

KLASIFIKASI MATA GLAUKOMA DAN MATA NORMAL MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE

CLASSIFICATION OF GLAUKOMA EYES AND NORMAL EYES USING SUPPORT VECTOR MACHINE METHOD

Muhammad Rafif Azhari Romadhoni¹, Ir. Rita Magdalena, M.T.², R Yunendah Nur Fuadah, S.T., M.T.³

^{1,2}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹rafif.romadhoni@gmail.com, ²ritamagdalena@telkomuniversitv.ac.id, ³yunendah@gmail.com

Abstrak

Glaukoma merupakan salah satu penyakit mata penyebab kebutaan terbesar di dunia yang ditandai dengan kerusakan pada saraf mata akibat terjadinya peningkatan tekanan bola mata. Apabila terlambat dideteksi, penyakit ini dapat menyebabkan kebutaan permanen.

Pada penelitian ini dilakukan simulasi dan analisis suatu sistem yang dapat mengklasifikasikan mata glaukoma dan mata normal dengan menggunakan nilai Vertical Cup to Disc Ratio (VCDR), Horizontal Cup to Disc Ratio (HCDR), Horizontal to Vertical Cup to Disc Ratio (HVCDR), Cup to Disc Ratio (CDR), dan Rim to Disc Ratio (RDR) dengan *Pre-Processing* pada *Optic Disc* (OD) dengan kanal merah dan *Optic Cup* (OC) dengan kanal hijau, metode segmentasi Otsu *Thresholding* dan operasi morfologi, serta metode klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) *One-Against-One*. Masukan sistem berupa 50 citra uji yang terdiri 25 mata glaukoma dan 25 mata normal serta 50 citra latih yang terdiri dari 22 mata glaukoma dan 28 mata normal. Hasil dari simulasi sistem ini mendapatkan akurasi terbaik sebesar 100% pada data latih dan 94% pada data uji.

Kata kunci : Glaukoma, *Optic Disc*, *Optic Cup*, *Rim Disc*, Otsu *Threshold*, SVM

Abstract

Glaucoma is one of the biggest eye diseases that causes blindness in the world, which is characterized by damage to the eye nerves due to increased eye pressure. If detected too late, this disease can cause permanent blindness.

In this research a simulation and analysis of a system that can classify glaucoma eyes and normal eyes is performed by using Vertical Cup to Disc Ratio (VCDR), Horizontal Cup to Disc Ratio (HCDR), Horizontal to Vertical Cup to Disc Ratio (HVCDR), Cup to Disc Ratio (CDR), and Rim to Disc Ratio (RDR) with Pre-Processing on Optic Disc (OD) with red channels and Optic Cup (OC) with green channels, Otsu Thresholding and morphological operations for segmentation methods, and classification methods with Support Vector Machine (SVM) One-Against-One. The input system is 50 test images consisting of 25 glaucoma eyes and 25 normal eyes and 50 training images consisting of 22 glaucoma eyes and 28 normal eyes. The results of this system simulation get the best accuracy of 100% in the training data and 94% in the test data.

Keywords: *Races, Forensic, Image Registration, SIFT, KNN*

1. Pendahuluan

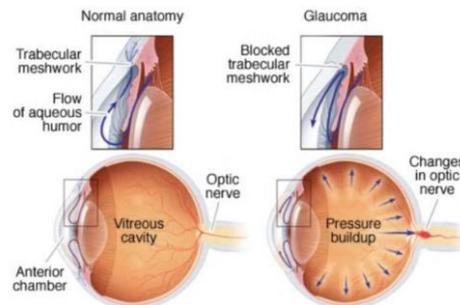
Glaukoma merupakan penyakit mata yang disebabkan oleh kerusakan saraf mata karena terjadi peningkatan tekanan pada bola mata. Apabila terlambat dideteksi, penyakit ini dapat menyebabkan kebutaan permanen[2]. Glaukoma adalah penyebab utama kebutaan kedua setelah katarak, pada umumnya mempengaruhi wanita dan orang Asia[6]. Terdapat bentuk glaukoma yang dapat berkembang tanpa peningkatan tekanan mata, bentuk ini disebut glaukoma tegangan rendah atau tegangan normal. Ini termasuk dalam jenis *Primary Open Angle Glaucoma* (POAG). Pada *Primary Close Angle Glaucoma* (PCAG), cairan di bagian depan mata tidak bisa mengalir melalui sudut dan meninggalkan mata. Orang dengan tipe glaukoma ini mungkin mengalami peningkatan tekanan mata secara tiba-tiba[3]. Tenaga medis cenderung menggunakan pengukuran diameter *Optic Disc* (OD) yang lebih besar dan peningkatan tekanan intraokular (IOP) pada bola mata untuk mendiagnosis pasien glaukoma. Walaupun sebagian pasien terindikasi menderita glaukoma tanpa terjadi peningkatan pada tekanan bola mata[4].

