

**IMPLEMENTASI DATA MINING PADA SISTEM E-LEARNING  
MOODLE TERHADAP TINGKAT PEMAHAMAN MAHASISWA  
DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA LVQ  
(*LEARNING VECTOR QUANTIZATION*)**

**SKRIPSI**

Oleh :  
**NANDA NAFISAH PUSPITHASARI**  
**NIM. 16650100**



**JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2020**

**IMPLEMENTASI DATA MINING PADA SISTEM E-LEARNING  
MOODLE TERHADAP TINGKAT PEMAHAMAN MAHASISWA  
DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA LVQ  
(LEARNING VECTOR QUANTIZATION)**

**SKRIPSI**

**Diajukan kepada:  
Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang  
Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)**

**Oleh:  
NANDA NAFISAH PUSPITHASARI  
NIM. 16650100**

**JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2020**

**LEMBAR PERSETUJUAN**

**IMPLEMENTASI DATA MINING PADA SISTEM E-LEARNING  
MOODLE TERHADAP TINGKAT PEMAHAMAN MAHASISWA  
DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA LVQ  
(LEARNING VECTOR QUANTIZATION)**

**SKRIPSI**

Oleh :  
**NANDA NAFISAH PUSPITHASARI**  
**NIM. 16650100**

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji  
Tanggal : 10 Juni 2020

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

Fresy Nugroho, M.T  
NIP. 19710722 201101 1 001

Irwan Budi Santoso, M.Kom  
NIP. 19770103 201101 1 004

Mengetahui,  
Ketua Jurusan Teknik Informatika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang

Dr. Cahyo Crysdiان  
NIP. 19740424 200901 1 008



## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Nanda Nafisah Puspithasari

NIM : 16650100

Fakultas/Jurusan : Sains dan Teknologi/Teknik Infomatika

Judul Skripsi : Implementasi Data Mining Pada Sistem *E-Learning*

Moodle Terhadap Tingkat Pemahaman Mahasiswa Menggunakan Algoritma LVQ  
(*Learning Vector Quantization*)

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya sendiri, bukan merupakan pengambilalihan data, tulisan atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan Skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 11 Juni 2020

Yang membuat pernyataan,



Nanda Nafisah Puspithasari  
NIM. 16650100

## MOTTO

***“KEBIJAKAN DAN KEBAIKAN ADALAH PERISAI TERBAIK”***

**-ASPINAL-**

**BILA AKU MENANAM PENDERITAAN DI LADANG KESABARAN,  
MAKA AKU AKAN MEMPEROLEH KESABARAN**

**RASULULLAH S.A.W BERSABDA :**

***“BARANG SIAPA YANG MENUNJUKKAN KEPADA KEBAIKAN, MAKA  
BAGINYA PAHALA SEPerti ORANG YANG MENERJAKAN KEBAIKAN ITU,  
TANPA DIKURANGI SEDIKUTPUN KADARNYA”***

## HALAMAN PERSEMBAHAN

*Assalamu'alaikum, Wr. Wb.*

Alhamdulillah, puji syukur atas kehadiran Allah Subhanahu wa ta'ala, dengan mengucapkan syukur alhamdulillah penulis mempersembahkan sebuah karya untuk orang – orang yang sangat berarti

Alhamdulillah, Terima kasih saya ucapkan kepada kedua orang tua Bapak U. Syihabuddin dan Ibu Mimin Austiyana yang telah banyak memberikan doa dan dukungan, motivasi dan doa kepada saya dan selalu mengajarkan serta mendidik berbagai nilai – nilai dalam kehidupan.

Alhamdulillah, Terima kasih juga saya ucapkan kepada kedua Bapak pembimbing yang telah membimbing dalam melakukan penelitian dan memberikan motivasi hingga penelitian terselesaikan dengan lancar.

Alhamdulillah, Terima kasih saya ucapkan kepada Dosen-dosen dan Staf-staf yang membantu saya dengan memberikan arahan dan motivasi baik selama menjadi mahasiswa hingga pengerjaan skripsi ini selesai

Alhamdulillah, Tak lupa juga saya ucapkan terima kasih kepada keluarga saya yang telah mendukung serta mendoakan selama saya masuk perkuliahan di UIN Maulana Malik Ibrahim Malang. Dan juga keluarga besar Teknik Informatika Andromeda 2016 yang telah memberikan semangat dan doa – doa yang dikirimkan, semoga sukses selalu.

Alhamdulillah, Terima kasih saya ucapkan kepada sahabat-sahabat saya yang telah memberikan dukungan dan do'a kepada saya.

Semoga apa yang saya dapat selama 4 tahun ini dapat bermanfa'at dan menjadi pembuka rahmat dikemudian hari. Aamiin Yaa Robbal'Alamiin.

## KATA PENGANTAR

*Assalamu'alaikum Wr. Wb.*

Puji dan syukur saya panjatkan kehadiran Allah subhanahu wa ta'ala yang telah melimpahkan rahmat dan hidayahNya kepada kita, sehingga saya dapat menyelesaikan skripsi dengan tepat waktu, yang berjudul “Implementasi *Data Mining* Pada Sistem *E-Learning* Moodle Terhadap Tingkat Pemahaman Mahasiswa Dengan Menggunakan Algoritma *Learning Vector Quantization*”. Tujuan dari penyusunan skripsi ini guna memenuhi salah satu syarat dalam menempuh ujian Sarjana Strata S-1 Fakultas Sains dan Teknologi (FSAINTEK) Program Studi Teknik Informatika di Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang. Di dalam pengerjaan skripsi ini telah melibatkan banyak pihak yang sangat membantu dalam banyak hal. Oleh sebab itu, dengan kerendahan hati penulis sampaikan rasa terima kasih sedalam-dalamnya kepada:

1. Prof. Dr. Abdul Haris, M.Ag selaku Rektor Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. Sri Harini, M.Si, selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Cahyo Crysdian, Selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Fresy Nugroho, M.T, selaku Dosen Wali dan Dosen Pembimbing I yang telah memberikan bimbingan, saran dan motivasi penulis dalam kegiatan perkuliahan dan penyusunan skripsi hingga selesai.

5. Irwan Budi Santoso, M.Kom, selaku Dosen Pembimbing II yang telah membimbing penulis dalam penyusunan skripsi ini hingga selesai.
6. Kedua orang tua tercinta Bapak U. Syihabuddin dan Ibu Mimin Austiyana yang telah banyak memberikan doa dan dukungan kepada penulis secara moril maupun materil hingga skripsi ini dapat terselesaikan dan tak lupa anggota keluarga dan kerabat yang senantiasa memberikan doa dan dukungan semangat kepada penulis. Saudara kandung penulis mbak Nanda Nabilah Puspithasari dan adik-adik saya Muhammad Farid Nugraha dan Muhammad Faris Nugraha yang selalu memberi semangat dan do'a.
7. Anggota keluarga dan kerabat yang senantiasa memberikan doa dan dukungan semangat kepada penulis.
8. Sahabat – sahabat Andromeda Teknik Informatika 2016 yang selalu memberikan semangat dan do'a kepada penulis..
9. Sahabat-sahabat terdekat Otw S.Kom dan kos Ma'had Sunan Kalijaga, Mbak Fauziyah, Mbak Lutfia, Mbak Ica, Mbak fio, Mbak Paula, Mbak Eka, Mbak Farrah, dan Mbak Amalia, S.Ars, Serta yang tidak bisa saya sebutkan satu-persatu. Terimakasih banayak atas dukungan, semangatnya dan do'anya serta bantuan disetiap kesulitan dan menemani dengan suka cita jatuh bangun berteman dengan penulis.
10. Semua pihak yang telah banyak membantu dalam penyusunan skripsi ini yang tidak bisa penulis sebutkan semuanya.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini masih terdapat kekurangan dan penulis berharap semoga skripsi ini bisa memberikan manfaat kepada para pembaca khususnya bagi penulis secara pribadi.

Malang, 18 Juni 2020

Penulis



## DAFTAR ISI

<b>LEMBAR PENGAJUAN</b> .....	i
<b>LEMBAR PERSETUJUAN</b> .....	ii
<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	iii
<b>PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN</b> .....	iv
<b>MOTTO</b> .....	v
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN</b> .....	vi
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	vii
<b>DAFTAR ISI</b> .....	x
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xii
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xiii
<b>ABSTRAK</b> .....	xv
<b>ABSTRACT</b> .....	xvi
<b>خلاصة</b> .....	xvii
 <b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Pernyataan Masalah .....	7
1.3 Batasan Masalah .....	7
1.4 Tujuan Penelitian .....	7
1.5 Manfaat Penelitian .....	8
1.6 Sistematika Penulisan .....	8
 <b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	
2.1 Penelitian Terkait.....	10

2.2 E-Learning pada LMS Moodle .....	13
2.3 Pemahaman .....	15
2.4 Data Mining .....	16
2.5 K-Fold Cross Validation .....	17
2.6 Klasifikasi .....	18
2.7 Learning Vector Quantization.....	20
<b>BAB III ANALISA DAN PERANCANGAN SISTEM</b>	
3.1 Prosedur Penelitian .....	22
3.2 Desain Sistem .....	25
3.3 Preprocessing .....	25
3.4 Implementasi LVQ .....	27
3.4.1 K-Fold Cross Validation.....	27
3.4.2 Pelatihan LVQ .....	28
3.4.3 Pengujian LVQ .....	36
3.4.4 <i>Confuison Matrix</i> .....	37
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN</b>	
4.1 Skenario Implementasi.....	39
4.2 Hasil Uji Coba.....	40
4.3 Pembahasan.....	68
4.4 Integrasi Penelitian dengan Al-Qur'an .....	70
<b>BAB V PENUTUP</b>	
5.1 Kesimpulan .....	73
5.2 Saran .....	74
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Arsitektur LVQ .....	31
Gambar 3.1 Desain Sistem.....	25
Gambar 3.2 <i>Flowchart Training LVQ</i> .....	31
Gambar 3.3 <i>Flowchart Testing LVQ</i> .....	36
Gambar 4.1 Pseudo Code Normalisasi.....	40
Gambar 4.2 Pseudo Code Klasifikasi.....	48
Gambar 4.3 Grafik <i>Confusion Matrix 1</i> .....	50
Gambar 4.4 Grafik <i>Confusion Matrix 2</i> .....	52
Gambar 4.5 Grafik <i>Confusion Matrix 3</i> .....	54
Gambar 4.6 Grafik <i>Confusion Matrix 4</i> .....	56
Gambar 4.7 Grafik <i>Confusion Matrix 5</i> .....	58
Gambar 4.8 Grafik <i>Confusion Matrix 6</i> .....	60
Gambar 4.9 Grafik <i>Confusion Matrix 7</i> .....	62
Gambar 4.10 Grafik <i>Confusion Matrix 8</i> .....	64
Gambar 4.11 Grafik <i>Confusion Matrix 9</i> .....	66
Gambar 4.12 Grafik <i>Confusion Matrix 10</i> .....	68

## DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Unsur Penilaian .....	24
Tabel 3.2 Penilaian .....	24
Tabel 3.3 Data Log .....	26
Tabel 3.4 Mekanisme K-fold .....	28
Tabel 3.5 Target Klasifikasi .....	29
Tabel 3.6 Variabel .....	29
Tabel 3.7 Data Inputan .....	29
Tabel 3.8 Ketentuan Perhitungan .....	32
Tabel 3.9 Bobot <i>Random</i> .....	32
Tabel 3.10 Mekanisme Perhitungan .....	32
Tabel 3.11 Simulasi Perhitungan .....	32
Tabel 3.12 Hasil Bobot Akhir .....	35
Tabel 3.13 <i>Confusion Matrix</i> .....	38
Tabel 4.1 Bobot Awal .....	41
Tabel 4.2 Data Uji Coba .....	41
Tabel 4.3 Mekanisme Uji Coba .....	47
Tabel 4.4 Hasil Klasifikasi Uji Coba 1 .....	49
Tabel 4.5 Hasil Klasifikasi Uji Coba 2 .....	51
Tabel 4.6 Hasil Klasifikasi Uji Coba 3 .....	53
Tabel 4.7 Hasil Klasifikasi Uji Coba 4 .....	55
Tabel 4.8 Hasil Klasifikasi Uji Coba 5 .....	57
Tabel 4.9 Hasil Klasifikasi Uji Coba 6 .....	59

Tabel 4.10 Hasil Klasifikasi Uji Coba 7 .....	61
Tabel 4.11 Hasil Klasifikasi Uji Coba 8 .....	63
Tabel 4.12 Hasil Klasifikasi Uji Coba 9 .....	65
Tabel 4.13 Hasil Klasifikasi Uji Coba 10 .....	67
Tabel 4.14 Kesimpulan Hasil Klasifikasi.....	69
Tabel 4.15 Keterangan Hasil Akhir .....	70



## ABSTRAK

Puspithasari, Nanda Nafisah. 2020. **Implementasi *Data Mining* Pada Sistem *E-Learning Moodle* Terhadap Tingkat Pemahaman Mahasiswa Dengan Menggunakan Algoritma *Learning Vector Quantization***. Skripsi. Jurusan Teknik Informatika. Fakultas Sains Dan Teknologi. Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

Pembimbing : (I) Fresy Nugroho, M.T; (II) Irwan Budi Santoso, M.Kom.

---

Kata kunci : *Data Mining, E-Learning, Moodle, K-Fold Cross Validation, Learning Vector Quantization.*

Data Mining atau Penambangan data adalah proses ekstraksi dari data-data (berjumlah besar) untuk mendapatkan informasi yang terstruktur dari sistem yang menjadi kebutuhan bagi pengguna. Penambangan data penelitian ini pada sistem *e-learning LMS (Learning Management System) Moodle* yang merupakan *software open source* untuk mengembangkan proses pembelajaran yang dapat diakses dengan fleksibel. Namun *LMS (Learning Management System) Moodle* belum menyediakan evaluasi statistik *user-behaviour*, moodle hanya menyediakan layanan reporting untuk masukan yang berkelanjutan dari proses pendidikan. Sehingga tujuan pada penelitian ini ialah mengembangkan *learning analytics* untuk mendapatkan informasi mengenai pemahaman mahasiswa terhadap pembelajaran pada sistem *e-learning LMS Moodle*. Uji coba pada penelitian ini menggunakan algoritma *Learning Vector Quantization* dengan model perhitungan *10-fold cross validation* untuk estimasi error, dilakukan sebanyak 10 kali uji coba. Pada 10 kali pengujian tersebut, didapatkan hasil bahwa proses klasifikasi algoritma LVQ terhadap pemahaman mahasiswa pada sistem *e-learning Moodle* memiliki tingkat keakuratan terbesar pada pengujian ke-4, dimana *learning rate* 0.1 sebesar 89.47% dan error terendah 9.89%.

## ABSTRACT

Puspithasari, Nanda Nafisah. 2020. **Implementation of Data Mining in Moodle E-Learning System to the Level of Students' Understanding by Using Learning Vector Quantization Algorithm.** Thesis. Department of Informatics Engineering. Faculty Science and Technology. Islamic State University of Maulana Malik Ibrahim Malang  
Supervisor : (I) Fresy Nugroho, M.T ; (II) Irwan Budi Santoso, M.Kom

---

Keywords : Data Mining, E-Learning, Moodle, K-Fold Cross Validation, Learning Vector Quantization.

Data Mining is a process of extractions of data (large numbers) to obtain structured information from a system that is a necessity for the user. Data Mining of this research data on Moodle's LMS e-learning System (Learning Management System) is open-source software for developing flexible, accessible learning processes. However, the LMS (Learning Management System) Moodle has not yet provided an evaluation of user-behaviour statistics, and Moodle only includes reporting services for the ongoing input of the educational process. Thus, this research aims to develop learning analytics to get information on student understanding of the LMS Moodle e-learning system. Trials on this study use the Learning Vector Quantization algorithm with a 10-fold cross-validation calculation model for error estimation, performed as much as a 10-time trial. At ten times the test gained the result that LVQ's algorithm classification process of students' understanding of the Moodle e-learning system had the most significant level of accuracy in the 4th test, where the learning rate of 0.1 was 89.47% and the lowest error of 9.89%.

## خلاصة

فوسفيطا ساري، ناندا نافيسا. 2020. تنفيذ استخراج البيانات في نظام التعلم الإلكتروني يصل إلى مستوى فهم الطلاب باستخدام خوارزمية قياس ناقلات التعلم. اطروحة. قسم هندسة المعلوماتية. كلية العلوم والتكنولوجيا. جامعة الدولة الإسلامية في مولانا مالك إبراهيم مالانغ.

مشرف: (I) فريسي نوجر هو، الماجستير. (II) إيروان بودي سانتوسو، الماجستير

الكلمات المفتاحية: استخراج البيانات، التعلم الإلكتروني، نظام، التحقق المتقاطع K-Fold، خوارزمية قياس ناقلات التعلم.

استخراج البيانات هي عملية استخراج البيانات (أعداد كبيرة) للحصول على معلومات منظمة من نظام ضروري للمستخدم. إن استخراج بيانات البحث في نظام التعلم الإلكتروني (نظام إدارة التعلم) من نظام إدارة التعلم هو برنامج مفتوح المصدر لتطوير عمليات التعلم المرنة المتاحة. ولكن نظام إدارة التعلم LMS Moodle لم يقدم بعد تقييماً لإحصاءات سلوك المستخدمين، ولا تقدم Moodle سوى خدمات الإبلاغ عن المدخلات المستمرة للعملية التعليمية. لذا فإن الهدف من هذا البحث هو تطوير تحليلات التعلم للحصول على معلومات حول فهم الطالب لتعلم نظام التعلم الإلكتروني LMS Moodle. تستخدم التجارب على هذه الدراسة خوارزمية تكميم ناقل التعلم مع نموذج حساب التحقق من صحة 10 أضعاف من أجل تقدير الخطأ، الذي يتم تنفيذه بقدر 10 مرات التجريبية. في 10 مرات اكتسب الاختبار النتيجة أن عملية تصنيف LVQ خوارزمية الطلاب ' فهم نظام التعلم الإلكتروني Moodle كان أعلى مستوى من الدقة في الاختبار الرابع، حيث كان معدل التعلم 0.1 89.47% وأدنى خطأ من 9.89%.

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Di Indonesia konsep teknologi informasi saat ini telah terjadi peningkatan dalam memenuhi kebutuhan masyarakat di berbagai bidang. Seperti halnya dalam bidang hiburan, industri, telekomunikasi hingga pendidikan yang mana tujuannya agar memudahkan masyarakat dalam aktifitasnya sehari-hari. Saat ini dengan pengaruh dari perkembangan zaman memberikan stimulus dalam pembaharuan sistem di Indonesia. Berupa evaluasi, penilaian (*assessment*), ujian, ataupun istilah lain yang relevan memang tidak dapat dipisahkan dari kualitas pendidikan, karena hasil-hasilnya merupakan salah satu indikator kualitas pendidikan (Eliyen, Tolle, & Muslim, 2017).

