

ANALISIS POLA PEMBELAJARAN DALAM JARINGAN MENGUNAKAN ALGORITMA FUZZY C-MEANS

Darma Fijai Poluan¹, Daniel Riano Kaparang², Indra Rianto³

^{1,2,3}Jurusan Pendidikan Teknologi Informasi dan Komunikasi, Fakultas Teknik,
Universitas Negeri Manado
e-mail: ¹darmapoluan012@gmail.com, ²drkaparang@unima.ac.id,
³indrariantio@unima.ac.id

ABSTRAK

Pembelajaran dalam jaringan atau biasa disingkat daring merupakan pembelajaran yang terjadi dengan melibatkan media sosial dan perangkat Elektronik. Media pembelajaran daring biasa disebut LMS (Learning Management System) adalah sistem yang sering digunakan dalam instansi pendidikan seperti perguruan tinggi. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui pola pembelajaran yang terjadi dalam LMS Amelia Unima dan mempermudah dari pihak universitas untuk melakukan evaluasi mengenai penggunaan LMS berupa sebuah laporan aktivitas dengan menggunakan algoritma Fuzzy C-Means Klastering dengan aplikasi RStudio. Penelitian dilaksanakan pada tanggal 21 mei sampai 22 desember 2022. Sedangkan penelitian dilakukan di Universitas Negeri Manado. Klasterisasi dengan fuzzy c-means menghasilkan pola aktivitas pembelajaran yang terbagi menjadi beberapa klaster. Pra-prosesing data menggunakan proses data mining. Analisis pola pembelajaran ini dibuat untuk mengetahui hasil akhir dari pengelompokan data aktivitas pembelajaran menjadi sebuah informasi berupa laporan untuk menjadi acuan evaluasi penggunaan LMS.

Kata kunci: Analisis, Fuzzy C-Means, Data Mining, LMS, Pembelajaran Daring.

PENDAHULUAN

Model pembelajaran dalam jaringan atau biasa disingkat daring merupakan pilihan alternatif dalam menangani permasalahan pembelajaran yang tidak memungkinkan atau mengizinkan untuk melakukan pertemuan pembelajaran secara tatap muka atau bertemu secara langsung. *Learning management system* atau sistem manajemen pembelajaran biasa di singkat *LMS* adalah sistem perangkat lunak yang kegiatan aktivitasnya berada di dalam jaringan dan juga program pembelajaran elektronik (*E-Learning*) yang dipakai dalam pembelajaran yang dilakukan secara daring. *LMS* merupakan jembatan terhubungnya pelajar dan pengajar secara daring. *Learning management system* secara global dikenal dengan sistem komputer yang secara khusus dikembangkan untuk mengatur dan mengelola kursus secara online. Cara kerja *LMS* dalam perguruan tinggi bisa berupa kolaborasi pertemuan pembelajaran secara online antara pengajar dan peserta didik, pemberian materi pembelajaran serta pemberian tugas secara online yang tidak memungkinkan untuk pertemuan tatap muka secara langsung berdasarkan pola pembelajaran.

Pola pembelajaran terdiri dari 2 suku kata yaitu pola dan pembelajaran yang artinya, pola adalah bentuk atau model (lebih abstrak, set peraturan) yang di pakai untuk membuat atau untuk menghasilkan sesuatu atau bagian dari sesuatu. Pada sekarang ini pembelajaran dalam LMS seringkali tidak terkontrol karena kurangnya monitoring yang dilakukan, sehingga tidak sedikit mahasiswa atau dosen bahkan tidak mengetahui cara untuk pengoprasian LMS. Dengan hasil dari kita mengetahui aktivitas mereka tersebut kita dapat mengetahui apakah LMS tersebut telah dijalankan dengan seharusnya berdasarkan fungsinya atau tidak. Penggunaan metode fuzzy c-means clustering dalam mengetahui pola pembelajaran dilakukan dengan cara mengelompokan data-data yang diterima.

Terlepas dari hal tersebut, berdasarkan kelompok-kelompok yang menjadi aspek utama dalam pendidikan perlu adanya dilakukan *Clustering data*. *Clustering* merupakan teknik pengelompokan sejumlah data atau objek ke dalam klaster (group) sehingga setiap dalam klaster tersebut akan berisi data yang semirip mungkin dan berbeda dengan objek dalam klaster yang lainnya. Sebelum melakukan proses klasterisasi perlu dilakukan pengolahan data terlebih dahulu dengan menggunakan metode data mining. *Data mining* adalah bagian dari penemuan pengetahuan dalam *database* atau lebih dikenal dengan Bahasa inggrisnya *knowledge discovery in database (KDD)* merupakan suatu proses terstruktur untuk menemukan corak atau pola dalam data yang bersifat valid, memiliki utilitas serta dapat dipahami. Dalam mengolah untuk mendapatkan pola pembelajaran tersebut, dapat dipermudah menggunakan metode *data mining*. Hasil dari olahan data yang terkumpul ini nantinya akan berupa informasi yang menghasilkan kesimpulan berharga dan dapat mengubah pandangan manusia, memecahkan suatu masalah, atau bisa saja menciptakan ide – ide baru untuk melakukan pembaharuan.

KAJIAN TEORI

Pembelajaran Daring

Pembelajaran daring merupakan sebuah pembelajaran yang dilakukan dalam jarak jauh atau tidak bertatap muka secara langsung (Sofyana dan Rozaq, 2019) melalui media berupa internet dan alat penunjang lainnya seperti telepon seluler dan computer. Sistem pembelajaran dalam jaringan juga mengharuskan para pelaku pembelajaran dalam jaringan untuk menggunakan alat elektronik yang terhubung ke internet, contoh perangkat elektronik yang di gunakan ialah *smartphone*, pc ataupun laptop yang sudah di dukung akses penghubung ke jaringan internet (Nuryani, 2021).

