

DETEKSI DAN KLASIFIKASI STADIUM KATARAK SENILIS BERDASARKAN CITRA MATA MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

DETECTION AND CLASSIFICATION OF SENILE CATARACT STAGES BASED ON EYE IMAGES USING SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Rais Zul Ihram¹, Ratri Dwi Atmaja, S.T. M.T.², Inung Widjayanto, S.T. M.T.³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik, Universitas Telkom

¹raiszulikhram@student.telkomuniversity.ac.id, ²ratridwiatmaja@telkomuniversity.ac.id,

³iwijayanto@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Mata merupakan indera krusial bagi hidup. WHO mengestimasi lebih dari tujuh juta manusia menjadi buta tiap tahunnya. Pada survey nasional tahun 2014 dilaporkan kelaziman katarak mencapai 1.8%. Dengan berkembangnya teknologi, pengolahan citra digital kini dapat dikembangkan untuk memproses fitur-fitur pada tubuh manusia. Hal ini memungkinkan pendeteksian katarak menjadi lebih mudah memanfaatkan fitur-fitur tersebut.

Data citra berasal dari capture alat pemeriksa mata *slit-lamp* yang sudah di crop bagian pupil nya secara manual. Data tersebut masuk kedalam sistem yang dirancang untuk membagi stadium katarak senilis berdasarkan jenisnya: imatur, matur, dan normal. Proses grayscale dan resizing data citra dilakukan pada *pre-processing*, metode *Gray-Level Co-Occurrence Matrix* pada ekstraksi ciri sistem dan klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* yang mengandalkan hyperplane terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas data pada ruang input.

Program ini mampu mendeteksi dan mengklasifikasi stadium penyakit katarak senilis menjadi tiga: imatur, matur, dan normal. Hasil pengujian menunjukkan variabel layer Green pada *pre-processing*, kombinasi sudut ketetanggan 0° dan 45° pada GLCM, fungsi kernel *Quadratic* dan metode pemisahan *hyperplane* dengan *Quadratic Programming* pada SVM, menghasilkan akurasi terbaik yaitu yaitu 93.33% dengan kecepatan komputasi 0.631 detik.

Kata Kunci: katarak, Gray-Level Co-Occurance Matrix, Support Vector Machine

Abstract

The eye is the crucial senses of life. WHO estimates more than seven million people become blinded each year. In a national survey of 2014 it was reported that the prevalence of cataracts reached 1.8%. With the development of technology, digital image processing can now be developed to process the features of the human body. This allows cataract detection to be easier to take advantage of these features.

Image data comes from the capture of the slit-lamp eye inspector that has been cropped in the pupil manually. Then goes into systems designed to divide senile cataract stages by type: immature, mature, and normal. Grayscale, and resizing on data is done on pre-processing, Gray-Level Co-Occurrence Matrix method in feature extraction, and Support Vector Machine classify data that relies on the best hyperplane to separate two data classes in the input space.

This program can detect and classify the stage of senile cataract stages into three: immature, mature, and normal. The test results show the Green layer variables on pre-processing, combination of co-occurrence angle 0° and 45° on GLCM, Quadratic kernel function and hyperplane separation method with Quadratic Programming on SVM, resulting the best accuracy of 93.33% with computing speed 0.632 seconds.

Keywords: cataract, Gray-Level Co-Occurrence matrix, Support Vector Machine

1. Pendahuluan

Katarak adalah kekeruhan pada lensa yang terjadi karena adanya hidrasi (peningkatan cairan) lensa, denaturasi protein lensa atau hasil dari keduanya [8]. WHO mengestimasi bahwa lebih dari tujuh juta manusia menjadi buta tiap tahunnya [7]. Hingga saat ini, belum ada obat yang bisa menyembuhkan penyakit katarak. Reaksi obat katarak hanya memperlambat laju pertumbuhan katarak, tidak bisa menyembuhkan katarak. Sehingga jalan satu-satunya untuk menyembuhkan katarak adalah dengan melakukan prosedur operasi. Selain memakan biaya yang tidak murah, tidak semua orang pun yakin akan keberhasilan operasi tersebut. Tetapi apabila dibiarkan dan hanya bergantung pada obat maka penderita katarak akan mengalami kebutaan karena sifatnya yang progresif. Katarak yang harus di operasi adalah katarak matur. Sementara yang dapat di toleransi adalah katarak imatur [4].

Dibutuhkan sebuah sistem bantuan agar meyakinkan para penderita katarak untuk melakukan prosedur operasi memanfaatkan sistem kecerdasan buatan untuk mengklasifikasi katarak menurut tingkat keparahannya. Sementara

deteksi penyakit katarak menggunakan metode *Gray-Level Co-Occurrence Matrix* atau GLCM untuk ekstraksi ciri, dan klasifikasi antara tiga kelas sangat: imatur, matur, dan normal menggunakan *Support Vector Machine* atau SVM yang memanfaatkan hyperplane atau pemisah antara dua daerah input [6]. dibutuhkan untuk membedakan katarak imatur dan katarak matur dan mata normal. Pada studi ini, diharapkan mampu merancang sistem tersebut beserta variabel terbaik yang membangunnya, melihat pengaruh jumlah data terhadap sistem, serta membandingkan dengan penelitian yang dilakukan oleh Palondongan et al. [3].