Sistem Teknologi informasi dalam dunia pendidikan telah memberikan perkembangan konsep pembelajaran saat ini, yakni dalam peningkatan sarana media pembelajaran menggunakan sistem *e-learning* yang telah digunakan di berbagai lembaga pendidikan. Istilah *e-learning* digunakan sebagai istilah untuk segala teknologi yang digunakan untuk mendukung usaha-usaha pengajaran lewat teknologi elektronik internet. Oleh karena itu, istilah *e-learning* lebih tepat ditujukan sebagai usaha untuk membuat sebuah transformasi proses belajar mengajar yang ada di sekolah/universitas ke dalam bentuk digital yang dijumpai oleh teknologi internet (Rahayu & Rahma, 2019). Tujuan dari *E-learning* adalah untuk menyediakan pengguna konten yang tepat sesuai dengan kognitifnya pada level waktu yang tepat. Dalam sistem pembelajaran dengan tingkat pengetahuan siswa yang bervariasi (Awoyelu, 2016). Sistem *e-learning*

terkadang juga dikenal dengan *Learning Management System (LMS)*, *Course Management System (CMS)*, *Learning Content Management System (LCMS)*, *Managed Learning Environment (MLE)*, *Learning Support System (LSS)*. Ada banyak macam aplikasi *e-learning* yakni SEVIMA EdLink, Moodle, Google Classroom, Edmodo, Schoology. Namun ada kekurangan *learning analytics* yang terintegrasi bisa menilai hasil pembelajaran kursus dan memprediksi kinerja siswa dan pencapaian terhadap hasil spesifik (Yassine, Kadry, & Sicilia, 2016). Sehingga implementasi *e-learning* dalam penelitian ini menggunakan perangkat lunak atau *tools* Moodle (*Modular Object-Oriented Dynamic Learning Environment*). Moodle merupakan *software* berbasis *open source* yang diperkenalkan oleh Martin Dougiamas, seorang *computer scientist* dan *educator* yang mana dapat dengan mudah di modifikasi oleh pengguna sesuai dengan kebutuhan.

Dalam penggunaan LMS Moodle sebagai alternatif pembelajaran berbasis web, yang mana dapat memudahkan interaksi pengajar dengan peserta didik tanpa batasan ruang dan waktu. LMS Moodle mudah dipelajari bagi pemula dan dapat dikembangkan dengan berbagai fungsi yang ada pada LMS ini, yakni LMS memiliki beberapa fitur yang dapat digunakan, seperti contoh yaitu fitur administrasi, penyampaian bahan ajar, pengujian, penilaian, dan fitur komunikasi. Tentunya sistem *e-learning* dengan LMS Moodle mempunyai kelemahan diantaranya terbatasnya waktu tatap muka didalam kelas sehingga materi kuliah tidak dapat diulang atau disampaikan secara tuntas, tidak dapat mengamati perkembangan pembelajaran pada peserta didik, moodle juga belum menyediakan evaluasi statistik *user-behaviour*, moodle hanya menyediakan layanan reporting

untuk masukan yang berkelanjutan dari proses pendidikan (Aviano, 2016) . Dalam hal ini, terdapat sebuah bidang kajian dan penelitian yakni *learning analytics*, yang berfokus pada pengolahan dan analisis data pendidikan untuk menghasilkan informasi yang akan dijadikan sebagai bahan pembuat keputusan dalam berbagai bidang sistem pendidikan. Dalam *learning analytics* terdapat satu cara untuk mendapatkan prediksi, kesimpulan, maupun sebagai bahan informasi pembuat keputusan dengan menggunakan metode *data mining* dengan *clustering* dan *classification*. Dalam penelitian ini, pembuatan sistem *e-learning* dengan LMS Moodle digunakan untuk mengambil data yang dibutuhkan untuk dilakukannya klasifikasi dalam pertumbuhan data pada LMS Moodle, dan untuk pengamatan bagi pengajar terhadap proses kinerja pembelajaran. Allah SWT telah berfirman di dalam Alqur'an surat An-Nahl/16:125 mengenai konsep atau metode pembelajaran, yakni:

أَدْعُ إِلَى سَبِيلِ رَبِّكَ بِالْحُكْمِ وَالْمَوْعِظَةِ الْحَسَنَةِ وَجَادِهِمْ بِالَّتِي هِيَ أَحْسَنُ إِنَّ رَبَّكَ هُوَ أَعْلَمُ بِمَنْ ضَلَّ

عَنْ سَبِيلِهِ وَهُوَ أَعْلَمُ بِالْمُهْتَدِينَ

Artinya:

“(Wahai Nabi Muhammad SAW) Serulah (semua manusia) kepada jalan (yang ditunjukkan) Tuhan Pemelihara kamu dengan hikmah (dengan kata-kata bijak sesuai dengan tingkat kepandaian mereka) dan pengajaran yang baik dan bantalah mereka dengan (cara) yang terbaik. Sesungguhnya Tuhan pemelihara kamu, Dialah yang lebih mengetahui (tentang siapa yang tersesat dari jalan-Nya dan dialah yang lebih mengetahui orang-orang yang mendapat petunjuk)”. (Qs. An-Nahl/16 : 125).

Pada surat An-Nahl/16:125 mencantumkan 3 konsep pembelajaran, diantaranya: Pertama, mempertimbangkan faktor-faktor dalam proses belajar mengajar, dalam faktor subjek, obyek, sarana, media dan lingkungan pengajaran. Kedua, pemberian nasihat yang baik dalam penyampaian pengajaran. Ketiga, diskusi dalam memberikan kesempatan kepada siswa untuk membicarakan, menganalisa guna mengumpulkan pendapat, membuat kesimpulan atau menyusun berbagai alternatif pemecahan masalah. Berdasarkan tafsir dan penjelasan di atas, perlunya pengamatan dan peningkatan proses pembelajaran yang disampaikan agar informasi dan pengajaran yang disampaikan dapat dipahami oleh siswa, meskipun pembelajaran menggunakan *platform* yang menawarkan berbagai pelaporan dalam proses belajar mengajar dengan *e-learning*, namun akan sulit bagi pengajar dalam menggali informasi dengan data yang banyak, maka dari itu untuk mengevaluasi efektivitas proses pembelajaran agar penyampaian pengajaran dapat dikembangkan lebih baik yakni penggunaan analisis *data mining* untuk sistem *e-learning* LMS Moodle.

*Data Mining* juga dikenal dengan pengolahan data atau penambangan data, yang mana telah menarik perhatian di masyarakat dalam beberapa tahun ini, karena mengolah data dalam jumlah yang besar menjadi informasi yang berguna atau pengetahuan. *Data Mining* atau *Knowledge Discovery in Database* (KDD) adalah teknik ekstraksi otomatis dalam pola implisit dari sekumpulan data yang besar (Klosgen & Zytchow, 2002). *Data mining* memiliki beberapa teknik, yaitu pengelompokkan (*clusterings*), korelasi (*correlations*), urutan (*sequences*), episode (*episode*), klasifikasi (*classifications*), dan aturan asosiatif (*association rules*). *Data mining* dapat memprediksi tren dan sifat-sifat perilaku bisnis yang

berguna untuk mendukung pengambilan keputusan penting. Analisis yang diotomatisasi oleh data mining melebihi yang dilakukan oleh sistem pendukung keputusan tradisional yang sudah banyak digunakan.

Dalam hal ini, pengambilan data dilihat dari pemahaman didasarkan pada nilai akhir pengerjaan pada sistem *e-learning* dengan LMS Moodle. Algoritma *data mining* akan diterapkan dalam penelitian ini yakni klasifikasi. Klasifikasi adalah tipe analisis data yang dapat membantu orang menentukan kelas label dari sampel yang ingin di klasifikasi. Klasifikasi merupakan Metode *supervised learning*, metode yang mencoba menemukan hubungan antara atribut masukan dan atribut target. Tujuan klasifikasi untuk meningkatkan kehandalan hasil yang diperoleh dari data.

Sebagaimana Allah SWT telah berfirman di dalam Alqur'an surat Al-Qamar/54:52, yang berbunyi:

وَكُلُّ شَيْءٍ فَعَلُوهُ فِي الزُّبُرِ

Artinya:

“Dan segala sesuatu yang telah mereka perbuat tercatat dalam buku-buku catatan”. (Qs. Al-Qomar/54:52).

Dan juga sebagaimana Allah SWT telah berfirman di dalam Alqur'an surat Maryam/19:94, yang berbunyi:

لَقَدْ أَحْصَاهُمْ وَعَدَّهُمْ عَدًّا

Artinya:

“Sesungguhnya Allah telah menentukan jumlah mereka dan menghitung mereka dengan hitungan yang teliti”. (Qs. Maryam/19:94).

Penjelasan dari 2 ayat diatas ialah segala sesuatu perbuatan yang telah dilakukan ada catatannya masing-masing. Terdapat ketelitian dan keseimbangan jumlah terkait amalan sehari-hari, dan tidak ada yang luput dari penglihatan Allah SWT. Menurut Tafsir Jalalain oleh Jalaluddin Al-Mahalli & Jalaluddin As-Suyuthi: “(Sesungguhnya Allah telah menentukan jumlah mereka dan menghitung mereka dengan hitungan yang teliti) maka tidak samar bagi-Nya mengenai jumlah mereka secara keseluruhan atau pun secara rinci dan tiada seorang pun yang terlewat dari perhitungan-Nya”. Maka dari tafsir dan penjelasan diatas, segala perbuatan ada pertanggung jawabannya yang dimaksud ialah suatu tindakan yang telah dilakukan sekecil apapun akan ada balasannya tergantung tindakan yang telah diperbuat baik ataupun buruk. Oleh karena itu, dalam penelitian ini menggunakan metode klasifikasi dalam menganalisis perilaku terhadap tingkat pemahamannya pada sistem *e-learning*, agar data dan pengamatan terhadap objek dapat dilakukan dengan mudah, dan terstruktur.

Klasifikasi pada penelitian ini menggunakan algoritma *Learning Vector Quantization* (LVQ), yakni merupakan bentuk algoritma jaringan syaraf tiruan (*neural network*) dengan metode pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi. Menggunakan algoritma LVQ dikarenakan proses pembelajaran (*machine learning*), pada umumnya melalui proses *classification dataset*. Dalam metode yang akan dianalisis, tentunya memiliki kelebihan dan kekurangan yakni proses ini harus menampilkan *class* atau *target* atribut. Sehingga *classification* dapat digolongkan pada mesin pembelajaran terpandu (*supervised learning*) (suhailu & sensuse, 2015). Keunggulan dari algoritma LVQ adalah kemampuannya untuk memberikan pelatihan terhadap lapisan-lapisan kompetitif

sehingga secara otomatis dapat mengklasifikasikan vektor *input* yang diberikan (Nugroho, Arif, & Dermawan, 2011).

Berdasarkan penjelasan diatas, penelitian ini bertujuan untuk mengamati aktivitas belajar peserta didik dan untuk evaluasi dalam mengembangkan kinerja pembelajaran. Maka, dalam pengumpulan data diambil dari *data log* sistem *e-learning* LMS Moodle dan data akan dianalisis dengan algoritma LVQ (*Learning Vector Quantization*) sehingga dapat menghasilkan data atau informasi yang terstruktur, dan sesuai dengan kebutuhan.

### **1.2. Pernyataan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah di paparkan, rumusan masalah penelitian ini adalah bagaimana implementasi algoritma LVQ (*Learning Vector Quantization*) dalam mengklasifikasi data sistem *e-learning* LMS Moodle terhadap tingkat pemahaman mahasiswa.

### **1.3. Batasan Masalah**

1. Pengolahan data pada penelitian ini berfokus pada tingkat pemahaman terhadap setiap pokok bahasan mahasiswa berupa nilai akhir, ditujukan pada seberapa besar kemampuan dalam menjawab soal/tes, tanpa memperhatikan faktor-faktor yang mempengaruhi hasil penelitian, artinya faktor kualitas dosen, cara mengajar, teknik penyampaian materi.
2. Penelitian ini berfokus pada klasifikasi tingkat pemahaman mahasiswa pengguna *e-learning* UIN Maulana Malik Ibrahim Malang menggunakan algoritma LVQ.

#### 1.4. Tujuan Penelitian

1. Mengembangkan algoritma LVQ (*Learning Vector Quantization*) dalam klasifikasi data *e-learning* LMS Moodle untuk mengetahui pemahaman pengguna serta dapat mengevaluasi kinerja pembelajaran yang lebih baik.

#### 1.5. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini, antara lain :

1. Diharapkan dapat menjadi referensi untuk penelitian terkait selanjutnya.
2. Diharapkan dapat memudahkan dalam mengevaluasi kinerja proses pembelajaran.
3. Diharapkan dapat mengembangkan algoritma LVQ dengan metode lainnya dalam pengembangan data pada fungsionalitas sistem *e-learning* LMS Moodle.
4. Bagi perusahaan, diharapkan dapat meningkatkan produktifitas, dan profitnya.

#### 1.6. Sistematika Penulisan

Laporan penelitian ini terdiri dari lima bab, Adapun isi dari setiap bab yakni sebagai berikut :

##### **BAB I : PENDAHULUAN**

Berisi tentang latar belakang dari masalah yang akan diteliti, tujuan dan manfaat penelitian dari penelitian, batasan masalah pada penelitian, metodologi penelitian, serta sistematika penulisan laporan penelitian.

##### **BAB II: TINJAUAN PUSTAKA**

Bab ini berisi penjelasan dan uraian teori-teori yang berhubungan dengan penelitian ataupun teori dasar yang berkaitan dengan pengolahan data pada

sistem *e-learning* dengan LMS Moodle, dan pengolahan data menggunakan algoritma LVQ (*Learning Vector Quantization*).

### **BAB III : ANALISIS DAN PERENCANAAN**

Bab ini berisi tentang prosedur atau rancangan sistem *e-learning*, dan implementasi metode terhadap analisis data pada sistem *e-learning* LMS Moodle.

### **BAB I V : HASIL DAN PEMBAHASAN**

Bab ini berisi pengujian dari analisis data sistem *e-learning* LMS Moodle menggunakan algoritma LVQ. Hasil diuji dengan tingkat keakuratan data pada algoritma LVQ.

### **BAB V : PENUTUP**

Pada bab ini berisi kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan pada hasil uji coba, serta berisi saran agar dapat dikembangkan pada penelitian berikutnya.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

Bab ini menjelaskan beberapa studi pustaka yang digunakan sebagai dasar teori dalam penelitian. Selain itu, bab ini juga membahas tentang penelitian sebelumnya yang terkait dengan penelitian yang akan dilakukan.

#### **2.1. Penelitian Terkait**

Pada penelitian yang dilakukan (sumardi, kamin & Supriawan, 2017) yaitu model pembelajaran *e-learning* (LMS) untuk meningkatkan pemahaman materi termodinamika teknik. Dalam pembahasannya pembelajaran *e-learning* dirancang menggunakan multimedia sehingga penyampaian materi perkuliahan secara bermakna, berkesan, menarik, dan mudah dipahami. Penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan suatu model pembelajaran *e-learning* untuk meningkatkan pemahaman materi termodinamika teknik. Ada dua kegiatan utama, yaitu: mengidentifikasi kebutuhan materi pembelajaran (meliputi: data tentang katagori dan topik-topik bahan perkuliahan yang cocok untuk *e-learning* termasuk aspek-aspek pedagogisnya) dan membuat model *e-learning*. Hasil penelitian yang diperoleh, yaitu: Mudah dalam pendalaman materi dan ujian; dan materi *online* diluar materi kuliah, atau pengayaan materi lebih lengkap, beragam dan baru, ada informasi baru, adanya rumusan tujuan pembelajaran dengan jelas, ada integrasi antara isi substansi baru dengan materi pelajaran lepas, mahasiswa dapat menunjukkan tingkat pemahamannya melalui latihan, Uraian materi ringkas, singkat dan padat, ada umpan balik terhadap penilaian yang dilakukan.

Pada penelitian (Bapu, Ashok, Shamrao, & Tanaji, 2015) melakukan penelitian pengelompokan data pada LMS Moodle untuk mengamati siswa dan meningkatkan sistem pembelajaran. Pengumpulan data diambil dari data log LMS Moodle, dan analisis pengelompokan data dilakukan dengan perhitungan model matematika. Penelitian ini ditujukan untuk mengevaluasi proses belajar mengajar, memantau hasil belajar siswa.

Pada penelitian yang dilakukan oleh (Lile, 2011) yakni analisis sistem *e-learning* dengan menggunakan teknik *data mining* pendidikan, dimana tujuannya ialah menggambarkan pola perilaku belajar siswa dengan mengidentifikasi kebutuhan siswa, personalisasi pelatihan dan memprediksi kualitas interaksi siswa. Teknik *data mining* pada penelitian ini menggunakan Atribut *Weighting*, Clustering, Klasifikasi, Asosiasi Penambangan dalam rangka mencapai tujuan untuk menemukan pengetahuan dari LMS Moodle. Pada penelitian ini alat dalam mengolah data dari sistem *elearning* moodle yakni Rapid Miner (v5.0) dan Weka (v3.6.2). Diketahui hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa model *data mining* yang disajikan mampu memperoleh umpan balik yang dapat dipahami, ditindaklanjuti dan logis dari data LMS yang mana menggambarkan pola perilaku belajar siswa. Penelitian ini berkonsentrasi pada kinerja LMS keseluruhan di Universitas Epoka dan proses *data mining* Moodle. *Data mining* Moodle memungkinkan mengidentifikasi cara paling efektif untuk proses pengajaran yang dapat digunakan untuk meningkatkan proses pendidikan.

Pada penelitian selanjutnya (Andyani, & Widiastuti, 2015) yang mengusulkan analisis performansi untuk mengetahui akurasi serta optimasi dari metode jaringan syaraf tiruan *learning vector quantization* untuk mendeteksi anak

berbakat (*gifted child*) pada masa perkembangan. Dalam penelitian ini menggunakan gejala-gejala *gifted child* yang dikumpulkan berdasarkan hasil wawancara dengan 50 orang tua *gifted child*. Gejala-gejala tersebut dinyatakan 0 jika tidak ditemukan gejala dan 1 jika ditemukan gejala yang dialami oleh anak yang diamati. berdasarkan hal tersebut maka data masukan untuk LVQ berjumlah 75 sesuai dengan seluruh gejala pada setiap kelas tipe *gifted child*. Hasil dari penelitian ini dijelaskan bahwa performansi metode *learning vector quantization* untuk pendeteksian anak berbakat (*gifted child*) pada masa perkembangan termasuk performansi yang cukup baik dengan persentasi tingkat akurasi mencapai 50% sampai 100% dengan nilai parameter yang optimal yang berada pada maksimal epoch = 100, learning rate = 0,02 dan error minimum = 0,0001 dan waktu lamanya proses selama 15 detik.

Selanjutnya, terdapat penelitian dari (Eliyen, Tolle, & Muslim, 2017) melakukan penelitian 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. Pengujian hasil klasifikasi nilai dilakukan dengan cara melakukan perbandingan keluaran dari sistem dengan nilai target sebenarnya. Perhitungan dihitung dengan menggunakan *Confusion Matrix* yakni *Precision*, *Accuracy*, *Recall*. Hasil kesimpulan penelitian ini 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.

Penelitian selanjutnya (Liu, Richards, & Atif, 2014) yakni mengenai plugin analisis pembelajaran yang ditungkatkan untuk moodle dalam keterlibatan siswa dan intervensi pribadi. Beberapa data diambil yang digunakan sebagai indikator keterlibatan siswa yakni penilaian, komunikasi untuk mengembangkan versi dari plugin Analisis Moodle *Engagement Analytics* (MEAP). Disimpulkan hasil dari penelitian ini dapat memperluas jangkauan informasi, meningkatkan representasi data, dan menyediakan biaya untuk tindakan langsung dalam MEAP berdasarkan analisis kebutuhan yang melibatkan pengurus unit dan staf siswa.

