

Analisis Perbandingan Algoritma K-Means Dan K-Medoids Dalam Mengukur Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pelayanan Akademik

Sahril Saputra^{1,*}, Kurniabudi², Jasmir³

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Magister Sistem Informasi, Universitas Dinamika Bangsa, Jambi, Indonesia

Email: ^{1,*}sahril.saputra198@gmail.com, ²kurniabudi@unama.ac.id, ³jasmir@unama.ac.id

Email Penulis Korespondensi: sahril.saputra198@gmail.com

Artikel Info :

Artikel History :

Submitted : 06-04-2025

Accepted : 02-06-2025

Published : 30-09-2025

Kata Kunci: kepuasan mahasiswa; pelayanan akademik; data mining; K-Means; K-Medoids; Davies Bouldin Index

Keyword: student satisfaction; academic services; data mining; K-Means; K-Medoids; Davies Bouldin Index

Abstrak—Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis perbandingan algoritma K-Means dan K-Medoids dalam mengukur tingkat kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan akademik di Institut Islam Mamba'ul Ulum Jambi. Data kepuasan mahasiswa dikumpulkan melalui kuesioner dan dianalisis menggunakan kedua algoritma tersebut dengan bantuan tools RapidMiner. Hasil clustering dievaluasi menggunakan Davies Bouldin Index (DBI) untuk menentukan algoritma yang paling optimal. Hasil penelitian menunjukkan bahwa mayoritas mahasiswa Institut Islam Mamba'ul Ulum Jambi merasa sangat puas dengan pelayanan akademik yang diberikan. Clustering dengan K-Means dan K-Medoids berhasil mengelompokkan mahasiswa ke dalam tiga cluster: "Sangat Puas", "Cukup Puas", dan "Tidak Puas". Algoritma K-Means menghasilkan cluster dengan jumlah anggota 450 ("Sangat Puas"), 351 ("Cukup Puas"), dan 218 ("Tidak Puas"). Sedangkan K-Medoids menghasilkan cluster dengan jumlah anggota 638 ("Sangat Puas"), 270 ("Cukup Puas"), dan 111 ("Tidak Puas"). Berdasarkan nilai DBI, algoritma K-Medoids (0.222) menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan K-Means (0.396) dalam mengelompokkan data kepuasan mahasiswa. Penelitian ini memberikan implikasi penting bagi Institut Islam Mamba'ul Ulum Jambi dalam mengevaluasi dan meningkatkan pelayanan akademik.

Abstract— This study aims to analyze the comparison of K-Means and K-Medoids algorithms in measuring the level of student satisfaction with academic services at the Islamic Institute of Mamba'ul Ulum Jambi. Student satisfaction data were collected through questionnaires and analyzed using both algorithms with the help of RapidMiner tools. Clustering results were evaluated using the Davies Bouldin Index (DBI) to determine the most optimal algorithm. The results showed that most students at the Islamic Institute of Mamba'ul Ulum Jambi were very satisfied with the academic services provided. Clustering with K-Means and K-Medoids successfully grouped students into three clusters: "Very Satisfied", "Satisfied", and "Unsatisfied". The K-Means algorithm produced clusters with 450 members ("Very Satisfied"), 351 members ("Satisfied"), and 218 members ("Unsatisfied"). Meanwhile, K-Medoids produced clusters with 638 members ("Very Satisfied"), 270 members ("Satisfied"), and 111 members ("Unsatisfied"). Based on the DBI value, the K-Medoids algorithm (0.222) showed better performance than K-Means (0.396) in clustering student satisfaction data. This study has important implications for the Islamic Institute of Mamba'ul Ulum Jambi in evaluating and improving academic services.

1. PENDAHULUAN

Pelayanan akademik merupakan salah satu aspek penting dalam menunjang kualitas pendidikan tinggi. Di Institut Islam Mamba'ul Ulum Jambi, terdapat beberapa permasalahan yang muncul terkait dengan pelayanan akademik yang dirasakan oleh mahasiswa. ditemukan beberapa keluhan terkait proses administrasi yang kurang efisien, keterbatasan sumber daya pembelajaran, serta kurangnya interaksi antara dosen dan mahasiswa. Sebanyak 45% mahasiswa mengeluhkan proses administrasi yang panjang, 52% merasa sumber daya pembelajaran terbatas, dan 60% merasa interaksi antara dosen dan mahasiswa di luar jam kuliah sangat minim. Hal ini menunjukkan adanya kebutuhan untuk meningkatkan efisiensi administrasi, memperbaiki ketersediaan sumber daya, serta meningkatkan interaksi antara dosen dan mahasiswa. Permasalahan ini dapat berdampak pada kepuasan mahasiswa dan secara tidak langsung mempengaruhi motivasi serta performa akademik mereka [1]. Selain itu, layanan akademik yang kurang optimal juga dapat berimbas pada tingkat retensi mahasiswa serta reputasi institusi secara keseluruhan. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode yang efektif untuk mengukur tingkat kepuasan mahasiswa guna mengidentifikasi aspek yang perlu diperbaiki dalam sistem pelayanan akademik [2].

Dalam era digital, penerapan teknologi dalam evaluasi kepuasan mahasiswa menjadi suatu kebutuhan. Salah satu solusi yang dapat diterapkan adalah dengan menggunakan teknik data mining, khususnya algoritma K-Means dan K-Medoids, dalam proses analisis dan pengelompokan data kepuasan mahasiswa [3]. Dengan metode ini, institusi dapat memperoleh gambaran yang lebih jelas mengenai pola kepuasan mahasiswa dan

mengambil langkah perbaikan yang lebih terarah [4]. Algoritma K-Means dan K-Medoids merupakan dua metode clustering yang sering digunakan dalam analisis data, termasuk dalam bidang pendidikan, karena mampu mengelompokkan data berdasarkan karakteristik tertentu dengan akurasi yang cukup tinggi [5].

