



## BAB II

### LANDASAN TEORI

#### 2.1 Teori Mata

Mata merupakan organ penglihatan yang dapat meneruskan cahaya menuju ke retina dan membuat efek visual yang dikirimkan ke otak. Efek visual yang dikirimkan ke otak antara lain *Spatial Vision*, *Colour Vision*, dan *Binocular Vision*.

Menurut Vaughan dan Asbury, mata memiliki anatomi dan embriologi yang saling bekerjasama untuk meneruskan cahaya menuju ke otak yang dicerna oleh sistem saraf pada manusia (Vaughan and Asbury,2011). Bagian-bagian tersebut antara lain:

1. Kornea  
Kornea merupakan jaringan ransparan yang disebabkan oleh *uniform structure*, *avascularity*, and *deturgescence*. Kornea terletak dibagian luar pada mata yang berfungsi sebagai menerima cahaya yang masuk.
2. Iris  
Iris merupakan kumpulan selaput yang berbentuk kerucut yang memusat serta memiliki celah yang bulat yang biasanya disebut dengan pupil. Iris mengontrol jumlah cahaya yang masuk ke mata dan iris akan menghasilkan warna yang dapat menjadi pengenalan identitas.
3. Lensa  
Lensa merupakan sebuah struktur *biconvex*, *avascular*, tidak berwarna, dan transparan. Lensa tidak memiliki saraf atau pembuluh darah serta tidak memiliki rasa sakit pada lapisan lensa.
4. Retina  
Retina merupakan lapisan jaringan saraf yang tipis serta semitransparan dan multilayer yang melapisi 2 pertiga bagian pada mata. Ketika retina mendapatkan cahaya, maka cahaya akan diteruskan menuju saraf optik

## Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

## 5. Saraf Optik

Saraf optik muncul dari permukaan belakang bola pada mata melalui *scleral foramen*, lubang kecil pada sklera berukuran 1 mm dibawah lapisan pada hidung dan 3 mm pada lapisan belakang pangkal mata.

### 2.1.1 Oftalmologi

Oftalmologi merupakan cabang ilmu kedokteran yang mempelajari susunan anatomi, fisiologi, perawatan, dan bedah melalui jalur penglihatan (visual) mata, serta aspek-aspek penglihatan (visual) dari otak. Oftalmologi juga berkonsentrasi dalam diagnosis, penanganan serta pencegahan yang terjadi pada kerusakan, cedera maupun penyakit mata dari suatu individu.

Salah satu jenis penyakit mata pada oftamologi yaitu glaukoma, yang merupakan bagian dari objek penelitian untuk menerapkan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Backpropagation* dalam identifikasi glaukoma pada citra retina mata.

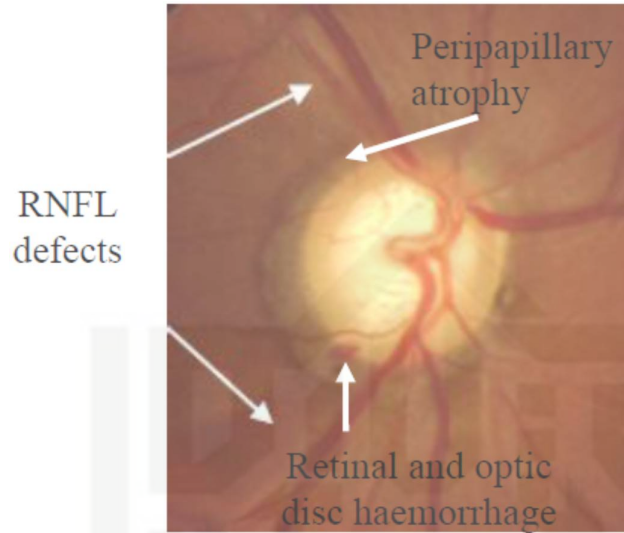
### 2.1.2 Penyakit Mata Glaukoma

Glaukoma merupakan suatu kondisi yang mengakibatkan perubahan pada saraf optik dan visual. Perubahan ini ditandai dengan kelainan fungsional dan struktural pada mata, dimana kerusakan saraf optik dapat dikurangi dan dicegah dengan cara mengurangi tekanan intraokular (IOP). Glaukoma disebabkan oleh peningkatan tekanan intraokular (IOP) yang disebabkan oleh *aqueous humor* yang berada didalam mata. Ketika *aqueous humor* tidak berjalan secara normal maka tekanan intraocular akan meningkat. Tekanan intraocular yang tinggi akan menyebabkan hancurnya saraf optik yang ada pada mata, yang berdampak pada gangguan fungsi penglihatan (Schacknow and Sample, 2010).

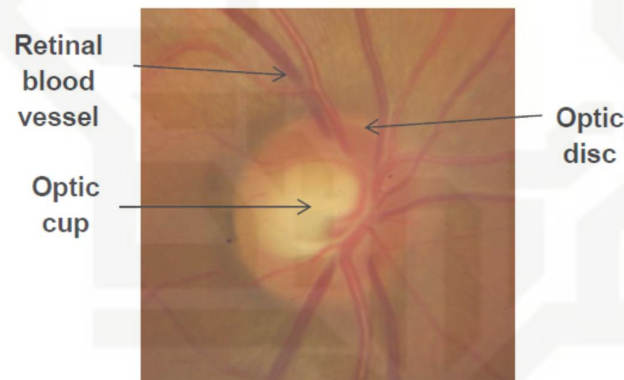
Dokter mata harus berhati-hati memeriksa kepala saraf optik untuk mendeteksi glaukoma yaitu dengan melihat bagian-bagian yang terdiri dari pembesarannya *optic cup*, munculnya *peripapillary atrophy*, terjadinya pendarahan pada retina dan *optic disc*, dan adanya *Retinal Nerve Fiber Layer* (RNFL) yang cacat, citra retina mata glaukoma dapat dilihat pada Gambar 2.1 dan citra retina mata normal dapat dilihat pada Gambar 2.2.

**Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



**Gambar 2.1 Citra Retina Mata Glaukoma**



**Gambar 2.2 Citra Retina Mata Normal**

Glaukoma dapat diklasifikasikan menjadi 3 bagian antara lain:

1. **Primary Glaucoma**

*Primary glaucoma* merupakan jenis glaukoma yang dikelompokkan menjadi 2 jenis antara lain:

#### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

#### a. **Primary Open-Angle Glaucoma**

*Primary open-angle glaucoma* merupakan jenis glaucoma yang ditandai dengan terjadinya kerusakan pada saraf optic secara terus-menerus dimana *optic disc* dan serta saraf pada retina menunjukkan perubahan ciri pada morfologi seperti penipisan pada celah *optic disc* dan kerusakan pada lapisan serat retina.

#### b. **Primary Angle-Closure Glaucoma**

*Primary angle-closure glaucoma* terjadi karena terhambatnya aliran *aqueous humour* dari *processus ciliaris* untuk dikeluarkan di *trabecular meshwork*.

### 2. **Secondary Glaucoma**

*Secondary Glaucoma* dimana hasil IOP mengalami peningkatan yang disebabkan oleh gangguan pada penglihatan, gangguan pada saraf, atau penggunaan narkoba. Untuk mengetahui perubahan morfologi dan perubahan fungsional sangat sulit karena kerusakan saraf optik glaukoma dalam beberapa kasus ini karena adanya penyakit yang menjadi penyebab atau penyakit lainnya.

### 3. **Developmental Glaucoma**

*Developmental Glaucoma* dimana kondisi IOP meningkat yang disebabkan oleh kelainan pada sudut *anterior chamber* yang terjadi saat masa perkembangan pada janin serta keanehan bawaan lainnya.

#### 2.1.3 **Diagnosis Glaukoma**

Secara umum penyakit glaukoma dapat dipastikan dengan beberapa pemeriksaan dan diantaranya adalah:

1. Pengecekan riwayat penyakit yaitu dengan melakukan wawancara dan pengecekan untuk mendapatkan hasil diagnosis serta untuk dapat menentukan penanganan yang tepat. Wawancara yang di berikan oleh pasien antara lain penglihatan kabur, irisopsia, sakit mata, sakit kepala, dan hiperemia yang mengindikasikan kemungkinan adanya serangan glaukoma akut. Wawancara mengenai riwayat keluarga pasien, khususnya penderita glaukoma sangat penting ditanyakan untuk mengetahui penyebab dari glaukoma tersebut.



#### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2. *Slit-lamp microscopy* yaitu pemeriksaan dengan konjungtiva, ruang anterior, iris, lensa, dan lainnya. Pemeriksaan ini dapat menggunakan lensa pelengkap untuk mengamati sudut ruang anterior dan fundus okular.
3. Melakukan oftalmoskopi untuk mendeteksi perubahan morfologi pada cakram optik atau lapisan serat saraf retina. Pada glaucoma ketegangan normal, kelainan ini sering ditemukan saat kerusakan saraf optik terdeteksi oleh pemeriksaan oftalmoskopi.

## 2.2 Citra Digital

Citra adalah suatu representasi (gambaran), kemiripan, atau imitasi dan suatu obyek. Citra sebagai keluaran suatu aplikasi perekaman data dapat bersifat optik berupa foto, bersifat analog berupa sinyal-sinyal video seperti gambar pada monitor televisi, atau bersifat digital yang dapat langsung disimpan pada suatu media penyimpanan

Ada dua jenis citra yang dapat dijumpai dalam kehidupan, yaitu citra analog dan citra digital. Citra analog merupakan citra yang bersifat kontinu, seperti foto yang tercetak pada kertas, lukisan, foto sinar-X, dan sebagainya. Sedangkan citra digital adalah citra yang dapat diolah oleh komputer dimana citra tersebut dapat dilihat ketika citra berada didalam layar monitor komputer.

Kemudian Citra terbagi kedalam dua jenis, yaitu citra kontinu dan citra diskrit. Citra kontinu merupakan citra yang dihasilkan dari aplikasi optik analog misalnya mata manusia. Citra diskrit adalah hasil digitalisasi dari citra kontinu contohnya kamera digital

Pengaplikasian pengolahan citra menggunakan prinsip-prinsip dasar seperti peningkatan kecerahan dan kontras, penghilangan derau pada citra, dan pencarian bentuk objek.

### 2.2.1 Jenis-Jenis Citra

Terdapat tiga jenis citra secara umum yang digunakan dalam pemrosesan citra (Abdul Kadir, 2012), yaitu:



#### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah,
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

#### a. Citra Berwarna

Citra berwarna merupakan jenis citra yang memiliki warna dalam 3 komponen yaitu R(merah), G(hijau), dan B(biru). Setiap komponen warna ini mewakili 8 bit dengan rentang nilai berkisar antara 0 sampai 255.