Maka, dapat disimpulkan bahwa penelitian ini menggunakan metode LVQ dibandingkan metode lainnya dalam klasifikasi data *e-learning* LMS Moodle dikarenakan dapat mengklasifikasikan data secara tepat, yang mana dilakukan pengujian terhadap data agar dapat menghasilkan akurasi yang baik.

## 2.2. *E-Learning* pada LMS Moodle

*E-Learning* adalah salah satu sarana dalam proses belajar mengajar sebagai media alternatif dalam pembelajaran, dimana menggantikan keterbatasan dalam proses belajar mengajar berbasis tatap muka (konvensional) (Kadoić & Oreški, 2018). *E--learning* merupakan jaringan yang mampu memperbaiki secara cepat, menyimpan atau memunculkan kembali, mendistribusikan, *sharing* pembelajaran dan informasi dengan menggunakan *Compact Disk-Read Only*

*Memory (CD-ROM)*, teknologi internet dan intranet untuk mencapai tujuan pembelajaran jarak jauh atau berbasis luas.

Kehadiran *e-learning* sebagai solusi keterbatasan proses belajar mengajar dan hubungan antara peserta didik dan pengajar yang dibatasi oleh ruang dan waktu. *E-learning* dikenal juga dengan *Learning Management System (LMS)* dalam penggunaannya LMS saat ini mengalami peningkatan di berbagai lembaga pendidikan, yang mana salah satu LMS yang digunakan yakni Moodle. Moodle merupakan salah satu paket *software* yang digunakan untuk mengembangkan system dan proses pembelajaran dengan menggunakan perangkat computer (laptop) dan gadget lainnya. Hasil pengembangan *moodle* ini selanjutnya dapat diakses oleh pelajar dengan memanfaatkan jaringan internet. Sistem dan proses pembelajaran dengan memanfaatkan aplikasi ini disebut sebagai *Learning Management System (LMS)* atau *Course Management System (CMS)* (Amin,2012). Ciri-ciri bahan pembelajaran berpusatkan komputer Laurillard (1991: 148) menyatakan bahwa sebaran bahan pembelajaran yang berpusatkan komputer harus memiliki ciri-ciri yaitu ada informasi baru, adanya rumusan tujuan pembelajaran dengan jelas, ada integrasi antara isi substansi baru dengan materi pelajaran, mahasiswa dapat menunjukkan tingkat pemahamannya melalui latihan, dan ada umpan balik (*feed back*) terhadap penilaian yang dilakukan(Kotsiantis, Tselios, & Filippidi, 2013).

Pada penelitian ini peneliti memilih LMS Moodle sebagai sistem yang mendasari aplikasi *e-learning* yang akan diintegrasikan berbasis web. Moodle merupakan aplikasi gratis dan *open source* yang dapat diperoleh dari situs <http://www.moodle.org>. Bersumber dari situs resminya <https://moodle.net/sites>,

Moodle sudah digunakan pada 150.000 institusi di lebih dari 160 negara didunia, sedangkan di Indonesia sendiri terdapat total 1.200 lebih situs yang menggunakan moodle.

### 2.3. Pemahaman

Menurut Yusuf Anas pemahaman adalah kemampuan untuk menggunakan pengetahuan yang sudah diingat lebih-kurang sama dengan yang sudah diajarkan dan sesuai dengan maksud penggunaannya. Pemahaman dapat dibedakan kedalam 3 kategori, yaitu (1) tingkat terendah adalah pemahamn terjemahan, mulai dari menerjemahkan dalam arti yang sebenarnya. (2) tingkat kedua adalah pemahaman penafsiran yaitu menghubungkan bagian-bagian terendah dengan yang diketahui berikutnya atau menghubungkan beberapa grafik dengan kejadian, membedakan yang pokok dengan yang tidak pokok, dan (3) tingkat ketiga merupakan tingkat pemaknaan ekstrapolasi; mempredeksikan kecenderungan yang ada menurut data tertentu dengan mengutarakan konsekwensi dan implikasi yang sejalan dengan kondisi yang digambarkan. Jika dikaitkan dalam suatu pembelajaran maka pemahaman terjadi karena evaluasi dan perkembangan dalam kegiatan belajar mengajar (Sulisworo, Agustin, Iii, & Soepomo, 2017).

Dalam hal efektivitas pembelajaran, *e-learning* harus dapat memberikan pengalaman pribadi dan mafaat yang mirip dengan tingkat kesenangan dan pengelolaan kinerja belajar apabila digunakan kelas tradisional yang *face to face*. Seperti dalam pembelajaran dengan tatap muka di kelas, sikap dan pengalaman positif atau negatif dalam belajar *online* akan terbentuk oleh beberapa faktor seperti bagaimana materi disajikan (misalnya animasi yang menarik), sejauh mana siswa memiliki kesempatan untuk berbagi dan berkolaborasi dengan guru dan

siswa lain, juga strategi pembelajaran yang dipilih yang dapat memberi peluang untuk meningkatkan kemampuan berpikir kritis dan menjadi pembelajar yang *self-directed*. Menurut (Sulisworo et al., 2017) Beberapa faktor yang mempengaruhi pemahaman pada siswa dalam penggunaan *e-learning* ialah (1) Motivasi belajar dipengaruhi oleh perhatian, kepercayaan, kepuasan, dan relevansi terhadap kebutuhan siswa. (2) Kompetensi Siswa dipengaruhi oleh minat dan bakat siswa, dan hasil belajar siswa. Hasil belajar adalah kemampuan atau kompetensi yang dimiliki oleh peserta didik setelah memperoleh pengalaman pembelajaran. Berdasar pada taksonomi Bloom, hasil belajar dapat dilihat pada ranah kognitif ; kemampuan mencakup kegiatan mental atau pola berpikir , ranah afektif; berkaitan dengan sikap dan nilai, dan ranah psikomotor; berkaitan dengan keterampilan atau *skill*.

#### **2.4. Data Mining**

*Data Mining* adalah kegiatan mengekstrasi atau menambang pengetahuan dari data yang berukuran dan berjumlah cukup besar, informasi-informasi inilah yang nantinya sangat berguna untuk pengembangan. Saat ini *data mining* sangat menarik perhatian industri informasi dalam beberapa tahun belakangan ini karena tersedianya data dalam jumlah yang sangat besar dan semakin besarnya pertumbuhan kebutuhan untuk mengubah data tersebut menjadi informasi dan pengetahuan yang berguna dan bermanfaat salah satunya pada *educational data mining* / dalam bidang pendidikan (Dutt, Ismail, & Herawan, 2017).

*Data mining* adalah serangkaian proses untuk menggali nilai tambah berupa informasi yang selama ini tidak diketahui secara manual dari suatu database. Informasi yang dihasilkan diperoleh dengan cara mengekstraksi dan

mengenali pola yang atau menarik data yang terdapat dalam database (Iskandar, 2017). Secara sistematis, ada 3 (tiga) langkah utama dalam data mining (Gorunescu, 2011) yaitu :

- a. Eksplorasi/pemrosesan awal data; terdiri dari “pembersihan” data, normalisasi data, transformasi data, penanganan data yang salah, reduksi dimensi, pemilihan subset fitur, dan sebagainya.
- b. Membangun model dan melakukan validasi terhadapnya; berarti melakukan analisis berbagai model dan memilih model dengan kinerja prediksi yang terbaik. Dalam langkah ini digunakan metode-metode seperti Klasifikasi, Regresi, Analisis Cluster, Deteksi Anomali, Asosiasi, Analisis Pola Sekuensial, dan sebagainya. Dalam beberapa referensi, Deteksi Anomali juga masuk dalam langkah eksplorasi. Akan tetapi, Deteksi Anomali juga dapat digunakan sebagai algoritma utama, terutama untuk mencari data yang spesial.
- c. Penerapan; menerapkan model pada data yang baru untuk menghasilkan perkiraan atau prediksi masalah yang diinvestigasi.

## 2.5. K-Fold Cross Validation

*K-fold cross validation* adalah salah satu metode untuk mengevaluasi kinerja *classifier*, metode ini dapat digunakan apabila memiliki jumlah *data* yang terbatas (jumlah *instance* tidak banyak). *K-fold cross validation* merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengetahui rata-rata keberhasilan dari suatu sistem dengan cara melakukan perulangan dengan mengacak atribut masukan sehingga sistem tersebut teruji untuk beberapa atribut *input* yang acak. *K-fold cross validation* diawali dengan membagi *data* sejumlah *n-fold* yang diinginkan.

Dalam proses *cross validation data* akan dibagi dalam  $n$  buah partisi dengan ukuran yang sama. Cara kerja *K-fold cross validation* adalah sebagai berikut:

1. Total instance dibagi menjadi  $N$  bagian.
2. *Fold* ke-1 adalah ketika bagian ke-1 menjadi data uji (*testing data*) dan sisanya menjadi data latih (*training data*). Selanjutnya, hitung akurasi berdasarkan porsi *data* tersebut.
3. *Fold* ke-2 adalah ketika bagian ke-2 menjadi data uji (*testing data*) dan sisanya menjadi data latih (*training data*). Selanjutnya, hitung akurasi berdasarkan porsi *data* tersebut.
4. Demikian seterusnya hingga mencapai *fold* ke- $K$ . Hitung rata-rata akurasi dari  $K$  buah akurasi. Rata-rata akurasi ini menjadi akurasi final.

## 2.6. Klasifikasi (*Classification*)

Klasifikasi merupakan salah satu topik utama dalam data mining atau machine learning. Klasifikasi adalah suatu pengelompokan data dimana data yang digunakan tersebut mempunyai kelas label atau target. Sehingga algoritma-algoritma untuk menyelesaikan masalah klasifikasi dikategorisasikan ke dalam supervised learning atau pembelajaran yang diawasi. Maksud dari pembelajaran yang diawasi adalah data label atau target ikut berperan sebagai '*supervisor*' atau 'guru' yang mengawasi proses pembelajaran dalam mencapai tingkat akurasi atau presisi tertentu.

Klasifikasi menurut adalah suatu proses untuk menyatakan suatu objek ke salah satu kategori yang sudah didefinisikan sebelumnya. Proses pembelajaran fungsi target (model klasifikasi) yang memetakan setiap sekumpulan atribut  $x$  (input) ke salah satu kelas  $y$  yang didefinisikan sebelumnya. Inputnya adalah

sekumpulan *record* (*training set*) dari setiap *record* tersebut terdiri atas sekumpulan atribut, salah satu atribut adalah klas. Mencari model utk atribut klas sebagai fungsi dari nilai-nilai untuk atribut yang lain. Model klasifikasi digunakan untuk:

1. Pemodelan deskriptif sebagai perangkat penggambaran untuk membedakan objek-objek dari klas berbeda.
2. Pemodelan prediktif digunakan untuk memprediksi label klas untuk *record* yang tidak diketahui atau tidak dikenal.
3. Merupakan pendekatan sistematis untuk membangun model klasifikasi dari sekumpulan data input, Contoh *Decision Tree* (Pohon Keputusan), *Rule-Based* (Berbasis Aturan), *Neural Network* (Jaringan Syaraf), *Support Vector Machine* (SVM), Naive Bayes .

Tahapan dari klasifikasi dalam *data mining* terdiri dari:

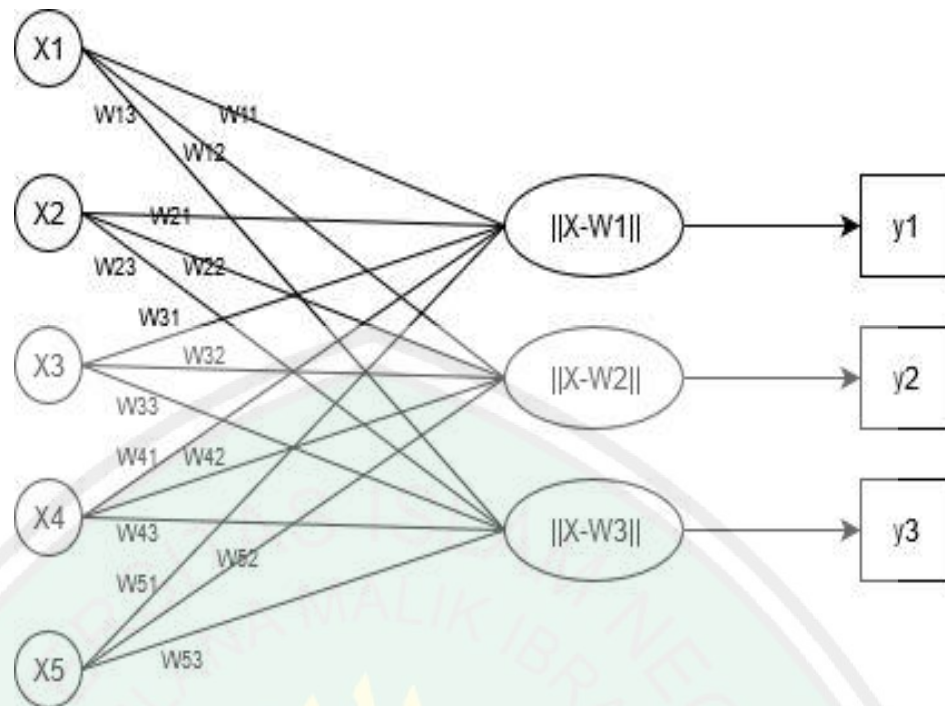
1. Pembangunan model, dalam tahapan ini dibuat sebuah model untuk menyelesaikan masalah klasifikasi *class* atau *attribut* dalam data, model ini dibangun berdasarkan *training set*-sebuah contoh data dari permasalahan yang dihadapi, training set ini sudah mempunyai informasi yang lengkap baik atribut maupun classnya.
2. Penerapan model, pada tahapan ini model yang sudah dibangun sebelumnya digunakan untuk menentukan *attribut* / *class* dari sebuah data baru yang *attribut* / *class*-nya belum diketahui sebelumnya.
3. Evaluasi, pada tahapan ini hasil dari penerapan model pada tahapan sebelumnya dievaluasi menggunakan parameter terukur untuk menentukan apakah model tersebut dapat diterima.

Proses klasifikasi didasarkan pada empat komponen (Gorunescu, 2011):

1. Kelas ; Variabel dependen berupa kategori yang merepresentasikan “label” yang terdapat pada objek. Contohnya: risiko penyakit jantung, risiko kredit, dan jenis gempa.
2. *Predictor* ; Variabel independen yang direpresentasikan oleh karakteristik (atribut) data. Contohnya: merokok atau tidak, minum alkohol atau tidak, besar tekanan darah, jumlah tabungan, jumlah aset, jumlah gaji.
3. *Training dataset* ; Satu set data yang berisi nilai dari kedua komponen di atas yang digunakan untuk menentukan kelas yang cocok berdasarkan *predictor*.
4. *Testing dataset* ; Berisi data baru yang akan diklasifikasikan oleh model yang telah dibuat dan akurasi klasifikasi dievaluasi.

### 2.7. Learning Vector Quantization (LVQ)

*Learning Vector Quantization* (LVQ) adalah suatu metode pelatihan untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi (*supervised learning*) yang arsitektur jaringannya berlayer tunggal (*single layer*). Lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input (Arvianti, 2019). Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor-vektor input. Jika dua vektor input mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor input tersebut ke dalam kelas yang sama. LVQ merupakan metode klasifikasi pola masing-masing unit keluaran mewakili kategori atau kelas tertentu (beberapa unit keluaran seharusnya digunakan untuk masing-masing kelas) (Hamisi, Furqon, & Rahayudi, 2017). Berikut adalah arsitektur pada LVQ (*Learning Vector Quantization*):



Gambar 2.1 Arsitektur LVQ (*Learning Vector Quantization*).

Keterangan pada gambar diatas :

X<sub>1</sub>- X<sub>mn</sub> : Data Inputan (Parameter).

W : Vektor Bobot.

W<sub>ij</sub> : Vektor bobot yang menghubungkan tiap neuron pada inputan.

X-W : Perhitungan yang bertindak sebagai badan sel.

Y : Data Hasil (*output*).

Hasil keluaran *Learning Vector Quantization* (LVQ) sebagai perwakilan kelas dan dilakukan pembaharuan secara bertahap. Langkah-langkah algoritma

*Learning Vector Quantization*:

1. Tetapkan nilai - nilai :

- a. Bobot awal (W<sub>ij</sub>); i = bobot ke-i; j = variabel masukan bobot ke-j;
- b. Maksimum iterasi (epoh) : MaxEpoh;
- c. Parameter *learning rate*( $\alpha$ );

d. *Error* minimum yang diharapkan (Eps).

2. Masukkan nilai - nilai :

a. Masukan :  $x(m,n)$ ;  $m$  = menunjukkan data ke- $m$ ;  $n$  = menunjukkan variabel masukan ken;

b. Target :  $T(1,n)$ ;

3. Tetapkan kondisi awal :

a.  $epoch=0$ ;

b.  $err = 1$ .

4. Kerjakan jika : ( $epoch < MaxEpoch$ ) atau ( $\alpha > eps$ )

a.  $epoch = epoch+1$ ;

b. Kerjakan untuk  $i=1$  sampai  $n$

i. Tentukan  $J$  hingga  $\| X_i - W_j \|$  minimum (sebut sebagai  $C_j$ );

ii. Perbaiki  $W_j$  dengan ketentuan :

o Jika  $T = C_j$  maka :  $W_j(\text{baru}) = W_j(\text{lama}) + \alpha [X_i - W_j(\text{lama})]$ ;

o Jika  $T \neq C_j$  maka :  $W_j(\text{baru}) = W_j(\text{lama}) - \alpha [X_i - W_j(\text{lama})]$ ;

iii. Kurangi nilai ( $\alpha$ )  $= \alpha - \alpha * 0,1$ ; jika ( $epoch < makEpoch$ ) atau Jika ( $\alpha > eps$ ) tidak terpenuhi, selesai.

## **BAB III**

### **ANALISIS DAN PERANCANGAN**

Bab ini menjelaskan mengenai tahapan penelitian dan bagaimana penelitian ini akan dilakukan. Selain itu, bab ini akan menjelaskan tentang kebutuhan sistem dan pengolahan data.