Sistem yang dibuat adalah sistem yang dapat mengidentifikasi mata glaukoma dan mata normal menggunakan pengolahan citra digital. Input sistem berupa 100 citra fundus yang didapatkan dari RIM-ONE[9]. Menggunakan metode segmentasi Otsu *Thresholding* dan operasi morfologi untuk mendapatkan nilai CDR, RDR, VCDR, HCDR dan HVCDR. Serta menggunakan metode klasifikasi SVM *One-Against-One* karena memiliki kemampuan generalisasi yang lebih tinggi dibanding metode lainnya dalam mengklasifikasikan data.

2. Dasar Teori

2.1 Glaukoma

Glaukoma merupakan salah satu penyakit mata penyebab kebutaan terbesar di dunia yang ditandai dengan kerusakan pada saraf mata akibat terjadinya peningkatan tekanan bola mata. Pada bola mata terdapat cairan bola mata yang disebut sebagai akuos humor. Akuos humor berfungsi sebagai nutrisi untuk mata, menjaga bentuk bola mata, serta menjaga keseimbangan tekanan bola mata. Kerusakan saraf mata disebabkan karena ketidakseimbangan antara cairan

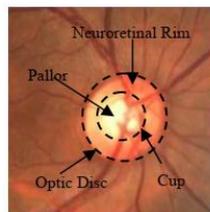


akuos humor yang diproduksi dan aliran keluar dari cairan akuos humor sehingga tekanan bola mata pada penderita glaukoma menjadi lebih tinggi dibanding dengan mata normal[2]. Berikut perbedaan mata normal dan mata glaukoma pada gambar 1.

Gambar 1. Perbedaan mata glaukoma dan mata normal[19]

2.2 Disk Optik

Disk optik (OD) adalah lokasi di mana akson sel ganglion keluar mata untuk membentuk saraf optik di mana informasi visual dari reseptor foto ditransmisikan ke otak. OD dapat dibagi menjadi dua zona yang berbeda, yaitu pusat zona terang yang disebut cangkir optik (OC) dan daerah pinggiran disebut neuroretinal rim di mana serabut saraf menekuk ke dalam daerah OC[8]. Berikut bagian disk optik, cangkir optik, dan neuroretinal rim di mata glaukoma sudut terbuka ditunjukkan pada gambar 2.

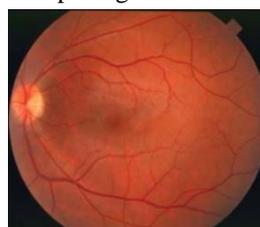


Gambar 2. Bagian disk optik, cangkir optik dan neuroretinal rim[8]

Cup-to-disc ratio (CDR) merupakan pengukuran yang digunakan dalam tenaga medis untuk mendeteksi glaukoma didasarkan pada rasio diameter cakram dan cangkir[7]. Dengan menggunakan hasil dari pembagian nilai Optic Cup (OC) dan Optic Disc (OD). Nilai dari CDR untuk mata normal berkisar 0,3 hingga 0,5[21]. Vertical Cup to Disc Ratio (VCDR) merupakan nilai yang didapat dari hasil pembagian antara Vertical Cup Diameter dan Vertical Disc Diameter[8]. Horizontal Cup to Disc Ratio (HCDR) merupakan nilai yang didapat dari hasil pembagian antara Horizontal Cup Diameter dan Horizontal Disc Diameter[8]. Horizontal to Vertical Cup to Disc Ratio (HVCDR) merupakan nilai yang didapat dari pembagian Horizontal CDR dan Vertical CDR[8]. Rim-to-disc ratio (RDR) merupakan nilai yang didasarkan pada hasil pembagian nilai Neuroretinal Rim dan Optik Disc (OD)[8].

2.3 Citra

Citra (image) merupakan istilah lain untuk gambar, atau gambar pada bidang dwimatra (dua dimensi), sebagai salah satu komponen multimedia memegang peranan sangat penting, yaitu sebagai bentuk informasi visual[13]. Citra digital merupakan gambar dwimatra (dua dimensi) yang tersusun atas elemen-elemen (berarti elemen matriks) yang disebut image element, picture element atau pixel atau pel[13]. Citra fundus adalah gambar warna mata yang diambil oleh kamera digital yang dirancang khusus untuk mengambil gambar bagian dalam mata[11]. Citra fundus saat ini menjadi sarana penting untuk mendokumentasikan dan mendiagnosis berbagai penyakit yang mempengaruhi mata seperti glaukoma. Contoh citra fundus ditunjukkan pada gambar 3.



