

Identifikasi Pola Prilaku Belajar Mahasiswa Pada Platform Learning Management System Dengan Algoritma K-Means

^{1*}Ridho Muhammad Alam, ²Hazriani, ³Abdul Latied Arda, ⁴Muhammad Ikhwan Mardin

¹Pascasarjana, Sistem Komputer, Universitas Handayani Makassar, Makassar

²Sistem Komputer, Universitas Handayani Makassar, Makassar

³Sistem Komputer, Universitas Handayani Makassar, Makassar

⁴Teknologi Informasi, Institut Kesehatan dan Teknologi Buton Raya, Baubau

¹ridhomuhalam.94@gmail.com, ²hazriani@handayani.ac.id, ³abdullatief@handayani.ac.id, ⁴muhammadikhwan034@gmail.com

Article Info

Article history:

Received October 15th, 2024

Revised Desember 16th, 2024

Accepted January 17th, 2025

Keyword:

Pola Perilaku Belajar

Mahasiswa

Learning Management
System

Algoritma K-Means

ABSTRACT

This study aims to explain students' behavior in accessing the kalam.umi.ac.id learning platform and its impact on student academic performance. It analyzes data collected from students' access to the platform during 12 sessions in one semester for the Islamic communication subject taught by Professor Surani. The data includes students' access times, access frequency, and academic performance such as assignment grades, midterm exams, and final exams. Through data processing methods, correlation analysis, and cluster optimization, the study found a positive relationship between access times, midterm exams, final exams, and assignments with students' final grades. The higher these variables, the higher the students' final grades. However, this relationship is not always consistent across different variables. In this study, the Elbow method was used to determine the optimal number of clusters by identifying the point where the variance reduction becomes less significant. Additionally, the Sum of Square Error (SSE) was analyzed to understand the sharp change followed by a gradual decrease in the value of K until stability is reached. Clustering results using the K-Means algorithm showed the presence of three student clusters based on their learning behavior. Cluster 0 is the largest, consisting of 176 students. Cluster 1 has 57 students, and cluster 2 is the smallest with 17 students. These clusters provide insights into varying student learning patterns, including differences in final grades and access frequency. These findings can be used as a basis for developing more effective and personalized learning strategies for students.

Copyright © 2025 Jurnal JEETech.
All rights reserved.

Corresponding Author:

Ridho Muhammad Alam,

Pascasarjana, Sistem Komputer, Universitas Handayani Makassar,

Jln. Adhyaksa Bar u No. 1, Makassar, Sulawesi Selatan

Email: ridhomuhalam.94@gmail.com

Abstrak—Penelitian yang bertujuan untuk menjelaskan perilaku mahasiswa dalam mengakses platform pembelajaran kalam.umi.ac.id dan dampaknya terhadap hasil belajar mahasiswa. Penelitian ini menganalisis data yang diperoleh dari akses mahasiswa ke platform ini selama 12 pertemuan dalam satu semester untuk mata kuliah ilmu dakwah yang diampuh oleh dosen Surani. Data mencakup waktu akses mahasiswa, frekuensi akses, serta hasil belajar berupa nilai tugas, Ujian Tengah Semester (UTS), dan Ujian Akhir Semester (UAS). Melalui metode pengolahan data, analisis korelasi, dan optimasi klaster, penelitian ini menemukan adanya hubungan positif antara waktu akses, UTS, UAS, dan tugas dengan nilai akhir mahasiswa. Semakin tinggi variabel-variabel tersebut, semakin tinggi pula nilai akhir yang diperoleh mahasiswa. Namun, hubungan ini tidak selalu konsisten di antara variabel-variabel yang berbeda. Dalam penelitian ini, metode Elbow digunakan untuk menentukan jumlah cluster yang optimal dengan melihat titik di mana penurunan varians menjadi kurang signifikan. Selain itu, Sum of Square Error (SSE) dianalisis untuk memahami perubahan yang tajam diikuti oleh penurunan bertahap pada nilai K hingga mencapai stabilitas. Hasil clustering menggunakan algoritma K-Means menunjukkan adanya tiga klaster mahasiswa berdasarkan perilaku belajar mereka. Klaster 0 adalah yang terbesar, terdiri dari 176 siswa. Klaster 1 memiliki 57 siswa, dan klaster 2 adalah yang terkecil dengan 17 siswa. Klaster-klaster ini memberikan wawasan tentang pola belajar mahasiswa yang bervariasi, termasuk variasi nilai akhir dan frekuensi akses. Temuan ini dapat digunakan sebagai dasar untuk menyusun strategi pembelajaran yang lebih efektif dan personalized bagi mahasiswa.

I. Pendahuluan

Pemahaman terhadap perilaku belajar mahasiswa menjadi krusial dalam mengevaluasi efektivitas pembelajaran online. Dalam hal ini, pola perilaku belajar mencakup sejumlah aspek kriteria, seperti keaktifan meliputi kehadiran, keterlibatan meliputi jenis materi yang paling banyak diakses misalnya akses PPT, akses Video Pembelajaran dan akses modul, dan gaya belajar yang digunakan oleh mahasiswa. Pemahaman yang lebih baik terhadap pola perilaku belajar mahasiswa dapat memberikan sumbangan positif terhadap pengembangan strategi pembelajaran online yang lebih efektif. Identifikasi pola ini dapat menjadi dasar bagi institusi pendidikan untuk menyusun program-program pembelajaran yang lebih sesuai dan sesuai dengan kebutuhan individual mahasiswa. Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah membawa dampak signifikan terhadap dunia pendidikan, termasuk dalam hal penyelenggaraan pembelajaran online. Sallaby dan Kanedi (2020), Sistem adalah kumpulan elemen yang bekerja sama untuk mencapai tujuan tertentu. Sistem ini menggambarkan suatu kejadian dan kesatuan yang nyata, seperti tempat, benda, dan orang-orang, yang benar-benar ada dan terjadi. Informasi adalah hasil dari pengolahan data sehingga menjadi bentuk yang lebih signifikan dan bermanfaat bagi orang yang menerimanya. Ia menggambarkan peristiwa nyata, bukan fiksi, yang dapat digunakan sebagai dasar untuk pengambilan keputusan (Nurul, Anggrainy, dan Aprelyani 2022). Adapun pendapat mengenai sistem Informasi merupakan sekumpulan komponen yang memiliki kemampuan untuk mengumpulkan, memproses, dan menyebarkan data dengan tujuan tertentu (Maria S, Simatupang J dan Manurung F 2023). Komponen-komponen dari sistem informasi adalah data yang masuk ke sistem informasi disebut sebagai komponen input. Komponen model adalah kombinasi model matematika, logika, dan prosedur yang memproses data di basis data dengan cara yang telah ditentukan untuk menghasilkan keluaran yang diinginkan. Komponen output adalah hasil informasi yang berkualitas tinggi dan dokumentasi yang bermanfaat bagi semua tingkatan manajemen dan semua pengguna sistem. Komponen teknologi adalah alat yang digunakan dalam sistem informasi.