2. Dasar Teori dan Perancangan

2.1. Penyakit Katarak

Katarak adalah kekeruhan pada lensa yang terjadi karena adanya hidrasi (peningkatan cairan) lensa, denaturasi protein lensa atau hasil dari keduanya. Biasanya kekeruhan kedua mata berjalan progresif atau mungkin tidak mengalami perubahan dalam waktu lama. Katarak umum terjadi pada usia diatas 50 tahun dan ditandai dengan terjadinya pengkeruhan lensa mata namun bisa juga karena kelainan bawaan, atau penyakit kronis mata. Berbagai penyakit mata bisa menyebabkan katarak seperti glukoma, ablasi uveitis, dan retinitis pigmentosa. Katarak dapat dikaitkan dengan proses penyakit intraocular lainnya. Meski kebanyakan katarak terkait penuaan, kadang kala katarak bisa juga menyerang setiap orang termasuk orang yang berusia dibawah 50 tahun. Katarak bisa berkembang di salah-satu atau kedua mata dan bisa lebih dari satu jenis katarak yang berkembang dimata yang sama [8].

Katarak senil merupakan katarak yang terjadi terkait dengan penuaan dan dapat terjadi mulai dari usia 40-50 tahun. Adapun pembagian jenis katarak senil [4], yaitu:

- Katarak Insipien : Kekeruhan hanya berupa bercak di sebagian pupil.
- Katarak Imatur : Kekeruhan sudah mengenai lapisan lensa mata tetapi warna belum mendominasi
- Katarak Matur : Kekeruhan sudah menyeluruh dan menutupi pupil mata.
- Katarak Hiper matur : Kekeruhan melewati batas pupil sehingga memengaruhi tekanan bola mata.

2.2. Citra Digital

Sebuah citra digital 2D didefinisikan sebagai fungsi $f(x,y)$ dengan x dan y adalah koordinat spasial dan f adalah amplitude f di titik koordinat x,y yang menunjukkan derajat atau tingkat keabuan citra pada koordinat tersebut. Citra 2D memiliki ukuran M baris dan N kolom. Bila citra tersebut memiliki nilai finite atau berhingga, maka citra dapat dituliskan ke dalam bentuk matriks [6], seperti berikut:

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Citra 2D tersebut merupakan sebuah matriks yang berisi array-array yang memiliki nilai real maupun kompleks yang direpresentasikan dengan deretan bit tertentu. Citra digital tersebut tersusun atas sejumlah pixel (picture element) yang menunjukkan tingkat keabuan citra. Berdasarkan jenisnya, citra digital dapat dibedakan menjadi tiga, yaitu: citra biner (monochrome), citra keabuan (grayscale), dan citra warna (true color) [2]:

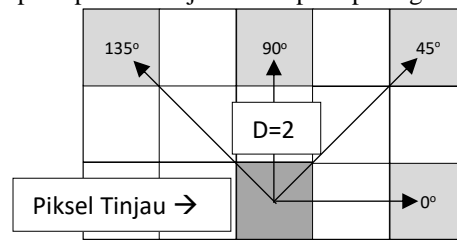
- Citra Biner: Citra biner adalah sebuah citra digital yang mana nilai amplitude f pada koordinat x,y hanya bernilai 1 atau 0. Bit 1 mewakili warna hitam, sedangkan bit 0 mewakili warna putih.
- Citra Keabuan: Citra keabuan atau grayscale adalah citra biner yang hanya memiliki satu layer. Nilai pada tiap matriksnya berada pada rentang 0-255 yang mana nol menyatakan hitam dan 255 menyatakan putih. Karena pada citra grayscale jumlah bitnya adalah 8, sehingga ada 2^8 bit atau 256 tingkat keabuan pada citra ini.
- Citra Warna: Pada citra jenis ini, setiap pixelnya memiliki tiga komponen warna: merah, hijau, biru (RGB: Red, Green, Blue). Kombinasi ketiga warna tersebut akan membentuk warna-warna lain, tergantung intensitas tiap komponen warna RGB-nya. Jika pada citra grayscale gradasi 256 warna diwakili oleh 1 byte, sedangkan pada citra true color tiap pixel diwakili oleh 3 byte yang merepresentasikan tiap warna.

2.3. Gray-Level Co-Occurrence Matrix

Gray-Level Co-Occurrence Matrix atau GLCM merupakan matriks yang mengandung informasi mengenai posisi ketetanggaan piksel yang memiliki nilai tingkat keabuan tertentu [4]. Algoritma untuk membentuk GLCM menjadi beberapa langkah:

- Gambar dirubah tingkat keabuannya menjadi skala dari 1 sampai skala terbesar.
- Buat matriks ber-dimensi skala x skala. Matriks ini yang akan menjadi GLCM.

- c. Tinjau perbedaan nilai tiap bit mulai dari bit (0,0) sampai bit (M,N) dimana M adalah panjang dan N adalah lebar dengan bit yang berada pada posisi dan jarak D seperti pada gambar 1.



Gambar 1. Ilustrasi sudut (offset) dan jarak (D)[4]

- d. Isi nilai GLCM dengan melihat nilai keabuan pada piksel tinjau dan piksel tetangga. Nilai keabuan piksel tinjau menjadi baris dan piksel tetangga menjadi kolom. Isi matriks GLCM tergantung dari seberapa sering nilai ketetangaan tersebut muncul.

