KLASIFIKASI PENYAKIT DIABETES MELLITUS TIPE 2 MENGGUNAKAN *LEARNING VECTOR QUANTIZATION* (LVQ)

SKRIPSI

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Disusun Oleh :

Risti Vika Arvianti
NIM. H72215020

PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS NEGERI SUNAN AMPEL
SURABAYA
2019

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : Risti Vika Arvianti

NIM : H72215020

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2015

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi yang berjudul "KLASIFIKASI PENYAKIT DIABETES MELLITUS TIPE 2 MENGGUNAKAN *LERANING VECTOR QUANTIZATION* (LVQ)".Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 31 Juli 2019

Yang menyatakan,

(Risti Vika Arvianti)

NIM H72215020

LEMBAR PERSETUJUAN DOSEN PEMBIMBING

Skripsi oleh

NAMA : Risti Vika Arvianti

NIM : H72215020

JUDUL : Klasifikasi Penyakit Diabetes Mellitus Tipe 2 Menggunakan *Leraning Vector Quantization* (LVQ)

Ini telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Surabaya, 29 JULI 2019

Dosen Pembimbing 1	Dosen Pembimbing 2
(Dian C. Rini Novitasari, M.Kom)	(Putroue Keumala Intan, M.Si)
NIP.198511242014032001	NIP.198805282018012001

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

NAMA : Risti Vika Arvianti

NIM : H72215020

JUDUL : Klasifikasi Penyakit Diabetes Mellitus Tipe 2 Menggunakan *Leraning Vector Quantization* (LVQ)

Telah dipertahankan di depan tim penguji skripsi

Pada hari Rabu Tanggal 31 Juli 2019

Penguji I	Penguji II
(Dian C. Rini Novitasari, M.Kom)	(Putroue Keumala Intan, M.Si)
NIP.198511242014032001	NIP.198805282018012001
Penguji III	**Penguji IV**
(Nurissaidah Ulinnuha, M.Kom)	(Wika Dianita Utami, M.Sc)
NIP. 199011022014032004	NIP. 199206102018012003

Mengetahui,
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Ampel Surabaya

Dr. Eni Purwati, M.Ag
NIP.196512211990022001

KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN
Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : RISTI VIKA ARVIANTI
NIM : H72215020
Fakultas/Jurusan : SAINS DAN TEKNOLOGI / MATEMATIKA
E-mail address : ristivikaarvianti@gmail.com.

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :
☑ Sekripsi ☐ Tesis ☐ Desertasi ☐ Lain-lain (.....)
yang berjudul :
KLASIFIKASI PENYAKIT DIABETES MELLITUS TIPE 2 MENGGUNAKAN LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ)

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara ***fulltext*** untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 2 Agustus 2019

Penulis

( )
Risti Vika Arvianti

ABSTRAK

KLASIFIKASI PENYAKIT DIABETES MELLITUS TIPE2 MENGGUNAKAN *LEARNING VECTOR QUANTIZATION* (LVQ)

Diabetes merupakan penyakit yang disebabkan karena kadar gula darah pada darah lebih tinggi dari biasa/normal (kadar gula darah normal adalah 60 mg/dl sampai dengan 145 mg/dl) dikarenakan hal tersebut tubuh tidak dapat melepaskan atau menggunakan hormon insulin secara cukup oleh karena itu perlu diketahui bahwa hormon insulin yang dihasilkan oleh pankreas dalam tubuh kita untuk mempertahankan kadar gula darah tetap normal. Menurut International Diabetes Federation Indonesia menduduki peringkat ke 9 pada tahun 2010 dengan jumlah penderita diabetes sebanyak 7 juta jiwa dan Indonesia akan mengalami kenaikan peringkat dari peringkat ke 9 menjadi peringkat ke 6 pada tahun 2025 dengan jumlah penderita sebanyak 333 juta jiwa. *Learning Vector Quantization* (LVQ) adalah suatu metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompotitif yang terawasi. Hasil klasifikasi menggunakan metode *learning vector quantization* dengan data testing sebanyak 40% dilakukan percobaan menggunakan epoch 1000 hingga 10000 dengan selang 1000. Model terbaik dengan nilai minimum terdapat pada epoch 1000 pada *learning rate* 0.008, pada epoch 3000 dengan *learning rate 0*.004, Model terbaik dengan nilai minimum terdapat pada epoch 9000 pada *learning rate* 0.008. Pada data Training 70% dan 80% dengan epoch 1000 sampai dengan 10.000, diperoleh model dengan nilai minimum yang terdapat pada *learning rate* 0.001 sampai dengan 0.009.

Kata Kunci: Diabetes, *Learning Vector Quantization*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

ABSTRAC

CLASSIFICATION OF DIABETES MELLITUS TYPE 2 DISEASE USING QUANTISATION VECTOR LEARNING (LVQ)

Diabetes is a disease caused by blood sugar levels that are higher than normal (normal blood sugar levels are 60 mg / dl up to 145 mg / dl) because it cannot be used or uses the insulin hormone insulin produced by the inner pancreas our body to maintain blood sugar levels remains normal. According to the International Diabetes Federation, Indonesia will increase the 9th rank in 2010 with a total of 7 million diabetics and Indonesia will experience a ranking increase to 9th in the rank of 2025 with 333 million sufferers. Learning Vector Quantization (LVQ) is a method for conducting learning on a supervised computational layer. The classification results using the quantization vector learning method by testing data as much as 40% using 1000 to 10,000 epoch experiments with 1000 intervals. The best model with a minimum value is needed in 1000 times at the learning level 0.008, in 3000 times with a learning level of 0.004, the best model with a minimum value It's at 9000 at the learning level of 0.008. In Training data 70% and 80% with 1000 to 10,000 epochs, a model with minimum values is available at the learning level of 0.001 to 0.009.

Keywords: Diabetes, *Learning Vector Quantization*.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR ISI

Halaman Judul……..……..i

Lembar Persetujuan Dosen Pembimbing…….....ii

Lembar Pengesahan…….…….….....iii

Halaman Pernyataan Keaslian Karya Ilmiah ……iv

Halaman Motto…….v

Halaman Persemahan…….…….vi

Abstrak…….…….……vii

Abstrack……..……..……viii

Daftar

Isi……...……..…….….....xvi

Daftar Tabel……..……..……..…xiii

Daftar Gambar…….……..…xv

BAB I PENDAHULUAN…...…….……..…1

A.Latar Belakang..... 1

B.Rumusan Masalah..... 6

C.Tujuan Penelitian 7

D.Manfaat Penelitian..... 7

E.Batasan Masalah 7

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB II KAJAN PUSTAKA…….……..8

A.Diabetes Mellitus (DM)..... 8

B.Faktor-faktor terjadi diabetes mellitus tipe 2..... 11

C.Jaringan Syaraf Tiruan..... 15

D. Learning Vector Quantization 16

E. Konsep LVQ……..……....20

F. Jarak Euclidean……..……20

G. Confusion Matrix……..22

BAB III METODE PENELITIAN……..……..23

A. Jenis Penelitian 23

B.Data Penelitian..... 23

C. Alur Penelian……..……...24

D. Teknik Analisis Data…….24

BAB IV PEMBAHASAN……...……..30

A. Proses Klasifikasi……..……..……..…..30

B. Contoh Perhitungan dengan LVQ……...32

C. Hasil Klasifikasi …….……43

BAB V PENUTUP……...……...……..56

A. Simpulan…….……56

B. Saran……..……..57

DAFTAR PUSTAKA…….……..58

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Definisi Variabel …….17

Tabel .3.1. Confusion Matrix….....21

Tabel 3.2Data Penelitian…..……..…..…..25

Tabel 3.2 Data Masukan…..……..…..…..25

Tabel 4.1.Normalisasi Data ……..…….30

Tabel 4.2 Hasil Normalisasi Data…….31

Tabel 4.3. Hasil Pengubahan Bentuk Biner……..31

Tabel 4.4 Data Matriks Input……..……..…..…..32

Tabel 4.5 Data Bobot……..……..…..…..32

Tabel 4.6 Data Latih…… ……..…..…..33

Tabel 4.7 Hasil Klasifikasi (DTr-60%-DTs-40%) dengan 1000 Epoch……..44

Tabel 4.8 Hasil Klasifikasi (DTr-70%-DTs-30%) dengan 2000 Epoch…..……..45

Tabel 4.9 Hasil Klasifikasi (DTr-60%-DTs-40%) dengan 3000 Epoch……45

Tabel 4.10 Hasil Klasifikasi (DTr-60%-DTs-40%) dengan 4000 Epoch..……46

Tabel 4.11 Hasil Klasifikasi (DTr-60%-DTs-40%) dengan 5000 Epoch….……47

Tabel 4.12 Hasil Klasifikasi (DTr-60%-DTs-40%) dengan 6000 Epoch……..48

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.13 Hasil Klasifikasi (DTr-60%-DTs-40%) dengan 7000 Epoch…….....49

Tabel 4.14 Hasil Klasifikasi (DTr-60%-DTs-40%) dengan 8000 Epoch……..49

Tabel 4.15 Hasil Klasifikasi (DTr-60%-DTs-40%) dengan 9000 Epoch……..50

Tabel 4.16 Hasil Klasifikasi (DTr-60%-DTs-40%) dengan 10000 Epoch……51

Tabel 4.17 Hasil Klasifikasi (DTr-70%-DTs-30%) dengan 1000 -10000 Epoch..52

Tabel 4.18 Hasil Klasifikasi (DTr-80%-DTs-20%) dengan 1000 -10000 Epoch..53

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Arsitektur *Learning Vector Quantization*……..…….....17

Gambar 3.1. Diagram Alir Penelitian ……...…....27

Gambar 3.2. Flowchart Algoritma LVQ …….……..28

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB I
PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Kesehatan menjadi salah satu nikmat dan karunia yang sangat besar yang diberikan oleh Allah kepada umat manusia, oleh sebab itu maka kesehatan menjadi modal utama dalam kehidupan manusia. Manusia tanpa diberi kesehatan maka tidak dapat melakukan suatu kegiatan yang menjadi kewajibannya untuk menyangkut kepentingan diri sendiri maupun kepenting an yang lain seperti halnya beribadah kepada Allah dan lain-lain.

Pentingnya kesehatan sebagai modal utama dalam kehidupan manusia sehingga Rasullah Saw menganjurkan upaya untuk melakukan penyembuhan suatu penyakit dengan cara berobat, meskipun yang memberikan kesembuhan adalah Allah. Seperti halnya yang tercantumkan di Al-Qur'an surah Asy-Syu'araa pada ayat 78-81

ٱلَّذِى خَلَقَنِى فَهُوَ يَهۡدِينِ ﴿٧٨﴾ وَٱلَّذِى هُوَ يُطۡعِمُنِى وَيَسۡقِينِ ﴿٧٩﴾ وَإِذَا مَرِضۡتُ فَهُوَ

يَشۡفِينِ ﴿٨٠﴾ وَٱلَّذِى يُمِيتُنِى ثُمَّ يُحۡيِينِ ﴿٨١﴾

" (Yaitu Tuhan) yang telah menciptakan Aku, maka dialah yang menunjuki aku, dan Tuhanku, yang dia memberi makan dan minum kepadaku, dan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

apabila aku sakit, dialah yang menyembuhkan aku dan yang akan mematikan Aku, kemudian akan menghidupkan aku (kembali)".

Telah diketahui pada surah Asy-Syu'ara bahwasannya Allah tidak akan menurunkan suatu penyakit tanpa disertai dengan obatnya yang artinya segala penyakit yang diturunkan Allah kepada hambanya selalu disertai dengan obatnya dan Allah akan mengampuni segala dosa-dosa. Dari semua hal tersebut merupakan kenikmatan yang di berikan oleh Allah yang wajib disyukuri dengan berbagai macam cara, dan yang paling mulia yaitu dengan menyembahNya.

Namun alangkah baiknya jika melakukan upaya pencegahan suatu penyakit sebelum datangnya penyakit, karena kesehatan yang diberikan Allah kepada hambanya sangatlah mahal harganya dan tidak dapat dibeli dengan uang. Pepatah arab mengatakan bahwasannya mencegah lebih baik dari pada pengobatan.

Diabetes merupakan suatu penyakit yang disebabkan karena kadar gula darah lebih dari 145 mg/dl, yang dapat menyebabkan tubuh tidak dapat menggunakan maupun melepaskan hormon insulin yang dihasilkan oleh pankreas pada tubuh secara cukup. Timbulnya gejala pada seseorang yang menderita penyakit diabetes dapat disebabkan karena tubuh seseorang mengalami gangguan untuk mengontrol kadar gula darah sehingga dapat mengakibatkan fungsi insulin terganggu dan kurangnya hormon insulin yang dihasilkan oleh pankreas. Penyakit diabetes

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

merupakan penyakit yang akan disandang dalam seumur hidup dan dapat mengakibatkan kematian (Soegondo, 2007).

