

PENERAPAN ALGORITMA *K-MEANS CLUSTERING* UNTUK PENGELOMPOKAN KEMAMPUAN AKADEMIK SISWA BERDASARKAN NILAI MATA PELAJARAN PADA SMP NEGERI 1 TANJUNG SAKTI PUMU

Yosa Marsyalina^{1*}, Sasmita², Siti Muntari³

^{1,2,3}*Teknik Informatika, Institut Teknologi Pagar Alam, Pagar Alam, Indonesia*

*Penulis korespondensi: yosamarsyalina53@gmail.com

ABSTRAK

Penilaian kemampuan akademik siswa di sekolah pada umumnya masih didasarkan pada akumulasi nilai dan posisi peringkat di kelas. Pendekatan tersebut belum sepenuhnya mampu memberikan gambaran yang terstruktur mengenai tingkat kemampuan akademik setiap siswa. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk mengidentifikasi dan mengelompokkan kemampuan akademik siswa berdasarkan data nilai mata pelajaran dengan memanfaatkan algoritma *k-means clustering*. Dataset yang digunakan berasal dari nilai rapor 386 siswa SMP Negeri 1 Tanjung Sakti PUMU yang mencakup 11 mata pelajaran. Proses penelitian mengikuti tahapan *Cross Industry Standard Process for Data mining (CRISP-DM)*, yang terdiri atas *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, dan *deployment*. Pengolahan data dilakukan menggunakan perangkat lunak *RapidMiner* melalui beberapa tahapan, yaitu pemilihan atribut yang relevan, penanganan data yang tidak lengkap (*missing value*), serta normalisasi data. Untuk menentukan jumlah *cluster* yang paling sesuai, digunakan metode *elbow* dengan pengujian nilai *k* pada rentang 2 sampai 6. Hasil analisis menunjukkan bahwa konfigurasi terbaik diperoleh pada tiga *cluster*. Berdasarkan nilai *centroid* yang dihasilkan, *cluster* pertama merepresentasikan siswa dengan kemampuan akademik tinggi, *cluster* kedua menggambarkan siswa dengan kemampuan akademik rendah, sedangkan *cluster* ketiga menunjukkan kelompok siswa dengan kemampuan akademik sedang. Temuan penelitian membuktikan bahwa algoritma *K-Means* mampu mengelompokkan siswa berdasarkan kesamaan karakteristik nilai akademiknya secara efektif. Dengan demikian, metode ini dapat dimanfaatkan sebagai sarana pendukung dalam pemetaan kemampuan akademik siswa secara lebih objektif guna menunjang proses evaluasi pembelajaran yang berbasis data.

Kata Kunci : CRISP-DM, *data mining*, *elbow method*, kemampuan akademik, *k-means clustering*.

1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi informasi telah membawa perubahan yang besar pada berbagai sektor kehidupan, termasuk sektor pendidikan. Teknologi tidak hanya berperan sebagai sarana pendukung proses pembelajaran, tetapi juga dimanfaatkan untuk membantu pengelolaan dan pengolahan data akademik secara lebih terstruktur serta efisien. Salah satu teknologi yang banyak digunakan adalah *data mining*, yaitu suatu teknik penggalian data yang bertujuan menemukan pola, hubungan, maupun informasi penting yang tersembunyi dalam kumpulan data. Informasi yang diperoleh kemudian dapat dijadikan sebagai dasar dalam mendukung proses pengambilan keputusan yang lebih akurat dan objektif. Dalam lingkungan pendidikan, penerapan *data mining* memungkinkan analisis terhadap data akademik siswa sehingga karakteristik serta pola kemampuan belajar siswa dapat diketahui secara lebih mendalam. (Suwelda et al., 2025).