Beberapa penelitian sebelumnya telah membahas penggunaan teknik clustering dalam mengukur kepuasan mahasiswa terhadap layanan akademik. Misalnya, penelitian yang menggunakan algoritma K-Means dan K-Medoids untuk komparasi algoritma k-means dan k-medoids dalam analisis pengelompokan daerah rawan kriminalitas di Indonesia [6]. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini mampu mengelompokkan daerah rawan kriminalitas di Indonesia dengan tingkat akurasi yang baik. Selanjutnya, penelitian yang membandingkan algoritma K-Means dan K-Medoids dalam menganalisis pengelompokan program BPJS Ketenagakerjaan [7]. Mereka menemukan bahwa K-Medoids lebih unggul dalam menangani data dengan outlier dibandingkan K-Means.

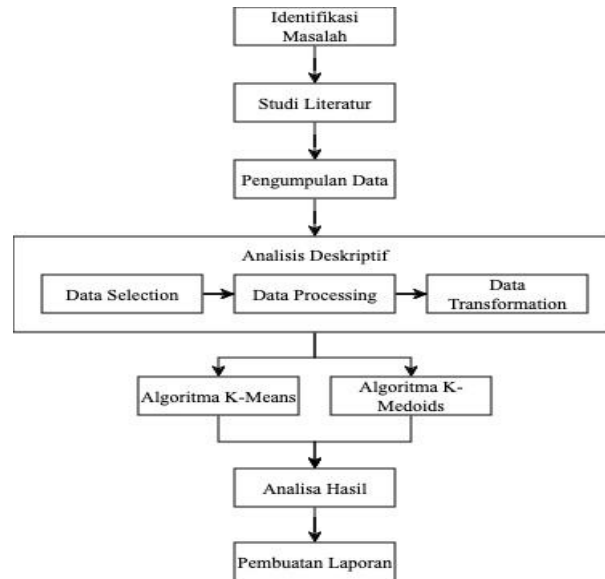
Selain itu, penelitian yang mengaplikasikan metode clustering dalam analisis segmentasi pelanggan mall. Hasilnya menunjukkan bahwa teknik ini efektif dalam mengelompokkan respon pelanggan berdasarkan tingkat kepuasan mereka [8]. Penelitian lain yang meneliti penggunaan algoritma K-Means dalam penclusturan data penjualan. Temuan mereka menunjukkan bahwa metode clustering dapat membantu menganalisa data penjualan [9]. Penelitian yang membandingkan pada pengelompokan armada kendaraan truk berdasarkan produktivitas dan menyimpulkan bahwa K-Medoids dapat memberikan hasil yang lebih komprehensif [10].

Meskipun banyak penelitian telah dilakukan mengenai penerapan algoritma K-Means dan K-Medoids dalam analisis data kepuasan mahasiswa, masih terdapat beberapa aspek yang belum banyak diteliti. Sebagian besar penelitian masih berfokus pada penerapan satu algoritma dalam pengelompokan data kepuasan mahasiswa, sementara penelitian yang secara langsung membandingkan performa K-Means dan K-Medoids dalam konteks layanan akademik masih terbatas [11]. Selain itu, belum banyak penelitian yang menerapkan teknik clustering pada perguruan tinggi berbasis keagamaan seperti Institut Islam Mamba'ul Ulum Jambi. Faktor budaya dan karakteristik institusi keagamaan dapat memberikan dinamika yang berbeda dalam kepuasan mahasiswa, sehingga perlu adanya penelitian yang lebih spesifik dalam konteks ini [12].

Metode survei dan wawancara konvensional dalam mengukur kepuasan mahasiswa sering kali memiliki keterbatasan dalam hal objektivitas dan akurasi data, sehingga pemanfaatan teknik data mining diharapkan dapat menghasilkan analisis yang lebih akurat dan menjadi dasar pengambilan keputusan strategis di tingkat institusi, serta memungkinkan pengolahan data dalam jumlah besar secara efisien [13]. Penelitian ini bertujuan untuk mengukur tingkat kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan akademik di Institut Islam Mamba'ul Ulum Jambi dengan menerapkan metode K-Means dan K-Medoids, serta membandingkan performa kedua algoritma tersebut dalam menganalisis kepuasan mahasiswa, dengan harapan dapat ditemukan metode yang paling optimal dalam mengelompokkan mahasiswa berdasarkan tingkat kepuasan mereka dan memberikan rekomendasi yang lebih tepat bagi institusi untuk meningkatkan kualitas pelayanan akademik berdasarkan data yang lebih akurat dan terstruktur. Secara lebih luas, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi dunia akademik dalam memahami bagaimana teknik clustering dapat digunakan untuk meningkatkan kualitas layanan akademik, sehingga institusi pendidikan dapat lebih proaktif dalam meningkatkan kualitas pelayanan akademik yang berorientasi pada kepuasan mahasiswa, sejalan dengan upaya peningkatan mutu pendidikan tinggi di Indonesia untuk menghasilkan lulusan yang berkualitas serta memiliki pengalaman belajar yang optimal, dan memiliki signifikansi yang penting dalam pengembangan strategi pelayanan akademik berbasis teknologi data mining di lingkungan perguruan tinggi.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Berdasarkan alur penelitian pada gambar diatas, maka dapat diuraikan menjadi pembahasan pada masing-masing tahapan. alur penelitian yang digunakan sebagai berikut:

- a. Identifikasi Masalah
Tahap awal ini berfokus pada perumusan masalah penelitian yang jelas dan terarah, khususnya terkait pelayanan akademik di Institut Islam Mamba'ul Ulum Jambi.
- b. Studi Literatur
Setelah masalah dirumuskan, dilakukan penelusuran berbagai sumber teoretis seperti buku, jurnal, artikel, dan sumber daring untuk memperkuat landasan penelitian.
- c. Pengumpulan Data
Tahap ini adalah proses pengumpulan data dalam penelitian, di mana data memiliki peran yang sangat penting. Kualitas data akan mempengaruhi kualitas penelitian, sehingga untuk memperoleh data yang relevan, beberapa metode pengumpulan data diterapkan, antara lain:
 1. Pengamatan (Observasi)
Pada tahap ini, peneliti melakukan pengamatan langsung terhadap objek yang diteliti. Penulis mengamati bagaimana pelayanan akademik berjalan pada Institut Islam Mamba'ul Ulum Jambi.
 2. Wawancara
Metode ini melibatkan wawancara langsung pada objek penelitian dengan tujuan untuk mendapatkan data dan informasi yang akurat mengenai pelayanan akademik di Institut Islam Mamba'ul Ulum Jambi.
 3. Kuesioner
Penulis juga mengumpulkan data dengan menyebarkan kuesioner kepada mahasiswa untuk mendapatkan informasi yang lebih tepat.
- d. Analisis Deskriptif
Teknik *data mining* deskriptif seperti *clustering* digunakan, dengan langkah-langkah.
 1. Pemilihan Data
Sebelum melakukan penggalian informasi dalam data mining, perlu dilakukan seleksi pada kumpulan data operasional. Pada tahap ini, peneliti memilih data untuk memastikan kesesuaian dengan kebutuhan analisis.
 2. Pengolahan Data
Pada tahap ini, data yang terkumpul dari kuesioner disiapkan. Selanjutnya, dilakukan pemilihan atribut yang relevan untuk proses clustering dalam pembentukan kelompok-kelompok data (cluster). Selain itu, data duplikat dihilangkan dan data yang tidak konsisten diperiksa untuk memastikan keakuratan analisis.
 3. Transformasi Data

Tahap ini melibatkan pengubahan data yang telah dipilih ke dalam format yang sesuai agar siap diolah menggunakan teknik data mining. Peneliti melakukan modifikasi atau penggabungan data agar dapat dianalisis lebih lanjut secara efektif.

4. Clustering dengan Algoritma *K-Means* dan *K-Medoids*

Di tahap ini, penulis menganalisis hasil perhitungan menggunakan metode *K-Means Clustering* dan *K-Medoids* serta membandingkannya melalui perangkat lunak *Rapid Miner Studio*.

e. Analisis Data

Pada tahap ini penulis menganalisis hasil perbandingan dari perhitungan *K-Means Clustering* dan *K-Medoids* menggunakan dengan tools *Rapid Miner Studio* dengan mengacu pada *Indeks Davies Bouldin* (DBI) masing-masing perhitungan.

f. Penulisan Laporan Penelitian

Penulisan laporan penelitian berdasarkan struktur yang dikembangkan. Struktur laporan penelitian terdiri dari pendahuluan, latar belakang teori dan tinjauan pustaka, metodologi penelitian, hasil penelitian dan pembahasan penelitian, dan penutup yang dilengkapi dengan lampiran bukti hasil penelitian di Institut Islam Mamba'ul Ulum Jambi.

2.2 Variabel Data

Untuk mengumpulkan data melalui pengisian kuesioner, peneliti menggunakan skala Likert yang memungkinkan mahasiswa memberikan jawaban atas pertanyaan yang tercantum dalam kuesioner, seperti yang dijelaskan pada tabel 1. Selain itu, peneliti juga mengadopsi lima dimensi sebagai alat ukur pelayanan, yang hasilnya dirangkum dalam tabel 2.

Tabel 1. Skala Likert[14]

No	Pernyataan	Skala
1	Sangat Tidak Setuju	1
2	Tidak Setuju	2
3	Netral	3
4	Setuju	4
5	Sangat Setuju	5

Tabel 2. Dimensi Pengukuran Pelayanan[15]

No	Dimensi
1	<i>Tangible</i>
2	<i>Reliability</i>
3	<i>Responsiveness</i>
4	<i>Empathy</i>
5	<i>Assurance</i>

Pada tahap ini, variabel data ditetapkan terlebih dahulu. Variabel tersebut mencakup lima dimensi yang digunakan oleh peneliti untuk mengumpulkan data. Pendekatan ini bertujuan untuk mempermudah proses pengolahan data yang akan dianalisis menggunakan metode *K-Means Clustering* dan *K-Medoids*.

Tabel 3. Variabel Data[16]

No	Variabel	Indikator
1	Penampilan petugas yang profesional dengan berpakaian sesuai standar.	<i>Tangible</i>
2	Ketersediaan ruang tunggu yang cukup untuk menampung mahasiswa.	
3	Informasi tentang prosedur pelayanan yang disajikan secara mudah dipahami.	
4	Penyediaan fasilitas ruang tunggu yang memberikan kenyamanan.	
5	Penyampaian informasi yang akurat dan mudah dimengerti oleh petugas.	<i>Reliability</i>
6	Aksesibilitas layanan yang efisien bagi mahasiswa.	
7	Bimbingan prosedur administrasi yang disampaikan oleh petugas.	
8	Pelaksanaan layanan yang tertib berdasarkan urutan.	
9	Sikap ramah dan positif petugas saat melayani.	<i>Responsiveness</i>
10	Ketersediaan informasi yang lengkap dan mudah dipahami.	
11	Penyampaian Informasi terbaru dari pihak kampus.	
12	Petugas memberikan informasi secara rinci.	
13	Dukungan penuh bagi mahasiswa yang menghadapi kendala.	<i>Empathy</i>

14	Respon cepat petugas terhadap permasalahan mahasiswa.	
15	Penyampaian informasi yang langsung ke pokok permasalahan.	
16	Fokus petugas pada tercapainya kepuasan mahasiswa.	
17	Kesediaan petugas untuk memperbaiki layanan yang tidak tepat.	
18	Pemenuhan seluruh permintaan layanan mahasiswa.	
19	Penetapan tanggung jawab yang jelas dalam setiap informasi layanan.	Assurance
20	Jaminan perlindungan data dan proses administrasi.	