Data Mining

Data mining atau *Knowledge discovery* adalah proses menemukan pengetahuan yang berguna dari sejumlah besar data yang disimpan dalam basis data, gudang data, atau tempat penyimpanan informasi lainnya (Alizadeh dkk, 2008). *Data mining* adalah proses untuk menemukan korelasi, pola, dan tren baru yang bermakna dengan memilah-milah data dalam jumlah besar yang disimpan di dalam repositori, menggunakan teknologi pengenalan pola serta teknik statistik dan matematika. *Data mining* adalah proses

menemukan pola dan pengetahuan menarik dari data dalam jumlah yang besar (Nablia dkk, 2021).

Istilah data mining memiliki beberapa pandangan, seperti knowledge discovery ataupun pattern recognition (Sari dan Purwanto, 2023). Istilah knowledge discovery atau penemuan pengetahuan tepat digunakan karena tujuan utama dari data mining memang untuk mendapatkan pengetahuan yang masih tersembunyi di dalam bongkahan data. Sedangkan istilah untuk pattern recognition atau pengenalan pola tepat untuk digunakan karena guna menemukan pola yang tersembunyi di dalam bongkahan data (Nablia dkk, 2021).

Zscore Normalization

Z-score normalization adalah suatu metode normalisasi yang hasilnya didapatkan dari nilai rata-rata dan standar deviasi dari data. Metode ini mempunyai nilai yang stabil terhadap outlier maupun adanya nilai yang lebih besar dari maksA atau lebih kecil dari minA (Suryanegara dkk, 2021).

Elbow Method

Elbow Method digunakan dalam pemilihan jumlah kluster terbaik. Metode elbow digunakan untuk menentukan jumlah cluster yang terbaik yang dapat digunakan untuk menghasilkan hasil cluster yang terbaik dan dapat memaksimalkan kualitas hasil cluster (Dewi dan Pramita, 2019). Metode elbow juga sangat mudah diimplementasikan dengan cara melihat grafik dari bentuk siku. Nilai fungsi k yang akan dibandingkan pada metode elbow adalah dengan melihat nilai *SSE (Sum of Square Error)* pada nilai cluster yang ditentukan. Hasil jumlah cluster k terbaik akan dijadikan dasar untuk melakukan proses clustering dengan menggunakan metode *Fuzzy C-Means* dalam suatu studi kasus yaitu pada LMS Amelia Unima.

Algoritma Fuzzy C-Means

Teori logika fuzzy menjadi dasar dalam penggunaan pengelompokan dengan metode Fuzzy CMeans. Teknik pengelompokan data sering diterapkan dalam berbagai bidang (Rosmiati dan Rusdiana, 2016). Fuzzy C-means Clustering (FCM) atau dikenal juga sebagai Fuzzy ISODATA merupakan salah satu metode clustering yang merupakan bagian dari metode Hard K-Means. FCM menggunakan model pengelompokan fuzzy sehingga data dapat menjadi anggota dari semua kelas atau cluster terbentuk dengan derajat atau tingkat keanggotaan yang berbeda antara 0 hingga 1. Tingkat keberadaan data dalam suatu kelas atau cluster ditentukan oleh derajat keanggotaannya (Syarif dkk, 2014). Setelah didapat hasil klasterisasi dilanjutkan dengan pengujian berdasarkan parameter yang diajukan.

Validitas

Selain pengujian berdasarkan parameter FCM, terdapat juga Indeks validitas yang sering digunakan dalam menentukan kluster atau sebagai ukuran validitas untuk mendapatkan kluster optimal yang sepenuhnya dapat menjelaskan struktur data, Indeks validitas mengukur derajat kekompakan dan separasi struktur data pada sebuah kluster

dan menemukan jumlah klaster optimal yang kompak dan terpisah dari klaster yang lain (Rohmah dan Saputro, 2020). Validitas digunakan untuk menentukan klaster optimal, sehingga efektif dalam mengetahui apakah hasil dari sebuah klasterisasi optimal atau tidak.

METODOLOGI PENELITIAN

Alat dan Bahan

Komponen yang diperlukan untuk perancangan dan implementasi Sistem Informasi Monitoring Perkuliahan Daring yang terdiri dari Perangkat Lunak (*Software*) dan Perangkat Keras (*Hardware*).

Hardware

1. *Processor*: Intel(R) Core (TM) i5-8265U CPU @1.60GHz 1.80 GHz
2. *Memory*: 8192MB RAM

Software

1. *Operating System* Windows 10 Pro 20H2 64 bit.
2. *Microsoft Excel* 2019
3. *Pembuat Source Code* Rstudio
4. *Google Chrome* (Web Browser)

Metode dan Pengumpulan Data

Metode yang digunakan dalam pengumpulan data yaitu sebagai berikut:

1. Interview

wawancara atau dialog ini ditujukan kepada pihak UPT PUSKOM UNIMA dalam hal ini yang bertanggung jawab mengenai LMS Amelia UNIMA.

2. Studi Pustaka

Pengumpulan data dan informasi berdasarkan data yang diperoleh dari teori-teori yang bisa di dapat dari buku-buku, jurnal maupun sumber-sumber lain yang menunjang dalam proses analisis.

