

## Klasifikasi Katarak Objek *Optic Disc* Citra Fundus Retina Menggunakan *Support Vector Machine*

Ri Munarto<sup>1</sup>, Muchtar Ali Setyo Yudono<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Sultan Ageng Tirtayasa, Cilegon, Banten.

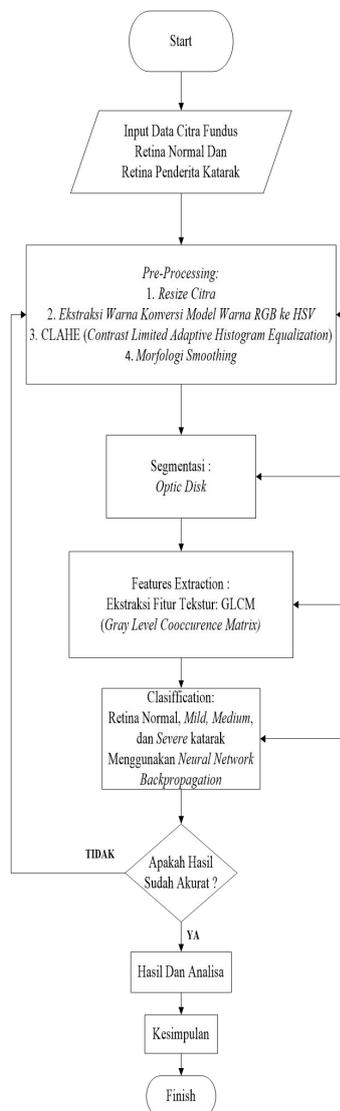
### Informasi Artikel

Naskah Diterima : 29 Mei 2019  
 Direvisi : 30 Mei 2019  
 Disetujui : 21 Juni 2019

\*Korespondensi Penulis :  
 muchtarsetyo@gmail.com

### ABSTRAK

### Graphical Abstract



Katarak kerap disebut-sebut sebagai penyebab kebutaan nomor satu di Indonesia. Bahkan, mengacu pada data *World Health Organization* (WHO) katarak menyumbang sekitar 48% kasus kebutaan didunia dan nomer satu di Indonesia. Penelitian yang pernah dilakukan katarak diklasifikasikan melalui berbagai macam objek seperti pembuluh darah, *optic disc* dan pupil dari mata. Pada penelitian ini menggunakan objek *optic disc* pada citra kamera fundus retina. Tujuan penelitian ini untuk menghasilkan program aplikasi deteksi dini katarak secara otomatis melalui klasifikasi katarak kedalam 4 kategori yaitu normal, *mild*, *medium* dan *severe*. Pemeriksaan dini pada pasien penderita katarak bagi masyarakat yang memiliki kemampuan ekonomi yang kurang seperti mayoritas penduduk pada negara sedang berkembang dirasakan akan sangat membantu. Klasifikasi diperlukan untuk membantu dokter dalam memutuskan kapan dilakukan operasi pada pasien penderita katarak. Pengolahan 60 data citra fundus retina mata pasien yang terdiri dari 15 citra retina normal, 15 citra katarak *mild*, 15 citra katarak *medium* dan 15 citra katarak *severe* yang yang diperoleh dari Rumah Sakit Islam Sultan Agung Semarang. Selanjutnya dilakukan proses pengklasifikasian menggunakan *Static Vector Machine* yang diolah dengan matlab R2014a. Dari hasil pelatihan dan pengujian diperoleh hasil akurasi rata-rata sebesar 82,14% pada seluruh kelas retina.

**Kata Kunci**— Katarak, *Optic Disc*, *Gray Level Coocurance Matrix* (GLCM), *Static Vector Machine*.

### Abstract

Cataract is often cited as the number one cause of blindness in Indonesia. In fact, referring to data World Health Organization (WHO) cataracts accounted for about 48% of cases of blindness in the world and number one in Indonesia. Research has been done cataracts classified through various objects such as blood vessels, optic disc and pupil from the eye. In this study using optic disc object in retinal fundus camera image. The purpose of this research is to produce an application program of cataract early detection automatically through cataract classification into 4 categories that is normal, mild, medium and severe. Early examination of patients with cataracts for people with less economic capacity as the majority of the population in developing countries is likely to be of great help. Classification is required to assist the physician in deciding when to perform surgery in patients with cataracts. Processing of 60 patient retinal fundus image data consisting of 15 normal retinal images, 15 mild cataract images, 15 medium cataract images and 15 cataract images of the severe obtain from Rumah sakit Sultan Agung Semarang. Furthermore, the process of classification using neural network backpropagation processed with matlab R2014a. From the results of training and testing in the classification using *Static Vector Machine*, obtained an average accuracy of 81% in all retinal classes.

**Keywords**- Cataract, *Optic Disc*, *Gray Level Coocurance Matrix* (GLCM), *Static Vector Machine*

## 1. PENDAHULUAN

Katarak adalah salah satu penyebab utama kebutaan. Menurut laporan WHO, perkiraan jumlah orang yang biasanya terganggu di dunia adalah 285 juta. Ilmu kedokteran modern mendapatkan banyak manfaat dari kombinasi analisis citra medis dan teknologi komputer, sehingga kita dapat melihat kemungkinan untuk menggunakan teknik-teknik ini dalam diagnosis katarak. Citra fundus mata banyak digunakan dalam diagnosis katarak dan dapat memberikan informasi retina yang cukup. Deteksi otomatis berbasis dasar penyakit ophthalmic, menunjukkan prospek yang besar pada diagnosis otomatis. Dalam makalah ini, kami menggunakan basis data fundus yang dipilih oleh dokter spesialis mata profesional. Ini mengandung katarak normal, ringan, sedang dan berat.