#### b. Citra *Grayscale* (Skala Keabuan)

Citra *Grayscale* merupakan citra yang mempunyai gradasi warna hitam dan putih, yang akan menghasilkan efek warna abu-abu. Pada jenis gambar ini, warna dinyatakan dengan intensitas. Dalam hal ini, intensitas berkisar antara 0 sampai dengan 255. Nilai 0 menyatakan hitam dan nilai 255 menyatakan putih.

#### c. Citra Biner

Citra biner merupakan citra dengan setiap piksel hanya dinyatakan dengan sebuah nilai dari dua buah kemungkinan (yaitu nilai 0 dan 1). Nilai 0 menyatakan warna hitam dan nilai 1 menyatakan warna putih. Citra biner banyak digunakan dalam pemrosesan citra, misalnya untuk kepentingan memperoleh tepi bentuk suatu objek

## 2.3 Pengolahan Citra Digital

Citra (*image*) dapat didefinisikan sebagai suatu fungsi dua dimensi  $f(x,y)$ , dimana  $x$  dan  $y$  adalah koordinat spasial dan *amplitude* dari  $f$  pada titik  $(x,y)$  merupakan tingkat kecerahan (*intensity*) atau level keabuan citra pada suatu titik (Gonzalez, 2008). Dalam penelitian ini dikembangkan sistem pengenalan citra fundus retina mata pada penyakit glaukoma. Tahapan yang dilakukan yaitu sebagai berikut.

### 2.3.1 Pengolahan Citra Tingkat Awal (*Image Pre-Processing*)

*Pre-processing* merupakan sebuah proses pengolahan citra tingkat awal yang dilakukan dengan tujuan agar mempermudah proses pengolahan citra lebih lanjut atau untuk keperluan tertentu. Salah satu jenis pengolahan citra tingkat awal adalah konversi citra berwarna menjadi citra *grayscale*. Konversi citra RGB menjadi citra *grayscale* digunakan untuk mendapatkan nilai warna yang lebih sederhana. Dimana warna *grayscale* hanya mempunyai intensitas warna 0 sampai 255 untuk



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah,
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkannya dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

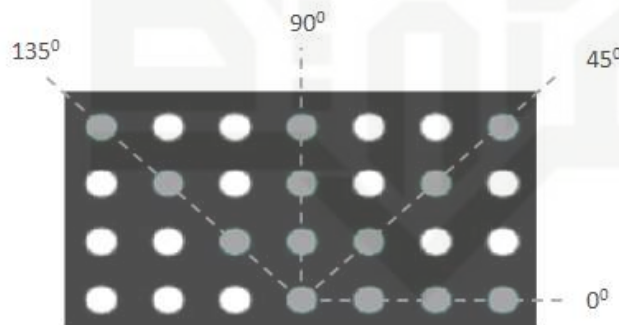
setiap pikselnya. Proses yang digunakan untuk mendapatkan citra *grayscale* dilakukan dengan mencari nilai rata-rata dari total nilai RGB. Persamaan yang digunakan untuk mendapatkan nilai *grayscale* terdapat pada persamaan (2.1) berikut:

$$I = 0,2989 \times R + 0,5870 \times G + 0,1141 \times B \dots \dots \dots (2.1)$$

**2.3.2 Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)**

GLCM menggunakan perhitungan tekstur pada orde kedua. Pengukuran tekstur pada orde pertama menggunakan perhitungan statistika didasarkan pada nilai piksel citra asli semata, seperti varians, dan tidak memperhatikan hubungan ketetanggaan piksel. Pada orde kedua, hubungan antarpasangan dua piksel citra asli diperhitungkan (Hall-Beyer, 2017).

Orientasi sudut pada GLCM dinyatakan dalam derajat, standarnya 0°, 45°, 90°, dan 135°. Nilai dari hubungan derajat keabuan akan ditransformasikan ke matriks *co-occurrence* dengan ukuran window 3x3, 5x5, 7x7, 9x9, dan seterusnya. Dari masing-masing windows yang terbentuk kemudian ditentukan hubungan spasial antara BV-nya, yang merupakan fungsi sudut dan jarak. Sebagai contoh, Gambar 2.3 berikut memperlihatkan empat arah untuk GLCM (Abdul Kadir, 2012).



**Gambar 2.3** Contoh arah untuk GLCM dengan sudut 0°, 45°, 90°, dan 135° (sumber: Abdul Kadir, 2012).

GLCM merupakan metode statistikal yang dibagi menjadi dua yaitu metode statistik orde pertama dan metode statistik orde kedua.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumunkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

a. Metode Statistik Orde Pertama

Metode statistik orde pertama merupakan metode pengambilan ciri yang didasarkan pada karakteristik histogram citra. Histogram menunjukkan probabilitas kemunculan nilai derajat keabuan piksel pada suatu citra. Dari nilai-nilai pada histogram yang dihasilkan, dapat dihitung beberapa parameter ciri orde pertama, antara lain adalah *mean*, *skewness*, *variance*, *kurtosis*, dan *entropy*. Pada beberapa kasus ciri orde pertama tidak bisa digunakan untuk mengenali perbedaan antar citra. Pada kasus seperti ini, kita membutuhkan pengambilan ciri orde dua (Rinaldi, 2004).

