

Clustering of Islamic Religious Education Learning Outcomes Using K-Means and Silhouette Score

Samsul Muaripin ^{1*)}, Sugiyatno ²⁾

¹⁾²⁾ Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Ilmu Komputer El Rahma Yogyakarta

^{*)} Correspondence author: samsulmuaripin.id@gmail.com, Yogyakarta, Indonesia

DOI: <https://doi.org/10.37012/jtik.v12i1.3628>

Abstract

Student learning outcomes are an essential indicator for evaluating the effectiveness of the learning process. However, conventional presentation of academic scores often fails to comprehensively describe students' learning characteristics. This study aimed to analyze students' learning outcomes in Islamic Religious Education using the K-Means algorithm and evaluate the clustering quality through the Silhouette Score. A quantitative approach was employed using the Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) framework. The dataset consisted of Formative Assessment, Mid-Semester Assessment (STS), and Final Semester Assessment (SAS) scores from 76 fourth- and fifth-grade students of SD Muhammadiyah Ambarbinangun. Data analysis was conducted using Python with the K-Means algorithm, while clustering quality was assessed using the Silhouette Score. The results indicated that the optimal model consisted of two clusters with a Silhouette Score of 0.6894. The clustering process identified a Good Learning Achievement Group comprising 72 students and a Learning Support Group consisting of 4 students. These findings demonstrate that the K-Means algorithm can objectively identify students' learning characteristics. The clustering results can assist schools and teachers in developing adaptive learning strategies, providing targeted academic support for students who require additional assistance, and designing enrichment programs for students with higher learning achievements to improve the quality of learning continuously.

Keywords: Educational Data Mining, K-Means, Silhouette Score, Learning Outcomes, Islamic Religious Education

Abstrak

Hasil belajar siswa merupakan salah satu indikator penting dalam mengevaluasi efektivitas proses pembelajaran. Namun, penyajian nilai secara konvensional sering kali belum mampu menggambarkan karakteristik hasil belajar siswa secara komprehensif. Penelitian ini bertujuan menganalisis tingkat hasil belajar siswa pada mata pelajaran Pendidikan Agama Islam menggunakan algoritma K-Means serta mengevaluasi kualitas hasil klasterisasi menggunakan *Silhouette Score*. Penelitian menerapkan pendekatan kuantitatif dengan kerangka *Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)*. Data penelitian diperoleh dari nilai Asesmen Formatif, Sumatif Tengah Semester (STS), dan Sumatif Akhir Semester (SAS) sebanyak 76 siswa kelas IV dan V SD Muhammadiyah Ambarbinangun. Proses analisis dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan algoritma K-Means, sedangkan kualitas cluster dievaluasi menggunakan *Silhouette Score*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik diperoleh pada dua cluster dengan nilai *Silhouette Score* sebesar 0,6894. Klasterisasi menghasilkan Kelompok Hasil Belajar Baik sebanyak 72 siswa dan Kelompok Hasil Belajar Perlu Pendampingan sebanyak 4 siswa. Temuan ini menunjukkan bahwa penerapan algoritma K-Means mampu mengidentifikasi karakteristik hasil belajar siswa secara objektif. Hasil klasterisasi dapat dimanfaatkan oleh sekolah dan guru sebagai dasar dalam merancang strategi pembelajaran yang lebih adaptif, menyusun program pendampingan bagi siswa yang memerlukan dukungan belajar, serta menyediakan program pengayaan bagi siswa dengan capaian belajar yang baik guna meningkatkan kualitas pembelajaran secara berkelanjutan.

Kata Kunci: Educational Data Mining, K-Means, Silhouette Score, Hasil Belajar, Pendidikan Agama Islam

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong transformasi pemanfaatan data pada berbagai sektor, termasuk pendidikan. Institusi pendidikan saat ini menghasilkan data akademik dalam jumlah yang terus meningkat, mulai dari nilai hasil belajar, kehadiran, hingga aktivitas pembelajaran siswa. Kondisi tersebut melahirkan pendekatan *Educational Data Mining (EDM)*, yaitu pemanfaatan teknik data mining untuk mengekstraksi pola dan pengetahuan yang tersembunyi dari data pendidikan sehingga dapat mendukung proses evaluasi pembelajaran dan pengambilan keputusan secara objektif. Melalui pendekatan ini, data akademik tidak lagi hanya berfungsi sebagai arsip administrasi, tetapi dapat dimanfaatkan untuk menghasilkan informasi yang bernilai dalam meningkatkan kualitas pembelajaran dan layanan pendidikan (Acharjya et al., 2025; Lestari, 2026; Ouassif et al., 2025).

Penerapan data mining pada bidang pendidikan berkembang pesat karena mampu membantu pendidik dalam mengidentifikasi karakteristik peserta didik berdasarkan capaian akademik yang dimiliki. Salah satu teknik yang banyak digunakan adalah *clustering*, yaitu proses pengelompokan objek berdasarkan tingkat kemiripan karakteristik tanpa memerlukan label kelas sebelumnya. Di antara berbagai algoritma *clustering*, *K-Means* menjadi salah satu metode yang paling banyak diterapkan karena memiliki proses komputasi yang sederhana, efisien, dan mampu menghasilkan pengelompokan yang baik pada data akademik. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa penerapan algoritma *K-Means* berhasil mengelompokkan siswa berdasarkan capaian belajar sehingga memberikan informasi yang bermanfaat bagi sekolah dalam menyusun strategi pembelajaran yang lebih tepat sasaran (Agha et al., 2023; Alalawi et al., 2023; Liu, 2022; Sujana et al., 2025).

Di Indonesia, pemanfaatan algoritma *K-Means* pada bidang pendidikan juga menunjukkan perkembangan yang signifikan. Algoritma ini telah digunakan untuk mengelompokkan prestasi belajar siswa, menganalisis tingkat kedisiplinan, mengidentifikasi minat belajar, serta mengevaluasi capaian akademik berdasarkan berbagai indikator penilaian. Hasil pengelompokan tersebut memberikan informasi yang lebih objektif mengenai karakteristik peserta didik sehingga dapat mendukung penyusunan program pembelajaran, layanan remedial, maupun pengayaan. Selain itu, penelitian terdahulu

menunjukkan bahwa pendekatan clustering mampu membantu institusi pendidikan dalam mengoptimalkan pengambilan keputusan berbasis data dibandingkan hanya mengandalkan analisis nilai secara konvensional (Dila et al., 2025; Gustian & Al-Farits, 2023; Hendrastuty, 2024; Pamungkas et al., 2024; Risal et al., 2024).

Mata pelajaran Pendidikan Agama Islam (PAI) memiliki peran strategis dalam membentuk kompetensi spiritual, moral, dan sosial peserta didik sejak jenjang sekolah dasar. Keberhasilan pembelajaran PAI tidak hanya diukur melalui pencapaian akademik, tetapi juga menjadi indikator perkembangan karakter peserta didik yang berlandaskan nilai-nilai keislaman. Oleh karena itu, evaluasi hasil belajar PAI perlu dilakukan secara komprehensif agar mampu memberikan gambaran mengenai variasi capaian belajar siswa. Namun, pada praktiknya proses evaluasi di sekolah masih didominasi oleh penyajian nilai individu sehingga guru belum memperoleh informasi mengenai pola atau karakteristik kelompok siswa yang memiliki capaian belajar serupa. Kondisi tersebut menyebabkan penyusunan program remedial maupun pengayaan sering kali belum didasarkan pada analisis data yang sistematis (Farida & Sudibyo, 2022; Latuconsina, 2023).