Penelitian tentang klasifikasi tingkat katarak pada retina sebelumnya pernah dilakukan oleh Meimei Yang, Ji-Jiang Yang, Qinyan Zhang, Yu Niu, dan Jianqiang Li dengan judul *Classification Of Retinal Image For Automatic Cataract Detection* pada tahun 2013. Penelitian ini menggunakan data sebanyak 504 citra fundus. Pada penelitian ini, katarak dibagi menjadi 4 kelas yaitu kelas normal, *mild*, *medium* dan *severe* katarak, data yang digunakan masing-masing terdiri dari 367 retina normal, 79 retina *mild* katarak, 37 retina *medium* katarak dan 21 retina *severe* katarak. Parameter yang digunakan untuk klasifikasi tingkat katarak adalah menggunakan pembuluh darah besar, pembuluh darah kecil dan *optik disc*. Adanya pembuluh darah besar, pembuluh darah kecil dan *optik disc* yang terlihat jelas adalah kelas retina normal, pembuluh darah besar dan *optik disc* yang terlihat jelas adalah kelas *mild* katarak, *optik disc* yang terlihat jelas adalah kelas *medium* katarak, dan pembuluh darah besar, pembuluh darah kecil dan *optik disc* yang tidak terlihat kelas adalah *severe* katarak [4].

Pada penelitian ini hanya menggunakan obyek *optik disc* pada citra kamera fundus retina. Tujuan penelitian ini untuk menghasilkan program aplikasi deteksi dini katarak secara otomatis melalui klasifikasi katarak kedalam 4 kategori yaitu normal, *mild*, *medium* dan *severe* untuk membantu dokter untuk mendeteksi secara dini jenis katarak pada pasien penderitanya.

### A. Katarak

Katarak adalah penipisan lensa di dalam mata, yang menyebabkan penurunan penglihatan [5]. Katarak bisa dikaitkan dengan penuaan, jaringan dalam lensa mata mulai rusak dan menggumpal, menyebabkan lensa kurang lentur dan transparan. Kabut pada lensa ini mempengaruhi pandangan seseorang, membuat penglihatannya semakin samar. Meskipun katarak tidak di retina, pengaburan lensa akan mengurangi cahaya yang terfokus pada retina, menyebabkan degradasi kualitas gambar fundus [5].

### B. Pengolahan Citra

Pengolahan citra bertujuan memperbaiki kualitas citra agar mudah diinterpretasi oleh manusia dan atau mesin. Teknik pengolahan citra mentransformasikan citra menjadi citra lain, jadi masukannya adalah citra dan keluarannya juga citra, namun citra keluarannya mempunyai kualitas lebih baik dari pada citra masukan [6]. Pengolahan citra pada penelitian ini bertujuan untuk mencari nilai karakteristik dari citra *optik disc* yang dibutuhkan untuk masukan matriks ko-okuren tingkat keabuan (*Gray Level Co-occurrence Matrix*).

### C. Pengolahan Citra Medis

Pada proses pengolahan citra medis tahapan algoritma terdiri dari 8 bagian yaitu perbaikan, segmentasi, kuantifikasi, registrasi, visualisasi dan bagian akhir yang mencakup kompresi, penyimpanan, dan komunikasi. Konsep-konsep ini digunakan untuk melakukan pengolahan dan analisa citra medis setelah didapatkan citra digital dari peralatan medis yang ada diantaranya untuk proses rekonstruksi citra medis.

Pengolahan citra medis dilakukan seiring berkembangnya pendekatan untuk memecahkan permasalahan khusus dalam meningkatkan kualitas citra medis tersebut untuk visualisasi lebih lanjut. Jenis citra medis diperoleh dari beberapa alat pemeriksaan digital seperti MRI dan kamera

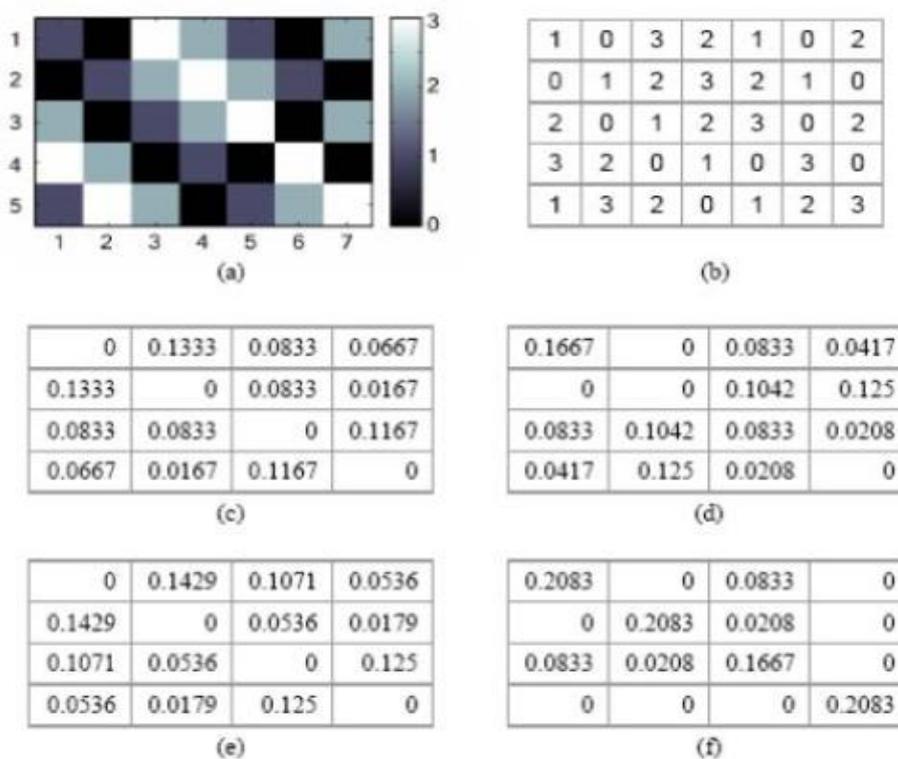
fundus dapat berupa citra biner, citra keabuan dan citra warna. Citra retina dapat diambil dengan menggunakan kamera fundus yang merupakan gabungan dari mikroskop skala rendah dan kamera yang tergabung didalamnya. [7]. Hasil dari citra kamera fundus dapat berupa citra berwarna. Proses pengolahan citra medis yang digunakan yaitu pra-pengolahan yaitu *resize*, *value plane*, *contrast limited adaptive histogram equalization*, *morphology smoothing*. Segmentasi menggunakan *thresholding*, *erosi*, *dilasi*, *boundary*, *grayscale* dan ekstraksi ciri menggunakan *gray level co-occurrence matrix*.

