



## Analisis Citra Penyakit *Diabetic Retinopathy* Berdasarkan Algoritme Jaringan Syaraf Tiruan

Tri Astuti<sup>1</sup>, Gesha Agus Setiawan<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Informatika, Ilmu Komputer, Universitas Amikom Purwokerto

<sup>1</sup>tri\_astuti@amikompurwokerto.ac.id, <sup>2</sup>geshaaguss@gmail.com

### Abstract

*Diabetic retinopathy is a complication of diabetes in the form of damage to the retina of the eye. High levels of glucose in the blood are the cause of small capillary blood vessels to rupture and can cause blindness. The signs of this disease can only be seen using retinal fundus images. To identify diabetic retinopathy, a computerized process and analysis are needed, one of which uses artificial neural network methods to determine its performance so that it will help the doctor in analyzing the disease and diagnosing whether a patient suffering from diabetic retinopathy or not. Texture feature extraction method using Gabor filter can represent feature value information that is skewness, kurtosis, mean, entropy, and variance to be processed at the identification stage using artificial neural network methods. The comparison results of the DIARETDB0 dataset testing with the total of 130 fundus images using the backpropagation ANN method before randomizing the data yielded an accuracy value of 82.30%, a precision value of 71.28%, a recall value of 82.30%, and an f-measure of 76.39%. Whereas after randomizing the data for 30 times, the results of accuracy value were higher than before randomizing the data, namely the accuracy value of 83.07%, the precision value of 71.39%, the recall value of 83.07% and f-measure value of 76.78%. The tests carried out included in good classification.*

*Keywords: Diabetic Retinopathy, Artificial Neural Network, Algorithm, Backpropagation, Feature Extraction*

### Abstrak

Diabetes retinopati adalah salah satu komplikasi penyakit diabetes berupa kerusakan pada bagian retina mata. Tingginya kadar glukosa dalam darah adalah penyebab pembuluh darah kapiler kecil menjadi pecah dan dapat menyebabkan kebutaan. Tanda-tanda penyakit ini hanya dapat dilihat menggunakan citra fundus retina. Untuk mengidentifikasi penyakit diabetes retinopati diperlukan proses komputerisasi dan analisis salah satunya menggunakan metode jaringan syaraf tiruan untuk mengetahui performanya sehingga akan membantu dokter dalam menganalisis penyakit dan mendiagnosis seorang pasien menderita penyakit diabetes retinopati atau tidak. Metode ekstraksi ciri tekstur dengan menggunakan *filter* gabor dapat merepresentasikan informasi nilai ciri yaitu *skewness*, *kurtosis*, *mean*, *entropy*, dan *variance* untuk diolah pada tahap identifikasi menggunakan metode jaringan syaraf tiruan. Hasil perbandingan pengujian *dataset* DIARETDB0 yang berjumlah 130 citra fundus menggunakan metode JST *backpropagation* sebelum pengacakan data menghasilkan nilai akurasi sebesar 82.30%, nilai *precision* sebesar 71.28%, nilai *recall* sebesar 82.30%, dan nilai *f-measure* sebesar 76.39%. Sedangkan sesudah dilakukan pengacakan data sebanyak 30 kali, mendapatkan hasil nilai akurasi yang lebih tinggi daripada sebelum dilakukan pengacakan data yaitu nilai akurasi sebesar 83.07%, nilai *precision* sebesar 71.39%, nilai *recall* sebesar 83.07% dan untuk nilai *f-measure* memiliki nilai sebesar 76.78% dan menunjukkan pengujian yang dilakukan termasuk dalam klasifikasi yang baik.

Kata Kunci: Penyakit *Diabetic Retinopathy*, Jaringan Syaraf Tiruan, Algoritme, *Backpropagation*, Ekstraksi Ciri

© 2020 Jurnal RESTI

### 1. Pendahuluan

Diabetes mellitus adalah gangguan metabolisme yang secara genetik dan klinis termasuk heterogen dengan manifestasi berupa hilangnya toleransi karbohidrat [1]. Diabetes sendiri merupakan salah satu ancaman bagi kesehatan umat manusia di abad 21. Menurut *World*

*Health Organization* (WHO) Indonesia berada di urutan keempat negara dengan jumlah penyandang diabetes melitus terbanyak. Jumlah penderitanya diprediksi akan semakin meningkat hingga mencapai angka 21,3 juta pada tahun 2030 [2]. Salah satu dampak dari penyakit diabetes melitus adalah penyumbatan

pembuluh darah mata, dikenal sebagai penyakit *diabetic retinopathy* [3]. *Diabetic retinopathy* (DR) atau diabetes retinopati adalah salah satu komplikasi penyakit diabetes. Komplikasi tersebut berupa kerusakan pada bagian retina mata. Tingginya kadar glukosa dalam darah adalah penyebab pembuluh darah kapiler kecil menjadi pecah dan dapat menyebabkan kebutaan. DR diawali dengan melemah atau hancurnya kapiler kecil di retina, darah yang bocor kemudian menyebabkan penebalan jaringan, pembengkakan, dan pendarahan yang luas. Penyakit ini akan berdampak langsung pada terganggunya penglihatan penderita dan apabila terlambat ditangani akan menyebabkan penderita mengalami kebutaan permanen [4].