Jalannya Penelitian

Tahapan penelitian dimulai dari proses pengumpulan data yaitu mengumpulkan data aktivitas mahasiswa dan dosen dalam LMS Unima. Tahapan selanjutnya yaitu *pre-processing data*, tahapan ini memiliki tujuan untuk mempersiapkan data sebelum masuk ketahapan data mining, terdapat tiga proses yaitu *data selection*, *data cleaning* dan *data transformation*. Setelah tahapan *data pre-processing*, masuk ketahapan data mining, proses data mining yang dilakukan pada penelitian ini mengacu pada *Framework Knowledge in Database* Setelah itu akan masuk pada tahap klasterisasi dengan metode Fuzzy C-Means, tahapan terakhir yaitu pengujian dan validitas hasil analisis klasterisasi.

1. Pengumpulan Data

Pada tahapan ini yang akan dilakukan adalah mengumpulkan data yang akan digunakan pada penelitian. Data tersebut berjenis data primer yaitu data para pengakses atau dosen dan mahasiswa yang mengakses LMS UNIMA.

2. Data Pre-processing

Pada tahapan ini terdapat 3 langkah yaitu seleksi, cleaning, dan transformasi data. Tujuan dari tahap ini adalah mengubah data mentah, memperbaiki data yang rusak sehingga data yang diperoleh bisa menjadi berupa informasi yang bermanfaat bagi peneliti.

- Data Selection:** Pada tahapan ini akan dilakukan seleksi data yang benar-benar akan diperlukan dan digunakan. Tentunya tidak semua atribut data dimasukkan dalam set data yang digunakan dalam proses data mining,
- Data Cleaning:** Sebelum Data yang tadi diproses, perlu dilakukan proses pembersihan data atau Data Cleaning. Tujuan dari tahap ini adalah untuk memastikan kualitas data yang telah diperoleh dan telah dipilih dari tahap seleksi data. Proses pembersihan data ini meliputi pehapusan duplikat data. Proses ini dilakukan dengan metode Query sederhana untuk menemukan beberapa anomalia data.
- Data Transformation:** Tahapan mengubah data supaya data sesuai dengan proses data mining. Contoh data berjenis nominal diubah lebih dahulu ke bentuk numerik.

3. Fuzzy C-Means Clustering

Pada tahapan ini terdapat beberapa proses klusterisasi dengan Algoritma yang digunakan pada metode *Fuzzy C-means Clustering* adalah sebagai berikut:

- Input data yang akan di-kluster, X , berupa matriks berukuran $n \times m$ (n = jumlah sampel data, m = atribut setiap data). X_{ij} data sampel ke- i ($i = 1, 2, \dots, n$), atribut ke- j ($j = 1, 2, \dots, m$).
- Tentukan:
 - Jumlah kluster = c
 - Pangkat = w
 - Maksimum iterasi = $MaxIter$
 - Error terkecil yang diharapkan = $\xi / (0.001)$
 - Fungsi objektif awal = $P_0 = 0$
 - Iterasi awal = $t = 1$
- Bangkitkan bilangan random μ_{ik} , $i = 1, 2, \dots, n$; $k = 1, 2, \dots, c$; sebagai elemen-elemen matriks partisi awal U .

Hitung jumlah setiap kolom

$$Q_i = \sum_{k=1}^G \mu_{ik} \text{ dengan } j = 1, 2, \dots, n$$

Hitung:

$$\dots ik - \frac{\mu_{ik}}{Q_i}$$

- Hitung pusat kluster ke- k , V_{kj} dengan $k = 1, 2, \dots, c$ dan $j = 1, 2, \dots, m$

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^w * X_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^w}$$

e. Hitung fungsi objektif pada iterasi ke- t , P_t

$$P_1 = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c \left(\left[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right] (\mu_{ik})^w \right)$$

f. Hitung perubahan matriks partisi

$$\mu_{ik} = \frac{\left[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c \left[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}}$$

dengan: $i = 1, 2, \dots, n$ dan $k = 1, 2, \dots, c$

g. Cek kondisi berhenti

- Jika: $(|P_t - P_{t-1}| < \xi)$ atau $(t > \text{MaxIter})$ maka berhenti;

- Jika tidak: $t = t + 1$, ulangi langkah ke-4.

4. Fuzzy C-Means Clustering dengan RStudio

Berikut merupakan *libraries* atau *packages* yang digunakan dalam proses klasterisasi *Fuzzy C-Means* pada aplikasi *Rstudio*:

```
library(fclust) #library algoritma fuzzy Clustering
library(klaster) #library untuk menemukan grup dalam
data/metode untuk analisis klaster
library(tidyverse) #library kumpulan data science
library(factoextra) #library untuk ekstrak dan visualisasi
#dst
```

Data Standarization

Rumus yang digunakan untuk standardisasi data proses adalah rumus normalisasi skor z yang diimplementasikan dengan perintah `scale(data)`

Elbow Method

penentuan klaster optimal menggunakan Elbow Method sebagai penentuan klaster dan pengujian yang tepat dengan jumlah maximum klaster Default $K = 10$.

FCM Clustering

Proses mengetahui hasil clustering dilakukan dengan menggunakan perintah `fcm(data, centers, m, dmetric = "sqeuclidean", con.val = 1e-04)` dimana `fcm` adalah perintah algoritma yang digunakan, `data` merupakan data yang sudah dinormalisasi menggunakan skor z , `center` adalah jumlah klaster, `m` adalah nilai *fuzzifier* atau nilai pangkat, `dmetric = "sqeuclidean"` adalah tipe data untuk mengukur jarak antara objek data dan pusat klaster, dan `con.vol = 1e-04` adalah penentuan batas eror terkecil yang digunakan.