Berdasarkan hasil observasi di SD Muhammadiyah Ambarbinangun, data hasil belajar Pendidikan Agama Islam yang meliputi nilai asesmen formatif, Sumatif Tengah Semester (STS), dan Sumatif Akhir Semester (SAS) telah terdokumentasi dengan baik, tetapi pemanfaatannya masih terbatas sebagai laporan hasil belajar siswa. Data tersebut belum dianalisis untuk mengidentifikasi kelompok siswa berdasarkan tingkat kemiripan capaian belajar sehingga guru mengalami kesulitan dalam memperoleh gambaran menyeluruh mengenai karakteristik akademik peserta didik. Padahal, pengelompokan siswa berdasarkan hasil belajar dapat menjadi dasar dalam penyusunan strategi pembelajaran yang lebih adaptif sesuai dengan kebutuhan masing-masing kelompok.

Berbagai penelitian terdahulu telah membuktikan efektivitas algoritma *K-Means* dalam mengelompokkan data hasil belajar siswa (Agusniar et al., 2025; Kertanah et al., 2023; Qusyairi et al., 2024; Siregar et al., 2024). Akan tetapi, sebagian besar penelitian masih berfokus pada proses pembentukan klaster tanpa melakukan evaluasi kualitas klaster secara komprehensif. Padahal, kualitas hasil klasterisasi perlu divalidasi untuk memastikan bahwa setiap klaster memiliki tingkat kohesi yang tinggi dan separasi yang baik. Salah satu metode

evaluasi internal yang banyak direkomendasikan adalah *Silhouette Score*, karena mampu mengukur kualitas hasil pengelompokan berdasarkan kedekatan anggota dalam satu kluster dan keterpisahan antar kluster. Evaluasi tersebut menjadi penting agar hasil klusterisasi tidak hanya terbentuk secara matematis, tetapi juga memiliki tingkat keandalan yang dapat dipertanggungjawabkan (Rahma, 2025; Yuliasih et al., 2024).

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis klusterisasi hasil belajar siswa pada mata pelajaran Pendidikan Agama Islam menggunakan algoritma *K-Means* serta mengevaluasi kualitas kluster yang dihasilkan menggunakan *Silhouette Score*. Hasil penelitian diharapkan mampu memberikan informasi mengenai karakteristik kelompok hasil belajar siswa sebagai dasar penyusunan program remedial, pengayaan, dan pengambilan keputusan pembelajaran berbasis data di SD Muhammadiyah Ambarbinangun.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan *Educational Data Mining (EDM)* yang bertujuan mengelompokkan hasil belajar siswa menggunakan algoritma *K-Means Clustering* serta mengevaluasi kualitas kluster menggunakan *Silhouette Score*. Pendekatan kuantitatif dipilih karena proses analisis dilakukan terhadap data numerik hasil belajar siswa sehingga memungkinkan diperoleh pola pengelompokan secara objektif berdasarkan tingkat kemiripan karakteristik data (Acharjya et al., 2025; Liu, 2022).

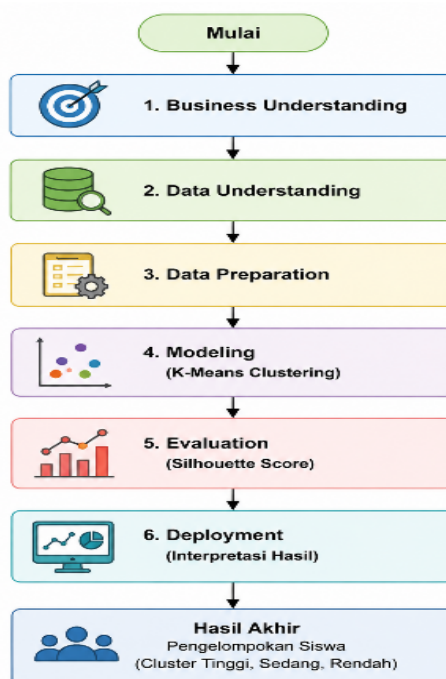
Penelitian dilaksanakan di SD Muhammadiyah Ambarbinangun, Kabupaten Bantul, Daerah Istimewa Yogyakarta. Objek penelitian berupa data hasil belajar mata pelajaran Pendidikan Agama Islam pada siswa kelas IV dan V Tahun Ajaran 2025/2026. Dataset penelitian diperoleh dari dokumen penilaian sekolah yang terdiri atas Asesmen Formatif, Sumatif Tengah Semester (STS), dan Sumatif Akhir Semester (SAS). Ketiga variabel tersebut dipilih karena merepresentasikan capaian pembelajaran siswa selama satu semester dan menjadi atribut utama dalam proses klusterisasi.

Populasi penelitian adalah seluruh siswa kelas IV dan V SD Muhammadiyah Ambarbinangun yang mengikuti mata pelajaran Pendidikan Agama Islam pada Tahun Ajaran 2025/2026. Teknik sampling yang digunakan adalah total sampling, yaitu seluruh anggota populasi dijadikan sebagai sampel penelitian karena jumlah data relatif terbatas dan

seluruh data memenuhi kebutuhan analisis. Berdasarkan hasil pengumpulan data, diperoleh 76 data siswa yang seluruhnya digunakan dalam proses klasterisasi sehingga tidak dilakukan proses pengambilan sampel secara acak.

Pengumpulan data dilakukan menggunakan teknik dokumentasi, yaitu memperoleh data hasil belajar siswa dari arsip nilai guru mata pelajaran Pendidikan Agama Islam. Data yang diperoleh kemudian melalui proses pemeriksaan kelengkapan atribut, konsistensi format, identifikasi missing value, serta pengecekan data duplikat sebelum dilakukan analisis. Tahapan tersebut bertujuan menghasilkan dataset yang bersih dan siap digunakan sehingga proses klasterisasi dapat memberikan hasil yang lebih akurat dan representatif (Agusniar et al., 2025; Hendrastuty, 2024).

Metode penelitian mengacu pada *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) karena menyediakan tahapan yang sistematis dalam proses pengolahan data, mulai dari identifikasi permasalahan hingga penyajian hasil analisis. Kerangka kerja ini terdiri atas enam tahapan, yaitu *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment*. Alur penelitian yang diterapkan pada penelitian ini disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian Menggunakan Kerangka CRISP-DM

Pada tahap *Business Understanding*, dilakukan identifikasi permasalahan mengenai belum adanya pengelompokan hasil belajar siswa sebagai dasar pengambilan keputusan pembelajaran. Tahap *Data Understanding* bertujuan memahami karakteristik dataset yang terdiri atas nilai Asesmen Formatif, STS, dan SAS dari 76 siswa. Selanjutnya, tahap *Data Preparation* dilakukan melalui seleksi atribut, pemeriksaan kualitas data, serta penyusunan dataset agar siap dianalisis.

Tahap *Modeling* dilakukan dengan menerapkan algoritma *K-Means Clustering* untuk mengelompokkan siswa berdasarkan kemiripan nilai Asesmen Formatif, STS, dan SAS. Setelah proses klasterisasi selesai, tahap *Evaluation* dilakukan menggunakan *Silhouette Score* untuk mengukur kualitas klaster berdasarkan tingkat kohesi (*cohesion*) dan separasi (*separation*) antar klaster. Tahap terakhir, yaitu *Deployment*, dilakukan dengan menyajikan hasil klasterisasi dalam bentuk tabel, visualisasi, dan interpretasi yang dapat dimanfaatkan sebagai dasar penyusunan program remedial, pengayaan, serta pengambilan keputusan pembelajaran berbasis data (Qusyairi et al., 2024; Rahma, 2025).

Analisis data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan pustaka *pandas* untuk pengolahan dataset, *scikit-learn* untuk implementasi algoritma *K-Means* dan perhitungan *Silhouette Score*, serta *matplotlib* untuk visualisasi hasil klasterisasi. Penentuan jumlah klaster dilakukan melalui beberapa skenario nilai *k*, kemudian dipilih model yang menghasilkan nilai *Silhouette Score* tertinggi sebagai jumlah klaster terbaik. Pendekatan tersebut digunakan untuk memperoleh hasil pengelompokan yang memiliki kualitas optimal serta mampu merepresentasikan karakteristik hasil belajar siswa secara objektif (Sujana et al., 2025; Yuliasih et al., 2024).

