

# Aplikasi Diagnosa Potensi Glaukoma Melalui Citra Iris Mata Dengan Jaringan Saraf Tiruan Metode Propagasi Balik

Dwi Budi Sucipto<sup>1</sup>, Dwiza Riana<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Teknik Informatika, Universitas BSI Bandung  
Jl. Sekolah Internasional no.1-6 Antapani, Bandung 40282, Indonesia

<sup>1</sup>dwibudisucipto@yahoo.co.id

<sup>2</sup>Sistem Informasi, STMIK Nusa Mandiri  
Jl. Kramat Raya no. 2, Jakarta Pusat 10430, Indonesia

<sup>2</sup>dwiza\_riana@yahoo.com

**Abstrak**— Glaukoma merupakan gangguan saraf pada mata. Penderita glaukoma sering tidak menyadari adanya gangguan penglihatan sampai terjadi kerusakan penglihatan yang sudah lanjut. Deteksi, diagnosa dan penanganan harus dilakukan sedini mungkin karena kerusakan yang disebabkan oleh glaukoma tidak dapat diperbaiki. Iridologi merupakan suatu kajian *scientific* mengenai bentuk dan struktur dalam iris mata yang dapat memberikan gambaran setiap organ di dalam tubuh manusia. Citra iris mata diolah dengan proses pengolahan citra seperti *grayscale*, *contrast adjustment* dan *histogram equalization* kemudian dilakukan *cropping* pada tepi iris mata. Hasil digunakan untuk proses pelatihan dan pengujian menggunakan jaringan saraf tiruan metode propagasi balik dengan menggunakan 2 *hidden layer* dan 1 *output layer* dan pelatihan menggunakan algoritma *traincgp*.

**Kata Kunci**— Potensi Glaukoma, Citra Iris Mata, Iridologi, Jaringan Saraf Tiruan, Propagasi Balik

## I. PENDAHULUAN

Glaukoma adalah penyebab kebutaan kedua terbesar di dunia setelah katarak. Diperkirakan 66 juta penduduk dunia sampai tahun 2010 akan menderita gangguan penglihatan karena glaukoma. Kebutuan karena glaukoma tidak bisa disembuhkan tetapi pada kebanyakan kasus glaukoma dapat dikendalikan. Glaukoma disebut sebagai pencuri penglihatan karena sering berkembang tanpa gejala yang nyata. Penderita glaukoma sering tidak menyadari adanya gangguan penglihatan sampai terjadi kerusakan penglihatan yang sudah lanjut. Diperkirakan 50% penderita glaukoma tidak menyadari mereka menderita penyakit tersebut. Kerusakan yang disebabkan oleh glaukoma tidak dapat diperbaiki, maka deteksi, diagnosa dan penanganan harus dilakukan sedini mungkin [1].

Iridologi merupakan suatu kajian *scientific* mengenai bentuk dan struktur dalam iris mata yang dapat memberikan gambaran setiap organ di dalam tubuh manusia. Iris mata dapat menggambarkan kondisi tubuh, kekuatan dan kelemahannya, tahap kesehatan dan perubahan yang terjadi di dalam tubuh seseorang berdasarkan kaidah alamiah [2].

Pada penelitian ini, penulis mengambil studi kasus untuk mendeteksi gangguan glaukoma melalui iris mata. Citra iris mata penderita glaukoma digunakan sebagai input dari sistem. Perancangan aplikasi

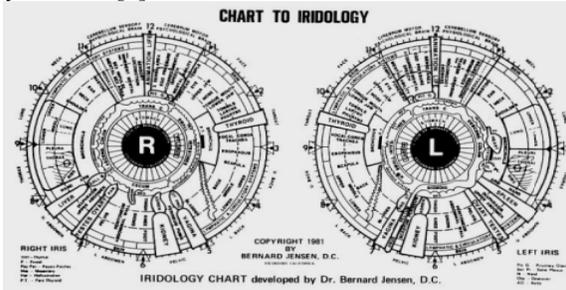
diagnosa glaukoma dilakukan dengan melalui tahapan *pre processing* seperti peningkatan kualitas citra dan kemudian dilakukan *feature extraction* dengan menghitung nilai tiap pixel sehingga dihasilkan sejumlah data numerik untuk dilakukan proses pembelajaran dan pelatihan. Dari proses pengolahan citra tersebut dapat diketahui ciri nilai khusus agar dapat dilakukan diagnosa gangguan glaukoma pada mata pada setiap input iris mata.

## II. TINJAUAN STUDI

Glaukoma adalah kelompok penyakit mata yang disebabkan oleh tingginya tekanan bola mata sehingga menyebabkan rusaknya saraf optik yang membentuk bagian-bagian retina di belakang bola mata. Saraf optik menyambung jaringan-jaringan penerima cahaya (retina) dengan bagian dari otak yang memproses informasi penglihatan. Glaukoma adalah bagian penyakit mata yang menyebabkan proses hilangnya penglihatan, tetapi proses ini dapat dicegah dengan obat-obatan, terapi laser dan pembedahan. Perlu dicatat bahwa setelah terjadi hilangnya penglihatan yang disebabkan oleh glaukoma, maka hal ini tidak dapat disembuhkan kembali, maka sangat penting untuk mencegah atau menghentikan proses hilangnya penglihatan ini [3].