Data *mining* adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, dan kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai database besar [5]. Jaringan syaraf tiruan (JST) adalah sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi. JST mampu mengenali kegiatan dengan berbasis pada data masa lalu. Data masa lalu tersebut akan dipelajari oleh JST sehingga mempunyai kemampuan untuk memberi keputusan terhadap data yang belum pernah dipelajari. Salah satu kelebihan JST adalah mampu melakukan generalisasi terhadap properti statistik dari data, yaitu kemampuan JST untuk menghasilkan respon yang bisa diterima terhadap pola-pola input yang serupa dengan pola-pola sebelumnya yang telah dipelajari [6]. Pada dasarnya jaringan syaraf tiruan terdiri dari beberapa lapisan yaitu sebuah lapisan *input* (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dan sebuah lapisan *output* (*output layer*) yang terhubung satu sama lain. Salah satu metode JST adalah algoritme pembelajaran *backpropagation* atau sering disingkat BP. BP digunakan untuk menyesuaikan bobot yang akan digunakan untuk pengambilan keputusan dalam proses pembelajaran klasifikasi. Algoritme pelatihan *backpropagation* atau jaringan perambatan galat mundur, ada yang menterjemahkan menjadi propagasi balik, pertama kali dirumuskan oleh Paul Werbos pada tahun 1974 dan dipopulerkan oleh Rumelhart bersama McClelland untuk dipakai pada *neural network*. Algoritme *backpropagation* pada awalnya dirancang untuk *neural network feedforward*, tetapi pada perkembangannya, metode ini diadaptasi untuk pembelajaran pada model *neural network* lainnya [7].

Masalah utama dalam penanganan DR adalah keterlambatan diagnosis pada tahap awal. DR tidak bisa dideteksi langsung secara kasat mata karena tandatandanya berada dibagian syaraf retina. Tanda-tanda penyakit ini hanya dapat dilihat menggunakan citra fundus retina. Penulis akan berupaya untuk mengidentifikasi penyakit DR menggunakan proses komputerasi sehingga akan membantu dokter dalam menganalisis penyakit dan mendiagnosis seorang

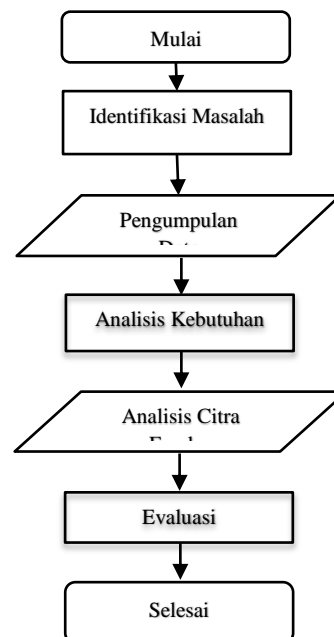
pasien menderita penyakit *diabetic retinopathy* atau tidak. Penulis mengusulkan metode JST *backpropagation* untuk melakukan identifikasi pada citra fundus retina dengan *dataset* DIARETDB0 dan akan dilakukan pengacakan data (*randomize*) agar persebaran data merata dan terhindar dari bias [8]. Selain itu pembentukan sumber data random bertujuan agar data nantinya dapat tersusun dengan baik karena sudah mengalami pengacakan data secara statistik [9].

Dengan diterapkannya algoritme JST *backpropagation* dan dilakukannya pengacakan data diharapkan mampu untuk mengetahui perbandingan hasil performa dari metode jaringan syaraf tiruan (JST) *backpropagation* sebelum pengacakan data dan sesudah pengacakan data dan dapat dijadikan sebagai referensi bagi peneliti lain di bidang kesehatan dalam mengidentifikasi penyakit *diabetic retinopathy*.

## 2. Metode Penelitian

Subjek penelitian ini adalah data mengenai *diabetic retinopathy* yang mana sumber data diperoleh dari sebuah *dataset* citra fundus retina DIARETDB0 yang terdiri dari 130 gambar fundus warna yang 20 di antaranya normal dan 110 berisi tanda-tanda diabetes retinopati (*mikroaneurisma, hemorrhages, hard exudates, soft exudates, dan neovaskularisasi*). *Dataset* citra ini bersifat *public* dan digunakan untuk tujuan penelitian ilmiah. *Dataset* tersebut dapat diambil melalui situs web <http://www.it.lut.fi/project/imageret/diaretdb0/>.

Konsep penelitian ini terdiri dari beberapa tahap seperti pada gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Berdasarkan gambar 1 dapat dilihat bahwa penelitian yang akan dilakukan memiliki beberapa tahapan diantaranya:

2.1 Identifikasi Masalah

Proses mengidentifikasi masalah dilakukan untuk mengetahui permasalahan serta menggunakan metode yang baru sehingga dapat ditentukan poin-poin untuk menganalisis performa algoritme pada penyakit *diabetic retinopathy*.

2.2 Pengumpulan Data

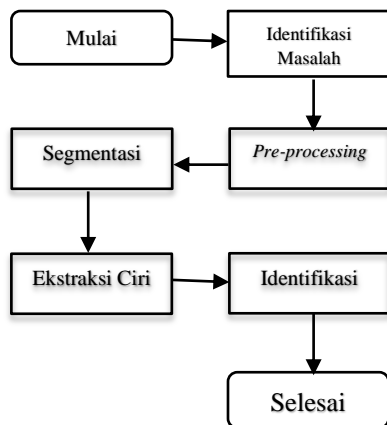
Tahapan ini mengumpulkan data yang dibutuhkan untuk melengkapi semua bahan penelitian. Tahap ini dilakukan dengan cara mengumpulkan *dataset* sekunder menggunakan teknik studi pustaka. Bahan yang digunakan pada penelitian ini adalah *dataset* DIARETDB0.

2.3 Analisis Kebutuhan

Setelah data terkumpul, kemudian analisis kebutuhan yang dibutuhkan dalam pembuatan sistem baik dari *hardware*, *software*, kebutuhan pengguna dalam melakukan penelitian, dan proses penganalisisan data yang telah dikumpulkan.

2.4 Analisis Citra Fundus

Pada analisis citra fundus dibagi menjadi empat tahap utama, yaitu *pre-processing*, segmentasi citra, ekstraksi ciri, dan identifikasi. Berikut Gambar 2 merupakan rancangan diagram alir analisis citra fundus.