Keabsahan hasil penelitian diuji menggunakan *Silhouette Score* sebagai metode validasi internal. Nilai *Silhouette Score* digunakan untuk mengevaluasi tingkat kualitas hasil klasterisasi berdasarkan kedekatan anggota dalam klaster yang sama dan keterpisahan antar klaster yang berbeda. Semakin tinggi nilai *Silhouette Score* yang diperoleh, semakin baik kualitas klaster yang dihasilkan sehingga hasil pengelompokan dapat dijadikan dasar dalam mengidentifikasi karakteristik hasil belajar siswa secara lebih akurat dan mendukung pengambilan keputusan pembelajaran berbasis data (Agha et al., 2023; Yuliasih et al., 2024).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Karakteristik Dataset Penelitian

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data hasil belajar mata pelajaran Pendidikan Agama Islam siswa kelas IV dan V SD Muhammadiyah Ambarbinangun Tahun Ajaran 2025/2026. Data diperoleh melalui teknik dokumentasi terhadap arsip penilaian guru dan telah melalui proses pemeriksaan kelengkapan atribut, konsistensi format, serta validasi untuk memastikan seluruh data dapat digunakan pada proses klasterisasi. Setelah tahap data preparation, diperoleh 76 data siswa yang terdiri atas tiga atribut numerik, yaitu Asesmen Formatif, Sumatif Tengah Semester (STS), dan Sumatif Akhir Semester (SAS). Ketiga atribut tersebut dipilih karena merepresentasikan capaian hasil belajar siswa secara komprehensif selama satu semester dan menjadi dasar dalam pembentukan klaster menggunakan algoritma *K-Means*. Pemanfaatan data hasil belajar sebagai objek klasterisasi sejalan dengan penelitian (Hendrastuty, 2024) yang menunjukkan bahwa data akademik dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola capaian belajar siswa secara lebih objektif melalui pendekatan *Educational Data Mining*.

Tabel 1. Karakteristik Dataset Penelitian

Karakteristik	Keterangan
Objek penelitian	Hasil belajar Pendidikan Agama Islam siswa kelas IV dan V
Lokasi penelitian	SD Muhammadiyah Ambarbinangun
Jumlah data	76 siswa
Jumlah atribut	3 atribut
Variabel penelitian	Asesmen Formatif, STS, SAS
Teknik sampling	Total Sampling

Karakteristik statistik setiap variabel penelitian disajikan pada Tabel 2. Statistik deskriptif digunakan untuk memberikan gambaran awal mengenai distribusi data sebelum dilakukan proses klasterisasi. Informasi mengenai nilai minimum, maksimum, rata-rata, dan standar deviasi diperlukan untuk memahami variasi data sekaligus memastikan bahwa setiap variabel memiliki karakteristik yang memadai untuk dianalisis menggunakan algoritma *K-Means*. Pendekatan ini umum diterapkan pada penelitian *Educational Data Mining* karena membantu peneliti memahami pola awal data sebelum memasuki tahap pemodelan.

Tabel 2. Statistik Deskriptif Variabel Penelitian

Variabel	Minimum	Maksimum	Rata-rata	Standar Deviasi
Asesmen Formatif	43,00	96,67	81,45	11,29
STS	44,00	100,00	79,37	13,14
SAS	45,00	98,00	72,87	12,65

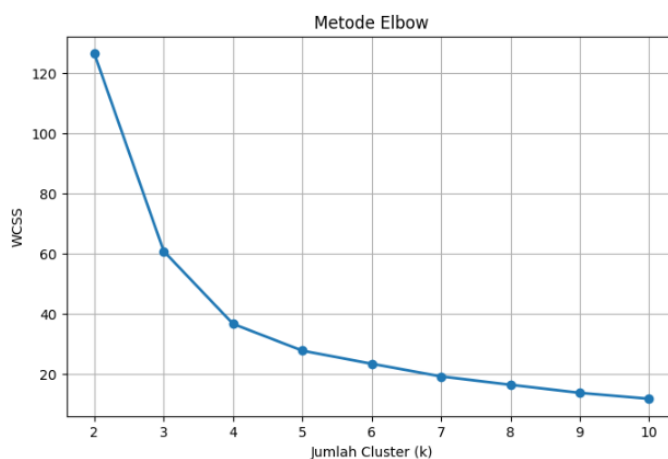
Berdasarkan Tabel 2, variabel Asesmen Formatif memiliki rata-rata tertinggi sebesar 81,45, sedangkan variabel SAS memiliki rata-rata terendah sebesar 72,87. Nilai maksimum tertinggi terdapat pada variabel STS sebesar 100,00, sementara nilai minimum terendah terdapat pada variabel Asesmen Formatif sebesar 43,00. Perbedaan nilai rata-rata tersebut menunjukkan bahwa capaian hasil belajar siswa pada setiap komponen penilaian memiliki karakteristik yang berbeda, sehingga memberikan informasi awal mengenai adanya variasi performa akademik antarsiswa.

Selain itu, nilai standar deviasi pada ketiga variabel berada pada kisaran 11,29–13,14, yang menunjukkan adanya variasi hasil belajar dalam tingkat sedang. Kondisi tersebut mengindikasikan bahwa data tidak bersifat homogen, sehingga memiliki tingkat keragaman yang cukup untuk dilakukan proses klusterisasi. Variasi nilai antar siswa menjadi faktor penting dalam pembentukan kelompok berdasarkan tingkat kemiripan karakteristik akademik. Temuan ini sejalan dengan penelitian (Agusniar et al., 2025) yang menyatakan bahwa keberagaman data hasil belajar memungkinkan algoritma *K-Means* membentuk klaster yang lebih representatif terhadap karakteristik peserta didik. Demikian pula, (Liu, 2022) menjelaskan bahwa analisis statistik awal merupakan tahapan penting untuk memahami distribusi data sebelum proses klusterisasi dilakukan sehingga interpretasi hasil menjadi lebih akurat.

Penentuan Jumlah Cluster Menggunakan *Elbow Method* dan *Silhouette Score*

Penentuan jumlah *cluster* merupakan salah satu tahapan penting dalam proses klusterisasi karena akan memengaruhi kualitas kelompok yang dihasilkan. Pada penelitian ini, penentuan jumlah cluster dilakukan menggunakan dua pendekatan, yaitu *Elbow Method* dan *Silhouette Score*. *Elbow Method* digunakan dengan menghitung nilai *Within Cluster Sum of Squares* (WCSS) pada beberapa nilai (*k*) (jumlah cluster) yang diujikan. Nilai WCSS diperoleh dari jumlah kuadrat jarak antara setiap data dengan *centroid cluster* tempat data tersebut berada, sehingga menunjukkan tingkat homogenitas data dalam suatu *cluster*.