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Perhitungan K-Means Clustering dan K-Medoids Dalam Mengukur Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pelayanan Akademik

3.1.1 Data Set

Berikut merupakan dataset awal yang digunakan dalam penelitian sebagai data yang akan digunakan untuk pengolahan data perhitungan k-means clustering dan k-medoids.

Tabel 4. Variabel Data

No	Nama Lengkap	Tangible	Reliability	Responsiveness	Assurance	Empathy
1	A. Alak	3	3	3	3	3
2	Aan Muhajir	4,25	4	4	4	4
3	Abdillah Ridho	4,5	4	3,5	4,25	4,75
.....						
602	Mohamad Ali	3	3,75	3,5	3,5	3,75
603	Mohammad Bayu Saputra	3,5	3,75	3,5	4,5	3,25
604	Mohammad Haikal Ravi	3	3,5	3,75	3,25	4
.....						
1018	Zulian	3,75	3,5	3,75	3	3
1019	Zulyaden	4,5	3,5	3,5	4,5	4,25

3.1.2 Pengolahan Data K-Means Clustering

Setelah data hasil pengisian kuesioner melalui tahap seleksi dan pembersihan, langkah berikutnya adalah pengolahan data menggunakan algoritma K-Means Clustering. Proses pengelompokan ini dilakukan dengan mengikuti beberapa tahapan berikut:

- Menentukan jumlah cluster yang diinginkan, yaitu 3 cluster, berdasarkan metode *Latent Class Cluster Analysis* yang menghasilkan 3 cluster untuk memperluas variasi data.
- Memilih centroid awal secara acak, dengan memilih tiga data sebagai centroid awal.
- Menghitung Jarak ke Centroid (Iterasi 1)

Pada tahap ini, setiap data akan dihitung jaraknya ke *centroid* untuk menentukan *centroid* terdekat. Data tersebut kemudian dikelompokkan ke dalam *cluster* yang memiliki *centroid* terdekat.

Perhitungan jarak ke *centroid* dilakukan untuk setiap *cluster* berdasarkan data responden dengan *centroid* sebagai berikut:

$$\text{Centroid } m1 = (4.25, 4, 4, 4)$$

$$\text{Centroid } m2 = (3.25, 3.25, 3.5, 3.5, 3.25)$$

$$\text{Centroid } m3 = (3.25, 3.5, 4, 3.5, 3)$$

Rumus yang digunakan untuk menghitung jarak ke *centroid* adalah:

$$D(X, Y) = \sqrt{(X_1 - Y_1)^2 + (X_2 - Y_2)^2} \quad (1)$$

Untuk perhitungannya disajikan sebagai berikut:

$$D(m1) = \sqrt{(3 - 4.25)^2 + (3 - 4)^2 + (3 - 4)^2 + (3 - 4)^2 + (3 - 4)^2} = 2,358$$

$$D(m2) = \sqrt{(3 - 3.25)^2 + (3 - 3.25)^2 + (3 - 3.5)^2 + (3 - 3.5)^2 + (3 - 3.25)^2} = 0,829$$

$$D(m3) = \sqrt{(3 - 3.25)^2 + (3 - 3.5)^2 + (3 - 4)^2 + (3 - 3.5)^2 + (3 - 3)^2} = 1,25$$

Dari perhitungan diatas disajikan dalam tabel 5.

Tabel 5. Hasil Perhitungan Jarak Dengan Centroid (Iterasi 1)

No	Nama	C1	C2	C3	Jarak Terdekat	Cluster
----	------	----	----	----	----------------	---------

1	A. Alak	2,358	0,829	1,250	0,829	Cluster 2
2	Aan Muhajir	0,000	1,620	1,581	0,000	Cluster 1
3	Abdillah Ridho	0,968	2,222	2,385	0,968	Cluster 1
.....						
607	Monalisa	1,090	1,090	1,090	1,090	Cluster 1
608	Monika Melandri	0,661	1,677	1,639	0,661	Cluster 1
609	Mudhofar	1,090	0,901	0,968	0,901	Cluster 2
610	Mufidhatul Azizil Rahma	1,541	0,612	0,612	0,612	Cluster 2
.....						
1017	Zubaidah	1,031	1,521	1,436	1,031	Cluster 1
1018	Zulian	1,601	0,829	0,750	0,750	Cluster 3
1019	Zulyaden	0,935	1,904	2,092	0,935	Cluster 1

Pada tahap ini, dilakukan perhitungan rasio antara BCV (*Between Cluster Variation*) dan WCV (*Within Cluster Variation*). Rasio ini dihitung berdasarkan centroid dari masing-masing *cluster*, yaitu:

Centroid m1=(4.25,4,4,4,4)

Centroid m2=(3.25,3.25,3.5,3.5,3.25)

