

Implementasi Algoritma *Learning Vector Quantization* untuk Deteksi Dini Penyakit Mata

Mansur¹⁾, Najirah Umar²⁾, Sitti Zuhriyah³⁾

¹⁾²⁾ Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Handayani Makassar
Jalan Adyaksa Baru No.1 Pandang, Kec. Panakuk kang, Kota Makassar

¹⁾ mansur@gmail.com

²⁾ najirah@handayani.ac.id

³⁾ Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Handayani Makassar
Jalan Adyaksa Baru No.1 Pandang, Kec. Panakuk kang, Kota Makassar

³⁾ siti.zuhriyah@handayani.ac.id

Abstrak

Mata merupakan salah satu indera penglihatan pada manusia yang sangat berperang penting dalam kehidupan manusia. Kurangnya layanan konsultasi kesehatan mata secara online membuat kesehatan mata sering diabaikan oleh masyarakat, karena banyak yang menganggap penyakit mata bukanlah penyakit berbahaya dan tidak memberikan dampak pada kehidupan sehari-hari. Deteksi dini penyakit mata sangat penting untuk mencegah kebutaan dan komplikasi lainnya, sehingga dikembangkan sistem berbasis teknologi dengan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ), yaitu algoritma pembelajaran mesin yang bekerja dengan mengklasifikasikan data berdasarkan pola tertentu. LVQ memiliki keunggulan dalam kecepatan, akurasi, dan efisiensi, sehingga dapat mengenali gejala awal dan mendiagnosis penyakit mata secara lebih efektif. Pada penelitian ini, terdapat 25 gejala dan 10 penyakit mata yang akan diproses dalam pelatihan dan pengujian dengan data-datanya akan dibagi menjadi data latih dan data uji. Metode LVQ akan melakukan beberapa tahapan untuk mendapatkan bobot akhir. Dengan menggunakan metode LVQ nilai parameter yang didapatkan antara lain *Learning rate* 0.1, 0.2, Iterasi 1 dan 2. Pada pengujian akurasi sistem ini, hasil rata-rata akurasi yang diperoleh dengan data latih 90 Iterasi 2 *Learning rate* 0.1, pengujian data uji 19 menghasilkan akurasi sebesar 100% dan Iterasi 2 *Learning rate* 0.2 pengujian data uji 19 hasil akurasi sebesar 100%. yang menunjukkan bahwa sistem dapat berfungsi dengan baik. Sehingga metode LVQ mampu diterapkan pada klasifikasi penyakit mata.

Kata kunci: Klasifikasi, Penyakit Mata, *Learning Vector Quantization*

Abstract

The eye is one of the senses of human vision that is very important in human life. The lack of online eye health consultation services is often ignored by the public because it considers eye diseases not to be dangerous diseases and have no impact on everyday life. On this issue, then developed an eye disease detection system using the *Learning Vector Quantization* method. (LVQ). This method is capable of giving a classification of patterns that would represent a particular class. In this study, there are 25 symptoms and 10 eye diseases that will be processed in training and testing with the data being divided into training and test data. The LVQ method will perform several steps to obtain the final weight. Using the LVQ method, the parameter values obtained include *Learning rate* 0.1, 0.2, Iteration 1 and 2. In the accuracy test of this system, the average accuracy result received with the training data 90 Iterations 2 *Learning rates* 0.1, testing of the test data 19 yielded accuration of 100% and Iterating 2 *Learning rate* 0,2 testing of testing data 19 was accurate of 100%. which indicates that the system can function properly. So the LVQ method can be applied to the classification of eye diseases.

Keywords: Classification, Eye Diseases, *Learning Vector Quantization*

1. PENDAHULUAN

Mata merupakan salah satu indera penglihatan manusia, yang memegang peranan penting dalam kehidupan manusia. Jika mata manusia dapat mengasimilasi informasi visual yang digunakan untuk aktivitas sehari-hari, maka fungsi mata sangatlah penting sehingga untuk terhindar dari penyakit mata, seseorang harus dapat menjaga kesehatan mata [1]. Mata memberikan informasi yang dapat diciptakan oleh manusia sebagai satu-satunya objek yang digunakan untuk melihat sesuatu, memiliki penglihatan yang baik dan memiliki kulit yang sehat membuat orang hidup lebih bahagia dan lebih sehat setiap hari.

Tantangan dalam deteksi dini penyakit mata, yang merupakan aspek kesehatan dengan implikasi signifikan terhadap kualitas hidup individu dan masyarakat, terletak pada kompleksitas gejala dan tanda-tanda yang seringkali sulit diinterpretasikan, terutama pada tahap awal penyakit [2], [3]. Meskipun kebutuhan akan deteksi dini penyakit mata telah diakui secara luas, penyakit ini sering terlambat terdiagnosis, sehingga meningkatkan risiko kebutaan, terutama di daerah dengan akses terbatas terhadap layanan kesehatan.

