

Klasifikasi Penyakit Mata Katarak berdasarkan Kelainan Patologis dengan menggunakan Algoritma *Learning Vector Quantization*

Rudi Hariyanto^{1,a*}, Achmad Basuki^{2,b}, Rini Nur Hasanah^{3,c}

¹Program Studi Magister Teknik, Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia

²Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia

³Fakultas Teknik, Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia

^arudihariy4nt0@gmail.com, ^babazh@ub.ac.id, ^crini.hasanah@ub.ac.id

Abstract. *Cataract is one type of eye damage which causes the lens of the eye, nearsightedness which varies according to the level becomes blindness. Cataract eye disease is eating slowly, little by little without the pain experienced by patients but if handled too late then lead to permanent blindness. Eyepiece contains 65% water, 35% protein and the rest are minerals. With increasing age, size and mineral density increases. The accuracy of the determination of the type and location of early cataract is very important to prevent the severity of the impact of more severe cataracts. The main procedure of cataract diagnosis (Gold Standard procedure) was performed using computed tomography (CT) scan and Magnetic Resonance Imaging (MRI). Alternative diagnosis can be made through physical examination, laboratory tests, medical history, and other relevant information. The purpose of this paper presents the results of a study on the implementation of the method of Learning Vector Quantization (LVQ) to facilitate the determination of the classification of types of cataract disease and its severity. The results showed that the use LVQ provide the level of accuracy of the determination of the amount of (99%) as well as the duration of training (training) sample of (0.06 seconds).*

Keywords. *Katarak, Klasifikasi, Learning Vector Quantization*

Abstrak. Katarak merupakan salah satu jenis kerusakan mata yang menyebabkan lensa mata berselaput, rabun yang bervariasi sesuai tingkatannya hingga menjadi kebutaan. Penyakit katarak ini menggerogoti mata secara perlahan, sedikit demi sedikit tanpa rasa sakit yang dialami pasien tetapi jika penanganannya terlambat maka mengakibatkan kebutaan permanen. Lensa mata mengandung 65% air, 35% protein dan sisanya adalah mineral. Dengan bertambahnya usia, ukuran dan kepadatan mineral bertambah. Ketepatan penentuan jenis dan letak katarak secara dini sangat penting untuk mencegah dampak keparahan katarak yang lebih parah. Prosedur utama diagnosis katarak (*Gold Standart Prosedur*) dilakukan menggunakan *Computed Tomography (CT) scan* dan *Magnetic Resonance Imaging (MRI)*. Alternatif diagnosis dapat dilakukan melalui pemeriksaan fisik, pemeriksaan laboratorium, riwayat penyakit, serta informasi lain yang terkait. Tujuan penulisan ini menyajikan hasil kajian mengenai implementasi metode Learning Vector Quantization (LVQ) untuk memudahkan klasifikasi penentuan jenis penyakit katarak serta tingkat keparahannya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan metode LVQ memberikan tingkat akurasi penentuan sebesar (99%) serta durasi waktu pelatihan (training) sampel sebesar (0,06 detik).

Kata kunci. *Katarak, Klasifikasi, Learning Vector Quantization*

Latar Belakang

Katarak merupakan salah satu jenis kerusakan mata yang menyebabkan lensa mata berselaput bahkan rabun yang bervariasi sesuai tingkatannya hingga kemungkinan terjadi kebutaan total (Ilyas, 2000). Penderita katarak dapat disembuhkan dengan jalan operasi, tetapi jika penanganannya terlambat dapat mengakibatkan kebutaan permanen. Penyakit ini menggerogoti mata secara perlahan, sedikit demi sedikit tanpa rasa sakit yang dialami pasien (Ilyas, 2001). Lensa mata mengandung 65% air, 35% protein dan sisanya adalah mineral. Dengan bertambahnya usia, ukuran dan kepadatan mineral bertambah.