Centroid m3=(3.25,3.5,4,3.5,3)

$$D(m1, m2) = \sqrt{(4.25 - 3)^2 + (4 - 3.25)^2 + (4 - 3.5)^2 + (4 - 3.5)^2 + (4 - 3.25)^2}$$

$$= 1,620$$

$$D(m1, m3) = \sqrt{(4.25 - 3.25)^2 + (4 - 3.5)^2 + (4 - 4)^2 + (4 - 3.5)^2 + (4 - 3)^2}$$

$$= 1,581$$

$$D(m2, m3) = \sqrt{(3.25 - 3.25)^2 + (3.25 - 3.5)^2 + (3.5 - 4)^2 + (3.5 - 3.5)^2 + (3.25 - 3)^2}$$

$$= 0,612$$

Nilai BCV (*Between Cluster Variation*) dihitung menggunakan formula berikut:

$$BCV = D(m1, m2) + D(m1, m3) + D(m2, m3)$$

Substitusi nilai jarak menghasilkan:

$$BCV = 1,620 + 1,581 + 0,612 = 3,813$$

Selanjutnya, nilai WCV (*Within Cluster Variation*) dihitung dengan memilih jarak terkecil antara data dan centroid pada masing-masing *cluster*, seperti yang ditunjukkan pada tabel 4.11. Hasilnya adalah:

$$WCV = (0.829 + 0 + 0.968 + 2.136 + 0.829 + \dots + 1.030 + 0.750 + 0.936)^2$$

$$= 860825,4943$$

Rasio BCV terhadap WCV dihitung sebagai berikut:

$$BCV/MCV = 3,81369644/860825,4943 = 225719,4582$$

Karena perhitungan ini merupakan bagian dari iterasi pertama, proses dilanjutkan ke langkah berikutnya.

- d. Centroid diperbarui dengan menghitung rata-rata nilai untuk setiap *cluster*, seperti yang disajikan pada tabel 6.

Tabel 6. Centroid baru

Centroid	Tangible	Reliability	Responsiveness	Assurance	Empathy
M1	3,9185	3,8984	3,7315	3,7468	3,8702
M2	3,4909	3,4659	3,4164	3,5141	3,5159
M3	3,4731	3,7199	4,0269	3,4937	3,2785

- e. Pada iterasi kedua, proses kembali dilakukan ke langkah 3 jika masih terdapat data yang berpindah *cluster*. Pada tahap ini, data kembali ditempatkan ke *centroid* terdekat dengan prosedur yang sama seperti langkah 3.

Perhitungan jarak ke *centroid* untuk masing-masing *cluster* berdasarkan data kuesioner adalah sebagai berikut:

Centroid M1=(3,9185, 3,8984, 3,7315, 3,7468, 3,8702)

Centroid M2=(3,4909, 3,4659, 3,4164, 3,5141, 3,5159)

Centroid M3=(3,4731, 3,7199, 4,0269, 3,4937, 3,2785)

Hasil perhitungan jarak dapat dilihat pada tabel 7.

Tabel 7. Hasil Perhitungan Jarak Dengan Centroid (Iterasi 2)

No	Nama	C1	C2	C3	Jarak Terdekat	Cluster
1	A. Alak	1,871	1,078	1,455	1,078	Cluster 2
2	Aan Muhajir	0,523	1,293	1,208	0,523	Cluster 1
3	Abdillah Ridho	1,196	1,837	2,037	1,196	Cluster 1
4	Abdul Khafidh	2,615	3,398	3,186	2,615	Cluster 1

.....						
908	Suliani	1,184	1,267	0,888	0,888	Cluster 3
909	Sumarna	0,878	0,725	1,122	0,725	Cluster 2
910	Suparman	0,714	1,294	1,256	0,714	Cluster 1
.....						
1017	Zubaidah	0,874	1,233	1,072	0,874	Cluster 1
1018	Zulian	1,226	0,843	0,723	0,723	Cluster 3
1019	Zulyaden	1,123	1,593	1,827	1,123	Cluster 1

Pada tahap ini, dilakukan perhitungan rasio antara BCV (*Between Cluster Variation*) dan WCV (*Within Cluster Variation*). Nilai BCV (*Between Cluster Variation*) dihitung menggunakan formula berikut:

$$BCV = D(m_1, m_2) + D(m_1, m_3) + D(m_2, m_3)$$

Substitusi nilai jarak menghasilkan:

$$BCV = 0,8054 + 0,8553 + 0,7031 = 2,3640$$

$$WCV = (1,077 + 0,522 + 1,195 + 2,615 + 1,077 + \dots + 0,874 + 0,723 + 1,123)^2$$

$$= 640723,2762$$

Rasio BCV terhadap WCV dihitung sebagai berikut:

$$BCV/MCV = 2,364024265/640723,2762 = 271030,7529$$

Karena masih terdapat data yang berpindah *cluster*, iterasi dilanjutkan ke iterasi 3. Proses iterasi akan terus dilakukan hingga mencapai iterasi 11 yang menghasilkan tidak ada data berpindah *cluster*.

Tabel 8. Hasil Perhitungan Jarak Dengan Centroid (Iterasi 11)

No	Nama	C1	C2	C3	Jarak Terdekat	Cluster
1	A. Alak	1,578	0,576	1,078	0,576	Cluster 2
2	Aan Muhajir	0,909	1,841	1,611	0,909	Cluster 1
3	Abdillah Ridho	1,370	2,304	2,365	1,370	Cluster 1
.....						
901	Suci Rahmadana	0,233	1,128	1,143	0,233	Cluster 1
902	Suci Ramadhani	0,841	1,792	1,506	0,841	Cluster 1
903	Sugiharto	1,239	1,622	0,970	0,970	Cluster 3
.....						
1017	Zubaidah	1,092	1,615	1,316	1,092	Cluster 1
1018	Zulian	1,199	0,916	0,570	0,570	Cluster 3
1019	Zulyaden	1,282	1,999	2,138	1,282	Cluster 1

Dari tabel 8 dilakukan pemisahan cluster untuk mengetahui data yang mana yang berpindah disajikan pada tabel 9 berikut.