#### **3.1 Prosedur Penelitian**

Tahap-tahap pada penelitian ini , dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Input dan Analisis Data

Dalam Penelitian ini penggunaan *e-learning* dilakukan untuk mengambil data yang nantinya akan diuji. Dalam perancangan sistem pengolahan data *e-learning* LMS Moodle pada penelitian ini, dilakukan pertimbangan perencanaan penilaian sebagai berikut :

- a. Menentukan ruang lingkup kajian; yakni dikarenakan pada penelitian ini berfokus pada mahasiswa, maka dilihat dari silabus/indikator materi kuliah dan standart sistem penilaian mata kuliah.
- b. Data masukan (inputan) pada penelitian ini diambil dari database *e-learning* UIN Maulana Malik Ibrahim Malang. Menurut salah satu ahli Djemari Mardapi kualitas pembelajaran dapat dilihat dari hasil belajarnya. Penilaian yang baik akan mendorong pendidik untuk menentukan strategi mengajar yang lebih baik. Berdasarkan buku pedoman pendidikan UIN Malang program strata 1 (S1) memiliki ketentuan unsur penilai dan sistem penilaian hasil belajar. Adapun penilaian program SI UIN Malang, dapat dijelaskan sebagai berikut:

Tabel 3.1 Unsur Penilaian Program S1 UIN Malang

1	Quiz
2	Tugas
3	Praktikum
4	UTS
5	UAS

Adapun sistem penilaian dengan label pemahaman pada penelitian ini, sebagai berikut :

Tabel 3.2 Penilaian Program S1 UIN Malang

Rentang Nilai 0-100	Nilai Huruf	Nilai Angka	Keterangan		Label Pemahaman
85 – 100	A	4	Lulus	Sangat Baik	1 (Menguasai)
75 – 84	B+	3,5	Lulus	Baik	
70 – 74	B	3	Lulus		
65 – 69	C+	2,5	Lulus	Cukup	2 (Cukup Menguasai)
60 – 64	C	2	Lulus		
50 – 59	D	1	Tidak Lulus	Kurang baik	3 (Kurang Menguasai)
< 50	E	0	Tidak Lulus	Gagal	

## 2. Implementasi pada Algoritma LVQ

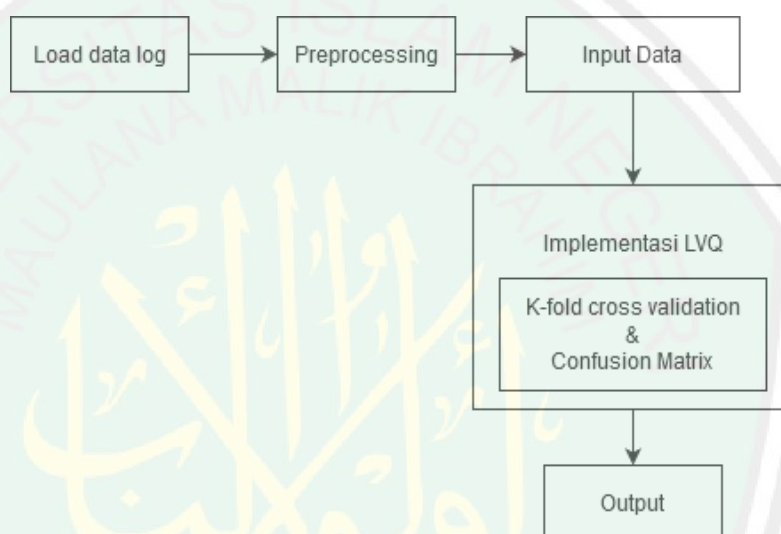
Dalam implementasi algoritma pada penelitian ini ada dua tahap pada klasifikasi yakni pelatihan dan pengujian. Pelatihan LVQ akan menghasilkan bobot akhir, yang mana untuk dilakukannya pengujian. Hasil pengujian klasifikasi LVQ akan dibandingkan dengan hasil data target yang telah di *clustering* pada penelitian sebelumnya.

## 3. Validasi dan Akurasi

Pehitungan klasifikasi data akan dilakukan dengan validasi menggunakan *k-fold cross validation* untuk menemukan parameter terbaik dari satu model dengan menguji besarnya *error* pada suatu tes.

### 3.2 Desain Sistem

Langkah ini dimaksudkan untuk memperjelas proses alur sistem, sehingga dapat memperjelas algoritma sistem yang dibangun untuk mengetahui efektifitas algoritma LVQ (*Learning Vector Quantization*) dalam mengevaluasi kinerja pembelajaran pada mahasiswa menggunakan sistem *e-learning* dengan LMS Moodle dan menghasilkan tingkat akurasi pertumbuhan data yang lebih baik. Berikut alur desain sistem pada penelitian ini:



Gambar 3.1 Desain Sistem

### 3.3 Preprocessing

*Preprocessing* merupakan kepentingan dalam studi penambangan data. Dimungkinkan untuk menghasilkan model prediksi atau klasifikasi yang lebih baik dan mudah dipahami melalui intervensi atau ranger yang dilakukan pada tahap ini (Akçap, Altun, & Petek, 2019). Data masukan atau inputan yang akan diuji, yakni berupa penilaian sesuai dengan tabel 3.1, sebelumnya terlebih dahulu penilaian mata kuliah dipresentasikan dengan kontrak mata kuliah mahasiswa dengan dosen. Contoh: dalam mata kuliah praktikum sistem komputer dengan

nilai Quiz (0%), total tugas (X1) selama beberapa pertemuan persentase nilai 10%, praktikum (X2) dengan persentase 20%, UTS (X3) dengan persentase 30% dan UAS (X4) dengan persentase 40%. Pengambilan data dilakukan dengan mengunduh report data log dari database LMS Moodle, diunduh dalam bentuk *.csv* atau *.xls*. Adapun contoh data sample dari LMS Moodle dengan target awal rata-rata nilai, sebagai berikut :

Tabel 3.3 Data Log LMS Moodle

Surname	Tugas	Praktikum	UTS	UAS
18650007	85.71	89.29	90.00	100.00
18650006	90.00	85.71	100.00	100.00
18650002	89.29	89.29	90.00	100.00
18650036	90.00	85.71	100.00	100.00
17650046	61.43	85.00	80.00	100.00
18650065	83.57	89.29	90.00	100.00
18650100	89.29	85.00	80.00	100.00
18650043	88.57	85.71	100.00	100.00
18650008	90.00	85.71	100.00	100.00
18650004	90.00	85.71	100.00	100.00
18650085	89.29	89.29	90.00	100.00
18650095	89.29	85.00	80.00	100.00
18650010	87.86	85.00	80.00	100.00
18650105	87.86	89.29	90.00	100.00
18650108	85.00	85.00	80.00	100.00
18650101	94.29	100.00	100.00	70.00

18650104	99.71	100.00	100.00	100.00
18650042	100.00	100.00	80.00	100.00
18650120	75.29	100.00	80.00	100.00
18650107	90.86	100.00	80.00	100.00
18650106	42.00	100.00	100.00	70.00
18650124	80.29	100.00	80.00	100.00
18650011	99.00	100.00	100.00	100.00
18650119	91.00	100.00	100.00	70.00
18650041	94.71	100.00	80.00	100.00

Kemudian data di normalisasi menggunakan *min-max normalization* untuk mereduksi perhitungan komputasi yang terlalu besar. Adapun rumus normalisasi yang digunakan pada penelitian ini, sebagai berikut :

*Min-Max Normalization :*

$$D = \frac{X - \text{Min}(X)}{\text{Range}(X)}$$

Keterangan:

D= Nilai baru

X= Data (yang akan dihitung)

Range (X) = nilai maximum dikurangi nilai minimum keseluruhan data

Hasil yang telah dinormalisasi selanjutnya diimplementasikan dengan algoritma *learning vector quantization*.

### 3.4 Implementasi Algoritma *Learning Vector Quantization*

Pada tahap ini akan dilakukan pelatihan dan pengujian data dengan menerapkan algoritma LVQ dalam pengolahannya. Mekanisme atau pemodelan dalam uji coba akan dilakukan dengan validasi *k-fold cross validation*. Adapun

perhitungan contoh data dari implementasi LVQ terhadap data penilaian pemahaman mahasiswa terhadap *e-learning* LMS Moodle, sebagai berikut:

### 3.4.1 K-Fold Cross Validation

Mekanisme perhitungan dibagi menjadi data train dan data test secara acak atau silang, pemodelan dibagi menggunakan *k-fold cross validation*. Sebagai contoh perhitungan dalam tabel 3.3 akan dilakukan pada simulasi perhitungan sebanyak *dataset*, dibagi menjadi 5 lipatan yakni nilai iterasi  $k = 5$ . Iterasi sebanyak 5 ini menunjukkan jumlah *fold* data. Masing – masing data dibagi menjadi 5 *fold* berukuran sama, sehingga kita memiliki 5 subset data untuk mengevaluasi kinerja model atau algoritma. Untuk masing-masing dari 5 subset data tersebut. Adapun skema *k-fold* terhadap 25 data, sebagai berikut:

Tabel 3.4 Mekaniseme *K-fold*

test	train	train	train	train
train	test	train	train	train
train	train	test	train	train
train	train	train	test	train
train	train	train	train	test

*Dataset* yang digunakan dibagi menjadi 5 bagian, yaitu  $D_1, D_2, D_3, dan D_4, D_5$ .  $D_t, t=(1,2,3,4,5)$  digunakan sebagai data *testing* dan *dataset* lainnya sebagai data *training*. Tingkat akurasi dihitung pada setiap iterasi ( $k$ ) ( iterasi-1, iterasi-2, iterasi-3, iterasi-4, iterasi-5), kemudian dihitung rata-rata tingkat akurasi dari seluruh iterasi untuk mendapatkan tingkat akurasi data keseluruhan.

### 3.4.2 Pelatihan LVQ

Tahapan untuk menentukan nilai bobot awal, maksimum epoch atau maksimum iterasi(MaxEpoh), *learning rate*( $\alpha$ ), *error* minimum( $\epsilon$ ), jumlah data

pembelajaran, jumlah target dan nilai awal epoch yang dibutuhkan untuk melakukan proses pembelajaran *learning vector quantization*. Berikut adalah ketentuan sebelum dilakukannya perhitungan:

Tabel 3.5 Target Klasifikasi

Target	keterangan
1	Menguasai (tinggi)
2	Cukup Menguasai (cukup)
3	kurang menguasai (rendah)

Target klasifikasi diatas ditentukan berdasarkan acuan hasil *clustering* yang telah di uji coba pada penelitian sebelumnya dengan sistem penilaian (pada tabel 3.2) . Berikut adalah variabel yang digunakan dalam perhitungan, yakni:

Tabel 3.6 Variabel

X1	Tugas
X2	Praktikum
X3	UTS
X4	UAS

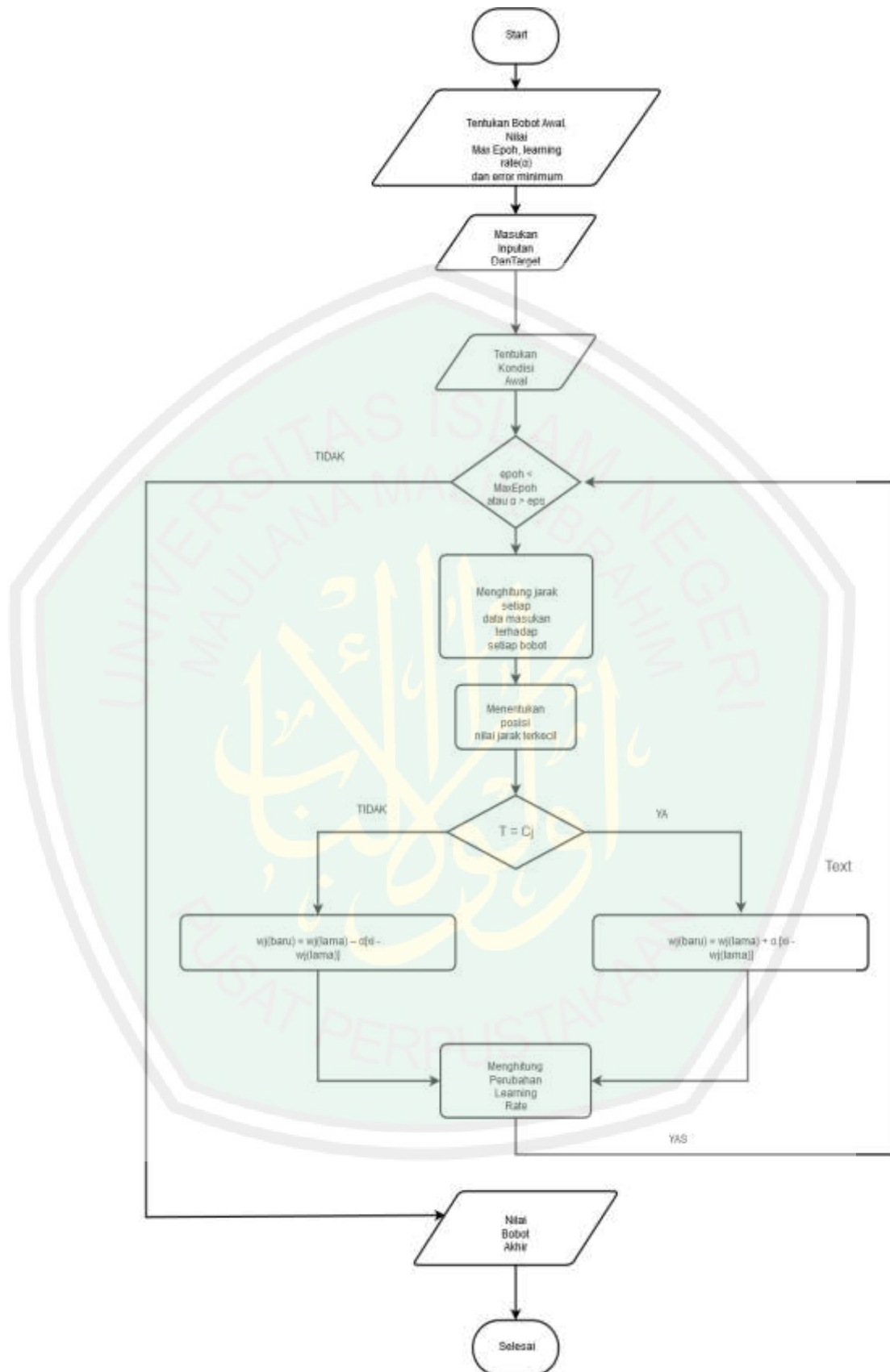
Adapun data pada tabel 3.3 yang akan diuji yang mana telah di normalisasikan, beserta target aktual (hasil tatget dari *clustering* penelitian sebelumnya), sebagai berikut :

Tabel 3.7 Data Inputan

Surname	Tugas	Praktikum	UTS	UAS	t
18650007	0.127760411	0.258848442	0.35061	0.521025	2
18650006	0.101542805	0.232630836	0.35061	0.521025	1
18650002	0.118396981	0.258848442	0.35061	0.521025	2
18650036	0.127760411	0.256465023	0.389936	0.521025	2

17650046	0.067834455	0.208796649	0.35061	0.521025	2
18650065	0.127760411	0.232630836	0.35061	0.521025	2
18650100	0.127760411	0.232630836	0.35061	0.521025	2
18650043	0.113715265	0.256465023	0.389936	0.521025	1
18650008	0.125887725	0.256465023	0.389936	0.521025	1
18650004	0.120269667	0.258848442	0.35061	0.521025	1
18650085	0.127760411	0.258848442	0.35061	0.521025	2
18650095	0.118958786	0.253806595	0.389936	0.521025	1
18650010	0.103415491	0.253806595	0.389936	0.521025	2
18650105	0.12120601	0.253806595	0.389936	0.521025	3
18650108	0.09686109	0.253806595	0.389936	0.521025	2
18650101	0.116524295	0.249773117	0.389936	0.521025	2
18650104	0.123078696	0.249773117	0.389936	0.521025	2
18650042	0.112778922	0.249773117	0.389936	0.521025	1
18650120	0.116524295	0.246748008	0.370273	0.521025	3
18650107	0.097797433	0.246748008	0.370273	0.521025	2
18650106	0.123078696	0.249773117	0.389936	0.521025	1
18650124	0.12120601	0.246748008	0.370273	0.521025	3
18650011	0.122142353	0.246748008	0.370273	0.521025	2
18650119	0.115744009	0.246748008	0.370273	0.521025	2
18650041	0.119333324	0.249773117	0.389936	0.521025	1

Selanjutnya dilakukan perhitungan manual dengan algoritma LVQ dengan mekanisme perhitungan menggunakan *10-fold cross validation* dimana pelatihan *learning vector quantization* ini akan menghasilkan nilai bobot akhir untuk pengujian. Adapun pelatihan algoritma LVQ, sebagai berikut :



Gambar 3.2 Flowchart Algoritma LVQ

Adapun langkah – langkah tahapan klasifikasi *learning vector quantization* yaitu sebagai berikut :

1. Menentukan nilai MaxEpoh, *learning rate*( $\alpha$ ) dan *error* minimum.

Tabel 3.8 Ketentuan Perhitungan

<i>Learning Rate</i> ( $\alpha$ )	0,05
min. ( $\alpha$ )	0.005
Max. Epoch	100

Menentukan bobot awal (*random*), Sebagai berikut :

Tabel 3.9 Bobot Awal (*random*)

bobot/target	1	2	3
X1	0,44	0,3	0,2
X2	0,24	0,65	0,7
X3	0,78	0,5	0,6
X4	0,8	0,4	0,72

2. Dilakukan perhitungan algoritma LVQ dengan mekanisme *5-fold cross validation* pada 20 *dataset* (Tabel 3.6) untuk simulasi uji coba, yakni:

Tabel 3.10 Mekanisme Perhitungan

<i>fold</i>	<i>Train Set</i>	<i>Test Set</i>
1	5	5
2	5	5
3	5	5
4	5	5
5	5	5

Tabel 3.11 Simulasi perhitungan

Data set	1	2	3	4	5	Data Test Fold 1
	6	7	8	9	10	Data Test Fold 2
	11	12	13	14	15	Data Test Fold 3
	16	17	18	19	20	Data Test Fold 4

- Fold 1(k) = 5 data awal sebagai data uji, dan 5 data selanjutnya (acak) sebagai data training (*dataset* pada tabel 3.7 Tabel Data Inputan).
- Fold 2 (k) = 5 dataset baris 2 sebagai data uji, dan 5 data selanjutnya (acak) sebagai data training.
- Fold 3(k) = 5 dataset baris 3 sebagai data uji, dan 5 data selanjutnya (acak) sebagai data training.
- Fold 4 (k) = 5 dataset baris 4 sebagai data uji, dan 5 data sebelumnya (acak) sebagai data training.

Adapun contoh perhitungan klasifikasi algoritma LVQ, sebagai berikut:

- I. Hitung setiap data masukan dari  $i=0$  sampai  $n$  terhadap setiap bobot( $w_i$ ). Rumus yang digunakan untuk menghitung jarak setiap data masukan( $x$ ) terhadap setiap bobot( $w_i$ ) yaitu  $Jarak = ||X_{ij} - W_{ij}||$ .
- II. Untuk pelatihan data pertama (pada data input ke 6),
  - a. X Dimulai dari Data ke 6, target kelas = 2
  - b. Target terhadap :

Target kelas 1 =

$$\sqrt{((0.118396981 - 0,44)^2 + (0.258848442 - 0,24)^2 + (0.35061 - 0,78)^2 + (0.521025 - 0,8)^2)} = 0.604968438$$

Target kelas 2 =

$$\sqrt{((0.118396981 - 0,3)^2 + (0.258848442 - 0,65)^2 + (0.35061 - 0,5)^2 + (0.521025 - 0,4)^2} = 0.472168912$$

Target kelas 3=

$$\sqrt{((0.118396981 - 0,2)^2 + (0.258848442 - 0,7)^2 + (0.35061 - 0,6)^2 + (0.521025 - 0,72)^2)} = 0.550509163$$

### III. Menentukan Posisi Nilai Jarak Terkecil ( $C_j$ ).

Nilai jarak terkecil terdapat pada jarak antara data train ke-1 dengan bobot kelas ke-2 ( $W_1$ ) yaitu 0.472168912. Maka posisi nilai jarak terkecil ( $C_j$ ) = 2. Berdasarkan pada tabel 3.3, target kelas ( $T$ ) dari data ke - 1 = 2. Maka, dapat disimpulkan bahwa target sesuai dengan hasil perhitungan ( perbandingan dengan data aktual pada tabel 3.6).