Pengujian berdasarkan parameter

Pengujian berdasarkan parameter ini digunakan guna mengetahui apakah beberapa fungsi dalam algoritma yang digunakan dapat mempengaruhi setiap hasil akhir

dari proses klasterisasi yang digunakan. Beberapa parameter yang diuji yaitu berdasarkan maximum iterasi atau berdasarkan batas maksimum iterasi defaultnya ialah 1000 iterasi. Error terkecil, dimana error terkecil juga berpengaruh pada jumlah iterasi yang dilakukan dan jika apabila fungsi objektif telah mencapai batas eror yang telah ditentukan maka proses iterasi klaster akan berhenti dengan nilai defaultnya ialah 0,0001. Terakhir berdasarkan nilai fuzzifier atau nilai pangkat(m).

Cluster Validation

Validitas dalam klasterisasi metode FCM bermaksud untuk mengetahui seberapa optimal dan berhasil proses klasterisasi yang telah dilakukan. Validitas dalam FCM juga terdapat beberapa dan yang dipakai ialah *Partition Coefficient(PC)*, *Partition Entropy(PE)*, dan *Modified Partition Coefficient(MPC)*.

Analisis Data

Proses penelitian ini membutuhkan data yang akurat, relevan, valid dan reliabel untuk menghasilkan hasil analisis yang diharapkan. Oleh karena itu, sebelum mempresentasikan proyek penelitian ini, saya sendiri terlebih dahulu melakukan survei berkelanjutan untuk mengumpulkan informasi sebagai berikut.

1. Studi Pustaka: Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan referensi buku dan website tentang Analisis pola pembelajaran menggunakan *FCM Clustering*.
2. Studi Literatur Sejenis: Penulis mengunjungi perpustakaan atau karya serupa dan membandingkannya dengan penelitian yang hampir mirip.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan data

Total data yang dikumpulkan adalah 44063 data pada semester ajaran 2019 genap. Dengan detail data dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Jumlah keseluruhan data aktivitas

| No | Aktivitas di LMS | Aktivitas Berdasarkan waktu akses |
|----|------------------------------------|-----------------------------------|
| 1 | A file has been uploaded. | 67 |
| 2 | A submission has been submitted. | 54 |
| 3 | Badge listing viewed | 29 |
| 4 | Blog entries viewed | 64 |
| 5 | Chapter viewed | 11 |
| 6 | Comment created | 29 |
| 7 | Comment deleted | 5 |
| 8 | Course activity completion updated | 1179 |
| 9 | Course completion updated | 2 |
| .. | .. | dst |
| 45 | User report viewed | 18 |
| | Total data | 44063 |

Data Pre-Proccesing

Contoh tahap *Pre-proccesing* sebelum dan sesudah data mahasiswa dapat dilihat pada tabel 2 dan tabel 3.

Tabel 2. *Data selection* dan sebelum *Pre-Proccesing*

| Event name | Action | Frequency | Initial |
|------------------------------|----------------|-----------|---------|
| Course viewed | View | 3843 | 1 |
| Courses searched | View | 1201 | 2 |
| Discussion viewed | View | 269 | 3 |
| Question viewed | View | 236 | 4 |
| Quiz attempt | Attempt | 180 | 5 |
| A file has been uploaded. | Upload | 66 | 6 |
| Some content has been posted | Upload | 45 | 7 |
| Comment created | Add Comment | 28 | 8 |
| Discussion created | Add Discussion | 17 | 9 |
| Message sent | chat | 7 | 10 |

Tabel 3. Sesudah *Pre-Proccesing*

| Id | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
|----|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|
| 1 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 3 | 3 | 8 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 4 | 6 | 5 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 5 | 3 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 6 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 7 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 8 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 9 | 5 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 10 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

Tabel 3 menunjukan hasil dari transformasi 10 data awal dari data mahasiswa berdasarkan nama pengguna serta mengganti nama pengguna dengan menggunakan id(numerik) yang baru serta memakai kode inisial(numerik) untuk mengganti nama *event*/aktivitas untuk keperluan dalam pengolahan data tanpa merubah nilai yang ada.

Data Standarization

Contoh yang memuat hasil dari standarisasi pada data dosen dan data mahasiswa dapat dilihat pada Gambar 1 dan gambar 2.

| | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 | X7 | X8 | X9 | X10 |
|----|-------------|--------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|-------------|
| 1 | -0.31143105 | -0.518098787 | -0.1737493 | -0.1907622 | -0.1730937 | -0.3083271 | -0.1736845 | -0.1773759 | -0.1447841 | -0.07325549 |
| 2 | -0.21676221 | -0.518098787 | -0.1737493 | -0.1907622 | -0.1730937 | -0.3083271 | -0.1736845 | -0.1773759 | -0.1447841 | -0.07325549 |
| 3 | -0.31143105 | 1.590533079 | -0.1737493 | -0.1907622 | -0.1730937 | 2.5460343 | -0.1736845 | -0.1773759 | -0.1447841 | -0.07325549 |
| 4 | -0.02742453 | 0.799796129 | -0.1737493 | -0.1907622 | -0.1730937 | 2.5460343 | -0.1736845 | -0.1773759 | -0.1447841 | -0.07325549 |
| 5 | -0.31143105 | 0.009059179 | -0.1737493 | -0.1907622 | -0.1730937 | -0.3083271 | -0.1736845 | -0.1773759 | -0.1447841 | -0.07325549 |
| 6 | -0.50076873 | -0.518098787 | -0.1737493 | -0.1907622 | -0.1730937 | -0.3083271 | -0.1736845 | -0.1773759 | -0.1447841 | -0.07325549 |
| 7 | -0.40609989 | -0.518098787 | -0.1737493 | -0.1907622 | -0.1730937 | -0.3083271 | -0.1736845 | -0.1773759 | -0.1447841 | -0.07325549 |
| 8 | -0.21676221 | -0.518098787 | -0.1737493 | -0.1907622 | -0.1730937 | -0.3083271 | -0.1736845 | -0.1773759 | -0.1447841 | -0.07325549 |
| 9 | -0.12209337 | -0.254519804 | -0.1737493 | -0.1907622 | -0.1730937 | -0.3083271 | -0.1736845 | -0.1773759 | -0.1447841 | -0.07325549 |
| 10 | -0.50076873 | -0.518098787 | -0.1737493 | -0.1907622 | -0.1730937 | -0.3083271 | -0.1736845 | -0.1773759 | -0.1447841 | -0.07325549 |

Gambar 1. Standarisasi data mahasiswa

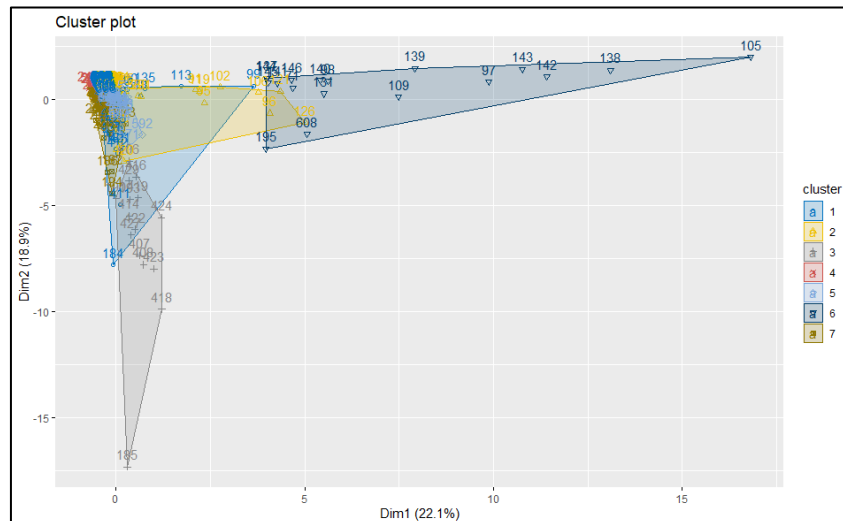
| | X1 | X2 | X3 | X4 | X5 | X6 | X7 | X8 | X9 | X10 |
|----|------------|-------------|-------------|------------|-------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| 1 | -0.1666667 | -0.54595583 | -0.45167166 | -0.6913072 | -0.31945912 | 0.8797887 | -0.2381038 | -0.6114995 | -0.2972942 | -0.1666667 |
| 2 | -0.1666667 | -0.54595583 | -0.45167166 | -0.6913072 | -0.31945912 | 0.8797887 | -0.2381038 | -0.6114995 | -0.2972942 | -0.1666667 |
| 3 | -0.1666667 | -0.54595583 | -0.45167166 | -0.6913072 | -0.31945912 | 0.2587614 | -0.2381038 | -0.6114995 | -0.2972942 | -0.1666667 |
| 4 | -0.1666667 | -0.06657998 | -0.45167166 | 0.1115012 | -0.31945912 | 0.8797887 | 3.6581409 | -0.6114995 | 3.2702361 | -0.1666667 |
| 5 | -0.1666667 | 0.89217172 | -0.45167166 | 1.7171179 | -0.31945912 | -0.3622659 | -0.2381038 | -0.6114995 | -0.2972942 | -0.1666667 |
| 6 | -0.1666667 | -0.06657998 | -0.45167166 | 0.1115012 | -0.31945912 | -0.3622659 | -0.2381038 | -0.6114995 | -0.2972942 | -0.1666667 |
| 7 | -0.1666667 | -0.06657998 | -0.45167166 | 0.1115012 | -0.31945912 | -0.3622659 | -0.2381038 | -0.6114995 | -0.2972942 | -0.1666667 |
| 8 | -0.1666667 | -0.06657998 | -0.45167166 | 0.1115012 | -0.31945912 | -0.3622659 | -0.2381038 | -0.6114995 | -0.2972942 | -0.1666667 |
| 9 | -0.1666667 | -0.06657998 | -0.45167166 | 0.1115012 | -0.31945912 | -0.3622659 | -0.2381038 | 1.5898987 | -0.2972942 | -0.1666667 |
| 10 | -0.1666667 | -0.54595583 | -0.45167166 | -0.6913072 | -0.31945912 | -0.3622659 | -0.2381038 | 1.5898987 | -0.2972942 | -0.1666667 |
| 11 | -0.1666667 | -0.06657998 | 2.59711203 | 0.1115012 | -0.31945912 | -0.3622659 | -0.2381038 | -0.6114995 | -0.2972942 | -0.1666667 |
| 12 | -0.1666667 | -0.54595583 | 0.05645896 | -0.6913072 | -0.31945912 | -0.3622659 | -0.2381038 | -0.6114995 | -0.2972942 | -0.1666667 |
| 13 | -0.1666667 | 0.41279587 | 0.05645896 | 0.9143095 | 0.05152566 | -0.3622659 | -0.2381038 | -0.6114995 | -0.2972942 | -0.1666667 |