Kemampuan akademik siswa merupakan salah satu indikator penting dalam menilai keberhasilan proses pembelajaran yang umumnya tercermin melalui nilai mata pelajaran yang diperoleh siswa (Sulistiyawati & Supriyanto, 2021). SMP Negeri 1 Tanjung Sakti PUMU telah menggunakan *e-rapor* dalam pengelolaan data nilai siswa. Namun, pemanfaatan data tersebut masih terbatas pada penyajian total nilai dan peringkat kelas sebagai dasar penilaian kemampuan akademik siswa. Berdasarkan hasil wawancara dengan wakil kepala sekolah, pendekatan tersebut belum mampu memberikan gambaran pola kemampuan siswa pada setiap mata pelajaran secara sistematis dan objektif. Padahal, data nilai yang tersedia dapat dimanfaatkan lebih lanjut untuk memetakan karakteristik kemampuan akademik siswa secara lebih komprehensif. Penelitian ini menggunakan data nilai rapor 386 siswa berdasarkan 11 mata pelajaran sebagai dasar analisis kemampuan akademik siswa.

Salah satu pendekatan *data mining* yang dapat diterapkan untuk mengatasi permasalahan tersebut yaitu metode *clustering*, yaitu teknik pengelompokan data berdasarkan tingkat kemiripan karakteristik tertentu sehingga data yang memiliki karakteristik serupa ditempatkan dalam kelompok yang sama (Zaehol Fatah, 2025). Algoritma *k-means* merupakan salah satu metode *clustering* yang banyak digunakan karena memiliki proses perhitungan yang relatif sederhana serta mampu mengolah data numerik dalam jumlah besar secara efisien (Aldi et al., 2025). Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa algoritma *k-means* efektif digunakan untuk mengelompokkan prestasi siswa dan mendukung pengambilan keputusan di bidang pendidikan (Zaehol Fatah, 2025; Parapat & Balqis, 2024). Namun, sebagian besar penelitian tersebut masih berfokus pada pengelompokan prestasi siswa berdasarkan nilai rata-rata atau nilai keseluruhan (Sulistiyawati & Supriyanto, 2021). Analisis kemampuan akademik berdasarkan nilai pada setiap mata pelajaran, khususnya pada jenjang sekolah menengah pertama, masih belum banyak dilakukan (Parapat & Balqis, 2024; Sulistiyawati & Supriyanto, 2021).

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma *k-means clustering* untuk mengelompokkan kemampuan akademik siswa berdasarkan nilai 11 mata pelajaran pada SMP Negeri 1 Tanjung Sakti PUMU. Hasil pengelompokan diharapkan mampu memberikan gambaran pola kemampuan akademik siswa secara lebih objektif dan sistematis serta menjadi bahan pertimbangan bagi sekolah dalam melakukan evaluasi dan penyusunan strategi pembelajaran berbasis data.

2. METODE

Penelitian ini dilakukan di SMP Negeri 1 Tanjung Sakti PUMU, Kabupaten Lahat, Provinsi Sumatera Selatan mulai bulan November 2025 hingga selesai. Data yang digunakan merupakan data sekunder berupa nilai rapor siswa yang diperoleh dari sistem *e-rapor* sekolah. Dataset penelitian terdiri atas 386 data siswa dengan 11 mata pelajaran sebagai atribut yang digunakan untuk menggambarkan kemampuan akademik siswa. Pengolahan dan analisis data dilakukan menggunakan perangkat lunak *RapidMiner/Altair AI Studio*. Penelitian ini menerapkan metode *Cross Industry Standard Process for Data mining (CRISP-DM)* yang terdiri atas enam tahapan, yaitu *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, dan *deployment*.

2.1 Business Understanding

Tahap *business understanding* dilakukan untuk mengidentifikasi permasalahan yang dihadapi sekolah terkait pemetaan kemampuan akademik siswa. Berdasarkan hasil wawancara dengan wakil kepala sekolah, penentuan kemampuan akademik siswa masih mengacu pada total nilai dan peringkat kelas meskipun pengelolaan nilai telah menggunakan sistem *e-rapor*. Pendekatan tersebut belum mampu memberikan gambaran kemampuan siswa pada setiap mata pelajaran secara sistematis dan objektif. Oleh karena itu, diperlukan metode yang dapat

mengelompokkan siswa berdasarkan kemiripan nilai akademik yang dimiliki (Sulistiyawati & Supriyanto, 2021)