Setelah mendapatkan GLCM maka langkah selanjutnya adalah menentukan sifat yang terkandung didalamnya yang tiga diantaranya: Contrast, Homogeneity, dan Energy [3]:

- a. Kontras (Contrast): perbedaan warna yang dapat membedakan objek dalam gambar.

$$\sum_{i,j} |i - j|^2 p(i, j) \quad (2)$$

- b. Energi (Energy): Energi merupakan keseragaman global dalam satu citra.

$$\sum_{i,j} p(i, j)^2 \quad (3)$$

- c. Homogenitas (Homogeneity): Homogenitas merupakan kesamaan local tiap dalam suatu citra.

$$\sum_{i,j} \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (4)$$

Dimana i merupakan baris, j kolom dan p merupakan elemen di dalam GLCM pada baris dan kolom tertentu.

2.4. Support Vector Machine [6]

Metode klasifikasi Support Vector Machine (SVM) berakar pada teori pembelajaran statistik yang hasilnya sangat menjanjikan untuk memberikan hasil yang lebih baik daripada metode lain. SVM sebenarnya bisa dikatakan sebagai teknik klasifikasi yang semi-eager learner karena selain memerlukan proses pelatihan, SVM juga menyimpan sebagian kecil dari data latih untuk digunakan kembali pada saat proses prediksi. Sebagian data yang masih disimpan ini adalah support vector sehingga metode ini disebut Support Vector Machine.

Konsep klasifikasi SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha untuk mencari hyperplane terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas data pada ruang input. *Hyperplane* (batas keputusan) pemisah terbaik antara kedua kelas dapat ditentukan dengan mengukur margin *hyperplane* tersebut dan mencari titik maksimalnya. Margin adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan data terdekat dari masing-masing kelas. Data yang paling dekat disebut *support vector*.

Untuk data yang distribusi kelasnya tidak linear biasanya menggunakan pendekatan kernel pada fitur data awal set data. Kernel dapat didefinisikan sebagai suatu fungsi yang memetakan fitur data dari dimensi awal (rendah) ke fitur baru dengan dimensi yang relatif lebih tinggi (bahkan jauh lebih tinggi). Teknik komputasi seperti kernel trick menghitung dot-product dua buah vektor di ruang dimensi baru dengan memakai komponen kedua buah vektor tersebut di ruang dimensi asal. Prediksi set data fitur baru adalah jumlah data yang menjadi support vektor, x_1 adalah support vektor dan z adalah data uji yang akan dilakukan prediksi.

Berikut beberapa pilihan fungsi kernel yang banyak digunakan dalam aplikasi

- a. Linear

$$K(x, y) = x \cdot y \quad (5)$$

- b. Polynomial

$$K(x, y) = (x \cdot y + c)^d \quad (6)$$

- c. Gaussian RBF

$$K(x, y) = \exp\left(\frac{-\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) x \cdot y \quad (7)$$

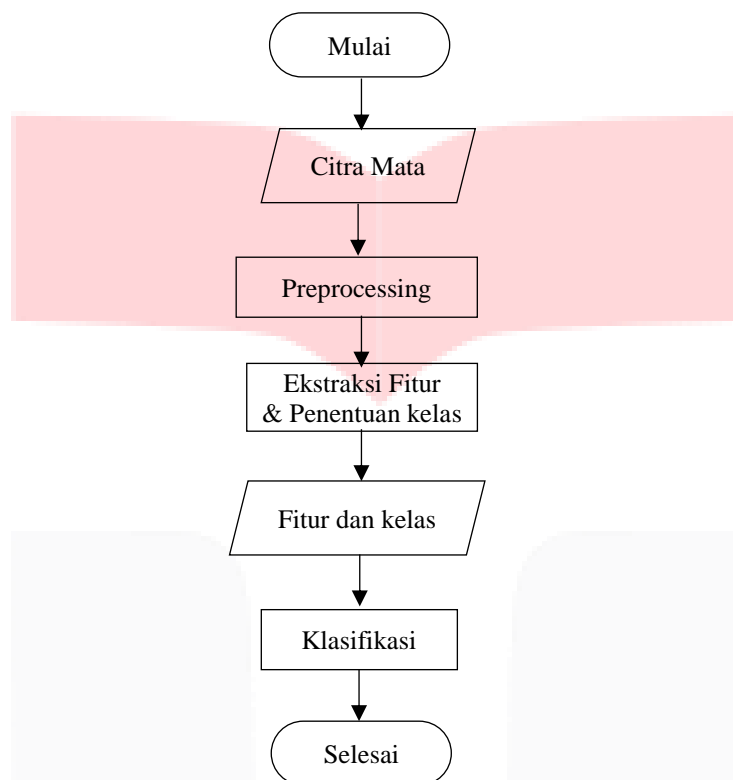
Dimana x dan y adalah pasangan dua data dari semua bagian data latih. Parameter $\sigma, c, d > 0$, merupakan konstanta. $\|x - y\|^2$ merupakan kuadrat jarak antara vektor x dan y . Fungsi kernel mana yang harus digunakan untuk substitusi dot-product dari fitur dimensi lama ke dimensi baru sangat bergantung pada kondisi data.