Penyakit mata yang tidak terdeteksi dan tidak ditangani dengan tepat dapat menyebabkan penurunan kualitas hidup dan kebutaan (dalam kasus yang ekstrem). Oleh karena itu, deteksi dini penyakit mata memiliki peran krusial dalam pencegahan komplikasi dan peningkatan outcome klinis pasien. Konsep deteksi dini telah terbukti efektif dalam penanganan penyakit-penyakit serius seperti kanker dan diabetes melitus, dimana intervensi awal dapat signifikan memperlambat progresivitas penyakit atau bahkan menyembuhkannya [4], [5]. Dalam konteks global, prevalensi penyakit mata semakin meningkat seiring dengan pertambahan umur populasi. Ini menunjukkan pentingnya sistem deteksi yang efektif yang dapat diintegrasikan dalam praktik klinis sehari-hari. Penggunaan algoritma *Learning Vector Quantization* (LVQ) dalam studi ini mencerminkan upaya untuk mengintegrasikan solusi berbasis teknologi yang inovatif dan efisien dalam deteksi dini penyakit mata, serupa dengan implementasi teknologi dalam deteksi penyakit lain [6]–[8].

Masalah utama penelitian ini adalah kurangnya efisiensi dan akurasi dari sistem deteksi dini penyakit mata yang ada saat ini. Banyak metode yang digunakan masih bergantung pada pemeriksaan manual oleh spesialis, yang tidak hanya memerlukan waktu tapi juga sumber daya yang besar. Dibandingkan metode lain seperti Naive Bayes yang mengasumsikan independensi antar variabel, LVQ lebih fleksibel dalam menangani hubungan antar fitur. Selain itu, dibandingkan dengan metode berbasis pohon keputusan seperti Random Forest, LVQ lebih sederhana dan lebih cepat dalam proses pelatihan, terutama pada dataset berukuran kecil hingga sedang. Contohnya, dalam diagnosis penyakit mata, LVQ dapat mengenali pola spesifik pada citra retina dengan lebih efisien dibandingkan Naive Bayes, yang cenderung kurang optimal untuk data visual kompleks, yang merupakan teknik pembelajaran mesin, untuk mengembangkan sistem pakar yang dapat secara otomatis mengklasifikasikan dan mendeteksi gejala penyakit mata.

Sejumlah penelitian telah dilakukan untuk mengatasi permasalahan ini dengan menggunakan teknologi seperti pengolahan citra dan kecerdasan buatan. Misalnya, beberapa penelitian telah fokus pada pengembangan sistem deteksi dini untuk penyakit mata spesifik, seperti glaukoma dan retinopati diabetik [9]–[13]. Metode yang digunakan dalam penelitian sebelumnya melibatkan analisis citra atau struktur fisik mata untuk mendeteksi gejala tertentu dari penyakit mata yang diteliti. Penelitian yang dilakukan oleh Sagat dan Purnomo mengenai diagnosis penyakit mata menggunakan Naive Bayes *Classifier* menunjukkan bahwa sistem mampu mendiagnosis secara akurat sesuai pendapat pakar, dengan tingkat keberhasilan sebesar 71,11% berdasarkan data dari 12 pasien [14]. Penelitian ini menggunakan pendekatan yang baru dan berbeda dengan mengimplementasikan algoritma LVQ dalam deteksi dini penyakit mata. Pendekatan LVQ untuk klasifikasi data gejala bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam deteksi dini penyakit mata, yang diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap pengembangan solusi yang lebih efektif dalam diagnosis dan penanganan penyakit mata secara keseluruhan [15].

Teknik ini menunjukkan bahwa LVQ mampu menghasilkan klasifikasi yang akurat meskipun dari dataset yang kompleks dan heterogen. Serupa dengan itu, dalam konteks deteksi dini penyakit mata, LVQ dapat dilatih untuk mengenali pola-pola spesifik dari gejala yang dilaporkan oleh pasien. Integrasi LVQ dalam sistem diagnostik medis telah membantu dalam pengurangan waktu diagnosis untuk penyakit-penyakit kritis seperti kanker payudara, di mana deteksi awal memiliki dampak signifikan terhadap hasil pengobatan [16], [17].

Walaupun berbagai penelitian telah mengungkapkan potensi LVQ dalam bidang medis, masih terdapat ruang penelitian yang signifikan khususnya dalam penerapannya untuk penyakit mata. Sebagian besar studi sebelumnya fokus pada penyakit internal dan tidak banyak yang menjelajahi potensi LVQ.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penyakit Mata