Sebuah perguruan tinggi mengumpulkan banyak data selama proses penerimaan mahasiswa. Proses ini dapat memberikan informasi penting bagi institusi tersebut. Dalam penelitian ini (Aziz, Setiawan, dan Arwani 2018), penulis menggunakan data mahasiswa seperti indeks prestasi kumulatif, jalur masuk, pendapatan orang tua, dan nomor induk. Teknologi data mining diperlukan karena menggali informasi sebanyak itu dari data. Data mining, juga disebut sebagai Penemuan Pengetahuan dalam Database, adalah proses otomatis untuk menemukan pola dalam kumpulan data yang sangat besar dengan menggunakan alat seperti pengelompokan atau klasifikasi hubungan. Peneliti ingin mengumpulkan data yang dapat mencerminkan kinerja akademik siswa pada akhir semester dengan menggunakan metode K-Means. Teknologi data mining diperlukan karena menggali informasi sebanyak itu dari data. Data mining, juga disebut sebagai Penemuan Pengetahuan dalam Database, adalah proses otomatis untuk menemukan pola

dalam kumpulan data yang sangat besar dengan menggunakan alat seperti pengelompokan atau klasifikasi hubungan. Peneliti ingin mengumpulkan data yang dapat mencerminkan kinerja akademik siswa pada akhir semester dengan menggunakan metode K-Means.

Di Universitas Muslim Indonesia menciptakan Learning Management System demi memudahkan mahasiswa untuk mengakses pembelajaran dari dosen pada mata kuliah tertentu, dalam hal membagikan tugas, modul pembelajaran, kehadiran mahasiswa, pengumpulan tugas, UTS, UAS. LMS ini dinamakan dengan platform Kalam.umi.ac.id yang menjadikan salah satu bentuk implementasi dari transformasi ini, memungkinkan mahasiswa untuk mengakses materi perkuliahan dengan lebih fleksibel serta digunakan untuk mempermudah mahasiswa dan dosen dalam melakukan aktifitas yang sudah dijadwal oleh sistem LMS sesuai dengan kontrak kuliah yang sudah dibicarakan dosen kepada mahasiswa terkait pembelajaran di hari, waktu/jam dimulai pembelajaran tersebut. Sementara itu kontrak kuliah dilakukan di awal pertemuan kuliah mahasiswa dan dosen sebelum memasuki materi pembelajaran yaitu pembagian modul pembelajaran dari bab pertama hingga akhir pertemuan.

Kemudian seiring berjalannya pembelajaran mahasiswa, LMS ini akan sering mengingatkan jadwal perkuliahan kepada dosen sehari sebelum pertemuan kelas untuk materi pertama lalu ketua tingkat setiap kelas memberikan arahan teman-teman sekelasnya untuk bersiap melakukan pembelajaran di pertemuan pertama dengan dosen pengampu dan kegiatan ini akan berlangsung hingga akhir semester. Selain mengingat dosen dalam jadwal pertemuan kelas melalui email dosen, LMS ini akan mengingatkan untuk mengirim materi pembelajaran pertama mulai dari judul materi, form kehadiran mahasiswa, link zoom jika melakukan pembelajaran online dan note jika ingin melakukan pembelajaran offline. Pemberitahuan ini akan dikirim di email dosen pengampu sedangkan mahasiswa menerima pemberitahuan dari dosen atau ketua tingkat setiap kelas untuk memberi arahan dalam mengisi kehadiran, mendownload modul pembelajaran, mengumpulkan tugas tepat waktu dimana jika tidak diisi dalam waktu yang telah ditentukan oleh dosen maka akan dinilai tidak hadir atau tidak mengumpulkan tugas, kemudian terakhir mahasiswa juga dapat mengakses langsung link zoom pertemuan kelas di Kalam Umi untuk memasuki kelas setelah mengisi kehadiran di form kehadiran mahasiswa yang telah disediakan oleh dosen bersangkutan.

Penggunaan algoritma K-Means sebagai metode identifikasi pola perilaku belajar memberikan keunggulan dalam mengelompokkan mahasiswa berdasarkan karakteristik tertentu. Dengan demikian, penelitian ini memiliki potensi untuk memberikan wawasan yang lebih mendalam terkait dengan variasi pola perilaku belajar mahasiswa di lingkungan pembelajaran online. Penerapan algoritma K-Means akan dituangkan dalam sistem berbasis Web agar mempermudah penyimpanan dan pengolahan data kelompok karakteristik dari tiap mahasiswa. Diharapkan penelitian ini dapat memiliki relevansi praktis yang signifikan bagi pengelola platform Kalam.umi.ac.id, karena dapat memberikan pandangan yang lebih jelas terkait dengan penggunaan platform tersebut oleh mahasiswa. Hal ini dapat menjadi dasar bagi pengembangan fitur-fitur tambahan atau peningkatan layanan yang dapat meningkatkan pengalaman belajar mahasiswa secara keseluruhan. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berkonsentrasi pada aspek akademis, tetapi juga menghasilkan peningkatan kualitas layanan dan pengembangan platform pembelajaran online.