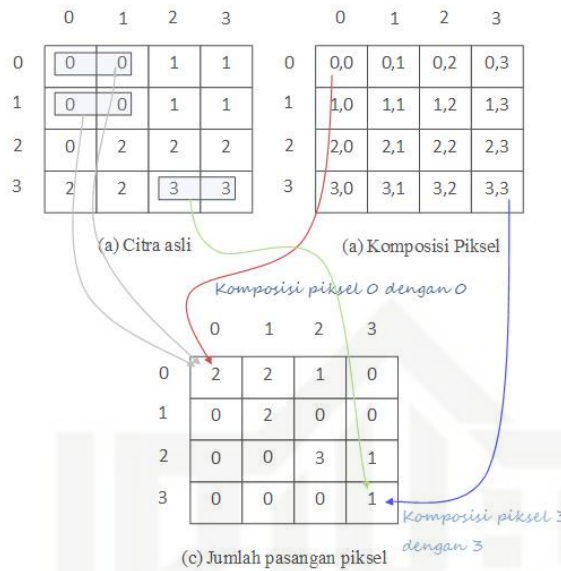
b. Metode Statistik Orde Kedua

Metode statistik orde kedua merupakan penghitungan probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu. Pendekatan ini bekerja dengan membentuk sebuah matriks *co-occurrence* dari data citra, dilanjutkan dengan menentukan ciri sebagai fungsi dari matriks antara tersebut.

Kookurensi berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai piksel bertetangga dengan satu level nilai piksel lain dalam jarak ( $d$ ) dan orientasi sudut ( $\theta$ ) (*tetha*) tertentu. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ . Sedangkan jarak antar piksel biasanya ditetapkan sebesar 1 piksel.

Piksel bertetangga menyatakan hubungan dua piksel yang berjajar horizontal dengan piksel untuk arah sudut  $0^\circ$ . Berdasarkan komposisi tersebut, jumlah kelompok piksel yang memenuhi hubungan tersebut dihitung. Seperti penjelasan pada Gambar 2.4.





**Gambar 2.4 Penentuan awal matriks GLCM berbasis pasangan dua pikel (sumber: Abdul Kadir, 2012).**

Matriks pada Gambar 2.6(c) dinamakan *matrix framework*. Matriks ini perlu diolah menjadi matriks yang simetris dengan cara menambahkan dengan hasil transposnya, dengan tujuan untuk mendapatkan matriks GLCM.

$$\begin{array}{cccc|cccc|cccc}
 2 & 2 & 1 & 0 & 2 & 0 & 0 & 0 & 4 & 2 & 1 & 0 \\
 0 & 2 & 0 & 0 & 2 & 2 & 0 & 0 & 2 & 4 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 3 & 0 & 1 & 0 & 3 & 0 & 1 & 0 & 6 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 2 \\
 & & & & & & & & & & & \\
 I & & & & I^T & & & & I \text{ simetris} & & & 
 \end{array}$$

Untuk menghilangkan ketergantungan pada ukuran citra, nilai-nilai elemen GLCM perlu dinormalisasi sehingga jumlahnya bernilai 1. Proses normalisasi dilakukan dengan cara nilai pixel dibagi dengan jumlah nilai seluruh pixel yang terdapat pada matriks. Dengan demikian, contoh di depan akan menjadi seperti berikut:

4	2	1	0
24	24	24	24
2	4	0	0
24	24	24	24
1	0	6	1
24	24	24	24
0	0	1	2
24	24	24	24

Dari empat matriks kookurensi normalisasi yang telah didapatkan kemudian dilakukan normalisasi untuk memperoleh sebuah matriks kookurensi dengan cara sebagai berikut.

$$P(i, j) = \frac{(P(i,j)_{0^\circ} + P(i,j)_{45^\circ} + P(i,j)_{90^\circ} + P(i,j)_{135^\circ})}{4} \dots\dots\dots(2.2)$$

Tahap selanjutnya yaitu menghitung ciri tekstur pada GLCM dari hasil matriks kookurensi. GLCM terdiri dari 28 fitur yang dapat digunakan sebagai ciri tekstur, bagian dari ciri tekstur tersebut berupa *Angular Second Moment (ASM)*, *Contrast (CONT)*, *Inverense Different Moment (IDM)*, *Sum of Squares (Variance)*, *Sum Average*, *Sum Variance*, *Entropy (ENT)*, *Sum Entropy*, *Difference Variance*, *Difference Entropy*, *Information Measure of Correlation*, *Correlation (COR)*, dan *Maximal Correlation Coefficient (Haralick and Shanmugam 1973)*.

Untuk mendapatkan fitur GLCM, pada penelitian ini menggunakan lima ciri orde statistik untuk GLCM, berupa *Angular Second Moment (ASM)*, *Contrast (CONT)*, *Inverense Different Moment (IDM)*, *Entropy (ENT)* dan *Correlation (COR)* (Abdul Kadir, 2012).

1. *Angular Second Moment (ASM)*

Menunjukkan ukuran sifat homogenitas pada citra. Persamaan untuk menghitung Angular Second Moment (ASM) dapat dilihat sebagai berikut:

$$ASM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i, j))^2 \dots\dots\dots(2.3)$$

Dimana L menyatakan jumlah level yang digunakan untuk komputasi.