Penyakit mata adalah istilah umum yang mencakup berbagai kondisi yang dapat mempengaruhi mata dan penglihatan. Gangguan ini dapat berkisar dari kondisi yang relatif ringan dan mudah diobati hingga penyakit serius yang dapat menyebabkan kehilangan penglihatan permanen. Beberapa kondisi yang paling umum meliputi glaukoma, katarak, dan degenerasi makula terkait usia [18]. Pengertian mendalam tentang penyakit-penyakit ini, faktor risiko mereka, gejala, dan pengobatan merupakan area penelitian yang penting dalam oftalmologi dan ilmu kesehatan [19]. Glaukoma adalah penyakit mata progresif yang ditandai dengan kerusakan saraf optik, sering kali dikaitkan dengan peningkatan tekanan intraokular. Kerusakan ini mempengaruhi saraf yang menghubungkan mata ke otak (saraf optik) dan dapat menyebabkan kehilangan penglihatan yang *irreversible*. Ada dua jenis utama glaukoma: glaukoma sudut terbuka dan glaukoma sudut tertutup. Glaukoma sudut terbuka adalah merupakan bentuk glaukoma yang paling umum, terjadi secara bertahap saat aliran cairan mata tersumbat, yang menyebabkan peningkatan tekanan secara perlahan [17]. Biasanya, kondisi ini tidak menunjukkan gejala sampai terjadi kerusakan signifikan. Kondisi glaukoma sudut tertutup lebih jarang tapi lebih serius dan dapat berkembang sangat cepat dengan gejala yang dramatis seperti nyeri mata, kemerahan, penglihatan kabur, dan *halos* di sekitar cahaya. Katarak adalah kekeruhan pada lensa mata yang biasanya berkembang secara perlahan dan mempengaruhi penglihatan. Faktor risiko utama untuk katarak termasuk usia, paparan radiasi UV, penggunaan steroid, diabetes, dan merokok. Gejala katarak termasuk penglihatan kabur atau berkabut, pengurangan intensitas warna, kesulitan melihat di malam hari, dan 'halo' di sekitar lampu. *Dry eyes* adalah kondisi umum yang dapat memiliki dampak signifikan ditandai dengan gejala seperti ketidaknyamanan pada mata, gangguan visual, dan ketidakstabilan air mata. Kondisi ini dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor risiko, termasuk penggunaan lensa kontak, kondisi lingkungan, obat-obatan, dan praktik kebersihan.

2.2 Learning Vector Quantization (LVQ)

LVQ adalah metode pembelajaran mesin yang dikembangkan oleh Teuvo Kohonen pada tahun 1980-an. LVQ adalah algoritma klasifikasi yang bekerja dengan cara membentuk 'prototipe' dari masing-masing kelas yang ada dalam data. Prototipe ini adalah titik-titik dalam ruang fitur yang disesuaikan selama proses pembelajaran untuk mewakili fitur-fitur khas dari setiap kelas [20].

LVQ adalah jenis jaringan syaraf tiruan untuk pembelajaran terawasi. Jenis pembelajaran ini menggunakan informasi yang sudah ada (input dan target). Lapisan keluaran ini menciptakan pola keluaran yang kemudian dicocokkan dengan pola keluaran target. Metode LVQ mengenali pola berdasarkan kedekatan jarak antara dua vektor [15].

LVQ adalah metode pembelajaran mesin yang menggunakan pendekatan berbasis prototipe untuk mengklasifikasikan data. Setiap kelas data direpresentasikan oleh satu atau lebih prototipe yang diinisialisasi secara acak atau dipilih dari dataset. Proses klasifikasi dimulai dengan menghitung jarak antara data yang akan diklasifikasikan dengan semua prototipe yang ada, biasanya menggunakan jarak Euclidean. Data kemudian diklasifikasikan ke kelas prototipe terdekat.

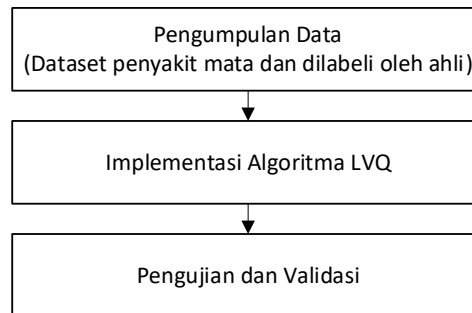
Selama proses pembelajaran, prototipe diperbarui untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Jika data diklasifikasikan dengan benar, prototipe diperbarui untuk mendekati data tersebut. Sebaliknya, jika data diklasifikasikan salah, prototipe akan dijauhkan dari data tersebut. Pembaruan ini dilakukan menggunakan aturan pembelajaran dengan parameter laju pembelajaran yang menurun seiring waktu untuk memastikan stabilitas sistem.

Seiring waktu, prototipe beradaptasi dengan pola data sehingga menjadi representasi yang optimal untuk setiap kelas. Proses ini terus berlanjut hingga prototipe mencapai kondisi stabil atau konvergensi, di mana mereka mencerminkan distribusi data dengan baik.

Metode LVQ memiliki keunggulan dalam kemampuannya menangkap pola data yang dapat dipisahkan secara linier, dengan interpretasi yang sederhana karena prototipe secara langsung merepresentasikan karakteristik kelas. Misalnya, dalam klasifikasi penyakit mata, prototipe dapat digunakan untuk merepresentasikan karakteristik utama dari kondisi mata sehat atau sakit, sehingga sistem dapat mengenali pola dengan lebih cepat dan akurat.

3. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang dilakukan dalam beberapa tahapan yaitu pengumpulan data, implementasi LVQ, serta pengujian dan validasi model digambarkan dalam flowchart berikut:



Gambar 1. Flowchat Penelitian

3.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah kumpulan data penyakit mata yang diperoleh dari database kesehatan mata publik. Data ini mencakup berbagai kondisi mata, dataset mencakup berbagai jenis kondisi mata, seperti glaukoma, katarak, retinopati diabetik, dan penyakit mata lainnya. Setiap kondisi memiliki karakteristik unik yang dicatat dalam dataset. Setiap jenis penyakit mata telah dilabeli oleh ahli mata, yang menentukan keberadaan atau ketiadaan penyakit tertentu sebagai label referensi untuk pelatihan dan pengujian model.

3.2 Implementasi Algoritma LVQ

Algoritma LVQ diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python, yang dipilih karena fleksibilitas dan ekosistem pustakanya yang kaya untuk pembelajaran mesin dan analisis data. Implementasi ini melibatkan beberapa modifikasi untuk menyesuaikan algoritma dengan kebutuhan klasifikasi dalam konteks medis, khususnya diagnosis penyakit mata. Dataset medis sering kali memiliki distribusi yang tidak merata atau fitur spesifik yang membutuhkan penanganan khusus. Oleh karena itu, algoritma LVQ disesuaikan untuk menangani data semacam ini dengan lebih baik, misalnya dengan menerapkan teknik normalisasi data agar semua fitur memiliki kontribusi yang seimbang dalam proses klasifikasi. Selain itu, kriteria pembaruan prototipe pada LVQ juga dimodifikasi untuk lebih sensitif terhadap perbedaan kecil dalam data medis, yang sering kali menjadi penentu dalam diagnosis penyakit mata. Dengan demikian, algoritma dapat mengenali pola yang relevan secara klinis, seperti karakteristik khas dari berbagai kondisi mata. Implementasi ini dirancang untuk mengoptimalkan kinerja klasifikasi, baik dalam hal akurasi maupun efisiensi, sehingga algoritma dapat memberikan hasil yang dapat diandalkan dalam diagnosis awal. Python memungkinkan integrasi yang mudah dengan pustaka lain untuk pemrosesan citra medis atau analisis data besar, menjadikan LVQ lebih aplikatif dalam skenario medis dunia nyata. Dengan pendekatan ini, algoritma LVQ tidak hanya bekerja secara teknis, tetapi juga memberikan hasil yang relevan dan bermanfaat bagi praktisi medis.

3.3 Pengujian dan Validasi

Model diuji menggunakan *k-fold cross-validation* dengan membagi dataset menjadi k bagian yang berukuran sama. Pada setiap iterasi, satu bagian digunakan sebagai data uji, sementara $k-1$ bagian lainnya digunakan untuk pelatihan. Proses ini diulang hingga setiap bagian digunakan sebagai data uji, dan hasil dari setiap iterasi dirata-rata untuk menilai performa model. Teknik ini mengurangi bias dan variansi, memastikan bahwa model diuji, serta memberikan gambaran menyeluruh tentang kemampuan model dalam mengenali pola data. Pengujian model juga mencakup pengujian terhadap data baru yang tidak terlihat selama fase pelatihan untuk memvalidasi kemampuan model dalam kondisi real-world. Hasil validasi ini akan digunakan untuk menilai seberapa efektif algoritma LVQ dalam aplikasi deteksi penyakit mata dan untuk melakukan penyesuaian parameter yang diperlukan sebelum rekomendasi implementasi lebih lanjut.

4. PEMBAHASAN

4.1 Implementasi Algoritma LVQ

4.1.1 Inisialisasi Awal

Berikut adalah penentuan nilai dari variabel inisialisasi LVQ.

- Max Epoch* = 1
- Learning Rate* (α) = 0.1
- Jumlah Kelas = 2

Keterangan:

Max Epoch : Menentukan berapa banyak iterasi yang dilakukan untuk proses LVQ.

Learning Rate : Nilai rating pembelajaran

Pada pembelajaran dan tugas klasifikasi data, gejala pasien dalam hal ini adalah nilai vektor input yang diperlukan seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1 merupakan yang diangkat sebagai variabel vektor *data training* dan *data testing*.

Tabel 1. Keterangan gejala

Kode Gejala	Gejala	Variabel Vektor
G01	Sakit/nyeri kepala	X1
G02	Penglihatan kabur	X2
G03	Penglihatan silau	X3
G04	Mata merah	X4
G05	Mata nyeri	X5
G06	Perut mual	X6
G07	Penglihatan berkabut	X7
G08	Lensa mata keruh	X8
G09	Mata gatal	X9
G10	Mata berair	X10
G11	Mata belekan	X11
G12	Kelopak mata bengkak	X12

Proses perhitungan LVQ hanya bisa mengolah data angka. Maka nilai gejala yang akan digunakan sebagai proses LVQ akan diubah menjadi sebuah nilai normalisasi Ya dan Tidak pada Tabel 2. Selain nilai gejala penyakit, nama penyakit juga diubah kedala angka seperti Tabel 3.