Algoritma SVM yang bersifat binary classification sangat handal dalam klasifikasi antar dua kelas, namun tidak mendukung untuk klasifikasi dua kelas lebih. Oleh karenanya, dibutuhkan pendekatan lain agar bisa melakukan klasifikasi. Ada 3 pendekatan SVM Multikelas yang dibahas di subbab ini, yaitu one-against-all, one-against-one, dan error correcting output code. Pendekatan error correcting output code (ECOC) merupakan pendekatan one-against-all (OAA) yang ditambahkan code word untuk menambahkan data redundan. Hasil klasifikasi akan dihitung jarak hammingnya atau jarak ketidakmiripannya dengan codeword. Semakin kecil jaraknya, maka kelas tersebut yang dipilih.

2.5. Perancangan Sistem

Proses sistem dimulai dari data yang berbentuk citra mata berwarna, melalui proses tahap pertama yaitu *preprocessing* untuk menambah kualitas citra, yang mana akan berpengaruh ada akurasi di kemudian nanti. Proses selanjutnya, fitur dari citra akan diekstraksi, dan kelas citra akan dibaca. Hasil ekstraksi fitur dan kelas citra dimasukkan ke *database* citra latih terdeteksi. Untuk mempersingkat komputasi, ekstraksi fitur akan dilakukan secara serempak untuk data uji dan data latih. Pemisahan data uji dan data latih dilakukan pada pemisahan database setelah fitur di ekstraksi.

Berikut merupakan rancangan diagram alir sistem untuk deteksi dan klasifikasi katarak secara keseluruhan. Secara umum, sistem yang dirancang pada tugas akhir ini dibagi menjadi tiga tahap utama: *preprocessing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi.



Gambar 2. Diagram Blok

Preprocessing merupakan tahap yang cukup menentukan hasil akhir karena tujuan dari *preprocessing* adalah untuk membuat data lebih siap untuk diproses pada tahap selanjutnya. Proses dimulai dari pemilihan folder gambar mata yang menghasilkan input citra warna (RGB). Langkah pertama adalah dengan melakukan *cropping* pupil mata pada citra. *Cropping* dilakukan secara manual dan terpisah menggunakan *imcrop* agar tidak mengganggu laju performansi. Lalu citra warna di transformasi menjadi satu dimensi warna yaitu grayscale. Terakhir, citra akan di *resize* dengan ukuran tertentu, disesuaikan dengan data nya. Ukuran yang cocok untuk citra mata adalah 300x300. Citra hasil *pre-processing* akan masuk ke tahap ekstraksi fitur.

Pada tahap ekstraksi fitur akan dilakukan GLCM kemudian menentukan kelas. Hasil dari ekstraksi fitur dan penentuan kelas akan masuk dalam data fitur dan kelas. Citra hasil *pre-processing* akan ditentukan matriks ketetanggaan tingkat keabuan nya atau GLCM nya. Kemudian dari GLCM dapat ditentukan sifatnya yang terdiri dari *contrast*, *homogeneity* dan *energy*. Setelah mendapatkan sifatnya, akan ditentukan kelas dari citra tersebut yang berasal dari nama file citra tersebut. Terakhir, sifat disimpan dalam matriks data fitur dan kelas juga disimpan dalam matriks yang lain. Data fitur dan kelas akan digunakan untuk tahap klasifikasi.

Proses terakhir dalam pengerjaan tugas akhir ini adalah proses klasifikasi citra mata berdasarkan jenisnya yaitu mata katarak imatur, mata katarak matur, dan mata normal. Proses ini dimana metode *Support Vector Machine* digunakan. Data fitur dan data kelas yang masuk kemudian dibagi menjadi kelas menjadi ruang logis. Separuh untuk data latih dan separuh untuk data uji. Langkah selanjutnya adalah mengganti label kelas menjadi ruang logis. Dikarenakan klasifikator SVM hanya mampu untuk memproses dua buah kelas, maka diperlukan klasifikator tambahan untuk membandingkan satu kelas dengan kelas lainnya seperti pada metode OAA (One-Against-All). Maka dibentuk lah klasifikator 1, 2 dan 3. Setelah ketiga klasifikator terbentuk, data latih dimasukkan kedalam klasifikator untuk membangun model SVM dengan menggunakan data latih. Lalu, model SVM yang sudah ada, diterapkan menggunakan data uji. Hasil dari penerapan tersebut akan dihitung jarak Hamming nya atau jarak ketidakmiripannya terhadap codeword yang sudah ditentukan. Terakhir, hasil dari klasifikasi akan menentukan apakah klasifikasi benar atau salah [4].