Gambar 2. Standarisasi data dosen

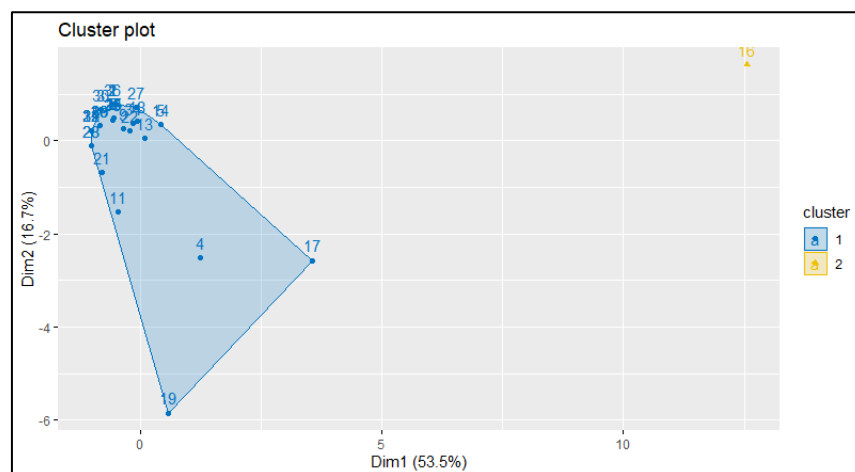
Setelah dilakukan pemilihan dalam menentukan jumlah kluster terbaik menggunakan metode *elbow* didapat data mahasiswa yaitu $K=7$ dan data dosen yaitu $K=2$ sehingga dilanjutkan pada perhitungan metode *FCM* dengan petunjuk sebaran menggunakan *scatter plot* yaitu seperti pada gambar 3 dan gambar 4.

Gambar 3 merupakan bentuk hasil dari klasterisasi data mahasiswa tergambar dalam bentuk *scatter plot*, berdasarkan gambar di atas pada pembentukan kluster = 7 memiliki banyak garis potong atau penumpukan antar kluster dikarenakan dalam penggunaan metode *FCM* terdapat beberapa data dari sebuah kluster yang terdapat karakteristik atribut yang memiliki kesamaan dari kluster lain sehingga terdapat beberapa data yang bisa tergabung dalam beberapa kluster tergantung jumlah derajat kenggotaan yang ada. anggota terbanyak terdapat pada K1 dengan jumlah sama dengan 391 data serta

jumlah data paling sedikit berada pada K3 dengan jumlah sama dengan 15 data. Gambar 4 pada pembentukan kluster = 2 dinyatakan tidak terlalu optimal karena berdasarkan data yang digunakan yang tidak terlalu banyak, yang bahkan mengakibatkan adanya data outlier, akan tetapi dalam penggunaan metode FCM terdapat beberapa data dari sebuah kluster yang terdapat karakteristik atribut yang memiliki kesamaan dari kluster lain tetapi tidak dengan data dosen kali ini yang hanya terdapat data yang cukup sedikit.



Gambar 3. Hasil klasterisasi data mahasiswa menggunakan *FCM* dengan *scatter plot*



Gambar 4. Hasil klasterisasi data dosen menggunakan *FCM* dengan *scatter plot*

Pengujian Berdasarkan parameter

1. Data Mahasiswa

a. Fuzzifier

Pengujian dilakukan dengan menggunakan nilai pangkat(m) yaitu 1.5, 3, 4, dan 5. klasterisasi dari $K=7$ dengan $m=1.5$ yang berhasil mengumpulkan karakteristik setiap data sebanyak 58,2% dengan nilai validitas *Dunn index* sebanyak 0.9046603 sehingga

dikatakan klasterisasi dengan parameter pangkat $m=1.5$ dinyatakan optimal karena berhasil mengumpulkan karakteristik data dan kevalidan klaster diatas 50%. Dapat dilihat bahwa hasil klasterisasi dari $K=7$ dengan $m=3$ yang berhasil mengumpulkan karakteristik setiap data sebanyak 23,86% dengan nilai validitas *Dunn index* sebanyak 0.3570647 sehingga dikatakan klasterisasi dengan parameter pangkat $m=3$ dinyatakan blum optimal karena berdasarkan karakteristik data yang bahkan tidak mencapai 50% dan kevalidan klaster berada dibawah 50%. Dapat dilihat bahwa hasil klasterisasi dari $K=7$ dengan $m=4$ yang berhasil mengumpulkan karakteristik setiap data sebanyak 12.99% dengan nilai validitas *Dunn index* sebanyak 0.2566041 sehingga dikatakan klasterisasi dengan parameter pangkat $m=4$ dinyatakan blum optimal karena berdasarkan karakteristik data yang bahkan tidak mencapai 50% dan kevalidan klaster berada dibawah 50%.

b. Max Iteration

Maksimum iterasi akan dilakukan pengujian sebanyak 4 kali diantaranya 50, 100, 200 dan 500 maksimum iterasi dengan 1000 sebagai default (hasil awal). 50 = 49,05% dan max iter 200 = 49,14 dengan kevalidan klaster dinyatakan valid karena melebihi di atas 50% kevalidan dunn coeff antara lain max iter 50 = 0,7238741 dan max iter 200 = 0,7240192. Max iter 100 = 51,9% dengan nilai dunn coef = 0,7285809 dan max iter 500 = 51,9% dengan nilai dunn coef = 0,7285790 dinyatakan optimal dalam pengujian ini karena berhasil mengumpulkan karakteristik data dan kevalidan klaster yang dinyatakan valid dengan nilai diatas 50% pada dimasing-masing pengujian, antara lain.