Tabel 2. Nilai normalisasi ya dan tidak

Keterangan	Normalisasi
Ya	1
Tidak	0

Tabel 3. Nama penyakit

Kode Penyakit	Nama Penyakit	Gejala
1	Glaukoma	G01, G06, G07, G08, G10
2	Katarak	G01, G05, G10, G11, G12

Setiap nilai gejala akan mencirikan sebuah kelas target yang akan dijadikan sebagai kelas tujuan untuk dapat menghasilkan sebuah identifikasi jenis penyakit yang diderita pasien. Dari beberapa macam jenis gejala yang dirasa pasien sebagai vektor latih dan vektor uji maka dapat dikelompokan sesuai identifikasi penyakit. Pada tabel 4. merupakan beberapa contoh data latih yang didapat dari data gejala dan penyakit pasien yang sudah diubah nilainya. Variabel vektor dituliskan dalam huruf W yang merupakan nilai data penyakit rentang 1-12. Sedangkan variabel kelas merupakan identifikasi penyakit pasien.

Tabel 4. Data latih (x)

Data ke -	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	Kelas
1	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	1
2	1	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	2

4.1.2 Menghitung Jarak Setiap Masukan dengan Bobot

a. Perhitungan Data Latih-1

Jarak Bobot ke-1 (w_1)

Jarak bobot ke-1 (w_1)	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
----------------------------	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

$$\sqrt{(1-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + \dots + (1-1)^2 + (1-1)^2 + (0-0)^2 + (1-1)^2} = 1$$

Jarak Bobot ke-2 (w_2)

Jarak bobot ke-2 (w_2)	1	0	0	0	1	1	1	1	0	0	1	1	2,645751311
----------------------------	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	-------------

$$\sqrt{(0-1)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + \dots + (0-0)^2 + (1-1)^2 + (0-1)^2 + (0-1)^2} = 2,645751311$$

Hasil dari perhitungan data latih ke-1 adalah target kelas pada $w_1 = 1$ atau $C_j = 1$, target kelas pada $x_1 = 1$ atau $T = 1$, maka $T = C_j$.

b. Perhitungan data latih-2

Jarak Bobot ke-1 (w_1)

Jarak bobot ke-1 (w_1)	0	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	1	2,236067977
----------------------------	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	-------------

$$\sqrt{(1-1)^2 + (1-0)^2 + (1-0)^2 + (0-0)^2 + \dots + (0-0)^2 + (1-1)^2 + (0-0)^2 + (1-0)^2} = 2,236067977$$

Jarak Bobot ke-2 (w_2)

Jarak bobot ke-2 (w_2)	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	2,236067977
----------------------------	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	-------------

$$\sqrt{(1-1)^2 + (1-0)^2 + (1-0)^2 + (0-0)^2 + \dots + (0-0)^2 + (1-1)^2 + (0-1)^2 + (1-1)^2} = 2,236067977$$

Hasil perhitungan data latih ke-2, Target kelas pada $w_2 = 2$ atau $C_j = 1$, target kelas pada $x_2 = 2$ atau $T = 2$, maka $T = C_j$.

4.1.3 Menghitung Update Bobot untuk Perbaiki Nilai Bobot

Tabel 5. Bobot baru

Data ke -	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5	w_6	w_7	w_8	w_9	w_{10}	w_{11}	w_{12}	Kelas
1	0,9	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	1
2	1	0,1	0,1	0	1	0	0,1	0,1	0	1	0,9	1	2

4.1.4 Menghitung perubahan learning rate (α)

Epoh ke-1, didapat nilai $\alpha = 0,1 - (0,1 \times 0,1) = 0,09$. Setelah didapatkan hasil bobot akhir. Selanjutnya dilakukan pengujian dengan memasukan data uji untuk dihitung jarak *euclidean* dengan tiap nilai akhir.

Tabel 6. Data testing

Data ke -	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	Kelas
1	1	0	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0	1
2	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1	0	0	1
3	1	1	1	0	0	0	0	1	0	1	0	1	2
4	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1	2

4.1.5 Menghitung Jarak tiap Masukan dengan Bobot

a. Perhitungan data uji-1

Jarak Bobot ke-1 (w_1)

Jarak bobot ke-1 (w_1)	0,01	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1,417744688
----------------------------	------	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	-------------

$$\sqrt{(1-0,9)^2 + (0-0)^2 + (1-0)^2 + (0-0)^2 + \dots + (0-0)^2 + (1-1)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2} = 1,417744688$$

Jarak Bobot ke-2 (w_2)

Jarak bobot ke-2 (w_2)	0	0,01	0,81	0	1	1	0,01	0,81	0	0	0,81	1	2,334523506
----------------------------	---	------	------	---	---	---	------	------	---	---	------	---	-------------

$$\sqrt{(1-1)^2 + (0-0,1)^2 + (1-0,1)^2 + (0-0)^2 + \dots + (0-0)^2 + (1-1)^2 + (0-0,9)^2 + (0-1)^2} = 2,334523506$$

b. Perhitungan Data uji ke -2:

Jarak Bobot ke-1 (w_1)