Gambar 2. Alur Analisis Citra Fundus

Pada alur analisis citra fundus yang penulis buat, dapat dijelaskan bahwa:

a. Citra Fundus

Input citra fundus merupakan proses yang pertama kali dilakukan untuk memasukkan data masukan berupa citra digital fundus berwarna bertipe *portable network graphics* (.png) dengan ukuran asli 1500 x 1152 pixel.

b. *Pre-processing*

Sebelum citra masukan diproses lebih lanjut, perlu dilakukan proses awal (*pre-processing*) terlebih dahulu yaitu konversi citra ke *grayscale* dan peningkatan kontras dengan menerapkan *contrast limited adaptive histogram equalization* (CLAHE) sebelum di segmentasi dengan tujuan agar mendapatkan hasil yang maksimal saat proses ekstraksi ciri dan untuk menghasilkan ekstraksi ciri yang terbaik.

Cara untuk merubah RGB menjadi *grayscale* menggunakan persamaan berikut ini:

$$gray = \alpha * red + \beta * green + \gamma * blue \tag{1}$$

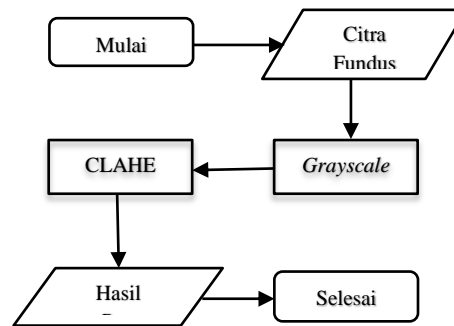
Nilai yang diberikan untuk ketiga parameter  $\alpha$   $\beta$   $\gamma$  bisa secara acak asalkan total keseluruhan nilainya adalah satu. Misal kita menggunakan nilai  $\alpha=0.3$ ,  $\beta=0.5$ ,  $\gamma=0.2$ . Apabila kita menjumlahkan ketiga parameter tersebut pasti hasilnya sama dengan satu.

Sedangkan cara menghitung CLAHE dapat didefinisikan sebagai berikut:

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

Variabel M menyatakan luas region size, N menyatakan nilai *grayscale* (256) dan  $\alpha$  merupakan clip factor menyatakan penambahan batas limit suatu histogram yang bernilai antara 0 sampai 100.

Gambar 3 di bawah ini menunjukkan tahapan-tahapan yang ada pada proses *pre-processing* ini.



Gambar 3. Alur *Pre-processing*

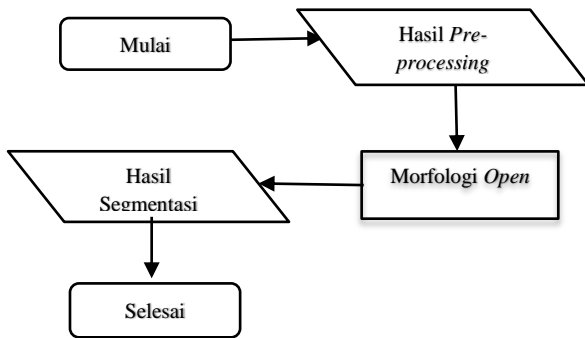
c. Segmentasi

Citra digital fundus mata yang sudah diproses dalam *pre-processing* selanjutnya akan di lakukan proses segmentasi yaitu morfologi *open* dengan tujuan untuk menghilangkan *optic disk* pembuluh darah. Persamaan yang digunakan untuk operasi morfologi *open* yaitu:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \tag{3}$$

Dimana A adalah citra asli dan B adalah *structuring element*. *Structuring element* merupakan matriks operator yang dapat berbentuk garis, persegi, *disk*, *diamond*, dan lain-lain.

Gambar 4i menunjukkan tahapan-tahapan yang ada pada proses segmentasi ini.



Gambar 4. Alur Segmentasi

#### d. Ekstraksi Ciri

Setelah melakukan proses segmentasi selanjutnya akan dilakukan proses ekstraksi ciri yaitu *filter gabor* dengan tujuan untuk mengambil nilai ciri dari citra fundus yang digunakan sebagai parameter pengukuran untuk proses identifikasi *diabetic retinopathy*.

Proses ekstraksi ciri dilakukan dengan menghitung 5 ciri statistik tekstur orde pertama yaitu *skewness*, *kurtosis*, *mean*, *entropy*, dan *variance* dengan persamaan sebagai berikut:

##### 1) Mean ( $\mu$ )

Menunjukkan ukuran dispersi dari suatu citra.

$$\mu = \sum_n fn P(fn) \quad (4)$$

Dimana  $f_n$  merupakan suatu nilai intensitas keabuan, sementara  $P(fn)$  menunjukkan nilai histogramnya (probabilitas kemunculan intensitas tersebut pada citra).

##### 2) Variance ( $\sigma^2$ )

Menunjukkan variasi elemen pada histogram dari suatu citra.

$$\sigma^2 = \sum_n (fn - \mu)^2 P(fn) \quad (5)$$

##### 3) Skewness ( $\alpha_3$ )

Menunjukkan tingkat kemencengan relatif kurva histogram dari suatu citra.

$$\alpha_3 = \frac{1}{\sigma^3} \sum_n (fn - \mu)^3 P(fn) \quad (6)$$

##### 4) Kurtosis ( $\alpha_4$ )

Menunjukkan tingkat keruncingan relatif kurva histogram dari suatu citra.

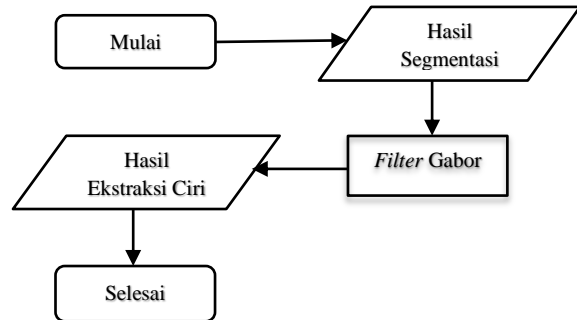
$$\alpha_4 = \frac{1}{\sigma^4} \sum_n (fn - \mu)^4 P(fn) - 3 \quad (7)$$

##### 5) Entropy (H)

Menunjukkan ukuran ketidakaturan bentuk dari suatu citra.

$$H = - \sum_n P(fn) \cdot \log P(fn) \quad (8)$$

Gambar 5 menunjukkan tahapan-tahapan yang ada pada proses ekstraksi ciri ini.