2.2 Data Understanding

Tahap data *understanding* dilakukan dengan memahami karakteristik data yang digunakan dalam penelitian. Data penelitian berupa nilai rapor 386 siswa SMP Negeri 1 Tanjung Sakti PUMU yang terdiri atas 11 mata pelajaran, yaitu Pendidikan Agama dan Budi Pekerti, Pendidikan Pancasila, Bahasa Indonesia, Matematika, Ilmu Pengetahuan Alam, Ilmu Pengetahuan Sosial, Bahasa Inggris, Seni Budaya, Pendidikan Jasmani, Prakarya, dan Muatan Lokal. Data tersebut digunakan sebagai dasar dalam proses pengelompokan kemampuan akademik siswa.

2.3 Data Preparation

Tahap data *preparation* bertujuan menghasilkan dataset yang siap dianalisis. Proses yang dilakukan meliputi seleksi atribut yang digunakan dalam penelitian, penanganan *missing value* menggunakan operator *replace missing values*, serta normalisasi data untuk menyamakan rentang nilai antar atribut sehingga proses clustering dapat dilakukan dengan lebih optimal (Sitti Rahmah et al., 2025; Saputra et al., 2024).

2.4 Modeling

Tahap *modeling* dilakukan menggunakan algoritma *k-means clustering* untuk mengelompokkan siswa berdasarkan kemiripan nilai mata pelajaran. Sebelum proses *clustering* dilakukan, jumlah *cluster* optimal ditentukan menggunakan *elbow method* dengan pengujian nilai *k* dari 2 hingga 6. Selanjutnya, algoritma *k-means* diterapkan untuk menghasilkan kelompok siswa berdasarkan karakteristik kemampuan akademik yang serupa (Firmansyah, 2023; Riani et al., 2023).

2.5 Evaluation

Tahap *evaluation* dilakukan untuk menilai hasil pemodelan yang diperoleh. Evaluasi dilakukan dengan menganalisis hasil *elbow method* dalam menentukan jumlah *cluster* optimal serta menginterpretasikan karakteristik masing-masing *cluster* berdasarkan nilai *centroid* yang dihasilkan. Tahap ini bertujuan untuk memastikan bahwa hasil pengelompokan dapat menggambarkan kemampuan akademik siswa secara objektif dan sesuai dengan tujuan penelitian (Riani et al., 2023).

2.6 Deployment

Tahap *deployment* merupakan tahap penyajian hasil pengelompokan kepada pihak sekolah. Informasi yang dihasilkan dari proses *clustering* diharapkan dapat membantu sekolah dalam memahami pola kemampuan akademik siswa, mendukung proses evaluasi pembelajaran, serta menjadi bahan pertimbangan dalam penyusunan strategi pembelajaran berbasis data (Parapat & Balqis, 2024; Suwelda et al., 2025).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Penentuan Jumlah Cluster Optimal Menggunakan Elbow Method

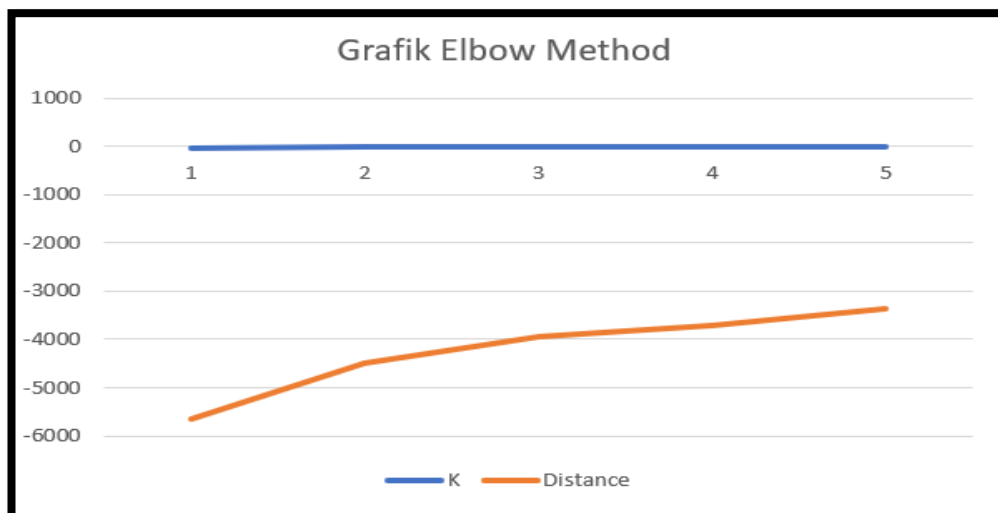
Penentuan jumlah *cluster* optimal pada penelitian ini dilakukan menggunakan *Elbow Method* dengan pengujian nilai *k* dari 2 hingga 6. Metode ini diterapkan untuk memperoleh jumlah *cluster* yang paling optimal berdasarkan perubahan nilai *average within centroid distance*. Semakin kecil nilai jarak terhadap *centroid*, maka semakin baik tingkat kedekatan data terhadap pusat *cluster* yang terbentuk (Andi Akram Nur Risal et al., 2024; Amritha et al.,