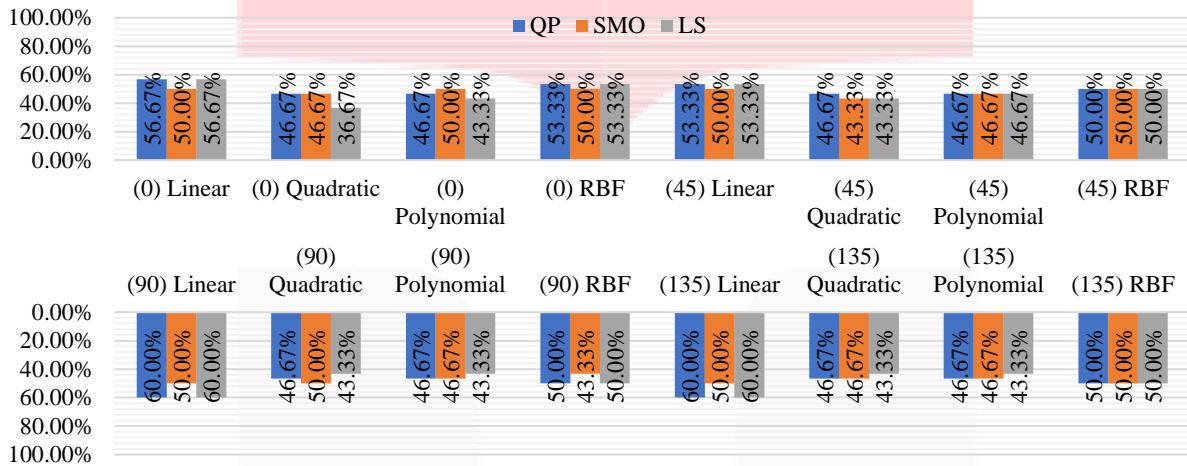
3. Pembahasan

Meski terdapat variabel yang dirubah selama sistem berlangsung, beberapa hal yang sudah didefinisikan pada sistem ini adalah kondis citra mata. Citra mata diambil dengan melakukan snipping-tool pada layar komputer yang terhubung secara real time dengan slit lamp. Citra mata berjumlah 60 yang terdiri dari 30 citra latih dan 30 citra uji. Citra latih dan citra uji pun terdiri dari 10 mata katarak imatur, 10 mata katarak matur, dan 10 mata normal. Semua citra tersebut sudah melalui proses cropping secara manual dan terpisah yang hanya mengambil bagian pupilnya. Analisis pengujian akan menguji variabel tertentu dalam sistem. Terdapat empat variabel yang dapat menentukan hasil akurasi. Variabel tersebut antara lain: penentuan layer pada pre-processing, offset (sudut tinjau matriks ketetanggaan) pada GLCM, fungsi kernel pada SVM, metode pengambilan hyperplane pada SVM.

Penentuan layer merupakan titik acu sementara variabel yang lainnya berubah. Pada analisis ini, akan dianalisis apabila layer hanya terdiri dari *red*, *green*, *blue*, atau citra *grayscale*. Offset atau sudut tinjau matriks ketetanggaan, memiliki empat nilai yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°. Variabel metode kernel pun juga memiliki empat nilai: *linear*, *quadratic*, *polynomial*, dan Gaussian RBF. Sementara untuk metode pengambilan hyperplane terdapat tiga nilai: *Quadratic Programming* yaitu menggunakan *soft margin*, *Sequential Minimal Optimization*, dan *Least Squares*.

3.1. Layer Red

Hasil pengujian menggunakan Layer Red dengan offset 0°, 45°, 90°, dan 135° berdasarkan akurasi.

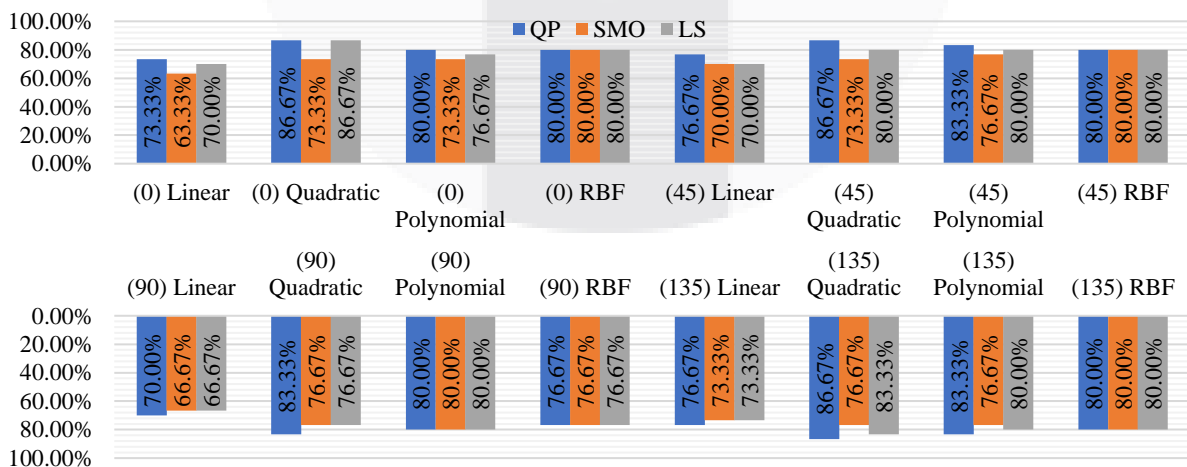


Gambar 3. Hasil Pengujian Kanal Merah pada Sistem

Dapat dilihat dari gambar 3. bahwa akurasi terbaik yang dapat diperoleh dari kanal merah hanya 60.00% dengan menggunakan sudut ketetanggaan 90° atau 135°, kernel *linear*, dan optimasi QP dan LS.

3.2. Layer Green

Hasil pengujian menggunakan Layer Green dengan offset 0°, 45°, 90°, dan 135° berdasarkan akurasi.