Gambar 3. Contoh citra fundus mata[11]

2.4 Operasi Morfologi

Morfologi secara sederhana diartikan sebagai bentuk dan struktur suatu objek. Operasi morfologi merupakan operasi yang pada umumnya digunakan pada citra biner (hitam-putih), dimana operasi tersebut digunakan untuk mengubah struktur bentuk dari objek yang terkandung dalam citra. Inti operasi morfologi melibatkan dua larik piksel. Larik pertama berupa citra yang akan dikenai operasi morfologi, sedangkan larik kedua dinamakan sebagai kernel atau structuring element (elemen penstruktur). Dua operasi yang mendasari morfologi yaitu dilasi dan erosi. Kedua operasi tersebut menjadi basis untuk membuat operasi morfologi yang sangat berguna untuk pengolahan citra digital [16].

2.9 Otsu Thresholding

Metode Otsu *thresholding* merupakan salah satu metode untuk segmentasi citra digital dengan menggunakan nilai *threshold* secara otomatis, yakni mengubah citra digital warna abu-abu menjadi hitam putih berdasarkan perbandingan nilai ambang dengan nilai warna piksel citra digital. Langkah awal yang harus dilakukan adalah membuat histogram. Dari histogram dapat diketahui jumlah piksel untuk setiap tingkat keabuan. Tingkat keabuan citra dinyatakan dengan i sampai dengan L . Level ke i dimulai dari L , yaitu piksel 0. Untuk L , maksimal level adalah 256 dengan piksel bernilai 255. Nilai ambang yang akan dicari dari suatu citra *grayscale* dinyatakan dengan k . Nilai k berkisar antara 0 sampai dengan $L-1$, dengan nilai $L=256$ (simbol histogram adalah P_i) [18].

2.10 Support Vector Machine

Linearly separable data merupakan data yang dapat dipisahkan secara linier. Misalkan $\{x_1, \dots, x_n\}$ adalah dataset dan $y_i \in \{-1, +1\}$ adalah label kelas dari data x_i . Dalam memisahkan data, terdapat berbagai alternatif bidang pemisah yang digunakan untuk memisahkan semua data set sesuai dengan kelasnya. Namun, bidang pemisah terbaik tidak hanya dapat memisahkan data tetapi juga memiliki margin paling besar [17]. Margin merupakan jarak antara *hyperplane* dengan *pattern* terdekat dari masing-masing *class*. *Pattern* yang paling dekat disebut sebagai *support vector*. Usaha untuk mencari lokasi *hyperplane* ini merupakan inti dari proses pembelajaran pada SVM [14].

Data yang tersedia dinotasikan sebagai $\vec{x}_i \in \mathbb{R}^d$ sedangkan label masing-masing dinotasikan $y_i \in \{-1, +1\}$ untuk $i = 1, 2, \dots, l$, yang mana l adalah banyaknya data. Diasumsikan kedua *class* -1 dan $+1$ dapat terpisah secara sempurna oleh *hyperplane* berdimensi d , yang didefinisikan:

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0 \quad (2.1)$$

Keterangan:

\vec{w} = Vektor bobot tegak lurus dari *hyperplane*
 \vec{x}_i = Data ke- i
 b = Bias

Pattern \vec{x}_i yang termasuk *class* -1 (sampel negatif) dapat dirumuskan sebagai *pattern* yang memenuhi pertidaksamaan:

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \leq -1 \quad (2.2)$$

Sedangkan *pattern* \vec{x}_i yang termasuk *class* $+1$ (sampel positif) dapat dirumuskan sebagai *pattern* yang memenuhi pertidaksamaan:

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \geq +1 \quad (2.3)$$

Margin terbesar dapat ditemukan dengan memaksimalkan nilai jarak antara *hyperplane* dan titik terdekatnya, yaitu $1/\|\vec{w}\|$. Hal ini dapat dirumuskan sebagai *Quadratic Programming (QP) problem*, yaitu mencari titik minimal persamaan (2.4), dengan memperhatikan *constraint* persamaan (2.5).

$$\min_{\vec{w}} \tau(\vec{w}) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 \quad (2.4)$$

$$y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1 \geq 0, \forall i \quad (2.5)$$

Keterangan:

\vec{w} = Vektor bobot tegak lurus dari *hyperplane*
 \vec{x}_i = Data ke- i
 y_i = Kelas pada data ke- i
 b = Bias