2024). Hasil pengujian *elbow method* pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1 dan Gambar 2.

iteration	Clustering.k	Avg. within centroid distance
1	2	-5.665
5	6	-3.365
2	3	-4.499
4	5	-3.701
3	4	-3.930

Gambar 1. Hasil Pengujian *Elbow Method*

Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh nilai *average within centroid distance* untuk masing-masing nilai k , yaitu $k=2$ sebesar -5.665, $k=3$ sebesar -4.499, $k=4$ sebesar -3.930, $k=5$ sebesar -3.701, dan $k=6$ sebesar -3.365. Perubahan nilai tersebut menunjukkan bahwa penurunan terbesar terjadi pada saat jumlah *cluster* berubah dari 2 menjadi 3. Setelah nilai k mencapai 3, penurunan jarak *centroid* cenderung lebih kecil dan mulai melandai pada nilai k berikutnya. Pola ini menunjukkan adanya titik siku (*elbow*) pada $k=3$, sehingga jumlah *cluster* yang paling optimal untuk digunakan dalam penelitian ini adalah tiga *cluster*.



Gambar 2. Grafik *Elbow Method*

Pemilihan tiga *cluster* pada penelitian ini dinilai mampu menghasilkan pengelompokan yang representatif terhadap karakteristik kemampuan akademik siswa. Jika jumlah *cluster* ditetapkan terlalu sedikit, maka variasi kemampuan akademik siswa akan sulit dibedakan secara rinci. Sebaliknya, apabila jumlah *cluster* terlalu banyak, maka hasil pengelompokan akan menjadi terlalu spesifik dan kurang efektif untuk digunakan sebagai dasar evaluasi akademik di sekolah. Oleh karena itu, tiga *cluster* dipilih sebagai jumlah *cluster* yang paling sesuai untuk

menggambarkan kelompok kemampuan akademik siswa pada SMP Negeri 1 Tanjung Sakti PUMU (Andi Akram Nur Risal et al., 2024; Astri et al., 2024).

3.2 Hasil Pengelompokan dengan Menerapkan *K-Means Clustering*

Setelah jumlah *cluster* yang paling optimal berhasil ditentukan, tahap selanjutnya adalah melakukan pengelompokan data menggunakan algoritma *k-means* terhadap 386 data siswa berdasarkan nilai dari 11 mata pelajaran. Hasil analisis menunjukkan bahwa seluruh data siswa berhasil terbagi ke dalam tiga kelompok yang memiliki jumlah anggota berbeda pada setiap *cluster*. Rincian distribusi anggota pada masing-masing *cluster* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Hasil *Clustering* Siswa

<i>Cluster</i>	Jumlah Siswa
<i>Cluster 0</i>	172
<i>Cluster 1</i>	73
<i>Cluster 2</i>	141
Total	386

Berdasarkan Tabel 1, *Cluster 0* memiliki jumlah anggota terbanyak, yaitu 172 siswa atau sebesar 44,56% dari total data. *Cluster 2* terdiri atas 141 siswa atau sebesar 36,53%, sedangkan *Cluster 1* memiliki jumlah anggota paling sedikit, yaitu 73 siswa atau sebesar 18,91%. Perbedaan jumlah anggota pada setiap *cluster* menunjukkan bahwa kemampuan akademik siswa di SMP Negeri 1 Tanjung Sakti PUMU tidak tersebar secara merata, melainkan cenderung terpusat pada kelompok tertentu.