### IV. Cek nilai target ( $T$ ) dengan hasil posisi nilai jarak terkecil ( $C_j$ );

Dimana pengecekan ini dilakukan untuk melakukan perubahan bobot( $w_j$ ) terhadap bobot dengan jarak terkecil. Dilihat dari hasil contoh kasus untuk data pelatihan ke-1 pada langkah III, didapatkan hasil  $T = C_j$  yaitu  $2 = 2$ . Maka perhitungan yang digunakan adalah:

$$\begin{aligned} W_j 1 &= W_j 1 + \alpha * (X_j 1 - W_j 1) \\ &= 0,3+(0,05*(0.118396981-0,3)) = 0.29092 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} W_j 2 &= W_j 2 + \alpha * (X_j 2 - W_j 2) \\ &= 0,65+ (0,05*(0.258848442-0,65)) = 0.630442 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} W_j 3 &= W_j 3 + \alpha * (X_j 3 - W_j 3) \\ &= 0,5+ (0,05*(0.35061-0,5)) = 0.492531 \end{aligned}$$

$$W_{j4} = W_{j4} + \alpha * (X_{j4} - W_{j4})$$

$$= 0,4 + (0,05 * (0,521025 - 0,4)) = 0,406051$$

Sehingga didapatkan bobot terbaru dengan pembaruan bobot pada target/kelas 2, seperti hasil perhitungan diatas.

- V. Selanjutnya, mengurangi *learning rate* ( $\alpha$ ); Proses ini dilakukan setelah perulangan selesai. Rumus yang digunakan untuk melakukan pengurangan *learning rate* ( $\alpha$ ) adalah:  $\alpha = \alpha - (\alpha * 0,1)$  maka nilai  $\alpha$  berkurang sebagai berikut :  $0,05 - 0,1 * 0,05 = 0,045$ . Selanjutnya Kembali ke langkah 3 hingga data pelatihan ke 5, jika ( $\text{epoch} < \text{makEpoch}$ ) atau ( $\alpha > \text{eps}$ ) telah terpenuhi, maka selesai.

Setelah perhitungan pelatihan LVQ hingga iterasi terpenuhi, maka didapat hasil bobot akhir pada fold 1 yang terlihat pada tabel dibawah ini:

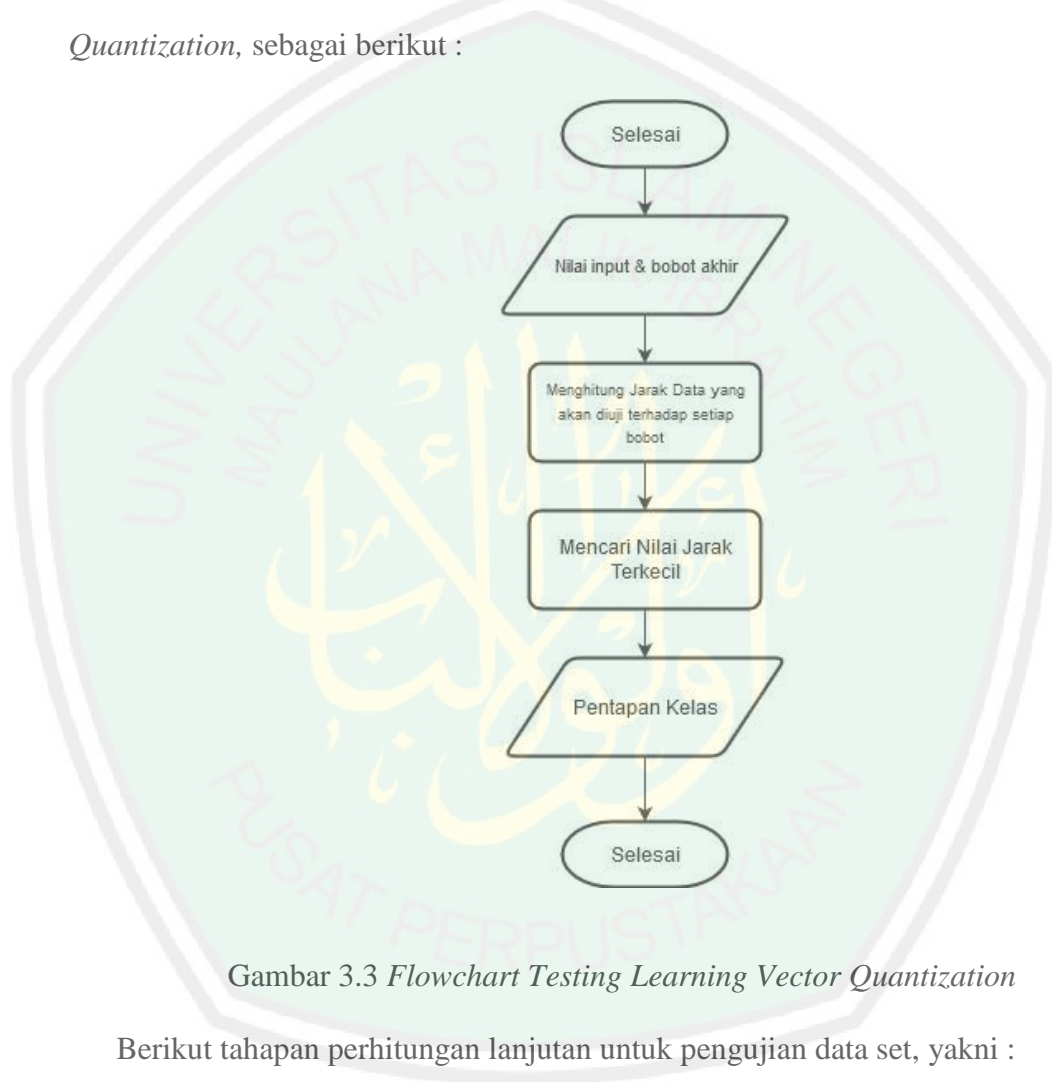
Tabel 3.12 Hasil Bobot Akhir

Atribut/Target	W1	W2	W3
X1	1.07841	2.09832	1.527333
X2	3.72998	4.10735	1.545365
X3	4.67833	6.30553	0.799614
X4	7.24659	9.479	3.514368

3. Perhitungan dilakukan hingga data training ke 5 pada fold 1. Setelah pelatihan data training pertama selesai dilakukan, akan menghasilkan bobot akhir (pada tabel 3.10). Selanjutnya dilakukan proses pengujian pada algoritma LVQ.

### 3.4.3 Pengujian LVQ

Pengujian dilakukan untuk menjelaskan mengenai analisis dari hasil perhitungan pelatihan *Learning Vector Quantization* (LVQ) untuk klasifikasi data tingkat pemahaman mahasiswa sehingga menghasilkan keluaran berupa klasifikasi target hasil yang akurat. Adapun *Flowchart Testing Learning Vector Quantization*, sebagai berikut :



Gambar 3.3 *Flowchart Testing Learning Vector Quantization*

Berikut tahapan perhitungan lanjutan untuk pengujian data set, yakni :

1. Pengujian Fold 1 yakni 5 *dataset* awal yang menjadi data pengujian.
2. Bobot akhir hasil dari 5 data *training* , sebagai bobot pengujian data test.
  - I. Untuk pengujian data pertama (pada data ke-1),
    - a. X Dimulai dari Data ke 1, target kelas = 2
    - b. Target terhadap :

Target kelas 1 =

$$\sqrt{((0.127760411 - 1.07841)^2 + (0.232630836 - 3.72998)^2 + (0.35061 - 4.67833)^2) + (0.521025 - 7.24659)^2} = 8.780522239$$

Target kelas 2 =

$$\sqrt{((0.127760411 - 2.09832)^2 + (0.232630836 - 4.10735)^2 + (0.35061 - 6.30553)^2) + (0.521025 - 0,4)^2} = 3.583822167$$

Target kelas 3=

$$\sqrt{((0.127760411 - 1.527333)^2 + (0.232630836 - 1.545365)^2 + (0.35061 - 0.799614)^2) + (0.521025 - 3.514368)^2} = 11.6018508$$

## II. Menentukan Posisi Nilai Jarak Terkecil (Cj).

Nilai jarak terkecil terdapat pada jarak antara data ke-1 dengan bobot kelas ke-2 ( $W_1$ ) yaitu 3.583822167. Maka posisi nilai jarak terkecil ( $C_j$ ) = 2. Berdasarkan pada tabel 3.3, target kelas ( $T$ ) dari data ke - 1 = 2. Maka, dapat disimpulkan bahwa target sesuai dengan hasil perhitungan .

3. Perhitungan pengujian data dilakukan selanjutnya hingga data pengujian terakhir yakni sebanyak nilai *fold* ke-K. Maka hasil akhir didapatkan setelah dilakukannya pengujian data hingga selesai.

### 3.4.4 Confusion Matrix

Pengujian akurasi ditampilkan dalam bentuk *confusion matrix*. Dalam membuktikan *performance* atau evaluasi dari ketepatan data dan hasil perhitungan klasifikasi , maka menggunakan acuan perhitungan *confusion matrix*, adapun rumusnya secara umum, sebagai berikut:

$$\mathbf{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100$$

$$\mathbf{Precision} = \frac{TP}{FP + TP} \times 100$$

$$\mathbf{Recall} = \frac{TP}{FN + TP} \times 100$$

Tabel 3.13 *Confusion Matrix*

		Nilai aktual	
		+	-
Nilai Perhitungan	+	TP (True Positive)	FN (False Negative)
	-	FP (False Positive)	TN (True Negative)

Nilai akurasi digunakan untuk mengetahui seberapa akurat sistem dapat mengklasifikasikan data secara benar. Nilai akurasi merupakan perbandingan antara data yang terklasifikasi benar dalam keseluruhan data. Nilai presisi untuk mengetahui jumlah data kategori positif yang diklasifikasikan secara benar dibagi dengan total data yang diklasifikasi positif. Sementara itu, *recall* untuk mengetahui seberapa persen data kategori positif yang terklasifikasikan dengan benar oleh sistem (Astutik, Cahyani, & Sophan, 2014).

## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Skenario Implementasi

Saat ini telah banyak komunitas atau instansi yang mengembangkan fungsionalitas sistem dan manajemen data pada Moodle, salah satunya *learning analytics* Moodle (Jovanovic, Vukicevic, Milovanovic, & Minovic, 2012). Dalam tahap uji coba implementasi pada penelitian ini menggunakan data siswa (*user*) sistem e-learning UIN Maulana Malik Ibrahim Malang. Berikut tahap-tahap uji coba pada penelitian ini:

1. Menyiapkan data, yang mana diambil dari mata kuliah praktikum sistem komputer dan praktikum elektronika digital jurusan Teknik Informatika. Sejumlah 133 data mahasiswa, yakni meliputi penilaian pada mata kuliah.
2. Menginputkan presentase penilaian antara kontrak nilai mata kuliah mahasiswa dengan dosen. Setelah itu, data dinormalisasi dengan *min-max normalization* ke dalam range 0-1 untuk mereduksi perhitungan komputasi yang terlalu besar.
3. Mengklasifikasi data dengan validasi *k-fold cross validation* untuk mengestimasi tingkat kesalahan pada model perhitungan dengan mengukur estimasi error, dengan pemodelan perhitungan silang dengan cara melakukan pengelompokkan *dataset* menjadi data uji dan data latih. Kemudian membandingkan hasil klasifikasi dengan target *class* dari hasil *clustering* penelitian sebelumnya. Perhitungan klasifikasi menggunakan algoritma *Learning Vector Quantization*.

4. Mengukur akurasi hasil perhitungan dalam pengembangan data *e-learning* LMS Moodle menggunakan *Confusion Matrix*. *Confusion Matrix* yang terdiri dari nilai *accuracy*, *presision*, dan *recall*.

#### 4.2 Hasil Uji Coba

Hasil perhitungan dilakukan dengan pengujian data sejumlah 133 data dan target *class* dari *clustering* pada penelitian sebelumnya. Kemudian menginputkan presentase sesuai dengan kontrak kuliah mahasiswa dengan dosen. Berikut proses uji coba pada penelitian ini, sebagai berikut:

1. Input penilaian presentase mata kuliah : Tugas 10%, Praktikum 20%, UTS 30%, UAS 40%, setelah itu data di normalisasikan, Berikut algoritma min-max normalisasi:

```

find min value and max value

[m,n] = size(data)

for x<- 0 do lengthrow
    for y<-0 do lengthcolumn
        data(x,y)=(data(x,y)-min_data)/(max_data-
min_data)
    end
end

end

```

Gambar 4.1 Pseudo-code normalisasi

2. Melakukan perhitungan data sejumlah 133 data penilaian mahasiswa, diklasifikasikan dengan algoritma LVQ. Yakni meliputi 4 parameter (*attribute*) 3 target klasifikasi, dan bobot awal *random*, sebagai berikut:

Tabel 4.1 Bobot awal *random*

<b>Target/ parameter</b>	<b>X1 (Tugas)</b>	<b>X2 (Praktikum)</b>	<b>X3 (UTS)</b>	<b>X4 (UAS)</b>
1 (Menguasai)	0.733649413	0.618879564	0.994592811	0.047998
2 (Cukup Menguasai)	0.866326872	0.310937757	0.136984808	0.007942
3 (Kurang Menguasai)	0.88431444	0.897011468	0.419704269	0.136028

Adapun data yang akan diuji beserta target (hasil uji coba pada penelitian sebelumnya), sebagai berikut:

Tabel 4.2 Data Uji Coba

<b>NIM</b>	<b>Tugas</b>	<b>Praktikum</b>	<b>UTS</b>	<b>UAS</b>	<b>Target</b>
18650015	0.10903355	0.23075815	0.35061	0.521025	1
18650034	0.120269667	0.25884844	0.389936	0.363719	3
18650013	0.077197885	0.21952203	0.311284	0.521025	2
18650027	0.114651608	0.22139472	0.389936	0.521025	1
16650101	0.113715265	0.23075815	0.35061	0.521025	1
18650009	0.106224521	0.23075815	0.35061	0.521025	1
18650125	0.113715265	0.21952203	0.311284	0.521025	2
18650026	0.112778922	0.22139472	0.389936	0.521025	1
18650033	0.114651608	0.22139472	0.389936	0.521025	1
18650083	0.114651608	0.22139472	0.389936	0.521025	1
18650005	0.113715265	0.23075815	0.35061	0.521025	1
18650019	0.113715265	0.21952203	0.311284	0.521025	2
18650111	0.111842579	0.21952203	0.311284	0.521025	2
18650029	0.111842579	0.23075815	0.35061	0.521025	1

18650025	0.108097207	0.21952203	0.311284	0.521025	2
18650113	0.114651608	0.22139472	0.389936	0.521025	1
18650076	0.127385874	0.25884844	0.389936	0.521025	1
18650001	0.127760411	0.25884844	0.311284	0.521025	2
18650024	0.095362941	0.25884844	0.311284	0.521025	2
18650060	0.11577522	0.25884844	0.311284	0.521025	2
18650097	0.051729354	0.25884844	0.389936	0.363719	3
18650061	0.101917343	0.25884844	0.311284	0.521025	2
18650030	0.126449531	0.25884844	0.389936	0.521025	1
18650073	0.115962489	0.25884844	0.389936	0.363719	3
18650062	0.120831473	0.25884844	0.311284	0.521025	2
18650075	0.10903355	0.25884844	0.389936	0.521025	1
18650016	0.114277071	0.25884844	0.389936	0.521025	1
18650018	0.106411789	0.25884844	0.389936	0.521025	1
18650121	0.10903355	0.24137004	0.35061	0.416154	3
15650063	0.105288178	0.24137004	0.35061	0.416154	3
18650092	0.110906236	0.24355484	0.311284	0.521025	2
18650039	0.114651608	0.24355484	0.311284	0.521025	2
18650021	0.110906236	0.24137004	0.311284	0.521025	2
14650062	0.107160864	0.24137004	0.35061	0.416154	3
18650054	0.110906236	0.24355484	0.311284	0.521025	2
18650064	0.073452513	0.24137004	0.35061	0.416154	3
18650058	0.097797433	0.24137004	0.35061	0.416154	3
18650123	0.107160864	0.24355484	0.311284	0.521025	2

18650072	0.114651608	0.24355484	0.311284	0.521025	2
18650038	0.114651608	0.24355484	0.311284	0.521025	2
18650014	0.112778922	0.24355484	0.311284	0.521025	2
18650087	0.094052061	0.24355484	0.311284	0.521025	2
18650017	0.110906236	0.24355484	0.311284	0.521025	2
18650003	0.127760411	0.25884844	0.35061	0.521025	1
18650020	0.124015039	0.23263084	0.35061	0.521025	1
18650063	0.127760411	0.25646502	0.389936	0.521025	1
18650007	0.118396981	0.25884844	0.35061	0.521025	1
18650006	0.101542805	0.23263084	0.35061	0.521025	1
18650002	0.127760411	0.23263084	0.35061	0.521025	1
18650036	0.127760411	0.25646502	0.389936	0.521025	1
17650046	0.067834455	0.20879665	0.35061	0.521025	1
18650065	0.127760411	0.25884844	0.35061	0.521025	1
18650100	0.127760411	0.23263084	0.35061	0.521025	1
18650043	0.113715265	0.25646502	0.389936	0.521025	1
18650008	0.125887725	0.25646502	0.389936	0.521025	1
18650004	0.120269667	0.25884844	0.35061	0.521025	1
18650085	0.127760411	0.25884844	0.35061	0.521025	1
18650093	0.066149037	0.25582333	0.389936	0.311284	3
18650035	0.094052061	0.25582333	0.389936	0.363719	3
18650088	0.121767816	0.25582333	0.389936	0.416154	3
18650045	0.118396981	0.25582333	0.389936	0.416154	3
18650095	0.118958786	0.25380659	0.389936	0.521025	1

18650010	0.103415491	0.25380659	0.389936	0.521025	1
18650105	0.12120601	0.25380659	0.389936	0.521025	1
18650108	0.09686109	0.25380659	0.389936	0.521025	1
18650078	0.120269667	0.24775638	0.330947	0.521025	2
18650101	0.116524295	0.24977312	0.389936	0.521025	1
14650010	0.115587951	0.24775638	0.330947	0.521025	2
18650104	0.123078696	0.24977312	0.389936	0.521025	1
18650042	0.112778922	0.24977312	0.389936	0.521025	1
18650120	0.116524295	0.24674801	0.370273	0.521025	1
18650099	0.119333324	0.24775638	0.330947	0.521025	2
18650109	0.118396981	0.24775638	0.330947	0.521025	2
18650103	0.118396981	0.24775638	0.330947	0.521025	2
18650107	0.097797433	0.24674801	0.370273	0.521025	1
18650106	0.123078696	0.24977312	0.389936	0.521025	1
18650124	0.12120601	0.24674801	0.370273	0.521025	1
18650011	0.122142353	0.24674801	0.370273	0.521025	1
18650119	0.115744009	0.24674801	0.370273	0.521025	1
18650041	0.119333324	0.24977312	0.389936	0.521025	1
18650051	0.110906236	0.23666431	0.35061	0.521025	1
18650048	0.110906236	0.24271453	0.35061	0.521025	1
18650040	0.10903355	0.23666431	0.35061	0.521025	1
18650032	0.10903355	0.23666431	0.35061	0.521025	1
18650081	0.101542805	0.23868105	0.35061	0.521025	1
18650022	0.114651608	0.23666431	0.35061	0.521025	1