Ketepatan penentuan jenis dan letak katarak secara dini sangat penting untuk mencegah dampak keparahan katarak yang lebih parah. Prosedur utama diagnosis katarak (*Gold Standart Prosedur*) dilakukan menggunakan *Computed Tomography (CT) scan* dan *Magnetic Resonance Imaging (MRI)*. Penerapan *gold standart prosedur* tersebut tidak selalu dapat dilakukan karena tidak semua rumah sakit dan klinik mata memiliki fasilitas yang lengkap alternatif diagnosis katarak dapat dilakukan melalui pemeriksaan secara fisik terhadap pasien, riwayat penyakit, pemeriksaan laboratorium, keluarga, serta informasi yang terkait. Untuk itu diperlukan pengelompokan jenis penyakit mata katarak beserta gejala-gejala dengan memanfaatkan perkembangan teknologi informasi untuk menentukan hasil luaran dengan benar.

Pemanfaatan teknologi digunakan untuk mempermudah pekerjaan manusia yang sifatnya memberatkan, seperti halnya perhitungan yang banyak dan berulang-ulang serta membutuhkan banyak waktu dalam pengambilan kesimpulan (Kusumadewi, 2003). Sistem pengambilan kesimpulan telah banyak dilakukan di berbagai bidang ilmu, seperti yang dilakukan Yang (2013) klasifikasi deteksi penyakit mata katarak secara otomatis berdasarkan gambar retina. Putra dan Sutojo (2014) menggunakan jaringan syaraf tiruan *Learning Vector Quantization* untuk mengklasifikasikan penurunan kondisi organ ginjal melalui iris mata. Hasil penelitian tersebut menunjukkan kinerja mencapai tingkat akurasi 93,75% dari 22 data uji.

Arifianto (2014) klasifikasi penyakit stroke dapat dilakukan menggunakan metode *Learning Vector Quantization (LVQ)* dengan struktur jaringan *single layer-net*. Dari data klinis yang digunakan terdiri dari 32 fitur yang berisi tentang hasil pemeriksaan fisik, gejala yang dirasakan pasien, riwayat penyakit dan pemeriksaan laboratorium darah.

Wuryandari dan Afrianto (2012) membandingkan penggunaan metode LVQ dengan metode *backpropagation* untuk pengenalan wajah. Digunakan 252 data training yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 37,33% menggunakan metode *backpropagation* dan 37,63% menggunakan metode LVQ. Rata-rata waktu pengenalan menggunakan metode LVQ adalah 32 milisecond, yang lebih cepat daripada menggunakan metode *backpropagation* yang membutuhkan 130 milisecond.

Penelitian diatas menggunakan metode klasifikasi dalam pengambilan kesimpulan dengan menggunakan metode *Learning Vector Quantization* karena komputasi yang sangat ringan dan konvergensi baik Wuryandari dan Afrianto (2012).