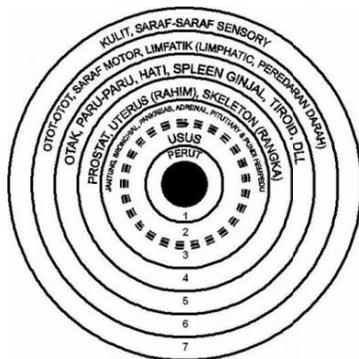
Iridologi merupakan ilmu pengetahuan dan praktik yang dapat mengungkapkan adanya peradangan (inflamasi), penimbunan toksin dalam

jaringan, bendungan kelenjar (*congestion*), dimana lokasinya (pada organ mana), dan seberapa tingkat keparahan kondisinya (akut, subakut, kronis dan degeneratif)[4]. Pada gambar 1 yang merupakan peta mata kita dapat mengetahui kondisi tubuh seseorang dengan mengamati iris mata misalnya statusnya lemah atau kuat, tingkat kesehatan, serta peralihan menuju keparahan atau proses penyembuhan[5].

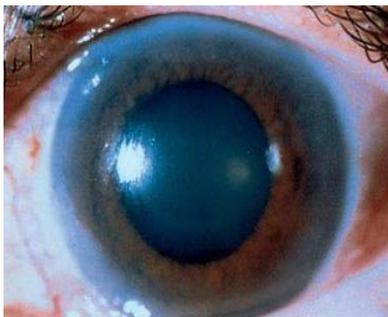


Gambar 1. Chart of Iridology

Peran iris mata disini ibarat layar monitor komputer yang dapat memperlihatkan data atau potret mengenai apa yang terjadi pada seluruh bagian organ tubuh kita. Dengan demikian, sekian panjang deretan *medical record* mengenai kondisi tubuh kita sebetulnya dapat dengan mudah dan cepat diketahui dengan hanya mengintip mata.

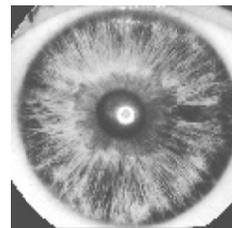


Gambar 2. Iridologi Lapisan Mata

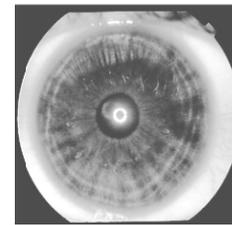


Gambar 3. Mata Glaukoma

Pada gambar 2 kita dapat melihat peta iridologi lapisan mata dimana gangguan saraf terdapat pada bagian tepi iris mata dan dapat kita bandingkan pada gambar 3 yang merupakan mata penderita glaukoma terlihat tepi iris yang sudah mulai berkabut yang menunjukkan adanya gangguan saraf dan semakin banyak kabut yang terlihat menunjukkan bahwa kerusakan saraf semakin meluas. Gambar 4 dan 5 menunjukkan iris normal dan iris yang abnormal. Iris normal memiliki area tepi iris yang bersih dengan sedikit kabut sedangkan iris yang abnormal menunjukkan mulai adanya banyak kabut pada tepi iris mata.



Gambar 4. Iris Normal



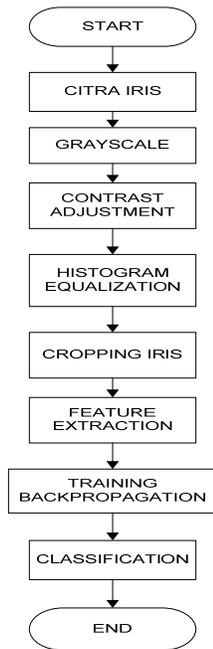
Gambar 5. Iris Abnormal

### III. MATERIAL DAN METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data pelatihan 20 citra iris mata yang terdiri dari 10 iris normal yang penulis ambil langsung dari penderita dan 10 iris abnormal dari Palacky University yang tersedia dan dapat diunduh untuk penelitian. Sampel yang digunakan dalam pengujian data baru terdiri dari 50 citra iris yang terdiri dari 15 dan 35 iris abnormal.

Pendekatan metode penelitian yang diusulkan untuk proses pengolahan citra adalah dengan menggunakan teknik peningkatan kualitas citra. Citra yang digunakan dalam metode ini adalah citra iris mata dalam format png. Dalam penelitian ini dipilih citra iris normal dan abnormal berdasarkan prinsip iridologi. Metode terdiri dari proses *grayscale* untuk mengubah citra menjadi skala keabuan kemudian *contrast adjustment* untuk meningkatkan kontras citra dan *histogram equalization* untuk perataan histogram citra. Proses selanjutnya dilakukan manual *cropping* pada tepi iris matayang bertujuan mengambil area citra yang akan diteliti yang selanjutnya akan digunakan sebagai data pelatihan jaringan saraf tiruan metode propagasi balik. Pada

gambar 6 merupakan flowchart metode penelitian yang dilakukan penulis yang secara umum terdiri dari akuisisi citra, *pre processing* yang terdiri dari *grayscale*, *contrast adjustment* dan *histogram equalization* dan kemudian pelatihan dan pengujian menggunakan *back propagation neural network*.



Gambar 6. Flowchart Metode Penelitian

A. Proses Grayscale

Pada proses ini citra asli yang masih RGB diubah menjadi skala keabuan[6]. *Grayscale* merupakan perhitungan dari intensitas cahaya pada setiap piksel pada spektrum elektromagnetik *single band*. *Grayscale* adalah suatu citra yang nilai dari setiap piksel merupakan sampel tunggal. Citra yang ditampilkan terdiri atas warna abu-abu, bervariasi pada warna hitam pada bagian yang intensitasnya terlalu lemah dan warna putih pada intensitas terkuat[7]. Gambar 7 merupakan hasil proses transformasi citra asli yang masih RGB kemudian diubah menjadi skala keabuan.