Gambar 5. Alur Ekstraksi Ciri

#### e. Identifikasi

Proses identifikasi dilakukan menggunakan masukan nilai citra fundus dari hasil ekstraksi ciri statistik tekstur orde pertama yaitu *skewness*, *kurtosis*, *mean*, *entropy*, dan *variance*. Nilai tersebut nantinya akan digunakan sebagai parameter pengukuran untuk proses identifikasi *diabetic retinopathy*.

Pada penelitian ini proses identifikasi yang digunakan adalah menggunakan algoritme jaringan syaraf tiruan (JST) *backpropagation* atau *multilayer perceptron* (MLP) dan dilakukan perbandingan hasil MLP classifier dengan tanpa pengacakan data dan dengan pengacakan data sebanyak 30 kali. Pengacakan data dilakukan agar terhindar dari bias dan performa *dataset DIARETDB0* yang meliputi akurasi, *precision*, *recall* dan *f-measure* memiliki hasil yang paling optimal. Pada proses identifikasi nantinya akan berbantuan dengan *tools WEKA 3.9* untuk menghitung nilai akurasi pengujian.

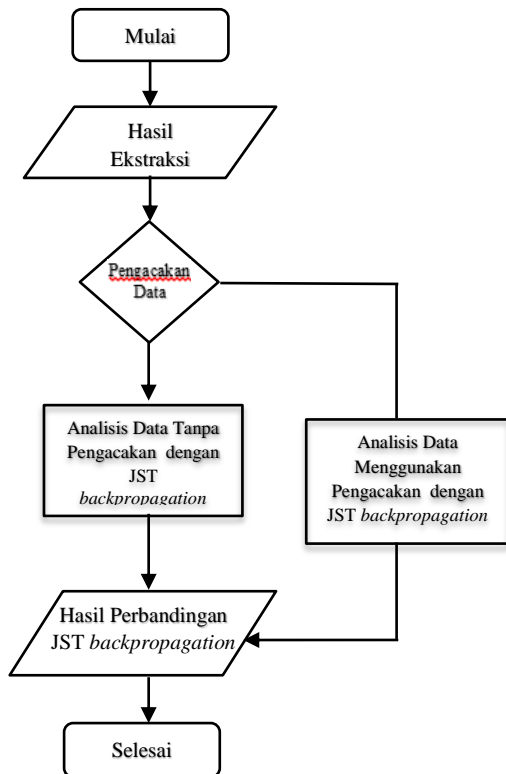
Gambar 6 di bawah ini menunjukkan tahapan-tahapan yang ada pada proses identifikasi ini.

##### 2.5 Evaluasi

Dalam tahap ini dilakukan evaluasi hasil perbandingan pengukuran keakuratan yang dicapai sebelum pengacakan data dan sesudah melakukan pengacakan data. Dalam analisis pengukuran nilai ini meliputi nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure*. Kemudian diprosentasekan berapa persen dan dari prosentase itulah dapat ditarik kesimpulan mengenai performa dari algoritme jaringan syaraf tiruan (JST) *backpropagation* dalam mendiagnosis penyakit *diabetic retinopathy*.

##### 2.6 Pembuatan Laporan

Tahap ini merupakan tahap akhir dari penelitian yang dilakukan, semua hasil penelitian dilaporkan dalam bentuk sebuah tulisan ilmiah. Dalam laporan juga terdapat kesimpulan dan saran untuk penelitian ini.



Gambar 6. Alur Identifikasi

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1 Identifikasi Masalah

Dalam tahapan ini penulis melakukan beberapa studi pendahuluan dengan mempelajari literatur – literatur yang berkaitan dengan penelitian penulis yaitu untuk mendiagnosis penyakit *diabetic retinopathy* serta pemilihan algoritme yang sesuai untuk penelitian penulis ini. Dari hasil tersebut penulis melakukan penelitian dengan menggunakan metode jaringan syaraf tiruan (JST) *backpropagation* untuk menganalisis *dataset*.

#### 3.2 Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini *dataset* yang akan digunakan penulis adalah *dataset* DIARETDB0. *Dataset* ini berupa citra fundus retina bersifat *public* dan digunakan untuk tujuan penelitian ilmiah. Data tersebut terdiri dari 130 citra fundus warna yang 20 di antaranya normal dan 110 berisi tanda-tanda *diabetic retinopathy* (*hemorrhages*, *hard exudates*, *soft exudates*, dan *neovaskularisasi*). Data citra yang digunakan mengandung informasi untuk menentukan *class* klasifikasi *diabetic retinopathy*.

Citra digital fundus mata yang sudah diproses dalam *pre-processing* selanjutnya akan di lakukan proses segmentasi menggunakan morfologi *open*. Berikut ini merupakan gambaran proses segmentasi citra dengan morfologi *open*.

#### 3.3 Analisis Kebutuhan

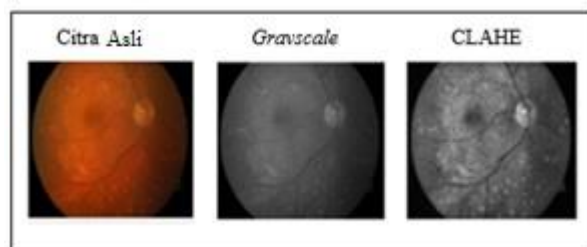
Setelah data terkumpul, kemudian analisis kebutuhan yang dibutuhkan dalam proses analisis. Dalam melakukan penelitian ini penulis menggunakan *software* MATLAB 2016a digunakan untuk melakukan *pre-processing* citra, segmentasi citra, dan ekstraksi ciri citra. WEKA 3.9 digunakan untuk melakukan pengujian data dan identifikasi *diabetic retinopathy*. Notepad++ digunakan untuk pembuatan *file* dengan ekstensi *.arff* dari *dataset* dan Microsoft Office 2013 untuk membantu proses penganalisisan data yang telah dikumpulkan dan pembuatan laporan penelitian.