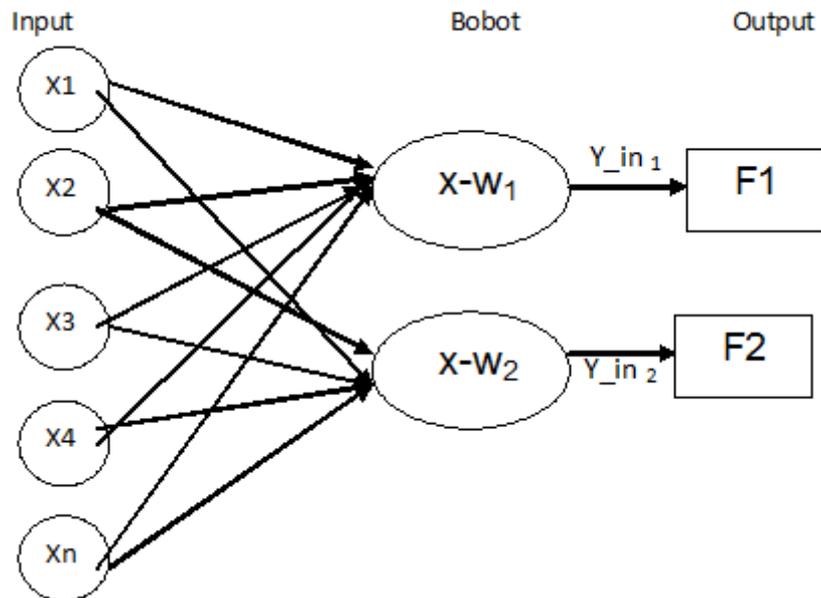
Tinjauan Pustaka

Artificial intelligence merupakan cabang ilmu komputer yang bertujuan untuk membuat sebuah komputer dapat berfikir dan bernalar seperti manusia, agar dapat menyelesaikan suatu permasalahan tertentu dengan meniru kerja dari para ahli atau memindahkan keahlian dari seorang pakar, dan dimodelkan secara matematis ke sumber kepakaran dalam komputer [7], [9]. Prinsip kerja artificial intelligence adalah menerima input untuk diproses dan mengeluarkan output yang berupa suatu keputusan layaknya yang dilakukan manusia, sehingga diperoleh sebuah informasi yang dapat digunakan dalam penyelesaian permasalahan. Terdapat banyak metode hasil kajian dalam bidang kecerdasan buatan yang dapat digunakan untuk melakukan proses klasifikasi, diantaranya yang khusus diterapkan dalam bidang kesehatan adalah metode *K-Means, Support Vector Machine (SVM), K-Nearest Neighbor, Naïve Bayes, dan Learning Vector Quantization Neural Network*.

Learning Vector Quantization (LVQ)

Learning Vector Quantization awalnya diusulkan oleh Kohonen sebagai perbaikan dari *Vector quantization*. LVQ adalah pendekatan yang digunakan untuk pengklasifikasian (Biehl, 2006). Hal ini diterapkan dalam berbagai praktis masalah, termasuk medis dan analisis data. *Learning vector quantization* merupakan salah satu jaringan saraf tiruan, dan merupakan versi supervised learning dari metode Kohonen *Self-Organizing Map (SOM)*. Metode LVQ bertujuan akhir mencari nilai bobot yang sesuai untuk mengelompokkan vektor-vektor kedalam kelas tujuan yang telah diinisialisasi pada saat pembentukan jaringan *Learning vector quantization*. Pemrosesan yang terjadi pada setiap vektor adalah mencari jarak antara suatu vektor input ke bobot yang

bersangkutan (w_1 dan w_2). Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 1 Arsitektur jaringan *Learning vector quantization*.



Gambar 1 Arsitektur Jaringan *Learning Vector Quantization* (Fausett, 1994)

Keterangan:

1. $X_1, X_2 - X_n$ merupakan vektor inputan. Kemudian vektor-vektor input tersebut dihubungkan ke vektor W_1 dan W_2 .
2. W_1 dan W_2 merupakan vektor bobot pertama dan kedua. W_1 merupakan vektor bobot yang menghubungkan setiap *neuron* pada lapisan input ke *neuron* pertama pada lapisan output, sedangkan W_2 merupakan vektor bobot yang menghubungkan setiap *neuron* pada lapisan input ke *neuron* yang kedua pada lapisan output.
3. F_1 , dan F_2 merupakan fungsi aktivasi pertama dan kedua. Fungsi aktivasi F_1 akan memetakan y_{in_1} ke $y_1 = 1$ apabila $\|X - w_1\| < \|X - w_2\|$, dan $y_1 = 0$ jika sebaliknya. Demikian pula dengan yang terjadi pada fungsi aktivasi F_2 , akan memetakan y_{in_2} ke $y_2 = 2$ apabila $\|X - w_2\| < \|X - w_1\|$, dan $y_2 = 0$ jika sebaliknya.
4. F_1 dan F_2 merupakan output pertama dan kedua.