2. *Contrast (CONT)*

*Contrast* digunakan untuk menunjukkan penyebaran (momen inersia) elemen-elemen matriks citra. Jika letaknya jauh dari diagonal utama, nilai

kekontrasan besar. Secara visual, nilai kekontrasan adalah ukuran variasi antar derajat keabuan suatu daerah citra. Persamaan untuk menghitung *Contrast* dapat dilihat pada Persamaan sebagai berikut:

$$CONT = \sum_{n=1}^L n^2 \{ \sum_{|i-j|=n} GLCM(i, j) \} \dots \dots \dots (2.4)$$

3. *Inverense Different Moment (IDM)*

*Inverense Different Moment* digunakan untuk mengukur kehomogenan citra yang berderajat keabuan sejenis. Citra homogen akan memiliki harga IDM yang besar. IDM dapat dilihat pada Persamaan sebagai berikut:

$$IDM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{(GLCM(i, j))^2}{1+(i-j)^2} \dots \dots \dots (2.5)$$

4. *Entropy (ENT)*

*Entropy* digunakan untuk menunjukkan ukuran ketidakteraturan bentuk. Harga ENT besar untuk citra dengan transisi derajat keabuan merata dan bernilai kecil jika struktur citra tidak teratur (bervariasi). *Entropy* dapat dilihat pada Persamaan sebagai berikut:

$$ENT = - \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i, j)) \log(GLCM(i, j)) \dots \dots \dots (2.6)$$

5. *Correlation (COR)*

*Correlation* merupakan ukuran ketergantungan linear antarnilai aras keabuan dalam citra. *Correlation* dapat dilihat pada Persamaan sebagai berikut:

$$COR = \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (ij)(GLCM(i, j) - \mu_i \mu_j)}{\sigma_i \sigma_j} \dots \dots \dots (2.7)$$

Dengan

$\mu_i$  adalah nilai rata-rata elemen kolom pada matriks

$$\mu_i = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L i * GLCM(i, j) \dots \dots \dots (2.8)$$

$\mu_j$  adalah nilai rata-rata elemen kolom pada matriks

$$\mu_j = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L j * GLCM(i, j) \dots \dots \dots (2.9)$$

$\sigma_i^2$  adalah nilai standar deviasi elemen kolom pada matriks

$$\sigma_i^2 = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L GLCM(i, j)(i - \mu_i)^2 \dots \dots \dots (2.10)$$

$\sigma_j^2$  adalah nilai standar deviasi elemen baris pada matriks

$$\sigma_j^2 = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L GLCM(i, j)(i - \mu_j)^2 \dots \dots \dots (2.11)$$

## 2.4 Normalisasi Data

Normalisasi data sangat diperlukan sebelum melakukan proses pelatihan BPNN agar nilai *input* dan target tersebut berada dalam range 0.1 sampai dengan 0.9. Normalisasi data dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan (2.12).

$$x' = (0,8(x - a) / b - a) + 0,1 \dots \dots \dots (2.12)$$

Keterangan

- x' : Hasil normalisasi data latih
- x : Nilai data latih yang akan dinormalisasi
- a : Nilai minimal dari semua data latih yang akan dinormalisasi
- b : Nilai maksimal dari semua data latih yang akan dinormalisasi

## 2.5 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan merupakan bagian dari kecerdasan buatan dan paradigma pengolahan informasi yang terinspirasi oleh sistem saraf secara biologis, seperti proses informasi pada otak manusia. Elemen kunci dari paradigma ini adalah struktur dari sistem pengolahan informasi yang terdiri dari sejumlah besar elemen pemrosesan yang saling berhubungan (*neuron*), bekerja serentak untuk menyelesaikan masalah tertentu. Cara kerja jaringan saraf tiruan seperti cara kerja manusia, yaitu belajar melalui contoh. Sebuah jaringan saraf tiruan dikonfigurasi untuk aplikasi tertentu, seperti pengenalan pola atau klasifikasi data, melalui pembelajaran. Belajar dalam sistem biologis melibatkan penyesuaian terhadap koneksi synaptic yang ada antara neuron. Hal ini berlaku juga untuk jaringan saraf tiruan (Sutojo, Mulyanto dan Suhartono, 2011).

### 2.4.1 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

Arsitektur jaringan merupakan hubungan antar neuron pada jaringan saraf tiruan yang dapat menentukan kualitas suatu pola jaringan saraf tiruan yang digunakan. Neuron-neuron tersebut terkumpul dalam lapisan-lapisan yang disebut neuron layer. Lapisan-lapisan penyusun JST dibagi menjadi tiga, yaitu (Sutojo, Mulyanto dan Suhartono, 2011):



#### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

### 1. Lapisan *Input* (*Input Layer*)

Unit-unit dalam lapisan *input* disebut unit-unit *input* yang bertugas menerima pola *inputan* dari luar yang menggambarkan suatu permasalahan.

### 2. Lapisan Tersembunyi (*Hidden Layer*)

Unit-unit dalam lapisan tersembunyi disebut unit-unit tersembunyi, yang mana nilai *outputnya* tidak dapat diamati secara langsung.

### 3. Lapisan *Output* (*Output Layer*)

Unit-unit dalam lapisan *output* disebut unit-unit *output*, yang merupakan solusi atau hasil terhadap suatu permasalahan.

Arsitektur jaringan pada JST terdiri dari 3 jenis yaitu *single layer*, *multi layer*, dan *competitive layer*.