Tabel 9. Pemisahan Cluster Iterasi 11

Cluster 1						
No	Nama	Tangible	Reliability	Responsiveness	Assurance	Empathy
1	Aan Muhajir	4,25	4	4	4	4
2	Abdillah Ridho	4,5	4	3,5	4,25	4,75
3	Abdul Khafidh	5	5	5	5	5
.....						
578	Zizan Tiara Fibriani	4,5	4	4,25	3,5	4,75
579	Zuariah Afriani	4,5	3,25	3,25	3,5	3,5
580	Zubaidah	4,25	4	4	3	3,75
	Mean	3,703017	3,724569	3,618966	3,686638	3,829741
Cluster 2						
1	A. Alak	3	3	3	3	3
2	Abdul Mihani	3	3	3	3	3
3	Adi Anwar	3,5	3	3	3	3
.....						
157	Zahrul Hadi	3,75	3,5	3,25	3	3,25
158	Zainuri Zidane	4	3	3	4	3,25
159	Zalikal Putra	3,75	3,25	3,5	3,5	3
	Mean	3,54717	3,213836	3,287736	3,418239	3,36478
Cluster 3						
1	Abdul Rahman	3,25	3,25	3,75	3,5	3,5
2	Adi Dewi Suharto	4,25	3	4	3,5	3,25
3	Adi Saputra	3,75	4,5	3,75	3	3,25

.....						
277	Zaenal Abidin	3,5	3	4	3,5	3,5
278	Zikrillah	3,25	3,5	4	3,5	3
279	Zulian	3,75	3,5	3,75	3	3
	Mean	3,482975	3,696237	3,764337	3,456989	3,208781

Pada tahap ini, dilakukan perhitungan rasio antara BCV (*Between Cluster Variation*) dan WCV (*Within Cluster Variation*). Nilai BCV (*Between Cluster Variation*) dihitung menggunakan formula berikut:

$$BCV = D(m1, m2) + D(m1, m3) + D(m2, m3)$$

Substitusi nilai jarak menghasilkan:

$$BCV = 1,096 + 1,0718 + 0,9048 = 3,073$$

$$WCV = (0.575 + 0.909 + 1.369 + 2.940 + 0.575 + \dots + 1.091 + 0.569 + 1.281)^2$$

$$= 716212,4479$$

Rasio BCV terhadap WCV dihitung sebagai berikut:

$$BCV/WCV = 3,073538246 / 716212,4479 = 233025,3898$$

Karena anggota cluster pada iterasi ke-10 dan ke-11 tidak mengalami perubahan atau perpindahan, serta rasio yang dihasilkan lebih kecil dibandingkan iterasi sebelumnya, maka proses algoritma dihentikan

3.1.3 Pengolahan Data K-Medoids Clustering

Proses pengelompokan ini dilakukan dengan mengikuti beberapa tahapan berikut:

- Memilih centroid awal secara acak, dengan memilih tiga data sebagai centroid awal.
- Menghitung Jarak ke Centroid (Iterasi 1)

Pada tahap ini, setiap data akan dihitung jaraknya ke *centroid* untuk menentukan *centroid* terdekat. Data tersebut kemudian dikelompokkan ke dalam *cluster* yang memiliki *centroid* terdekat. Setelah itu dihitung total *cost* atau jarak terdekat *centroid* yang akan dibandingkan dengan iterasi berikutnya. Jika total *cost* positif lebih dari 0 maka iterasi dihentikan.

Perhitungan jarak ke *centroid* dilakukan untuk setiap *cluster* berdasarkan data responden dengan *centroid* sebagai berikut:

$$Centroid\ m1 = (4.25, 4, 4, 4)$$

$$Centroid\ m2 = (3.25, 3.25, 3.5, 3.5, 3.25)$$

$$Centroid\ m3 = (3.25, 3.5, 4, 3.5, 3)$$

Rumus yang digunakan untuk menghitung jarak ke *centroid* adalah:

$$D(X, Y) = \sqrt{(X_1 - Y_1)^2 + (X_2 - Y_2)^2} \quad (2)$$

Untuk perhitungannya disajikan sebagai berikut:

$$D(m1) = \sqrt{(3 - 4.25)^2 + (3 - 4)^2 + (3 - 4)^2 + (3 - 4)^2 + (3 - 4)^2}$$

$$= 2,358$$

$$D(m2) = \sqrt{(3 - 3.25)^2 + (3 - 3.25)^2 + (3 - 3.5)^2 + (3 - 3.5)^2 + (3 - 3.25)^2}$$

$$= 0,829$$

$$D(m3) = \sqrt{(3 - 3.25)^2 + (3 - 3.5)^2 + (3 - 4)^2 + (3 - 3.5)^2 + (3 - 3)^2}$$

$$= 1,25$$

Dari perhitungan diatas disajikan dalam tabel 10.

Tabel 10. Hasil Perhitungan Jarak Dengan Centroid (Iterasi 1)

No	Nama	C1	C2	C3	Cost	Cluster
1	A. Alak	2,358	0,829	1,250	0,829	Cluster 2
2	Aan Muhajir	0,000	1,620	1,581	0,000	Cluster 1
3	Abdillah Ridho	0,968	2,222	2,385	0,968	Cluster 1
.....						
908	Suliani	1,225	1,275	1,000	1,000	Cluster 3
909	Sumarna	1,323	1,061	1,323	1,061	Cluster 2
910	Suparman	0,612	1,620	1,620	0,612	Cluster 1
.....						
1017	Zubaidah	1,031	1,521	1,436	1,031	Cluster 1
1018	Zulian	1,601	0,829	0,750	0,750	Cluster 3
1019	Zulyaden	0,935	1,904	2,092	0,935	Cluster 1
Total Cost		927,8068195				

Pada iterasi pertama didapati total cost sebesar 927,8068195. Karena perhitungan ini merupakan bagian dari iterasi pertama, proses dilanjutkan ke langkah berikutnya dengan melakukan pemisahan anggota *cluster*.