c. Smallest Error

Pengujian berdasarkan eror terkecil akan dilakukan sebanyak 4 kali diantaranya $1e-01$, $1e-02$, $1e-03$ dan $1e-05$ dengan $1e-04$ sebagai default (hasil awal). Pengujian dinyatakan optimal karena berhasil mengumpulkan karakteristik data lebih dari 50% dengan Gambar 4.31 = $1e-01$, Gambar 4.32 = $1e-02$, dan Gambar 4.34 = $1e-05$. Dengan batas error $1e-01$ = 51,57%, $1e-02$ = 52,33% dan nilai error $1e-05$ = 51,9%. Dengan masing-masing kevalidan data klaster berdasarkan *dunn coef* yang melebihi 50%, batas error $1e-01$ = 0.7216685, batas error $1e-02$ = 0.7216685 dan batas error $1e-05$ = 0.7285790. berbeda dengan gambar 4.33 = $1e-03$ yang karakteristik data kurang dari 50% yaitu $1e-03$ = 49,12% akan tetapi nilai kevalidan klaster dinyatakan optimal karena melebihi presentasi kelayakan yaitu lebih dari 50% atau $1e-03$ = 0.7240036.

2. Data Dosen

a. Fuzzifier

nilai pangkat yang dipakai adalah $m=1,5$. Dapat dilihat bahwa hasil klasterisasi dari $K=2$ dengan $m=1,5$ yang berhasil mengumpulkan karakteristik setiap data sebanyak 45,76% dengan nilai validitas *Dunn index* sebanyak 0.9900361 sehingga dikatakan klasterisasi dengan parameter pangkat $m=1.5$ dinyatakan hampir optimal karena berhasil mengumpulkan karakteristik data 45% dan kevalidan klaster dinyatakan valid karena berada diatas 50%. Dapat dilihat bahwa hasil klasterisasi dari $K=2$ dengan $m=3$ yang berhasil mengumpulkan karakteristik setiap data sebanyak 2,17% dengan nilai validitas *Dunn index* sebanyak 0.52082689 sehingga dikatakan klasterisasi dengan parameter pangkat $m=3$ dinyatakan blum optimal karena berdasarkan karakteristik data yang bahkan tidak mencapai 10% dan kevalidan klaster dinyatakan optimal karena masih berada diatas 50%.Dapat dilihat bahwa hasil klasterisasi dari $K=2$ dengan $m=4$ dan $m=5$ yang

bahkan tidak menemukan karakteristik dari data yang diolah dengan nilai validitas *Dunn index* sebanyak yang tidak normal sehingga dikatakan klasterisasi dengan parameter pangkat $m=4$ dan $m=5$ dinyatakan tidak optimal karena berdasarkan karakteristik data dinyatakan tidak optimal karena persentasinya hanya 0% dan tidak dinyatakan valid karena melebihi batas nilai kevalidan data

b. Max Iteration

Pengujian dengan maksimal iterasi mendapat hasil dari karakteristik data yang terkumpulkan sama dengan klasterisasi pertama dan kevalidan klaster yang dinyatakan valid dengan nilai diatas 50% pada dimasing-masing pengujian, antara lain max iter 50, 100, 200, 500 = 40,29% dengan nilai kevalidan yang sama yaitu dunn coef = 0,9396772. Penyebab dari hasil pengujian ini sama ialah karena pada klasterisasi pertama algoritma berhenti pada iterasi ke-40

c. Smallest Error

Validation

Dalam FCM terdapat beberapa validitas tetapi dalam penelitian kali ini hanya menggunakan 3 validitas untuk membuktikan apakah klasterisasi FCM apakah telah optimal diantaranya *PE (Partition Entropy)*, *PC (Partition Coefficient)*, dan *MPC (Modified Partition Coefficient)* yang dimana secara umum ketika nilai yang didapat semakin besar maka semakin optimal(mendekati angka 1 atau pesentase nilai lebih dari 50% dari rentang nilai antara [0,1], nilai yang semakin besar (mendekati 1) berarti semakin baik kualitas klaster berbeda dengan valididitas *PE* yang berbanding terbalik dengan *PC* dan *MPC*

1. Data Mahasiswa

Perhitungan dari masing-masing validitas memiliki perbedaan dan nilai validitas yang berbeda meskipun memiliki data pengolahan yang sama. Hasil dari validitas adalah $PCI = 0.7$, $PEI = 0.6$, $MPCI = 0.6$, secara detail ditampilkan dalam tabel 4.

Tabel 4. Validitas Data Mahasiswa

| Data Mahasiswa | | | |
|--------------------------------|-----------|-----------|---------------|
| Validitas | Value | Bad value | Optimal Value |
| Partition Coefficient | 0.7285782 | 0 | 1 |
| Partition Entropy | 0.6020877 | 1 | 0 |
| Modified Partition Coefficient | 0.6833413 | 0 | 1 |

Hasil klasterisasi dari Data mahasiswa dinyatakan optimal berdasarkan persentase nilai yang berada di atas 50% berbeda dengan validitas *PE* yang tidak mencapai angka presentasi 50% akan tetapi didukung dengan hasil dari 2 validitas lainnya jadi dinyatakan optimal.