Penyakit diabetes termasuk ke dalam salah satu penyakit yang dapat menyebabkan kematian dengan jumlah tinggi pada negara maju maupun negara berkembang. Berikut terdapat 10 Negara yang memiliki jumlah penderita diabetes terbanyak dan Indonesia merupakan salah satu Negara yang memiliki jumlah penderita diabetes terbanyak. 10 negara yang mempunyai penderita diabetes terbanyak yaitu, China, India, Amerika Serikat, Jepang, Pakistan, Banglades, Italia, Rusia, Indonesia dan Brazil. Pada tahun 2010 penderita diabetes di Indonesia berjumlah 7 juta jiwa sehingga membuat Indonesia menempati peringkat ke 9 dengan jumlah penderita terbanyal terbanyak, dan akan mengalami kenaikan peringkat dari peringkat 9 menjadi peringkat ke 6 dengan jumlah penderita diabetes sebanyak 333 juta jiwa di tahun 2025.

Menurut *World Health Organization* (WHO) penderita penyakit diabetes di Indonesia akan terus meningkat dari 108 juta jiwa penderita diabetes pada tahun 1980 dan pada tahun 2014 meningkat menjadi 422 juta jiwa. Beberapa provinsi di Indonesia yang terdiagnosis penyakit diabetes yaitu Provinsi Yogyakarta sebanyak (2,6%), Sulawesi Utara sebanyak (2,4%), Provinsi Kalimantan Timur sebanyak (2,3%), Provinsi Sulawesi Tengah sebanyak (3,7%), Provinsi Sulawesi Selatan sebanyak (3,4%), Provinsi Kalimantan Barat sebanyak (11,1%), Provinsi Riau sebanyak (10,4%), Provinsi Nanggroe Aceh Darussalam sebanyak (8,5%),

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Provinsi Lampung sebanyak (6,2%) dan Provinsi DKI Jakrta sebanyak (2,5%)(Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan, 2013).

Adapun faktor-faktor yang mempengaruhi diabetes mellitus tipe 2 menurut penelitian yang penah dilakukan oleh (Dewi Prasetyani, 2011) terdapat 10 faktor yang dapat mempengaruhi diabetes mellitus tipe 2 yaitu jenis kelamin, status perkawinan, pekerjaan, pola makan, merokok, aktivitas fisik, obesitas, stress, kadar gula darah. Oleh karena itu untuk menghindari penyakit diabetes mellitus tipe 2 terdapat beberapa upaya yang harus dilakukan untuk pencegahan penyakit diabetes yaitu meningkatkan pengetahuan tentang diabetes mellitus, menjaga pola makan dan berolahraga secara cukup, mempertahankan berat badan sesuai dengan umur dan tinggi badan, selalu melakukan cek kadar gula darah (Hasnah, 2009).

Beberapa penelitian terdahulu yang berkaitan dengan penyakit diabetes diantaranya adalah Hubungan tingkat pengetahuan faktor resiko Diabetes Mellitus pada pegawai negeri sipil UIN Alaudin Makassar(Juddin, 2017), Hubungan pola makan dengan kadar gula darah pada pasien Diabetes Mellitus tipe 2 di poli penyakit dalam RSUD DR. H. Abdul Moeloek Provinsi Lampung Tahun 2015(Amitria, 2016), Pengaruh Pendidikan Kesehatan Terhadap Tingkat Pengetahuan Tentang Penyakit Diabetes Mellitus pada Penderita Penyakit Diabetes Mellitus Tipe 2 di Desa Ngadiwarno Sukorejo Kendal(Mutoharoh, 2017), Faktor yang Berhubungan dengan Kejadian Diabetes Mellitus yang terdapat di RSUP

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DR Wahidin Sudirohusodo dan RS Universitas Hasanudin Makassar Tahun 2017 (Ramadhan, 2017) dan Faktor Risiko yang dapat mempengaruhi munculnya Diabetes Mellitus Tipe 2 (Isnaini & Ratnasari, 2018).

Penelitian ini menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) yang termasuk kedalam salah satu metode klasifikasi dimana terdapat vektor bobot yang mewakili satu unit keluaran untuk dapat dijadikan acuan bagi kelas yang mewakili *output* tersebut dengan menghitung jarak antar data. Sebelum memasuki proses pada metode *learning vector quantization* langkah awal dengan melakukan normalisasi data dengan metode *Min-Max* untuk mendapatkan data dengan jangkauan [0-1]. *Learning Vector Quantization* merupakan metode klasifikasi yang sangat penting karena vektor bobot yang didapatkan akan terus diperbarui sehingga kondisi berhenti terpenuhi atau mencapai pada iterasi maksimal. Selain digunakan untuk melakukan klasifikasi.

Metode LVQ bisa digunakan mengidentifikasi suatu tulisan tangan dengan menggunakan huruf lontara seperti yang dilakukan oleh (Saputra, 2015), LVQ juga bisa digunakan untuk identifikasi pembicara dengan menggunakan ekstraksi ciri *principal component analysis* seperti yang dilakukan oleh (Sugiyanto, 2015), LVQ juga bisa digunakan untuk memprediksi penyakit *Tuberculosis* paru (TB paru) seperti penelitian yang dilakukan oleh (Rahmadani & Jaya, 2018) yang memperoleh hasil akurasi 100%, juga bisa digunakan untuk optimasi vektor bobot *learning vector*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

quantization menggunakan *algoritme genetika* untuk penentuan kualitas susu sapi seperti yang dilakukan oleh (Widyawati, Setiawan, & Adikara, 2017) yang memperoleh akurasi tertinggi sebesar 88% dengan populasi 30, crossover rate 0.05, generasi 75, alpha 0.6 dan pengurangan alpha 0.3. Analisis variasi parameter *learning vector quantization artificial neural network* terhadap pengenalan pola odor seperti yang dilakukan oleh (Kholis, 2016) yang memperoleh hasil hubungan antara parameter *alpha* konstanta laju pembelajaran, jumlah *epoch*, dan analisis *vector* perwakilan terhadap eror dan *Recognition Rate* yang diperoleh,.

Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu yang pernah menggunakan metode klasifikasi *Learning Vector Quantization*. Pada penelitian ini, peneliti tertarik untuk meneliti lebih lanjut untuk mengetahui dan mendalami tentang metode Learning Vector Quantization dengan judul "Klasifikasi Penyakit Diabetes Mellitus Menggunakan *Learning Vector Quantization*".

B. Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah dari penelitian ini antara lain:

1. Bagaimana proses normalisasi data menggunakan metode Min-Max?
2. Bagaimana proses klasifikasi penyakit diabetes mellitus tipe 2 dengan menggunakan *Learning Vector Quantization* (LVQ)?
3. Bagaimanakah hasil klasifikasi penyakit diabetes mellitus tipe 2 dengan menggunakan metode *Learning Vector Quantiztaion* (LVQ)?

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

C. Tujuan Penelitian

Tujuan pada penelitian antara lain:

1. Untuk merubah data diabetes menjadi data biner
2. Untuk menampilkan proses klasifikasi diabetes mellitus tipe 2 menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ).
3. Menghitung presentase keakurasian metode *Learning Vector Quantization* dalam mengklasifikasikan data penyakit diabetes mellitus tipe 2.

D. Manfaat Penelitian

Manfaat pada penelitian ini adalah untuk memberikan kontribusi bagi perkembangan pengolahan data medis khususnya pada klasifikasi pada data diabetes mellitus tipe 2 dengan menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ).

F. Batasan Masalah

Batasan masalah dari penelitian ini adalah variabel yang digunakan pada penelitian ini yaitu obesitas, usia, kadar gula darah, faktor keturunan dan pola makan.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

A. Diabetes Mellitus (DM)

Diabetes mellitus (DM) adalah suatu kondisi kadar gula dalam darah meningkat. Diabetes merupakan penyakit gangguan yang berkaitan dengan poduksi energi pada sel manusia yang disebabkan karena faktor keturunan, dan makan. Diagnosis khas dari penyakit diabetes mellitus pada umumnya ditandai dengan polyuria (banyak kencing), polydipsia (dehidrasi yang berlebihan), polifagia (selalu merasakan rasa lapar setiap saat), akan tetapi berat badan menurun (Misnadiarly, 2006).

Menurut *International Diabetes Federation*(Federation, 2015) Diabetes terdapat 3 jenis, yaitu:

1. Diabetes Mellitus tipe 1

   Diabetes Mellitus Tipe 1 terjadi karena sistem pertahanan pada tubuh menyerang sel beta yang mana sel beta penghasil insulin pankrean yang dapat mengakibatkan tubuh tidak dapat memproduksi insulin yang dibutuhkan. Penyakit diabetes ini menyerang pada semua kalangan umur. Terutama diabetes mellitus tipe 1 terjadi pada kalangan anak-anak dan remaja. Orang dengan penderita Diabetes Mellitus Tipe 1 sangat memerlukan insulin tiap hari untuk mengendalikan kadar glukosa dalam

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

darahnya karena tanpa insulin orang yang menderita Diabetes Mellitus Tipe 1 akan mengalami kematian(Federation, 2015).

2. Diabetes Mellitus Tipe 2

Diabetes Mellitus Tipe 2 termasuk kedalam jenis penyakit diabetes yang paling umum diderita oleh orang dewasa, tetapi sangat memungkinkan untuk menyerang pada anak-anak dan remaja.

Pada penderita Diabetes Mellitus Tipe 2 tubuh mampu memproduksi insulin tetapi sel-sel pada tubuh tidak dapat menggunakan gula darah dengan baik karena terganggunya respon pada sel tubuh terhadap insulin sehingga mengakibatkan kadar insulin menjadi tidak cukup, kondisi ketika sel pada tubuh tidak dapat menggunakan gula darah dengan baik dan kondisi ketika tubuh manusia tidak mendapatkan unsur pembangun pada tubuh seperti vitamin dan mineral yan sangat dibutuhkan dalam kadar ideal dapat menyebabkan kadar glukosa pada darah tinggi. Gejala dari Diabetes Mellitus Tipe 2 yaitu, terjadi penurunan pada berat badan, penglihatan kabur, sering buang air kecil dan merasakan haus berlebihan. Banyak orang yang tidak menyadari bahwa dirinya menderita Diabetes Mellitus Tipe 2, karena kurangnya pengetahuan tentang gejala yang dialaminya, sehingga tubuh akan rusak oleh glukosa darah yang berlebihan sehingga mengakibatkan banyak orang yang sudah mengalami komplikasi ketika mereka didiagnosis menderita Diabetes Mellitus Tipe 2(Federation, 2015).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

3. Diabetes Gestasional

Diabetes Gestasional adalah penyakit diabetes yang diderita oleh kaum wanita selama waktu kehamilan. Diabetes gestasional pada wanita hamil dengan kadar glukosa darah sedikit lebih tinggi diklasifikasikan memiliki diabetes gestasional, sedangkan wanita dengan kadar glukosa darah tinggi secara substansial diklasifikasikan memiliki diabetes mellitus pada saat kehamilan. Diabetes gestasional biasanya terjadi pada minggu ke 24 kehamilan.

Gejala penyakit diabetes gestasional biasanya ditandai dengan hiperglikemia saat kehamilan yang langka dan sulit dibedakan dengan gejala kehamilan normal, tetapi mungkin termasuk dehidrasi dan sering buang air kecil. Skrining dengan cara tes toleransi glukosa oral sangatlah dianjurkan. Skrining harus dilakukan diawal kehamilan untuk wanita berisiko tinggi, dan antara minggu 24 dan minggu 28 kehamilan. Wanita dengan hiperglikemia terdeteksi selama kehamilan memiliki risiko besar terhadap tekanan darah yang sangat tinggi dan makrosomia janin (secara signifikan lebih besar dari rata-rata bayi), yang dapat membuat kelahiran vagina sulit dan berisiko.

Wanita dengan hiperglikemia selama kehamilan dapat mengontrol kadar glukosa dalam mereka melalui pemantauan diet sehat, olahraga ringan dan glukosa darah. Dalam bebeapa kasus, insulin atau obat oral mungkin juga aka diresepkan. Gestasional diabetes biasanya menghilang

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

setelah melahirkan. Namun, wanita yang telah didiagnosis sebelumnya berada pada risiko lebih tinggi terkena Diabetes Gestasional pada kehamilan berikutnya dan kemungkinan akan mengalami Diabetes Mellitus tipe 2 di kemudian hari. Bayi yang terlahir dari rahim seorang ibu yang terkena Diabetes Gestasional juga memiliki risiko lebih tinggi terkena Diabetes Mellitus tipe 2 di usia remja (Federation, 2015).

B. Faktor-faktor terjadi Diabetes Mellitus tipe 2

Terdapat 2 faktor penyebabkan munculnya penyakit Diabetes Mellitus Tipe 2 yaitu faktor yang tidak dapat dimodifikasi dan faktor risiko yang dapat dimodifikasi (Gibney, 2008).