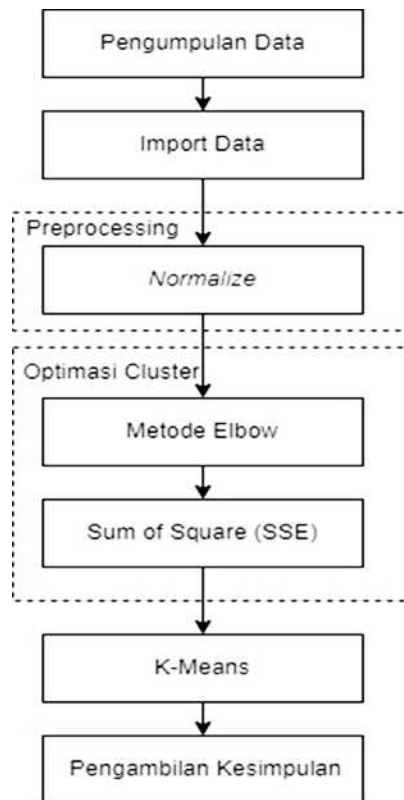
Beberapa orang lebih efektif dalam pembelajaran ketika mereka terlibat dalam metode atau strategi tertentu (Rahmawati dan Muhroji 2022). Tujuan algoritma clustering K-Means adalah untuk membagi data menjadi beberapa kelompok. Algoritma ini menerima data yang tidak memiliki label kelas. Tidak seperti pembelajaran yang diawasi yang menerima input seperti vektor (x_1, y_1) , (x_2, y_2) dan (x_i, y_i) (Setyaningtyas, Nugroho, dan Arif 2022), di mana x_i adalah data dari data pelatihan dan y_i adalah label kelas untuk y_i .

Database atau basis data berasal dari kata "data" dan "basis", yang berarti "data" dan "basis", yang berarti "data". Data dapat menggambarkan hal-hal di dunia nyata dalam berbagai bentuk, seperti teks, huruf, simbol, angka, suara, gambar, dan elemen lainnya (Samosir et al. 2022).

II. Metode Penelitian

A. Tahapan Penelitian

Penelitian ini mempunyai tahapan-tahapan, yang mana setiap tahap saling berkaitan. Adapun tahapan penelitian dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, informasi diperoleh melalui teknik pengumpulan data secara langsung. Data langsung diambil dari platform kalam.umi.ac.id beserta wawancara kepada mahasiswa untuk melihat nilai masing-masing mahasiswa diantaranya nilai tugas, UTS, UAS dan nilai akhir. Wawancara dan sesi fokus kelompok digunakan untuk mendapatkan data kualitatif yang lebih mendalam mengenai pengalaman belajar mahasiswa. Analisis data historis membantu membantu peningkatan nilai mahasiswa di platform kalam.umi.ac.id.

2. Import Data

Data dikelola menggunakan Google Colab dengan menggunakan bahasa pemrograman Python. File spreadsheet yang berisi data diimpor ke Google Colab. Impor data menjadi langkah awal yang penting dalam analisis data. Dengan memanfaatkan kemampuan Python dan lingkungan Google Colab, dapat dengan mudah mengimpor data dari berbagai sumber ke dalam lingkungan kerja. Pendekatan praktis yang dijelaskan dalam penelitian ini dapat membantu peneliti dan praktisi ilmu data dalam memulai analisis data dengan cepat dan efisien di Google Colab.

3. Preprocessing Data

Normalisasi preprocessing adalah langkah krusial dalam analisis data yang bertujuan untuk menstandarisasi skala nilai dari fitur-fitur dalam dataset. Dengan melakukan normalisasi, kita dapat menghindari dominasi fitur-fitur dengan rentang nilai yang besar terhadap fitur-fitur dengan rentang nilai yang lebih kecil, sehingga memperbaiki konsistensi dan interpretasi hasil analisis. Langkah-langkah normalisasi mencakup pemahaman data untuk mengidentifikasi fitur-fitur yang perlu dinormalisasi, pemilihan metode normalisasi yang sesuai dengan karakteristik data, implementasi normalisasi pada setiap fitur, evaluasi hasil normalisasi, dan penggunaan data yang telah dinormalisasi untuk analisis lebih lanjut. Dengan melakukan normalisasi secara tepat, kita dapat meningkatkan kualitas analisis data dan memperoleh hasil yang lebih dapat diandalkan.

4. Optimasi Cluster

- a. Metode Elbow adalah teknik yang digunakan dalam analisis kluster untuk menentukan jumlah cluster yang optimal bagi data yang sedang dipelajari. Prinsip dasar dari metode ini adalah mencari titik di mana penurunan varians antar cluster menjadi kurang signifikan setelah titik tersebut (Juanita dan Cahyono 2024). Secara visual, metode Elbow melibatkan plot jumlah cluster terhadap nilai varians dalam-kluster (intra-cluster variance) atau total kesalahan kuadrat (sum of squared errors, SSE). Pada grafik tersebut, nilai varians atau SSE biasanya menurun dengan cepat pada awalnya saat jumlah cluster bertambah, namun kemudian penurunannya melambat dan menjadi lebih stabil. Titik di mana laju penurunan berubah secara drastis membentuk lekukan atau "elbow" pada grafik. Titik ini dianggap sebagai jumlah cluster optimal karena penambahan cluster setelah titik tersebut hanya memberikan sedikit pengurangan tambahan dalam varians atau kesalahan kuadrat, sementara tingkat kompleksitas model bertambah. Metode Elbow membantu peneliti menemukan keseimbangan yang tepat antara jumlah cluster yang digunakan dan kualitas pengelompokan data, sehingga analisis kluster menjadi lebih efektif dan efisien.
- b. Sum of Square Error (SSE) adalah metrik yang digunakan dalam analisis kluster untuk mengukur seberapa baik data telah dikelompokkan oleh algoritma. SSE sering digunakan dalam penelitian terkait optimisasi kluster karena ia memberikan informasi tentang seberapa baik titik-titik data dalam satu cluster saling mendekati centroid kluster tersebut (Hamka dan Ramdhoni 2022).