2. Data Dosen

Perhitungan dari masing-masing validitas memiliki perbedaan dan nilai validitas yang berbeda meskipun memiliki data pengolahan yang sama. Hasil dari validitas adalah $PCI = 0.9$, $PEI = 0.1$, $MPCI = 0.8$, secara detail akan ditampilkan dalam tabel 5.

Tabel 5. Validitas Data Dosen

| Data Dosen | | | |
|--------------------------------|-----------|-----------|---------------|
| Validitas | Value | Bad value | Optimal Value |
| Partition Coefficient | 0.9396771 | 0 | 1 |
| Partition Entropy | 0.1205096 | 1 | 0 |
| Modified Partition Coefficient | 0.8793542 | 0 | 1 |

Dapat dilihat pada Tabel 5 bahwa hasil klasterisasi dari Data dosen dinyatakan optimal berdasarkan persentase nilai yang berada di atas 50% atau di atas 0.5. Berdasarkan uraian pada tabel 4.11 terdapat 1 validitas yaitu *Partition Entropy* yang mengumpulkan nilai hanya 0.1205096 ini dianggap Berhasil walaupun data yang diolah tidak terlalu maksimal dan banyak terdapat beberapa nilai 0.

Hasil analisis Pola Pembelajaran

Pola pembelajaran yang terjadi berdasarkan 2 user pada tahun ajaran 2019/2020 yang diolah yaitu mahasiswa dan dosen berdasarkan ke 10 atribut yang dipakai. Berikut beberapa pola yang didapat:

1. Data mahasiswa

Berdasarkan analisis data mahasiswa lebih relatif pada pola aktivitas melihat materi ajar/*Courses view* dengan perhitungan lewat klaster yang terbentuk sesuai dengan jumlah frekuensi user activity berbanding lebih banyak daripada dengan aktivitas lain. Data mahasiswa paling sedikit melakukan aktivitas terdapat pada klaster 3 dengan perbandingan yang cukup jauh dengan klaster 1 yaitu pada aktivitas percakapan/*message*. Dengan aktivitas rata-rata ada pada “melihat soal” atau “melihat pertanyaan/question view”.

2. Data Dosen

Pola aktivitas masih di dominasi klaster 1, pola aktivitas berada pada alur umum aktivitas dalam moodle yaitu didominasi mencari materi/*Courses Searched* pada perhitungan jumlah user, dengan frekuensi yang lebih banyak. Aktivitas paling sedikit berada pada percakapan/*chat*. Rata-rata aktivitas berada pada melihat soal/*Question viewed*. dikarenakan data yang tidak optimal yang dimana didapat pembagian berdasarkan klaster masih belum optimal

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari penelitian serta pengujian yang dilakukan, maka terdapat beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Meski memiliki data acak yang tidak beraturan Penggunaan metode *Elbow* dinyatakan baik dalam penentuan Klaster Optimal dengan data mahasiswa dan data dosen yang terlebih dahulu sudah dilakukan standarisasi.
2. Hasil analisis klaster dengan data dosen terdapat beberapa pola yang tidak beraturan karena data yang digunakan tidak optimal dan Hasil analisis dari data mahasiswa berhasil menemukan pola aktivitas yang di dominasi *Course Viewed* bersama *Courses Search* dan yang paling sedikit muncul *file Uploaded*. Sedangkan Data

dosen persentase hasil didominasi *Courses searched*, *discussion viewed*, dan yang paling sedikit aktivitas ialah *Message send*.

DAFTAR PUSTAKA

- Alizadeh, S., Ghazanfari, M., & Fathian, M. (2008). Using Data Mining for Learning and Clustering . *International Journal of Computational Intelligence*, 118-125.
- Dewi, D. A., & Pramita, D. A. (2019). Analisis Perbandingan Metode Elbow dan Sillhouette pada Algoritma Clustering K-Medoids dalam Pengelompokan Produksi Kerajinan Bali. *Jurnal Matrix*, 102-109.
- Nuryani, S. (2021). *Learning Manajement System Pascasarjana Institut Agama Islam Negeri Ponorogo Pada Masa Pandemi* (Doctoral dissertation, IAIN Ponorogo)
- Rohmah, D. S., & Saputro, D. R. (2020). Clustering Data dengan Algoritme Fuzzy c-Means Berbasis Indeks Validitas Partition Coefficient and Exponential Separation (PCAES). *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, 58-63.
- Rosmiati, & Rusdiana, L. (2016). APLIKASI BERBASIS FUZZY C-MEANS DALAM PENENTUAN . *Ilmiah Ilmu Komputer*, 1-9.
- Sari, R. N., & Purwanto, I. (2023). Data Mining Peminatan Mata Kuliah Pilihan Mahasiswa Tingkat Akhir Jurusan Informatika Menerapkan Algoritma C4. 5. *Bulletin of Computer Science Research*, 3(3).
- Sofyana, L., & Rozaq, A. (2019). Pembelajaran daring kombinasi berbasis whatsapp pada kelas karyawan prodi teknik informatika universitas pgri madiun. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika: JANAPATI*, 8(1), 81-86.
- Suryanegara, G. A., Adiwijaya, & Purbolaksono, M. D. (2021). Peningkatan Hasil Klasifikasi pada Algoritma Random Forest untuk Deteksi Pasien Penderita Diabetes Menggunakan Metode Normalisasi. *RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 114-122.
- Syarief, S. B., Darwiyanto, E., & Effendy, V. (2014). Penggunaan Algoritma Fuzzy C-Means Untuk Analisis Web Usage Mining (Studi Kasus : Aktifitas Internet Telkom University). *e-Proceeding of Engineering*, 550-557.