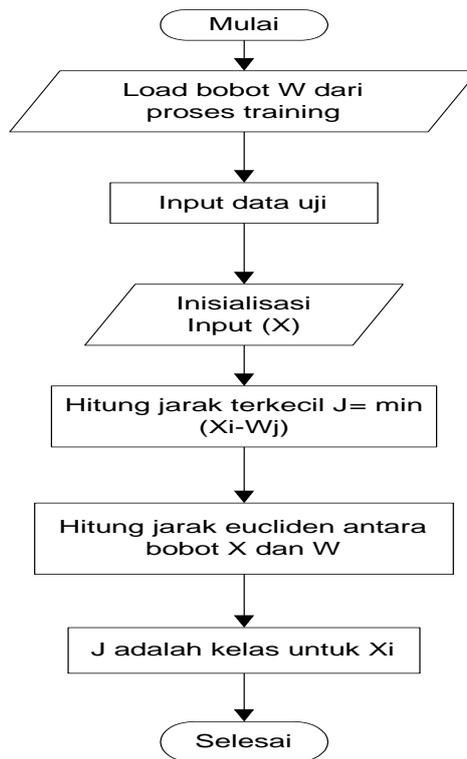
Parameter Pembelajaran LVQ

Sistem pembelajaran LVQ dalam sistem dikembangkan berdasarkan metode LVQ dan ketentuan dasar teori LVQ. Parameter yang dibutuhkan diantaranya adalah:

1. X , vektor-vektor pelatihan ($X_1, \dots, X_i, \dots, X_n$).
2. T , kategori atau kelas yang benar untuk vektor-vektor pelatihan.
3. W_j , vektor bobot pada unit keluaran ke- j ($W_{1j}, \dots, W_{ij}, \dots, W_{nj}$).
4. C_j , kategori atau kelas yang merepresentasikan oleh unit keluaran ke- j
5. *Learning rate* (α), α didefinisikan sebagai tingkat pembelajaran. Jika α terlalu besar, maka metode akan menjadi tidak stabil sebaliknya jika α terlalu kecil, maka prosesnya akan terlalu lama. Nilai α adalah $0 < \alpha < 1$.
6. Nilai pengurangan *learning rate*, yaitu penurunan tingkat pembelajaran.
7. Nilai minimal *learning rate* (Min α), yaitu minimal nilai tingkat pembelajaran yang masih diperbolehkan. Pengurangan nilai α yang digunakan pada penelitian ini adalah sebesar $0.1 * \alpha$.

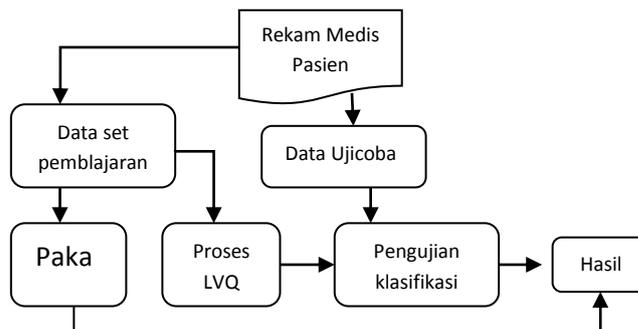
8. Nilai *window* (ϵ), yaitu nilai yang digunakan sebagai daerah yang harus dipenuhi untuk memperbaharui vektor referensi pemenang ($Yc1$) dan *runner-up* ($Yc2$) jika berada dikelas yang berbeda. Persamaan *window* (ϵ) : $\text{Min}(dc1/dc2, dc2/dc1) > (1-\epsilon)(1+\epsilon)$
9. Jika memenuhi kondisi *window* (ϵ) , maka vektor referensi yang tidak masuk ke dalam kelas yang sama dengan vektor x akan diperbaharui menggunakan persamaan $W_j = W_j - \alpha [X_i - W_j]$ dan jika ya $w_j = W_j + \alpha [X_i - W_j]$
10. Sedangkan vektor refrensi yang tidak masuk ke dalam kelas yang sama dengan vektor x akan diperbaharui menggunakan persamaan: $W_j = W_j - \alpha [X_i - W_j]$ dan jika ya $w_j = W_j + \alpha [X_i - W_j]$