Masalah ini dapat dipecahkan dengan berbagai teknik komputasi, di antaranya *Lagrange Multiplier*.

$$L(\vec{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1)$$

$$(i=1,2,\dots,l) \quad (2.6)$$

Keterangan:

- \vec{w} = Vektor bobot tegak lurus dari *hyperplane*
- \vec{x}_i = Data ke-i
- y_i = Kelas pada data ke-i
- b = Bias
- α_i = *Lagrange multiplier*
- l = Banyak data

α_i adalah *Lagrange multiplier*, yang bernilai nol atau positif ($\alpha_i \geq 0$). Nilai optimal dari persamaan (2.6) dapat dihitung dengan meminimalkan L terhadap \vec{w} dan b , dan memaksimalkan L terhadap α_i . Dengan memperhatikan sifat bahwa pada titik optimal *gradient* $L = 0$, persamaan (2.6) dapat dimodifikasi sebagai maksimalisasi problem yang hanya mengandung α_i saja, sebagaimana persamaan (2.7) di bawah.

Maximize:

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \vec{x}_i \cdot \vec{x}_j \quad (2.7)$$

Subject:

$$\alpha_i \geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, l) \quad \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad (2.8)$$

Dari hasil dari perhitungan ini diperoleh α_i yang kebanyakan bernilai positif. Data yang berkorelasi dengan α_i yang positif inilah yang disebut sebagai *support vector*. Akan tetapi, umumnya dua buah *class* pada input *space* tidak dapat terpisah secara sempurna. Hal ini menyebabkan constraint pada persamaan (2.5) tidak dapat terpenuhi, sehingga optimisasi tidak dapat dilakukan. Untuk mengatasi masalah ini, SVM dirumuskan ulang dengan memperkenalkan teknik *soft margin*. Dalam *soft margin*, persamaan (2.5) dimodifikasi dengan memasukkan *slack variable* ζ_i ($\zeta_i > 0$) sebagai berikut.

$$y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) \geq 1 - \zeta_i, \forall_i \quad (2.9)$$

Dengan demikian persamaan (2.5) diubah menjadi:

$$\min_{\vec{w}} \tau(\vec{w}, \zeta) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l \zeta_i \quad (2.10)$$

Keterangan:

- \vec{w} = Vektor bobot tegak lurus dari *hyperplane*
- \vec{x}_i = Data ke-i
- y_i = Kelas pada data ke-i
- b = Bias
- C = Parameter pengontrol *tradeoff*
- l = Banyak data
- ζ_i = *Slack variable*

Parameter C dipilih untuk mengontrol *tradeoff* antara *margin* dan *error* klasifikasi ζ . Nilai C yang besar berarti akan memberikan penalti yang lebih besar terhadap *error* klasifikasi tersebut [14].

Pada umumnya masalah dalam domain dunia nyata (*real world problem*) jarang yang bersifat linear *separable*. Kebanyakan bersifat non linear. Untuk menyelesaikan permasalahan non linear, SVM dimodifikasi dengan memasukkan fungsi *Kernel*. Dalam non linear SVM, pertama-tama data \vec{x} dipetakan oleh fungsi $\Phi(\vec{x})$ ke ruang vektor yang berdimensi lebih tinggi. Pada ruang vektor yang baru ini, *hyperplane* yang memisahkan kedua *class* tersebut dapat dikonstruksikan [14].

SVM dalam menemukan titik-titik *support vector* hanya bergantung pada *dot product* dari data yang sudah ditransformasikan pada ruang baru yang berdimensi lebih tinggi, yaitu $\Phi(\vec{x}_i) \cdot \Phi(\vec{x}_j)$. Karena umumnya transformasi Φ ini tidak diketahui, dan sangat sulit untuk dipahami secara mudah, maka perhitungan *dot product* tersebut sesuai teori Mercer dapat digantikan dengan fungsi *kernel* $K(\vec{x}_i, \vec{x}_j)$ yang mendefinisikan secara implisit transformasi Φ [14]. Hal ini disebut sebagai *Kernel Trick*, yang dirumuskan:

$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \Phi(\vec{x}_i) \cdot \Phi(\vec{x}_j) \quad (2.11)$$