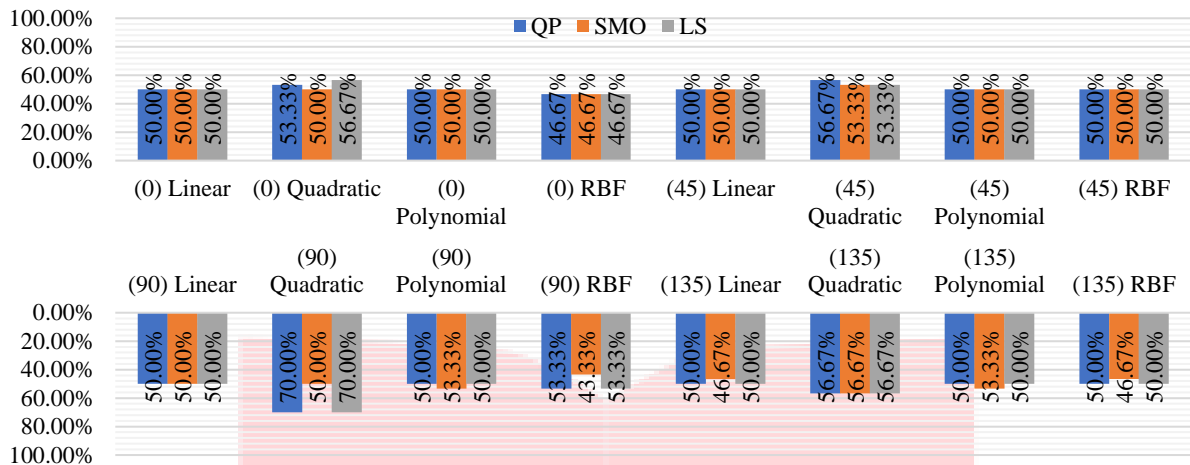


Gambar 4. Hasil Pengujian Kanal Hijau pada Sistem

Dapat dilihat dari gambar 4. bahwa akurasi terbaik yang dapat diperoleh dari kanal hijau adalah 86.67% dengan menggunakan sudut ketetanggaan 0°, 45°, atau 135°, kernel *linear*, dan optimasi QP.

3.3. Layer Blue

Hasil pengujian menggunakan Layer Blue dengan offset 0°, 45°, 90°, dan 135° berdasarkan akurasi.

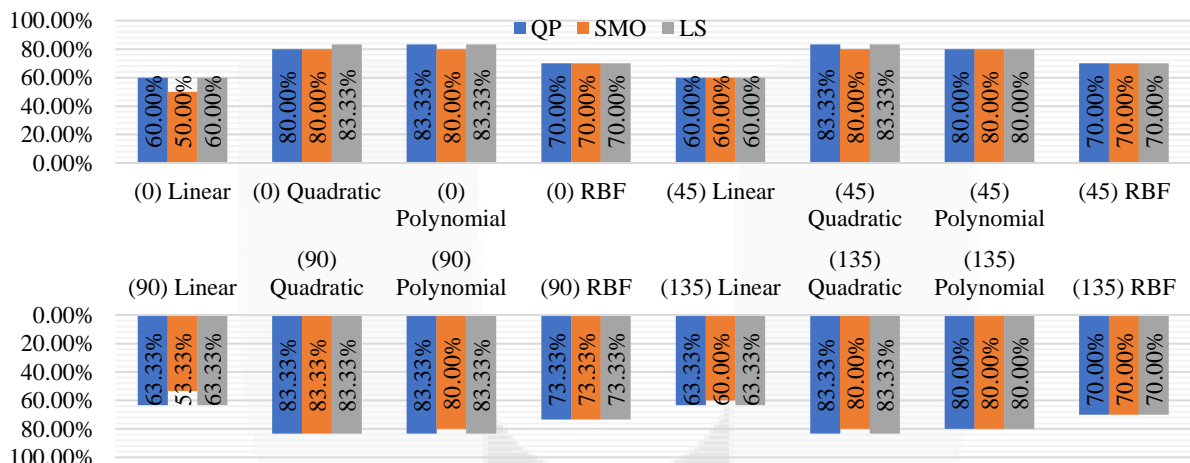


Gambar 5. Hasil Pengujian Kanal Biru pada Sistem

Dapat dilihat dari gambar 5. bahwa akurasi terbaik yang dapat diperoleh dari kanal merah hanya 70.00% dengan menggunakan sudut ketetangaan 90°, kernel *quadratic*, dan optimasi QP dan LS.

3.4. Grayscale

Hasil pengujian menggunakan Layer Green dengan offset 0°, 45°, 90°, dan 135° berdasarkan akurasi.

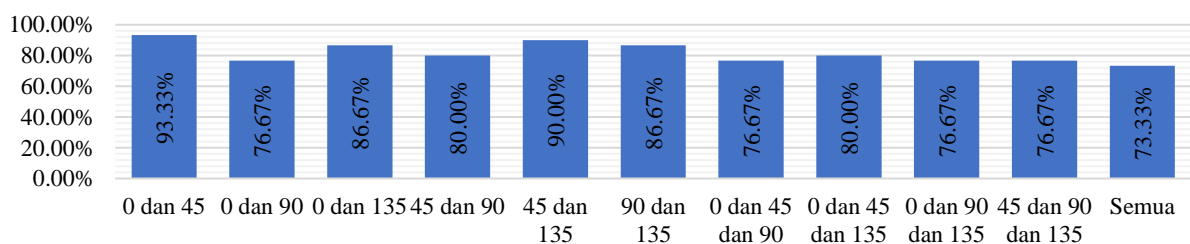


Gambar 6. Hasil Pengujian Skala Keabuan pada Sistem

Dapat dilihat dari gambar 6. bahwa akurasi terbaik yang dapat diperoleh dari kanal merah hanya 83.33% pada setiap variabel sudut ketetangaan.