1. Faktor risiko yang tidak dapat dimodifikasi
   a. Riwayat keluarga (genetik)

      Menurut (Handayani, 2003) Diabetes Mellitus Tipe 2 berasal dari interaksi genetik dan berbagai faktor mental. Terjadinya risiko Diabetes Mellitus Tipe 2 akan meningkat 2 sampai 6 kali lipat jika terdapat faktor genetik mengalami penyakit ini.Terjadinya diabetes tipe 2 pada kembar identik berkisar kira-kira 50-90%. Pada salah satu penelitian menyatakan bahwa Diabetes Mellitus Tipe 2 lebih mudah menyerang pada kembar identik.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

b. Usia

Pada hasil penelitian yang dilakukan (Handayani, 2003). Orang yang berusia lebih dari atau sama dengan 45 tahun rentan terkena Diabetes Mellitus tipe 2 dibandingkan dengan mereka yang berumur kurang dari 45 tahun.

c. Ras

Pada orang dewasa di Asia Selatan terdapat tingkat obesitas dan distribusi lemak pusat yang lebih tinggi sehingga dapat mengakibatkan resistensi insulin. Sehingga terdapat kelompok etnis tertentu yang memiliki kecenderungan untuk menderita penyakit Diabetes Mellitus Tipe 2 (Ojo, 2014).

2. Faktor risiko yang dapat dimodifikasi

a. Obesitas

Obesitas merupakan faktor utama dari insiden Diabetes Mellitus tipe 2, penelitian dari Denmark tentang penyebaran obesitas pada pasien baru yang didiagnosis Diabetes Mellitus tipe 2 mencapai 80%, dimana penyebaran obesitas dengan latar belakang populasi yang memiliki umur sama adalah sekitar 40%. Obesitas berkaitan dengan resistensi insulin, maka kemungkinan besar gangguan toleransi glukosa dan Diabetes Mellitus tipe 2 merupakan akibat dari obesitas (Handayani, 2003).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

b. Aktivitas fisik

Kurangnya aktifitas fisik termasuk kedalam salah satu faktor risiko terkenanya penyakit diabetes. Orang yang mempertahankan gaya hidup sehat secara fisik kemungkinan terhindar dari penyakit diabetes di bandingkan mereka yang tidak memiliki gaya hidup sehat (Nagi, 2006).

Peningkatan pembuangan glukosa yang dirangsang insulin pada dosis insulin yang telah ditetapkan dapat dilakukan melalui aktivitas fisik(Bazzano LA, Serdula M, 2005).

c. Konsumsi Karbohidrat Kompleks/Serat

Faktor penting bagi enzim yang terlibat dalam metabolisme glukosa dan pengaruhnya terhadap kerja insulin dan homestasis glukosa, sehingga dapat melindungi dari diabetes. Efek yang menguntungkan dari serat makanan diperoleh mungkin karena kandungan magnesiumnya yang tinggi (Larsson C, 2007).

d. Indeks glikemik dan beban glikemik

Indeks glikemik digunakan untuk meningkatkan kadar glukosa pada darah yang dapat dilakukan dengan membagi tingkatan makanan yang mengandung karbohidrat, roti putih merupakan standar makanan yang digunakan untuk mengontrol kadar glukosa supaya tidak meningkat (Willet W, J Liu s,, 2002).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

e. Konsumsi Magnesium

Sayuran yang berdaun hijau, bijian-bijian dan kacang-kacangan merupakan makanan yang banyak mengandung magnesium digunakan untuk mengurangi resiko diabetes tipe 2.Karena magnesium memiliki hubungan berbanding terbalik dengan kejadian diabetes tipe 2(Sendih, 2006).

f. Konsumsi Lemak

Adanya Diabetes Mellitus ini terutama dikaitkan dengan asupan lemak hewani. Maka diperlukan pengurangan konsumsi lemak hewani untuk mencegah peningkatan kejadian diabetes. Diabetes Mellitus Tipe 2 dapat disebabkan karena asupan lemak pada makanan. Menurut (Thanopoulo dkk, 2003) diperoleh temuan bahwa asupan lemak sangat berpengaruh dengan Diabetes Mellitus tipe 2, baik Diabetes Mellitus tipe 2 yang sudah terdiagnosis ataupun yang tidak terdiagnosis.

g. Konsumsi Alkohol

Terjadinya obesitas, induksi pancreatis, gangguan metabolism karbohidrat, glukosa dan gangguan fungsi hati dapat disebabkan karena asupan alkohol yang berlebihan. Sedangkan mengkonsumsi alkohol dalam jumlah yang rendah dapat menurukan perkembangan diabetes dengan cara meningkatkan sensitivitas insulin dan memperlambat penyerapan glukosa dari makanan (Bazzano LA, 2005).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

f. Merokok

Merokok dapat meningkatkan resiko terkenanya diabetes karena terdapat peningkatan konsentrasi glukosa pada darah dan resistensi insulin (Frati AC, 1996).

g. Kadar Gula Darah

Menurut (PERKENI, 2011) seseorang dikatakan positif menderita diabetes jika memiliki kadar gula darah puasa lebih dari 126 mg/dl. Kadar sepanjang hari bervariasi yang mana akan meningkat setelah makan dan kembali normal dalam jangka waktu 2 jam. Kadar gula darah normal pada pagi hari setelah malam sebelumnya berpuasa adalah 70/110 mg/dL. Kadar gula darah 2 jam setelah makan atau minum cairan yang mengandung gula maupun karbohidrat biasanya lebih dari 120-140mg/dl. Menurut (Ramadhan, 2017) seorang dikatakan positif menderita diabetes jika memiliki kadar gula pada darah lebih tinggi dari biasa/normal (kadar gula darah normal adalah 60 mg/dL sampi dengan 145 mg/dL).

C. Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan adalah suatu metode pengelompokan dan pemisahan data yang prinsip kerjanya sama seperti neural network pada manusia. Elemen mendasar dari paradigma tersebut adalah struktur yang baru dari sistem pemrosesan informasi. Jaringan saraf tiruan dibentuk

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

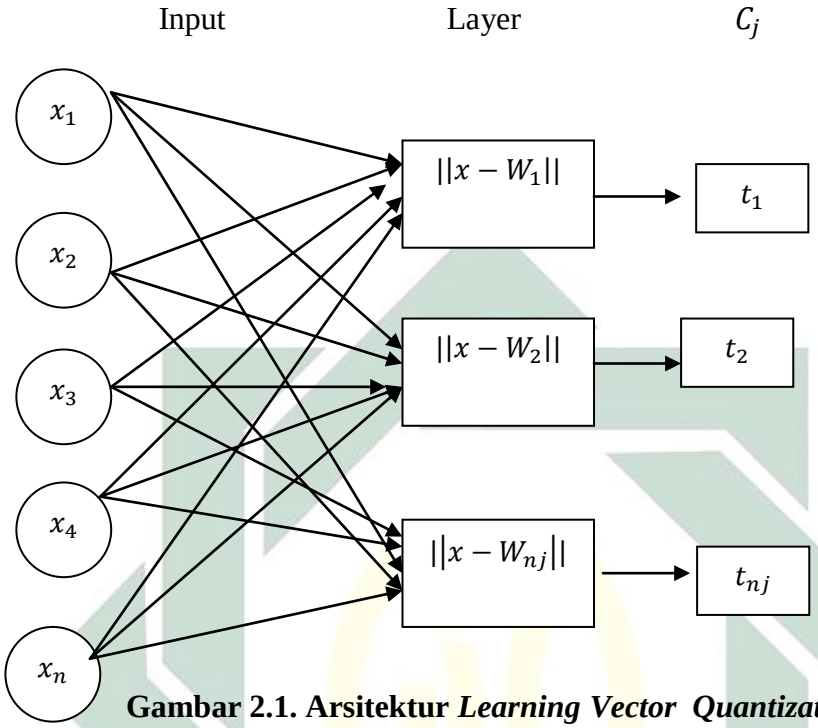
untuk memecahkan suatu masalah tertentu seperti pengenalan pola atau klasifikasi karena proses pembelajaran. Jaringan Syaraf Tiruan (JST) layaknya otak manusia yang dapat belajar memahami contoh karena memiliki karakteristik yang adaptif, belajar dari data-data sebelumnya dan mengenali pola data yang berubah-ubah.

JST menyerupai otak manusia dalam dua hal, yaitu pengetahuan diperoleh melalui proses belajar, kekuatan jaringan antar sel syaraf (neuron) yang biasa disebut bobot-bobot sinaptik sebagai tempat menyimpan pengetahuan (Puspitaningrum, 2006).

D. Learning Vector Quantization

Learning Vector Quantization (LVQ) adalah suatu metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input. Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor-vektor input. Jika 2 vektor input mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor input tersebut ke dalam kelas yang sama. Arsitektur jaringan LVQ adalah sebagai berikut (Sri Kusumadewi, 2006).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 2.1. Arsitektur *Learning Vector Quantization*

Deskripsi variabel dari gambar diatas sebagai berikut :

Tabel 2.1. Definisi variabel

Variabel	Definisi
X	Vektor training $(x_1, x_2, x_3, x_4, \dots, x_n)$
T	Target untuk vektor training sebanyak t_{nj} target yaitu $(t_1, t_2, \dots, t_{nj})$
W_j	Vektor bobot untuk unit ke-j yaitu $(w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj})$
C_j	Kelas hasil komputasi
$\|\|x - W_j\|\|$	Jarak Euclidean antara vektor input dengan vektor bobot untuk unit output ke-j.
W	Vektor bobot
α	*Learning rate*

Algoritma Learning Vector Quantization (LVQ)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Input: $(x_1, x_2, \dots x_n)$

Output: (t_1, t_2)

Proses:

Langkah 1: Inisisalisasi vektor referensi yang mewakili kelas, inisialisasi *learning rate*(α)

Langkah 2: Selama syarat henti (belum memenuhi target) tidak terpenuhi maka lakukan langkah ke 3-7

Langkah 3: Untuk setiap vektor input training x, kerjakan langkah 4-5

Langkah 4: Dapatkan nilai J sedemikian hingga$||x - W_j||$ minimum

Langkah 5: perbarui W_j sebagai berikut:

Jika $C_j = T$ maka

$$W_j(baru) = W_j(lama) + \alpha[x - W_j]$$

(2.1)

Jika $C_j \neq T$ maka

$$W_j(baru) = W_j(lama) - \alpha[x - W_j] \quad (2.2)$$

Langkah 6: Reduksi *learning rate*

Langkah 7: Tes kondisi Stop.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

E. Konsep dari LVQ

Metode LVQ menggunakan konsep dasar *competitive learning neural networks,* yang mana semua sel akan dilatih untuk membentuk lapisan input, dan semua sel tersebut juga akan mendapatkan output yang sama. Lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input. Berdasarkan pada konsep "*winner-take-all*", kelas-kelas yang didapat sebagai hasil dari lapisan-lapisan kompetitif ini hanya bergantung pada jarak antara vektor-vektor input. Vektor input yang mendekati sama maka lapisan kompetitif akan mengklasifikasikan kedua vektor input tersebut ke dalam kelas yang sama(M Indra Halim Arsya Dwi Akbari, Astri Novianty S.T., M.T, Casi Setianingsih S.T, 2017).

F. Normalisasi

Normalisasi atau yang biasa disebut dengan proses penskalaan nilai atribut dari data sehingga bisa terletak pada rentang tertentu. Normalisasi data bertujuan untuk menempatkan nilai dalam dalam range 0-1 dengan standarisasi. Untuk menskalakan data dalam jangkauan [0,1] menggunakan persamaan sebagai berikut (Arifin & Sasongko, 2018):

$$\bar{x}_{ik} = \frac{\bar{x}_{ik} - \min(x_k)}{\max(x_k) - \min(x_k)} \qquad (2.3)$$

G. Jarak Euclidean

Menurut (Richard A. Johnson, 2016) jarak Euclid merupakan jarak geometris antar dua obyek data. Semakin dekat jarak maka semakin mirip

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

suatu objek data tersebut. Bentuk umum jarak Euclid (d) dapat diperoeh dengan (Jannah, 2010):

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$$

$$y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$$

$$d\,(x, y) = \sqrt{(y_1 - x_1)^2 + (y_2 - x_2)^2 + \cdots + (y_n - x_n)} \qquad (2.4)$$

Jarak *Euclid* memilliki beberapa kelebihan yaitu dapat digunakan untuk mencerminkan ketidaksamaanpdua pola,.memiliki daya tarik yang instuitif seperti yang umumpdigunakan untukmmengevaluasi kedekatan objek dalam dua atau tiga dimensi. Menurut (Ghozali, 2016). Jarakp*Euclid* juga memiliki beberapa kelemahan diantaranya :

1. Jarakp*Euclid* sangatpsensitif terhadap besarnya sampelpdan besarnya sebaranpvarians, jikapkasuspyangosedang dibandingkan memiliki varians yang sangat berbeda maka jarak Euclid menjadi tidakuakurat. Pengguna jarakpEuclid menjadiptidakpefektifpbila antarppeubahpterdapatpkorelasi, oleh karena itu dapat dilakukan analisis komponen utama untuk menghilangkan korelasi antar peubah.
2. Kecenderunganpdari skala terbesar, mendominasi yang lain.

H. Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk mengetahui persentase tingkat akurasi dan persentase tingkat error. Berikut confusion matrix ditunjukkan pada Tabel 2.2 berikut:

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 2.2 *Confusion Matrix*

		Kelas prediksi	
		iya	Tidak
kelas sebenarnya	iya	TP	FN
	tidak	FP	TN

Keterangan:

TP (True Positive) = Jumlah penderita diabetes yang teridentifikasi diabetes.

FP (False Positive) = Jumlah normal yang teridentifikasi diabetes

FN (False Negative) = Jumlah penderita diabetes yang teridentifikasi normal.

TN (True Negative) = Jumlah normal yang teridendentifikasi normal.

Rumus untuk menghitung akurasi *confusion matrix* adalah sebagai berikut:

1. Akurasi

   Akurasi merupakan proporsi jumlah prediksi yang benar dengan kondisi pasien yang sebenarnya (hasil positif maupun negatif yang tepat).

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (2.5)$$

$$Error = 100\% - akurasi \quad (2.6)$$

2. Presisi

   Presisi didefinisikan sebagai rasio item relevan yang dipilih terhadap semua item yang terpilih. Presisi dapat diartikan sebagai kecocokan antara permintaan informasi dengan jawaban terhadap permintaan tersebut.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$Presisi \ = TP/(FP + TP) \qquad (2.7)$$

3. Recall

Recall didefinisikan sebagai rasio dari item relevan yang dipilih terhadap total jumlah item yang tersedia. Recall dihitung dengan rumus:

$$Recall \ = TP/(TP + FN) \qquad (2.8)$$

Presisi dan *recall* dapat diberi nilai dalam bentuk angka dengan menggunakan perhitungan persentase$(1 - 100\%)$ atau dengan menggunakan bilangan antara 0-1. Sistem rekomendasi akan dianggap baik jika nilai presisi dan *recall*nya tinggi (Powers, 2011).

4. Sensitivitas

Sensitivitas merupakan perbandingan proporsi TP (pasien yang positif diabetes/benar memiliki penyakit) dengan total semua pasien yang positif sakit. Sistem rekomendasi akan dianggap baik jika nilai sensitivitas mendekati 1 atau dalam bentuk persentase mendekati 100% . Sensitivitas dihitung dengan rumus:

$$Sensitivitas = \frac{TP}{(TP+FN)} \qquad (2.9)$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB III
METODE PENELITIAN

A. Jenis Penelitian

Penelitian tentang klasifikasi penyakit diabetes mellitus dengan menggunakan *Learning Vector Quantization* (LVQ) termasuk dalam jenis penelitian kuantitatif jika dilihatndari proses pengambilan data dan penyelesaiannya, karena data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data angka. Penelitian kuantitatif merupakan suatu proses penelitian yang menggunaan data berupa angka sebagai alat untuk menganalisis keterangan mengenai apa yang ingin diketahui. Penelitian ini lebih mengedepankan kemampuan dalam mengolah data serta angka-angka dengan menggunakan rumus.

B. Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data tentang penyakit diabetes mellitus tipe 2. Data tersebut didapatkan di rumah sakit. Penelitian ini menggunakan metode *Learning Vector Quantizatin* untuk klasifikasi dengan menggunakan variabel yang terdapat pada Tabel 3.1 dan data masukan yang terdapat pada Tabel 3.2.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 3.1. Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan
x_1	Obesitas
x_2	Umur
x_3	Kadar gula darah
x_4	Faktor keturunan
x_5	Pola makan

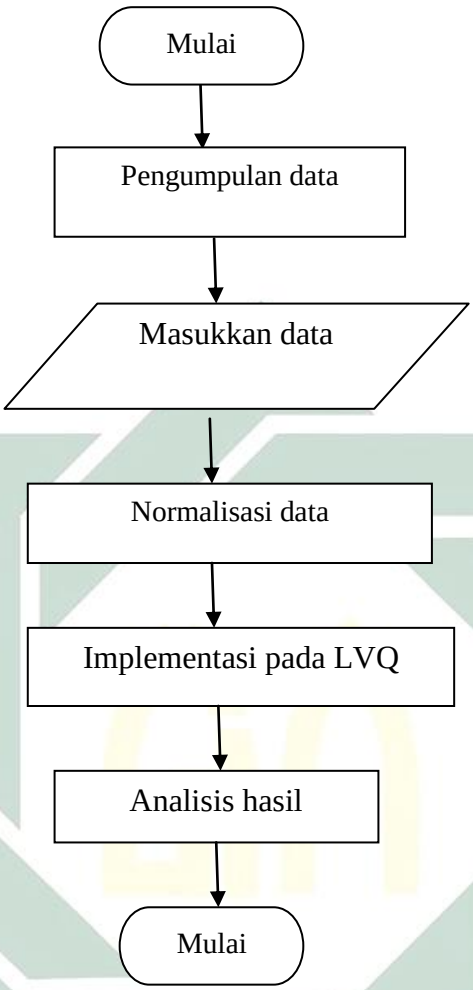
Tabel 3.2.Data Masukan

No	Matrix output				
1	0	0	0	1	0
2	1	1	1	0	0
3	1	1	1	0	0
4	1	1	1	0	0
5	1	1	1	1	1
6	0	1	0	0	0
7	0	1	0	0	1
8	0	1	0	1	1
9	1	1	0	1	1
10	1	1	0	0	0

C. Alur Penelitian

Berikut adalah alur dari metode penelitian klasifikasi penyakit Diabetes Mellitus Tipe 2 dengan menggunakan *Learning Vector Quantization* (LVQ):

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

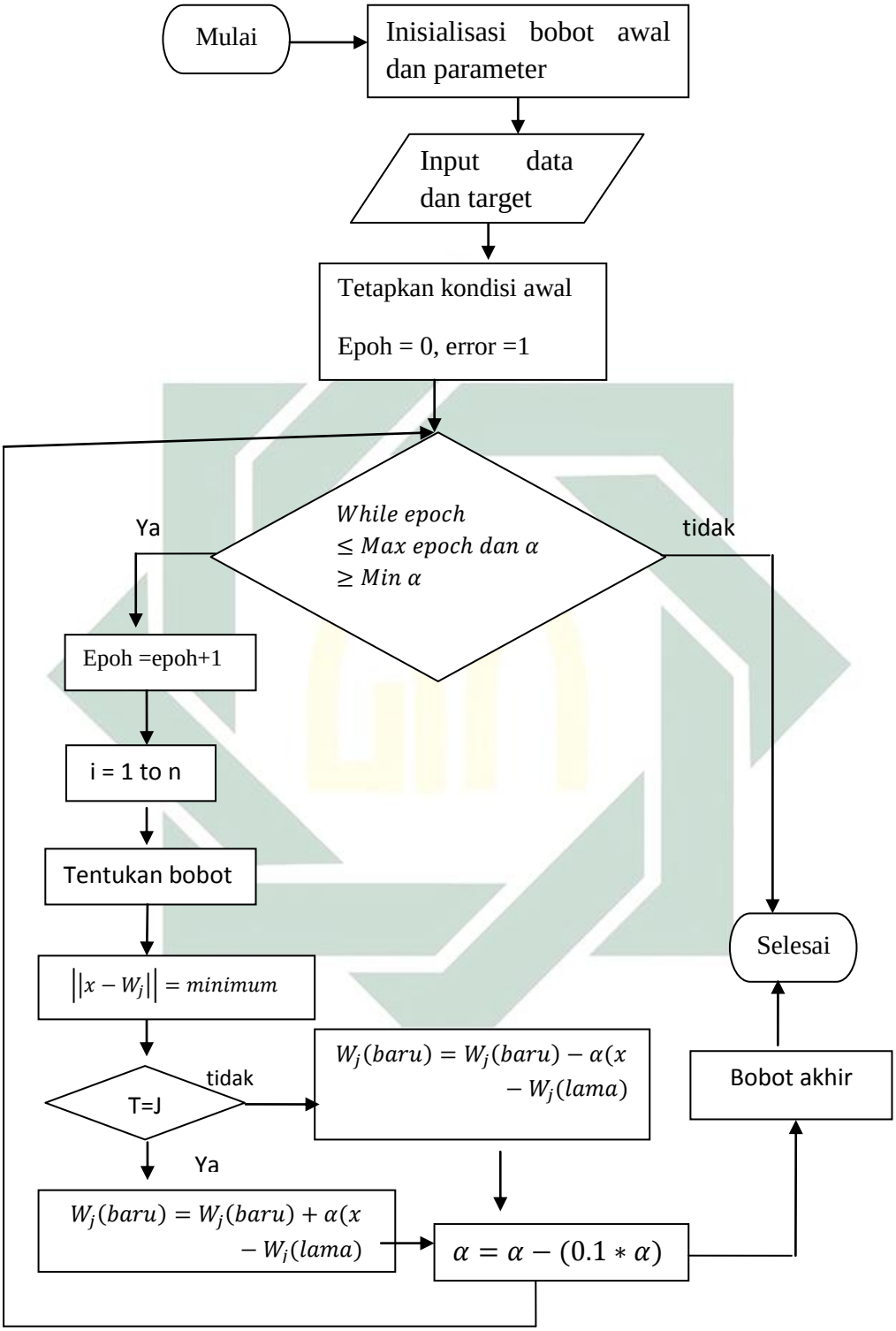


Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

D. Teknik Analisis Data

Teknik analisis data merupakan langkah-langkah penyelesaian permasalahan yang akan digambarkan melalui *flowchart* algoritma LVQ pada Gambar 3.1.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 3.2. Flowchart Algoritma LVQ

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Pada proses jaringan saraf tiruan ini terdapat 2 proses yaitu:

1. Proses pembelajaran

   Pada proses pembelajaran ini pertamahkali yang akandilakukan adalah menentukan MaxEpoh, *learning rate*(α), error yang diharapkan, dan pengurangan nilai alfa. Setiap data latih akan dibandingkan dengan bobot dan akan disimpan setiap nilainya dari perhitungan tersebut. Pada prosesppelatihanpyang dilakukan perbaikan bobot yang dilakukan dengan mencari jarak input dan bobot dengan persamaan (2.4), kemudian dilakukan perbaikan bobot dengan membandingkan apakah bobot terbaru sama dengan bobot sebelumnya, jika sama maka boot diperbaiki dengan menjumlahkan bobot lama dengan selisih data training dan bobot lama dikalikan dengan *learning rate*. Jika berbeda, maka bobot diperbaiki dengan mengurangkan bobot lama dengan selisih data training dan bobot lama dikalikan dengan *learning rate*. Proses iterasi diulang dengan pengurangan nilai *learning rate*$(learning\ rate * o.1)$ dan dilakukan sampai hasil klasifikasi sesuai dengan target.