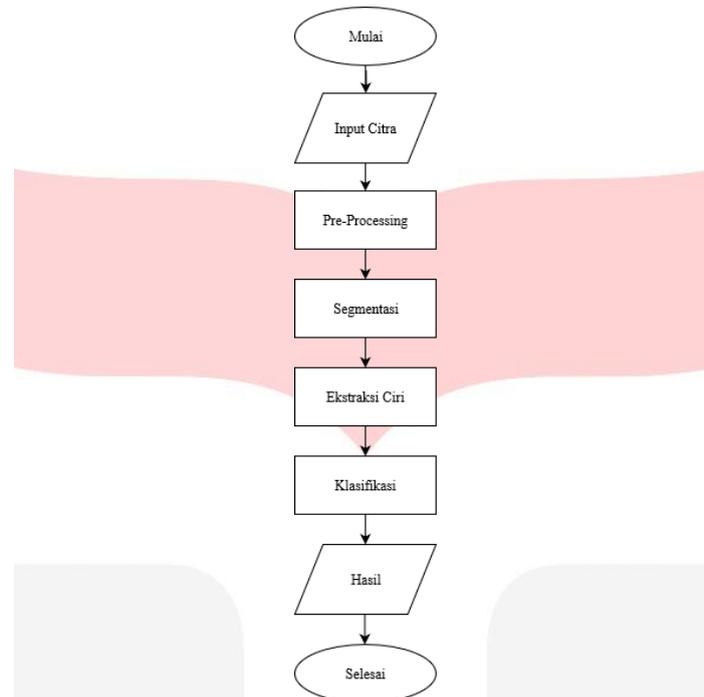
Pada SVM *One-Against-One* dibangun $k(k-1)/2$ buah model klasifikasi biner (k adalah jumlah kelas) dimana metode yang digunakan ialah voting. Jika data x dimasukkan ke dalam fungsi hasil pelatihan dan hasilnya menyatakan menyatakan x adalah kelas i , maka suara untuk kelas i ditambah satu. Kelas dari data x akan ditentukan dari jumlah suara terbanyak. Jika terdapat dua buah kelas yang jumlah suaranya sama, maka kelas yang indeksnya lebih kecil

dinyatakan sebagai kelas dari data. Jadi pada pendekatan ini terdapat $k(k-1)/2$ buah permasalahan *quadratic programming* yang masing-masing memiliki $2n/k$ variabel (n adalah jumlah data pelatihan)[17].

3. Perancangan Sistem

3.1. Diagram Alir secara umum

Untuk merancang sistem deteksi glaukoma terdiri dari dua tahap, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian. Pada perancangan tersebut, dapat digambarkan dalam diagram alir seperti pada gambar 4.



Gambar 4. Diagram alir sistem

3.2. Pre-processing

Pre-Processing merupakan proses awal yang dilakukan untuk mendapatkan citra terbaik dengan meminimalisir *noise* sehingga karakteristik citra OD dan OC dapat dikenali dengan mudah. Pada *Pre-Processing* dilakukan proses untuk mengubah citra RGB menjadi citra *grayscale* dengan kanal merah untuk bagian OD dan kanal hijau pada bagian OC. Hal ini dilakukan agar objek yang diinginkan diperoleh dengan hasil maksimal.

3.3. Segmentasi

Pada tahap ini, dilakukan proses segmentasi untuk mendapatkan citra bagian OD, OC dan Rim. Metode segmentasi yang digunakan ialah Otsu *Thresholding*, menghilangkan objek kecil, pelabelan, dilasi, erosi dan pengisian.

3.4. Operasi Morfologi

Pada tahap ini dilakukan operasi morfologi terhadap citra hasil segmentasi. Hal ini bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra hasil segmentasi.

3.5. Ekstraksi Ciri

Pada tahap ini, metode ekstraksi ciri dilakukan untuk mendapatkan nilai *Cup to Disc Ratio*, *Vertical Cup to Disc Ratio*, *Horizontal Cup to Disc Ratio*, *Horizontal to Vertical Cup to Disc Ratio*, dan *Rim to Disc Ratio*.

3.6. Klasifikasi

Dalam proses ini akan dilakukan pengklasifikasian ciri menggunakan metode SVM *One-Against-One*. Pada metode ini, proses klasifikasi sistem deteksi glaukoma terbagi menjadi dua kelas, yaitu: mata normal dan mata glaukoma. Tujuan utama proses klasifikasi untuk mendeteksi mata glaukoma berdasarkan nilai VCDR, HCDR, H-VCDR, CDR dan RDR yang didapat dari proses ekstraksi ciri. Parameter yang digunakan adalah jenis *kernel* dan pengaruh *multiclass* jenis *One-Against-One* (OAO).