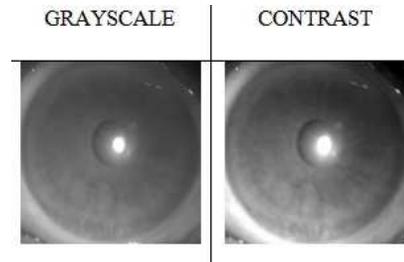


Gambar 7. Hasil Proses Grayscale

B. Contrast Adjustment

Suatu ukuran citra kontras tertentu disampaikan dalam tulisan ini untuk peningkatan kualitas. Citra kontras adalah bidang yang diregangkan yang memiliki batas ambang bawah dan ambang atas. Ini adalah sebuah intensitas citra kontras yang mendasarkan metode peningkatan citra pada jarak antar piksel dalam bentuk fungsi  $I_0(x,y) = f(I(x,y))$ , dimana citra asli  $I(x,y)$ , dan citra keluaran adalah  $I_0(x,y)$  setelah peningkatan kontras, dan  $f$  adalah fungsi transformasi [8].

*Contrast Adjustment* adalah suatu metode membuat citra yang memiliki bagian terang menjadi lebih terang dan bagian gelap menjadi lebih gelap. Kontras suatu citra adalah distribusi piksel terang dan gelap. Citra *grayscale* dengan kontras rendah maka akan terlihat terlalu gelap, terlalu terang atau terlalu abu-abu. Histogram citra dengan kontras rendah, semua piksel akan terkonsentrasi pada sisi kiri, kanan atau di tengah. Semua piksel akan berkelompok secara rapat pada suatu sisi tertentu dan menggunakan sebagian kecil dari semua kemungkinan nilai piksel [9]. Gambar 8 merupakan hasil dari proses *contrast adjustment* terlihat citra yang sebelumnya agak gelap menjadi terlihat lebih terang. Proses ini sangat diperlukan untuk proses pengolahan citra selanjutnya agar area citra yang akan dideteksi menjadi lebih terlihat jelas.



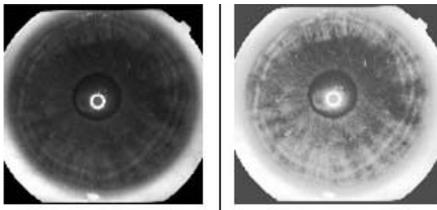
Gambar 8. Hasil Proses Contrast Adjustment

C. Histogram Equalization

Histogram didefinisikan sebagai probabilitas statistik distribusi setiap tingkat abu-abu dalam gambar digital. Persamaan histogram (HE) adalah teknik yang sangat populer untuk peningkatan kontras gambar [10]. Konsep dasar dari *histogram equalization* adalah dengan men-stretch histogram, sehingga perbedaan piksel menjadi lebih besar atau dengan kata lain informasi menjadi lebih kuat sehingga mata dapat menangkap informasi yang disampaikan.

Citra kontras ditentukan oleh rentang dinamis, yang didefinisikan sebagai perbandingan antara bagian paling terang dan paling gelap intensitas piksel. Histogram memberikan informasi untuk kontras dan intensitas keseluruhan distribusi dari suatu gambar.

*Histogram equalization* merupakan metode dalam pengolahan gambar yang meningkatkan kontras gambar secara umum, terutama ketika digunakan data gambar yang diwakili oleh nilai-nilai yang dekat kontras. Melalui penyesuaian ini, intensitas gambar dapat didistribusikan pada histogram dengan lebih baik. Hal ini memungkinkan untuk daerah kontras lokal yang lebih rendah untuk mendapatkan kontras yang lebih tinggi tanpa mempengaruhi kontras global. Metode ini juga berguna untuk dengan latar belakang dan foregrounds yang keduanya terang atau keduanya gelap. Secara khusus, metode ini memberikan pandangan yang lebih baik dari struktur tulang dalam gambar x-ray dalam dunia biomedik, menghasilkan detail gambar yang jelas [11].

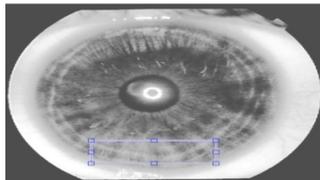


Gambar 9. Hasil proses *Histogram Equalization*

Gambar 9 menyajikan contoh citra hasil proses *histogram equalization*. Dengan proses ini area kabut pada citra iris menjadi terlihat lebih jelas. Pengaturan kontras dan kecerahan yang akan dikemukakan di sini adalah proses pengolahan citra yang menggunakan teknik pemetaan tingkat keabuan melalui pemodelan histogram yang bertujuan untuk meningkatkan mutu suatu citra melalui perbaikan kontras dan kecerahan.

#### D. *Cropping Iris*

*Cropping* adalah proses **pemotongan citra** pada koordinat tertentu pada area citra. Untuk memotong bagian dari citra digunakan dua koordinat, yaitu koordinat awal yang merupakan awal koordinat bagi citra hasil pemotongan dan koordinat akhir yang merupakan titik koordinat akhir dari citra hasil pemotongan. Sehingga akan membentuk bangun segi empat yang mana tiap-tiap *pixel* yang ada pada area koordinat tertentu akan disimpan dalam citra yang baru. Contoh ilustrasi proses *cropping iris* dengan *region filling* dapat dilihat pada gambar 10 dan pada gambar 11 merupakan contoh hasil dari proses *cropping iris*.



Gambar 10. Contoh Proses *Cropping Iris*



Gambar 11 Contoh Hasil *Cropping Iris*

Pada gambar 12 dan 13 dibawah ini menjelaskan perbandingan tekstur antara iris abnormal dengan iris normal. Terlihat dengan jelas perbedaan tekstur keduanya dimana tekstur iris abnormal terlihat lebih banyak piksel berwarna putih dan pada iris normal terlihat lebih banyak piksel berwarna hitam.