Semakin kecil nilai WCSS, semakin dekat jarak antar data dengan *centroid* dan semakin homogen cluster yang terbentuk. Secara umum, peningkatan nilai (k) akan menyebabkan nilai WCSS semakin kecil karena data dibagi ke dalam kelompok yang lebih spesifik. Oleh karena itu, pemilihan jumlah cluster optimal dilakukan dengan mengidentifikasi titik siku (*elbow point*), yaitu titik ketika penurunan nilai WCSS mulai melambat meskipun nilai (k) terus ditingkatkan. Selanjutnya, kualitas hasil pengelompokan dievaluasi menggunakan *Silhouette Score* untuk mengukur tingkat kohesi (*cohesion*) dan separasi (*separation*) antar *cluster* sehingga diperoleh jumlah cluster yang tidak hanya optimal secara matematis, tetapi juga memiliki kualitas pengelompokan yang baik. Penggunaan kedua metode tersebut bertujuan untuk memperoleh jumlah cluster yang tidak hanya optimal berdasarkan perubahan nilai *Within Cluster Sum of Squares* (WCSS), tetapi juga memiliki kualitas pengelompokan yang baik berdasarkan tingkat kohesi (*cohesion*) dan separasi (*separation*) antar cluster. Pendekatan kombinasi ini banyak digunakan dalam penelitian *Educational Data Mining* untuk meningkatkan objektivitas dalam menentukan jumlah *cluster* yang paling sesuai (Qusyairi et al., 2024; Yulisasih et al., 2024).



Gambar 2. Grafik *Elbow Method*

Berdasarkan Gambar 2, nilai WCSS mengalami penurunan yang cukup signifikan pada penambahan jumlah *cluster* dari $k = 2$ menuju $k = 3$. Setelah nilai tersebut, penurunan WCSS mulai melandai sehingga membentuk pola menyerupai titik siku (*elbow*). Kondisi ini menunjukkan bahwa penggunaan tiga cluster dapat dipertimbangkan sebagai salah satu alternatif jumlah *cluster* karena mampu mengurangi variasi data di dalam masing-masing

kelompok. Namun demikian, metode Elbow hanya memberikan indikasi mengenai efisiensi pembentukan *cluster* berdasarkan perubahan nilai WCSS dan belum dapat menggambarkan kualitas pemisahan antar *cluster* secara menyeluruh. Oleh karena itu, diperlukan evaluasi tambahan menggunakan *Silhouette Score* untuk memperoleh model klasterisasi yang lebih representative. *Silhouette Score* digunakan untuk mengevaluasi kualitas hasil kalaterisasi berdasarkan Tingkat kohesi (*cohesion*) dan separasi (*separation*) antaar *cluster*. Nilai *Silhouette Score* dihitung dari rata-rata jarak suatu data terhadap anggota pada *cluster* yang sama dan rata-rata jarak minimum terhadap anggota pada *cluster* lain yang paling dekat. Semakin tinggi nilai *Silhouette Score* yang diperoleh, semakin baik kualitas *cluster* yang dihasilkan karena menunjukkan bahwa data memiliki tingkat homogenitas yang tinggi dalam *cluster*-nya serta memiliki pemisahan yang jelas dengan *cluster* lainnya. Pada penelitian ini, *Silhouette Score* digunakan untuk menentukan jumlah *cluster* terbaik dengan memilih nilai rata-rata *Silhouette Score* tertinggi dari beberapa nilai *k* yang diujikan. (Kertanah et al., 2023; Qusyairi et al., 2024).

Tabel 3. Hasil Evaluasi *Silhoutte Score*

Jumlah Cluster (k)	Silhouette Score
2	0,6894
3	0,5323
4	0,5223
5	0,4606
6	0,4589
7	0,4784
8	0,4620
9	0,4728
10	0,5003

Sumber: Hasil pengolahan data menggunakan Python (2026).

Berdasarkan Tabel 3, evaluasi menggunakan *Silhouette Score* menunjukkan bahwa nilai tertinggi diperoleh pada jumlah cluster $k = 2$, yaitu sebesar 0,6894. Nilai tersebut merupakan yang tertinggi dibandingkan seluruh alternatif jumlah cluster yang diuji, sehingga menunjukkan bahwa model dengan dua cluster memiliki kualitas pengelompokan paling optimal. Selanjutnya, nilai *Silhouette Score* mengalami penurunan pada $k = 3$ sebesar 0,5323 dan $k = 4$ sebesar 0,5223. Pada jumlah *cluster* $k = 5$ hingga $k = 10$, nilai *Silhouette Score* berfluktuasi pada rentang 0,4589–0,5003, namun tidak ada yang mampu melampaui nilai yang diperoleh pada $k = 2$. Hasil tersebut mengindikasikan bahwa penambahan jumlah

cluster tidak selalu menghasilkan kualitas pengelompokan yang lebih baik, sehingga model dengan dua cluster dinilai paling representatif dalam menggambarkan struktur data hasil belajar siswa.

Nilai *Silhouette Score* sebesar 0,6894 menunjukkan bahwa anggota dalam setiap *cluster* memiliki tingkat kemiripan yang tinggi (*cohesion*) serta keterpisahan yang jelas terhadap anggota pada cluster lainnya (*separation*). Kondisi tersebut mengindikasikan bahwa proses klasterisasi mampu membentuk kelompok yang relatif homogen di dalam *cluster* dan heterogen antarcluster. Dengan demikian, hasil pengelompokan yang diperoleh memiliki kualitas yang baik untuk digunakan sebagai dasar dalam mengidentifikasi karakteristik hasil belajar siswa. Temuan ini sejalan dengan penelitian (Yuliasih et al., 2024) yang menyatakan bahwa model dengan nilai *Silhouette Score* tertinggi mencerminkan kualitas cluster yang paling optimal karena mampu menghasilkan keseimbangan antara kohesi dan separasi. Selain itu, (Agha et al., 2023) juga menjelaskan bahwa *Silhouette Score* merupakan metode evaluasi internal yang efektif dalam menentukan jumlah cluster terbaik karena memberikan ukuran kuantitatif terhadap kualitas hasil pengelompokan.

Apabila dibandingkan dengan hasil *Elbow Method*, penelitian ini menunjukkan adanya perbedaan rekomendasi dalam penentuan jumlah cluster. Grafik Elbow mengindikasikan bahwa titik siku (*elbow point*) berada pada kisaran $k = 3$, sedangkan evaluasi menggunakan *Silhouette Score* menunjukkan bahwa $k = 2$ memberikan kualitas cluster yang lebih baik. Perbedaan tersebut merupakan kondisi yang umum dijumpai dalam penelitian clustering karena kedua metode memiliki prinsip evaluasi yang berbeda. *Elbow Method* berorientasi pada penurunan nilai *Within Cluster Sum of Squares* (WCSS) sehingga lebih menekankan efisiensi pembentukan cluster, sedangkan *Silhouette Score* mengevaluasi kualitas struktur cluster berdasarkan tingkat kedekatan antaranggota dalam *cluster* dan keterpisahan antarcluster (Kertanah et al., 2023; Yuliasih et al., 2024). Oleh karena itu, penggunaan kedua metode secara bersamaan memberikan gambaran yang lebih komprehensif dalam menentukan model klasterisasi yang paling sesuai.

Mengacu pada metodologi penelitian yang telah ditetapkan, pemilihan jumlah *cluster* pada penelitian ini didasarkan pada nilai *Silhouette Score* tertinggi. Dengan demikian, model $k = 2$ dipilih sebagai model akhir karena menghasilkan kualitas pengelompokan yang paling

baik dibandingkan alternatif jumlah cluster lainnya. Keputusan tersebut memastikan bahwa hasil klasterisasi tidak hanya mempertimbangkan efisiensi pembentukan *cluster*, tetapi juga memperhatikan validitas struktur *cluster* yang dihasilkan sehingga dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah. Pendekatan ini juga konsisten dengan berbagai penelitian sebelumnya yang menjadikan *Silhouette Score* sebagai dasar utama dalam menentukan model klasterisasi terbaik pada data pendidikan (Agha et al., 2023; Qusyairi et al., 2024; Yulisasih et al., 2024).