Jarak bobot ke-1 (w_1)	0,81	0	1	0	0	1	1	0	1	0	0	0	2,19317122
----------------------------	------	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	------------

$$\sqrt{(0-0,9)^2 + (0-0)^2 + (1-0)^2 + (0-0)^2 + \dots + (1-0)^2 + (1-1)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2} = 2,19317122$$

Jarak Bobot ke-2 (w_2)

Jarak bobot ke-2 (w_2)	1	0,01	0,81	0	1	0	0,01	0,81	1	0	0,81	1	2,53968502
----------------------------	---	------	------	---	---	---	------	------	---	---	------	---	------------

$$\sqrt{(0-1)^2 + (0-0,1)^2 + (1-0,1)^2 + (0-0)^2 + \dots + (1-0)^2 + (1-1)^2 + (0-0,9)^2 + (0-1)^2} = 2,53968502$$

c. Perhitungan Data uji ke -3:

Jarak Bobot ke-1 (w_1)

Jarak bobot ke-1 (w_1)	0,01	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	2,23802929
----------------------------	------	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	------------

$$\sqrt{(1-0,9)^2 + (1-0)^2 + (1-0)^2 + (0-0)^2 + \dots + (0-0)^2 + (1-1)^2 + (0-0)^2 + (1-0)^2} = 2,23802929$$

Jarak Bobot ke-2 (w_2)

Jarak bobot ke-2 (w_2)	0	0,81	0,81	0	1	0	0,01	0,81	0	0	0,81	0	2,061552813
----------------------------	---	------	------	---	---	---	------	------	---	---	------	---	-------------

$$\sqrt{(1-1)^2 + (1-0,1)^2 + (1-0,1)^2 + (0-0)^2 + \dots + (0-0)^2 + (1-1)^2 + (0-0,9)^2 + (1-1)^2} = 2,061552813$$

d. Perhitungan Data uji ke -4:

Jarak Bobot ke-1 (w_1)

Jarak bobot ke-1 (w_1)	0,01	0	0	0	1	1	1	1	0	0	1	1	2,451530134
----------------------------	------	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	-------------

$$\sqrt{(1-0,9)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + \dots + (0-0)^2 + (1-1)^2 + (1-0)^2 + (1-0)^2} = 2,451530134$$

Jarak Bobot ke-2 (w_2)

Jarak bobot ke-2 (w_2)	0	0,01	0,01	0	0	0	0,01	0,01	0	0	0,01	0	0,223606798
----------------------------	---	------	------	---	---	---	------	------	---	---	------	---	-------------

$$\sqrt{(1-1)^2 + (0-0,1)^2 + (0-0,1)^2 + (0-0)^2 + \dots + (0-0)^2 + (1-1)^2 + (0-0,9)^2 + (1-1)^2} = 0,223606798$$

Tabel 7. Hasil

Data ke-	Data Uji	Hasil Prediksi
1	Glaukoma	Glaukoma
2	Glaukoma	Glaukoma
3	Katarak	Katarak
4	Katarak	Katarak

4.1.6 Langkah terakhir dari metode LVQ adalah pengujian data.

Teknik LVQ sebelumnya telah dilatih untuk mengenali pola dalam setiap kelas. Pada saat pengujian data, nilai bobot pengujian didapat dari bobot akhir dari proses pelatihan data, dimana alur proses pengujian data ini mengembalikan bobot yang diperoleh pada proses pelatihan data, kemudian memasukkan data pengujian, dan sistem. Untuk mengidentifikasi kelas penyakit mata, jarak antara parameter input dan bobot akhir dihitung.

4.2 Program Utama

Halaman utama akan tampil setelah admin berhasil melakukan *login*, pada halaman ini terdapat semua menu – menu aplikasi yaitu : Gejala, Penyakit, Data latih, Testing, memproses pengujian data testing dengan data latih serta logout. Data latih, yang telah di inputkan sebelumnya dimenu tambah data latih. Pada penelitian ini jumlah data latih sebanyak 90 data. Setelah data latih terkumpul akan dilakukan proses nilai bobot dengan memasukkan nilai *iterasi* dan *learning rate* sebagai nilai parameter yang sdh ditentukan.

Halaman Data Testing, halaman yang menampilkan data testing yang sebelumnya di inputkan dimenu tambah data testing. Pada penelitian ini data testing berjumlah 19 data .

Gambar 2. Testing

Halaman testing merupakan halaman untuk menguji data testing dengan data latih, pada halaman ini terdapat empat pengisian untuk melakukan perhitungan pengujian yaitu:

- Learning rate*, pengisian nilai learning rate akan terisi otomatis sesuai nilai rate yang dihasilkan pada menu data latih.
- Iterasi*, pengisian iterasi antara 1-10
- Jumlah kelas, pengisian jumlah kelas akan terisi otomatis sesuai dengan jumlah penyakit

Tabel 8. Hasil pengujian

Iterasi	Learning Rate	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
1	0.1	1.0	1.0	1.0	1.0
2	0.1	1.0	1.0	1.0	1.0
1	0.2	1.0	1.0	1.0	1.0
2	0.2	0.7895	1.0	0.7895	0.8824
3	0.3	0.7895	1.0	0.7895	0.8824