5. Algoritma K-Means

Algoritma K-Means adalah algoritma clustering yang bertujuan untuk mengelompokkan data ke dalam beberapa kelompok atau kluster berdasarkan kemiripan antarobservasi (Ahmed, Seraj, dan Islam 2020). Cara kerja algoritma K-Means dapat dijelaskan dalam beberapa tahapan. Pertama, algoritma ini memulai dengan menentukan jumlah kluster yang diinginkan (K). Selanjutnya, K titik acak diambil sebagai pusat awal kluster. Setiap observasi kemudian diatribusikan ke kluster yang memiliki pusat terdekat. Tahap berikutnya melibatkan pembaruan pusat kluster. Pusat kluster baru dihitung dengan mengambil rata-rata dari semua observasi yang terdapat dalam kluster tersebut. Selanjutnya, observasi kembali diatribusikan ke kluster dengan pusat terdekat yang baru dihitung. Proses ini berulang secara iteratif hingga konvergensi, yaitu ketika tidak ada lagi perubahan pada pusat kluster atau jumlah iterasi yang ditentukan telah tercapai. Hasil akhirnya adalah kelompok data ke dalam K kluster yang berbeda. Algoritma K-Means bergantung pada pemilihan pusat kluster awal dan dapat memberikan hasil yang berbeda tergantung pada inisialisasi tersebut. Untuk mengatasi masalah ini, seringkali dilakukan beberapa percobaan dengan inisialisasi yang berbeda dan memilih hasil terbaik.

6. Pengambilan Kesimpulan

Tujuan dari penarikan kesimpulan dan pembuatan laporan adalah untuk memberikan informasi dan kesempatan kepada para pembaca untuk mengetahui secara cepat tentang hasil akhir dari penelitian yang dilakukan.

B. Jenis Penelitian

Informasi disajikan dalam bentuk kalimat melalui metode penelitian kualitatif deskriptif. Data kualitatif tidak dapat diukur atau dihitung karena berhubungan dengan kata-kata atau label yang digunakan untuk menjelaskan karakteristik atau sifat tertentu. Penelitian kualitatif digunakan untuk mengidentifikasi, mengidentifikasi, menggambarkan, dan menjelaskan kualitas atau keunggulan dampak data yang dikumpulkan.

Dalam penelitian, data kualitatif mengacu pada informasi yang diperoleh dari observasi, wawancara, catatan lapangan, atau sumber-sumber lain yang menghasilkan deskripsi naratif atau deskripsi yang mendalam tentang fenomena yang sedang diteliti. Berbeda dengan data kuantitatif yang menghasilkan angka dan statistik, data kualitatif menangkap konteks, makna, dan nuansa di balik fenomena yang diamati.

III. Hasil dan Pembahasan

A. Hasil Penelitian

a. Dataset

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui akses ke situs web resmi kalam.umi.ac.id, yang menyajikan informasi mengenai waktu akses kalam yang dilakukan mahasiswa dalam beberapa menit dalam sekali akses untuk 12 pertemuan dalam satu semester, frekuensi disini ada penggambaran berapa kali mahasiswa mengakses kalam umi, dalam mata kuliah ilmu dakwah yang diampuh oleh dosen atas nama Surani ini peneliti menemukan adanya 12 kali pertemuan dimana setiap penelitian mahasiswa mengakses kalam sebanyak 2-3 untuk satu pertemuan sehingga bisa diartikan bahwa 12 pertemuan tersebut dikalikan dengan 2-3 kali akses maka hasilnya ada 24-25 kali akses,

Kemudian untuk akses pertama mahasiswa mengakses pengumpulan tugas sebelum dimulainya pertemuan atau mendownload modul pembelajaran yang akan di ajarkan oleh dosen bersangkutan dan akses kedua untuk mengisi form kehadiran dan mengakses link pembelajaran melalui zoom maupun informasi pertemuan tatap muka. Nilai akhir mahasiswa dari hasil nilai tugas, Ujian Tengah Semester (UTS), Ujian Akhir Semester (UAS). Visualisasi rinci dari data mahasiswa yang terkumpul dapat ditemukan pada Tabel 1.

Tabel 1. Visualisasi rinci dari data mahasiswa

No	Nama Mahasiswa	Perilaku		Hasil Belajar
		Waktu Akses (AVG Time)	Frekuensi Akses	
0	RAIS TRIFIRANSA	265	14	82,30
1	TIZAR FITRAH ANUGERAH	232	20	82,69
2	ADE REZA ANUGRAH	228	22	86.30
3	ACHMAD ZULFIKAR	161	12	75.69
4	ANDIKA PRATAMA	260	22	86.30
...	...	...	...	...
93	FAID FADHILAH	259	22	85.00
94	MUH.RAFLY SHADIQIN MUCHTAR	233	20	82.69
95	MUHAMMAD RAIHAN SAPUTRA	60	10	63.70
96	HUSAIN ARRAYHAN	223	22	85.00
97	MUH. WILDAN TRI GEMILAN	183	11	78.30
0	SARI NARULITA SYAMSUDDIN	210	20	81.00
1	SITI HELGA HUWAIDAH	252	21	82.69
2	RAHMA ALIA	189	11	72.30
3	ZANIRA PUTRI WARDHANI	215	21	81.30
4	AMALIA PUTRI UTAMI	220	22	83.69
...	...	...	...	...
73	NURUL FITRIANI	137	12	74.30
74	CATRI SYAFRIANA BINTO	274	24	92.00
75	NASRINA IMTIYAS ZAHRA	262	24	92.00
76	NURUL FATIHAH	187	12	79.69
77	PUTRI APRILIA	91	9	68.30
0	UMMUL ULYA HANDAYANI HAMID	123	12	74.30
1	PUTRI BIMADAYANTI	264	23	83.30
2	NURSYAMSI	186	12	78.30