Hasil Klasterisasi Menggunakan Algoritma K-Means

Berdasarkan hasil pemodelan menggunakan algoritma *K-Means* dengan jumlah cluster optimum sebanyak dua cluster ($k = 2$), seluruh data hasil belajar siswa berhasil dikelompokkan berdasarkan tingkat kemiripan nilai Asesmen Formatif, Sumatif Tengah Semester (STS), dan Sumatif Akhir Semester (SAS). Proses pengelompokan dilakukan menggunakan model yang telah dipilih berdasarkan evaluasi *Silhouette Score*, sehingga struktur cluster yang dihasilkan memiliki kualitas pengelompokan yang optimal. Pengelompokan ini bertujuan untuk mengidentifikasi karakteristik hasil belajar siswa secara lebih objektif sehingga dapat menjadi dasar dalam penyusunan strategi pembelajaran yang sesuai dengan kebutuhan masing-masing kelompok siswa. Pendekatan tersebut sejalan dengan penelitian Acharjya et al., (2025) dan Alalawi et al., (2023) yang menjelaskan bahwa algoritma *K-Means* mampu mengidentifikasi pola capaian akademik siswa melalui proses pengelompokan berdasarkan kemiripan karakteristik data.

Tabel 4. Distribusi Jumlah Anggota Tiap Cluster

Cluster	Interpretasi Cluster	Jumlah Siswa
Cluster 0	Kelompok Hasil Belajar Baik	72
Cluster 1	Kelompok Hasil Belajar Perlu Pendampingan	4

Sumber: Hasil pengolahan data menggunakan Python (2026).

Berdasarkan Tabel 4, sebagian besar siswa, yaitu 72 siswa (94,74%), tergabung dalam *Cluster 0*, sedangkan 4 siswa (5,26%) tergabung dalam *Cluster 1*. Hasil tersebut menunjukkan bahwa mayoritas siswa memiliki capaian hasil belajar yang relatif baik pada mata pelajaran Pendidikan Agama Islam, sementara sebagian kecil siswa masih menunjukkan capaian yang lebih rendah dibandingkan kelompok lainnya. Oleh karena itu, pada penelitian ini *Cluster 0* diinterpretasikan sebagai Kelompok Hasil Belajar Baik,

sedangkan *Cluster* 1 diinterpretasikan sebagai Kelompok Hasil Belajar Perlu Pendampingan. Penamaan tersebut didasarkan pada karakteristik nilai centroid masing-masing *cluster* dan tidak dimaksudkan sebagai bentuk pelabelan terhadap kemampuan siswa, melainkan sebagai dasar untuk mengidentifikasi kebutuhan pembelajaran secara lebih tepat.

Karakteristik masing-masing *cluster* dapat dianalisis lebih lanjut melalui nilai *centroid* yang merepresentasikan rata-rata setiap variabel pada masing-masing kelompok. Nilai centroid memberikan gambaran mengenai karakteristik utama setiap cluster sehingga dapat digunakan untuk menginterpretasikan pola hasil belajar siswa yang terbentuk selama proses klusterisasi.

Tabel 5. Nilai Centroid Tiap Cluster

Cluster	Asesmen Formatif	STS	SAS	Interpretasi
Cluster 0	83,58	81,33	74,42	Kelompok Hasil Belajar Baik
Cluster 1	43,00	44,00	45,00	Kelompok Hasil Belajar Perlu Pendampingan

Sumber: Hasil pengolahan data menggunakan Python (2026).

Berdasarkan Tabel 5, Cluster 0 memiliki nilai centroid sebesar 83,58 pada Asesmen Formatif, 81,33 pada STS, dan 74,42 pada SAS. Nilai tersebut menunjukkan bahwa siswa dalam cluster ini memiliki capaian akademik yang relatif konsisten pada seluruh komponen penilaian. Sebaliknya, *Cluster* 1 memiliki nilai centroid masing-masing sebesar 43,00, 44,00, dan 45,00, yang menunjukkan bahwa kelompok ini memiliki capaian hasil belajar yang jauh lebih rendah dibandingkan *Cluster* 0 pada seluruh indikator penilaian. Perbedaan nilai centroid yang cukup besar menunjukkan bahwa algoritma *K-Means* mampu memisahkan kelompok siswa berdasarkan karakteristik hasil belajar yang berbeda secara jelas.

Dominasi jumlah siswa pada Kelompok Hasil Belajar Baik menunjukkan bahwa secara umum proses pembelajaran Pendidikan Agama Islam di SD Muhammadiyah Ambarbinangun telah menghasilkan capaian belajar yang baik bagi sebagian besar siswa. Namun demikian, keberadaan Kelompok Hasil Belajar Perlu Pendampingan menunjukkan bahwa masih terdapat sejumlah siswa yang memerlukan perhatian khusus melalui program remedial, pendampingan belajar, maupun strategi pembelajaran yang lebih individual. Informasi tersebut menjadi salah satu keunggulan penerapan algoritma *K-Means* karena tidak hanya menghasilkan pengelompokan data, tetapi juga menyediakan informasi yang

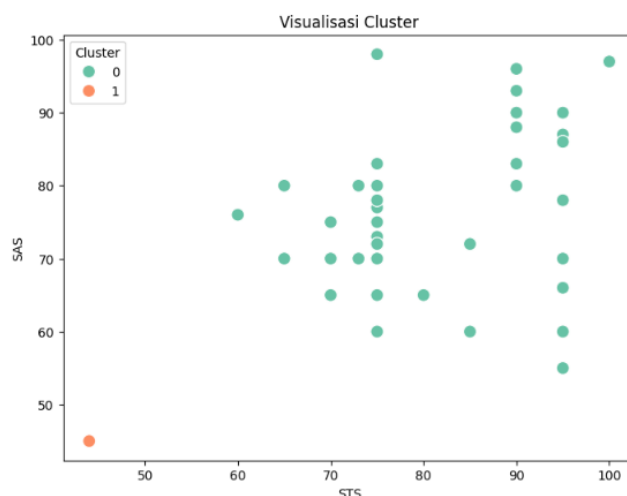
dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam proses pembelajaran. Temuan ini sejalan dengan penelitian (Sujana et al., 2025) yang menyatakan bahwa hasil klasterisasi mampu membantu pendidik dalam mengidentifikasi kelompok siswa berdasarkan capaian akademiknya sehingga strategi pembelajaran dapat disusun secara lebih terarah.

Hasil penelitian ini juga mendukung temuan (Aulia et al., 2026) yang menunjukkan bahwa algoritma *K-Means* efektif dalam mengelompokkan data akademik berdasarkan tingkat kemiripan nilai sehingga karakteristik setiap kelompok dapat diidentifikasi secara objektif. Selain itu, penelitian (Dila et al., 2025) menjelaskan bahwa pemanfaatan klasterisasi pada data hasil belajar memberikan informasi yang lebih komprehensif dibandingkan hanya melihat nilai rata-rata kelas, karena mampu memperlihatkan pola distribusi kemampuan siswa yang tidak selalu tampak melalui analisis statistik deskriptif. Dengan demikian, hasil klasterisasi pada penelitian ini tidak hanya berhasil membentuk kelompok hasil belajar siswa, tetapi juga menghasilkan informasi yang dapat dimanfaatkan sebagai dasar evaluasi pembelajaran dan penyusunan tindak lanjut pembelajaran yang lebih tepat sasaran.