2. Proses Pengenalan

   Pada proses pengenalan langkah pertama yaitu pilih knowledge (bobot) yang akan digunakan, selanjutnya

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

setelah data diabetes berubah menjadi data biner maka masing-masing faktor diabetes akan dibandingkan dengan bobot yang sudah dipilih sebelumnya kemudian dicari jarak terkecil dengan Persamaan (4.2). Proses ini dilakukan untuk perbandingan jarak input dengan bobot terbaru yang didapatkan pada proses pelatihan. Jika jarak < min jarak maka data input = bobot.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB IV
PEMBAHASAN

A. Proses Klasifikasi

Pada penelitian ini tahap pertama yang dilakukan untuk melakukan proses klasifikasi dengan analisis data menggunakan variabel usia (x_1) yang berbentuk kontinu, obesitas (x_2) berbentuk numerik, kadar gula darah(x_3) berbentuk numerik, faktor keturunan(x_4) berbentuk nominal, pola makan(x_5) berbentuk nominal. Selanjutnya dari data tersebut di ambil sampel 10 data pertama dari data masukan seperti pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1. Normalisasi Data

No	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
1	20	35	45	1	0
2	70	80	320	0	0
3	90	80	400	0	0
4	80	75	500	0	0
5	65	83	330	0	1
6	45	65	60	1	0
7	48	88	227	0	1
8	45	70	88	1	1
9	65	70	250	1	1
10	70	75	30	0	0

Langkah awal dalam menormalisasikan data menggunakan Min-Max yaitu menentukan nilai Maksimal dan nilai Minimal setiap variabel. Pada variabel usia nilai maksimal adalah 88 dan nilai minimal usia adalah 20. Pada variabel obesitas nilai maksimal yaitu 92 dan nilai minimal obesitas adalah 35. Pada variabel kadar gula darah nilai maksimal adalah 510 dan nilai minimal gula darah adalah 30. Selanjutnya dilakukan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

perhitungan normalisasi data dengan menggunakan Persamaan (2.3) yang diperoleh hasil pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2.Hasil Normalisasi

No	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
1	0	0	0.031	1	0
2	0.735	0.789	0.604	0	0
3	1.029	0.789	0.771	0	0
4	0.882	0.702	0.979	0	0
5	0.662	0.842	0.625	1	1
6	0.368	0.526	0.0625	0	0
7	0.412	0.930	0.410	0	1
8	0.368	0.614	0.121	1	1
9	0.662	0.614	0.458	1	1
10	0.735	0.702	0	0	0

Setelah melakukan proses normalisasi data diubah menjadi bentuk biner [0,1] sesuai kebutuhan pada jaringan. Pengubahan bentuk biner dilakukan dengan ketentuan sebagai berikut:

$$x_i(biner) = 1\ jika\ x\ bernilai > 0{,}5$$

$$x_i(biner) = 0\ jika\ x\ bernilai < 0{,}5$$

Sehingga diperoleh hasil dari pengubahan bentuk biner yang dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3. Hasil pengubahan bentuk biner

No	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
1	0	0	0	1	0
2	1	1	1	0	0
3	1	1	1	0	0
4	1	1	1	0	0
5	1	1	1	1	1
6	0	1	0	1	1
7	0	1	0	0	1
8	0	1	0	1	1
9	1	1	0	1	1
10	1	1	0	0	0

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Setelah melakukan pengubahan ke dalam bentuk biner selanjutnya dilakukan perhitungan menggunaan metode LVQ secara manual.

B. Contoh Perhitungan dengan LVQ

Pada subbab ini menggunakan perhitungan dengan data yang sebenarnya. Misalnya diketahui 10 input vektor dalam 2 kelas sebagai berikut:

Tabel 4.4.Data Matriks input

No	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	Kelas
1	0	0	0	1	0	Diabetes
2	1	1	1	0	0	Normal
3	1	1	1	0	0	Diabetes
4	1	1	1	0	0	Diabetes
5	1	1	1	1	1	Diabetes
6	0	1	0	0	0	Normal
7	0	1	0	0	1	Diabetes
8	0	1	0	1	1	Diabetes
9	1	1	0	1	1	Diabetes
10	1	1	0	0	0	Diabetes

Tabel 4.5. Data Bobot

No	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	Kelas
5	1	1	1	1	1	Diabetes
6	0	1	0	0	0	Normal

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Sedangkan 8 inputan sisanya akan digunakan sebagai data yang dilatih

Tabel 4.6 Data latih

No	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	Kelas
1	0	0	0	1	0	1
2	1	1	1	0	0	1
3	1	1	1	0	0	1
4	1	1	1	0	0	1
7	0	1	0	0	1	1
8	0	1	0	1	1	1
9	1	1	0	1	1	1
10	1	1	0	0	0	1

Sebagai nilai awal dipilih *Learning Rate*$(\alpha) = 0.05$ dengan pengurangan sebesar $0.1 * \alpha$, dengan maksimum epoch (MaxEpoch)$= 10$

Langkah-langkah pemrosesan LVQ:

1. Lapisan pertama adalah data inputan yang terdiri dari 2 yaitu Diabetes dan normal.
2. Lapisan kedua adalah lapisan hidden layer (lapisan tersembunyi) yang terdiri dari $||X_i - W_1||, ||X_i - W_2||$, menghitung jarak terdekat bobot awal dar input dengan menggunakan jarak *Euclidean* dengan rumus *Euclidean.*

   X_i= Diabetes, normal

   W_i = bobot awal Diabetes, normal.

   T = Target

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Iterasi ke-1:

Data ke 1 (0 0 1 0 0)

Jarak pada bobot ke 1 (1 1 1 1 1)

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

Jarak pada bobot ke 2 (0 1 0 0 0)

$$= \sqrt{(0-0)^2 + (0-1)^2 + (1-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2} = 1.41421$$

Jarak terkecil pada bobot ke-2

Target data ke-1 adalah pada kelas ke 2 (normal)

Karena target data ke-1, maka w_2 baru adalah:

$$W_j(baru) = W_j(lama) - \alpha(X_i - W_j(lama))$$

$$W_{21} = W_{21} - \alpha \times (X_{21} - W_{21}) = 0 - 0.005 * (0-0)^2 = 1.005$$

$$W_{22} = W_{22} + \alpha \times (X_{22} - W_{22}) = 1 + 0.005 \times (0-1) = 0$$

$$W_{23} = W_{23} + \alpha \times (X_{23} - W_{23}) = 0 + 0.005 \times (0-0) = 0$$

$$W_{24} = W_{24} + \alpha \times (X_{24} - W_{24}) = 0 + 0.005 \times (0-0) = -0.005$$

$$W_{25} = W_{25} + \alpha \times (X_{25} - W_{25}) = 0 + 0.005 \times (0-0) = 0$$

$$W2\ (baru) = (1.005, \quad 0, \quad 0, \quad -0.005, \quad 0)$$

Data ke 2 (1 1 1 0 0)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Jarak pada bobot ke 1(1 1 1 1 1

$$= \sqrt{(1-1)^2 + (1-1)^2 + (1-1)^2 + (0-1)^2 + (0-1)^2} = 1.4142136$$

Jarak pada bobot ke 2$(1\ .005,\ 0,\ 0,\ -0.005,\ 0)$

$$= \sqrt{(1-1.005)^2 + (1-0)^2 + (1-0)^2 + (0+0.005)^2 + (0-0)^2}$$

$$= 1.4142312$$

Jarak terkecil pada bobot ke-1

Target data ke 2 adalah pada kelas 1 (positif diabetes)

Karena target data ke 2 terdapat pada kelas ke 2, maka w ke-1 baru adalah:

$$W_j(baru) = W_j(lama) + \alpha(X_i - W_j(lama))$$

$$W_{11} = W_{11} + \alpha \times (X_{41} - W_{11}) = 1 + 0.005 \times (1-1) = 1$$

$$W_{12} = W_{12} + \alpha \times (X_{42} - W_{12}) = 1 + 0.005 \times (1-1) = 1$$

$$W_{13} = W_{13} + \alpha \times (X_{43} - W_{13}) = 0 + 0.005 \times (1-1) = 1$$

$$W_{14} = W_{14} + \alpha \times (X_{44} - W_{14}) = 0 + 0.005 \times (0-1) = 0.995$$

$$W_{15} = W_{15} + \alpha \times (X_{45} - W_{15}) = 0 + 0.005 \times (0-1) = 0.995$$

$W1\ (baru) = (1,\quad 1,\quad 1,\ 0.995,\quad 0.995)$

Data ke 3 (1 1 1 0 0)

Jarak pada bobot ke 1 $(1,\ 1,\ 1,\ 0.995,\ 0.995)$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$= \sqrt{(1-1)^2 + (1-1)^2 + (1-1)^2 + (0-0.995)^2 + (0-0.995)^2}$$

$$= 1.4071425$$

Jarak pada bobot ke 2 $(1\ .005,\ 0,\ 0,\ -0.005,\ 0)$

$$= \sqrt{(1-1.005)^2 + (1-0)^2 + (1-0)^2 + (1+0.005)^2 + (0-0)^2}$$

$$= 1.4142312$$

Jarak terkecil pada bobot ke-1

Target data ke 3 adalah pada kelas 1 (positif diabetes)

Karena target data ke 3 terdapat pada kelas ke 1 maka $w1$ baru adalah

$$W_j(baru) = W_j(lama) + \alpha(X_i - W_j(lama))$$

$$W_{21} = W_{21} + \alpha \times (X_{51} - W_{21}) = 1 + 0.005 \times (1-1) = 1$$

$$W_{22} = W_{22} + \alpha \times (X_{52} - W_{22}) = 1 + 0.005 \times (1-1) = 1$$

$$W_{23} = W_{23} + \alpha \times (X_{53} - W_{23}) = 1 + 0.005 \times (1-1) = 1$$

$$W_{24} = W_{24} + \alpha \times (X_{54} - W_{24}) = 0.995 + 0.005 \times (0-0.995) = 0.99003$$

$$W_{25} = W_{25} + \alpha \times (X_{55} - W_{25}) = 0.995 + 0.005 \times (0-0.995) = 0.99003$$

$$W1(baru) = (1, \quad 1, \quad 1, \quad 0.99003, \quad 0.99003, \quad)$$

Data ke 4(1 1 1 0 0)

Jarak pada bobot ke 1 $(1,\ 1,\ 1,\ 0.9903,\ 0.9903,\ )$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$= \sqrt{(1-1)^2 + (1-1)^2 + (1-1)^2 + (0-0.9903)^2 + (0-0.9903)^2}$$

$$= 1{,}4001068$$

Jarak pada bobot ke 2 $(1.005,\ 0,\ 0,\ -0.005,\ 0)$

$$= \sqrt{(1-1.005)^2 + (1-0)^2 + (1-0)^2 + (0+0.005)^2 + (0-0)^2}$$

$$= 1.4142312$$

Jarak terkecil pada bobot ke-1

Data ke 4 adalah pada kelas ke 1 (positif diabetes)

Karena target data ke 4 terdapat pada kelas 1, maka w ke-1 baru adalah

$$W_j(baru) = W_j(lama) + \alpha(X_i - W_j(lama))$$

$$W_{11} = W_{11} + \alpha \times (X_{41} - W_{11}) = 1 + 0.005 \times (1-1) = 1$$

$$W_{12} = W_{12} + \alpha \times (X_{42} - W_{12}) = 1 + 0.05 \times (1-1) = 1$$

$$W_{13} = W_{13} + \alpha \times (X_{43} - W_{13}) = 1 + 0.005 \times (1-1) = 1$$

$$W_{14} = W_{14} + \alpha \times (X_{44} - W_{14}) = 0.9 + 0.005 \times (0 - 0.99003) = 0.98507$$

$$W_{15} = W_{15} + \alpha \times (X_{45} - W_{15}) = 0.9 + 0.005 \times (0 - 0.9903) = 0.98507$$

$$W_1 = (1, \quad 1, \quad 1, \quad 0.98507, \quad 0.98507)$$

Data ke-7 (0 1 0 0 1)

Jarak pada bobot ke 1 $(1,\ 1,\ 1,\ 0.98507,\ 0.98507)$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$= \sqrt{(0-1)^2 + (1-1)^2 + (0-1)^2 + (0-0.98507)^2 + (0-0.98507)^2}$$

$$= 1.41443711$$

Jarak pada bobot ke 2 $(1.005,\ 0,\ 0,\ -0.005,\ 0)$

$$= \sqrt{(0-1.005)^2 + (1-0)^2 + (0-0)^2 + (0+0.005)^2 + (1-0)^2}$$

$$= 1.4177623$$

Jarak terkecil pada bobot ke-1

Target data ke 7 adalah pada kelas 1 (positif diabetes)

Karena target data ke 7 terdapat pada kelas 1 maka w ke-1 baru adalah

$$W_j\ (baru) = W_j(lama) + \alpha(X_i - W_j(lama))$$

$$W_{11} = W_{11} + \alpha \times (X_{71} - W_{11}) = 0 + 0.005 \times (0-1) = 1$$

$$W_{12} = W_{12} + \alpha \times (X_{72} - W_{12}) = 1 + 0.005 \times (1-1) = 1$$

$$W_{13} = W_{13} + \alpha \times (X_{73} - W_{13}) = 1 + 0.005 \times (0-1) = 0.995$$

$$W_{14} = W_{14} + \alpha \times (X_{74} - W_{14}) = 0.98507 + 0.005 \times (0 - 0.98507)$$

$$= 0.98515$$

$$W_{15} = W_{15} + \alpha \times (X_{75} - W_{15}) = 0.98507 + 0.005 \times (1 - 0.98507)$$

$$= 0.98515$$

$$W_1 = (1,\quad 1,\quad 0.995,\quad 0.98515,\quad 0.98515)$$

Data ke-8(0 1 0 11)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Jarak pada bobot ke 1 (1, 1 , 0.995, 0.98515, 0.98515)

$$= \sqrt{(0-1)^2 + (1-1)^2 + (0-0.995)^2 + (0-0.98515)^2 + (0-0.98515)^2}$$

$$= 1.7206874$$

Jarak pada bobot ke 2 (1.005, 0, 0, −0.005, 0)

$$= \sqrt{(0-1.005)^2 + (1-0)^2 + (0-0)^2 + (1+0.005)^2 + (1-0)^2}$$

$$= 1.4142136$$

Jarak terkecil pada bobot ke-1

Target data ke 8 adalah pada kelas ke 1 (positif diabetes)