Dominasi jumlah anggota pada *Cluster 0* menunjukkan bahwa sebagian besar siswa berada pada kelompok dengan kemampuan akademik tinggi. Hal ini dapat menjadi indikator bahwa secara umum capaian akademik siswa di sekolah cukup baik. Sementara itu, *Cluster 2* yang berada pada kategori sedang juga memiliki jumlah anggota yang cukup besar. Kondisi ini menunjukkan bahwa terdapat kelompok siswa yang memiliki kemampuan akademik cukup baik, namun masih membutuhkan pembinaan agar dapat meningkat ke kategori yang lebih tinggi. Adapun *Cluster 1* yang memiliki jumlah anggota paling sedikit menunjukkan adanya kelompok siswa dengan kemampuan akademik rendah yang memerlukan perhatian lebih lanjut dari pihak sekolah.

Hasil distribusi *cluster* ini penting karena memberikan gambaran awal mengenai komposisi kemampuan akademik siswa. Informasi tersebut tidak hanya menunjukkan jumlah siswa dalam masing-masing kategori, tetapi juga dapat digunakan sebagai dasar untuk menyusun strategi pembelajaran yang lebih tepat sasaran. Siswa pada kelompok rendah dapat menjadi prioritas dalam program pendampingan, sedangkan siswa pada kelompok tinggi dapat dipertahankan dan terus dikembangkan prestasinya melalui strategi pembelajaran yang lebih menantang (Andi Akram Nur Risal et al., 2024; Kulon et al., 2023).

3.3 Karakteristik Hasil *Clustering*

Interpretasi hasil *clustering* dilakukan berdasarkan nilai *centroid* pada masing-masing *cluster*. Nilai *centroid* digunakan untuk melihat kecenderungan tingkat kemampuan akademik siswa dalam setiap kelompok. Berdasarkan hasil analisis, *Cluster 0* dikategorikan sebagai kelompok siswa dengan kemampuan akademik tinggi, *Cluster 1* sebagai kelompok siswa dengan kemampuan akademik rendah, dan *Cluster 2* sebagai kelompok siswa dengan kemampuan akademik sedang. Ringkasan interpretasi hasil *clustering* disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Interpretasi Hasil *Clustering* Siswa

<i>Cluster</i>	Jumlah Siswa	Kategori	Interpretasi
----------------	--------------	----------	--------------

<i>Cluster 0</i>	172	Tinggi	Siswa memiliki kecenderungan nilai baik pada sebagian besar mata pelajaran
<i>Cluster 1</i>	73	Rendah	Siswa memerlukan perhatian lebih dalam proses pembelajaran
<i>Cluster 2</i>	141	Sedang	Siswa memiliki kemampuan cukup baik namun masih dapat ditingkatkan

Cluster 0 merupakan kelompok dengan jumlah anggota terbanyak, yaitu 172 siswa, dan termasuk dalam kategori kemampuan akademik tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa siswa-siswa dalam *cluster* ini memiliki kecenderungan nilai yang relatif baik pada sebagian besar mata pelajaran. Kelompok ini merepresentasikan siswa yang mampu mempertahankan performa akademik secara konsisten dan dapat dijadikan indikator bahwa sekolah memiliki kelompok siswa dengan capaian akademik yang baik. Keberadaan *Cluster 0* menjadi penting karena dapat menjadi tolok ukur bagi sekolah dalam mempertahankan kualitas pembelajaran yang telah berjalan.

Cluster 1 terdiri atas 73 siswa dan dikategorikan sebagai kelompok dengan kemampuan akademik rendah. Kelompok ini menunjukkan adanya siswa yang memiliki kecenderungan nilai lebih rendah dibandingkan *cluster* lainnya. Hasil ini penting bagi sekolah karena dapat membantu mengidentifikasi siswa yang membutuhkan perhatian lebih dalam proses pembelajaran. Siswa pada kelompok ini dapat menjadi prioritas dalam program pendampingan belajar, penguatan materi, maupun evaluasi metode pembelajaran agar hambatan belajar yang dialami dapat diatasi lebih dini.