Gambar 12. *Cropping Abnormal*



Gambar 13. *Cropping Normal*

#### E. *Feature Extraction*

Seleksi ciri bertujuan untuk memilih informasi kuantitatif dari ciri yang ada, yang dapat membedakan kelas-kelas objek secara baik, sedangkan ekstraksi ciri bertujuan untuk mengukur besaran kuantitatif ciri setiap piksel, misalnya rata-rata, standar deviasi, koefisien variasi, *Signal to Noise ratio* (SNR), dan lain-lain. Sebelumnya dilakukan proses *resize* citra iris yang sudah *dicropping* yang ukurannya tidak tentu kemudian disamakan ukuran matriksnya menjadi berukuran 40 x 150 pixel. Citra yang sudah dilakukan proses *resize* selanjutnya akan dijadikan citra data pelatihan jaringan saraf tiruan.

Pada tahap selanjutnya *image resize* akan diekstrak untuk mendapatkan nilai-nilai yang merepresentasikan ciri spesifik dari *image* tersebut. *Image* dari tahap ke-2 akan diperkecil ukuran pikselnya karena jumlah datanya yang terlalu besar untuk dijadikan *input*, sehingga *image* diperkecil menjadi 1x6000 pixel. *Image* ini dipilih karena masih dapat mewakili ciri citra asli, sesuai dengan rumus level maksimum dekomposisi yang dibatasi oleh persamaan yang berkorelasi. Dari proses manipulasi matriks ini selanjutnya kita dapat mengetahui *mean* dan *standard deviasi* dari masing-masing citra.

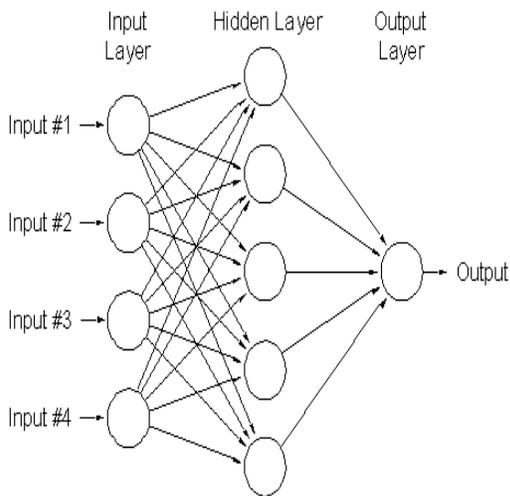
#### F. *Training Back Propagation Neural Network*

Menurut Fausett (2006) menyatakan bahwa sebuah jaringan saraf tiruan adalah sistem pemroses informasi yang mempunyai karakter tampilan

tersendiri yang hampir sama dengan jaringan saraf pada biologi. Metode ini menggunakan elemen perhitungan non-linier dasar yang disebut neuron yang diorganisasikan sebagai jaringan yang saling berhubungan, sehingga mirip dengan jaringan saraf manusia. Jaringan saraf tiruan dibentuk untuk memecahkan suatu masalah tertentu seperti pengenalan pola atau klasifikasi karena proses pembelajaran[12].

Kelemahan JST yang terdiri dari layar tunggal membuat perkembangan JST menjadi terhenti pada sekitar tahun 1970 an. Penemuan *back propagation* yang terdiri dari beberapa layar membuka kembali cakrawala. Terlebih setelah berhasil ditemukannya berbagai aplikasi yang dapat diselesaikan dengan *back propagation*, membuat JST semakin diminati orang.

Menurut Kusumadewi (2003) menyatakan bahwa metode *back propagation* dapat digunakan untuk melakukan pendeteksian suatu jenis penyakit, gangguan, maupun kasus yang memiliki data masa lalu dan dengan metode *back propagation* target output yang diinginkan lebih mendekati ketepatan dalam melakukan pengujian karena terjadi penyesuaian nilai bobot dan bias yang semakin baik pada proses pelatihan. Gambar 14 merupakan Arsitektur jaringan saraf tiruan metode *back propagation* memiliki beberapa unit yang ada dalam satu atau lebih lapisan tersembunyi. *Back propagation* memiliki ciri khusus biasanya memiliki banyak *hidden layer*.



Gambar 14. Arsitektur *Back Propagation*

Pelatihan *Back Propagation* meliputi tiga fase[13]. Fase pertama adalah fase maju. Pola masukan dihitung maju mulai dari layar masukan hingga layar keluaran menggunakan fungsi aktivasi

yang ditentukan. Fase kedua adalah fase mundur. Selisih antara keluaran jaringan dengan target yang diinginkan merupakan kesalahan yang terjadi. Kesalahan tersebut dipropagasikan mundur, dimulai dari garis yang berhubungan langsung dengan unit-unit di layar keluaran. Fase ketiga adalah modifikasi bobot untuk menurunkan kesalahan yang terjadi.

1) Fase I : Propagasi maju

Selamapropagasi maju, sinyal masukan ( $=x_i$ ) dipropagasikan ke layar tersembunyi menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Keluaran dari setiap unit layar tersembunyi ( $=z_j$ ) tersebut selanjutnya dipropagasikan maju lagi ke layar tersembunyi di atasnya menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Demikian seterusnya hingga menghasilkan keluaran jaringan ( $=y_k$ ).

Berikutnya, keluaran jaringan ( $=y_k$ ) dibandingkan dengan target yang harus dicapai ( $=t_k$ ). Selisih  $t_k - y_k$  adalah kesalahan yang terjadi. Jika kesalahan ini lebih kecil dari batas toleransi yang ditentukan, maka iterasi dihentikan. Akan tetapi apabila kesalahan masih lebih besar dari batas toleransinya, maka bobot setiap garis dalam jaringan akan dimodifikasi untuk mengurangi kesalahan yang terjadi.