18650049	0.112778922	0.24271453	0.35061	0.521025	1
18650052	0.110906236	0.23666431	0.35061	0.521025	1
18650055	0.110906236	0.24271453	0.35061	0.521025	1
18650069	0.110906236	0.23868105	0.35061	0.521025	1
18650046	0.110906236	0.23868105	0.35061	0.521025	1
18650047	0.110906236	0.23868105	0.35061	0.521025	1
18650050	0.110906236	0.23868105	0.35061	0.521025	1
18650082	0.112778922	0.24271453	0.35061	0.521025	1
18650053	0.114651608	0.24271453	0.35061	0.521025	1
18650077	0.125887725	0.25884844	0.311284	0.521025	2
18650084	0.125887725	0.25884844	0.271957	0.521025	2
18650115	0.127760411	0.25884844	0.271957	0.521025	2
18650118	0.127760411	0.25884844	0.271957	0.521025	2
18650059	0.127760411	0.25884844	0.271957	0.521025	2
18650114	0.122142353	0.25884844	0.311284	0.521025	2
18650110	0.015399242	0.25884844	0.311284	0.521025	2
18650089	0.122142353	0.25884844	0.311284	0.521025	2
18650028	0.124015039	0.25884844	0.311284	0.521025	2
18650070	0.101542805	0.23868105	0.35061	0.521025	1
18650086	0.10903355	0.23868105	0.330947	0.521025	2
18650117	0.099670119	0.23868105	0.330947	0.521025	2
18650023	0.110906236	0.23868105	0.35061	0.521025	1
18650031	0.101542805	0.23868105	0.35061	0.521025	1
18650122	0.090306688	0.23868105	0.35061	0.521025	1

18650116	0.103415491	0.23868105	0.35061	0.521025	1
16650118	0.075325199	0.23868105	0.311284	0.521025	2
18650044	0.092179375	0.23868105	0.35061	0.521025	1
18650094	0.101542805	0.23868105	0.330947	0.521025	2
18650066	0.092179375	0.23868105	0.311284	0.521025	2
16650038	0.10903355	0.23868105	0.35061	0.521025	1
18650056	0.099670119	0.23868105	0.35061	0.521025	1
15650098	0.067834455	0.23868105	0.311284	0.521025	2
18650012	0.105288178	0.23868105	0.330947	0.521025	2
18650121	0.086417263	0.19632954	0.29162	0.389936	3
18650070	0.125743672	0.19632954	0.29162	0.389936	3
18650113	0.123726934	0.19632954	0.29162	0.389936	3
18650040	0.115659978	0.21347182	0.29162	0.389936	3
18650039	0.117676717	0.21347182	0.29162	0.389936	3
18650037	0.115659978	0.14994454	0.29162	0.311284	3
17650060	0.125743672	0.21347182	0.29162	0.389936	3
18650064	0.253846154	0.19632954	0.29162	0.389936	3
18650083	0.11293738	0.21044671	0.311284	0.363719	3
18650072	0.127760411	0.21044671	0.311284	0.363719	3
18650094	0.124735303	0.21044671	0.311284	0.363719	3
18650038	0.117676717	0.21347182	0.29162	0.389936	3
18650066	0.124735303	0.21044671	0.311284	0.363719	3
18650087	0.210446708	0.31128365	0.363719	1	1

Pada tabel diatas dijelaskan bahwa sejumlah 133 data yang akan di uji coba dan target sebenarnya yang mana target didapat dari hasil *clustering* penelitian sebelumnya. Data-data tersebut dibagi menjadi *training set* dan *validation set* secara acak. Model dilatih menggunakan *training set*, dan model yang terlatih tersebut digunakan untuk memprediksi responsnya terhadap data observasi pada *validation set*. Pada penelitian ini dilakukan perhitungan klasifikasi LVQ dengan *k-fold cross validation* dimana  $k=10$ . Adapun mekanismenya, sebagai berikut:

Data sejumlah 133 mahasiswa dibagi menjadi data train dan data test dengan bagian yang sama dengan mekanisme *10-fold Cross validation*. Data train dan data test dilakukan dengan perhitungan acak atau bergantian (secara silang).

Tabel 4.3 Mekanisme Uji Coba

<b>(k) fold</b>	<b>Training Set</b>	<b>Testing Set</b>
<b>1</b>	120	13
<b>2</b>	120	13
<b>3</b>	120	13
<b>4</b>	120	13
<b>5</b>	120	13
<b>6</b>	120	13
<b>7</b>	120	13
<b>8</b>	119	14
<b>9</b>	119	14
<b>10</b>	119	14

Sebelumnya dataset disimpan, kemudian dipisah-pisahkan menurut target kelas dengan nomor urut. Kemudian dilakukan dengan pengacakan data yakni perhitungan dataset secara acak (tidak berdasar nomor urut) pada tabel dan kemudian setiap data dimasukkan berdasarkan urutan-urutan tabel indeksinya, Berikut pseudo-code klasifikasi LVQ:

```

%Pelatihan data uji
while ((Err< MaxErr) or (rate > eps)) do
Err=Err+1
for i ← 0 to data do
    for k ← 0 to kelas do
        hasil ← 0
        for j ← 0 to data do
            hasil ← hasil + w((P[j][i] - W[j][k]), 2)
        endfor
        H[k] ← Sqrt(hasil)
    endfor
    C ← 0
    for k ← 1 to kelas do
        if (H[k] < H[C]) then
            C ← k
        endif
    endfor
    if (TK[C] == TP[i]) then
        for j ← 0 to data do
            W[j][C] ← W[j][C] + rate * (P[j][C] - W[j][C])
        endfor
    else
        for j ← 0 to data do
            W[j][C] ← W[j][C] - rate * (P[j][C] - W[j][C])
        endfor
    endif
    endfor
    rate ← rate - (0.1 * rate)
endWhile

%Pengujian data uji
Last w
for i ← 0 to data do
    for k ← 0 to kelas do
        hasil ← 0
        for j ← 0 to data do
            hasil ← hasil + w((P[j][i] - W[j][k]), 2)
        endfor
        H[k] ← Sqrt(hasil)
    endfor
endfor

```

Gambar 4.2 Pseudo-code proses klasifikasi LVQ(Tengku, 2014).

Pada tahap pelatihan (*training*) akan menghasilkan nilai bobot akhir yang mana untuk pengujian (*testing*) klasifikasi data. Pengujian data akan menghasilkan hasil validasi ketepatan hasil uji coba dengan *dataset* awal (sebenarnya). Uji coba dilakukan dengan ketentuan 10 kali percobaan *Learning Rate*( $\alpha$ ) yang berbeda, dan Max. Epoch = 100. Selanjutnya dilakukan pengujian klasifikasi data, Adapun hasil uji coba klasifikasi, sebagai berikut:

Pada pengujian 1 , perhitungan dilakukan dengan *Learning Rate* ( $\alpha$ )= 0.03, Min. $\alpha$ =0.005, dan Max.Epoch = 100. Maka dapat dihasilkan pengujian sebagai berikut:

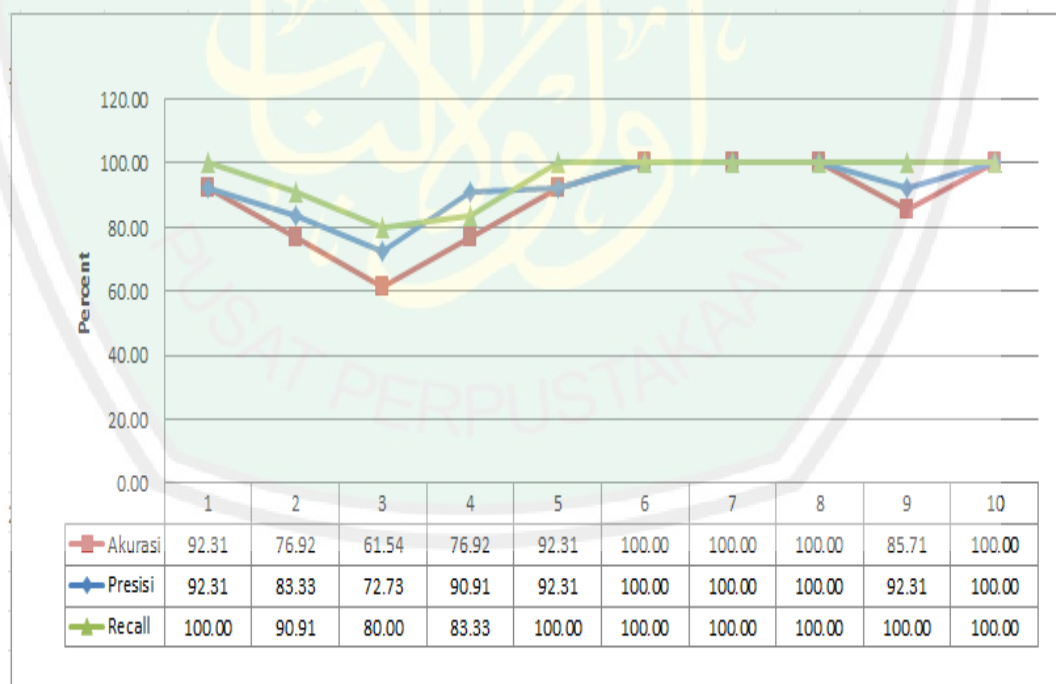
Tabel 4.4 Hasil Klasifikasi Uji Coba 1

(k)	<i>Result Training Set</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Result Testing Set</i>	TN	FP	FN	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>Mean Absolute Percent error</i>
1	120	100%	12	0	1	0	92.31%	92.31%	100%	7.69%
2	120	100%	10	0	2	1	76.92%	83.33%	90.91%	23.08%
3	120	100%	8	0	3	2	61.54%	72.73%	80.00%	38.46%
4	120	100%	10	0	1	2	76.92%	90.91%	83.33%	23.08%
5	120	100%	12	0	1	0	92.31%	92.31%	100%	7.69%
6	120	100%	13	0	0	0	100%	100%	100%	0%
7	120	100%	13	0	0	0	100%	100%	100%	0%
8	119	100%	14	0	0	0	100%	100%	100%	0%

<b>9</b>	119	100%	12	0	2	0	85.71%	92.31	100%	14.29%
<b>10</b>	119	100%	14	0	0	0	100%	100%	100%	0%
<b>Total</b>			118							0.1142857
<b>Percent Total</b>			88.72%							10.66%

Dapat dilihat tabel diatas pada percobaan 1, dapat dijelaskan bahwa *Result Validation set* merupakan hasil dari *testing data* yang sesuai dengan target awal (sebenarnya) setelah dilakukan pengujian yang mana sebagai nilai *True Positive*, sehingga menghasilkan akurasi data pengujian yang bervariasi.

Adapun grafik hasil *Confusion Matrix* dari  $k=10$  pada percobaan 1, sebagai berikut:



Gambar 4.3 Grafik *Confusion Matrix* 1

Hasil dapat disimpulkan bahwa akurasi terendah pada  $k$  (iterasi) ke 3, dengan error terbesar yakni 38,46%.

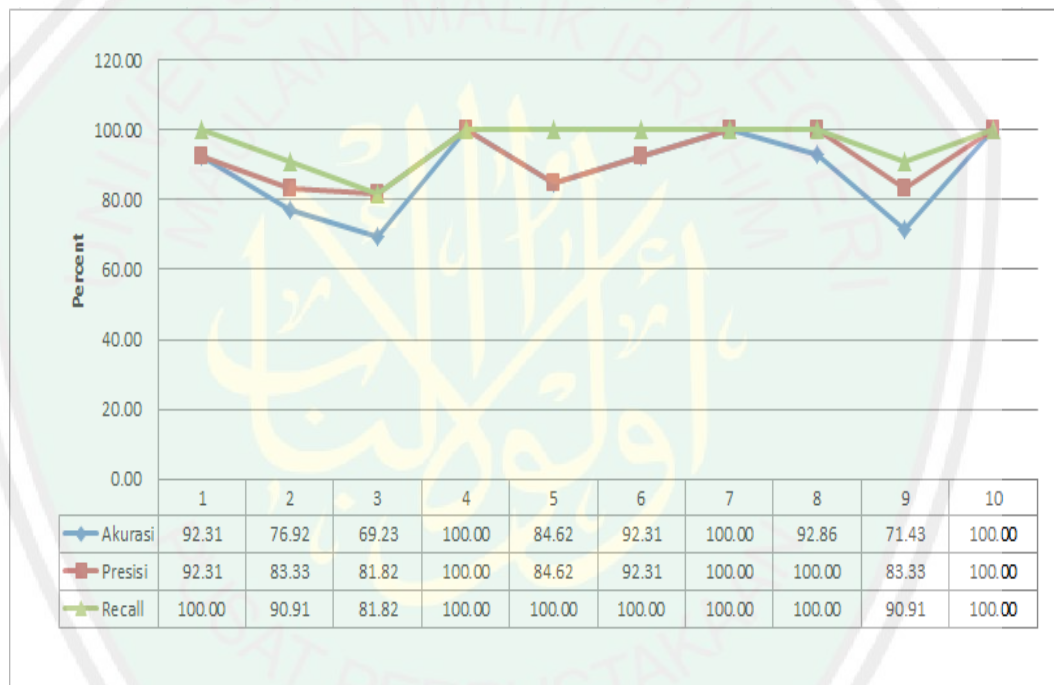
Selanjutnya, pada pengujian ke-2 , perhitungan dilakukan dengan *Lerning Rate* ( $\alpha$ )= 0.05, Min. $\alpha$ =0.005, dan Max.Epoch = 100. Maka dapat dihasilkan pengujian sebagai berikut:

Tabel 4.5 Hasil Klasifikasi Uji Coba 2

(k)	<i>Result Training Set</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Result Testing Set</i>	TN	FP	FN	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>Mean Absolute Percent error</i>
1	120	100%	12	0	1	0	92.31%	92.31%	100%	7.69%
2	120	100%	10	0	2	1	76.92%	83.33%	90.91%	23.08%
3	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
4	120	100%	13	0	0	0	100%	100%	100%	0%
5	120	100%	11	0	2	0	84.62%	84.62%	100%	15.38%
6	120	100%	12	0	1	0	92.31%	92.31%	100%	7.69%
7	120	100%	13	0	0	0	100%	100%	100%	0%
8	119	100%	13	0	1	0	92.86%	92.86%	100%	7.14%
9	119	100%	10	0	2	2	71.43%	83.33%	83.33%	28.57%
10	119	100%	14	0	0	0	100%	100%	100%	0%
<b>Total</b>			117							0.1203297
<b>Percent Total</b>			87.97%							11.26%

Dapat dilihat tabel diatas pada percobaan 2, dapat dijelaskan bahwa :*Result Validation set* merupakan hasil dari *testing data* yang sesuai dengan target awal (sebenarnya) setelah dilakukan pengujian yang mana sebagai nilai *True Positive*, sehingga menghasilkan akurasi data pengujian yang bervariasi. Accuracy, *Precision* dan *Recall* pengujian data didapatkan dari perhitungan *confusion matrix*.

Adapun grafik hasil *Confusion Matrix* dari  $k=10$  pada percobaan 2, sebagai berikut:



Gambar 4.4 Grafik *Confusion Matrix* 2

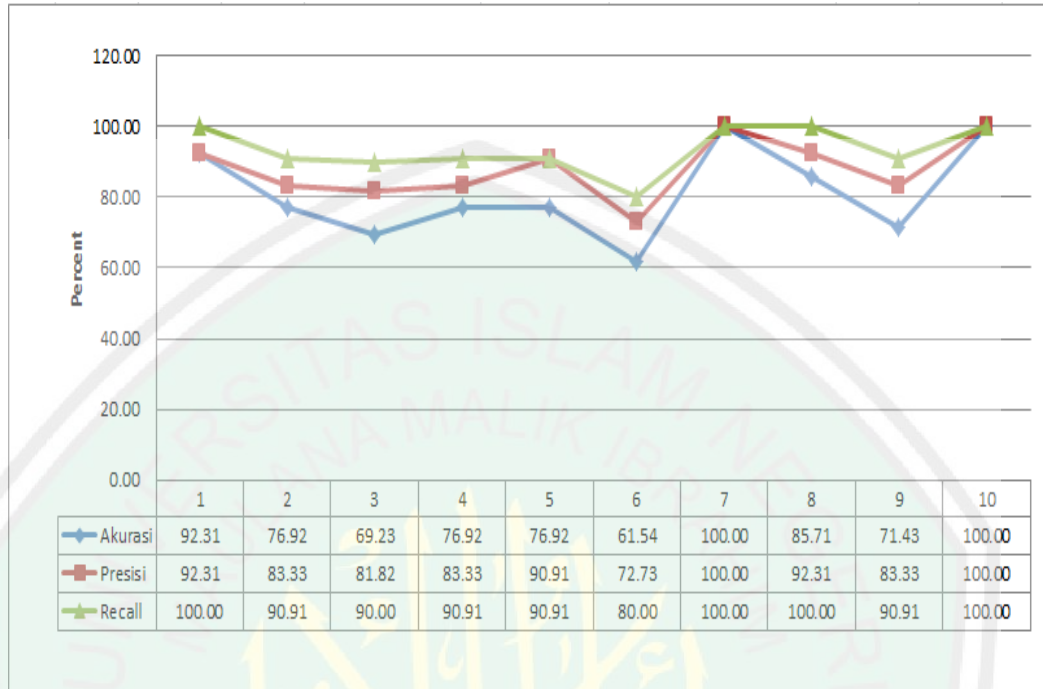
Hasil dapat disimpulkan bahwa akurasi terendah pada  $k$  (iterasi) ke 3, dengan error terbesar yakni 30.77%.

Kemudian pada pengujian ke-3 , perhitungan dilakukan dengan *Lerning Rate* ( $\alpha$ )= 0.01,  $\text{Min.}\alpha=0.005$ , dan  $\text{Max.Epoch} = 100$ . Maka dapat dihasilkan pengujian sebagai berikut:

Tabel 4.6 Hasil Klasifikasi Uji Coba 3

(k)	<i>Result Training Set</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Result Testing Set</i>	TN	FP	FN	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>Mean Absolute Percent error</i>
1	120	100%	12	0	1	0	92.31%	92.31%	100%	7.69%
2	120	100%	10	0	2	1	76.92%	83.33%	90.91%	23.08%
3	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
4	120	100%	10	0	2	1	76.92%	83.33%	90.91%	23.08%
5	120	100%	10	0	2	1	76.92%	83.33%	90.91%	23.08%
6	120	100%	8	0	3	2	61.54%	72.73%	80%	38.46%
7	120	100%	13	0	0	0	100%	100%	100%	0%
8	119	100%	12	0	1	0	85.71%	92.31%	100%	14.29%
9	119	100%	10	0	2	2	71.43%	83.33%	83.33%	28.57%
10	119	100%	14	0	0	0	100%	100%	100%	0%
<b>Total</b>			108							0.189011
<b>Percent Total</b>			81.20%							18.13%

Adapun grafik hasil *Confusion Matrix* dari  $k=10$  pada percobaan 3, sebagai berikut:



Gambar 4.5 Grafik *Confusion Matrix* 3

Dapat dilihat tabel diatas pada percobaan 3, dapat dijelaskan bahwa *Result Validation set* merupakan hasil dari *testing data* yang sesuai dengan target awal (sebenarnya) setelah dilakukan pengujian yang mana sebagai nilai *True Positive*, sehingga menghasilkan akurasi data pengujian yang bervariasi. Accuracy, *Precision* dan *Recall* pengujian data didapatkan dari perhitungan *confusion matrix*. Hasil dapat disimpulkan bahwa akurasi terendah pada  $k$  (iterasi) ke 6, dengan error sebesar yakni 38.46%.