Setelah dilakukan proses pelatihan (*training*), akan diperoleh bobot-bobot akhir (W). Bobot-bobot ini nantinya akan digunakan untuk melakukan pengujian. Gambar diagram alir pengujian pada sistem dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Bagan Alur Pengujian (*testing*) LVQ

Sistem dibangun dengan skema seperti pada Gambar 3 di bawah ini. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder dari dokumen rekam medis pasien rawat inap Rumah Sakit dan klinik mata. Data-data tersebut berisi data pemeriksaan fisik (anamnesis), data riwayat penyakit dan data hasil pemeriksaan laboratorium darah pasien. Data pasien yang diambil telah melalui pemeriksaak timmedis dan memiliki diagnosis dokter spesialis mata sebagai acuan dan validasi hasil klasifikasi.



Gambar. 3 Diagram pengolahan data

A. Dataset (Rekam Medis)

Dataset adalah kumpulan data yang ada dalam basis data. Sesuai kebutuhan sistem, data dibagi menjadi dua untuk pembelajaran (*training*) yang nantinya dibandingkan dengan data ujicoba untuk mengetahui kinerja LVQ dan NBC dalam klasifikasi penyakit mata katarak. Data yang digunakan untuk *training* sebanyak 300 data, sedangkan untuk ujicoba 85 data. Data ujicoba harus benar-benar berbeda dari data pembelajaran untuk memenuhi aspek objektivitas. Fitur yang digunakan pada diagnosis penyakit mata katarak selengkapnya ditunjukkan pada Tabel 1, sedangkan diagram pengolahan datanya ditunjukkan pada Gambar. 3.

Tabel 1 Daftar Fitur dan Nilai Satuan

No	Variabel	Nilai/ satuan
1	Jenis kelamin	(0) Perempuan (1) Laki-laki
2	Umur	Numerik
3	Kabur	(0). Tidak (1). Iya
4	Silau	(0). Tidak (1). Iya
5	Trauma	(0). Tidak (1). Iya
6	Radang bilik mata depan	(0). Tidak (1). Iya
7	Lensa keruh tidak rata	(0). Tidak (1). Iya
8	Lensa keruh rata	(0). Tidak (1). Iya
9	Lensa keruh pencairan cortex	(0). Tidak (1). Iya
10	Microftalmia	(0). Tidak (1). Iya
11	Microcephali	(0). Tidak (1). Iya
12	Antariar/coklat	(0). Tidak (1). Iya
12	Tekanan intra okuli / tio	Numerik
13	Rw. Kehamilan	(0). Tidak (1). Iya
14	Rw. Skt mata uvetis	(0). Tidak (1). Iya
15	Rw. Skt mata glaucoma	(0). Tidak (1). Iya
16	Rw. Keluarga tidak bisa melihat	(0). Tidak (1). Iya
17	Kelainan jantung bawaan	(0). Tidak (1). Iya
18	Gangguan pendengaran	(0). Tidak (1). Iya
19	Parasit toxo plasma	(0). Tidak (1). Iya
20	Robela/campak	(0). Tidak (1). Iya
21	Cito megalovirus	(0). Tidak (1). Iya

1) Hasil Implementasi Metode LVQ

Hasil disain program aplikasi untuk penerapan metode LVQ memerlukan proses inialisasi parameter training, seperti ditunjukkan pada Gr. 4, yang meliputi nilai maksimum *epoch* yang digunakan untuk menghentikan program jika telah menghasilkan nilai luaran yang sama, serta *learning rate* (α) yang menggambarkan laju pembelajaran. Semakin besar α , semakin besar laju pembelajaran. *Decrement α* merupakan besaran nilai yang digunakan untuk mengurangi nilai α agar mendekati bobot ideal. Minimum α adalah nilai terkecil dari α yang diinginkan.