2) Fase II : Propagasi mundur

Berdasarkan kesalahan  $t_k - y_k$ , dihitung faktor  $\delta_k$  ( $k = 1, 2, \dots, m$ ) yang dipakai untuk mendistribusikan kesalahan di unit  $y_k$  ke semua unit tersembunyi yang terhubung langsung dengan  $y_k$ .  $\delta_k$  juga dipakai untuk mengubah bobot garis yang berhubungan langsung dengan unit keluaran.

Dengan cara yang sama, dihitung faktor  $\delta_j$  di setiap unit di layar tersembunyi sebagai dasar perubahan bobot semua garis yang berasal dari unit tersembunyi di layar di bawahnya. Demikian seterusnya hingga semua faktor  $\delta$  di unit tersembunyi yang berhubungan langsung dengan unit masukan dihitung.

3) Fase III : Perubahan bobot

Setelah semua faktor  $\delta$  dihitung, bobot semua garis dimodifikasi bersamaan. Perubahan bobot suatu garis didasarkan atas faktor  $\delta$  neuron di layar atasnya. Sebagai contoh, perubahan bobot garis yang menuju ke layar keluaran didasarkan atas  $\delta_k$  yang ada di unit keluaran.

Ketiga fase tersebut diulang-ulang terus hingga kondisi penghentian dipenuhi. Umumnya kondisi penghentian yang sering dipakai adalah jumlah iterasi atau kesalahan. Iterasi akan dihentikan jika jumlah iterasi yang dilakukan sudah melebihi jumlah maksimum iterasi yang ditetapkan, atau jika

kesalahan yang terjadi sudah lebih kecil dari batas toleransi yang diizinkan.

Adapun Tahapan Pelatihan *Back Propagation Neural Network* pada matlab adalah sebagai berikut :

a) Sebelum melakukan simulasi (*running*) pada *command window matlab*, terlebih dahulu dibuat instruksi-instruksi (*syntax*) dalam *M-file editor*. Dan untuk menghapus semua data dan *syntax* pada *command window* dituliskan instruksi *clear*, yang diakhiri dengan tanda titik koma (seperti:*clear*).

b) Masukan data input dan target. Pada penelitian ini, JST didesain dan dilatih untuk mengenali 2 pola iris mata. Masing-masing pola diwakili oleh nilai piksel 40x150. Yang terdiri dari 6000 vektor *input* dan 20 vektor target. Masing-masing vektor *output* mewakili karakteristik sebuah sampel. Sebagai contoh, sampel 1 diwakili oleh target 1.

c) Data-data yang diperoleh disimpan dalam Data lalu dimuat ke M-File kemudian ditentukan range data input dan target.

d) Proses awal sebelum dilakukan pelatihan, data input dan target harus dinormalisasi. Proses normalisasi dapat dilakukan dengan bantuan mean dan deviasi standar.

e) Membangun jaringan dengan algoritma propagasi umpan balik berbasis jaringan syaraf tiruan, instruksi yang digunakan *newff*.

f) Seting maksimum epoch, target error, learning rate, momentum dan epoch show.

g) Melakukan pembelajaran/pelatihan terhadap data input dan target.

h) Melakukan simulasi dan hasilnya didenormalisasi pada data aslinya.

i) Melakukan evaluasi terhadap output jaringan, yaitu data hasil pelatihan dengan target dan menampilkan hasil pelatihan dalam bentuk grafik.

#### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

##### A. Inisialisasi Jaringan

Langkah pertama yang harus dilakukan untuk memprogram *back propagation* dengan Matlab adalah membuat inisialisasi jaringan. Perintah yang dipakai untuk membentuk jaringan adalah *newff* yang formatnya adalah sebagai berikut :

```
net = newff(PR,[S1 S2...SN],{TF1 TF2...TFN},BTF,BLF,PF)
```

Dengan

*net* = jaringan Back propagation yang terdiri dari n layer

*PR* = matriks ordo Rx2 yang berisi nilai minimum dan maksimum R buah elemen masukannya

*Si* (i=1,2,...,n) = jumlah unit pada layer ke-i (i=1,2,...,n)

*Tfi* (i=1,2,...,n) = fungsi aktivasi yang dipakai pada layer ke-i (i=1,2,...,n). Default = *tansig* (sigmoid bipolar)

*BTF* = fungsi pelatihan jaringan. Default = *traingdx*

*BLF* = fungsi perubahan bobot/bias. Default = *learnqdm*

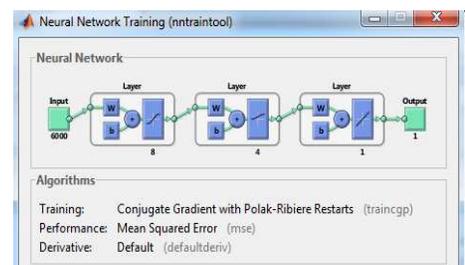
*PF* = fungsi perhitungan error. Default = *mse*

Beberapa fungsi aktivasi yang dipakai Matlab dalam pelatihan *back propagation* adalah :

1) *tansig* (sigmoid bipolar)  $f(net) = \frac{2}{1 + e^{-net}} - 1$ . Fungsi ini adalah *default* yang dipakai. Fungsi sigmoid bipolar memiliki *range* [-1,1]

2) *logsig* (sigmoid biner)  $f(net) = \frac{1}{1 + e^{-net}}$ . Fungsi sigmoid biner memiliki bentuk serupa dengan sigmoid bipolar, hanya rangenya adalah [0,1]

