

## LEARNING VECTOR QUANTIZATION UNTUK KLASIFIKASI PENILAIAN PADA VIRTUAL PATIENT CASE

Kunti Eliyen<sup>1</sup>, Herman Tolle<sup>2</sup>, M. Aziz Muslim<sup>3</sup>

<sup>1,3</sup> Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Brawijaya  
Jalan M.T. Haryono No.167, 65145 Malang

eliyen.kunti@gmail.com

<sup>2</sup> Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya  
Jalan Veteran No.8, 65145 Malang

Page | 98

**Abstrak** — Dalam pendidikan kedokteran ada berbagai macam ujian yang diterapkan. Salah satunya adalah ujian *Objective Structure Clinical Examinations* (OSCE). OSCE adalah alat untuk menilai komponen kompetensi klinik seperti *history taking*, pemeriksaan fisik, *procedural skill*, ketrampilan komunikasi, interpretasi hasil laboratorium, manajemen dan lain-lain yang diuji menggunakan *checklist* yang telah disetujui dan mahasiswa akan mengikuti beberapa *station*. OSCE merupakan bagian dari penilaian yang bertujuan untuk menilai kompetensi dan ketrampilan klinis mahasiswa secara objektif dan terstruktur yang biasanya dilakukan pada tengah semester atau akhir semester pada mata kuliah tertentu. Pada penelitian ini akan dikembangkan sistem penilaian otomatis untuk ujian OSCE berdasarkan kasus pasien *virtual* yang dapat digunakan untuk menilai keterampilan mahasiswa dalam memeriksa dan memperlakukan pasien *virtual*. Pada penelitian ini sistem penilaian dilakukan dengan melakukan klasifikasi nilai untuk setiap jenis kategori pemeriksaan. Algoritma yang akan diimplementasikan untuk klasifikasi adalah *Learning Vector Quantization* (LVQ). Uji coba yang telah dilakukan menggunakan LVQ didapat akurasi sebesar 98,8% dengan menggunakan data latih sebesar 135, data uji sebesar 105 data dan nilai  $\alpha = 0,1$ .

**Keywords** — Penilaian, klasifikasi, LVQ.

### I. PENDAHULUAN

Evaluasi, penilaian (*assessment*), ujian, ataupun istilah lain yang relevan memang tidak dapat dipisahkan dari kualitas pendidikan, karena hasilnya merupakan salah satu indikator kualitas pendidikan suatu bangsa. Dalam pendidikan kedokteran ada berbagai macam ujian yang diterapkan. Salah satunya adalah ujian *Objective Structure Clinical Examinations* (OSCE). OSCE adalah alat untuk menilai komponen kompetensi klinik seperti *history taking*, pemeriksaan fisik, *procedural skill*, ketrampilan komunikasi, interpretasi hasil laboratorium, manajemen dan lain-lain yang diuji menggunakan *checklist* yang telah disetujui dan mahasiswa akan mengikuti beberapa *station*. OSCE merupakan bagian dari penilaian yang bertujuan untuk menilai kompetensi dan ketrampilan klinis mahasiswa secara objektif dan terstruktur.

Seperti halnya dengan kegiatan evaluasi yang diterapkan dalam proses belajar mengajar pendidikan kesehatan gigi yang dilaksanakan di Fakultas Kedokteran Gigi (FKG) Universitas Brawijaya. Pada saat praktik klinis setiap mahasiswa diwajibkan untuk mengumpulkan 4 orang yang bertindak sebagai pasien yang akan diperiksa sesuai dengan kondisi gigi, riwayat kesehatan gigi dan gejalanya. Penilaian praktik klinis ini dilakukan dengan menilai tindakan yang dilakukan mahasiswa berdasarkan kategori pemeriksaan dengan menerapkan *actual mark*.

Penilaian pada *actual mark* misalnya dalam satu stasiun kompetensi yang dinilai adalah kemampuan anamnesa, pemeriksaan fisik, komunikasi dan perilaku profesional. Skala penilaian adalah 0-3 untuk setiap kompetensi. Sebagai contoh pada kompetensi anamnesa, nilai 0 jika peserta ujian tidak melakukan anamnesa sama sekali, nilai 1 jika melakukan sebagian dari anamnesa, nilai 2 jika melakukan keseluruhan anamnesa tetapi tidak sempurna, nilai 3 jika melakukan seluruh poin anamnesa dengan sempurna. Ketentuan tersebut tidak baku, tetapi dapat dibakukan setelah disepakati dalam rapat. Pada kompetensi pemeriksaan fisik yang harusurut misalnya dapat digunakan skala angka, jika dalam satu pemeriksaan fisik terdapat 10 langkah misalnya, nilai 0 tidak melakukan sama sekali, nilai 1 melakukan 1-5 step, nilai 2 melakukan 6-8 step, nilai 3 melakukan 9-10 step. Begitu juga berlaku untuk menilai komunikasi dan perilaku profesional. Semua ketentuan tersebut mengacu kepada standar OSCE nasional, hanya titik berat penilaiannya, ditetapkan berdasarkan kesepakatan bersama [1].

