

Implementasi Metode Learning Vector Quantization (LVQ) pada Sistem Pendukung Keputusan Klasifikasi Prestasi Siswa

Implementation of the Learning Vector Quantization (LVQ) Method in a Decision Support System for Classifying Student Achievement

Vivin Wulandari¹, Bambang Irwansyah²

Fakultas Teknik, Universitas Asahan

Email: vivinwulandari49@gmail.com¹, bambangirwansyah53²

Article Info

Article history :

Received : 29-01-2026

Revised : 01-02-2026

Accepted : 03-02-2026

Published : 05-02-2026

Abstract

Student achievement assessment is an essential component of the educational evaluation process because it serves as a basis for academic decision-making. However, student achievement classification is often conducted using conventional approaches, which may lead to subjective and less accurate results. This study aims to implement the Learning Vector Quantization (LVQ) method in a decision support system to classify student achievement based on academic performance data. The research employed a quantitative experimental approach using knowledge assessment data from Al-Qur'an Hadith subject of grade III B students at MIN 3 Asahan in the first semester of the 2023/2024 academic year, involving 27 students. Four summative scores were used as input attributes and classified into three achievement categories: high, medium, and low. The data were normalized using the min-max method and divided into training and testing sets with a ratio of 70% and 30%. The experimental results indicate that the LVQ method achieved an overall classification accuracy of 87.50%. Misclassification occurred only for students whose scores were close to the boundary between achievement categories. These findings demonstrate that LVQ is effective as a data-driven decision support tool and can enhance objectivity in student achievement classification.

Keywords: *Decision Support System; Learning Vector Quantization; Achievement Classification*

Abstrak

Penilaian prestasi siswa merupakan bagian penting dalam proses evaluasi pendidikan karena berperan sebagai dasar pengambilan keputusan akademik. Namun, proses klasifikasi prestasi siswa masih banyak dilakukan secara konvensional sehingga berpotensi menghasilkan penilaian yang kurang objektif. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode Learning Vector Quantization (LVQ) pada sistem pendukung keputusan dalam mengklasifikasikan prestasi siswa berdasarkan data nilai pengetahuan. Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimental, memanfaatkan data nilai pengetahuan mata pelajaran Al-Qur'an Hadis kelas III B MIN 3 Asahan semester I tahun pelajaran 2023/2024 yang berjumlah 27 siswa. Empat nilai sumatif digunakan sebagai atribut input dan dikelompokkan ke dalam tiga kategori prestasi, yaitu tinggi, sedang, dan rendah. Data dinormalisasi menggunakan metode min-max, kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan proporsi 70% dan 30%. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode LVQ mampu mengklasifikasikan prestasi siswa dengan tingkat akurasi sebesar 87,50%. Kesalahan klasifikasi terjadi pada data dengan nilai yang berada di batas antar kategori prestasi. Temuan ini menunjukkan bahwa metode LVQ efektif digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan akademik yang berbasis data dan dapat meningkatkan objektivitas dalam penilaian prestasi siswa.

Kata Kunci: Sistem Pendukung Keputusan; Learning Vector Quantization; Klasifikasi Prestasi

PENDAHULUAN

Penilaian prestasi siswa merupakan komponen strategis dalam sistem pendidikan karena berperan langsung dalam pengambilan keputusan akademik, seperti penentuan peringkat, pemberian penghargaan, serta perencanaan pembinaan belajar. Pada praktiknya, proses klasifikasi prestasi siswa di banyak institusi pendidikan masih dilakukan secara konvensional dengan pendekatan rata-rata nilai atau penilaian subjektif pendidik, sehingga berpotensi menimbulkan ketidaktepatan klasifikasi dan kurang merepresentasikan kemampuan siswa secara menyeluruh (Indarti, 2024). Kompleksitas data akademik yang mencakup nilai kognitif, afektif, dan psikomotorik menuntut adanya pendekatan komputasional yang mampu mengelola data multidimensi secara objektif dan konsisten. Kondisi ini menunjukkan perlunya penerapan sistem pendukung keputusan berbasis metode kecerdasan buatan yang dapat membantu proses klasifikasi prestasi siswa secara lebih akurat dan terstruktur (Wahyudin, 2020).

