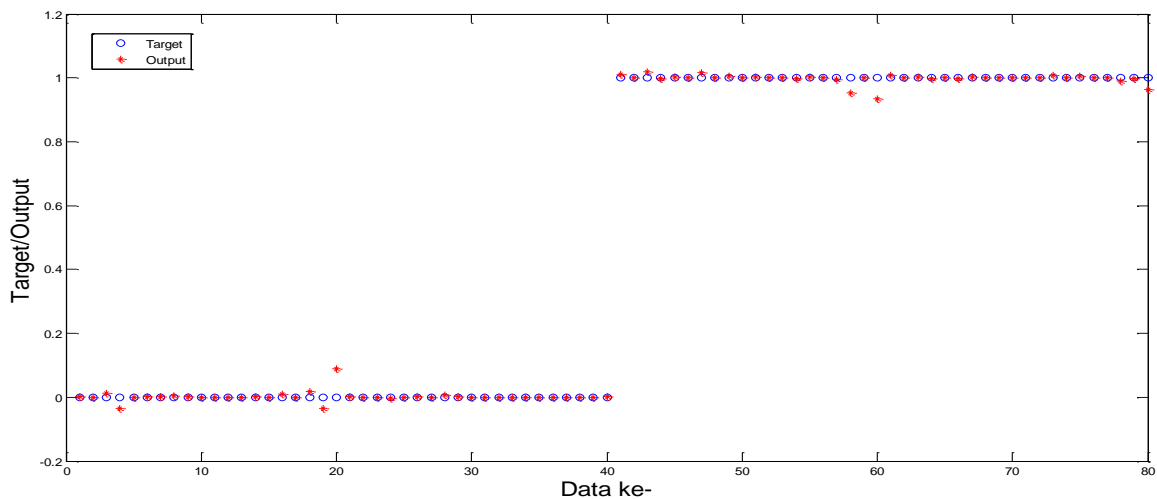
Sumber: Data pribadi

Citra abnormal memiliki intensitas yang tinggi karena adanya gangguan yang terjadi pada citra. Demikian juga nilai kontras pada citra abnormal lebih tinggi dibandingkan dengan citra normal.

**Jaringan syaraf tiruan**

Pada jaringan syaraf tiruan, proses pelatihan berhenti di iterasi ke-10.283 dengan telah mencapai MSE 0,001. Dalam penelitian ini, target data dibedakan menjadi dua yaitu normal bernilai 0 atau abnormal (citra yang mengalami retinopati hipertensi) bernilai 1. Gambar 10 menunjukkan hasil pelatihan pada citra normal dan citra abnormal, memperlihatkan sebagian besar target (o) dan keluaran (\*) berhimpitan. Hal ini menunjukkan pelatihan jaringan yang dilakukan dapat membaca pola dari data masukan dengan MSE sebesar 0,00025. Target dan keluaran jaringan diperoleh hasil yang lebih baik lagi jika semua target dan keluaran berada di posisi yang sama.

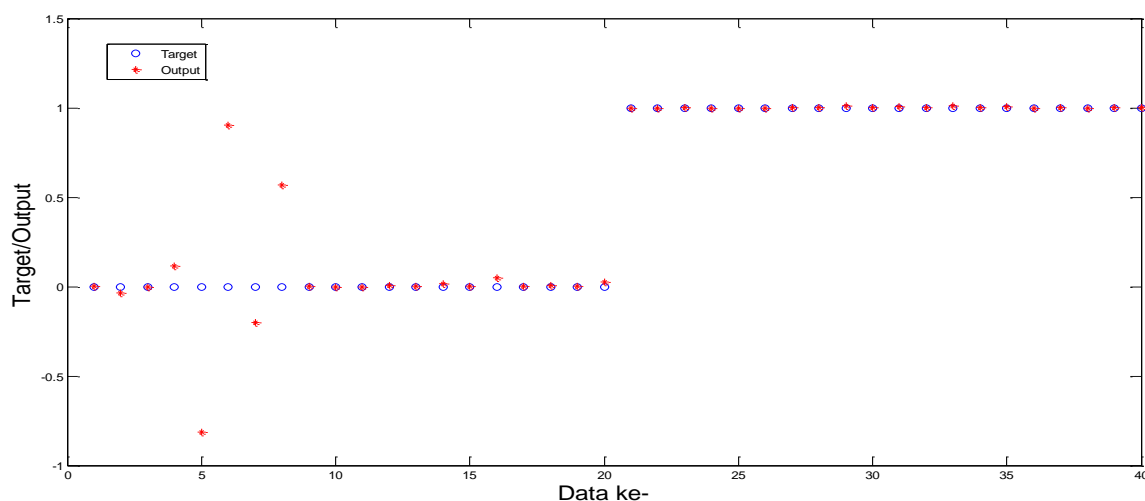
Setelah pelatihan jaringan, dilakukan pengujian yang bertujuan untuk melihat kemampuan JST dalam mengenali pola data masukan yang baru berdasarkan pola saat pelatihan. Hasil dari pengujian tersebut didapatkan MSE sebesar 0,0464.