3.5. Pengujian Kombinasi Sudut Ketetangaan

Setelah menguji variabel-variabel yang berpengaruh pada sistem, disimpulkan bahwa terdapat tiga sudut ketetangaan (0° 45° dan 135°) yang menghasilkan akurasi tertinggi yaitu 86.67% terbaik. Oleh karenanya, dibutuhkan peninjauan lebih lanjut mengenai sudut ketetangaan. Berikut merupakan grafik hasil akurasi pengujian sudut ketetangaan gabungan pada variabel-variabel terbaik selain sudut ketetangaan.



Gambar 7. Hasil Pengujian Kombinasi Sudut pada Sistem

Gambar 7. menunjukkan bahwa hanya terdapat dua hasil dari pengujian sudut ketetangaan gabungan yang memiliki nilai akurasi lebih tinggi dari sebelumnya yang bernilai 86.67%. Kombinasi dari sudut ketetangaan tersebut adalah sudut 0 dan 45 yang bernilai 93.33%, dan juga sudut 45 dan 135 yang bernilai 90.00%.

3.6. Jumlah Data

Tidak hanya variabel-variabel tertentu yang dapat memengaruhi akurasi, jumlah data yang digunakan untuk data latih dan data uji sistem pun dapat memengaruhi akurasi. Oleh karenanya, pengujian variabel jumlah data latih diperlukan dalam sistem ini.

Setiap pengujian akan mengurangi 3 data latih yang terdiri dari satu data latih terakhir dari pengujian sebelumnya pada setiap kelas. Data yang dikurangi tersebut akan dijadikan data uji. Berikut merupakan hasil dari pengujian jumlah data.

Tabel 1. Hasil Pengujian Jumlah Data

Data Latih	Data Uji	Akurasi	Data Uji	Data Latih	Akurasi
30	30	93,33%	15	45	82,22%
27	33	84,85%	12	48	81,25%
24	36	86,11%	9	51	80,39%
21	39	84,62%	6	54	79,63%
18	42	80,95%	3	57	73,68%

Tabel menunjukkan bahwa pengurangan data latih tidak selamanya mengurangi akurasi sistem tetapi belum ada akurasi yang dapat melebihi jumlah data latih terbanyak; 30 data. Tetapi pada tabel tersebut, pengurangan data latih tidak selamanya mengurangi akurasi. Dikarenakan pengurangan data untuk pengujian adalah data terakhir, maka perbedaan akurasi dipengaruhi oleh satu data pada setiap kelas. Maka selain variabel, kualitas data pun memengaruhi melihat fluktuasi nilai akurasi.

3.7. Analisis Kesalahan Akurasi

Setelah mengetahui bahwa akurasi tertinggi adalah 93.33% dengan variabel tertentu, penilaian selanjutnya adalah melihat bentuk data. Hal tersebut dilakukan agar dapat diketahui apa yang dapat menyebabkan kesalahan prediksi sistem. Terdapat dua kesalahan prediksi yang dilakukan sistem. Kesalahan tersebut adalah pada data imatur 11.jpg yang diprediksi menjadi kelas matur dan normal 14.jpg yang diprediksi menjadi kelas imatur. Dua gambar tersebut sama-sama memiliki bagian putih yang merupakan pantulan dari slit lamp. Pantulan cahaya tersebut memengaruhi ciri dari data yang mana dapat memperbesar nilai energi atau kesamaan menyeluruh.

3.8. Pengujian Penelitian Terkait

Pada penelitian oleh Palondongan et al. [3] dengan akurasi 91.11% dan waktu komputasi 2.885 detik, digunakan Gray-Level Co-occurrence Matrix sebagai ekstraksi ciri dan k-Nearest Neighbor sebagai klasifikasi. Variabel yang diteliti diantaranya: jumlah sifat GLCM, sudut dan jarak matriks ketetangaan pada GLCM, k dan jarak pada k-NN.

Penelitian oleh Palondongan et al. [3], jumlah sifat GLCM digunakan 5 sifat: Energy, Variance, Sum Variance, Information Measures of Correlation II, dan Maximal Correlation Coefficient atau kombinasi 4 sifat dari 5 sifat tersebut berdasarkan kombinasi berikut:

1. Energy, Variance, Sum Variance, Information Measures of Correlation II
2. Variance, Sum Variance, Information Measures of Correlation II, Maximal Correlation Coefficient
3. Energy, Sum Variance, Information Measures of Correlation II, Maximal Correlation Coefficient
4. Energy, Variance, Information Measures of Correlation II, Maximal Correlation Coefficient
5. Energy, Variance, Sum Variance, Maximal Correlation Coefficient

Jarak matriks ketetangaan digunakan nilai 1 atau 2, dan sudut matriks ketetangaan adalah 0°, 45°, 90°, atau 135°. Nilai variabel k pada penelitian tersebut adalah 1, 3, atau 5. Sementara penggunaan jarak adalah jarak euclidean, minkowski, cityblock, atau chebychev.

Terdapat perbedaan dan kesamaan variabel teliti pada penelitian Palondongan et al. [3] dan tugas akhir ini. Perbedaannya adalah dikarenakan penggunaan metode klasifikasi yang berbeda maka variabel pada k-NN tidak sama dengan variabel pada SVM. Mengakibatkan variabel tersebut tidak dapat ditinjau lebih lanjut. Persamaannya adalah variabel penggunaan sifat dan variabel sudut ketetangaan.