D. Operasi Morfologi

Operasi morfologi adalah teknik pengolahan citra yang didasarkan pada bentuk segmen atau region dalam citra. Karena difokuskan pada bentuk objek, maka operasi ini biasanya diterapkan pada citra biner dan dapat dikatakan berhasil apabila dapat membedakan antara objek dengan latar gambar [8].

E. Gray level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

Pada analisis tekstur secara statistik, ciri tekstur dihitung berdasarkan distribusi kombinasi intensitas piksel pada posisi tertentu. Masing-masing kombinasi dibedakan melalui statistik orde pertama, orde kedua, dan statistik orde lebih tinggi. GLCM adalah salah satu cara mengekstrak ciri tekstur statistik orde kedua [8]. Ilustrasi pembuatan matriks ko-okuren diperlihatkan pada Gbr. 2.



Gambar 1 Ilustrasi pembuatan *co-occurrence matrix*

Keterangan:

1. Citra masukan.
2. Nilai intensitas citra masukan.
3. Contoh *co-occurrence matrix* 0°.
4. Contoh *co-occurrence matrix* 45°.
5. Contoh *co-occurrence matrix* 90°.
6. Contoh *co-occurrence matrix* 135°.

Ekstraksi Ciri tekstur [11]:

1. *Angular Second Moment*

$$ASM = \sum_i \sum_j \{p(i, j)\}^2$$

2. *Contrast*

$$CON = \sum_k k^2 \left[ \sum_i \sum_j p(i, j) \right]$$

$$|i - j| = k$$

3. *Correlation*

$$COR = \frac{\sum_i \sum_j (ij) \cdot p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$$