Gambar 10. Hasil pelatihan jaringan syaraf tiruan

Gambar 11 menunjukkan hasil pengujian antara target dengan keluaran untuk data pengujian citra normal dan abnormal. Pada gambar tersebut ada beberapa titik (data ke 4 sampai data ke 8) yang

seharusnya memiliki keluaran bernilai 0. Akan tetapi, keluarannya (\*) tidak tidak sesuai dengan target (o) yang disebabkan oleh ketidaksesuaian dalam nilai ciri statistik. Ketidaksesuaian nilai ciri statistik dipengaruhi citra awal yang digunakan untuk pengujian, sehingga menunjukkan bahwa citra dengan ciri statistik demikian tidak terbaca oleh pola yang sudah terlatih. Hal ini menyebabkan perbedaan antara keluaran dan target yang cukup jauh.



Gambar 11. Hasil pengujian jaringan syaraf tiruan.

Berdasarkan pengujian jaringan yang dilakukan, tingkat akurasi pemanfaatan JST yang diperoleh dengan metode propagasi balik untuk mengidentifikasi retinopati hipertensi pada penelitian ini adalah sebesar 80%. Hal ini menunjukkan bahwa jaringan syaraf tiruan dengan metode propagasi balik dapat digunakan untuk mengidentifikasi citra fundus mata normal maupun abnormal dengan cukup akurat.

## SIMPULAN

Jaringan syaraf tiruan dapat digunakan dalam mengidentifikasi retinopati hipertensi. Penelitian ini menggunakan nilai ciri statistik (kontras, korelasi, energi dan homogenitas) dari ekstraksi ciri GLCM untuk identifikasi retinopati hipertensi menggunakan JST propagasi balik. Identifikasi menggunakan JST propagasi balik menunjukkan bahwa nilai MSE pelatihan sebesar 0,00025 dan pengujian sebesar 0,0464 dengan akurasi sebesar 80%.

## REFERENSI

- Anggriyani, N., (2015). *Klasifikasi Kanker Serviks Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dengan Graphical User Interface (GUI)*. Yogyakarta: FMIPA Universitas Negeri Yogyakarta.
- Apriyanto, Y., (2018). Prediksi Kadar Particulate Matter (PM10) untuk Pemantauan Kualitas Udara Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Studi Kasus Kota Pontianak. *Positron*, Vol. 8 (1), 15-20
- Eskaprianda, A., (2011). Deteksi Kondisi Organ Pankreas Melalui Iris Mata Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Perambatan Balik dengan Pencirian Matriks Ko-okurensi Aras Keabuan. *Transmisi*, Vol. 13 (1), 33-38.
- Falasev, R. S., (2011). *Pengenalan Sidik Jari Manusia dengan Matriks Ko-okurensi Aras Keabuan (Gray Level Co-occurrence Matrix) [thesis]*. Semarang: Undip Intitutional Repository.

- Ganis, K., (2011). *Klasifikasi Citra dengan Matriks Ko-okurensi Aras Keabuan (Gray Level Co-occurrence Matrix-GLCM) pada Lima Kelas Biji-bijian [thesis]*. Semarang: Undip Institutional Repository.
- Goldbaum, M., (2013). *Stare Project*. [Online] Available at: <http://www.ces.clemson.edu/~ahoover/stare> [Diakses 27 Juli 2017].
- Hartadi, R., (2011). *Deteksi Potensi Kanker Payudara pada Mammogram Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix [thesis]*. Semarang: Undip Institutional Repository.
- Herkulana, (2013). Estimasi Curah Hujan Bulanan Kota Pontianak Dengan Suhu Permukaan Laut Sebagai Estimator Berdasarkan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. *Positron*, Vol. 3(1), 16-19.
- Kipti, M. Y., (2015). *Deteksi Awal Penyakit Retinopati Hipertensi dengan Pendekatan Analisis Fraktal Citra Fundus Mata [skripsi]*. Surakarta: Digital Library UNS.
- Kusuma, A. A., (2011). *Pengenalan Iris Mata Menggunakan Pencirian Matriks Ko-okurensi Aras Keabuan [thesis]*. Semarang: Undip Institutional Repository.
- Mardianto, I., (2008). Sistem Deteksi Penyakit Pengeroposan Tulang dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Representasi Ciri dalam Ruang Eigen. *CommIT Journal*, Vol. 2(1), 69-80.
- Marita, V., (2014). Identifikasi Tumor Otak Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik pada Citra CT-Scan Otak. *Prisma Fisika*, Vol. 5(3), 117-121.
- Purnamasari, R. W., (2013). Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Sebagai Sistem Deteksi Penyakit Tuberculosis (TBC). *Unnes Journal of Mathematics*, Vol. 2(2), 90-96.
- Siang, J. J., (2004). *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: ANDI.