4. Hasil dan Analisis

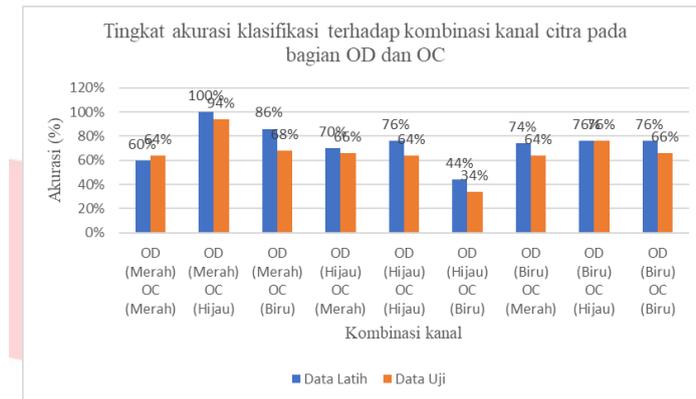
Citra fundus mata yang digunakan berjumlah 100 citra, dengan rincian 50 data citra latih dan 50 data citra uji. Dimana data citra latih dibagi menjadi 25 citra fundus mata glaukoma dan 25 citra fundus mata normal. Begitu pula data citra uji dibagi menjadi 22 citra fundus mata glaukoma dan 28 citra fundus mata normal.

Pada penelitian ini memiliki beberapa skenario untuk mendapatkan tingkat akurasi dan waktu komputasi terbaik

dengan mengubah parameter-parameter yang terdapat pada ekstraksi ciri dan juga klasifikasi. Berikut skenario perubahan parameter yang digunakan dalam tahap pengujian sistem:

4.1 Pengujian Parameter dengan kombinasi kanal RGB

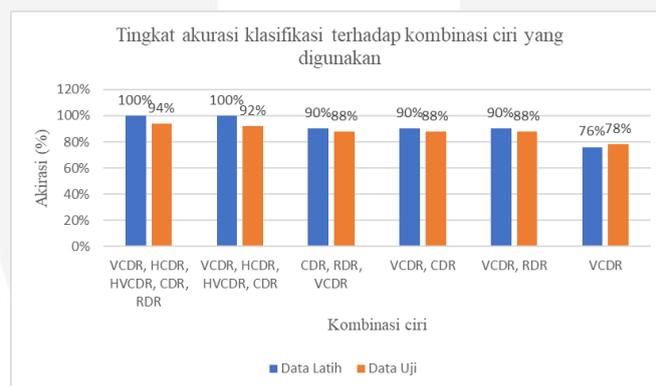
Tujuan dilakukan pengujian skenario ini ialah agar mendapatkan kombinasi kanal merah, hijau dan biru yang optimal terhadap akurasi sistem. Berikut merupakan hasil pengujian performansi akurasi sistem dengan kombinasi kanal pada citra bagian OD dan OC yang telah ditentukan. Berikut merupakan hasil pengujian parameter kombinasi kanal RGB terhadap akurasi gambar 5 merupakan hasil pengujian pada skenario ini.



Gambar 5. Grafik pengujian pada tiap citra kanal

4.2 Pengujian parameter dengan kombinasi ciri

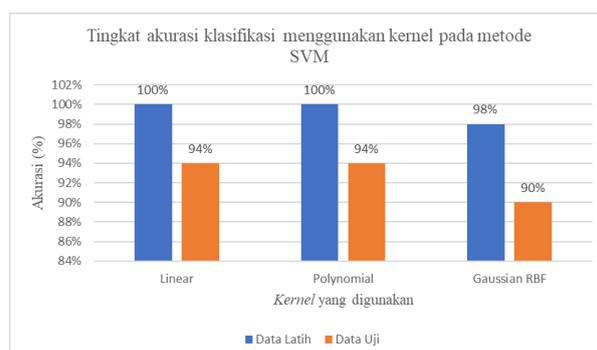
Tujuan dilakukan pengujian skenario ini ialah agar mendapatkan kombinasi ciri yang optimal terhadap akurasi sistem. Berikut merupakan hasil pengujian performansi akurasi sistem dengan mengubah kombinasi ciri (VCDR, HCDR, HVCDR, CDR, dan RDR) pada klasifikasi yang dilakukan. Berikut merupakan hasil pengujian parameter kombinasi ciri terhadap akurasi gambar 6 merupakan hasil pengujian pada skenario ini.