Pada tugas akhir ini memanfaatkan kombinasi sudut ketetangaan untuk menambahkan jumlah fitur pada klasifikasi. Setiap sudut ketetangaan memiliki tiga sifat GLCM: kontras, homogenitas dan energi. Sehingga dalam setiap data memiliki gabungan dari tiap sifat tersebut berdasarkan kombinasi sudut nya. Akurasi yang dihasilkan pun lebih baik yaitu 93.33% dan waktu komputasi 0,631 detik.

4. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan analisis hasil pengujian sistem deteksi dan klasifikasi katarak menggunakan GLCM sebagai ekstraksi fitur dan SVM sebagai klasifikasi, kesimpulan yang dapat ditarik adalah sebagai berikut:

- a. Penggunaan GLCM sebagai ekstraksi fitur dan SVM sebagai klasifikasi merupakan hal yang tepat dikarenakan tingkat akurasi sistem dapat mencapai 93.33% dengan waktu komputasi 0,631 detik.
- b. Berdasarkan hasil uji, berbagai variabel dapat memengaruhi akurasi sistem. Penggunaan layer sebagai langkah awal sbmlm citra di proses memiliki peran penting dalam penentuan matriks tingkat keabuan pada metode GLCM. Sudut offset penentu nilai GLCM memengaruhi ciri dari citra. Fungsi kernel membagi data kelas berdasarkan dimensi kernel. Dan, metode pemisahan hyperplane menentukan sifat dari pemisah kelas.
- c. Pada pre-processing, variabel yang diuji pada tahap ini adalah penggunaan layer. Berdasarkan pengujian diketahui bahwa penggunaan layer terbaik adalah layer Green.
- d. Pada penggunaan GLCM pada ekstraksi fitur, variabel yang diuji adalah nilai offset. Variabel terbaiknya adalah dengan jarak 1 menggunakan kombinasi sudut ketetanggaan 0° dan 45° .
- e. Untuk klasifikasi menggunakan SVM, variabel yang diuji adalah penggunaan fungsi kernel dan metode pemisahan hyperplane. Fungsi kernel terbaik berdasarkan hasil pengujian adalah fungsi kernel Quadratic. Untuk metode pemisahan hyperplane, variabel terbaik adalah dengan menggunakan Quadratic Programming yang memanfaatkan soft-margin.
- f. Jumlah data memang memengaruhi nilai akurasi dikarenakan apabila data latih dikurangi maka nilai akurasi menurun. Nilai terendah dari pengujian jumlah data adalah 73,68% dengan 3 data latih dan 57 data uji. Nilai kedua tertinggi adalah 86,11% dengan 24 data latih dan 36 data uji. Hal ini menunjukkan tidak hanya jumlahnya yang dapat memengaruhi, tetapi juga kualitas data.
- g. Kesalahan akurasi dapat disebabkan oleh bentuk data. Pantulan cahaya slit-lamp pada pupil, dapat mengakibatkan kesalahan pada akurasi.
- h. Penggunaan kombinasi sudut dengan klasifikasi SVM pada tugas akhir ini dinilai lebih efektif dibandingkan dengan kombinasi sifat GLCM dengan klasifikasi k-NN pada penelitian Palondongan et al. [3] yang memiliki akurasi 91.11% dan waktu komputasi 2,885 detik.

Kekurangan tentu saja tidak luput dari penulis, baik dalam penulisan, proses pengambilan data, pembuatan program, maupun penyajian analisis. Oleh karenanya penulis memberikan saran untuk pengembang tugas akhir ini diantaranya:

- a. Memperbanyak data yang di proses agar pembangunan model klasifikasi lebih bagus.
- b. Mendalami hal-hal dasar mengenai prosedur pemeriksaan mata sebelum akhirnya terjun langsung untuk mengambil data secara primer.
- c. Menggunakan algoritma deteksi seperti ROI atau transformasi hough untuk melakukan auto-cropping pada pupil.
- d. Penelitian selanjutnya diharapkan mampu memproses klasifikasi secara real-time dan terintegrasi dengan aplikasi yang terhubung dengan perangkat slit lamp.

Daftar Pustaka:

- [1] Barnard, S., 2003, *Classification of Cataract*.
- [2] Damayanti, T., Hidayat, B., dan Suhardjo, H., 2016, *Deteksi Pulpitis Melalui Radiograf Periapikal Dengan Metode Adaptive Thresholding Menggunakan Ekstraksi Ciri Orde Satu Dan Klasifikasi K-Nn*.
- [3] Palondongan, S., Magdalena, R., dan Fu'adah, R., Y., N., 2018, *Perancangan Sistem Deteksi Dan Klasifikasi Katarak Pada Citra Mata Digital Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurance Matrix (GlcM) Dan K-Nearest Neighbor (K-Nn) Berbasis Android*
- [4] Parker, J. R., 1997, *Algorithms for Image Processing and Computer Vision*.
- [5] Pramesti, S., dan Rizal, A., Atmaja, R. D., 2013, *Deteksi Penyakit Katarak Berbasis Perbandingan Pixel Citra Biner Dengan Menggunakan Katarak*.
- [6] Prasetyo, E., 2014, *Data Mining - Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab*.
- [7] Ratnaningsih, N., Raihan, A., Hutauruk, J., Paramita, R., dan Prahasta, A., 2014, *Report of Vision 2020 IAPB Workshop Indonesia*.
- [8] Supriyanti, R., 2010, *Cataract Screening Techniques under Limited Health Facilities*.