Pada iterasi 1 dan 2 dengan learning rate 0.1, model mencapai akurasi, presisi, recall, dan F1-score sebesar 100% di kedua iterasi. Hal ini menunjukkan bahwa learning rate 0.1 memberikan kestabilan dan performa optimal dalam mendeteksi penyakit mata. Pada Learning 0.2, Model juga menunjukkan

performa sempurna pada iterasi pertama dengan learning rate 0.2, dengan semua metrik mencapai 100%. Namun, pada iterasi kedua, akurasi menurun menjadi 78.95%, sementara presisi tetap 100%, tetapi recall menurun menjadi 78.95%, sehingga F1-score mencapai 88.24%. Penurunan ini menunjukkan bahwa model mulai kehilangan sensitivitas terhadap beberapa data positif. Pada learning rate 0.3 di iterasi ketiga, hasil akurasi, recall, dan F1-score tetap berada di angka 78.95% untuk akurasi dan recall, dengan F1-score sebesar 88.24%. Meskipun presisi tetap 100%, penurunan pada recall dan akurasi mengindikasikan bahwa nilai learning rate yang lebih tinggi mulai membuat model kurang stabil.

Dari tabel 9, dapat disimpulkan bahwa pengaturan learning rate yang tepat sangat penting untuk mencapai akurasi yang optimal dalam model pembelajaran mesin. Learning rate yang lebih rendah (0.1 dan 0.2) memberikan hasil yang lebih stabil dan akurat, sementara nilai yang lebih tinggi (0.3) dapat menyebabkan fluktuasi pada hasil yang diharapkan.

5. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian ini didapatkan kesimpulan bahwa dengan mengimplementasikan metode *learning vector quantization* pada penyakit mata terbukti dapat mengklasifikasikan penyakit mata pada pengujian hasil diagnosa dokter dan sistem menghasilkan akurasi 100% dengan Iterasi 2, Learning rate 0.1 data uji 19 dan Iterasi 2 Learning rate 0.2 data uji 19 hasil dengan akurasi 100%. menunjukkan kesesuaian sistem untuk digunakan dalam klasifikasi penyakit mata menggunakan metode LVQ. Kelebihan penelitian ini meliputi akurasi tinggi, kesederhanaan implementasi LVQ, dan kesesuaian hasil dengan diagnosa medis. Namun, terdapat keterbatasan seperti ukuran dataset yang kecil, ketidakstabilan performa pada learning rate tinggi, dan kurangnya pengujian generalisasi pada data yang berbeda. Ke depannya, pengembangan dapat dilakukan dengan menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam, optimasi parameter, integrasi data citra medis, serta pengujian dalam kondisi dunia nyata untuk meningkatkan stabilitas, akurasi, dan generalisasi model. Dengan pengembangan ini, sistem berbasis LVQ berpotensi menjadi alat diagnosis yang andal untuk mendukung tenaga medis

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Zheng, X. Wu, X. Lin, and H. Lin, "The Prevalence of Depression and Depressive Symptoms Among Eye Disease Patients: A Systematic Review and Meta-Analysis," *Sci. Rep.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–9, 2017, doi: 10.1038/srep46453.
- [2] F. E. Hakim and A. V. Farooq, "Dry Eye Disease: An Update in 2022," *JAMA*, vol. 327, no. 5, pp. 478–479, 2022, doi: 10.1001/jama.2021.19963.
- [3] Z. Al-Mohtaseb, S. Schachter, B. S. Lee, J. Garlich, and W. Trattler, "The Relationship Between Dry Eye Disease and Digital Screen Use," *Clin. Ophthalmol.*, vol. 15, pp. 3811–3820, 2021, doi: 10.2147/OPHTH.S321591.
- [4] W. B. Zulfikar and N. Lukman, "Perbandingan Naive Bayes Classifier Dengan Nearest Neighbor Untuk Identifikasi Penyakit Mata," *J. Online Inform.*, vol. 1, no. 2, pp. 82–86, 2016, doi: 10.15575/join.v1i2.33.
- [5] D. Lukitaningtyas, E. Kurniasih, and Pariyem, "Deteksi Dini Dan Monitoring Penyakit Degeneratif Diabetes Melitus Di Dusun Pilangpayung I , Desa Geneng Kec. Geneng Kabupaten Ngawi," *J. Kreat. Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 5, no. 12, pp. 4551–4557, 2022.
- [6] A. S. Rahman, E. Budianita, R. M. Candra, and F. Syafria, "Penerapan Learning Vector Quantization 3 Dalam Menentukan Bakat Anak," *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 3, pp. 408–414, 2022, doi: 10.32672/jnkti.v5i3.4398.
- [7] N. Manome, S. Shinohara, T. Takahashi, Y. Chen, and U. Chung, "Self-Incremental Learning Vector Quantization With Human Cognitive Biases," *Sci. Rep.*, vol. 11, no. 3910, pp. 1–12, 2021, doi: 10.1038/s41598-021-83182-4.
- [8] K. A. Muzaqi, A. Junaidi, and W. A. Saputra, "Klasifikasi Status Gizi Pada Lansia Menggunakan Learning Vector Quantization 3 (LVQ 3)," *J. Dinda Data Sci. Inf. Technol. Data Anal.*, vol. 2, no. 1, pp. 28–36, 2022, doi: 10.20895/dinda.v2i1.272.
- [9] S. N. Indawaty, E. A. Ningsih, and M. Purwoko, "Gambaran Penyakit Mata Yang