4. *IDM (Inverse Different Moment)*

$$IDM = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j)$$

5. *Entropy*

$$ENT_2 = - \sum_i \sum_j p(i, j) \cdot \log p(i, j)$$

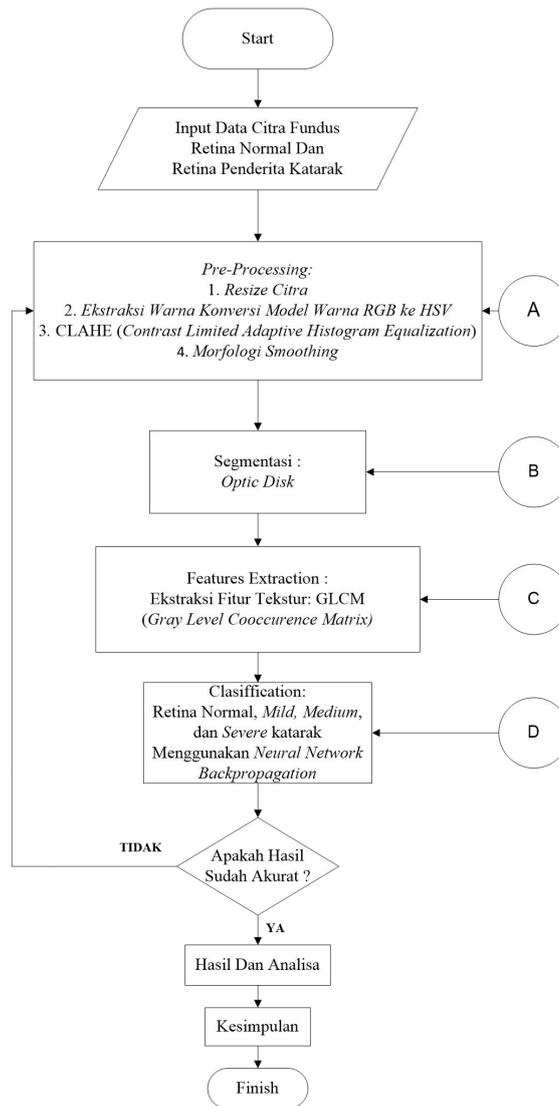
F. *Static Vector Machine*

Baru-baru ini, dukungan mesin vektor, penggolongan non-parametrik lain, telah menemukan penerimaan dalam komunitas penginderaan jauh karena mereka dapat membangun batas-batas keputusan kelas secara efisien dengan mengekstraksi langsung informasi dari sampel pelatihan. Daya tarik utama dari classifier berbasis SVM adalah bahwa ia membutuhkan relatif ukuran sampel pelatihan kecil dari pengklasifikasi konvensional. zSVM berasal dari teori belajar statistik yang dipelopori oleh Boser et al. (1992) di tengah-tengah tahun 1990-an. Teori belajar statistik menetapkan batas pada tingkat kesalahan dari mesin pada data yang tidak terlihat, yang disebut tingkat kesalahan generalisasi. Batas-batas ini adalah fungsi dari jumlah tingkat kesalahan pelatihan dan istilah-istilah itu mengukur kompleksitas classifier. Untuk meminimalkan batas pada tingkat kesalahan generalisasi, baik jumlah dari pelatihan tingkat kesalahan dan kompleksitas classifier harus diminimalkan. Vapnik (1998) menunjukkan bahwa batasan pada tingkat kesalahan generalisasi dapat diminimalkan dengan secara eksplisit memaksimalkan margin pemisahan. Akibatnya, kinerja klasifikasi yang lebih baik pada data yang tidak terlihat dapat diharapkan, dan dengan demikian generalisasi tinggi dapat dicapai. Selain itu, karena margin pemisahan tidak tergantung pada dimensi data, klasifikasi akurat dari data berdimensi tinggi adalah mungkin. SVM bertujuan untuk memaksimalkan margin antara dua kelas yang menarik dan menempatkan hyperplane yang memisahkan linear diantara mereka. Selain itu, SVM dapat menyesuaikan diri dan beroperasi seperti penggolongan nonlinier dalam input asli ruang hanya dengan memetakan data ke dalam ruang fitur dimensi yang lebih tinggi yang menyebarkan data keluar. Sebagaimana SVM bias mengklasifikasikan data secara memadai di ruang fitur dimensi yang lebih tinggi dengan jumlah sampel pelatihan terbatas, juga dapat mengatasi Fenomena Hughes.

SVM adalah mesin pembelajaran universal untuk memecahkan biner masalah klasifikasi dan dapat dilihat sebagai perkiraan penerapan prinsip Minimalisasi Risiko Struktural Vapnik, yang telah terbukti lebih unggul dari Empiris tradisional Prinsip Meminimalkan Risiko. SVM dapat dipisahkan distribusi kelas yang kompleks (misalnya multimodal) dalam dimensi tinggi ruang fitur dengan menggunakan fungsi kernel nonlinear dan untuk menangani kebisingan dan kebingungan kelas melalui regularisasi teknik. Dalam makalah ini, sebuah kernel fungsi basis radial Gaussian (RBF) fungsi digunakan secara luas. Strategi satu lawan satu (OAO) digunakan untuk menangani masalah multiclass dengan SVM biner awalnya. Keputusan kelas OAO ditentukan oleh suara mayoritas yang menggunakan keputusan classwise

2. METODE PENELITIAN





Gambar 2 Diagram Alir Penelitian

#### A. Pra-Pengolahan

Pra-pengolahan merupakan proses untuk memperjelas karakteristik *optic disc* dengan menghilangkan *noise*. Gambar 3 merupakan *flowchart* tahapan dari pra-pengolahan pada penelitian ini menggunakan *resize* citra, *value plane*, *contrast limited adaptive histogram equalization* dan *morphology smoothing* .

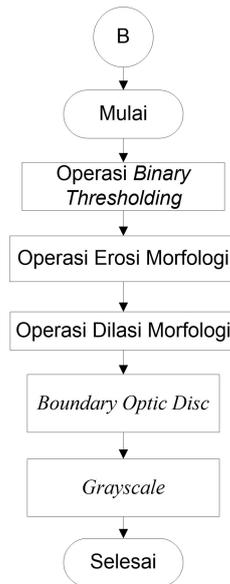


Gambar 3 Flowchart Pra-pengolahan *Optic Disc*

Gambar 3 merupakan tahapan pra-pengolahan pada penelitian ini. Tahapan pertama adalah dengan mengumpulkan data retina normal maupun katarak yang didapat dari RS Islam Sultan Agung Semarang, proses selanjutnya dilakukan *resize* citra yang bertujuan untuk mengurangi waktu komputasi sehingga beban kerja komputer dapat berkurang, proses selanjutnya konversi citra fundus ke model HSV karena wilayah *optic disc* sendiri didapatkan dengan menggunakan nilai dari *value plane* yang menunjukkan ukuran seberapa besar kecerahan dari suatu warna karena wilayah *optic disc* mempunyai intensitas cahaya yang cukup tinggi dibandingkan dengan wilayah yang lain pada citra retina. Proses selanjutnya adalah *contrast limited adaptive histogram equalization* (CLAHE), dimana pada proses ini citra retina hasil dari *value plane* di ratakan histogramnya untuk meningkatkan kontras pada gambar sehingga dapat membedakan pembuluh darah dan *optic disc* dari latar belakang agar dapat terlihat jelas. Proses selanjutnya adalah morfologi *smoothing* yang merupakan kombinasi antara operasi *opening* dan *closing* morfologi. Operasi *opening* dilakukan untuk menghaluskan kontur pada *optic disc*, sedangkan operasi *closing* dilakukan untuk menghapus area piksel yang berada diluar wilayah *optic disc* pada retina.

### B. Segmentasi

Segmentasi citra adalah proses pemisahan *optic disc* dengan objek dari citra fundus lain seperti pembuluh darah, fovea, dan macula. Gbr 5 merupakan tahapan segmentasi pada penelitian ini yang terdiri dari *binary thresholding* operasi *erosi morphology*, operasi *dilasi morphology*, *boundary* dan *grayscale*.