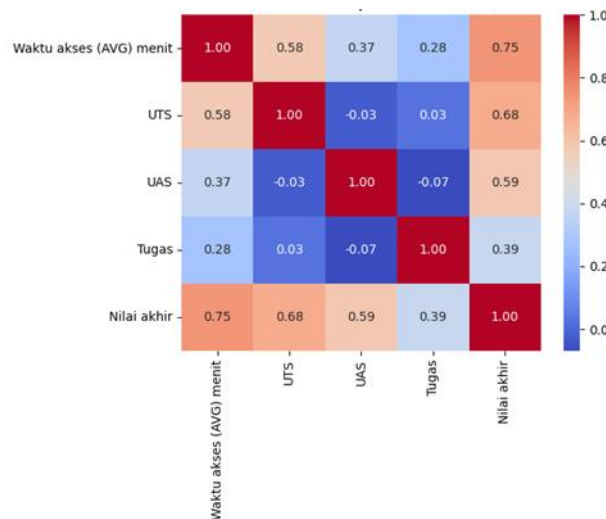
3	RISKA	61	13	80.00
4	NUR SYAFIQAH	190	14	81.30
...	...	...	...	...
69	RIZQI ANANDA JALIL	78	21	80.00
70	MUDHIAH YAUMIL AKHIR	169	12	75.30
71	SITTI LUTFIA	191	12	79.69
72	AUDIAWALIYA PRATIWI UTAMI	138	12	79.00
73	ANDI MUTIARA AYU LARASATI	224	23	84.00

Hasil akhir poin yang didapatkan oleh mahasiswa dapat dilihat dari satuan nilai berdasarkan range poinnya seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Range Penilaian Dosen Terhadap Mahasiswa UMI

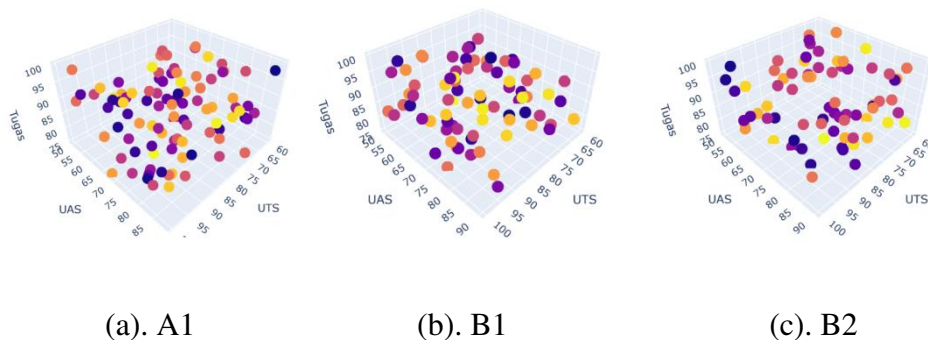
Nilai	Poin
A	81 – 100
B+	71 – 80
B	61 – 70
B-	51 – 60
C+	41 – 50
C	30 – 40
E	0 – 29

Gambar tersebut menunjukkan hasil korelasi antar kelas A1, B1, dan B2, di mana terdapat beberapa variabel yang diukur, yaitu waktu akses, UTS, UAS, tugas, dan nilai akhir. Hasilnya menunjukkan bahwa terdapat hubungan positif antara waktu akses, UTS, UAS, dan tugas dengan nilai akhir. Artinya, semakin tinggi nilai variabel-variabel tersebut, semakin tinggi pula nilai akhir. Korelasi antar fitur A1, B1, dan B2 menunjukkan bahwa terdapat hubungan yang positif antara variabel-variabel tersebut. Namun, nilai akhir tidak memiliki korelasi yang signifikan dengan variabel lain pada B1 dan B2. Perlu diingat bahwa korelasi tidak menunjukkan hubungan sebab-akibat seperti pada Gambar 2.