Setelah dilakukan perhitungan pada iterasi 1 maka selanjutnya untuk melanjutkan ke iterasi 2 ditentukan *centroid* baru dengan memilih 3 data secara acak yang akan digunakan sebagai *centroid* baru, yang disajikan pada tabel 11.

Tabel 11. Centroid baru

Centroid	Data Ke-	Tangible	Reliability	Responsiveness	Assurance	Empathy
M1	5	3	3	3	3	3
M2	8	4	3,75	4	3,75	4
M3	27	3,75	4,5	3,75	3	3,25

- c. Pada iterasi kedua, proses kembali dilakukan ke langkah 3 data kembali ditempatkan ke *centroid* terdekat dengan prosedur yang sama seperti langkah 3.

Perhitungan jarak ke *centroid* untuk masing-masing cluster berdasarkan data *centroid* baru adalah sebagai berikut:

Centroid M1=(3,3,3,3,3)

Centroid M2=(8,4,3,75,4,3,75,4)

Centroid M3=(3,75, 4,5, 3,75, 3, 3,25)

Hasil perhitungan jarak dapat dilihat pada tabel 12.

Tabel 12. Hasil Perhitungan Jarak Dengan Centroid (Iterasi 2)

No	Nama	C1	C2	C3	Cost	Cluster
1	A. Alak	0,000	2,031	1,854	0,000	Cluster 1
2	Aan Muhajir	2,358	0,433	1,458	0,433	Cluster 2
3	Abdillah Ridho	2,850	1,173	2,165	1,173	Cluster 2
.....						
908	Suliani	1,984	1,031	1,658	1,031	Cluster 2
909	Sumarna	1,436	1,199	1,061	1,061	Cluster 3
910	Suparman	2,250	0,559	1,414	0,559	Cluster 2
.....						
1017	Zubaidah	2,031	0,866	0,901	0,866	Cluster 2
1018	Zulian	1,173	1,323	1,031	1,031	Cluster 3
1019	Zulyaden	2,562	1,090	2,208	1,090	Cluster 2
Total Cost		1016,120585				

Pada iterasi kedua didapati total cost sebesar 1016,120585. Karena nilai cost 2 positif dan lebih besar dari 0 maka iterasi dapat dihentikan.

3.1.4 Hasil K-Means dan K-Medoids Clustering Dengan Tools RapidMiner

Pada tahap ini merupakan tahapan terakhir yang akan menampilkan jumlah *cluster* yang dihasilkan berdasarkan data yang telah dimasukkan sebelumnya untuk analisis kepuasan layanan akademik dengan *k-means clustering* dan *k-medoids clustering*.

Cluster Model

```
Cluster 0: 450 items
Cluster 1: 351 items
Cluster 2: 218 items
Total number of items: 1019
```

Gambar 2. Screenshoot Cluster Model

Cluster Model

```
Cluster 0: 638 items
Cluster 1: 270 items
Cluster 2: 111 items
Total number of items: 1019
```

Gambar 3. Screenshoot Cluster Model

3.1.5 Pengujian Performance K-Means Clustering dan K-Medoids

Dalam menilai performa kedua metode *clustering* (K-Means dan K-Medoids) dalam menganalisis tingkat kepuasan layanan akademik, digunakan Indeks Davies Bouldin (DBI). Indeks ini berfungsi untuk menentukan metode mana yang menghasilkan pengelompokan (klaster) terbaik. Semakin kecil nilai DBI yang dihasilkan (dengan nilai non-negatif ≥ 0), maka kualitas klaster yang terbentuk semakin baik. [17].

a. Pengujian *performance* metode *K-Means Clustering*

PerformanceVector

```
PerformanceVector:
Avg. within centroid distance: 0.133
Avg. within centroid distance_cluster_0: 0.124
Avg. within centroid distance_cluster_1: 0.116
Avg. within centroid distance_cluster_2: 0.179
Davies Bouldin: 0.396
```

Gambar 4. Screenshoot Performance K-Means Clustering

b. Pengujian *performance* metode *K-Medoids Clustering*

PerformanceVector

```
PerformanceVector:
Avg. within centroid distance: 0.267
Avg. within centroid distance_cluster_0: 0.340
Avg. within centroid distance_cluster_1: 0.247
Davies Bouldin: 0.222
```

Gambar 5. Screenshoot Performance K-Medoids Clustering

Pada gambar 4 dan 5 menampilkan hasil uji *performance* nilai jarak pada masing-masing *cluster* dan nilai *Davies Bouldin Index* yang akan digunakan sebagai acuan metode yang paling baik untuk analisis kepuasan layanan akademik menggunakan metode *K-Means Clustering* dan *K-Medoids*.

4. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa baik metode K-Means maupun K-Medoids efektif dalam mengelompokkan tingkat kepuasan mahasiswa di Institut Islam Mamba'ul Ulum Jambi ke dalam tiga kategori: sangat puas, cukup puas, dan kurang puas. Mayoritas mahasiswa merasa sangat puas. Namun, dari segi kualitas pengelompokan (*clustering*), K-Medoids terbukti lebih baik daripada K-Means, yang ditunjukkan oleh nilai Indeks Davies Bouldin (DBI) yang lebih rendah (0.222 vs 0.396). Nilai DBI yang lebih rendah mengindikasikan bahwa K-Medoids menghasilkan kelompok-kelompok yang lebih jelas terpisah dan representatif. Keunggulan K-Medoids terletak pada kemampuannya dalam menangani data pencilan (*outlier*) dengan lebih efektif. Oleh karena itu, untuk menganalisis kepuasan mahasiswa di institut tersebut, K-Medoids lebih disarankan karena memberikan hasil yang lebih akurat dan konsisten.