#### 3.4 Analisis Citra Fundus

Pada analisis citra fundus dibagi menjadi empat tahap utama, yaitu:

##### a. *Pre-processing*

Sebelum citra masukan diproses lebih lanjut, perlu dilakukan proses awal (*pre-processing*). *Pre-processing* dalam pengolahan citra bertujuan untuk meningkatkan kualitas suatu citra sebelum di segmentasi dengan tujuan agar mendapatkan hasil yang maksimal saat proses ekstraksi ciri dan untuk menghasilkan ekstraksi ciri yang terbaik. Berikut ini merupakan contoh gambaran proses konversi salah satu citra fundus retina ke *grayscale* dan peningkatan kontras dengan menerapkan *contrast limited adaptive histogram equalization* (CLAHE):

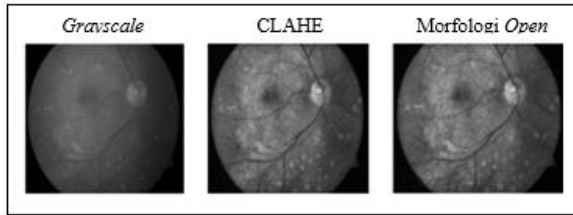
Gambar 7. Hasil Citra *Pre-processing*

Berdasarkan gambar 7 hasil citra *pre-processing*, peneliti melakukan proses konversi citra fundus retina ke *grayscale* yang bertujuan untuk mendeteksi eksudat. Eksudat adalah flek kuning pada bagian retina akibat kapiler yang rusak dan menjadi penyebab utama *diabetic retinopathy*. Kemudian proses selanjutnya yaitu peningkatan kontras dengan menerapkan CLAHE yang bertujuan untuk peningkatan kontras pada citra untuk mendeteksi eksudat dan *optic disk* pada citra, karena *optic disk* dan eksudat memiliki ciri kontras tinggi dibandingkan bagian lain pada retina, maka harus dilakukan penghapusan *optic disk*.

##### b. Segmentasi Citra

Berdasarkan gambar 8 hasil segmentasi, peneliti melakukan segmentasi dari citra hasil *pre-processing* menggunakan morfologi *open* dengan tujuan untuk menghilangkan *optic disk* pembuluh darah yang

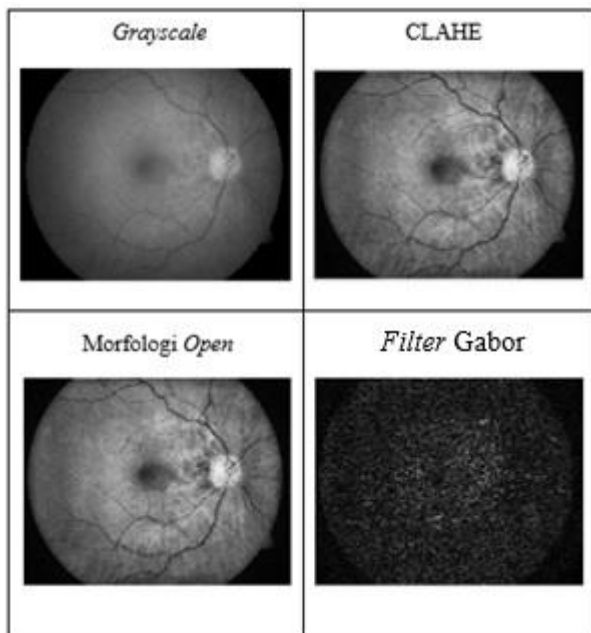
mengakibatkan kesalahan dalam mendeteksi karena memiliki ciri sama dengan eksudat.



Gambar 8. Hasil Citra Segmentasi

c. Ekstraksi Ciri

Setelah melakukan proses segmentasi selanjutnya citra hasil segmentasi akan dilakukan proses ekstraksi ciri yaitu *filter* gabor. Berikut ini merupakan gambaran proses ekstraksi ciri dengan *filter* gabor.



Gambar 9. Hasil Citra Ekstraksi Ciri

Berdasarkan gambar 9 hasil ekstraksi ciri, peneliti melakukan ekstraksi ciri dari citra hasil segmentasi menggunakan *filter* gabor dengan tujuan untuk mengambil nilai ciri dari citra fundus yang digunakan yaitu *mean*, *entropy*, *variance*, *skewness*, dan *kurtosis* seperti pada tabel 1 hasil ekstraksi ciri sebagai parameter pengukuran untuk proses identifikasi *diabetic retinopathy*.

Tabel 1. Tabel Hasil Nilai Ekstraksi Ciri

	Ciri	Nilai
1	Mean	0.1023
2	Entropy	5.9833
3	Variance	0.0044
5	Skewness	0.8369
5	Kurtosis	0.7710

d. Identifikasi

Proses identifikasi dilakukan menggunakan masukan nilai citra fundus dari hasil ekstraksi ciri. Nilai tersebut nantinya akan digunakan sebagai parameter

pengukuran pada aplikasi WEKA 3.9 untuk proses identifikasi *diabetic retinopathy*.