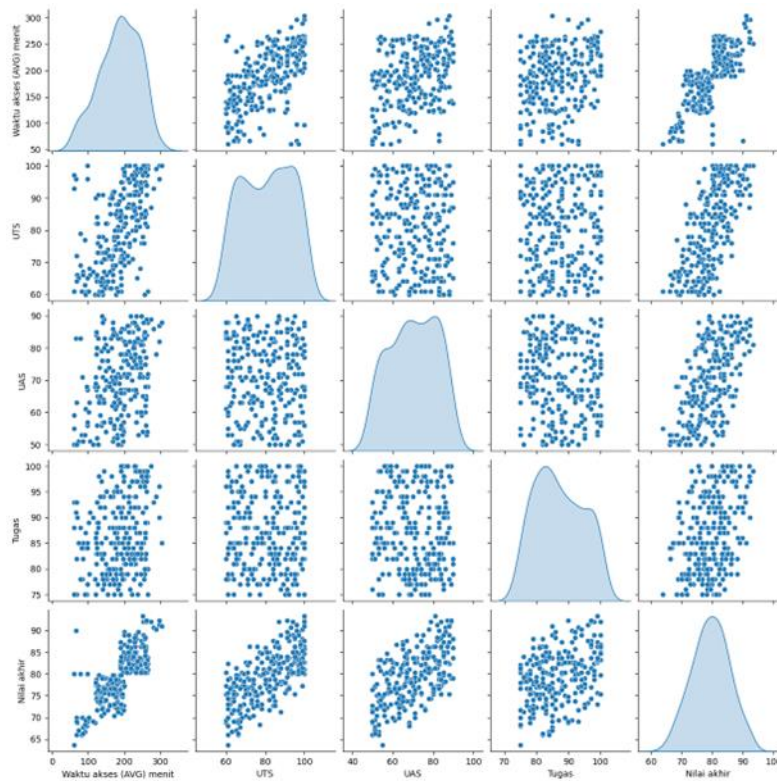
Gambar 2. Hubungan Sebab Akibat

Berdasarkan data tersebut didapatkan visualisasi persebaran data yang dapat dilihat pada Gambar 3. Terdapat persebaran data dengan melihat 3 metode pembelajaran yaitu tugas, UTS, dan UAS. Secara keseluruhan dari visualisasi persebaran data ini terlihat perilaku mahasiswa mengenai memperoleh, memproses, menyimpan, mengingat informasi, maupun mengumpulkan tugas dengan tepat waktu sesuai waktu yang telah diberikan oleh dosen dalam mengakses kalam.umi di waktu yang sama saat melakukan pertemuan kelas. Sehingga bisa disimpulkan bahwa keaktifan mahasiswa sangat mempengaruhi nilai akhir yang akan diberikan oleh dosen bersangkutan.



Gambar 3. Visualisasi Persebaran Data Mahasiswa

Persebaran data juga dapat dijabarkan tiga grafik sebar yang menunjukkan hubungan antara dua variabel pada Gambar 4. Persebaran data ini menunjukkan dimulai dari waktu akses, UTS, UAS, tugas dan nilai akhir yang memberikan hubungan antara dua variabel dengan melihat grafik yang terletak ditengah yang menunjukkan grafik yang terus meningkat secara diagonal dan titik-titik persebaran yang teratur dan berulang ulang.



Gambar 4. Visualisasi Hubungan antara dua Variabel

A. Preprocessing Data

Gambar tersebut menunjukkan hasil visualisasi data setelah dilakukan preprocessing normalize. Preprocessing normalize merupakan proses mengubah data agar memiliki skala yang sama, sehingga data lebih mudah dibandingkan dan dianalisis. Hasil visualisasi menunjukkan distribusi data yang berbentuk kurva normal, menandakan bahwa data telah ternormalisasi dan siap untuk dianalisis. Preprocessing normalize telah dilakukan pada data waktu akses kalam dan nilai akhir, seperti terlihat pada gambar. Hasilnya menunjukkan distribusi data berbentuk kurva normal, dengan sedikit kemiringan ke kiri untuk waktu akses dan sedikit kemiringan ke kanan untuk nilai akhir.

Melalui proses ini, nilai rata-rata kedua variabel menjadi 0 dan standar deviasi menjadi 1, sehingga skala keduanya menjadi sama. Dengan data ternormalisasi ini, kita bisa lebih mudah membandingkan variabel waktu akses dan nilai akhir, serta memungkinkan analisis statistik dan pembuatan model machine learning yang lebih akurat. Preprocessing normalize bermanfaat untuk meningkatkan akurasi model machine learning, mempermudah interpretasi data, dan mempermudah perbandingan data. Processing normalise ini peneliti menggunakan google collab untuk menemukan nilai dapat memudahkan pembaca dalam memahami penelitian ini.

Tabel 3. Hasil Preprocessing Normalisasi

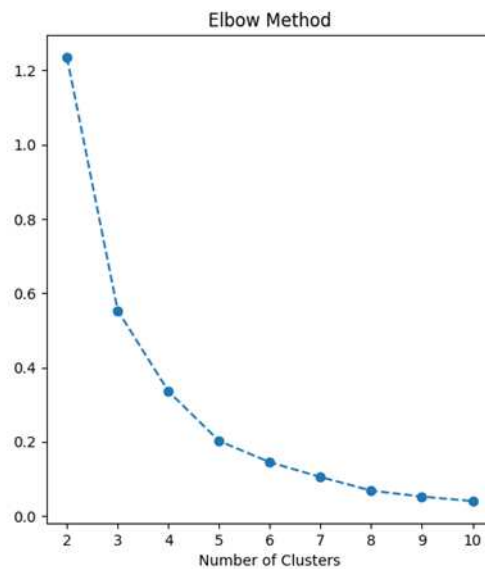
No	Waktu Akses (AVG)	Nilai Akhir
0	0.955004	0.296592
1	0.941944	0.335770
2	0.935246	0.353999
3	0.904959	0.425499
4	0.949084	0.315023
...	...	...
245	0.698100	0.716000
246	0.913432	0.406991
247	0.922877	0.385096

248	0.867856	0.496816
249	0.936329	0.351123

B. Optimasi Cluster

1. Metode Elbow

Grafik Metode Siku-siku (Elbow Method) menunjukkan jumlah kluster optimal untuk algoritma K-Means. Pada sumbu-y, grafik menampilkan jumlah kuadrat dalam-kluster (WCSS), yang seharusnya rendah untuk kinerja pengelompokan yang baik. Pada sumbu-x, grafik menunjukkan jumlah kluster yang dievaluasi. Nilai WCSS menurun seiring bertambahnya kluster, menunjukkan pengelompokan yang lebih baik saat kluster bertambah. Sehingga, pada Gambar 5 kluster yang optimal digunakan adalah kluster 3 untuk meningkatkan kinerja pengelompokan.



Gambar 5 Visualisasi Metode Elbow

2. Sum of Square Error (SSE)

Menghitung selisih dari masing-masing SSE kluster, hasil dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Hasil Selisih Nilai SSE

Kluster	Nilasi SSE	Selisih
K=2	1.235.510	0
K=3	553.937	681.573
K=4	336.163	217.774
K=5	202.224	133.939
K=6	144.918	57.306
K=7	105.068	39.850
K=8	68.517	36.551
K=9	52.324	16.193
K=10	40.306	12.018

Pada kluster = 3 mengalami penurunan yang paling besar yang kemudian akan membentuk lekukan siku seperti pada Gambar 5.