#### a. *Single Layer* (Jaringan Dengan Lapisan Tunggal)

Jaringan dengan lapisan tunggal terdiri dari 1 lapisan *input* dan 1 lapisan *output*. Setiap unit dalam lapisan *input* selalu terhubung dengan setiap unit yang terdapat pada lapisan *output*. Jaringan ini menerima *input* kemudian mengolahnya menjadi *output* tanpa melewati lapisan lainnya. Metode dari *single layer* ini yaitu *adaline*, *hopfield*, *perceptron*, dan lain-lain.

#### b. *Multi Layer* (Jaringan Dengan Lapisan Banyak)

Jaringan lapisan banyak mempunyai 3 jenis lapisan, yaitu lapisan *input*, lapisan tersembunyi, dan lapisan *output*. Jaringan dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih kompleks dibandingkan dengan jaringan lapisan tunggal, dengan proses pelatihan yang sulit. Metode yang menerapkan arsitektur ini yaitu *Backpropagation Neural Network* (BPNN).

#### c. *Competitive Layer* (Jaringan Dengan Lapisan Kompetitif)

Jaringan ini memiliki bobot yang telah ditentukan dan tidak memiliki proses pelatihan. Jaringan ini digunakan untuk mengetahui neuron pemenang dari sejumlah neuron yang ada. Akibatnya, pada jaringan ini sekumpulan neuron bersaing untuk mendapatkan hak menjadi aktif. Nilai bobot setiap neuron untuk dirinya sendiri adalah 1, sedangkan untuk neuron lainnya bernilai acak negatif.

Pada penelitian ini menggunakan algoritma pembelajaran *Backpropagation Neural Network* (BPNN) yang merupakan bagian dari arsitektur *Multi-Layer*.

## 2.6 *Backpropagation Neural Network* (BPNN)

*Backpropagation Neural Network* (BPNN) merupakan algoritma pembelajaran yang menggunakan arsitektur *multi-layer* serta algoritma pembelajaran yang terawasi. Algoritma *backpropagation* menggunakan error *output* untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (*backward*). Untuk mendapatkan error ini, tahap perambatan maju (*forward propagation*) harus dikerjakan terlebih dahulu. Pada saat perambatan maju, neuron-neuron diaktifkan dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid (Lesnussa dkk, 2015), yaitu:

### 1. Fungsi Sigmoid Biner

Fungsi sigmoid biner memiliki nilai pada range 0 sampai 1. Oleh karena itu, fungsi ini sering digunakan untuk jaringan saraf yang membutuhkan nilai *output* yang terletak pada interval 0 sampai 1. Namun, fungsi ini bisa juga digunakan oleh jaringan saraf yang nilai *outputnya* 0 atau 1.

Fungsi sigmoid biner dirumuskan:

$$y=f(x)=\frac{1}{1+e^{-\sigma x}} \dots \dots \dots (2.12)$$

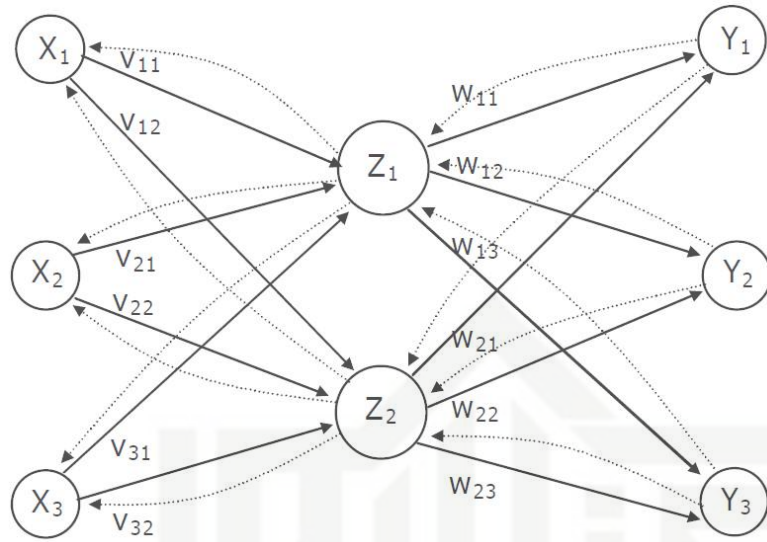
### 2. Fungsi Sigmoid Bipolar

Fungsi sigmoid bipolar hampir sama dengan fungsi sigmoid biner, hanya saja *output* dari fungsi ini memiliki range antara 1 sampai -1.

Fungsi sigmoid bipolar dirumuskan:

$$y=f(x)=\frac{1+e^{-x}}{1-e^{-x}} \dots \dots \dots (2.13)$$

Backpropagation memiliki arsitektur jaringan yang dapat dilihat pada Gambar 2.5 berikut



Gambar 2.5 Arsitektur Jaringan Backpropagation

### 2.5.1 Algoritma *Backpropagation*

Langkah-langkah pelatihan pada algoritma *Backpropagation* terdiri dari 3 tahap yaitu tahap maju, propagasi mundur, dan perubahan bobot (Lesnussa dkk, 2015). Algoritma pelatihan untuk jaringan dengan satu lapisan tersembunyi dan fungsi aktivasi *sigmoid biner* adalah sebagai berikut :

1. Inisialisasikan semua bobot dengan bilangan acak kecil
2. Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, lakukan langkah 3 hingga langkah 9.
3. Untuk setiap pasang data pelatihan, lakukan langkah 3 hingga langkah 9.