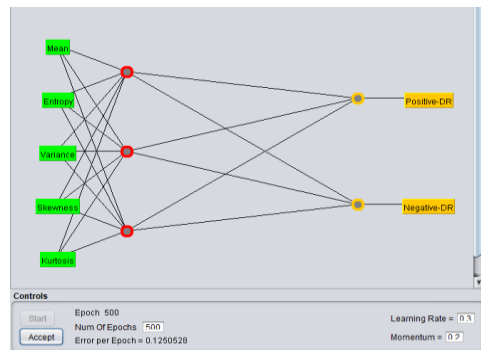
Tabel 2. Tabel Hasil Nilai Ekstraksi Ciri

Nama Citra	Mean	Entropy	Variance	Skewness	Kurtosis	Class
image001	0.1023	5.9833	0.0044	0.8369	0.7710	1
image002	0.0979	5.9093	0.0040	0.7492	0.5052	1
image003	0.0776	5.5685	0.0027	0.8287	1.5077	1
...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...
image128	0.1048	6.0449	0.0050	0.8065	0.8109	0
Image129	0.0958	5.8753	0.0046	0.8003	1.3119	0
image130	0.1232	6.3131	0.0087	1.8537	7.3593	0

Gambar 10 adalah *dataset* dengan format *.arff* yang telah ditransformasikan dan siap untuk dilakukan pengujian pada aplikasi WEKA 3.9.

```
@relation DIARETDB0
@attribute Mean numeric
@attribute Entropy numeric
@attribute Variance numeric
@attribute Skewness numeric
@attribute Kurtosis numeric
@attribute Class {Positive-DR,Negative-DR}
@data
0.1023,5.9833,0.0044,0.8369,0.7710,Positive-DR
0.0979,5.9093,0.0040,0.7492,0.5052,Positive-DR
0.0776,5.5685,0.0027,0.8287,1.5077,Positive-DR
0.0744,5.4883,0.0028,0.7458,0.9732,Positive-DR
0.1125,6.1878,0.0068,1.1378,3.0719,Positive-DR
0.1344,6.4260,0.0105,1.9558,8.1730,Positive-DR
0.1058,6.0381,0.0052,1.3725,4.5389,Positive-DR
0.1011,6.0007,0.0049,1.2731,4.1192,Positive-DR
0.1062,6.0894,0.0055,0.8920,1.1190,Positive-DR
.....
0.1048,6.0449,0.0050,0.8065,0.8109,Negative-DR
0.0958,5.8753,0.0046,0.8003,1.3119,Negative-DR
0.1232,6.3131,0.0087,1.8537,7.3593,Negative-DR
```

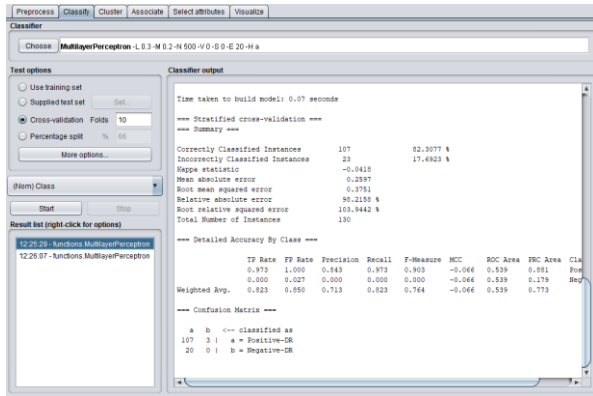
Gambar 10. *Dataset* DIARETDB0 Format *.arff*



Gambar 11. Visualisasi Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *Backpropagation*

Pada gambar 11 menunjukkan visualisasi jaringan syaraf tiruan (JST) *backpropagation*.

Pada gambar 11 terlihat arsitektur jaringan syaraf tiruan (JST) *backpropagation*. Parameter JST yang digunakan dalam pengujian ini adalah *default*, yaitu *learning rate* ( $\alpha$ ) = 0.3, *momentum* ( $\mu$ ) = 0.2, jumlah lapisan tersembunyi = 1 lapis dan waktu *training* adalah 500 iterasi atau epoch dan *error* yang dihasilkan sebesar 0.1250528. *Input layer* terdiri dari 5 *neuron* yaitu *mean*, *entropy*, *variance*, *skewness*, dan *kurtosis*. *Hidden layer* atau lapisan tersembunyi terdiri dari 1 lapis dan *output layer* terdiri dari 2 *class* yaitu *class positive DR* dan *negative DR*.



Gambar 12. Hasil Pengujian Sebelum Pengacakan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 130 citra dan agar performa yang didapatkan memiliki tingkat akurasi yang optimal maka penulis menerapkan proses pengacakan data dengan memilih *filter randomize instance* dan melakukan pengacakan sebanyak 30 kali. Kemudian pada proses selanjutnya pengujian menggunakan algoritme jaringan syaraf tiruan (JST) *backpropagation* atau *multilayer perceptron* dan cara pengukuran akurasi berdasarkan metode evaluasi *cross validation 10 folds*. Pengujian dilakukan terhadap data yang sudah dilakukan pengacakan dan data yang tanpa dilakukan pengacakan, kemudian akan dilakukan perbandingan hasil akurasi yang didapat.

Algoritme JST *backpropagation* yang terlihat pada gambar 12 hasil pengujian sebelum pengacakan data menghasilkan nilai akurasi sebesar 82.30%. Nilai akurasi tersebut didapatkan dari hasil perhitungan *precision*, *recall*, dan *f-measure*. Proses perhitungan dapat terlihat pada tabel 3:

Tabel 3. Tabel *Confusion Matrix Positive-DR* Sebelum Pengacakan Data

107 (True Positive)	3 (False Negative)
20 (False Positive)	0 (True Negative)

Tabel 3 adalah penjabaran dari *confusion matrix* yang dapat dilihat dari *classifier output* diatas:

Kelas “Positive-DR”

$$Precision = \frac{107}{107+20} = \frac{107}{127} = 0.8425$$

$$Recall = \frac{107}{107+3} = \frac{107}{110} = 0.9727$$

$$F-measure = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} = \frac{2 \times 0.8425 \times 0.9727}{0.8425 + 0.9727} = 0.9029$$

Tabel 4. Tabel *Confusion Matrix Negative-DR* Sebelum Pengacakan Data

0 (True Positive)	20 (False Negative)
3 (False Positive)	107 (True Negative)