Gambar 5 Flowchart Segmentasi Optic Disc

Proses pertama adalah operasi *binary thresholding*. *Binary Thresholding*, merupakan operasi untuk mengubah citra keabuan menjadi citra biner. Dalam proses ini, citra hasil *value plane* untuk mendeteksi citra *optic disc* diubah menjadi citra biner. Proses selanjutnya adalah operasi *erosi*, adalah operasi morfologi yang membuat ukuran citra menjadi lebih kecil dengan mengurangi piksel pada batas antar objek. Proses selanjutnya adalah operasi *dilasi*, adalah operasi yang akan menambahkan piksel pada batas antar objek dalam suatu citra digital. Operasi *dilasi* dilakukan untuk untuk memperbesar rincian citra *optic disc* setelah proses *erosi* dilakukan. Proses selanjutnya adalah operasi *boundary*, adalah teknik pada pengolahan citra untuk menandai bentuk batas pada suatu objek. Operasi *boundary* ini dilakukan untuk mendapatkan dan menandai batas dari area *optic disc*. Proses selanjutnya adalah *cropping*, adalah teknik pada pengolahan citra untuk memotong citra yang telah ditandai untuk memisahkan objek yang diperlukan dengan yang tidak diperlukan. Dalam penelitian ini objek yang di *cropping* adalah *optic disc*. Proses selanjutnya adalah *grayscale*, adalah teknik merubah citra RGB menjadi citra keabuan, proses ini bertujuan untuk merubah citra *optic disc* menjadi citra *grayscale* yang bertujuan untuk proses selanjutnya yaitu mencari nilai ekstraksi ciri dengan GLCM.

### C. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri menggunakan orde satu dan orde dua. Pada GLCM orde pertama, GLCM akan menghitung langsung rumus nilai ketidakberaturan bentuk (*entropy*) berdasarkan nilai histogram citra. Sedangkan orde dua menggunakan *grey level co-occurrence matrix* (GLCM). GLCM merupakan salah satu pendekatan untuk memperoleh ciri statistik orde dua dengan cara menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu. Proses bekerja GLCM didekati dengan membentuk sebuah matriks kookurensi data citra, dilanjutkan dengan menentukan ciri sebagai fungsi dari matriks antara tersebut. *Co-occurrence* (kookurensi) berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai piksel bertetangga dengan satu level nilai piksel lain dalam jarak ( $d$ ) dan orientasi sudut ( $\theta$ ) tertentu. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval sudut  $45^\circ$ , yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ . Sedangkan jarak antar piksel biasanya ditetapkan sebesar 1 piksel. Arah dan jarak GLCM dapat dilihat pada gambar 1. Sedangkan proses pembentukan GLCM sebuah citra dengan 4 level keabuan (*gray level*) pada jarak  $d=1$  dan arah  $0^\circ$ . GLCM orde dua menggunakan beberapa ciri yaitu menunjukkan ukuran sifat homogenitas citra (*angular second moment*), variasi pasangan tingkat keabuan (*contrast*), ketergantungan linear pixel-pixel bertetangga (*correlation*), kehomogenan citra yang berderajat keabuan sejenis (*inverse different moment*) dan menunjukkan ukuran ketidakberaturan bentuk (*entropy*). Setelah GLCM terbentuk dapat dihitung ciri statistik citra yang akan diklasifikasi menggunakan *neural network*

*backpropagation*. Ciri yang diperoleh akan menjadi input pada *neural network backpropagation*. Tahap pembentukan GLCM untuk GLCM dengan arah 0 dan jarak  $d=1$  maka ditentukan koordinat arah  $(x,y)$  yaitu  $(1,0)$ . Setelah arah ditentukan selanjutnya dibentuk matrik kookurensi dengan cara menghitung frekuensi kemunculan pasangan nilai keabuan antar piksel pada jarak dan arah yang telah ditentukan. Langkah-langkah untuk membuat GLCM simetris ternormalisasi secara berurutan adalah:

- Mengkonversi citra *grayscale* menjadi matrik
- Menentukan hubungan spasial antar piksel berdasarkan jarak dan sudut yang dipilih
- Menghitung jumlah kookurensi
- Menjumlahkan matriks kookurensi dengan transposenya untuk menjadikannya simetris
- Normalisasi matriks untuk mengubahnya ke bentuk probabilitas.

D. Klasifikasi Katarak Menggunakan Neural Network Backpropagation

Neural network telah menjadi salah satu alat yang penting dalam proses klasifikasi. Keuntungan dari neural network dapat ditinjau dari beberapa aspek teori berikut:

- *Neural network* memiliki metode *data driven self adaptif* yang mampu mengatur dirinya sendiri terhadap data yang akan diolah tanpa memerlukan fungsi spesifikasi yang eksplisit atau bentuknya telah terdistribusi berdasarkan model jaringan syaraf.
- *Neural network* merupakan fungsi aproksimasi umum yang memiliki keakuratan dalam proses klasifikasi.
- *Neural network* merupakan model nonlinear sehingga model ini menjadi fleksibel dalam pemodelan hubungan yang kompleks di dunia nyata.

*Neural network* mampu mengestimasi kemungkinan-kemungkinan selanjutnya yang menyediakan dasar aturan klasifikasi dan analisa statistik.

E. Efektifitas Sistem

Dengan mengacu pada kinerja model klasifikasi, kita perlu menguji kemampuan model untuk memprediksi atau memisahkan kelas dengan benar. Ketika melihat kesalahan yang dilakukan oleh model klasifikasi atau *classifie*, *confusion matrix* menghasilkan gambaran yang sangat rinci mengenai kinerja sebuah *classifier*. Untuk mengetahui tingkat keakuratan kinerja dari sistem, maka diadakan pendekatan statistik yang berhubungan dengan keefektifan sistem ini untuk menghitung nilai *sensitivity*, *specificity*, dan *accuracy*.