#### Tahap I : Perambatan Maju (*Feedforward*)

4. Tiap unit masukan menerima sinyal dan meneruskannya ke unit tersembunyi di atasnya
5. Hitung semua keluaran di unit tersembunyi  $z_j$  ( $j= 1,2,3,\dots,m$ )

$$z_{net_j} = v_{jo} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji} \dots \dots \dots (2.14)$$

$$z_j = f(z_{net_j}) = \frac{1}{1+e^{-z_{net_j}}} \dots \dots \dots (2.15)$$

6. Hitung semua keluaran jaringan di unit  $y_k$  ( $k= 1,2,3,\dots,n$ )

$$y_{net_k} = w_{ko} + \sum_{j=1}^p z_j w_{kj} \dots \dots \dots (2.16)$$



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

$$y_k = f(y_{net_k}) = \frac{1}{1+e^{-y_{net_k}}} \dots \dots \dots (2.17)$$

**Tahap II : Perambatan Balik (Backpropagation)**

7. Hitung faktor  $\delta$  unit keluaran berdasarkan error di setiap unit keluaran  $y_k$  ( $k=1,2,3,\dots,n$ )

$$\delta_k = (t_k - y_k)f'(y_{net_k}) = (t_k - y_k)y_k(1 - y_k) \dots \dots \dots (2.18)$$

$\delta_k$  merupakan unit eror yang akan dipakai dalam perubahan bobot lapisan dibawahnya (langkah 8)

Hitung suku perubahan bobot  $w_{kj}$  (yang akan dipakai nanti untuk merubah bobot  $w_{kj}$ ) dengan *learning rate*  $\alpha$ , dengan ( $k=1,2,3,\dots,n$ ) dan ( $j=0,1,2,\dots,m$ )

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j \dots \dots \dots (2.19)$$

8. Hitung faktor  $\delta$  unit tersembunyi berdasarkan error di setiap unit keluaran  $z_j$  ( $j=1,2,3,\dots,m$ )

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj} \dots \dots \dots (2.20)$$

Faktor  $\delta$  unit tersembunyi:

$$\delta_j = \delta_{net_j} f'(z_{net_j}) = \delta_{net_j} z_j (1 - z_j) \dots \dots \dots (2.21)$$

Hitung suku perubahan bobot  $v_{ji}$  (yang akan dipakai nanti untuk merubah bobot  $v_{ji}$ ) dengan ( $j=1,2,3,\dots,m$ ) dan ( $i=0,1,2,\dots,o$ )

$$\Delta v_{ji} = \alpha \delta_j x_i \dots \dots \dots (2.22)$$

**Tahap III : Perubahan Bobot**

9. Hitung semua perubahan bobot  
Perubahan bobot garis yang menuju ke unit keluaran, , dengan ( $k=1,2,3,\dots,n$ ) dan ( $j=0,1,2,\dots,m$ ) :

$$w_{kj}(baru) = w_{kj}(lama) + \Delta w_{kj} \dots \dots \dots (2.23)$$

Perubahan bobot garis yang menuju ke unit tersembunyi, dengan ( $j=1,2,3,\dots,m$ ) dan ( $i=0,1,2,\dots,o$ ):



$$v_{ji}(\text{baru}) = v_{ji}(\text{lama}) + \Delta v_{ji} \dots \dots \dots (2.24)$$

10. *Mean Square Error* (MSE)

Pelatihan pada jaringan akan berhenti apabila nilai error ditemukan jika kondisi berhenti telah terpenuhi. Untuk menentukan kondisi berhenti, menggunakan perhitungan *Mean Square Error* (MSE) dengan menggunakan Persamaan (2.25).

$$MSE = \frac{1}{n} \sum (t_{km} - y_{km})^2 \dots \dots \dots (2.25)$$

Keterangan:

- $n$  = Banyaknya data yang akan dilatih
- $t_{km}$  = Target setiap data yang akan dilatih
- $y_{km}$  = Nilai fungsi aktivasi pada lapisan keluaran

Kondisi akan berhenti jika epoch yang sedang berjalan lebih kecil dari maksimum epoch yang telah ditentukan dan nilai MSE lebih besar dari target error (Siang 2005). Bentuk logikanya yaitu

$$(Epoch < Maksimum Epoch) \ \& \ (MSE > Target Error)$$

Setelah pelatihan selesai dilakukan, jaringan dapat dipakai untuk pengenalan pola. Dalam hal ini, hanya propagasi maju ( langkah 5 dan 6) yang digunakan untuk menentukan keluaran jaringan.

11. Uji kondisi berhenti (iterasi selesai)

**2.7 Pengujian**

Pengujian merupakan tahap untuk mengetahui apakah aplikasi dapat berfungsi sesuai kebutuhan dan tujuan penelitian. Pada penelitian ini pengujian akurasi menggunakan *confusion matrix*.

**2.6.1 Pengujian Akurasi *Confusion Matrix***

*Confusion matrix* merupakan metode yang digunakan pada *supervised learning*, yang didalamnya terdapat matriks yang pada setiap kolomnya merupakan contoh kelas prediksi dan setiap barisnya mewakili kejadian pada kelas sebenarnya (Gorunescu, 2011 dikutip oleh Rusdianto, 2016).



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Tabel 2.1 Model *Confusion Matrix*

Actual Class	Predict Class	
	+	-
+	True Positive (TP)	False Negative (FN)
-	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Akurasi merupakan persentase dari data yang diprediksi secara benar.