Karena target data ke 8 terdapat pada kelas 1 maka $w1$ baru adalah

$$W_j(baru) = W_j(lama) - \alpha(X_i - W_j(lama))$$

$$W_{21} = W_{11} - \alpha \times (X_{81} - W_{21}) = 1.005 - 0.005 \times (0 - 1.005) = 1.00498$$

$$W_{22} = W_{12} - \alpha \times (X_{82} - W_{22}) = 0 - 0.005 \times (1 - 0) = 0$$

$$W_{23} = W_{23} - \alpha \times (X_{83} - W_{23}) = 0 - 0.005 \times (0 - 0) = 0$$

$$W_{24} = W_{24} - \alpha \times (X_{84} - X_{24}) = 0.005 - 0.005 \times (1 + 0.005) = -01003$$

$$W_{25} = W_{25} - \alpha \times (X_{85} - W_{25}) = 0 - 0.005 \times (1 - 0) = -0.005$$

$$W_2 = (1.00498, \quad 0, \quad 0, \quad -0.01003, \quad -0.005)$$

Data ke-9 (1 1 0 1 1)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Jarak pada bobot ke 1 (1, 1 , 0.995, 0.98515, 0.98515)

$$= \sqrt{(1-1)^2 + (1-1)^2 + (0-0.995)^2 + (1-0.98515)^2 + (1-0.98515)^2}$$

$$= 1.4002732$$

Jarak pada bobot ke 2 (1.00498, 0, 0, −0.01003, −0.005)

$$= \sqrt{(1-1.00498)^2 + (1-0)^2 + (0-0)^2 + (1+0.01003)^2 + (1-0.005)^2}$$

$$= 1.740747$$

Jarak terkecil pada bobot ke-1

Target data ke 9 adalah pada kelas 1 (positif diabetes)

Karena target data ke 8 terdapat pada kelas ke 1 maka $w1$ baru adalah

$$W_j(baru) = W_j(lama) + \alpha(X_i - W_j(lama))$$

$$W_{11} = W_{11} + \alpha \times (X_{91} - W_{11}) = 1 + 0.005 \times (1-1) = 1$$

$$W_{12} = W_{12} + \alpha \times (X_{91} - W_{12}) = 1 + 0.005 \times (1 — 1) = 1$$

$$W_{13} = W_{13} + \alpha \times (X_{11} - W_{93}) = 0.995 + 0.005 \times (0 - 0.995) = 0.99003$$

$$W_{14} = W_{14} + \alpha \times (X_{11} - W_{94}) = 0.98515 + 0.005 \times (1 - 0.98515)$$

$$= 0.98522$$

$$W_{15} = W_{15} + \alpha \times (X_{11} - W_{95}) = 0.98515 + 0.005 \times (1 - 0.98515)$$

$$= 0.98522$$

$$W1(baru) = (1, \quad 1, \quad 0.99003, \quad 0.98522, \quad 0.98522)$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Data ke-10 (1 1 0 0 0)

Jarak pada bobot ke 1 $(1,\ 1\ ,\ 0.995,\ 0.98515,\ 0.98515)$

$$= \sqrt{(1-1)^2 + (1-1)^2 + (0-0.995)^2 + (0-0.98515)^2 + (0-0.98515)^2}$$

$$= 1.00751$$

Jarak pada bobot ke $2(1,\ 1,\ 0.99003,\ 0.98522,\ 0.98522)$

$$= \sqrt{(1-1)^2 + (1-1)^2 + (0-0.99003)^2 + (0-0.98522)^2 + (0-0.98522)^2}$$

$$= 1.00751$$

Karena target pada kelas 1 dan kelas 2 sama besar, maka bisa dipilih salah satu untuk output maka target data ke 10 adalah pada kelas 1 (positif diabetes). Karena target data ke 10 terdapat pada kelas 1 maka $w_1$baru adalah

$$W_j(baru) = W_j(lama) + \alpha(X_i - W_j(lama))$$

$$W_{11} = W_{11} + \alpha \times (X_{101} - W_{11}) = 1 + 0.005 \times (1-1) = 1$$

$$W_{12} = W_{12} + \alpha \times (X_{102} - W_{12}) = 1 + 0.005 \times (1-1) = 1$$

$$W_{13} = W_{13} + \alpha \times (X_{103} - W_{13}) = 0.995 + 0.005 \times (0-0.995) = 0.99003$$

$$W_{14} = W_{14} + \alpha \times (X_{104} - W_{14}) = 0.098515 + 0.05 \times (0-0.98515)$$

$$= 0.9852$$

$$W_{15} = W_{15} + \alpha \times (X_{105} - W_{15}) = 0.098515 + 0.05 \times (0-0.98515)$$

$$= 0.9852$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$W1(baru) = (1, \quad 1, \quad 0.99003, \quad 0.98515, \quad 0.98515\ )$

Setelah semua data selesai dihitung, maka dilakukan update *learning rate*

*Learning rate baru = learning rate lama – 0.01*learning lama*

$$\alpha = 0.005 - 0.1 * 0.005 = 0.0045$$

3. Lapisan ketiga adalah lapisan output yang terdiri dari bobot akhir W_1 dan bobot akhir W_2. Dilapisan output ini data input langsung mencari jarak terdekat dari ke dua bobot terakhir tersebut dimana bobot akhir W_1 mewakili kelas diabetes dan W_2 mewakili kelas normal dengan menggunakan jarak *Euclidean.*

Setelah didapat bobot hasil pelatihan pada $w_1 = (1,\ 1,\ 0.99003,\ 0.98515,\ 0.98515\ )$ dan $w_2 = (1.00498,\ 0,\ 0,\ -0.01003,\ -0.005)$ maka dilakukan uji coba klasifikasi 2 data yang dijadikan sebagai bobot awal yaitu (1 1 1 1 1) (0 1 0 0 0)

4. Data ke 1 (1 1 1 1 1)

$kelas$ 1

$= \sqrt{(1-1)^2 + (1-1)^2 + (1-0.99003)^2 + (1+0.98515)^2 + (1+0.98515)^2}$

$= 2.2075$

$kelas$ 2

$= \sqrt{(1-1.00498)^2 + (1-0)^2 + (1-0)^2 + (1+0.01003)^2 + (1+0.005)^2}$

$= 0.01226\ (output)$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Jarak terkecil pada bobot akhir W_2, sehingga data tersebut masuk ke kelas 2 atau normal. Sedangkan pada data asli masuk kedalam kelas diabetes sehingga perlu dilakukan iterasi selanjutnya untuk perhitungan selanjutnya.

5. Data ke 2 (0 1 0 0 0)

$kelas\ 1$

$$= \sqrt{(0-1)^2 + (1-1)^2 + (0-0.99003)^2 + (0+0.98515)^2 + (0+0.98515)^2}$$

$$= 2.93138$$

$kelas\ 2$

$$= \sqrt{(0-1.00498)^2 + (1-0)^2 + (0-0)^2 + (0+0.01003)^2 + (0+0.005)^2}$$

$$= 0.97813\ (output)$$

Jarak terkecil pada bobot akhir W_2, sehingga data tersebut masuk ke kelas 2 atau normal. Sedangkan pada data asli masuk kedalam kelas normal sehingga hasil dari lvq dengan data asli sesuai.

C. Hasil Klasifikasi LVQ

Pada penelitian ini proses klasifikasi penyakit diabetes mellitus dengan menggunakan 115 data diabetes mellitus dapat dihitung secara manual dan dapat dihitung menggunakan aplikasi matlab. Untuk mengoptimalkan hasil klasifikasi dalam proses pelatihan, nilai *learning rate* 0.001 sampai 0.009 dan membagi data latih dan data uji menjadi tiga pola yang berbeda yaitu 60% data *training* dan 40% data *testing*, 70% data *training* dan 30% data

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

testing, dan 80% data *training* dan 20% data *testing*(Hota, Shrivas, & Singhai, 2013)

Tabel 4.7 Hasil Klasifikasi (DTr-60%, DTs-40%) dengan epoch 1000

Training	Testing	LR	TP	FN	FP	TN	Recall (%)	Presisi (%)	Akurasi (%)	Sensitivitas (%0
		0.001	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.002	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.003	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.004	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
60%	40%	0.005	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.006	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.007	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.008	43	1	2	0	97.73	95.56	93.48	97.73
		0.009	44	0	2	0	100	100	95.65	100

Pada Tabel 4.6. di lakukan percobaan dengan menggunakan data training sebanyak 69 data training dan data testing sebanyak 46 data dengan 1000 epoch, pada data testing terdapat 2 pasien normal dan 44 data positif diabetes Pada percobaan dengan menggunakan *learning rate* 0.008 menghasilkan TP =43 menunjukkan jumlah pasien yang positif diabetes dan teridentifikasi positif Diabetes. FN =1 menunjukkan jumlah pasien yang positif Diabetes tetapi teridentifikasi normal. FP =2 menunjukkan jumlah pasien yang normal tetapi teridentifikasi Diabetes, TN =0 menunjukkan jumlah pasien yang normal dan teridentifikasi normal. Recall 97.73% menunjukkan proporsi aktual yang benar diidentifikasi. Presisi 95.56% menunjukkan kecocokan antara permintaan informasi dengan jawaban permintaan tersebut, akurasi 93.48% menunjukkan bahwa klasifikasi penyakit Diabetes mellitus tipe 2 terdapat kemungkinan tepat (benar), dan nilai sensitivitas 97.73% yang menunjukkan bahwa ketika dilakukan uji klasifikasi pada pasien yang positif diabetes dan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

pasien yang normal maka terdapat banyak pasien yang positif diabetes. Maka pada model terbaik yang memiliki hasil minimum terdapat *learning rate* 0.008.

Tabel 4.8 Hasil Klasifikasi (DTr-60%, DtS-40%) dengan Epoch 2000

Training	Testing	LR	TP	FN	FP	TN	Recall (%)	Presisi (%)	Akurasi (%)	Sensitivitas (%0
60%	40%	0.001	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.002	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.003	41	3	2	0	93.18	95.35	89.13	93.18
		0.004	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.005	43	1	2	0	97.73	95.56	93.48	97.73
		0.006	43	1	2	0	97.73	95.56	93.48	97.73
		0.007	41	3	2	0	93.18	95.35	89.13	93.18
		0.008	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.009	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100

Pada percobaan selanjutnya dilakukan percobaan menggunakan epoch 200 dengan data training 60% dan data testing 40%, pada data testing terdapat banyak data pasien yang positif Diabetes. Pada Tabel 4.8 hasil klasifikasi yang menunjukkan hasil minimum ditunjukkan pada *learning rate* 0.003 dan 0.007, didapatkan sebanyak 41 pasien yang positif diabetes yang teridentifikasi Diabetes (TP), sebanyak 3 pasien yang positif Diabetes yang teridentifikasi normal (FN), terdapat 2 pasien normal yang teridentifikasi Diabetes(FP) dan tidak ada pasien yang normal yang teridentifikasi normal (TN). Sehingga hasil klasifikasi minimum terdapat pada *learning rate* 0.003 dan 0.007

Tabel 4.9 Hasil Klasifikasi (DTr-60%, DtS-40%) dengan Epoch 3000

Training	Testing	LR	TP	FN	FP	TN	Recall (%)	Presisi (%)	Akurasi (%)	Sensitivitas (%0
60%	40%	0.001	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.002	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.003	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.004	43	1	2	0	97.23	95.56	93.48	97.73

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Training	Testing	LR	TP	FN	FP	TN	Recall (%)	Presisi (%)	Akurasi (%)	Sensitivitas (%0
		0.005	43	1	2	0	97.23	95.56	93.48	97.73
		0.006	43	1	2	0	97.23	95.56	93.48	97.73
		0.007	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.008	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.009	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100

Pada Tabel 4.8 dilakukan percobaan menggunakan epoch 3000 yang terdiri dari 40% data testing dengan *learning rate* 0.001 sampai 0.009. Pada *learning rate* 0.004, 0.005, dan 0.006 didapatkan *recall* 97.23% yang artinya sistem dapat mengklasifikasikan pasien positif Diabetes yang teridentifikasi Diabetes dengan benar, meskipun terdapat sedikit kesalahan dalam proses klasifikasi, yang mana kesalahan tersebut terdapat pada jumlsh pasien positif Diabetes yang teridentifikasi normal(FN) yang seharusnya masuk dalam dalam kelas jumlah pasien diabetes yang teridentifikasi Diabetes (TN). Maka model terbaik dengan nilai *recall*, presisi, akurasi, sensitivitas minimum terdapat pada *learning rate* 0.005, 0.006 dan 0.007.