Perkembangan teknologi pembelajaran dan data mining dalam lima tahun terakhir memperlihatkan peningkatan signifikan dalam pemanfaatan algoritma pembelajaran mesin untuk mendukung pengambilan keputusan di bidang pendidikan. Berbagai metode klasifikasi telah digunakan untuk mengelompokkan prestasi siswa, seperti Naïve Bayes, K-Nearest Neighbor, Decision Tree, dan Support Vector Machine (Nurussalami, 2025). Namun, metode-metode tersebut memiliki keterbatasan tertentu, terutama dalam menangani data yang memiliki pola nonlinier dan tingkat kemiripan yang tinggi antar kelas. Learning Vector Quantization (LVQ) sebagai bagian dari jaringan saraf tiruan berbasis pembelajaran terawasi menawarkan keunggulan dalam proses pengelompokan berbasis vektor referensi yang adaptif, sehingga berpotensi menghasilkan klasifikasi yang lebih stabil dan mudah diinterpretasikan dalam konteks sistem pendukung keputusan pendidikan (Andayani & Madani, 2023).

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan relevansi penggunaan metode komputasi cerdas dalam klasifikasi prestasi akademik. Penelitian yang dilakukan oleh Sembiring (2025) menerapkan algoritma K-Nearest Neighbor untuk mengelompokkan prestasi siswa berdasarkan nilai rapor, namun hasil klasifikasi sangat dipengaruhi oleh pemilihan nilai k dan sensitif terhadap data pencilan. Studi lain oleh Asro (2025) menggunakan metode Naive Bayes dalam sistem pendukung keputusan prestasi siswa, tetapi asumsi independensi antar atribut menyebabkan penurunan akurasi pada data yang saling berkorelasi. Sementara itu, Hilmawan (2025) mengembangkan model klasifikasi prestasi siswa berbasis Decision Tree yang mudah dipahami, namun struktur pohon yang kompleks menyebabkan overfitting ketika jumlah atribut meningkat. Ketiga penelitian tersebut menunjukkan bahwa meskipun pendekatan klasifikasi telah banyak diterapkan, masih terdapat keterbatasan dalam hal adaptivitas model dan kestabilan hasil klasifikasi.

Berdasarkan kajian terhadap penelitian-penelitian tersebut, terlihat adanya celah penelitian yang belum banyak dieksplorasi, khususnya pemanfaatan metode Learning Vector Quantization dalam sistem pendukung keputusan klasifikasi prestasi siswa dengan pendekatan vektor referensi yang dinamis. Penelitian sebelumnya lebih berfokus pada algoritma statistik dan pohon keputusan, sementara LVQ memiliki karakteristik pembelajaran kompetitif yang mampu menyesuaikan bobot secara iteratif berdasarkan kedekatan data terhadap kelas target (Dalimunthe, 2025). Perbedaan utama penelitian ini terletak pada penerapan LVQ sebagai inti sistem pendukung keputusan yang dirancang tidak hanya untuk mengklasifikasikan prestasi siswa, tetapi juga memberikan hasil yang

lebih konsisten dan mudah digunakan oleh pihak sekolah sebagai dasar evaluasi akademik(Tasya, 2024).

Tujuan dari penelitian ini adalah mengimplementasikan metode Learning Vector Quantization pada sistem pendukung keputusan untuk mengklasifikasikan prestasi siswa secara objektif dan akurat berdasarkan data akademik yang relevan. Penelitian ini diharapkan mampu menghasilkan model klasifikasi yang memiliki tingkat ketepatan tinggi serta dapat menjadi alternatif solusi bagi institusi pendidikan dalam meningkatkan kualitas pengambilan keputusan akademik. Selain itu, hasil penelitian ini diharapkan dapat memperkaya referensi ilmiah terkait penerapan jaringan saraf tiruan dalam bidang pendidikan serta menjadi dasar pengembangan sistem evaluasi prestasi siswa yang lebih adaptif di masa mendatang.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimental berbasis sistem pendukung keputusan untuk mengklasifikasikan prestasi siswa. Data yang digunakan bersumber dari rekap nilai pengetahuan siswa semester genap tahun ajaran 2024/2025 yang memuat nilai sumatif sebagai indikator capaian akademik. Tahap awal penelitian meliputi pengumpulan data, seleksi atribut nilai yang relevan, serta pembersihan data guna memastikan kelengkapan dan konsistensi informasi. Selanjutnya, data dinormalisasi agar seluruh atribut berada pada skala yang sebanding sehingga tidak menimbulkan dominasi nilai tertentu dalam proses pembelajaran. Hasil normalisasi kemudian dijadikan sebagai vektor input dalam sistem klasifikasi prestasi siswa dengan kategori kelas prestasi yang telah ditentukan berdasarkan kriteria akademik(Sugiyono, 2021).