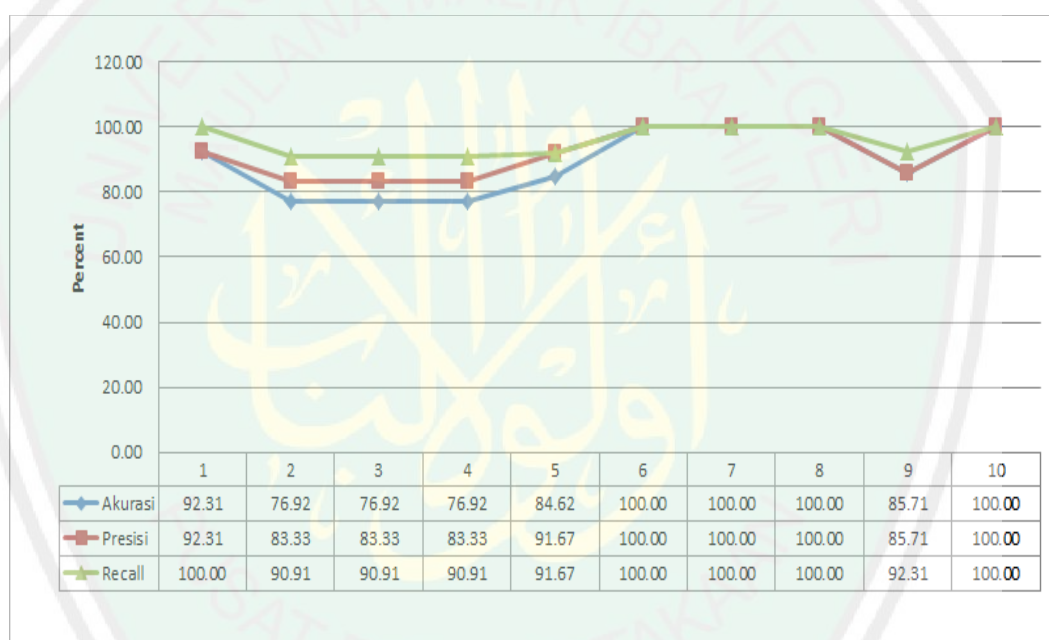
Kemudian pada pengujian ke-4 , perhitungan dilakukan dengan *Lerning Rate* ( $\alpha$ )= 0.1,  $\text{Min.}\alpha=0.005$ , dan  $\text{Max.Epoch} = 100$ . Maka dapat dihasilkan pengujian sebagai berikut:

Tabel 4.7 Hasil Klasifikasi Uji Coba 4

(k)	<i>Result Training Set</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Result Testing Set</i>	TN	FP	FN	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>Mean Absolute Percent error</i>
1	120	100%	12	0	1	0	92.31%	92.31%	100%	7.69%
2	120	100%	10	0	2	1	76.92%	83.33%	90.91	23.08%
3	120	100%	10	0	2	1	76.92%	83.33%	90.91	23.08%
4	120	100%	10	0	2	1	76.92%	83.33%	90.91	23.08%
5	120	100%	11	0	1	1	84.62%	91.67%	91.67	15.38%
6	120	100%	13	0	0	0	100%	100%	100%	0%
7	120	100%	13	0	0	0	100%	100%	100%	0%
8	119	100%	14	0	0	0	100%	100%	100%	0%
9	119	100%	12	0	2	1	85.71%	85.71%	92.31%	14.29%
10	119	100%	14	0	0	0	100%	100%	100%	0%
<b>Total</b>			119							0.1065934
<b>Percent Total</b>			89.47%							9.89%

Dapat dilihat tabel diatas pada percobaan 4, dapat dijelaskan bahwa *Result Validation set* merupakan hasil dari *testing data* yang sesuai dengan target awal (sebenarnya) setelah dilakukan pengujian yang mana sebagai nilai *True Positive*, sehingga menghasilkan akurasi data pengujian yang bervariasi. Accuracy, *Precision* dan *Recall* pengujian data didapatkan dari perhitungan *confusion matrix*.

Adapun grafik hasil *Confusion Matrix* dari  $k=10$  pada percobaan 4, sebagai berikut:



Gambar 4.6 Grafik *Confusion Matrix* 4

Hasil dapat disimpulkan bahwa akurasi terendah pada  $k$  (iterasi) ke 2, 3, dan 4, dengan error sebesar yakni 23.08%.

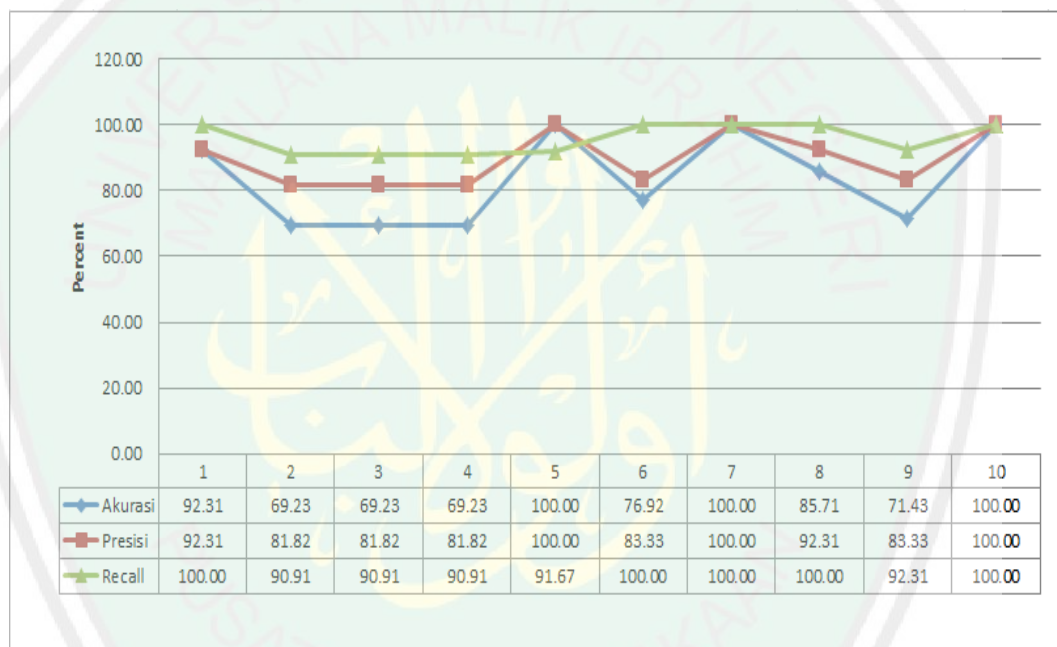
Kemudian pada pengujian ke-5 , perhitungan dilakukan dengan *Lerning Rate* ( $\alpha$ )= 0.2,  $\text{Min.}\alpha=0.005$ , dan  $\text{Max.Epoch} = 100$ . Maka dapat dihasilkan pengujian sebagai berikut:

Tabel 4.8 Hasil Klasifikasi Uji Coba 5

(k)	<i>Result Training Set</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Result Testing Set</i>	TN	FP	FN	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>Mean Absolute Percent error</i>
1	120	100%	12	0	1	0	92.31%	92.31%	100%	7.69%
2	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
3	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
4	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
5	120	100%	13	0	0	0	100%	100%	100%	0%
6	120	100%	10	0	2	1	76.92%	83.33%	90.91%	23.08%
7	120	100%	13	0	0	0	100%	100%	100%	0%
8	119	100%	12	0	2	0	85.71%	85.71%	100%	14.29%
9	119	100%	10	0	2	2	71.43%	83.33%	83.33%	28.57%
10	119	100%	14	0	0	0	100%	100%	100%	0%
<b>Total</b>			111							0.1659341
<b>Percent Total</b>			83.46%							15.82%

Dapat dilihat tabel diatas pada percobaan 5, dapat dijelaskan bahwa *Result Validation set* merupakan hasil dari *testing data* yang sesuai dengan target awal (sebenarnya) setelah dilakukan pengujian yang mana sebagai nilai *True Positive*, sehingga menghasilkan akurasi data pengujian yang bervariasi. Accuracy, *Precision* dan *Recall* pengujian data didapatkan dari perhitungan *confusion matrix*.

Adapun grafik hasil *Confusion Matrix* dari  $k=10$  pada percobaan 5, sebagai berikut:



Gambar 4.7 Grafik *Confusion Matrix* 5

Hasil dapat disimpulkan bahwa akurasi terendah pada  $k$  (iterasi) ke 2, 3, dan 4, dengan error sebesar yakni 30.77%.

Kemudian pada pengujian ke-6 , perhitungan dilakukan dengan *Lerning Rate* ( $\alpha$ )= 0.3,  $\text{Min.}\alpha=0.005$ , dan  $\text{Max.Epoch} = 100$ . Maka dapat dihasilkan pengujian sebagai berikut:

Tabel 4.9 Hasil Klasifikasi Uji Coba 6

(k)	<i>Result Training Set</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Result Testing Set</i>	TN	FP	FN	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>Mean Absolute Percent error</i>
1	120	100%	12	0	1	0	92.31%	92.31%	100%	7.69%
2	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
3	120	100%	10	0	2	1	76.92%	83.33%	92.31%	23.08%
4	120	100%	11	0	1	1	84.62%	91.67%	91.67%	15.38%
5	120	100%	8	0	3	2	61.54%	72.73%	80%	38.46%
6	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
7	120	100%	13	0	0	0	100%	100%	100%	0%
8	119	100%	12	0	2	0	85.71%	92.31%	100%	14.29%
9	119	100%	10	0	2	2	71.43%	83.33%	83.33%	28.57%
10	119	100%	14	0	0	0	100%	100%	100%	0%
Total			108							0.189011
Percent Total			81.20%							18.13%

Dapat dilihat tabel diatas pada percobaan 6, dapat dijelaskan bahwa *Result Validation set* merupakan hasil dari *testing data* yang sesuai dengan target awal (sebenarnya) setelah dilakukan pengujian yang mana sebagai nilai *True Positive*, sehingga menghasilkan akurasi data pengujian yang bervariasi. *Precision* dan *Recall* didapatkan dari perhitungan confusion matrix. Nilai didapat dari ketepatan sistem dalam pengujian yakni Pembagian nilai *True Positive* dengan *False Negative* dan *False Positive*.

Adapun grafik hasil *Confusion Matrix* dari  $k=10$  pada percobaan 6, sebagai berikut:



Gambar 4.8 Grafik *Confusion Matrix* 6

Hasil dapat disimpulkan bahwa akurasi terendah pada  $k$  (iterasi) ke 5 dengan error sebesar yakni 38.46%.

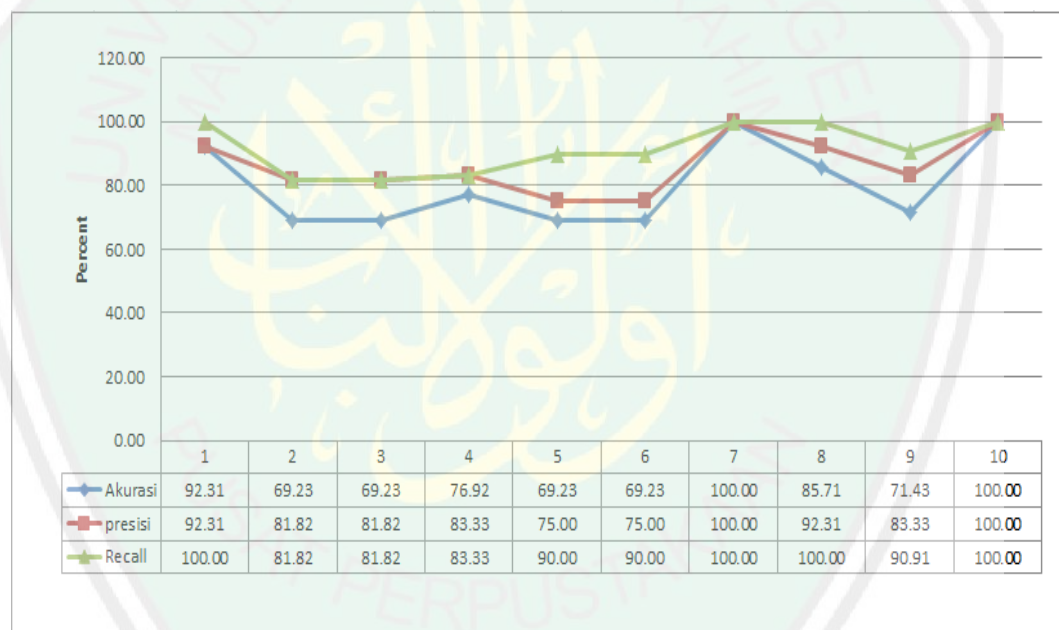
Selanjutnya, pada pengujian ke-7, perhitungan dilakukan dengan *Lerning Rate* ( $\alpha$ )= 0.4,  $\text{Min.}\alpha=0.005$ , dan  $\text{Max.Epoch} = 100$ . Maka dapat dihasilkan pengujian sebagai berikut:

Tabel 4.10 Hasil Klasifikasi Uji Coba 7

(k)	<i>Result Training Set</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Result Testing Set</i>	TN	FP	FN	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>Mean Absolute Percent error</i>
1	120	100%	12	0	1	0	92.31%	92.31%	100%	7.69%
2	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
3	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
4	120	100%	10	0	2	1	76.92%	83.33%	90.91%	23.08%
5	120	100%	9	0	3	1	69.23%	75%	90%	30.77%
6	120	100%	9	0	3	1	69.23%	75%	90%	30.77%
7	120	100%	13	0	0	0	100%	100%	100%	0%
8	119	100%	12	0	2	0	85.71%	92.31%	100%	14.29%
9	119	100%	10	0	2	2	71.43%	83.33%	83.33%	28.57%
10	119	100%	14	0	0	0	100%	100%	100%	0%
<b>Total</b>			107							0.1967033
<b>Percent Total</b>			80.45%							18.90%

Dapat dilihat tabel diatas pada percobaan 7, dapat dijelaskan bahwa *Result Validation set* merupakan hasil dari *testing data* yang sesuai dengan target awal (sebenarnya) setelah dilakukan pengujian yang mana sebagai nilai *True Positive*, sehingga menghasilkan akurasi data pengujian yang bervariasi. *Precision* dan *Recall* didapatkan dari perhitungan confusion matrix. Nilai didapat dari ketepatan sistem dalam pengujian yakni Pembagian nilai *True Positive* dengan *False Negative* dan *False Positive*.

Adapun grafik hasil *Confusion Matrix* dari  $k=10$  pada percobaan 7, sebagai berikut:



Gambar 4.9 Grafik *Confusion Matrix* 7

Hasil dapat disimpulkan bahwa akurasi terendah pada  $k$  (iterasi) ke 2, 3, 5, dan 6 dengan error sebesar yakni 30.77%.

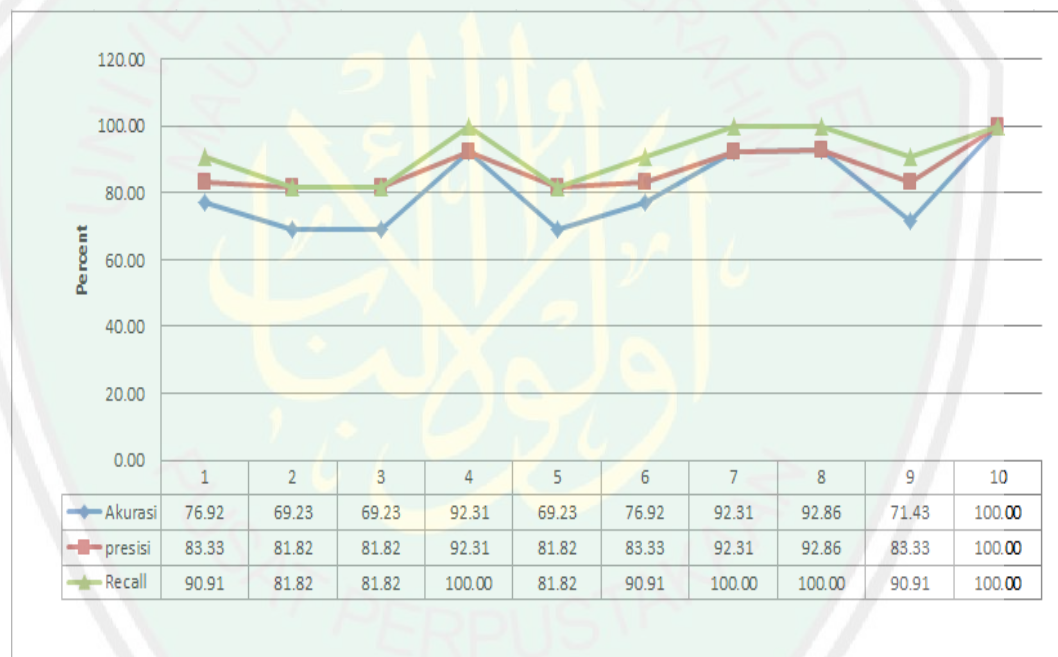
Selanjutnya, pada pengujian ke-8, perhitungan dilakukan dengan *Lerning Rate* ( $\alpha$ ) = 0.5,  $\text{Min.}\alpha=0.005$ , dan  $\text{Max.Epoch} = 100$ . Maka dapat dihasilkan pengujian sebagai berikut:

Tabel 4.11 Hasil Klasifikasi Uji Coba 8

(k)	<i>Result Training Set</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Result Testing Set</i>	TN	FP	FN	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>Mean Absolute Percent error</i>
1	120	100%	10	0	2	1	76.92%	83.33%	90.91%	23.08%
2	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
3	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
4	120	100%	12	0	1	0	92.31%	92.31%	100%	7.69%
5	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
6	120	100%	10	0	2	1	76.92%	83.33%	90.91%	23.08%
7	120	100%	12	0	1	0	92.31%	92.31%	100%	7.69%
8	119	100%	13	0	1	0	92.86%	92.86%	100%	0%
9	119	100%	10	0	2	2	71.43%	83.33%	83.33%	28.57%
10	119	100%	14	0	0	0	100%	100%	100%	0%
<b>Total</b>			108							0.1895604
<b>Percent Total</b>			81.20%							16.65%

Dapat dilihat tabel diatas pada percobaan 8, dapat dijelaskan bahwa *Result Validation set* merupakan hasil dari *testing data* yang sesuai dengan target awal (sebenarnya) setelah dilakukan pengujian yang mana sebagai nilai *True Positive*, sehingga menghasilkan akurasi data pengujian yang bervariasi. *Precision* dan *Recall* didapatkan dari perhitungan confusion matrix. Nilai didapat dari ketepatan sistem dalam pengujian yakni Pembagian nilai *True Positive* dengan *False Negative* dan *False Positive*.