REFERENCES

- [1] S. Shanti, "Analisis Pengaruh Pelayanan Keluhan Terhadap Tingkat Kepuasan Siswa Pada Sma 1 Pringgabaya Lotim Ntb.," *Jurnal At Tadbir: Journal Of Islamic Education Management (Iem)*, Vol. 5, No. 1, 2021, Doi: 10.51700/Attadbir.V5i1.125.

- [2] A. Sodik And M. Ma'sum, "Analisis Tingkat Kepuasan Mahasiswa Pada Layanan Sistem Informasi Akademik Studi Kasus Universitas X Menggunakan Metode Fuzzy Service Quality," *Jurnal Teknologi Dan Manajemen*, Vol. 2, No. 2, 2021, Doi: 10.31284/J.Jtm.2021.V2i2.2303.
- [3] Y. Karauna, "Analisis Kepuasan Mahasiswa Universitas Buddhi Dharma Terhadap Repositori Perpustakaan Dengan Menggunakan Model Eucs," *Bibliotika : Jurnal Kajian Perpustakaan Dan Informasi*, Vol. 6, No. 1, 2022, Doi: 10.17977/Um008v6i12022p124-137.
- [4] Pemerintah Republik Indonesia, *Peraturan Pemerintah (Pp) Nomor 57 Tahun 2021 Tentang Standar Nasional Pendidikan*. Indonesia: Ln.2021/No.87, Tln No.6676, Jdih.Setneg.Go.Id : 35 Hlm., 2021.
- [5] N. Widya Utami And M. Artana, "Text Mining Dalam Analisis Sentimen Pembelajaran Daring Di Masa Pandemi Covid 19 Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *Jurnal Informatika Teknologi Dan Sains*, Vol. 4, No. 2, 2022, Doi: 10.51401/Jinteks.V4i2.2034.
- [6] A. Hoerunnisa, G. Dwilestari, F. Dikananda, H. Sunana, And D. Pratama, "Komparasi Algoritma K-Means Dan K-Medoids Dalam Analisis Pengelompokan Daerah Rawan Kriminalitas Di Indonesia," *Jati (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, Vol. 8, No. 1, 2024, Doi: 10.36040/Jati.V8i1.8249.
- [7] A. Meiriza And E. Ali, "Perbandingan Algoritma K-Means Dan K-Medoids Untuk Pengelompokan Program Bpjs Ketenagakerjaan," *Indonesian Journal Of Computer Science*, Vol. 12, No. 2, 2023.
- [8] N. Rohman And A. Wibowo, "Perbandingan Metode K-Medoids Dan Metode K-Means Dalam Analisis Segmentasi Pelanggan Mall," *Sintech (Science And Information Technology) Journal*, Vol. 7, No. 1, Pp. 49–58, 2024.
- [9] A. Lesmana And W. Gunawan, "Perbandingan Algoritma K-Means Dan K-Medoids Dalam Penclustoran Data Penjualan Pt. United Teknologi Integrasi," *Techno.Com*, Vol. 21, No. 3, 2022, Doi: 10.33633/Tc.V21i3.5845.
- [10] A. Supriyadi, A. Triayudi, And I. D. Sholihati, "Perbandingan Algoritma K-Means Dengan K-Medoids Pada Pengelompokan Armada Kendaraan Truk Berdasarkan Produktivitas," *Jipi (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, Vol. 6, No. 2, 2021, Doi: 10.29100/Jipi.V6i2.2008.
- [11] M. Terhadap Layanan Akademik Dan Kemahasiswaan, R. Kurniah, D. Yunika Surya Putra, E. Diana, P. Studi Informatika, And U. Profdrhazairin, "Penerapan Data Mining Decission Tree Algoritma C4.5 Untuk Mengetahui Tingkat Kepuasan," *Jurnal Informatika Dan Teknologi*, Vol. 5, No. 2, 2022.
- [12] Q. I. Mawarni And E. S. Budi, "Implementasi Algoritma K-Means Clustering Dalam Penilaian Kedisiplinan Siswa," *Jurnal Sistem Komputer Dan Informatika (Json)*, Vol. 3, No. 4, 2022, Doi: 10.30865/Json.V3i4.4242.
- [13] R. E. Pawening, "Algoritma K-Means Untuk Mengukur Kepuasan Mahasiswa Menggunakan E-Learning," *Journal Of Technology And Informatics (Joti)*, Vol. 3, No. 1, 2021, Doi: 10.37802/Joti.V3i1.201.
- [14] K. S. H. K. Al Atros, A. R. Padri, O. Nurdiawan, A. Faqih, And S. Anwar, "Model Klasifikasi Analisis Kepuasan Pengguna Perpustakaan Online Menggunakan K-Means Dan Decission Tree," *Jurikom (Jurnal Riset Komputer)*, Vol. 8, No. 6, Pp. 323–329, 2021.
- [15] N. Tulus Ujianto And N. A. Ramdhan, "Implementasi Data Mining C4.5 Dalam Mengukur Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pelayanan Akademik," *Jurnal Ilmiah Intech : Information Technology Journal Of Umus*, Vol. 4, No. 01, 2022.
- [16] R. Ardiansyah, "Kepuasan Masahasiswa Terhadap Pelayanan Administrasi Fakultas Tarbiyah Iain Parepare," Institut Agama Islam Negeri (Iain) Parepare, Parepare, 2021.
- [17] A. A. Fauzi, S. Lestanti, And Z. Wulansari, "Pengelompokan Kepuasan Siswa Terhadap Pembelajaran Daring Menggunakan Algoritma K-Medoids," *Jurnal Informatika Polinema*, Vol. 9, No. 3, Pp. 307–314, 2023.