3) *purelin* (fungsi identitas)  $f(net) = net$



Gambar 15. Pembentukan jaringan

Pada gambar 15 merupakan pembentukan jaringan yang dilakukan oleh penulis dengan menggunakan algoritma algoritma gradien *conjugate* dimana pencarian dilakukan sepanjang arah *conjugate*. Dalam banyak kasus, pencarian ini lebih cepat. Dalam penelitian ini penulis memakai metode *traincgp* dengan menggunakan jaringan *feedforward* dengan 2 *hidden layer* dan 1 *output layer*. Pada lapisan pertama terdiri dari 8 neuron dengan fungsi aktivasi *tansig*, lapisan keuan dengan fungsi aktivasi *logsig* dan lapisan ketiga berisi 1 neuron dengan fungsi aktivasi *purelin*.Pelatihan yang dilakukan dalam Matlab dapat menggunakan berbagai fungsi, tujuannya adalah mempercepat pelatihan. Fungsi *default* yang dipakai oleh Matlab adalah *traingdx*. Dalam fungsi ini, perubahan bobot dilakukan dengan menambahkan momentum. Perubahan dilakukan dengan memperhatikan perubahan bobot pada iterasi sebelumnya. Disamping itu laju pemahaman

(*learning rate* =  $\alpha$ ) bukan merupakan konstanta yang tetap, tetapi dapat berubah-ubah selama iterasi.

Umumnya, pelatihan *backpropagation* dalam Matlab dilakukan secara berkelompok (*batch training*). Semua pola dimasukkan dulu, baru kemudian bobot diubah. Dalam pelatihan berkelompok, semua data masukan harus diletakkan dalam sebuah matriks.

#### B. Inisialisasi Bobot

Setiap kali membentuk jaringan *backpropagation*, Matlab akan memberi nilai bobot dan bias awal dengan bilangan acak kecil. Bobot dan bias ini akan berubah setiap kali dibentuk jaringan. Akan tetapi jika diinginkan memberi bobot tertentu, dapat dilakukan dengan memberi nilai pada `net.IW`, `net.LW` dan `net.b`.

Perhatikan perbedaan antara `net.IW` dan `net.LW`. `net.IW{j,i}` digunakan sebagai variabel untuk menyimpan bobot dari unit masukan layar *i* ke unit tersembunyi (atau unit keluaran) layar *j*. Karena dalam *backpropagation*, unit masukan hanya terhubung dengan layar tersembunyi paling bawah, maka bobotnya disimpan dalam `net.IW{1,1}`.

Sebaliknya, `net.LW{k,j}` dipakai untuk menyimpan bobot dari unit di layar tersembunyi ke-*j* ke unit di layar tersembunyi ke-*k*. Sebagai contoh, `net.LW{2,1}` adalah penyimpan bobot dari layar tersembunyi paling bawah (layar tersembunyi ke-1) ke layar tersembunyi di atasnya (layar tersembunyi ke-2).

#### C. Pelatihan Backpropagation

Ada beberapa parameter pelatihan dapat diatur sebelum pelatihan dilakukan. Dengan memberi nilai yang diinginkan pada parameter-parameter tersebut dapat diperoleh hasil yang lebih optimal.

1) Jumlah *epoch* yang akan ditunjukkan kemajuannya.

Menunjukkan berapa jumlah *epoch* berselang yang akan ditunjukkan kemajuannya.

Instruksi : `net.trainParam.show = EpochShow`

Nilai *default* untuk jumlah *epoch* yang akan ditunjukkan adalah 25.

2) Maksimum *epoch*

Maksimum *epoch* adalah jumlah *epoch* maksimum yang boleh dilakukan selama proses pelatihan. Iterasi akan dihentikan apabila nilai *epoch* melebihi maksimum *epoch*.

Instruksi : `net.trainParam.epochs = MaxEpoch`

Nilai default untuk maksimum *epoch* adalah 10.

3) Kinerja tujuan

Kinerja tujuan adalah target nilai fungsi kinerja. Iterasi akan dihentikan apabila nilai fungsi kinerja kurang dari atau sama dengan kinerja tujuan.

Instruksi : `net.trainParam.goal = TargetError`

Nilai *default* untuk kinerja tujuan adalah 0.

4) *Learning rate*

*Learning rate* adalah laju pembelajaran. Semakin besar nilai *learning rate* akan berimplikasi pada semakin besarnya langkah pembelajaran. Jika *learning rate* diset terlalu besar, maka algoritma akan menjadi tidak stabil. Sebaliknya, jika *learning rate* diset terlalu kecil, maka algoritma akan konvergen dalam jangka waktu yang sangat lama.

Instruksi : `net.trainParam.lr = LearningRate`

Nilai *default* untuk *learning rate* adalah 0,01.

5) Waktu maksimum untuk pelatihan

Menunjukkan waktu maksimum yang diijinkan untuk melakukan pelatihan. Iterasi akan dihentikan apabila waktu pelatihan melebihi waktu maksimum.

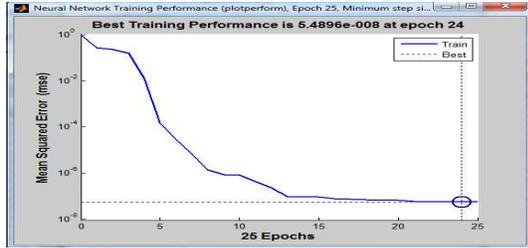
Instruksi : `net.trainParam.time = MaxTime`

Nilai default untuk waktu maksimum adalah tak terbatas (*inf*).

Matlab menyediakan berbagai variasi pelatihan *back propagation*. Dalam sub bab ini akan dibahas pelatihan standar yang digunakan untuk melatih jaringan.

Pelatihan *back propagation* menggunakan metode pencarian titik minimum untuk mencari bobot dengan *error* minimum. Dalam proses pencarian ini dikenal dua macam metode yaitu metode *incremental* dan metode kelompok (*batch*).