Perhitungan akurasi pada *Confusion Matrix* adalah :

$$Akurasi = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \dots\dots\dots(2.25)$$

Keterangan :

TP : True positives, merupakan jumlah data dengan kelas positif yang diidentifikasi positif.

TN : True negatives, merupakan jumlah data dengan kelas negatif yang diidentifikasi negatif.

FP : False positives, merupakan jumlah data dengan kelas positif yang diidentifikasi negatif.

FN : False negatives, merupakan jumlah data dengan kelas negatif yang diidentifikasi positif.

**2.8 Penelitian Terkait**

Berikut penelitian terkait tentang identifikasi penyakit glaukoma yang menggunakan citra retina mata dan jaringan saraf tiruan, serta beberapa penelitian yang mempunyai relevansi dengan penelitian tugas akhir ini.

1. *Automatic Segmentation of Optic Disc using Modified Multi-level Thresholding*. Pada penelitian ini fokus membahas *Diabetic retinopathy* dan glaucoma, dengan menggunakan citra fundus retina mata serta melakukan tahap segmentasi menggunakan *K-Means Clustering* dengan tingkat precision sebesar 0,71, dengan 39 objek yang dapat dideteksi dari 50 objek, memiliki tingkat akurasi sebesar 78%. (Mila Kankanala, Sanjeev Kubakaddi, Dept of Electronics and Communication SSN College of Engineering, India)

## Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumunkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2. *Analysis of Retinal Blood Vessels Using Image Processing Techniques.* Pada penelitian ini menggunakan *Gabor Filter* untuk mengidentifikasi penyakit glauoma serta *Diabetic retinopathy*. Hasil dari penelitian ini menunjukkan penggunaan *Gabor Filter* memiliki tingkat *sensivity* sebesar 86,4% dan tingkat spesikasi sebesar 96%. ( Dr. M. Renuka Devi, B. Harini Priya Dharsini, Journal of International Conference on Intelligent Computing Applications, 2014)
3. *Deteksi Penyakit Glaukoma pada Citra Fundus Retina Mata Menggunakan Adaptive Thresholding dan Support Vector Machine.* Pada penelitian ini melakukan dua tahap *pre-processing* yaitu *preprocessing optic cup* dan *optic disk* serta *preprocessing* pembuluh darah, menggunakan metode *adaptive thresholding* dengan klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dan menggunakan *hyperlane sequential minimal optimization* (SMO) sebagai metode pencarian serta fungsi *kernel linier* sehingga mendapatkan hasil akurasi rata-rata sebesar 80%. (Ahmad Mustofa, Handayani Tjandrasa, Bilqis Amaliah, Jurnal Teknik ITS, 2016)
4. *Klasifikasi Massa pada Citra Mammogram Berdasarkan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM),* dengan metode klasifikasi *Backpropagation* dengan menggunakan 2 *hidden layer* dengan 19 node pada *hidden layer* dan *learning rate* ( $\alpha$ ) = 0,001 memiliki akurasi sebesar 100% pada orientasi arah sebesar 0°. (Refta Listia, Agus Harjoko, Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems, 2014)
5. *Deteksi Glaukoma pada Citra Fundus Retina dengan Metode K-Nearest Neighbor* dengan menggunakan ekstrasi ciri tekstur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) serta *K-Nearest Neighbor* sebagai klasifikasi. Dengan menggunakan 18 data *training* yang terdiri dari 9 citra glaukoma dan 9 citra normal, dan 12 data *testing* dengan 6 citra normal dan 6 citra glaukoma didapatkan hasil akurasi sebesar 83.3333% dengan nilai  $k=9$ . (Dian Saktian Tobias, Anastasia Rita Widiarti, Seminar Nasional Ilmu Komputer, 2016)



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkannya dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

6. *GLCM Textural Features for Brain Tumor Classification* menggunakan ekstraksi ciri tekstur GLCM sebanyak 16 ciri tekstur untuk mengetahui klasifikasi tumor otak dengan menggunakan jaringan saraf tiruan *Feed Forward Neural Network* yang memiliki tingkat akurasi sebesar 97,5% dengan menggunakan pengujian *Confussion Matrix* dengan algoritma *Levenberg Marquardt Algorithm*. (Nitish Zulpe, Vrushsen Pawar, International Journal of Computer Science Issues, 2012)
7. *Texture Analysis for Glaucoma Classification* menggunakan ekstraksi ciri tekstur *Binary Robust Independent Elementary Features (BRIEF)* dan menggunakan *Support Vector Machine (SVM)* sebagai klasifikasin. Dengan menggunakan pengujian *Area Under Curve (AUC)* diperoleh akurasi sebesar 84%. (Suraya Mohammad, D.T.Morris, *Texture Analysis for Glaucoma Classification*, 2015)
8. *Automated Diagnosis of Glaucoma Using Texture and Higher Order Spectra Feature* dengan menggunakan ekstraksi ciri tekstur GLCM dan menggunakan *Higher Order Spectra* metode yang digunakan sebagai klasifikasi glaukoma yaitu menggunakan *Support Vector Machine (SVM)* yang menghasilkan akurasi sebesar 91%. (U. Rajendra Acharya, Sumeet Dua, Xian Du, Vinitha Sree S, Chuan Kuang Chua, *Automated Diagnosis of Glaucoma Using Texture and Higher Order Spectra Feature*, 2011)