Tabel 4.10. Hasil Klasifikasi (DTr-60%, DtS-40%) dengan Epoch 4000

Training	Testing	LR	TP	FN	FP	TN	Recall (%)	Presisi (%)	Akurasi (%)	Sensitivitas (%)
		0.001	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.002	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.003	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.004	41	3	2	0	93.18	95.35	89.13	93.18
60%	40%	0.005	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.006	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.007	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.008	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.009	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100

Pada Tabel 4.9 percobaan dilakukan menggunakan epoch 4000 dengan *learning rate* 0.001 sampai dengan 0.0009. Pada percobaan menggunakan *learning rate* 0.004 didapatkan presisi 93.35% yang artinya kecocokan antara

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

permintaan dengan jawaban permintaan tersebut, meskipun terdapat sedikit kesalahan sistem dalam mengklasifikasikan, kesalahan tersebut terdapat pada jumlah pasien Diabetes yang teridentifikasi normal (FN) yang seharusnya masuk kedalam kelas jumlah normal yang teridentifikasi normal (TN). Sehingga pada percobaan ini diperoleh model dengan nilai recall, presisi, akurasi dan sensitvitas minimum terdapat pada *learning rate* 0.004.

Tabel 4.11. Hasil Klasifikasi (DTr-60%, DtS-40%) dengan Epoch 5000

Training	Testing	LR	TP	FN	FP	TN	Recall (%)	Presisi (%)	Akurasi (%)	Sensitivitas (%0
60%	40%	0.001	43	1	2	0	97.73	95.56	93.48	97.73
		0.002	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.003	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.004	43	1	2	0	97.73	95.56	93.48	97.73
		0.005	43	1	2	0	97.73	95.56	93.48	97.73
		0.006	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.007	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.008	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.009	43	1	2	0	97.73	95.56	93.48	97.73

Pada Tabel 4.10 dilakukan percobaan menggunakan epoch 5000 dengan learning rate 0.001 sampai dengan 0.009. Pada pecobaan menggunakan *learning rate* 0.004, 0.005 dan 0.009 didapatkan akurasi 95.56% artinya sistem dapat mengklasifikasikan dengan benar, terdapat sedikit kesalahan, kesalahan terletak pada jumlah normal yang teridentifikasi Diabetes (FP) yang seharusnya masuk kedalam jumlah normal yang teridentifikasi normal (TN), dan pada jumlah positif Diabetes yang teridentifikasi normal (FN) yang sehrarusnya masuk kedalam kelas jumlah positif Diabetes yang teridentifikasi Diabetes (TP). Sehingga pada percobaan tersebut diperoleh hasil recall, presisi,

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

akurasi dan sensitvitas minimum terdapat pada *learning rate* 0.004, 0.005, dan 0.009.

Tabel 4.12. Hasil Klasifikasi (DTr-60%, DtS-40%) dengan Epoch 6000

Training	Testing	LR	TP	FN	FP	TN	Recall (%)	Presisi (%)	Akurasi (%)	Sensitivitas (%)
60%	40%	0.001	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.002	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.003	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.004	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.005	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.006	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.007	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.008	43	1	2	0	97.73	95.56	93.48	97.73
		0.009	43	1	2	0	97.73	95.56	93.48	97.73

Pada Tabel 4.11 dilakukan percobaan dengan epoch 6000 menggunakan *learning rate* 0.001 sampai dengan 0.009. Pada *learning rate* 0.008 dan 0.009 didapatkan nilai sensitivitas 97.73% artinya ketika dilakukan proses klasifikasi pasien positif diabetes dengan yang normal maka 97.73% pasien yang terklasifikasi pada positif Diabetes, pada *learning rate* 0.008 dan 0.009 terdapat kesalahan yang mana kesalahan tesebut terdapat pada FN atau jumlah pasien positif Diabetes yang teridentifikasi normal (FN) seharusnya masuk kedalam kelas jumlah pasien Diabetes yang teridentifikasi Diabetes(TP). Sedangkan pada *learning rate* 0.001 sampai dengan 0.007 didapatkan sensitivitas 100% yang artinya pasien positif Diabetes yang teridentifikasi Diabetes terklasifasi dengan benar. Maka *learning rate* yang disarankan pada pengujian dengan epoch 6000 adalah *learning rate* 0.008 dan 0.007.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.13. Hasil Klasifikasi (DTr-60%, DtS-40%) dengan Epoch 7000

Training	Testing	LR	TP	FN	FP	TN	Recall (%)	Presisi (%)	Akurasi (%)	Sensitivitas (%0
60%	40%	0.001	43	1	2	0	97.73	95.56	93.48	97.73
		0.002	43	1	2	0	97.73	95.56	93.48	97.73
		0.003	43	1	2	0	97.73	95.56	93.48	97.73
		0.004	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.005	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.006	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.007	43	1	2	0	97.73	95.56	93.48	97.73
		0.008	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.009	43	1	2	0	97.73	95.56	93.48	97.73

Pada Tabel 4.12 dilakukan percobaan menggunakan epoch 7000 yang terdiri dari 40% data testing dengan *learning rate* 0.001 sampai 0.009. Pada *learning rate* 0.001, 0.002, 0.003, 0.007 dan 0.009 didapatkan *recall* 97.73% menunjukkan bahwa sistem dapat mengklasifikasikan pasien positif Diabetes yang teridentifikasi Diabetes dengan benar, meskipun terdapat sedikit kesalahan dalam proses klasifikasi, yang mana kesalahan tersebut terdapat pada jumlah positif Diabetes yang teridentifikasi normal (FN) yang seharusnya masuk pada jumlah diabetes yang teridentifikasi Diabetes (TP) dan jumlah normal yang teridentifikasi Diabetes yang seharusnya mausk pada jumlah normal yang teridentifikasi normal. Sehingga model dengan nilai minimum yang terdapat pada percobaan ini menggunakan *learning rate* 0.001, 0.002, 0.003, 0.007 dan 0.009.

Tabel 4.14. Hasil Klasifikasi (DTr-60%, DtS-40%) dengan Epoch 8000

Training	Testing	LR	TP	FN	FP	TN	Recall (%)	Presisi (%)	Akurasi (%)	Sensitivitas (%0
60%	40%	0.001	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.002	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.003	41	3	2	0	93.18	95.35	89.13	93.18

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Training	Testing	LR	TP	FN	FP	TN	Recall (%)	Presisi (%)	Akurasi (%)	Sensitivitas (%0
		0.004	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.005	41	3	2	0	93.18	95.35	89.13	93.18
		0.006	43	1	2	0	97.73	95.56	93.48	97.73
		0.007	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.008	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.009	42	2	2	0	95.45	95.45	91.30	95.45

Pada Tabel 4.13 percobaan dilakukan menggunakan epoch 8000 dengan *learning rate* 0.001 sampai dengan 0.0009. Pada percobaan menggunakan *learning rate* 0.003, 0.005 didapatkan presisi 93.35% yang menunjukkan kecocokan antara permintaan informasi dengan jawaban permintaan tersebut. Sehingga pada *learning rate* 0.003 dan 0.005 terdapat sedikit kesalahan antara permintaan informasi dengan hasil permintaan tersebut, kesalahan tersebut terdapat pada nilai jumlah penderita Diabetes yang teridentifikasi normal (FN) yang seharusnya masuk pada jumlah pasien positif Diabetes teridentifikasi diabetes (TP) dan jumlah normal yang teridentifikasi Diabetes yang seharusnya masuk pada jumlah normal yan teridentifikasi normal. Maka model terbaik dengan hasil minimum terdapat pada *learning rate* 0.003 dan 0.005.

Tabel 4.15. Hasil Klasifikasi (DTr-60%, DtS-40%) dengan Epoch 9000

Training	Testing	LR	TP	FN	FP	TN	Recall (%)	Presisi (%)	Akurasi (%)	Sensitivitas (%0
60%	40%	0.001	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.002	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.003	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.004	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.005	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.006	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.007	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.008	42	2	2	0	95.45	95.45	91.30	95.45
		0.009	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Pada Tabel 4.14 dilakukan percobaan menggunaan epoch 9000 dengan learning rate 0.001 sampai dengan 0.009. Pada pecobaan menggunakan *learning rate* 0.008 didapatkan akurasi 91.30% artinya sistem dapat mengkalsifikasikan dengan benar, meskipun terdapat sedikit kesalahan dalam proses klasifikasi yang mana kesalahan tersebut terdapat pada jumlah normal yang teridentifikasi Diabetes (FP) yang seharusnya masuk pada jumlah normal yang teridentifikasi normal (TP) dan jumlah diabetes yang teridentifikasi normal (FN) yang seharusnya masuk pada Diabetes yang teridentifikasi Diabetes (TN). Sehingga model terbaik dengan nilai minimum pada percobaan ini terdapat pada *learning rate* 0.008.

Tabel 4.16 Hasil Klasifikasi (DTr-60%, DtS-40%) dengan Epoch 10000

Training	Testing	LR	TP	FN	FP	TN	Recall (%)	Presisi (%)	Akurasi (%)	Sensitivitas (%0
		0.001	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.002	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.003	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.004	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
60%	40%	0.005	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.006	43	1	2	0	97.73	95.56	93.48	97.73
		0.007	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.008	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100
		0.009	44	0	2	0	100	95.65	95.65	100

Pada Tabel 4.15 dilakukan percobaan dengan *epoch* 10000 menggunakan *learning rate* 0.001 sampai dengan 0.009. Pada *learning rate* 0.006 didapatkan nilai sensitivitas 97.73% yang menunjukkan ketika dilakukan proses klasifikasi pasien positif diabetes dengan yang normal maka 97.73% yang terklasifikasi pada

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

kelas positif diabetes, pada *learning rate* 0.006 terdapat kesalahan yang mana kesalahan tesebut terdapat pada jumlah pasien posiitif Diabetes yang teridentifikasi normal (FN) yang seharusnya masuk kedalam Diabetes yang teridentifikasi Diabetes (TN) dan jumah normal yang teridentifikasi Diabetes (FP) yang seharusnya masuk pada jumlah normal yang teridentifikasi normal (TP). Sehingga pada percobaan ini diperoleh hasil terbaik dengan nilai minimum terdapat pada *learning rate* 0.006

Tabel 4.17 Hasil Klasifikasi (DTr-70%, DTs-30%) dengan menggunakan 1000-10.000 Epoch

Training	Testing	Epoch	LR	TP	FN	FP	TN	Recall (%)	Presisi (%)	Akurasi (%)	Sensitivitas
70	30	1000	0.001	33	0	2	0	100	94.29	94.29	100
			0.002	33	0	2	0	100	94.29	94.29	100
			0.003	33	0	2	0	100	94.29	94.29	100
			0.004	33	0	2	0	100	94.29	94.29	100
			0.005	33	0	2	0	100	94.29	94.29	100
			0.006	33	0	2	0	100	94.29	94.29	100
			0.007	33	0	2	0	100	94.29	94.29	100
			0.008	33	0	2	0	100	94.29	94.29	100
			0.009	33	0	2	0	100	94.29	94.29	100

Pada Tabel 4.16. di lakukan percobaan menggunakan data training sebanyak 80 data dan data testing sebanyak 35 data dengan epoch 1000-10.000 yang mana pada data testing terdapat 2 pasien normal dan 33 data positif diabetes. Pada percobaan pertama dengan menggunakan *learning rate* 0.001 sampai dengan 0.009 menghasilkan TP =33 menunjukkan jumlah pasien yang positif Diabetes dan teridentifikasi positif Diabetes. FN =0 menunjukkan jumlah pasien yang

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

positif Diabetes tetapi teridentifikasi normal. FP =2 menunjukkan jumlah pasien yang normal tetapi teridentifikasi Diabetes, TN =0 menunjukkan jumlah pasien yang normal dan teridentifikasi normal. Recall 100% menunjukkan proporsi aktual yang benar diidentifikasi. Presisi 94.29% menunjukkan kecocokan antara permintaan informasi dengan jawaban permintaan tersebut, akurasi 94.29% menunjukkan bahwa klasifikasi penyakit Diabetes mellitus tipe 2 terdapat kemungkinan tepat (benar), dan nilai sensitivitas 100% yang menunjukkan bahwa ketika dilakukan uji klasifikasi pada pasien yang positif Diabetes dan pasien yang normal maka terdapat banyak pasien yang positif Diabetes. Sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwasannya pada percobaan tersebut apabila dilihat dari hasil akurasi tampak baik, recall 100% yang menunjukkan bahwa sistem dapat mengklasifikasikan data pada kelas positif diabetes dengan benar walaupun terdapat kesalahan yang mana kesalahan tersebut terletak pada FP yang artinya terdapat 2 pasien normal yang teridentifikasi Diabetes (FP) yang seharusmya masuk pada jumlah normal teridentifikasi normal (TP) , dan presisi menunjukkan ketepatan antara data asli dengan hasil klasifikasi. Sehingga *learning rate* yang model terbaik dengan nilai minimum terdapat pada pengujian dengan menggunakan *learning rate* 0.001 sampai 0.009.