- Menyertai Penyakit Diabetes Mellitus Tipe II Pada Lansia,” *Syifa’ Med.*, vol. 10, no. 2, pp. 135–140, 2020.
- [10] N. Usman, M. Bunyamin, A. Ambarita, and M. Abdurahman, “Sistem Diagnosa Penyakit Mata Berbasis Web (Pendekatan Hasil Dan Penelusuran Gejala) Menggunakan Metode Certainty Factor (Cf) Pada Apotik Janji Meuham Kota Ternate,” *IJIS-Indonesian J. Inf. Syst.*, vol. 7, no. 2, pp. 110–121, 2022, doi: 10.36549/ijis.v7i2.224.
- [11] A. Casey and S. Marina, “Klasifikasi, Diagnosis, dan Pengobatan Saat Ini untuk Penyakit Mata Kering: Tinjauan Pustaka,” *Intisari Sains Medis*, vol. 12, no. 2, pp. 640–644, 2021, doi: 10.15562/ism.v12i2.998.
- [12] A. E. Suwanda and D. Juniati, “Klasifikasi Penyakit Mata Berdasarkan Citra Fundus Retina Menggunakan Dimensi Fraktal Box Counting Dan Fuzzy K-Means,” *J. Penelit. Mat. dan Pendidik. Mat.*, vol. 5, no. 1, pp. 10–18, 2022.
- [13] E. Andreas and W. Widhiarso, “Klasifikasi Penyakit Mata Katarak Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur Inception V3,” in *The 2nd MDP Student Conference 2023*, Universitas Multi Data Palembang, 2023, pp. 107–113. doi: 10.35957/mdp-sc.v2i1.3660.
- [14] N. A. Sagat and A. S. Purnomo, “Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Mata Menggunakan Metode Teorema Bayes,” *J. Pendidik. dan Teknol. Indones.*, vol. 1, no. 8, pp. 329–337, 2021, doi: 10.52436/1.jpti.73.
- [15] W. Winarto, “Implementasi Image Processing Dengan Metode Learning Vector Quantization Untuk Aplikasi Pengenalan Buah-Buahan,” Universitas Teknologi Yogyakarta, 2020.
- [16] M. Nilashi *et al.*, “Electroencephalography (EEG) Eye State Classification Using Learning Vector Quantization and Bagged Trees,” *Heliyon*, vol. 9, no. 4, 2023, doi: 10.1016/j.heliyon.2023.e15258.
- [17] S. Rahmatullah, D. S. Purnia, and A. Suryanto, “Sistem Pakar Untuk Mendiagnosa Penyakit Mata Dengan Metode Forward Chaining,” *SPEED - Sentra Penelit. Eng. dan Edukasi*, vol. 10, no. 2, pp. 56–62, 2018, doi: 10.55181/speed.v10i2.279.
- [18] S. Ilyas and S. R. Yulianti, *Ilmu Penyakit Mata Edisi ke Lima*. Jakarta: Balai Penerbit FKUI, 2014.
- [19] M. N. I. Muhlashin and A. Stefanie, “Klasifikasi Penyakit Mata Berdasarkan Citra Fundus Menggunakan YOLO V8,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 2, pp. 1363–1368, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i2.6927.
- [20] M. Heusinger, C. Raab, and F.-M. Schleif, “Passive Concept Drift Handling Via Variations of Learning Vector Quantization,” *Neural Comput. Appl.*, vol. 34, pp. 89–100, 2022, doi: 10.1007/s00521-020-05242-6.

Biodata Penulis

Mansur, lahir Takalar Sulsel. Meraih gelar Sarjana Komputer (S.Kom.) di Program Studi Teknik Informatikan Universitas Handayani Makassar pada tahun 2023. Saat ini penulis berprofesi sebagai Staf IT Rumah Sakit .

Najirah Umar, lahir di Sinjai Sulsel. Meraih gelar Sarjana Teknik (S.Kom) di Program Studi Teknik Informatikan STMIK Handayani Makassar pada tahun 2001. Meraih Magister Teknik (M.T) di Program Studi Teknik Elektro Universitas Hasanuddin pada tahun 2007. Saat ini penulis berprofesi sebagai Dosen LLDIKTI Wilayah IX dipekerjakan pada Universitas Handayani Makassar.

Sitti Zuhriyah, lahir di Sinjai Sulsel. Meraih gelar Sarjana Pendidikan (S.Pd) di Program Studi Pendidikan Matematika Universitas Negeri Makassar. Meraih Magister Sains (M.Si) di Program Studi Matematika Universitas Hasanuddin . Saat ini penulis berprofesi sebagai Dosen pada Universitas Handayani Makassar.