Cluster 2 terdiri atas 141 siswa dan termasuk dalam kategori kemampuan akademik sedang. Kelompok ini menunjukkan bahwa siswa memiliki capaian akademik yang cukup baik, namun belum setinggi siswa pada *Cluster 0*. Keberadaan *Cluster 2* menjadi penting karena kelompok ini memiliki potensi untuk ditingkatkan ke kategori tinggi apabila mendapatkan strategi pembelajaran yang sesuai. Oleh karena itu, kelompok ini dapat menjadi sasaran pembinaan akademik agar performa belajarnya meningkat secara bertahap.

Hasil pengelompokan ini menunjukkan bahwa algoritma *k-means* tidak hanya mampu membagi data siswa ke dalam beberapa kelompok, tetapi juga memberikan gambaran mengenai karakteristik kemampuan akademik siswa secara lebih objektif. Dengan adanya pemetaan kemampuan akademik ke dalam kategori tinggi, sedang, dan rendah, sekolah dapat memperoleh informasi yang lebih terarah untuk mendukung evaluasi pembelajaran serta perencanaan strategi akademik yang lebih tepat sasaran.

3.4 Implikasi Hasil *Clustering* terhadap Evaluasi Pembelajaran

Hasil pengelompokan kemampuan akademik siswa memiliki relevansi yang kuat terhadap proses evaluasi pembelajaran di sekolah. Selama ini, penentuan kemampuan akademik siswa di SMP Negeri 1 Tanjung Sakti PUMU masih didasarkan pada total nilai dan peringkat kelas. Pendekatan tersebut memang dapat menunjukkan posisi siswa secara umum, namun belum mampu memberikan gambaran pola kemampuan siswa secara lebih rinci berdasarkan keseluruhan mata pelajaran. Melalui penerapan *K-Means Clustering*, data akademik siswa yang sebelumnya hanya berfungsi sebagai arsip nilai dapat diolah menjadi informasi yang lebih bermakna (Wardani & Suripah, 2023 ;Suwelda et al., 2025).

Pemetaan kemampuan akademik siswa ke dalam tiga kelompok, yaitu tinggi, sedang, dan rendah, dapat membantu sekolah dalam menyusun kebijakan pembelajaran yang lebih terarah. Kelompok siswa dengan kemampuan akademik rendah dapat diberikan perhatian lebih melalui program remedial, bimbingan belajar tambahan, atau evaluasi berkala terhadap perkembangan

hasil belajarnya. Sementara itu, kelompok siswa dengan kemampuan akademik sedang dapat menjadi sasaran pembinaan untuk ditingkatkan menuju kelompok tinggi. Adapun siswa pada kelompok tinggi dapat dipertahankan prestasinya melalui pemberian tantangan belajar yang lebih sesuai dengan kemampuannya (Sulistiyawati & Supriyanto, 2021; Santika, 2023).

Selain itu, hasil *clustering* juga dapat membantu guru dalam memahami heterogenitas kemampuan akademik siswa di kelas. Dengan mengetahui bahwa kemampuan siswa tidak homogen, guru dapat merancang strategi pembelajaran yang lebih adaptif, misalnya melalui pembelajaran berdiferensiasi, pengelompokan belajar, atau penyesuaian bentuk evaluasi. Oleh karena itu, penerapan *k-means clustering* pada data nilai rapor tidak hanya menghasilkan kelompok siswa, tetapi juga memberikan kontribusi praktis bagi sekolah dalam mendukung evaluasi pembelajaran berbasis data (Amritha et al., 2024; Rizki et al., 2023).