Tabel 1 adalah tabel *confusion matrix* pada proses klasifikasi untuk 4 kelas.

$$\text{Validasi (\%)} = \left[ \frac{\text{jumlah data sesuai target}}{\text{jumlah Data}} \right] \times 100\% \tag{1}$$

Tabel 1  
*Confusion Matrix* pada Klasifikasi 4 Kelas

<i>Prediction Class</i>	<i>Known the class (class label in data)</i>			
	A	B	C	D
A	$tp_A$	$e_{AB}$	$e_{AC}$	$e_{AD}$
B	$e_{BA}$	$tp_B$	$e_{BC}$	$e_{BD}$
C	$e_{CA}$	$e_{CB}$	$tp_C$	$e_{CD}$
D	$e_{DA}$	$e_{DB}$	$e_{DC}$	$tp_D$

Setelah didapat *confusion matrix* maka dapat hitung *sensitivity*, *spesificity* dan *accuracy* pada kelas A, B, C, dan D menggunakan persamaan 2 sampai dengan persamaan 10:

$$\text{Sensitivity (A)} : \frac{TP}{TP+FN} = \frac{tp_A}{tp_A + e_{AB} + e_{AC} + e_{AD}} \times 100\% \tag{2}$$

*Spesificity (A):*



$$\frac{TN}{TN+FP} = \frac{tpB+e_{BC}+e_{BD}+e_{CB}+tpC+e_{CD}+e_{DB}+e_{DC}+tpD}{tpB+e_{BC}+e_{BD}+e_{CB}+tpC+e_{CD}+e_{DB}+e_{DC}+tpD+e_{BA}+e_{CA}+e_{DA}} \times 100\% \quad (3)$$

Sensitivity (B) :

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tpB}{tpB+e_{BA}+e_{BC}+e_{BD}} \times 100\% \quad (4)$$

Spesificity (B) :

$$\frac{TN}{TN+FP} = \frac{tpA+e_{AC}+e_{AD}+e_{CA}+tpC+e_{CD}+e_{DA}+e_{DC}+tpD}{tpA+e_{AC}+e_{AD}+e_{CA}+tpC+e_{CD}+e_{DA}+e_{DC}+tpD+e_{AB}+e_{CB}+e_{DB}} \times 100\% \quad (5)$$

Sensitivity (C) :

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tpC}{tpC+e_{CA}+e_{CB}+e_{CD}} \times 100\% \quad (6)$$

Spesificity (C) :

$$\frac{TN}{TN+FP} = \frac{tpA+e_{AB}+e_{AD}+e_{BA}+tpB+e_{BD}+e_{DA}+e_{DB}+tpD}{tpA+e_{AB}+e_{AD}+e_{BA}+tpB+e_{BD}+e_{DA}+e_{DB}+tpD+e_{AC}+e_{BC}+e_{DC}} \times 100\% \quad (7)$$

Sensitivity (D) :

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tpD}{tpD+e_{DA}+e_{DB}+e_{DC}} \times 100\% \quad (8)$$

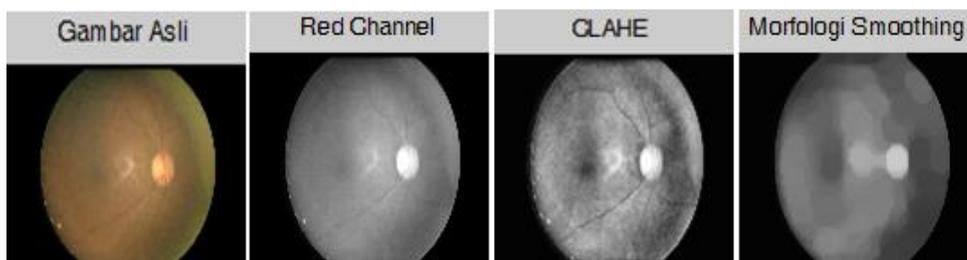
Spesificity (D)

$$\frac{TN}{TN+FP} = \frac{tpA+e_{AB}+e_{AC}+e_{BA}+tpB+e_{BC}+e_{CA}+e_{CB}+tpC}{tpA+e_{AB}+e_{AC}+e_{BA}+tpB+e_{BC}+e_{CA}+e_{CB}+tpC+e_{AD}+e_{BD}+e_{CD}} \times 100\% \quad (9)$$

Accuracy :

$$\frac{tpA+tpB+tpC+tpD}{tpA+e_{AB}+e_{AC}+e_{AD}+tpB+e_{BA}+e_{BC}+e_{BD}+tpC+e_{CA}+e_{CB}+e_{CD}+tpD+e_{DA}+e_{DB}+e_{DC}} \times 100\% \quad (10)$$

#### F. Hasil Pra-pengolahan Optic Disc



Gambar 6 Hasil Pra-pengolahan Optic Disc

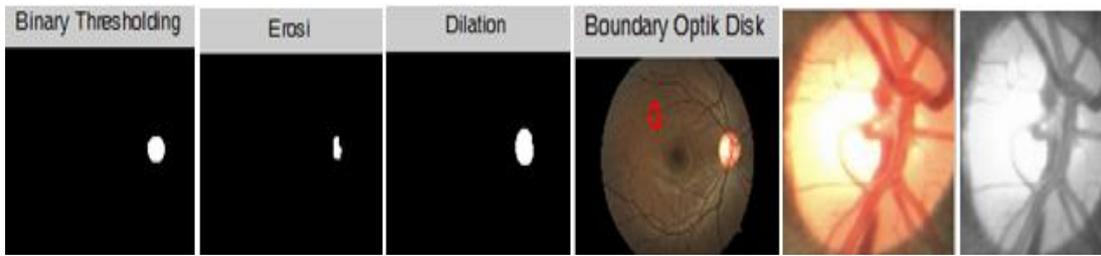
Proses pra-pengolahan citra yang pertama adalah *resize* citra dimana ukuran citra asli sebesar 3072x2048 piksel diubah menjadi ukuran 1300x1600 piksel. Perubahan ukuran piksel ini bertujuan untuk mempercepat proses pengolahan data citra yang akan dikomputasi. Proses pra-pengolahan selanjutnya adalah konversi citra asli ke model warna *HSV plane*, dan pada proses ini menggunakan *value plane* karena bertujuan untuk memusatkan pada *optic disc* yang mempunyai nilai intensitas cahaya paling tinggi diantara objek lain didalam retina mata.