Adapun grafik hasil *Confusion Matrix* dari  $k=10$  pada percobaan 8, sebagai berikut:



Gambar 4.10 Grafik *Confusion Matrix* 8

Hasil dapat disimpulkan bahwa akurasi terendah pada  $k$  (iterasi) ke 2, 3, dan 5 dengan error sebesar yakni 30.77%.

Selanjutnya, pada pengujian ke-9, perhitungan dilakukan dengan *Learning Rate* ( $\alpha$ )= 0.6,  $\text{Min.}\alpha=0.005$ , dan  $\text{Max.Epoch} = 100$ . Maka dapat dihasilkan pengujian sebagai berikut:

Tabel 4.12 Hasil Klasifikasi Uji Coba 9

(k)	<i>Result Training Set</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Result Testing Set</i>	TN	FP	FN	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>Mean Absolute Percent error</i>
1	120	100%	12	0	1	0	92.31%	92.31%	100%	7.69%
2	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
3	120	100%	10	0	2	1	76.92%	83.33%	90.91%	23.08%
4	120	100%	12	0	1	0	92.31%	92.31%	100%	7.69%
5	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
6	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
7	120	100%	13	0	0	0	100%	100%	100%	0%
8	119	100%	12	0	2	0	85.71%	85.71%	100%	14.29%
9	119	100%	10	0	2	2	71.43%	83.33%	83.33%	28.57%
10	119	100%	14	0	0	0	100%	100%	100%	0%
<b>Total</b>			110							0.1736264
<b>Percent Total</b>			82.71%							16.59%

Adapun grafik hasil *Confusion Matrix* dari  $k=10$  pada percobaan 9, sebagai berikut:



Gambar 4.11 Grafik *Confusion Matrix* 9

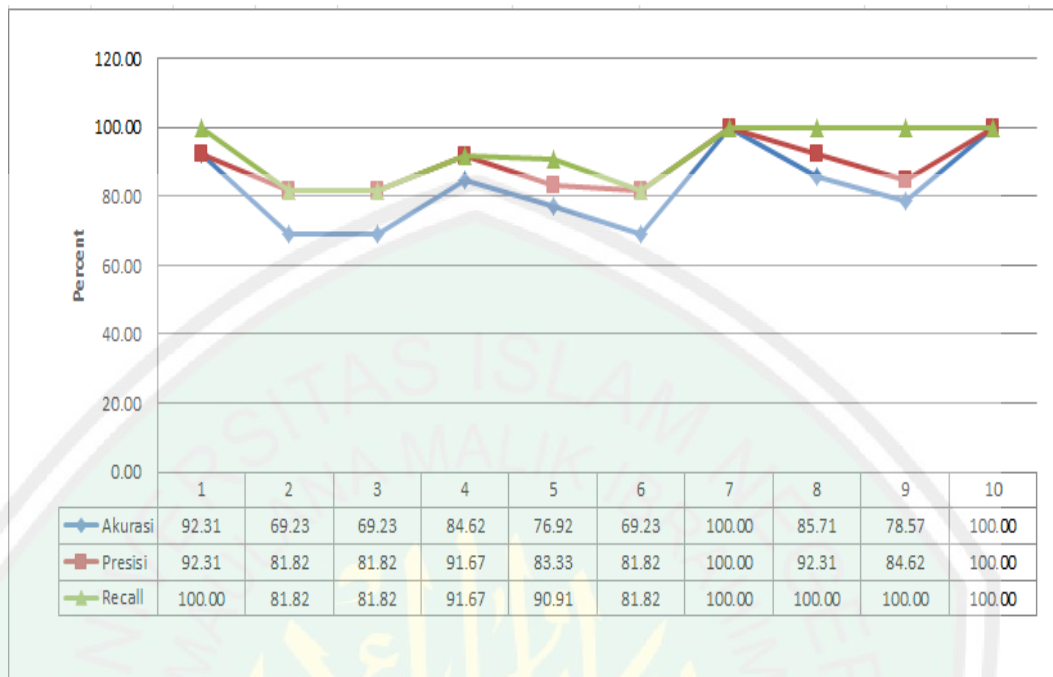
Dapat dilihat tabel diatas pada percobaan 9, dapat dijelaskan bahwa *Result Validation set* merupakan hasil dari *testing data* yang sesuai dengan target awal (sebenarnya) setelah dilakukan pengujian yang mana sebagai nilai *True Positive*, sehingga menghasilkan akurasi data pengujian yang bervariasi. Hasil dapat disimpulkan bahwa akurasi terendah pada  $k$  (iterasi) ke 2, 5 dan 6 dengan error sebesar yakni 30.77%.

Selanjutnya, pada pengujian ke-10 , perhitungan dilakukan dengan *Learning Rate* ( $\alpha$ )= 0.7,  $\text{Min.}\alpha=0.005$ , dan  $\text{Max.Epoch} = 100$ . Maka dapat dihasilkan pengujian sebagai berikut:

Tabel 4.13 Hasil Klasifikasi Uji Coba 10

(k)	<i>Result Training Set</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Result Testing Set</i>	TN	FP	FN	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>Mean Absolute Percent error</i>
1	120	100%	12	0	1	0	92.31%	92.31%	100%	7.69%
2	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
3	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
4	120	100%	11	0	1	1	84.62%	91.67%	91.67%	15.38%
5	120	100%	10	0	2	1	76.92%	83.33%	90.91%	23.08%
6	120	100%	9	0	2	2	69.23%	81.82%	81.82%	30.77%
7	120	100%	13	0	0	0	100%	100%	100%	0%
8	119	100%	12	0	2	0	85.71%	85.71%	100%	14.29%
9	119	100%	11	0	2	1	78.57%	84.62%	92%	21.43%
10	119	100%	14	0	0	0	100%	100%	100%	0%
Total			110							0.1741758
Percent Total			82.71%							16.65%

Adapun grafik hasil *Confusion Matrix* dari  $k=10$  pada percobaan 10, sebagai berikut:



Gambar 4.12 Grafik *Confusion Matrix* 10

Dapat dilihat tabel diatas pada percobaan 10, dijelaskan bahwa *Result Validation set* merupakan hasil dari *testing data* yang sesuai dengan target awal (sebenarnya) setelah dilakukan pengujian yang mana sebagai nilai *True Positive*, sehingga menghasilkan akurasi data pengujian yang bervariasi. *Precision* dan *Recall* didapatkan dari perhitungan confusion matrix. Nilai didapat dari ketepatan sistem dalam pengujian yakni Pembagian nilai *True Positive* dengan *False Negative* dan *False Positive*. Hasil dapat disimpulkan bahwa akurasi terendah pada  $k$  (iterasi) ke 2, 3, dan 6 dengan error sebesar yakni 30.77%.

### 4.3 Pembahasan

Hasil uji coba yang telah dilakukan oleh peneliti terhadap aplikasi *data mining* atau *learning analytics* mahasiswa terhadap sistem *E-learning* LMS

Moodle menggunakan algoritma *Learning Vector Quantization*. Adapun kesimpulan pembahasan hasil klasifikasi, sebagai berikut :

Tabel 4.14 Kesimpulan Hasil Klasifikasi

Pengujian	Learning Rate	Total Accuracy	Total Percent Error
1	0.03	88.72%	10.66%
2	0.05	87.97%	11.26%
3	0.01	81.20%	18.13%
4	0.1	89.47%	9.89%
5	0.2	83.46%	15.82%
6	0.3	81.20%	18.13%
7	0.4	80.45%	18.90%
8	0.5	81.20%	16.65%
9	0.6	82.71%	16.59%
10	0.7	82.71%	16.65%

Berdasarkan tabel hasil diatas, di jelaskan bahwa yang memiliki akurasi tertinggi pada pengujian ke 4 dengan *learning rate* 0.1 sebesar 89.47%, dimana error terendah yakni 9.89%. Maka, hasil akhir klasifikasi yang digunakan peneliti ialah pengujian ke 4 sebagai informasi bagi pengguna dalam analisis penilaian mahasiswa pada sistem *e-learning* LMS Moodle. Adapun keterangan hasil klasifikasi sebagai informasi pengguna pada sistem, sebagai berikut:

Tabel 4.15 Keterangan Hasil Akhir

Sistem penilaian	Alpha	Target	Jumlah Mahasiswa	%
A	0.1	1 (Menguasai)	67	50.38%
B				
C		2 (Cukup Menguasai)	40	30.08%
D		3 (Kurang Menguasai)	26	19.55%
E				

Dapat dijelaskan pada tabel diatas bahwa dari 133 mahasiswa dengan presentase 50.38% atau sebanyak 67 mahasiswa telah menguasai pelajaran, dan 26 mahasiswa dengan presentase 19.55% masih kurang menguasai pelajaran dengan baik. Hal ini diharapkan dengan adanya pengembangan data dapat memberikan sebuah informasi dan evaluasi mengenai sistem penilaian dan kemampuan pemahaman mahasiswa dalam sistem *e-learning* moodle.

#### 4.4 Integrasi Penelitian dengan Al-Qur'an

Dari hasil penelitian di atas menunjukkan pengaruh *computer science* dalam teks Al Quran. Ulama terdahulu memang sudah melakukan klasifikasi dan indeks teks Al Quran secara manual, namun dengan algoritma dan machine learning, proses tersebut akan semakin mudah dan cepat. Sebagaimana Allah SWT telah berfirman di dalam Alqur'an surat Al-Ankabut/29:43, yang berbunyi:

وَتِلْكَ الْأَمْثَلُ نَضْرِبُهَا لِلنَّاسِ ۖ وَمَا يَعْقِلُهَا إِلَّا الْعُلَمَاءُ

Artinya: “Dan perumpamaan-perumpamaan ini Kami buat untuk manusia; dan tiada yang memahaminya kecuali orang-orang yang berilmu.” (Qs. Al-Ankabut/29:43).

Dari ayat diatas dijelaskan bahwa perumpamaan yang dimaksud ialah kekuasaan Allah Swt. yang telah ditunjukkan untuk hambaNYA, agar senantiasa

dapat mengambil manfaat dari kekuasaan Allah dan mengambil pelajaran darinya. Dan tidak ada yang memahaminya kecuali hamba-NYA yang mengenali syariat dan ayat-ayat Allah.

Sebagaimana Allah SWT telah berfirman di dalam Alqur'an surat Yunus/10:5, yang berbunyi:

هُوَ الَّذِي جَعَلَ الشَّمْسَ ضِيَاءً وَالْقَمَرَ نُورًا وَقَدَرَهُ مَنَازِلَ لِتَعْلَمُوا عَدَدَ السِّنِينَ وَالْحِسَابَ ۗ مَا خَلَقَ اللَّهُ ذَلِكَ إِلَّا بِالْحَقِّ ۗ يُفَصِّلُ الْآيَاتِ لِقَوْمٍ يَعْلَمُونَ

Artinya: *“Dialah yang menjadikan matahari bersinar dan bulan bercahaya dan ditetapkan-Nya manzilah-manzilah (tempat-tempat) bagi perjalanan bulan itu, supaya kamu mengetahui bilangan tahun dan perhitungan (waktu). Allah tidak menciptakan yang demikian itu melainkan dengan hak. Dia menjelaskan tanda-tanda (kebesaran-Nya) kepada orang-orang yang mengetahui.” (Qs. Yunus/10:5).”*

Dalam penjelasan ayat diatas yakni menurut Syaikh Abdurrahman bin Nashir as-Sa'di bahwa Allah menciptakan semua makhluk dengan bentuk seperti itu menunjukkan kekuasaan Allah, ilmu-Nya yang luas, Maha Hidup-Nya dan mengurus makhluk-Nya. Menunjukkan maha sempurnanya hikmah dan ciptaan Allah, yakni ciptaan-Nya dan luasnya ilmu-Nya. Berbagai-macam manfaat dan maslahat yakni dijadikan-Nya matahari bersinar, bulan bersinar dalam gelapnya waktu malam yang mana agar dengan keduanya dapat diraih manfaat yang penting, hal tersebut menunjukkan betapa luasnya rahmat Allah, perhatian-Nya terhadap hamba-hamba-Nya, dan luasnya kebaikan-Nya, sebagaimana menurut-NYA bagi hamba-NYA yang dapat mensyukuri dan berpengetahuan.

Selanjutnya dapat diterangkan sebagaimana Allah SWT telah berfirman di dalam Alqur'an surat Maryam/19:94, yang berbunyi:

لَقَدْ أَحْصَاهُمْ وَعَدَّهُمْ عَدًّا

Artinya:

*“Sesungguhnya Allah telah menentukan jumlah mereka dan menghitung mereka dengan hitungan yang teliti”. (Qs. Maryam/19:94).*

Penjelasan dari 2 ayat diatas ialah segala sesuatu perbuatan yang telah dilakukan ada catatannya masing-masing. Terdapat ketelitian dan keseimbangan jumlah terkait amalan sehari-hari, dan tidak ada yang luput dari penglihatan Allah SWT. Menurut Tafsir Jalalain oleh Jalaluddin Al-Mahalli & Jalaluddin As-Suyuthi: “(Sesungguhnya Allah telah menentukan jumlah mereka dan menghitung mereka dengan hitungan yang teliti) maka tidak samar bagi-Nya mengenai jumlah mereka secara keseluruhan atau pun secara rinci dan tiada seorang pun yang terlewat dari perhitungan-Nya”. Maka dari tafsir dan penjelasan diatas, segala perbuatan ada pertanggung jawabannya yang dimaksud ialah suatu tindakan yang telah dilakukan sekecil apapun akan ada balasannya tergantung tindakan yang telah diperbuat baik ataupun buruk. Oleh karena itu, dalam penelitian ini menggunakan metode klasifikasi dengan LVQ dalam menganalisis penilaian terhadap tingkat pemahamannya mahasiswa pada sistem *e-learning*, agar dapat memudahkan pengamatan dan menghasilkan informasi yang akurat.

## BAB V

### PENUTUP

#### 5.1 Kesimpulan

Hasil implementasi uji coba yang telah dilakukan dalam penelitian ini pada *data mining e-learning LMS moodle* terhadap tingkat pemahaman mahasiswa dengan menggunakan algoritma *learning vector quantization* telah diuji coba sebanyak 10 kali pengujian, dapat disimpulkan bahwa:

1. Klasifikasi menggunakan mekanisme model perhitungan *10 fold cross validation* dalam membangun model klasifikasi lebih tepat. Rata-rata *k-fold* yang memiliki error tertinggi dari 10 fold pengujian yakni pada perhitungan *fold k = 3*, rata rata error sebesar 30.77%.
2. Performa analisis LVQ dalam mengklasifikasi data yang mana diukur dengan *confusion matrix* ,telah mencapai keberhasilan akurasi pada pengujian ke 4, dengan nilai  $\alpha$  (*learning rate*) = 0.1 dengan presentase sebesar 89.47%, dan dengan error terendah yakni 9.89% atau senilai 0.106593407.
3. Hasil proses klasifikasi dengan tingkat akurasi dan error terendah menjadi hasil akhir (*visualisasi output*) klasifikasi penelitian , sehingga hasil pengujian dapat diamati bahwa dari 133 mahasiswa yang diuji coba, terdapat 26 mahasiswa atau 19.55% mahasiswa dalam hasil klasifikasi pemahaman pembelajaran mata kuliah yang diampu di sistem *e-learning LMS Moodle* terdapat pada kategori rendah. Sejumlah 80.46% mahasiswa terdapat pada kategori pemahaman yang cukup hingga sangat menguasai, yang mana sesuai dengan target tingkat pembelajaran menggunakan *E-Learning LMS Moodle*.

## 5.2 Saran

Adapun saran yang dapat diberikan untuk pengembangan pada penelitian *data mining e-learning* LMS moodle terhadap tingkat pemahaman mahasiswa berikutnya, yakni :

1. Pembuatan program dan analisis algoritma ini masih perlu dikembangkan, dengan penambahan data dalam jumlah besar.
2. Menggunakan algoritma dan metode lainnya untuk menganalisis penilaian lebih akurat dalam membangun *learning analytics* LMS Moodle lebih baik.
3. Menambahkan variabel atau parameter perhitungan, sehingga dapat menghasilkan informasi yang lebih detail dalam *learning analytics* LMS Moodle.

## DAFTAR PUSTAKA

- Akçap, G., Altun, A., & Petek, A. (2019). *Using learning analytics to develop early- warning system for at-risk students*.
- Andyani, N. I., Widiastuti, N. I., & Bandung, J. D. (2015). *Learning Vector Quantization Untuk Pendektesian Anak Berbakat ( Gifted Child ) Pada Masa Perkembangan Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika ( KOMPUTA )*.
- Arvianti, R. V. (2019). *Klasifikasi penyakit diabetes mellitus tipe 2 menggunakan learning vector quantization (lvq)*. Surabaya.
- Astutik, S., Cahyani, A. D., & Sophan, M. K. (2014). *Sistem Penilaian Esai Otomatis Pada E-Learning Dengan Algoritma Winnowing*. 12(2), 47–52.
- Bapu, G. K., Ashok, M. B., Shamrao, S. P., & Tanaji, S. G. (2015). *Clustering Moodle Data As a Tool For Profiling Students*. 4(3), 618–621.
- Dutt, A., Ismail, M. A., & Herawan, T. (2017). *A Systematic Review on Educational Data Mining*. (January).
- Jovanovic, M., Vukicevic, M., Milovanovic, M., & Minovic, M. (2012). *Using data mining on student behavior and cognitive style data for improving e-learning systems : a case study*. 5(3), 597–610.
- Kadoić, N., & Oreški, D. (2018). *Analysis of Student Behavior and Success Based on Logs in Moodle*. 730–735.
- Kotsiantis, S., Tselios, N., & Filippidi, A. (2013). *Using learning analytics to identify successful learners in a blended learning course Using learning analytics to identify successful learners in a blended learning course Sotiris Kotsiantis Nikolaos Tselios \*, Andromahi Filippidi and Vassilis Komis*. (December). <https://doi.org/10.1504/IJTEL.2013.059088>
- Lile, A. (2011). *Mediterranean Journal of Social Sciences Analyzing E-Learning Systems Using Educational Data Mining Techniques*. 2(3), 403–419. <https://doi.org/10.5901/mjss.2011.v2n3p403>
- Liu, D. Y., Richards, D., & Atif, A. (2014). *An enhanced learning analytics plugin for Moodle : student engagement and personalised intervention*. 180–189.

Rahayu, T., & Rahmah, S. (2019). *Innovation of Learning Device and Learning Media of Web- Based Nias Dance Techniques in Students of Dance Education Program of Art and Language Faculty in State University Of Medan ( UNIMED )*. 461–468.

Sulisworo, D., Agustin, S. P., Iii, K., & Soepomo, J. P. (2017). *The Impact Of E-Learning On Motivation In Physics Teaching At Vocational Schools*. 9, 1–7.

Sumardi, kamin., & Supriawan, D. (2017). *Model Pembelajaran E-Learning ( LMS ) Untuk Meningkatkan Pemahaman Materi Termodinamika Teknik Model Pembelajaran E-Learning ( LMS ) Untuk Meningkatkan Pemahaman Materi Termodinamika Teknik*. (April).

Yassine, S., Kadry, S., & Sicilia, M. (2016). *A Framework for Learning Analytics in Moodle for Assessing Course Outcomes*. (April).  
<https://doi.org/10.1109/EDUCON.2016.7474563>