3.5 Keterkaitan Hasil Penelitian dengan Penelitian Terdahulu

Analisis yang dilakukan menunjukkan bahwa penerapan algoritma *k-means clustering* mampu menghasilkan pengelompokan siswa berdasarkan kemiripan nilai akademik pada 11 mata pelajaran. Pengelompokan tersebut memberikan gambaran yang lebih objektif mengenai tingkat kemampuan akademik siswa. Hasil penelitian ini konsisten dengan temuan (Fatah et al., 2025) yang menyatakan bahwa algoritma *k-means* efektif dalam pengelompokan siswa berprestasi. Temuan serupa juga dilaporkan oleh (Parapat & Balqis, 2024) yang menunjukkan bahwa *k-means* dapat dimanfaatkan dalam pengelompokan data akademik siswa sebagai dasar pengambilan keputusan di sekolah.

Meskipun demikian, penelitian ini memiliki perbedaan dibandingkan penelitian sebelumnya. Penelitian terdahulu umumnya berfokus pada pengelompokan siswa berprestasi atau penentuan kelas unggulan berdasarkan nilai rata-rata maupun nilai keseluruhan. Sementara itu, penelitian ini menitikberatkan pada pengelompokan kemampuan akademik siswa berdasarkan 11 mata pelajaran secara lebih komprehensif pada jenjang sekolah menengah pertama. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi dalam bentuk pemetaan kemampuan akademik siswa yang lebih rinci dan dapat dimanfaatkan sebagai dasar evaluasi pembelajaran berbasis data pada tingkat SMP.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma *k-means clustering* untuk mengelompokkan kemampuan akademik siswa SMP Negeri 1 Tanjung Sakti PUMU berdasarkan nilai 11 mata pelajaran. Berdasarkan hasil *elbow method*, jumlah *cluster* optimal yang diperoleh adalah tiga *cluster*. Hasil pengelompokan menunjukkan bahwa siswa dapat diklasifikasikan ke dalam kategori kemampuan akademik tinggi, sedang, dan rendah, sehingga tujuan penelitian untuk memetakan kemampuan akademik siswa telah tercapai. Temuan ini menunjukkan bahwa data *e-rapor* yang dimiliki sekolah tidak hanya berfungsi sebagai media penyimpanan nilai, tetapi juga dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengambilan keputusan berbasis data. Hasil penelitian diharapkan dapat membantu sekolah dalam memahami karakteristik kemampuan akademik siswa serta mendukung penyusunan strategi pembelajaran dan evaluasi yang lebih tepat sasaran.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, penelitian selanjutnya dapat mengembangkan metode *clustering* lain atau membandingkan performa beberapa algoritma *clustering* untuk memperoleh hasil pengelompokan yang lebih optimal.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada SMP Negeri 1 Tanjung Sakti PUMU yang telah memberikan izin dan membantu dalam proses pengambilan data penelitian. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada dosen pembimbing atas bimbingan, masukan, serta motivasi

yang diberikan selama proses penelitian hingga penyelesaian artikel ilmiah ini. Diharapkan penelitian yang telah dilakukan dapat memberikan manfaat dan menjadi referensi dalam pengembangan pemanfaatan *data mining* untuk mendukung pengelolaan serta analisis data di bidang pendidikan.