Penelitian yang dilakukan adalah dengan mengadakan simulasi pemeriksaan klinis terhadap pasien *virtual*. Dalam sistem tersebut mahasiswa diberikan beberapa keluhan pasien yang berhubungan dengan penyakit gigi pasien, kemudian mahasiswa melakukan pemeriksaan pada pasien, mendiagnosis penyakit pasien dan menentukan perawatan yang

akan diterima pasien. Penilaian dilakukan dengan melakukan klasifikasi dari jawaban mahasiswa yang disimpan oleh sistem untuk setiap kategori pemeriksaan dengan menggunakan algoritma LVQ.

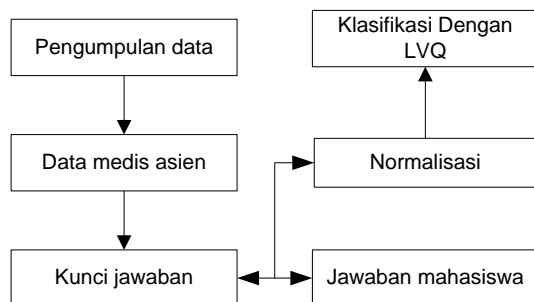
## II. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini akan dianalisis proses pengambilan nilai mahasiswa pada system yang telah dikoreksi dengan kunci jawaban, kemudian hasil dari pengambilan nilai tersebut akan diklasifikasi menggunakan algoritma *Learning Vector Quantization*.

### A. Flowchart Penelitian

Tahapan pada sistem penelitian ini adalah mendapatkan nilai mahasiswa yang diperoleh dari jawaban yang diinput oleh mahasiswa ke dalam sistem yang dikoreksi dengan menggunakan kunci jawaban. Nilai yang diperoleh adalah nilai  $x_1$  (banyaknya jawaban dipilih dan benar),  $x_2$  (banyaknya jawaban dipilih dan salah) dan  $x_3$  (banyaknya jawaban yang benar tetapi tidak dipilih). Diagram untuk tahap penelitian dapat dilihat pada Gbr 1.

Setelah mendapatkan ketiga nilai tersebut kemudian langkah selanjutnya adalah mengklasifikasi nilai yang didapatkan mahasiswa sebagai penilaian ketrampilan mahasiswa dalam memeriksa pasien dan menentukan diagnosis dan rencana perawatan pasien sesuai dengan pemeriksaan yang telah dilakukan oleh mahasiswa. Klasifikasi penilaian ini dilakukan dengan menggunakan LVQ yang diterapkan untuk nilai per kategori pemeriksaan. *Flowchart* LVQ dapat dilihat pada Gbr 2.

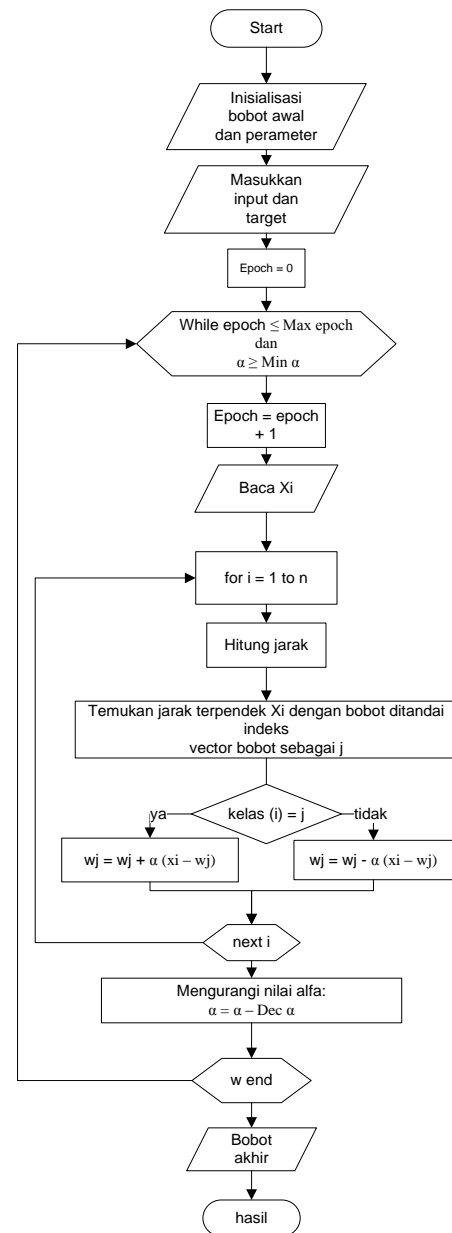


Gbr 1. Tahap Penelitian

LVQ merupakan suatu metode klasifikasi pola yang masing-masing unit *output* mewakili kategori atau kelas tertentu. Vektor bobot untuk unit *output* yang sering disebut vektor referensi untuk kelas yang dinyatakan oleh unit tersebut. LVQ mengklasifikasikan vektor *input* dalam kelas yang sama dengan unit *output* yang mewakili vektor bobot paling dekat dengan vektor *input*.