Kelas “Negative-DR”

$$Precision = \frac{0}{0+3} = \frac{0}{3} = 0$$

$$Recall = \frac{0}{0+20} = \frac{0}{20} = 0$$

$$F-measure = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} = \frac{2 \times 0 \times 0}{0 + 0} = 0$$

Dari hasil *precision*, *recall*, dan *f-measure* yang dihasilkan dari kelas *Positive-DR* dan *Negative-DR*, dapat dihitung nilai rata-rata dari kelas-kelas yang ada (*Weighted Avg*) dengan terlebih dahulu menjumlahkan nilai A = (107+3) = 110 dan B = (20+0) = 20, Rumus untuk menghitungnya yaitu:

$$Weighted Avg (Precision) = \frac{0.8425 \times A + 0 \times B}{130} = \frac{92.675+0}{130} = 0.7128$$

$$Weighted Avg (Recall) = \frac{0.9727 \times A + 0 \times B}{130} = \frac{106.997+0}{130} = 0.8230$$

$$Weighted Avg (F-Measure) = \frac{0.9029 \times A + 0 \times B}{130} = \frac{99.319+0}{130} = 0.7639$$

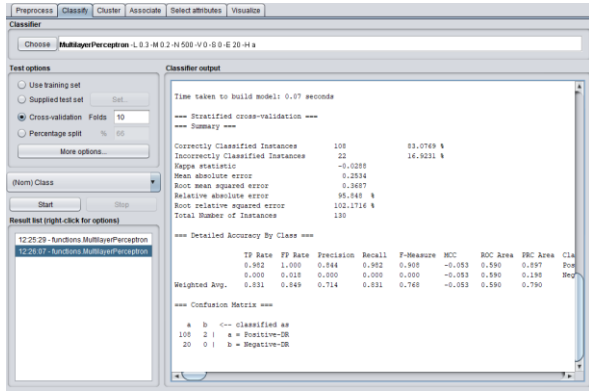
$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% = \frac{107+0}{107+0+3+20} \times 100\% = 82.30\%$$

Dari perhitungan nilai akurasi berdasarkan *confusion matrix* disajikan pada tabel 5.

Tabel 5. Tabel Akurasi *Confusion Matrix* Sebelum Pengacakan Data

Class	Precision	Recall	F-Measure
Positive-DR	0.8425	0.9727	0.9029
Negative-DR	0	0	0
Weighted Avg	0.7128	0.8230	0.7639

Pengklasifikasian untuk menguji *dataset* DIARETDB0 sebelum melakukan pengacakan data dengan menggunakan WEKA 3.9 waktu yang dibutuhkan 0.07 *second*. Berdasarkan tabel 5 didapatkan hasil performa dari akurasi sebesar 82.30% kemudian presisi sebesar 71.28%, dan *recall* sebesar 82.30%, dan *f-measure* sebesar 76.39%.



Gambar 13. Hasil Pengujian Sesudah Pengacakan Data

Algoritme JST *backpropagation* yang terlihat pada gambar 13 hasil pengujian sesudah dilakukan pengacakan data mendapatkan hasil yang lebih tinggi yaitu nilai akurasi sebesar 83,07%. Nilai akurasi tersebut didapatkan dari hasil perhitungan *precision*, *recall*, dan *f-measure*. Proses perhitungan dapat terlihat pada tabel 6.

Tabel 6. Tabel *Confusion Matrix Positive-DR* Sesudah Pengacakan Data

108 (True Positive)	2 (False Negative)
20 (False Positive)	0 (True Negative)

Tabel 6 adalah penjabaran dari *confusion matrix* yang dapat dilihat dari *classifier output* diatas:

Kelas “Positive-DR”

$$Precision = \frac{108}{108+20} = \frac{108}{128} = 0.8437$$

$$Recall = \frac{108}{108+3} = \frac{108}{110} = 0.9818$$

$$F\text{-measure} = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} = \frac{2 \times 0.8425 \times 0.9727}{0.8425 + 0.9727} = 0.9075$$

Tabel 7. Tabel *Confusion Matrix Negative-DR* Sesudah Pengacakan Data

0 (True Positive)	20 (False Negative)
2 (False Positive)	108 (True Negative)

Kelas “Negative-DR”

$$Precision = \frac{0}{0+2} = \frac{0}{2} = 0$$

$$Recall = \frac{0}{0+20} = \frac{0}{20} = 0$$

$$F\text{-measure} = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} = \frac{2 \times 0 \times 0}{0 + 0} = 0$$

Dari hasil *precision*, *recall*, dan *f-measure* yang dihasilkan dari kelas *Positive-DR* dan *Negative-DR*, dapat dihitung nilai rata-rata dari kelas-kelas yang ada (Weighted Avg) dengan terlebih dahulu menjumlahkan nilai A = (108+2) = 110 dan B = (20+0) = 20, Rumus untuk menghitungnya yaitu:

$$Weighted\ Avg\ (Precision) = \frac{0.8437 \times A + 0 \times B}{92.807+0} = \frac{0.8437 \times 110 + 0 \times 20}{110} = 0.7139$$

$$Weighted\ Avg\ (Recall) = \frac{0.9818 \times A + 0 \times B}{107.998+0} = \frac{0.9818 \times 110 + 0 \times 20}{110} = 0.8307$$

$$Weighted\ Avg\ (F\text{-Measure}) = \frac{0.9075 \times A + 0 \times B}{99.825+0} = \frac{0.9075 \times 110 + 0 \times 20}{110} = 0.7678$$

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% = \frac{107+0}{107+0+3+20} \times 100\% = 83.07\%$$

Dari perhitungan nilai akurasi berdasarkan *confusion matrix* disajikan pada tabel 8 sebagai berikut:

Tabel 8. Tabel Akurasi *Confusion Matrix* Sesudah Pengacakan Data

Class	Precision	Recall	F-Measure
Positive-DR	0.8437	0.9818	0.9075
Negative-DR	0	0	0
Weighted Avg	0.7139	0.8307	0.7678

Pengklasifikasian untuk menguji *dataset* DIARETDB0 sesudah pengacakan data dengan menggunakan WEKA 3.9 waktu yang dibutuhkan 0.07 *second*. Berdasarkan tabel 4.8 didapatkan hasil performa dari akurasi sebesar 83.07% kemudian presisi sebesar 71.39%, dan *recall* sebesar 83.07% dan *f-measure* sebesar 76.78%.