Visualisasi dan Interpretasi Hasil Klasterisasi

Visualisasi hasil klasterisasi dilakukan menggunakan *scatter plot* untuk memberikan gambaran mengenai sebaran data siswa berdasarkan hasil pengelompokan yang diperoleh dari algoritma *K-Means*. Pada penelitian ini, visualisasi menggunakan variabel Sumatif Tengah Semester (STS) sebagai sumbu horizontal (*x-axis*) dan Sumatif Akhir Semester (SAS) sebagai sumbu vertikal (*y-axis*). Pemilihan kedua variabel tersebut didasarkan pada tujuan untuk memperlihatkan pemisahan antarcluster secara lebih jelas pada ruang dua dimensi. Meskipun demikian, proses klasterisasi tidak hanya menggunakan dua variabel tersebut, melainkan melibatkan seluruh atribut penelitian, yaitu Asesmen Formatif, STS, dan SAS secara simultan dalam pembentukan *cluster*. Variabel Asesmen Formatif tidak ditampilkan pada visualisasi karena *scatter plot* dua dimensi hanya mampu merepresentasikan dua variabel dalam satu bidang pengamatan. Oleh karena itu, informasi mengenai kontribusi Asesmen Formatif terhadap pembentukan cluster tetap direpresentasikan melalui nilai centroid pada Tabel 5 yang menunjukkan rata-rata nilai setiap variabel pada masing-masing cluster. Dengan demikian, visualisasi pada Gambar 3 hanya

berfungsi untuk mempermudah interpretasi pola sebaran data, sedangkan hasil klasterisasi yang dihasilkan tetap mempertimbangkan ketiga variabel penelitian secara komprehensif (Rahma, 2025).



Gambar 3. Visualisasi Hasil Klaterisasi Menggunakan Algoritma K-Means

Berdasarkan Gambar 3, sebagian besar data terkonsentrasi pada *Cluster 0*, sedangkan *Cluster 1* hanya terdiri atas sejumlah kecil data yang berada pada posisi terpisah dari kelompok utama. Sebaran tersebut menunjukkan bahwa mayoritas siswa memiliki karakteristik hasil belajar yang relatif serupa berdasarkan nilai STS dan SAS, sementara sebagian kecil siswa memiliki capaian hasil belajar yang berbeda secara nyata. Perbedaan pola sebaran tersebut memperlihatkan bahwa algoritma *K-Means* mampu mengelompokkan data berdasarkan tingkat kemiripan karakteristik hasil belajar sehingga setiap cluster memiliki identitas yang berbeda.

Visualisasi juga memperlihatkan bahwa anggota *Cluster 0* tersebar pada rentang nilai STS dan SAS yang relatif lebih tinggi dibandingkan *Cluster 1*. Sebaliknya, *Cluster 1* berada pada area dengan nilai STS dan SAS yang lebih rendah sehingga membentuk kelompok tersendiri yang terpisah dari mayoritas siswa. Meskipun sebaran data pada *Cluster 0* masih menunjukkan variasi nilai, pemisahan antara kedua cluster tetap terlihat dengan jelas. Kondisi tersebut konsisten dengan hasil evaluasi menggunakan *Silhouette Score*, yang menunjukkan bahwa model dengan dua cluster menghasilkan kualitas pengelompokan terbaik dengan nilai 0,6894. Menurut (Yulisasih et al., 2024), nilai *Silhouette Score* yang tinggi menunjukkan bahwa anggota dalam setiap cluster memiliki tingkat kemiripan yang

baik sekaligus memiliki pemisahan yang memadai terhadap *cluster* lainnya, sehingga hasil klasterisasi dapat dianggap memiliki kualitas yang baik.

Apabila dibandingkan dengan nilai centroid pada Tabel 5, pola sebaran pada Gambar 3 menunjukkan tingkat konsistensi yang tinggi. Cluster 0 memiliki nilai centroid sebesar 83,58 pada Asesmen Formatif, 81,33 pada STS, dan 74,42 pada SAS, sehingga diinterpretasikan sebagai Kelompok Hasil Belajar Baik. Sebaliknya, Cluster 1 memiliki nilai centroid sebesar 43,00, 44,00, dan 45,00, sehingga diinterpretasikan sebagai Kelompok Hasil Belajar Perlu Pendampingan. Perbedaan nilai centroid tersebut selaras dengan pola visualisasi yang menunjukkan bahwa anggota Cluster 1 berada pada rentang nilai yang lebih rendah dibandingkan kelompok utama. Kesesuaian antara hasil visualisasi dan nilai centroid menunjukkan bahwa proses klasterisasi menghasilkan struktur kelompok yang konsisten baik secara numerik maupun secara visual.

Hasil visualisasi juga memperlihatkan bahwa mayoritas siswa berada pada kelompok dengan capaian hasil belajar yang baik, sedangkan hanya sebagian kecil siswa yang memerlukan perhatian lebih dalam proses pembelajaran. Informasi ini memberikan nilai praktis bagi guru karena memungkinkan identifikasi siswa yang memerlukan pendampingan akademik dilakukan secara lebih cepat dan berbasis data. Dengan demikian, hasil klasterisasi tidak hanya memberikan informasi mengenai pola pengelompokan siswa, tetapi juga dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam penyusunan program remedial, pendampingan belajar, maupun strategi pembelajaran yang lebih adaptif sesuai karakteristik masing-masing kelompok. Temuan ini mendukung penelitian (Risal et al., 2024) yang menyatakan bahwa hasil klasterisasi mampu membantu pendidik mengidentifikasi karakteristik peserta didik secara lebih objektif. Selain itu, (Siregar et al., 2024) menjelaskan bahwa pengelompokan hasil belajar berbasis data memberikan informasi yang lebih komprehensif bagi sekolah dalam merancang strategi pembelajaran yang sesuai dengan kebutuhan peserta didik.

Secara keseluruhan, visualisasi hasil klasterisasi memperkuat temuan penelitian bahwa algoritma *K-Means* mampu mengelompokkan hasil belajar siswa berdasarkan tingkat kemiripan nilai pada mata pelajaran Pendidikan Agama Islam. Kesesuaian antara visualisasi, nilai centroid, serta hasil evaluasi menggunakan *Silhouette Score* menunjukkan bahwa model klasterisasi yang dihasilkan memiliki kualitas yang baik dan mampu memberikan

informasi yang dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam proses evaluasi pembelajaran.

Analisis Efektivitas Algoritma K-Means dalam Mengelompokkan Hasil Belajar

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *K-Means* mampu mengelompokkan hasil belajar siswa ke dalam dua cluster berdasarkan kemiripan nilai Asesmen Formatif, Sumatif Tengah Semester (STS), dan Sumatif Akhir Semester (SAS). Pengelompokan tersebut menghasilkan dua karakteristik yang berbeda, yaitu Kelompok Hasil Belajar Baik dan Kelompok Hasil Belajar Perlu Pendampingan. Perbedaan nilai centroid pada setiap cluster menunjukkan bahwa algoritma mampu membedakan karakteristik capaian akademik siswa secara objektif sehingga hasil klasterisasi dapat digunakan sebagai dasar dalam proses evaluasi pembelajaran.

Temuan ini sejalan dengan penelitian (Acharjya et al., 2025) dan (Alalawi et al., 2023) yang menyatakan bahwa algoritma *K-Means* efektif dalam mengidentifikasi pola hasil belajar siswa melalui pengelompokan berdasarkan tingkat kemiripan data. Hasil penelitian ini juga mendukung penelitian (Pamungkas et al., 2024) dan (Aulia et al., 2026) yang menunjukkan bahwa penerapan *K-Means* mampu menghasilkan kelompok akademik yang memiliki karakteristik berbeda sehingga memudahkan proses identifikasi capaian belajar peserta didik.

Selain mampu membentuk kelompok yang jelas, hasil klasterisasi pada penelitian ini memberikan informasi yang dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam penyusunan strategi pembelajaran yang lebih tepat sasaran. Temuan tersebut memperkuat hasil penelitian (Mawarni & Budi, 2022) serta (Dila et al., 2025) yang menjelaskan bahwa penerapan algoritma K-Means pada data pendidikan tidak hanya berfungsi sebagai teknik pengelompokan data, tetapi juga dapat mendukung proses evaluasi hasil belajar dan pengambilan keputusan dalam meningkatkan kualitas pembelajaran.