Dalam metode *incremental*, bobot diubah setiap kali pola masukan diberikan ke jaringan. Sebaliknya, dalam metode kelompok, bobot diubah setelah semua pola masukan diberikan ke jaringan. *Error* (dan suku perubahan bobot) yang terjadi dalam setiap pola masukan dijumlahkan untuk menghasilkan bobot baru. Matlab menggunakan metode pelatihan kelompok dalam iterasinya. Perubahan bobot dilakukan per *epoch*. Gambar 16 merupakan *training performance* jaringan yang menunjukkan pembelajaran pada setiap *epoch*. Iterasi akan dihentikan apabila  $epoch < \text{maksimum } epoch$  dan  $MSE > \text{Target error}$  pada *epoch* 24 iterasi dihentikan karena telah memenuhi syarat proses pembelajaran.



Gambar 16. Training Performance

Perintah train akan menghasilkan  
 net : jaringan yang baru  
 tr : record pelatihan (epoch dan performa)  
 Y : keluaran jaringan  
 E : error jaringan  
 Pf : kondisi akhir delay masukan  
 Af : kondisi akhir delay layar

Metode paling sederhana untuk merubah bobot adalah metode penurunan gradien (*gradient descent*). Bobot dan bias diubah pada arah dimana unjuk kerja fungsi menurun paling cepat, yaitu dalam arah negatif gradiennya.

Jika  $w_k$  adalah vektor bobot pada iterasi ke- $k$ ,  $g_k$  adalah gradien dan  $\alpha_k$  adalah laju pemahaman, maka metode penurunan gradien memodifikasi bobot dan bias menurut persamaan  $w_{k+1} = w_k - \alpha_k g_k$ .

Untuk melatih jaringan digunakan perintah train yang formatnya adalah sebagai berikut:

$$[net, tr, Y, E, Pf, Af] = \text{train}(net, P, T, Pi, Ai, VV, TV)$$

Dengan  
 net : jaringan yang didefinisikan dalam newff  
 P : masukan jaringan  
 T : target jaringan. Default = zeros  
 Pi : kondisi delay awal masukan. Default = zeros  
 Ai : kondisi delay awal layar. Default = zeros  
 VV : struktur validasi vektor. Default = []  
 TV : struktur vektor uji. Default = []

D. Simulasi Jaringan

Perintah sim digunakan pada *back propagation* untuk menghitung keluaran jaringan berdasarkan arsitektur, pola masukan dan fungsi aktivasi yang dipakai.

$$[Y, Pf, Af, E, perf] = \text{sim}(net, P, Pi, Ai, T)$$

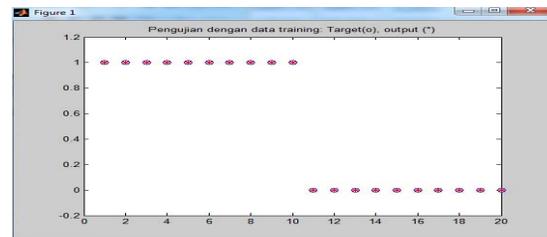
Dengan parameter masukan  
 net : nama jaringan dalam perintah newff  
 P : vektor masukan jaringan  
 Pi : kondisi delay awal masukan. Default = zeros  
 Ai : kondisi delay layar. Default = zeros  
 T : vektor target jaringan. Default = zeros  
 Dan parameter hasil

Y : keluaran jaringan  
 Pf : kondisi akhir delay masukan  
 Af : kondisi akhir delay layar  
 E : error jaringan = T-Y  
 Perf : unjuk kerja jaringan

Pi, Ai, Pf, Af hanya dipakai bagi jaringan yang memiliki *delay* masukan dan layar. Untuk sekedar menghitung keluaran jaringan, dapat dipakai statemen sederhana :

$$y = \text{sim}(net, p);$$

Perhatikan bahwa untuk menghitung keluaran jaringan, tidak perlu diketahui targetnya. Akan tetapi jika ingin dihitung *error* yang terjadi (selisih antara target dengan keluaran jaringan), maka harus diketahui targetnya.



Gambar 17. Perbandingan Output dan Target

Pada gambar 17 menjelaskan perbandingan nilai output dan nilai target. Dari hasil perbandingan antara target dan output jaringan pada gambar diatas menunjukkan output jaringan disimbolkan dengan tanda (o) dan target disimbolkan dengan tanda (\*) terlihat sudah tepat dan menempati posisi yang sama.

Pada Tabel I menjelaskan hasil pengujian menggunakan data citra uji baru dimana penulis mencocokkan hasil output dengan target yang telah dibuat. Jika nilai output sudah mendekati nilai target maka hasil pengujian adalah benar. Penulis membuat nilai target 1 adalah abnormal dan target 0 adalah normal.

TABEL I  
 HASIL PENGUJIAN MENGGUNAKAN DATA UJI BARU

No	Data	Target	Output	Hasil	Ket
1	Data1	1	1,00007	Abnormal	Benar
2	Data2	1	0,99998	Abnormal	Benar
3	Data49	0	0,0468	Normal	Benar
4	Data50	0	0,0236	Normal	Benar

Pada Tabel II menjelaskan validasi pengujian menggunakan 50 citra uji data baru yang terdiri dari 15 abnormal dan 35 normal.