Gambar 4 Parameter yang digunakan untuk inisialisasi penerapan metode LVQ

Proses pembelajaran ini menghasilkan nilai-nilai bobot terbaik untuk setiap hubungan antara *node* masukan dan kelas luaran. Pada setiap proses pembelajaran dicatat waktu komputasinya, sehingga diperoleh tampilan bobot-bobot di setiap fiturnya, seperti pada Gambar. 5.

Gambar 5 Proses pengujian metode klasifikasi menggunakan LVQ

Ujicoba multi data dimaksudkan untuk mempermudah pengujian dengan menggunakan banyak data masukan sekaligus, yang pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan data uji dari 85 pasien, yang hasilnya dibandingkan dengan dataset/data pembelajaran untuk mengetahui tingkat keberhasilan implementasi metode LVQ. Prosentase tingkat kebenaran hasil dapat diperoleh dengan menggunakan persamaan:

$$\text{Tingkat keberhasilan} = \left(\frac{\text{Jumlah hasil sesuai}}{\text{Jumlah keseluruhan data}} \right) \times 100\% \quad (7)$$

Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 6, prosentase sebesar 98,82% menggambarkan tingkat keberhasilan penerapan metode LVQ untuk digunakan dalam proses klasifikasi penyakit katarak, sehingga dinyatakan bahwa disain program aplikasi yang dibuat sudah benar.

Hasil Ujicoba.		
81	KONGENITAL	KONGENITAL
82	SINILIS	SINILIS
83	SINILIS	SINILIS
84	SINILIS	SINILIS
85	SINILIS	SINILIS
Total Data Ujicoba		85
Salah		1 (1,18%)
Benar		84 (98,82%)
Waktu dibutuhkan: 0.028432130813599 detik		

Gambar 6 Hasil uji coba

Kesimpulan

- Hasil analisis perhitungan metode LVQ menggunakan jumlah data uji coba antara 50 dan 85 data dengan nilai *max epoch* 10, *learning rate* (alpha) 0,1, *decrement alpha* 0,01, serta *minimum alpha* 0.001, menggunakan data pembelajaran sebanyak 75, 100, 150, 200, 250 dan 300 menghasilkan tingkat akurasi sebesar 98% dengan waktu komputasi 0,01 detik.
- Semakin kecil *learning rate*, semakin baik proses klasifikasi data uji coba. Pada penelitian yang dilakukan, penggunaan metode LVQ kurang maksimum jika *learning rate* yang digunakan sama atau lebih besar dari 0,7.
- Jumlah data latih yang digunakan mempengaruhi hasil pembelajaran. Semakin banyak jumlah data latih, tingkat persentase akurasi semakin tinggi.

Daftar Pustaka

- [1] A. S. Arifianto, M. Sarosa, dan O. Setyawati, "Klasifikasi stroke berdasarkan kelainan patologis dengan *Learning Vector Quantization*," Jurnal EECCIS, vol. 8, no. 2m, hlm. 117-122, 2014.
- [2] Sidarta Ilyas, Kedaruratan Dalam Ilmu Penyakit Mata. Jakarta: Balai Penerbit FKUI, 2000.
- [3] Sidarta Ilyas, Penuntun Ilmu Penyakit Mata. Jakarta: Balai Penerbit FKUI, 2001.
- [4] S. Kusumadewi, Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB & EXCEL LINK. Yogyakarta: Graha Ilmu, 2004.
- [5] Sujoto T, Edy M, Vincent S., Kecerdasan Buatan. Yogyakarta: Andi Offset, 2011.
- [6] Y.I. Hatmojo, "Implementasi wavelet Haar dan jaringan tiruan pada pengenalan pola selaput pelangi mata," Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi (JNTETI), vol. 3, no. 1, 2014.
- [7] A. Prabowo, "Perbandingan antara metode Kohonen Neural Network dengan Metode Learning Vector Quantization pada pengenalan pola tanda tangan," Jurnal Sains dan Matematika (JSM), vol. 14.