Analisis Kualitas Cluster Berdasarkan *Silhouette Score*

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model dengan dua *cluster* menghasilkan nilai *Silhouette Score* sebesar 0,6894, yang merupakan nilai tertinggi dibandingkan alternatif jumlah *cluster* lainnya. Nilai tersebut menunjukkan bahwa hasil klasterisasi memiliki tingkat kohesi yang baik di dalam setiap *cluster* serta pemisahan yang cukup jelas antarcluster.

Dengan demikian, model yang dihasilkan mampu merepresentasikan karakteristik hasil belajar siswa secara optimal dan layak digunakan sebagai dasar analisis lebih lanjut.

Temuan ini sejalan dengan penelitian (Yulisasih et al., 2024) yang menyatakan bahwa *Silhouette Score* merupakan indikator yang efektif dalam mengevaluasi kualitas hasil klasterisasi karena mampu mengukur keseimbangan antara kedekatan anggota dalam satu cluster dan keterpisahan antarcluster. Hasil penelitian ini juga mendukung temuan (Qusyairi et al., 2024) bahwa penggunaan *Silhouette Score* menghasilkan pemilihan jumlah cluster yang lebih objektif dibandingkan hanya mengandalkan *Elbow Method*.

Meskipun *Elbow Method* pada penelitian ini mengindikasikan jumlah *cluster* berada pada $k = 3$, model dengan $k = 2$ dipilih karena memiliki nilai *Silhouette Score* tertinggi. Perbedaan tersebut merupakan kondisi yang umum dalam analisis *clustering* karena kedua metode memiliki prinsip evaluasi yang berbeda. (Kertanah et al., 2023) menjelaskan bahwa *Elbow Method* berfokus pada efisiensi pembentukan cluster, sedangkan *Silhouette Score* menilai kualitas struktur cluster secara menyeluruh. Oleh karena itu, pemilihan model dengan dua cluster dinilai lebih tepat dan konsisten dengan tujuan penelitian. Selain itu, (Agha et al., 2023) menegaskan bahwa evaluasi menggunakan *Silhouette Score* memberikan dasar yang lebih kuat dalam menentukan model klasterisasi yang optimal.

Implikasi Hasil Klasterisasi terhadap Evaluasi Pembelajaran Pendidikan Agama Islam

Hasil klasterisasi menunjukkan bahwa sebagian besar siswa berada pada Kelompok Hasil Belajar Baik, sedangkan sebagian kecil siswa tergolong dalam Kelompok Hasil Belajar Perlu Pendampingan. Informasi tersebut memberikan gambaran yang lebih spesifik mengenai kondisi hasil belajar siswa sehingga guru tidak hanya berfokus pada nilai akhir, tetapi juga dapat mengidentifikasi kelompok siswa yang memerlukan tindak lanjut pembelajaran secara lebih terarah. Dengan demikian, hasil klasterisasi dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam menyusun program remedial bagi siswa yang memerlukan pendampingan serta program pengayaan bagi siswa yang telah mencapai capaian belajar yang baik.

Pemanfaatan hasil klasterisasi sebagai dasar evaluasi pembelajaran sejalan dengan penelitian (Latuconsina, 2023) yang menjelaskan bahwa evaluasi hasil belajar Pendidikan

Agama Islam perlu dilakukan secara komprehensif agar mampu menggambarkan perkembangan kompetensi peserta didik secara utuh. Selain itu, (Farida & Sudibyo, 2022) menyatakan bahwa analisis data hasil belajar dapat membantu guru merancang strategi pembelajaran yang lebih sesuai dengan karakteristik siswa sehingga proses pembelajaran menjadi lebih efektif. Temuan penelitian ini juga mendukung konsep *learning analytics* yang dikemukakan oleh (Ouassif et al., 2025) dan (Lestari, 2026), yaitu pemanfaatan data akademik sebagai dasar pengambilan keputusan untuk meningkatkan kualitas pembelajaran secara berkelanjutan.

Kontribusi Penelitian terhadap Pengambilan Keputusan Berbasis Data

Penelitian ini memberikan kontribusi dalam penerapan *Educational Data Mining* sebagai pendekatan pendukung pengambilan keputusan berbasis data di lingkungan sekolah. Hasil klusterisasi yang diperoleh tidak hanya memberikan informasi mengenai pengelompokan hasil belajar siswa, tetapi juga dapat menjadi dasar bagi guru dan sekolah dalam menentukan prioritas pendampingan akademik, menyusun program pembelajaran yang lebih terarah, serta melakukan evaluasi pembelajaran secara lebih objektif.

Pendekatan tersebut sejalan dengan penelitian Hidayatullah et al., (2025) yang menekankan pentingnya penggunaan indikator evaluasi yang terukur dalam menghasilkan informasi yang dapat mendukung proses pengambilan keputusan. Selain itu, Mursidan et al., (2026) menjelaskan bahwa hasil analisis data dapat dimanfaatkan sebagai decision support dalam menentukan kebijakan yang lebih efektif, sedangkan Alisia et al., (2025) menunjukkan bahwa pemanfaatan hasil analisis secara sistematis dapat mendukung process improvement dalam suatu organisasi. Pada konteks penelitian ini, hasil klusterisasi diharapkan tidak hanya menjadi informasi akademik, tetapi juga menjadi dasar dalam meningkatkan kualitas evaluasi pembelajaran Pendidikan Agama Islam melalui pendekatan yang lebih objektif, sistematis, dan berbasis data.

KESIMPULAN DAN REKOMENDASI

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma *K-Means* untuk mengelompokkan tingkat hasil belajar siswa pada mata pelajaran Pendidikan Agama Islam di SD Muhammadiyah Ambarbinangun berdasarkan tiga variabel penilaian, yaitu Asesmen

Formatif, Sumatif Tengah Semester (STS), dan Sumatif Akhir Semester (SAS). Hasil klasterisasi menunjukkan bahwa model terbaik diperoleh pada dua *cluster* ($k = 2$) dengan nilai *Silhouette Score* sebesar 0,6894, yang mengindikasikan bahwa struktur *cluster* memiliki kualitas pengelompokan yang baik. Klasterisasi menghasilkan dua kelompok karakteristik, yaitu Kelompok Hasil Belajar Baik yang terdiri atas 72 siswa dan Kelompok Hasil Belajar Perlu Pendampingan yang terdiri atas 4 siswa, sehingga mampu menggambarkan variasi capaian hasil belajar siswa secara lebih objektif dibandingkan penyajian nilai akademik secara konvensional.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan algoritma *K-Means* yang dikombinasikan dengan evaluasi menggunakan *Silhouette Score* efektif dalam mengidentifikasi karakteristik hasil belajar siswa serta menghasilkan informasi yang dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengambilan keputusan berbasis data di lingkungan sekolah. Informasi hasil klasterisasi memberikan manfaat praktis bagi guru dalam mengidentifikasi siswa yang memerlukan pendampingan maupun pengayaan sehingga proses evaluasi pembelajaran dapat dilakukan secara lebih terarah, objektif, dan sesuai dengan kebutuhan peserta didik. Berdasarkan hasil penelitian, guru direkomendasikan untuk memanfaatkan hasil klasterisasi sebagai dasar dalam menyusun program remedial bagi siswa yang tergolong dalam Kelompok Hasil Belajar Perlu Pendampingan serta merancang kegiatan pengayaan bagi siswa pada Kelompok Hasil Belajar Baik. Selain itu, sekolah dapat memanfaatkan hasil pengelompokan ini untuk menyusun kebijakan pembelajaran yang lebih adaptif, melakukan pemantauan perkembangan hasil belajar secara berkala, serta mengembangkan sistem evaluasi pembelajaran berbasis data sebagai bagian dari peningkatan mutu pendidikan. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pemanfaatan *Educational Data Mining* sebagai pendekatan analitis yang mendukung peningkatan kualitas evaluasi pembelajaran Pendidikan Agama Islam sekaligus memperkuat penerapan pengambilan keputusan berbasis data dalam lingkungan pendidikan dasar.