TABEL III  
 VALIDASI PENGUJIAN MENGGUNAKAN DATA UJI BARU

No	Data	Total	Benar	Salah	Persentas e
1	Data	15	13	2	86,6%

	Abnormal				
2	Data Normal	35	30	5	85,7%
3	Total	50	43	7	86%

Hasil pengujian menggunakan data uji baru seperti yang tertera pada tabel diatas menunjukkan sistem dapat melakukan identifikasi dengan rata-rata akurasi 86% karena dari 50 data uji coba menggunakan citra baru yang diuji, menunjukkan keterangan benar berjumlah 43 buah dan keterangan salah 7 buah. Kesalahan uji biasanya terjadi karena kualitas citra yang buruk, pencahayaan yang terlalu gelap pada proses akuisisi citra, *cropping* yang tidak pada bagian tepi iris.

## V. KESIMPULAN

Pada penelitian ini, citra iris mata yang sudah didigitalisasi kemudian diolah oleh aplikasi dengan operasi pengolahan citra seperti *grayscale*, *contrast adjustment* dan *histogram equalization* kemudian diambil bagian iris yang akan diteliti yaitu bagian pinggir iris melalui teknik *cropping*. Citra *cropping* ini kemudian diolah melalui pelatihan dan pengujian jaringan saraf tiruan metode *back propagation*. Dari pelatihan ini dapat diketahui pola citra sehingga aplikasi dapat mengenali pola citra tersebut ketika citra tersebut diuji coba kembali atau ketika ada citra baru dengan pola berbeda tetapi hampir sama.

Dari hasil penelitian yang telah penulis lakukan menggunakan algoritma TRAINCGP, hasil pembentukan jaringan saraf tiruan propagasi balik sudah dapat terbentuk dengan epoch = 24 dan fungsi kinerja ( $MSE = 0.00054896 < 0.01$ ). Pelatihan jaringan saraf tiruan propagasi balik menghasilkan nilai bobot akhir input, bobot akhir bias input, bobot akhir lapisan1, hasil bobot akhir lapisan 2 dan bobot akhir bias lapisan 2. Nilai-nilai bobot tersebut dipergunakan untuk pengujian data baru.

Dari hasil pembentukan jaringan saraf tiruan propagasi balik dan pelatihan, jaringan yang terbentuk sudah dapat digunakan untuk mendiagnosa apakah seseorang berpotensi glaukoma atau tidak, karena gradien garis hasil regresi linear yang bernilai 1, titik perpotongan dengan sumbu y bernilai 0.0000190 (mendekati 0) dan koefisien korelasi bernilai 1 yang menunjukkan hasil yang baik untuk kecocokan output jaringan dengan target.

Hasil pengujian jaringan saraf tiruan propagasi balik dengan menggunakan data pelatihan, yang terdiri dari 20 citra untuk mendiagnosa citra iris normal dan abnormal memiliki tingkat akurasi pengujian 100%. Sedangkan hasil diagnosa

menggunakan 50 citra uji data baru memiliki tingkat akurasi pengujian 86%.

Beberapa kesimpulan yang dapat diambil dari hasil penelitian yang telah penulis lakukan untuk mendiagnosa glaukoma melalui citra iris mata dengan jaringan saraf tiruan propagasi balik adalah

- A. Walaupun memiliki warna mata yang berbeda, susunan iris mata manusia sama. Sehingga penyakit glaukoma dapat diketahui lebih awal dengan menggunakan pola iris mata dan diharapkan dengan adanya deteksi dini dapat mencegah bertambah parahnya gangguan dan dapat membantu dokter dalam tahap diagnosa glaukoma.
- B. Mempermudah orang awam dalam mendiagnosa glaukoma sehingga masyarakat dapat dengan mudah untuk melakukan deteksi dini penyakit glaukoma pada mata tanpa harus melalui ahli mata.

## REFERENSI

- [1] Klinik Mata Nusantara. 2013. Apakah GLAUKOMA itu? <http://www.klinikmatanusantara.com/read/55/glaukoma>
- [2] Hiru, K.D. 2007. Iridologi mendeteksi penyakit hanya dengan mengintip mata. PT.Gramedia Pustaka Utama
- [3] Jakarta Eye Center. 2013. Apa itu glaukoma?. <http://jcc-online.com/services/glaucoma-service/>
- [4] Puslit Informatika LIPI. 2013 .Mata Melihat Mata Dilihat. <http://lipirisma.com/>
- [5] Eksaprianda, A., Isnanto, R.R., Santoso, I., 2011. Deteksi Kondisi Organ Pankreas Melalui Iris Mata Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Perambatan Balik dengan Pencirian Matriks Ko-Okurensi Aras Keabuan. TRANSMISI, ISSN 1411-0814
- [6] Prasetyo,Eko. 2012. Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya Menggunakan Matlab. Yogyakarta : AndiPublisher
- [7] Munir, R., 2004, Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik, Informatika,Bandung.
- [8] Singh Balvant, Mishra Shankar Ravi, Gour Puran, 2011, "Analysis of Contrast Enhancement Techniques For UnderwaterImage", International Journal of Computer Technology and Electronics Engineering (IJCTEE), Volume 1, Issue 2.
- [9] Putra Darma, 2010, "Pengolahan Citra Digital", Penerbit ANDI Offset, Yogyakarta
- [10] Kim, T. and J. Paik, 2008. "Adaptive Contrast Enhancement Using Gain-Controllable Clipped Histogram Equalization".IEEE Trans. Consumer Electr., 54: 1803-1810. DOI: 10.1109/TCE.2008.4711238
- [11] Sengee, N. and H. Choi, 2008, "Brightness Preserving Weight Clustering Histogram Equalization", IEEE Trans.Consumer Electr., 54: 1329-1337. DOI: 10.1109/TCE.2008.4637624.
- [12] Kusumadewi, S., 2004. Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Matlab dan Excel Link. Yogyakarta : Graha Ilmu,
- [13] Siang,Jong Jek. 2005. Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab. Yogyakarta : AndiPublisher