### 3.5 Evaluasi

Pengacakan data sebanyak 30 kali dilakukan agar data tidak bias dan performa yang didapatkan dari *dataset* DIARETDB0 ini memiliki tingkat akurasi yang lebih optimal. Dari penggunaan algoritme *multilayer perceptron* atau *backpropagation* yang telah dilakukan sebelum pengacakan data dan sesudah melakukan pengacakan data menghasilkan nilai akurasi, 35at tabe3 9.

Tabel 9. Tabel Perbandingan Sebelum dan Sesudah Pengacakan Data

No	Pengujian	Sebelum Pengacakan Data	Sesudah Pengacakan Data
1	Akurasi	82.30%	83.07%
2	Precision	71.28%	71.39%
3	Recall	82.30%	83.07%
4	F-Measure	76.39%	76.78%

Berdasarkan tabel 9 hasil perbandingan nilai akurasi sebelum pengacakan data sebesar 82.30% dan sesudah pengacakan data menghasilkan nilai akurasi 83.07% menunjukkan pengujian yang dilakukan termasuk dalam klasifikasi yang baik. Nilai *precision* sebelum pengacakan data memiliki nilai sebesar 71.28% dan sesudah pengacakan data menghasilkan nilai 71.39% yang menunjukkan tingkat kualitas sistem dalam pencarian tersebut. Kemudian nilai *recall* memiliki nilai sebesar 82.30% dan sesudah pengacakan data



menghasilkan nilai 83.07% yang menunjukkan bahwa data yang diujikan memiliki tingkat keberhasilan klasifikasi data yang baik dan untuk nilai *f-measure* sebelum pengacakan data memiliki nilai sebesar 76.39% dan sesudah pengacakan data menghasilkan nilai sebesar 76.78% yang menunjukkan nilai rata - rata dari nilai *precision* dan *recall*.

#### 4. Kesimpulan

Metode ekstraksi ciri tekstur dengan menggunakan *filter* gabor dapat merepresentasikan informasi nilai ciri yaitu *skewness*, *kurtosis*, *mean*, *entropy*, dan *variance* untuk diolah pada tahap identifikasi. Hasil perbandingan pengujian *dataset* DIARETDB0 yang berjumlah 130 citra fundus menggunakan metode JST *backpropagation* sebelum pengacakan data menghasilkan nilai akurasi sebesar 82.30%, nilai *precision* sebesar 71.28%, nilai *recall* sebesar 82.30%, dan nilai *f-measure* sebesar 76.39%. Sedangkan sesudah dilakukan pengacakan data sebanyak 30 kali, mendapatkan hasil nilai akurasi yang lebih tinggi daripada sebelum dilakukan pengacakan data yaitu nilai akurasi sebesar 83.07%, nilai *precision* sebesar 71.39%, nilai *recall* sebesar 83.07% dan untuk nilai *f-measure* memiliki nilai sebesar 76.78% dan menunjukkan pengujian yang dilakukan termasuk dalam klasifikasi yang baik.

Saran untuk peneliti selanjutnya yaitu dapat dilakukan proses pengolahan citra dan ekstraksi fitur yang berbeda agar dapat mencapai nilai akurasi yang lebih baik dari nilai sebelumnya, dan melakukan uji coba

menggunakan kombinasi metode atau algoritme yang lain agar hasilnya dapat dilakukan perbandingan dan proses analisis dapat diimplementasikan langsung pada aplikasi untuk pengembangan penelitian selanjutnya dalam mengidentifikasi penyakit *diabetic retinopathy*.

#### Daftar Rujukan

- [1] Kusriani, Emha Taufiq Luthfi. 2009. *Algoritma Data Mining*. Yogyakarta: ANDI.
- [2] Restiani, Dian. 2018. Kombinasi Algoritma *Cart* dan *Ripper* Untuk Mendiagnosis Penyakit Liver Berbasis *Correlation Based Feature Selection*. Skripsi. STMIK Amikom Purwokerto
- [3] Hermawan, Arief. 2006. *Jaringan Syaraf Tiruan*. Yogyakarta: Andi.
- [4] Ayu, Ratna Gitasari., Hidayat, Bambang., Suci, Aulia. 2015. Klasifikasi Penyakit Diabetes Retinopati Berdasarkan Citra Digital dengan menggunakan Metode *Wavelet* dan *Support Vector Machine*. *e-Proceeding of Engineering*. Volume 2 No.1.
- [5] Iqbal, M.I., Aibinu, A.M., Gubbal, N.S., Khan, A. 2006. Automatic Diagnosis of Diabetic Retinopathy using fundus Citras. *Blekinge Institute of Technology*.
- [6] Dillak, Rocky Yefrenes., Bintiri, Martini Ganantowe. 2012. Identifikasi Fase Penyakit Retinopati Diabetes Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Multi Layer Perceptron. *ISSN: 1979-2328. Seminar Nasional Informatika 2012 (semnasIF 2012)*.
- [7] Astuti, E. D. 2009. *Pengantar Jaringan Saraf Tiruan*. Wonosobo: Star Publishing
- [8] Price SA, Wilson LM. 2006. *Patofisiologi*. Jakarta: EGC.
- [9] Apriyani, Yanti. 2018. Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* Untuk Prediksi Nilai UN Siswa SMPN 2 Cihaurbeuti. *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)*. Volume 3 Nomor 1.
- [10] Sitompul, R. 2008. Retinopati Diabetik. *J Indon Med Assoc*. Volume 61 Nomor 8.
- [11] Putra, Darma. 2010. *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Andi Offset.