Penentuan vektor bobot pada LVQ yaitu dengan cara mengambil sebanyak satu baris pertama atau terakhir pada vektor data latihan dan menggunakannya

untuk vektor bobot. Sisa vektor data latihan lainnya digunakan untuk proses pelatihan.



Gbr 2. Flowchart LVQ

LVQ bekerja dengan sederhana yaitu dengan cara memperbarui bobot agar lebih mendekati data sesuai dengan jumlah iterasi maksimal yang ditentukan. Untuk memperbarui bobot digunakan rumus perhitungan sebagai berikut.

i. Jika  $T = C_j$ , maka

$$w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha \|x - w_j\| \quad (1)$$

ii. Jika  $T \neq C_j$ , maka

$$w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha \|x - w_j\| \quad (2)$$

Keterangan:

T = kategori atau kelas yang benar untuk vektor masukan

C<sub>j</sub> = kategori atau kelas direpresentasikan oleh unit keluaran ke j

w<sub>j</sub> = vektor bobot untuk unit keluaran j (W<sub>1j</sub>, ..., W<sub>ij</sub>, ..., W<sub>nj</sub>)

α = learning rate

### B. Pengambilan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data milik seorang dokter gigi yang juga menjabat sebagai dosen di Fakultas Kedokteran Gigi Universitas Brawijaya. Data tersebut meliputi data diri pasien, rekam medis pasien yang meliputi pemeriksaan fisik (pemeriksaan kesehatan umum, pemeriksaan subjektif, pemeriksaan objektif intraoral dan pemeriksaan objektif ekstraoral), diagnosis penyakit dan rencana perawatan. Data tersebut merupakan data yang digunakan sebagai data yang digunakan untuk soal dan pembuatan kunci jawaban.

Selain data yang disebutkan sebelumnya, data perhitungan koreksi manual dari dokter gigi juga digunakan sebagai acuan untuk melakukan klasifikasi nilai. Data ini disebut *training data*. Sedangkan data yang digunakan sebagai data uji adalah data dari jawaban mahasiswa yang telah disimpan oleh sistem.

### C. Pengujian Klasifikasi

Pengujian hasil klasifikasi nilai dilakukan dengan cara melakukan perbandingan keluaran dari sistem dengan nilai target sebenarnya. Perhitungan dihitung dengan menggunakan *Confusion Matrix*.

$$\text{accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3)$$

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

Keterangan:

TP = *True Positive* (Jika hasil prediksi positif dan data sebenarnya positif)

TN = *True Negative* (Jika hasil prediksi negatif dan data sebenarnya negatif)

FN = *False Negative* (Jika hasil prediksi negatif dan data sebenarnya positif)

FP = *False Positive* (Jika hasil prediksi positif dan data sebenarnya negatif)

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Uji coba dilakukan dengan menggunakan data uji yang berbeda dari data *learning* untuk memenuhi aspek obyektifitas, hal ini dimaksudkan untuk mengetahui akurasi kebenaran luaran program dengan mengacu pada penilaian manual. Untuk uji coba dilakukan dengan mengimplementasikan LVQ pada penilaian pemeriksaan pasien dengan kategori Wawancara Data Diri dengan 8 jumlah jawaban benar. Untuk *range* penilaian dapat dilihat pada Tabel 1.

TABEL I  
RANGE PENILAIAN

Jawaban Benar	Klasifikasi Nilai
0 - 1	0
2 - 3	1
4 - 6	2
7 - 8	3

Untuk uji coba klasifikasi dengan LVQ maka ditentukan 2 skenario berbeda yang dapat dilihat pada Tabel 2.

TABEL III  
SKENARIO LVQ

Skenario Training	1	2
Max Epoch	50	50
Learning Rate	0.05	0.1

Skenario uji coba yang diimplementasikan pada LVQ kemudian menghasilkan nilai akurasi, *precision* dan *recall* pada Tabel 3.