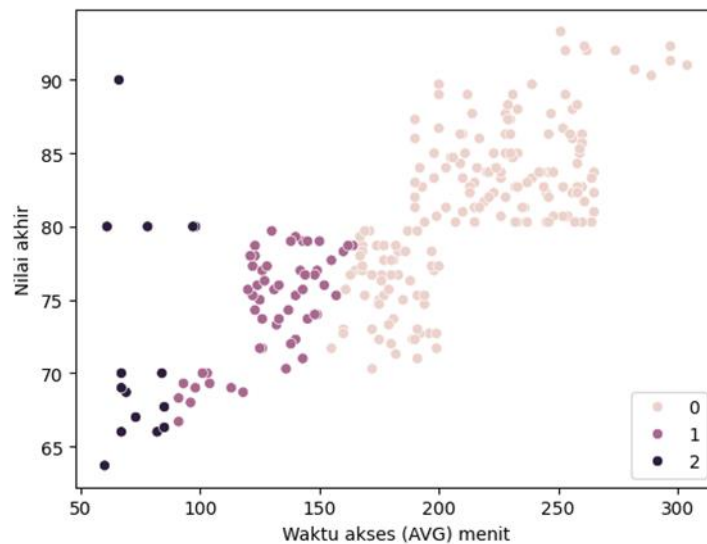
A. Penggunaan K-Means

Hasil centroid adalah nilai rata-rata dari setiap cluster dalam analisis kluster seperti pada Tabel 4. Dalam kasus ini, centroid digunakan untuk mewakili karakteristik setiap kluster berdasarkan waktu akses ke platform Kalam dan nilai akhir mereka. Dengan memperhatikan nilai centroid untuk masing-masing cluster, kita dapat dengan cepat memahami pola umum dari perilaku dan kinerja akademik mahasiswa dalam setiap kelompok.

Tabel 5. Hasil Centroid disetiap Cluster

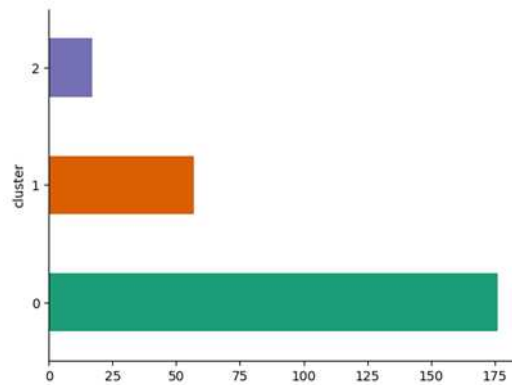
Cluster	Centroid (Kalam Access)	Centroid (Final Grade)
Cluster 0	0.932	0.58
Cluster 1	0.865	0.498
Cluster 2	0.711	0.697

Visualisasi berupa Gambar 5. Dari grafik yang disajikan, terlihat adanya tiga kelompok siswa berdasarkan nilai akhir dan waktu akses. Kelompok pertama memiliki nilai akhir tinggi dengan variasi waktu akses. Kelompok kedua menunjukkan variasi nilai akhir dengan waktu akses yang cenderung lebih rendah. Sedangkan kelompok terakhir memiliki jumlah data sedikit dengan nilai akhir yang cenderung rendah dan waktu akses yang bervariasi. Analisis ini memberikan wawasan tentang pola perilaku belajar siswa, yang dapat menjadi dasar untuk menyusun strategi pembelajaran yang lebih efektif.



Gambar 6. Visualisasi Hasil Clustering K-Means Data Mahasiswa

Hasil clustering menggunakan algoritma K-Means menunjukkan tiga kluster dengan jumlah siswa berbeda-beda seperti pada Gambar 6. Klaster 0 adalah yang terbesar, terdiri dari 176 siswa. Klaster 1 memiliki 57 siswa, dan klaster 2 adalah yang terkecil dengan 17 siswa. Perbedaan jumlah siswa di setiap kluster mencerminkan keragaman dalam kelompok siswa yang dikelompokkan berdasarkan keterlibatan dan nilai akhir mereka, menunjukkan bahwa mayoritas siswa berada di klaster 0.



Gambar 7. Visualisasi Hasil Akhir Kluster

Data sampel yang digunakan untuk mendemonstrasikan hasil klasterisasi dapat ditemukan pada Tabel 6.

Tabel 6. Sampel Hasil Kluster

No	Nama Mahasiswa	Perilaku		Hasil Belajar	Hasil Cluster
		Waktu Akses (AVG Time)	Frekuensi Akses		
0	RAIS TRIFIRANSA	265	14	82.30	0
1	TIZAR FITRAH ANUGERAH	232	20	82.69	0
2	ADE REZA ANUGRAH	228	22	86.30	0
3	ACHMAD ZULFIKAR	161	12	75.69	0
4	ANDIKA PRATAMA	260	22	86.30	0
...	...	...	...	...	...
245	RIZQI ANANDA JALIL	78	21	80.00	2
246	MUDHIAH YAUMIL AKHIR	169	12	75.30	0
247	SITTI LUTFIA	191	12	79.69	0
248	AUDIAWALIYA PRATIWI UTAMI	138	12	79.00	1
249	ANDI MUTIARA AYU LARASATI	224	23	84.00	0

B. Pembahasan

Hasil penelitian ini memberikan wawasan mendalam tentang pola akses dan perilaku belajar mahasiswa dalam mata kuliah ilmu dakwah yang diampu oleh dosen Surani. Data diperoleh dari situs resmi kalam.umi.ac.id, yang mencatat waktu akses mahasiswa ke situs untuk setiap pertemuan dalam satu semester. Dalam satu pertemuan, mahasiswa mengakses situs sebanyak 2-3 kali, dengan total sekitar 24-25 kali akses selama 12 pertemuan.