Proses pra-pengolahan selanjutnya adalah *contrast limited adaptive histogram equalization* (CLAHE). Pada proses ini citra retina hasil dari proses *HSV plane* di ratakan histogramnya untuk meningkatkan kontras pada citra sehingga membuat bagian pembuluh darah serta wilayah yang lain selain wilayah *optic disc* terlihat lebih jelas.

Proses pra-pengolahan selanjutnya adalah morfologi *smoothing* dengan nilai *structuring elements* berbentuk *disk* atau cakram sebesar 60. Proses ini bertujuan untuk memperhalus pembuluh darah termasuk arteri dan vena serta menghilangkan *noise* dari citra. Pemilihan *structuring elements* berbentuk *disk* atau cakram dikarenakan bentuk dari obyek nya adalah lingkaran dan bertujuan untuk mendapatkan *optic disc* dan memusatkannya dan juga untuk menghilangkan noise pada wilayah lain selain *optic disc*

#### B. Hasil Segmentasi Optic Disc





Gambar 7 Hasil Segmentasi *Optic Disc*

Proses segmentasi yang pertama adalah merubah citra grayscale menjadi citra biner dengan menggunakan operasi thresholding. Nilai ambang yang digunakan untuk mengubah citra keabuan menjadi citra biner pada *optic disc* adalah 0,61. Hal ini karena citra *optic disc* pada data dapat lebih jelas terlihat dan dideteksi dengan nilai ambang 0,61. Konversi citra *grayscale* ke citra biner ini dilakukan untuk memisahkan wilayah *optic disc* dengan latar citra atau wilayah yang tidak digunakan untuk proses selanjutnya.

Proses segmentasi selanjutnya adalah melakukan operasi morfologi *erosi* dan *dilasi* dengan nilai *structuring elements* berbentuk *disk* atau cakram sebesar 40. Hal ini dikarenakan citra *optic disc* terlihat lebih jelas dengan menggunakan *structuring elements* berbentuk *disk* dibanding dengan *structuring elements* bentuk lain dan nilai 40 adalah nilai yang paling bagus untuk mendeteksi dan menghilangkan *noise* selain objek *optic disc*. Operasi *erosi* bertujuan untuk menghilangkan *noise* atau citra yang terdeteksi diluar wilayah *optic disc* sedangkan *dilasi* dilakukan untuk memperbesar rincian citra *optic disc*.

Proses segmentasi selanjutnya adalah melakukan *boundary*. Proses ini bertujuan untuk mendapatkan dan menandai batas dari *optic disc* dengan wilayah lain yang menjadi objek pada penelitian klasifikasi katarak ini. Pada penelitian ini *boundary* masih sering *error* dalam menandai batas hasil dari *dilasi optic disc* meskipun hasil dari *dilasi* sudah benar dalam memperlihatkan hasil *optic disc* namun proses *cropping* menunjukkan hasil *optic disc* yang benar hal ini dikarenakan pemilihan nilai pada *structuring elements morfologi smoothing* yang terlampau besar sehingga berpengaruh terhadap penandaan obyek *optic disc* namun hal ini tidak berpengaruh terhadap hasil dari *cropping* yang sudah dapat memotong objek yang diinginkan yaitu *optic disc*

Proses segmentasi selanjutnya adalah *grayscale*, proses ini bertujuan untuk merubah citra hasil *cropping optic disc* menjadi citra keabuan. Citra keabuan ini bertujuan untuk proses selanjutnya yaitu proses ekstraksi ciri GLCM. Ekstraksi ciri GLCM hanya dapat menggunakan citra keabuan untuk proses penghitungan *matrix* nya. Tahap segmentasi merupakan tahap yang sangat berpengaruh terhadap hasil klasifikasi, karena citra inilah yang akan diambil nilai ekstraksi ciri-nya untuk klasifikasi .

#### G. Hasil Ekstraksi Ciri *Optic Disc*

Setelah mendapatkan wilayah *opticedisc* dengan baik, maka dapat di hitung nilai dari GLCM dari *optic disc*.

Tabel 2

Tabel hasil ekstraksi GLCM pada citra fundus retina normal, katarak *mild*, *medium* dan *severe*

Ekstraksi Ciri	Retina Normal		Katarak <i>Mild</i>		Katarak <i>Medium</i>		Katarak <i>Severe</i>	
	Max	Min	Max	Min	Max	Min	Max	Min
Entropy	7.4744	7.0534	7.0278	5.0088	6.3192	4.1954	5.6600	1.8377
Angular Second Moment	0.0083	0.0008	0.0067	0.0010	0.0285	0.0020	0.2576	0.0153
Contrast	43.1974	13.9853	20.7677	3.3993	4.6380	0.3530	34.3585	10.0548
Correlation	0.9978	0.9925	0.9970	0.9714	0.9976	0.9275	0.9987	0.9965
Invers Different Moment	0.4346	0.3102	0.4807	0.3802	0.8413	0.4333	0.9352	0.5891
Entrophy	11.5730	10.3656	10.4637	7.8902	9.4350	5.4712	8.1064	2.4895