TABEL IIIII  
HASIL UJI COBA

Ke -	Data Training	Data Uji	Skenario	Confusion Matrix		
				Precision	Recall	Accuracy
1.	105	84	α = 0,05	100%	92 %	95,23 %
2.	135	84	α = 0,05	100%	95,8 3%	97,61 %
3.	105	84	α = 0,1	100%	93,8 7%	96,42 %
4.	135	84	α = 0,1	100%	97,8 7%	98,8 %

Berdasarkan Tabel 3, uji coba pertama dengan data *training* 105 data dan data uji 84 menghasilkan nilai akurasi 95,23%. Pada percobaan kedua dengan meningkatkan jumlah data *training* menjadi 135 diperoleh tingkat akurasi yang lebih tinggi yaitu 97,6%.

Sedangkan pada percobaan ketiga dengan meningkatkan nilai α menjadi 0,1 menggunakan jumlah data *training* sebanyak 105 didapatkan

akurasi yang lebih baik dari percobaan pertama yaitu sebesar 96,42%. Untuk percobaan keempat dengan meningkatkan jumlah data *training* menjadi 135 kemudian didapatkan nilai akurasi yang meningkat menjadi 98,8%.

Dilihat dari hasil uji coba pada Tabel 3 kinerja LVQ bergantung pada nilai  $\alpha$  yang ditentukan. Pada Tabel 3 dipaparkan bahwa percobaan menggunakan nilai  $\alpha = 0,1$  menghasilkan akurasi lebih baik daripada  $\alpha = 0,05$ .

Penentuan nilai  $\alpha$  pada implementasi LVQ harus memenuhi  $0 < \alpha < 1$ , tetapi tidak dapat ditentukan secara pasti berapa nilai  $\alpha$  yang baik untuk sebuah perhitungan, karena semakin besar nilai  $\alpha$  yang digunakan maka laju perhitungan pada jaringan akan tidak stabil. Sebaliknya, apabila nilai  $\alpha$  yang digunakan terlalu kecil maka laju perhitungan pada jaringan akan melambat.

Di samping nilai  $\alpha$  yang mempengaruhi hasil akurasi, mengacu pada Tabel 3 terlihat bahwa penggunaan jumlah data *training* juga mempengaruhi akurasi. Akurasi meningkat pada saat jumlah data *training* ditingkatkan dari 105 menjadi 135 data. Semakin banyak data latih semakin besar tingkat akurasinya dan begitu pun sebaliknya.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengambilan dan analisis data dari penelitian ini dapat ditarik kesimpulan bahwa algoritma LVQ dapat digunakan untuk klasifikasi penilaian dengan menggunakan nilai  $\alpha$  sebagai parameter perhitungan. Semakin besar nilai  $\alpha$  yang digunakan maka laju perhitungan pada jaringan akan tidak stabil. Sebaliknya, apabila nilai  $\alpha$  yang digunakan terlalu kecil maka laju perhitungan pada jaringan akan melambat.

Jumlah data *training* yang digunakan pada perhitungan menggunakan LVQ dapat mempengaruhi nilai akurasi yang dihasilkan. Semakin banyak jumlah data yang digunakan maka semakin tinggi nilai akurasi yang dihasilkan, begitu juga sebaliknya.

#### REFERENSI

- [1] Iing, "Ujian OSCE Reguler Berorientasi Ergonomi Meningkatkan Kinerja Penguji Di Fakultas Kedokteran Universitas Islam Al-Azhar Mataram," *Magister Ergonomi-Fisiologi Kerja, universitas Udayana*, 2015.
- [2] Kusri dan T.L. Emha, *Algoritma Data Mining*, Yogyakarta: Andi, 2009.
- [3] M. T. Pilevar, H. Feili dan M. Soltani, "Classification of Persian Textual Documents Using Learning Vector Quantization," *IEEE*, 2009.
- [4] N. Zary, G. Johnson, J. Boberg dan U. Fors, "Development Implementation and Pilot Evaluation of a Web-based Virtual Patient Case Simulation Environment-Web SP," *BioMed Central*, 2006.
- [5] T. Sutojo, E. Mulyanto dan V. Suhartono, *Kecerdasan Buatan*, Yogyakarta: Andi, 2010.
- [6] Hariri, U. Utami dan A. Ambarowati, "Learning Vector Quantization untuk Klasifikasi Abstrak Tesis," *Citec Journal*,

*Vol. 2, No. 2*, pp. 128-143, Februari 2015-April 2015.

- [7] E. I. Sela dan S. Hartati, "Pengenalan Jenis Penyakit THT Menggunakan Jaringan Learning Vector Quantization," *Universitas Gajah Mada*, 2015.
- [8] Wuryandari dan I. Afrianto, "Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dan Learning Vector Quantization pada Pengenalan Wajah," *Jurnal Komputer dan Informatika, Edisi 1, Vol.1*, pp. 45-51, Maret 2012.