Visualisasi data menunjukkan hubungan positif antara waktu akses, Ujian Tengah Semester (UTS), Ujian Akhir Semester (UAS), dan tugas dengan nilai akhir. Mahasiswa yang lebih aktif mengakses situs dan menyelesaikan tugas cenderung memperoleh nilai akhir yang lebih tinggi. Namun, hubungan ini bersifat korelasi, bukan hubungan sebab-akibat. Proses normalisasi data dilakukan untuk menyelaraskan skala data waktu akses dan nilai akhir. Distribusi data menunjukkan bentuk kurva normal, dengan sedikit kemiringan

ke kiri untuk waktu akses dan kemiringan ke kanan untuk nilai akhir. Normalisasi ini memudahkan analisis data dan meningkatkan akurasi model machine learning.

Metode Elbow dan Sum of Square Error (SSE) digunakan untuk menentukan jumlah klaster optimal dalam analisis klasterisasi. Hasil menunjukkan bahwa klaster 3 adalah yang optimal untuk meningkatkan kinerja pengelompokan. Clustering K-Means mengelompokkan data mahasiswa ke dalam tiga klaster berdasarkan keterlibatan dan nilai akhir. Klaster 0 adalah yang terbesar dengan 176 siswa, sementara klaster 2 adalah yang terkecil dengan 17 siswa. Visualisasi hasil clustering memberikan gambaran tentang pola perilaku belajar siswa dalam setiap klaster. Kelompok pertama memiliki nilai akhir tinggi dengan variasi waktu akses, kelompok kedua menunjukkan variasi nilai akhir dengan waktu akses lebih rendah, dan kelompok terakhir memiliki jumlah data sedikit dengan nilai akhir rendah. Analisis ini dapat menjadi dasar untuk menyusun strategi pembelajaran yang lebih efektif bagi setiap kelompok siswa.

IV. Kesimpulan

Dalam penelitian ini, analisis menggunakan algoritma K-Means pada perilaku belajar mahasiswa di platform Kalam.umi.ac.id memberikan wawasan mendalam tentang pola preferensi belajar. Hasilnya menunjukkan bahwa mahasiswa dapat dikelompokkan ke dalam klaster berdasarkan kesamaan karakteristik belajar mereka. Penelitian ini memberikan kontribusi penting bagi perkembangan pembelajaran online di platform Kalam.umi.ac.id. Dengan pemahaman yang lebih mendalam tentang kebutuhan dan preferensi belajar mahasiswa, diharapkan dapat terus dilakukan inovasi untuk menciptakan lingkungan pembelajaran yang lebih efektif, responsif, dan memotivasi. Semoga temuan ini menjadi landasan bagi perbaikan berkelanjutan dalam dunia pendidikan digital. Hubungan Positif antara Waktu Akses dan Kinerja Akademik: Penelitian menunjukkan adanya hubungan positif antara waktu akses ke situs kalam.umi.ac.id, UTS, UAS, dan tugas dengan nilai akhir mahasiswa. Mahasiswa yang lebih sering mengakses situs dan aktif dalam menyelesaikan tugas cenderung memperoleh nilai akhir yang lebih tinggi. Pola Perilaku Belajar yang Beragam: Analisis klasterisasi mengidentifikasi tiga klaster mahasiswa dengan pola perilaku belajar yang berbeda-beda. Visualisasi clustering memberikan wawasan tentang variasi waktu akses dan nilai akhir di setiap klaster, yang dapat digunakan untuk menyusun strategi pembelajaran yang lebih efektif dan disesuaikan dengan karakteristik masing-masing kelompok mahasiswa.

V. Daftar Pustaka

- [1] Ahmed, M., R. Seraj, dan S. M. S. Islam. 2020. "The k-means Algorithm: A Comprehensive Survey and Performance Evaluation." *Electronics*.
- [2] Aziz, FNRFJ, B. D. Setiawan, dan I. Arwani. 2018. "Implementasi Algoritma K-Means untuk Klasterisasi Kinerja Akademik Mahasiswa." ... *Teknologi Informasi Dan Ilmu*
- [3] Hamka, M., dan N. Ramdhoni. 2022. "K-Means cluster optimization for potentiality student grouping using elbow method." *AIP Conference Proceedings*. doi: 10.1063/5.0108926.
- [4] Juanita, S., dan R. D. Cahyono. 2024. "K-MEANS CLUSTERING WITH COMPARISON OF ELBOW AND SILHOUETTE METHODS FOR MEDICINES CLUSTERING BASED ON USER REVIEWS." *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*.
- [5] Maria S, Simatupang J, Manurung F. n.d. "IMPLEMENTASI SISTEM INFORMASI KEPENDUDUKAN PADA DESA SENDAUR BERBASIS WEB." *Jurnal Intra Tech E*
- [6] Nurul, S., S. Anggrainy, dan S. Aprelyani. 2022. "Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Keamanan Sistem Informasi: Keamanan Informasi, Teknologi Informasi Dan Network (Literature Review Sim)." *Jurnal Ekonomi Manajemen*
- [7] Rahmawati, H., dan M. Muhroji. 2022. "Gaya Belajar Peserta Didik Usia Dini Berprestasi Akademik." *Jurnal Obsesi: Jurnal Pendidikan Anak Usia*

- [8] Sallaby, A. F., dan I. Kanedi. 2020. “Perancangan Sistem Informasi Jadwal Dokter Menggunakan Framework Codeigniter.” Jurnal Media Infotama.
- [9] Samosir, K., S. Wahyuddin, E. Devia, L. W. Santoso, dan ... 2022. “Sistem Basis Data.”
- [10] Setyaningtyas, S., B. I. Nugroho, dan Z. Arif. 2022. “Tinjauan Pustaka Sistematis: Penerapan Data Mining Teknik Clustering Algoritma K-Means.” Jurnal Teknoif Teknik