Terlihat dari tabel di atas perbedaan-perbedaan nilai dari 6 ekstraksi GLCM (*gray level cooccurance matrix*) berdasarkan nilai maximum dan nilai minimum tiap kategorinya. Terlihat range nilai ekstraksi keempat kelas ini saling tumpang tindih di beberapa kategori. Jika diidentifikasi secara manual berdasarkan penglihatan nilai-nilai tersebut akan sulit untuk diklasifikasikan. Namun penelitian ini akan mengklasifikasi keempat kategori tersebut dengan bantuan *Support Vector Machine*. Berikut akan ditampilkan nilai-nilai *entropy*, *angular second moment*, *contrast*, *correlation*, *invers diferent moment*, dan *entrophy*. dari data retina normal, katarak *mild*, katarak *medium* dan katarak *severe* yang dilakukan dalam penelitian ini.

Pengujian menggunakan *Static Vector Machine* dihasilkan pada tabel di bawah ini,

Cataract Class	Data	Mild	Medium	Severe	No detect	Accuracy
	Mild1	1	0	0	0	
	Mild2	1	0	0	0	
	Mild3	1	0	0	0	
<i>Mild Cataract</i>	Mild4	1	0	0	0	85,71%
	Mild5	1	0	0	0	
	Mild6	1	0	0	0	
	Mild7	0	0	1	0	
	Med1	0	1	0	0	
	Med2	0	0	1	0	
	Med3	0	1	0	0	
<i>Medium Cataract</i>	Med4	0	1	0	0	57,14%
	Med5	0	1	0	0	
	Med6	0	0	1	0	
	Med7	0	1	0	0	
	Sev1	0	0	1	0	
	Sev2	0	0	1	0	
	Sev3	0	0	1	0	
<i>Severe Cataract</i>	Sev4	0	0	1	0	100%
	Sev5	0	0	1	0	
	Sev6	0	0	1	0	
	Sev7	0	0	1	0	
					Rerata	81%

Dari tabel diketahui bahwa masih kesulitan di dalam mengklasifikasikan diantara citra mata *medium cataract* dan *mild cataract*, terlihat dari hasil akurasi *medium cataract* dan *severe cataract* yaitu 57,14% dan 85,17, sementara *severe cataract* 100%. Hal ini diakibatkan karena dari hasil ekstraksi ciri dinatara keduanya relative memiliki kemiripan.

#### 4. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, *severe cataract* dapat diidentifikasi dengan akurasi 100%. Dengan menambahkan lebih banyak citra *cataract* pada tahap yang lebih dini, sistem yang diusulkan akan lebih kokoh untuk mengidentifikasi *cataract* pada tahap dini. Citra mata *post-cataract* dalam pengujian keperluan operasi *cataract*. Ketepatan sistem selanjutnya dapat dinaikkan dengan menambah ukutran dan banyaknya pelatihan. Hasil klasifikasi dapat dinaikkan dengan menambah ekstraksi dari citra optik. Kondisi lingkungan semacam pemantulan cahaya mempengaruhi kualitas citra dan puncaknya efisiensi klasifikasi. Pengklasifikasi *Static Vector Machine* mampu mengidentifikasi *mild, medium, severe cataract* secara rerata dengan benar hampir semua citra sampai 81%

#### 5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Suharjo., & Sasongko, Ilmu Kesehatan Mata, Yogyakarta, Indonesia: Universitas Gadjah Mada, 2007.
- [2] I. W. B. Sentana, dan A. E. Wardani, "Pengolahan Citra Untuk Klasifikasi Penyakit Katarak Pada Citra Medis Hasil Ultrasonografi," PROC. Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia STMIK AMIKOM Yogyakarta, 2015, pp. 97–102.
- [3] K. A. Nithya, dan A. Rajini, "Classification Of Normal And Abnormal Retinal Images Using Neural Networks," International Journal Of Advanced Research In Computer Engineering & Technology, Vol. 3, No. 9, pp. 3111–3115, 2014.
- [4] M. Yang, J. -J. Yang, Q. Zhang, Y. Niu, dan J. Li, "Classification Of Retinal Image For Automatic Cataract Detection," PROC. International Conference on e-Health Networking, Applications and Services, 2013. pp. 674–679.
- [5] L. Guo, J. -J. Yang, L. Peng, dan J. Li, "A Computer-Aided Healthcare System For Cataract Classification And Grading Based On Fundus Image Analysis," Science Direct-Computers In Industry, Vol. 69, pp. 72–80., 2015.
- [6] Cut Maisyarah Karyanti, Sigit Widiyanto, Aries Muslim, & Ruddy J. Suhatri, Analisis dan Pengolahan Citra Medis, Jakarta, Indonesia: Universitas Gunadarma, 2013.
- [7] Eko Prasetyo, Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya Menggunakan Matlab, Yogyakarta, Indonesia: Andi, 2011.
- [8] R. R. Waliyansyah, K. Adi, dan J. E. Suseno, "Implementasi Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix dalam Identifikasi Jenis Daun Tengkwang," Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, Vol. 7, hal 50-56., 2018.
- [9] Sri Kusumadewi, Artificial Intelligent (Teknik dan Aplikasinya), Yogyakarta, Indonesia: Graha Ilmu, 2003.
- [10] M. Fadhillah., M. R. A. Saf, dan D. S. S. Sahid, "Pengenalan Kepribadian Seseorang Berdasarkan Pola Tulisan Tangan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan," Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, Vol. 6, hal 365-373., 2013.