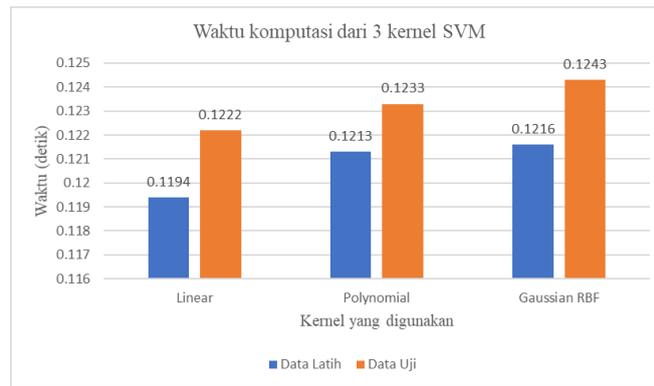
Gambar 6. Grafik pengujian pada kombinasi ciri

4.3 Pengujian menggunakan kernel pada SVM

Tujuan dilakukan pengujian skenario ini ialah untuk mendapatkan *kernel* terbaik terhadap akurasi sistem dan waktu komputasi. Berikut merupakan hasil pengujian performansi akurasi sistem dan waktu komputasi dengan mengubah *kernel* pada metode SVM *One-Against-One*. Berikut merupakan hasil pengujian menggunakan kernel pada SVM terhadap akurasi dan waktu komputasi, gambar 7 dan gambar 8 merupakan hasil pengujian pada skenario ini.



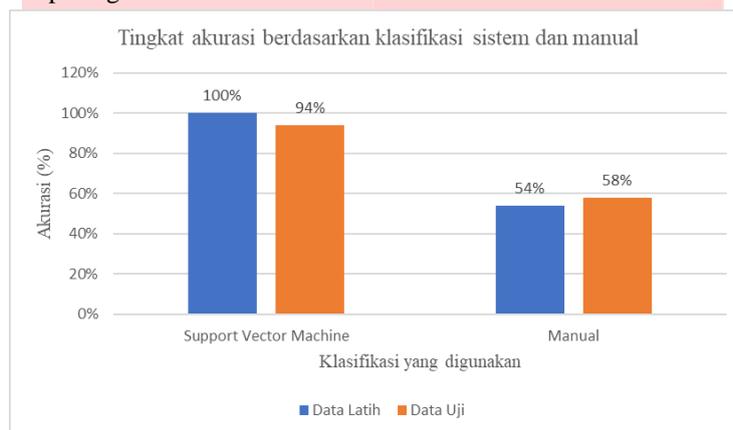
Gambar 7. Grafik akurasi terhadap pengujian pada kernel SVM



Gambar 8. Grafik waktu komputasi terhadap pengujian pada kernel SVM

4.4 Pengujian menggunakan perbandingan CDR secara manual

Tujuan dilakukan pengujian skenario ini ialah untuk membandingkan akurasi sistem klasifikasi menggunakan metode SVM *One-Against-One* dengan akurasi perbandingan manual antara nilai CDR yang didapat dari ekstraksi ciri sistem dengan nilai CDR mata normal yaitu sebesar 0,3 – 0,5[21]. Berikut merupakan hasil pengujian dari perbandingan nilai CDR pada gambar 9.



Gambar 9. Grafik pengujian akurasi berdasarkan SVM dan manual

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan pada sistem deteksi glaukoma, dapat disimpulkan bahwa:

1. Deteksi glaukoma berdasarkan citra fundus mata dapat dilakukan dengan menggunakan metode segmentasi Otsu Thresholding dan klasifikasi SVM *One-Against-One*.
2. Pengujian pada skenario kombinasi kanal merah, kanal hijau, dan kanal biru yang telah dibuat mendapatkan hasil akurasi terbaik dengan menggunakan kombinasi kanal merah pada bagian OD dan kanal hijau pada bagian OC dengan akurasi data latih sebesar 100% dan data uji sebesar 94%. Pengujian pada skenario kombinasi dari 5 ciri, 4 ciri, 3 ciri, 2 ciri dan 1 ciri yang telah dibuat mendapatkan hasil akurasi terbaik dengan menggunakan 5 ciri yaitu VCDR, HCDR, HVCDR, CDR dan RDR dengan akurasi data latih sebesar 100% dan data uji sebesar 94%. Pengujian pada kernel SVM (Linear, Polynomial dan Gaussian RBF) yang telah dibuat mendapatkan hasil akurasi terbaik pada kernel Linear dan Polynomial dengan akurasi data latih sebesar 100% dan data uji sebesar 94% pada kernel Linear dan kernel Polynomial. Waktu komputasi terbaik didapatkan pada pengujian menggunakan kernel Linear yaitu untuk data latih sebesar 0,1234 detik dan data uji sebesar 0,1312 detik.
3. Pengujian pada pengklasifikasian secara manual mendapatkan hasil akurasi dibawah akurasi pengklasifikasian menggunakan sistem klasifikasi SVM yaitu 54% untuk data latih serta 58% untuk data uji. Sedangkan akurasi yang didapatkan dari sistem yang menggunakan metode klasifikasi SVM *One-Against-One* sebesar 100% untuk data latih dan 94% untuk data uji. Hal itu disebabkan karena dibutuhkan lebih banyak ciri agar dapat mengklasifikasikan data secara tepat.