REFERENSI

- Acharjya, P. P., Das, M., Metia, R., Sasmal, M., Sikdar, S., & Rahaman, S. H. (2025). Clustering Student Performance Data Using K-Means In Educational Data Mining. *2025 8th International Conference On Computing Methodologies And Communication (ICCMC)*, 544–549. <https://doi.org/10.1109/ICCMC65190.2025.11140631>
- Agha, D., Meghji, A. F., & Bhatti, S. (2023). Clusters Of Success: Unpacking Academic Trends With K-Means Clustering In Education. *VFAST Transactions On Software Engineering*, 11(4), 15–31. <https://doi.org/10.21015/Vtse.V11i4.1633>
- Agusniar, C., Mulya Ulfa, S., & Rhomadhona, H. (2025). Utilizing K-Means Clustering For Grouping Student Achievement Data To Evaluate Learning Activeness. *Journal Of Advanced Computer Knowledge And Algorithms*, 2(3), 56–59. <https://doi.org/10.29103/Jacka.V2i3.22591>
- Alalawi, S. J. S., Shaharane, I. N. M., & Jamil, J. M. (2023). Clustering Student Performance Data Using K-Means Algorithms. *Journal Of Computational Innovation And Analytics (JCIA)*, 2(1), 41–55. <https://doi.org/10.32890/Jcia2023.2.1.3>
- Alisia, S. S., Murdiyanto, A. W., & Himawan, A. (2025). Analisis Proses Bisnis Toko Roti Menggunakan SWOT Dan Business Process Improvement. *Jurnal Informatika Komputer, Bisnis Dan Manajemen*, 23(3), 1–13. <https://doi.org/10.61805/Fahma.V23i3.186>
- Aulia, M. A., Wibowo, K. A. T., Nugraha, I., & Analta, I. W. (2026). Analisis Clustering Data Mahasiswa Berdasarkan Nilai Akademik Menggunakan K-Means. *Journal Of Students' Research In Computer Science*, 7(1), 37–50. <https://doi.org/10.31599/Kv0g1g94>
- Dila, R., Defit, S., & Arlis, S. (2025). Analisis Algoritma K-Means Clustering Dalam Pengelompokan Prestasi Belajar Siswa Menengah Atas (SMA). *Bulletin Of Computer Science Research*, 5(5), 1113–1119. <https://doi.org/10.47065/Bulletincsr.V5i5.751>

- Farida, A., & Sudibyo, N. A. (2022). Implementation Of The K-Means Algorithm On Learning Outcomes And Self-Regulated Learning. *UNION: Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika*, 10(2), 147–154. <https://doi.org/10.30738/Union.V10i2.12233>
- Gustian, D., & Al-Farits, M. S. (2023). Data Mining Untuk Melihat Minat Belajar Siswa Menerapkan Metode K-Means. *Journal Of Information System Research (JOSH)*, 4(3), 775–784. <https://doi.org/10.47065/Josh.V4i3.3218>
- Hendrastuty, N. (2024). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means Clustering Dalam Evaluasi Hasil Pembelajaran Siswa. *Jurnal Ilmiah Informatika Dan Ilmu Komputer (JIMA-ILKOM)*, 3(1), 46–56. <https://doi.org/10.58602/Jima-Ilkom.V3i1.26>
- Hidayatullah, S., Panca, A. S., Sobri, M., & Dwijayanti, I. (2025). *Analisis Retensi Pengguna Mobile JKN Dengan HEART Metrics Dan Regresi Linier Berganda*.
- Kertanah, K., Nurmayanti, W. P., Aini, S. R., Amrullah, L. Muh., & Sya'roni, M. (2023). Comparison Of Algorithms K-Means And DBSCAN For Clustering Student Cognitive Learning Outcomes In Physics Subject. *Kappa Journal*, 7(2), 251–255. <https://doi.org/10.29408/Kpj.V7i2.18428>
- Latuconsina, A. (2023). Learning Outcomes Of Islamic Religious Education In Various Studies In Indonesia: Correlation Meta-Analysis And Systematic Literature Review. *International Journal Of Instruction*, 16(4), 329–348. <https://doi.org/10.29333/Iji.2023.16420a>
- Lestari, E. D. (2026). Learning Analytics-Driven Student Performance Prediction Using Ensemble Machine Learning Models. *Artificial Intelligence In Learning*. <https://doi.org/10.63913/Ail.V2i1.5>
- Liu, R. (2022). Data Analysis Of Educational Evaluation Using K-Means Clustering Method. *Computational Intelligence And Neuroscience*, 2022, 1–10. <https://doi.org/10.1155/2022/3762431>
- Mawarni, Q. I., & Budi, E. S. (2022). Implementasi Algoritma K-Means Clustering Dalam Penilaian Kedisiplinan Siswa. *Jurnal Sistem Komputer Dan Informatika (JSON)*, 3(4), 522. <https://doi.org/10.30865/Json.V3i4.4242>

- Mursidan, A., Dermawan, R. F., & Ramdhan, V. (2026). Perancangan Aplikasi SPK Penilaian Kinerja Karyawan BPMP Jakarta Dengan Simple Additive Weighting. *Jurnal Informatika Komputer, Bisnis Dan Manajemen*, 24(1), 1–10. <https://doi.org/10.61805/Fahma.V24i1.190>
- Ouassif, K., Ziani, B., Herrera-Tapia, J., & Kerrache, C. A. (2025). Empowering Education: Leveraging Clustering And Recommendations For Enhanced Student Insights. *Education Sciences*, 15(7), 819. <https://doi.org/10.3390/Educsci15070819>
- Pamungkas, L., Dewi, N. A., & Putri, N. A. (2024). Classification Of Student Grade Data Using The K-Means Clustering Method. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 13(1), 86–91. <https://doi.org/10.32736/Sisfokom.V13i1.1983>
- Qusyairi, M., Zul Hidayatullah, & Arnila Sandi. (2024). Penerapan K-Means Clustering Dalam Pengelompokan Prestasi Siswa Dengan Optimasi Metode Elbow. *Infotek: Jurnal Informatika Dan Teknologi*, 7(2), 500–510. <https://doi.org/10.29408/Jit.V7i2.26375>
- Rahma, F. (2025). Clustering Students Based On Academic Performance And Social Factors: An Unsupervised Learning Approach To Identify Student Patterns. *International Journal For Applied Information Management*, 5(3), 139–154. <https://doi.org/10.47738/Ijaim.V5i3.109>
- Risal, A. A. N., Andayani, D. D., Suherman, M. I., & 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*, 60–67. <https://doi.org/10.59562/Jessi.V5i1.2178>
- Siregar, H. L., Hidayanthi, R., & Sakti, A. L. D. (2024). Implementation Of K-Means Clustering On Student Learning Achievements Based On Social Economic And Social Related. *Research And Development In Education (Raden)*, 4(2), 1447–1459. <https://doi.org/10.22219/Raden.V4i2.36742>
- Sujana, T. S., Rini Astuti, Willy Prihartono, & Ryan Hamonangan. (2025). Implementation Of Data Mining Using The K-Means Algorithm To Group Students Based On Academic Performance. *Journal Of Artificial Intelligence And Engineering Applications (JAIEA)*, 4(2), 1527–1531. <https://doi.org/10.59934/Jaiea.V4i2.936>

Yuliasih, B. N., Herman, H., Sunardi, S., & Yuliansyah, H. (2024). Evaluation Of K-Means Clustering Using Silhouette Score Method On Customer Segmentation. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 16(3), 330–342. <https://doi.org/10.33096/ilkom.V16i3.2325.330-342>