Tabel 4.18 Hasil Klasifikasi (DTr-80%, DTs-20%) dengan 1000-10.000 Epoch

Training	Testing	Epoch	LR	TP	FN	FP	TN	Recall (%)	Presisi (%)	Akurasi (%)	Sensitivitas (%)
80	20	1000	0.001	21	0	2	0	100	91.30	91.30	100
			0.002	21	0	2	0	100	91.30	91.30	100
			0.003	21	0	2	0	100	91.30	91.30	100
			0.004	21	0	2	0	100	91.30	91.30	100
			0.005	21	0	2	0	100	91.30	91.30	100

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Training	Testing	Epoch	LR	TP	FN	FP	TN	Recall (%)	Presisi (%)	Akurasi (%)	Sensitivitas (%)
			0.006	21	0	2	0	100	91.30	91.30	100
			0.007	21	0	2	0	100	91.30	91.30	100
			0.008	21	0	2	0	100	91.30	91.30	100
			0.009	21	0	2	0	100	91.30	91.30	100

Pada Tabel 4.17. dilakukan percobaan menggunakan data training sebanyak 92 data dan data testing sebanyak 23 data dengan 1000-10.000 epoch yang mana pada data testing terdapat 2 pasien normal dan 21 data positif diabetes. Pada percobaan menggunakan *learning rate* 0.001 sampai dengan 0.009 menghasilkan TP =21 menunjukkan jumlah pasien yang positif Diabetes dan teridentifikasi diabetes. FN =0 menunjukkan jumlah pasien yang positif Diabetes tetapi teridentifikasi normal. FP =2 menunjukkan jumlah pasien yang normal tetapi teridentifikasi Diabetes, TN =0 menunjukkan jumlah pasien yang normal dan teridentifikasi normal. *Recall* 100% menunjukkan proporsi aktual yang benar diidentifikasi. Presisi 91.30% menunjukkan kecocokan antara permintaan informasi dengan jawaban permintaan tersebut, akurasi 91.30% menunjukkan bahwa klasifikasi penyakit Diabetes mellitus tipe 2 terdapat kemungkinan tepat (benar), dan nilai sensitivitas 100% yang menunjukkan bahwa ketika dilakukan uji klasifikasi pada pasien yang positif Diabetes dan pasien yang normal maka terdapat banyak pasien yang positif Diabetes. Sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwasannya pada percobaan tersebut apabila dilihat dari hasil akurasi tampak baik, hasil *recall* baik yang menunjukkan bahwa sistem dapat mengklasifikasikan data pada kelas positif diabetes dengan benar walaupun terdapat kesalahan yang mana kesalahan tersebut terletak pada FP yang artinya terdapat 2 pasien normal

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

yang teridentifikasi diabetes (FP) yang seharusnya masuk pada jumlah normal teridentifikasi normal(TN), dan presisi menunjukkan ketepatan antara data asli dengan hasil klasifikasi. Sehingga model terbaik dengan nilai minimum terdapat pada *learning rate* 0.001 sampai dengan 0.009.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB V
PENUTUP

A. Simpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan mengenai penelitian klasifikasi penyakit diabetes mellitus tipe 2 menggunakan learning vector quantization dapat disimpulkan bahwa:

1. Proses normalisasi data menggunakan metode Min-Max langkah awal yang harus dilakukan adalah menentukan nilai Minimal dan Maksimal setiap variabel. Pada penelitian ini didapatkan nilai minimal pada variabel usia sebesar 20 dan nilai maksimal usia yaitu 88, nilai minimal pada variabel obesitas yaitu 35 dan nilai maksimal obesitas yaitu 92, nilai minimal pada variabel kadar gula darah adalah 30 dan nilai maksimal kadar gula darah adalah 510. Selanjutnya dilakukan proses normalisasi dan hasilnya dilakukan pembulatan sehingga data akhir berbentuk biner.
2. Proses klasifikasi pada penyakit diabetes mellitus tipe 2 dilakukakan dengan menginputkan 5 data dan diperoleh 10 layer. Selanjutnya menghitung bobot tiap layer tersebut dengan rumus jarak *Euclidean,* nilai jarak *Euclidean* terkecil akan dipilih menjadi output.
3. Hasil klasifikasi menggunakan metode *learning vector quantization* dengan data testing sebanyak 40% dilakukan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

percobaan menggunakan epoch 1000 hingga 10000 dengan selang 1000. Model terbaik dengan nilai minimum terdapat pada epoch 1000 dengan *learning rate* 0.008, Model terbaik dengan nilai minimum pada epoch 3000 dengan *learning rate 0*.004, Model terbaik dengan nilai minimum terdapat pada epoch 9000 pada *learning rate* 0.008. Pada data Training 70% dan 80% dengan epoch 1000 sampai dengan 10.000 diperoleh model dengan nilai minimum yang terdapat pada *learning rate* 0.001 sampai dengan 0.009.

B. Saran

Saran yang dapat disampaikan pada peneliti yang akan melanjutkan dan mengembangkan penelitian ini adalah:

1. Menggunakan data citra sebagai data pendukung untuk klasifikasi.
2. Menggunakan modified dari LVQ untuk klasifikasi lebih optimal.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR PUSTAKA

Amitria, H. R. (2016). Hubungan Pola Makan Dengan Kadar Gula Darah Pasien Diabetes Melitus Tipe II di Poli penyakit Dalam RSUD DR. H. Abdul Moeloek Provinsi Lampung Tahun 2015. In *Universitas Lampung*. Lampung.

Arifin, O., & Sasongko, T. B. (2018). Analisa Perbandingan Tingkat Performansi Metode Support Vector Machine dan Naïve Bayes Classifier untuk Klasifikasi Jalur Minat SMA. *Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Multimedia 2018*, (March), 67–72.

Bazzano LA, Serdula M, L. S. (2005). Prevention of Type 2 Diabetes by Diet and Lifestyle Modification. *J. AM. Coll Nutr*, 310–319.

Budianita, E., Sanjaya, S., & Syafria, F. (2018). *Penerapan Metode Learning Vector Quantization2 (LVQ 2) Untuk Menentukan Gangguan Kehamilan Trimester I*. *15*(2), 144–151.

Dewi Prasetyani, S. (2011). Analisis faktor yang mempengaruhi kejadian diabetes melitus (dm) tipe 2. *Jurnal Kesehatan Al Irsyad (JKA)*, *2*(24), 1–9.

Eliyen, K., Tolle, H., & Muslim, M. aziz. (2017). *Learning Vector Quantization Untuk Klasifikasi Penilaian Pada Virtual Patient Case*. *2*(2), 98–101.

Federation, I. D. (2015). *IDF Diabetes Atlas* (Seventh Ed; S. W. David Cavan, Joao da Rocha Fernandes, Lydia Makaroll, Katherine Ogurtsova, Ed.). Retrieved from https://www.oedg.at/pdf/1606_IDF_Atlas_2015_UK.pdf

Ghozali, I. (2016). *Aplikasi Analisis Multivariete Dengan Program IBM SPSS 23 (Edisi 8). Cetakan ke VIII.* Semarang: Badan Penerbit Universitas Diponegoro.

Gibney, M. J. dkk. (2008). *Diabetes Mellitus in Ambady Ramachandan dkk*. Jakarta: EGC.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Handayani, S. A. (2003). *Fakor-faktor Resiko Diabetes Mellitus Tipe 2 Di Semarang dan sekitarnya*. Universitas Diponegoro Semarang.

Hasnah. (2009). Pencegahan Penyakit Diabetes Mellitus Tipe 2. *Media Gizi Pangan*, *VII*(1), 1–4.

Hota, H. S., Shrivas, A. K., & Singhai, S. K. (2013). Artificial Neural Network, Decision Tree and Statistical Techniques Applied for Designing and Developing E-mail Classifier. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, (16), 2277–3878.

Isnaini, N., & Ratnasari, R. (2018). Faktor risiko mempengaruhi kejadian Diabetes mellitus tipe dua. *Jurnal Kebidanan Dan Keperawatan Aisyiyah*, *14*(1), 59–68. https://doi.org/10.31101/jkk.550

Jannah, U. (2010). *Perbandingan Jarak Euclid dengan Jarak Mahalonobis pada Analisis Cluster Hirarki*. 76. Retrieved from http://etheses.uin-malang.ac.id/id/eprint/6739

Juddin, D. R. (2017). *Hubungan Tingkat Pengetahuan Faktor Risiko DM dengan Status DM pada Pegawai Negeri Sipil UIN Alauddin Makassar Tahun 2017.Skrisi.Fakultas Kedokteran dan Ilmu Kesehatan*. *10*(2014), 63–71.

Kholis, I. (2016). *Analisis Variasi Parameter Learning Vector Quantization Artificial Neural Network*. 1–12.

M Indra Halim Arsya Dwi Akbari, Astri Novianty S.T., M.T, Casi Setianingsih S.T, M. . (2017). Analisis Sentimen Menggunakan Metode Learning Vector Quantization Sentiment Analysis Using Learning Vector Quantization Method. *E-Proceeding of Engineering*, *4*(2), 2283–2292.

Misnadiarly. (2006). *Diabetes Mellitus, Ulcer, Infeksi, Mengenali gejala, Menanggulangi, dan Mencegah Komplikasi*. Jakarta: Pustaka Obor Populer.

Mutoharoh. (2017). *Pengaruh Pendidikan Kesehatan terhadap Tingkat Pengetahuan tentang Penyakit Diabetes Mellitus pada Penderita Diabetes*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Mellitus Tipe 2 di Desa Ngadiwarno Sukorejo Kendal. 1–65.

Nagi, D. (2006). The Role of Physical Activity in the Prevention of Type 2 Diabetes. *Exercise and Sport in Diabetes: Second Edition*, *54*(January), 67–76. https://doi.org/10.1002/0470022086.ch4

Nurkhozin, a., Irawan, M. I., & Mukhlash, I. (2011). Klasifikasi Penyakit Diabetes Mellitus Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dan Learning. *Prosiding Seminar Nasional Penelitian, Pendidikan Dan Penerapan MIPA*, (7), 1–8.

Ojo, O. (2014). Diabetes in Ethnic Minorities in UK: The Role of Diet in Glucose Dysregulation and Prevalence of Diabetes. *Journal of Food & Nutritional Disorders*, *02*(02). https://doi.org/10.4172/2324-9323.1000110

PERKENI. (2011). *Konsensus Pengelolaan Diabetes Mellitus Tipe 2 di Indonesia*. Semarang: PB PERKENI.

POWERS, D. M. . (2011). Estimation of high affinity estradiol binding sites in human breast cancerEVALUATION: FROM PRECISION, RECALL AND F-MEASURE TO ROC, INFORMEDNESS, MARKEDNESS & CORRELATION. *Journal of Machine Learning Technologies*, *2*(1), 37–63.

Puspitaningrum, D. (2006). *Pengantar Jaringan Saraf Tiruan* (F. S. Suyantoro, Ed.). Yogyakarta: C.V ANDI OFFSET.

Putri, N. R. (2012). *Universitas Indonesia Learning Vector Quantization Dengan Logika Fuzzy Untuk Pengenalan Wajah Fuzzy*.

Rahmadani, A. W., & Jaya, A. I. (2018). Prediksi penyakit tuberculosis paru (tb paru) menggunakan metode learning vektor quantization (lvq). *Jurnal Ilmiah Matematika Dan Terapan*, *15*, 20–27.

Ramadhan, M. (2017a). *Faktor yang Berhubungan dengan Kejadian Diabetes Mellitus di RSUP DR WAHIDIN SUDIROHUSODO DAN RS Universits Hasanuddin Makassar Tahun 2017*. Makassar.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Ramadhan, M. (2017b). *Skripsi Ini Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Kesehatan Masyarakat*. 1–113.

Richard A. Johnson, D. W. W. (2016). *Applied Multifariate Statistical Analysis*.

Saputra, S. S. (2015). *Metode Learning Vector Quantization Pada Jaringan Syaraf Tiruan untuk Mengidentifikasi Tulisan Tangan Huruf Lontara*.

Soegondo, S. (2007). *Diagnosis dan klasifikasi Diabetes Mellitus terkini. Dalam Penatalaksanaan Diabetes Mellitus terpadu*. Jakarta: Balai Penerbit FKUI.

Sri Kusumadewi, S. H. (2006). *NEURO-FUZZY :Integrasi Sistem Fuzzy & Jaringan Syaraf*. Yogyakarta: Graha Ilmu.

Sugiyanto, E. (2015). *Penerapan learning vector quantization untuk identifikasi pembicara dengan menggunakan ekstraksi ciri principal component analysis endrik sugiyanto*. Bogor.

Widyawati, K., Setiawan, B. D., & Adikara, P. P. (2017). Optimasi Vektor Bobot Learning Vector Quantization Menggunakan Algoritme Genetika untuk Penentuan Kualitas Susu Sapi. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (J-PTIIK) Universitas Brawijaya*, *2*(1), 217–225. Retrieved from http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/767

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id