Daftar Pustaka:

- [1] Y. C. Tham, X. Li, T. Y. Wong, H. A. Quigley, T. Aung, C. Y. Cheng, "Global Prevalence of Glaucoma and Projections of Glaucoma Burden through 2040", *American Academy of Ophthalmology*, Vol. 121, No.11, pp.2081-2090, November 2014.
- [2] Jakarta Eye Center, "Glaukoma", [Online]. Available: <https://jec.co.id/id/service/page/25/50/glaukoma>. [Diakses 20 Februari 2019, 11.00 WIB].
- [3] National Eye Institute, "Fact About Glaucoma", [Online]. Available: https://nei.nih.gov/health/glaucoma/glaucoma_facts#a. [Diakses 20 Februari 2019, 11.00 WIB].
- [4] J. C. Tsai, "How to Evaluate the Suspicious Optic Disc", [Online]. Available: <https://www.reviewofophthalmology.com/article/how-to-evaluate-the-suspicious-optic-disc>. [Diakses 20 Februari 2019, 11.00 WIB].
- [5] O. P. K. Sugeng, "Sistem Deteksi Glaukoma Dengan Pengukuran Optik Disk Pada Citra Fundus", Bandung: Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom 2016.
- [6] H. A. Quigley dan A. T. Broman, "The number of people with glaucoma worldwide in 2010 and 2020", *British Journal of Ophthalmology*, vol. 90(3), pp. 262-267, Februari 2006.
- [7] G. D. Joshi, J. Sivaswamy, S. R. Krishnadas, "Optic Disk and Cup Segmentation From Monocular Color Retinal Images for Glaucoma Assessment", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 30, No. 6, pp.1192-1205, Juni 2011.
- [8] M. Lotankar, K. Noronha, J. Koti, "Detection of Optic Disc and Cup from Color Retinal Images for Automated Diagnosis of Glaucoma", *UP Section Conference on Electrical Computer and Electronics (UPCON)*, 2015.
- [9] F. Fumero, S. Alayon, J. L. Sanchez, J. Sigut, M. G. Hernandez, "RIM-ONE: An open retinal image database for optic nerve evaluation", *International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, Bristol, 2011.
- [10] H. Kolb, "How the Retina Works", *American Scientist*, 2003.
- [11] X. Zhu, R. M. Rangayyan, A. L. Ells, "Digital Image Processing for Ophthalmology: Detection of the Optic Nerve Head", *Synthesis Lectures On Biomedical Engineering*, 2011.
- [12] H. Zhou, J. Wu, J. Zhang, "Digital Image Processing: Part 1", Ventus Publishing ApS, 2010.
- [13] R. Munir, "Pengolahan Citra Digital", Bandung, 2004.
- [14] A. S. Nugroho, A. B. Witarto, D. Handoko, "Support Vector Machine : Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika", Indonesia, 2003.
- [15] A. McAndrew, "An Introduction to Digital Image Processing with Matlab. Notes for SCM2511 Image Processing 1", School of Computer Science and Mathematics Victoria University of Technology, 2004.
- [16] A. Kadir, "Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra", Yogyakarta, 2012.
- [17] K. Sembiring, "Penerapan Teknik Support Vector Machine untuk Pendeteksi Intrusi pada Jaringan", Bandung: Institut Teknologi Bandung, 2007.
- [18] S. I. Syafi'I, R. T. Wahyuningrum, A. Muntasa, "Segmentasi Obyek Pada Citra Digital Menggunakan Metode Otsu Thresholding", *Jurnal Informatika*, Vol. 13, No. 1, pp. 1-8, Mei 2015.
- [19] Mayo Clinic, "Glaucoma", [Online]. Available: <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/glaucoma/symptoms-causes/syc-20372839>. [Diakses 20 Februari 2019, 11.00 WIB].
- [20] T. Rosandy, "Perbandingan Metode Naïve Bayes Classifier Dengan Metode Decision Tree (C4.5) Untuk Menganalisa Kelancaran Pembiayaan", *Jurnal TIM Darmajaya*, Vol. 02, No. 01, pp. 52-62, Mei 2016.
- [21] J. K. Vrik, M. Singh "Cup-to-Disk Ratio (CDR) Determination for Glaucoma Screening", 2015 1st International Conference on Next Generation Computing Technologies (NGCT-2015), India, 2015.