DAFTAR PUSTAKA

- Aldi, M. A., Fatah, Z., Informasi, T., Ibrahimy, U., Timur, S. J., Informasi, S., Ibrahimy, U., & Timur, S. J. (2025). Implementasi K-Means Cluster Ing Dalam Pengelompokan Data Kunjungan Wisatawan Asing Di Indonesia. *Ilmiah Multidisiplin Ilmu*, 2(1), 13–19.
- Amritha, Y. D., Putu, N., Wirasti, B., Made, N., Graciana, A., & Felita, T. (2024). Penerapan Metode K-Means Clustering pada Data Jumlah Peserta Didik dan Jumlah Guru SMA Se-Bali. *Journal on Education*, 07(01), 7841–7847.
- Andi Akram Nur Risal, Dyah Darma Andayani, Muh Ilham Suherman, & Andi Baso Kaswar. (2024). Utilizing the K-Means Clustering Algorithm for Analyzing Student Achievement Assessment at SMK Negeri 1 Gowa. *Journal of Embedded Systems, Security and Intelligent Systems*, 05(March), 60–67. <https://doi.org/10.59562/jessi.v5i1.2178>
- Astri, D. F., Informatika, M., Barat, J., Langsung, B., Kecil, A., & Dasar, A. S. (2024). Clustering Penduduk Miskin Menggunakan Algoritma K-Means Pada Wilayah Jawa Barat. *Mahasiswa Teknik Informatika*, 8(2), 1548–1554.
- Fatah, Z., Sains, F., Ibrahimy, U., Timur, S. J., Sains, F., Ibrahimy, U., & Timur, S. J. (2025). *KLASIFIKASI DATA MINING UNTUK MEMPREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA*. 2(1), 29–37.
- Firmansyah, A. Y. (2023). Prediksi Hasil Belajar Menggunakan Naïve Bayes Classifier pada Tingkat Sekolah Dasar. *Manajemen Informatika Komputer*, 7(April), 1174–1182.
- Kulon, T. M. J., Mosey, H. I. R., & Suoth, V. A. (2023). Pemantauan Suhu Tubuh dan Detak Jantung Berbasis IoT dan Terintegrasi ThingSpeak, SMS dan Telegram. *Jurnal MIPA*, 13(1), 23–28. <https://doi.org/10.35799/jm.v13i1.51280>
- Parapat, E. A., & Balqis, N. (2024). Penerapan *Data mining* Untuk Penentuan Kelas Unggulan Dengan Algoritma K-Means Pada Smp Negeri 3 Kualuh Hulu. *Journal of Computer*, 32(3), 167–186.
- Riani, A. P., Voutama, A., & Ridwan, T. (2023). Penerapan K-Means Clustering Dalam Pengelompokan Hasil Belajar Peserta Didik Dengan Metode Elbow. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi Dan Sistem Komputer TGD*, 6(1), 164–172.
- Rizki, M. F. F., Syakir, A. F., Arif, M. M. Al, Qomaruzzaman, A., Ummah, K. K., Sari, M. P., & Sholeh, L. (2023). Implementasi Model Pembelajaran dalam Meningkatkan Hasil Belajar. *JiIP - Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan*, 6(8), 5963–5967. <https://doi.org/10.54371/jiip.v6i8.2634>
- Santika, F. (2023). Pengaruh Kemandirian Belajar Dan Kemampuan Akademik Terhadap Kemampuan Berpikir Kritis Siswa. *Presma*, 16–22.
- Saputra, A. W., Purnamasari, A. I., Ali, I., Studi, P., Informatika, T., Studi, P., Informatika, T., Studi, P., Perangkat, R., Cirebon, K., & Matondang, N. (2024). Implementasi Algoritma Naïve Bayes Untuk Memprediksi Kualitas Air Yang Dapat Di Konsumsi. *Mahasiswa Teknik Informatika*, 8(1), 133–140.
- Sitti Rahmah, Muh jamil, Andi Aslindah, Aldi bas Fawait, & Yudhi Fajar Saputra. (2025). Pengelompokan Hasil Pembelajaran Mahasiswa dengan Algoritma K-Means Clustering. *Jurnal Pengabdian Masyarakat Dan Riset Pendidikan*, 3(4), 4215–4221. <https://doi.org/10.31004/jerkin.v3i4.1217>
- Sulistiyawati, A., & Supriyanto, E. (2021). Implementasi Algoritma *K-means Clustring* dalam Penetuan Siswa Kelas Unggulan. *Jurnal Tekno Kompak*, 15(2), 25. <https://doi.org/10.33365/jtk.v15i2.1162>

- Suwelda, Erliana, S., & Sabarun. (2025). Manajemen Pemanfaatan Teknologi Informasi di SMP. *Educational Journal*, 1(1), 39–45.
- Wardani, Y. E., & Suripah. (2023). Kemampuan Berpikir Kreatif Matematis Siswa SMA Berdasarkan Kemampuan Akademik Yunita. *Jurnal Cendekia: Jurnal Pendidikan Matematika*, 07, 3039–3052.
- Zaehol Fatah, S. M. (2025). Analisis *Data mining* dengan Algoritma *K-Means Clustering* untuk Menentukan Siswa Berprestasi di MTS miftahul ulum bengkak. *Jamastika*, 4.