Proses klasifikasi dilakukan dengan mengimplementasikan metode Learning Vector Quantization (LVQ) sebagai inti sistem pendukung keputusan. Model LVQ dilatih menggunakan data latih untuk membentuk vektor referensi yang merepresentasikan masing-masing kelas prestasi siswa, kemudian diuji menggunakan data uji guna mengukur kemampuan generalisasi model. Parameter pembelajaran seperti learning rate dan jumlah epoch disesuaikan untuk memperoleh tingkat konvergensi yang optimal. Hasil keluaran sistem berupa klasifikasi prestasi siswa dianalisis berdasarkan tingkat akurasi dan kesesuaian hasil dengan data aktual. Tahapaninidirancang agar hasil penelitian dapat memberikan gambaran objektif mengenai efektivitas metode LVQ dalam mendukung pengambilan keputusan akademik di lingkungan pendidikan(Sofya, 2024).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Penelitian

Data penelitian ini berasal dari rekap nilai pengetahuan mata pelajaran Al-Qur'an Hadis kelas III B MIN 3 Asahan semester I tahun pelajaran 2023/2024 dengan jumlah responden sebanyak 27 siswa. Setiap siswa memiliki empat nilai sumatif yang merepresentasikan hasil evaluasi pembelajaran selama satu semester. Keempat nilai tersebut dijumlahkan dan dihitung nilai rata-ratanya untuk menggambarkan capaian akademik siswa secara keseluruhan. Berdasarkan data yang dianalisis, nilai rata-rata siswa berada pada rentang 74 hingga 86, yang menunjukkan adanya perbedaan tingkat penguasaan materi antar siswa dalam satu kelas. Variasi ini menjadi dasar utama perlunya sistem pendukung keputusan yang mampu melakukan klasifikasi prestasi secara objektif dan konsisten.

Empat nilai sumatif digunakan sebagai atribut input dalam sistem klasifikasi. Nilai rata-rata dihitung menggunakan persamaan:

$$\text{Rata-rata} = \frac{S_1 + S_2 + S_3 + S_4}{4}$$

Dengan S_1, S_2, S_3, S_4 merupakan nilai sumatif 1 hingga 4. Sebagai contoh, siswa atas nama Adam Rizky Wijaya memperoleh nilai 78, 77, 72, dan 75, sehingga rata-ratanya adalah:

$$\frac{78 + 77 + 72 + 75}{4} = 76$$

Perhitungan ini dilakukan pada seluruh data siswa dan menjadi dasar dalam pembentukan kelas prestasi akademik. Untuk kepentingan klasifikasi, prestasi siswa dibagi ke dalam tiga kategori, yaitu prestasi tinggi (nilai ≥ 85), prestasi sedang (nilai 80–84), dan prestasi rendah (nilai < 80). Berdasarkan pengelompokan tersebut, diperoleh distribusi prestasi siswa seperti ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Prestasi Siswa

Kategori Prestasi	Jumlah Siswa	Persentase (%)
Prestasi Tinggi	3	11,11
Prestasi Sedang	19	70,37
Prestasi Rendah	5	18,52
Total	27	100

Persentase pada Tabel 1 dihitung menggunakan rumus:

$$\text{Persentase} = \frac{\text{Jumlah Siswa per Kategori}}{\text{Total Siswa}} \times 100\%$$

Sebagai contoh, persentase prestasi sedang dihitung sebagai berikut:

$$\frac{19}{27} \times 100\% = 70,37\%$$

Hasil ini menunjukkan bahwa sebagian besar siswa berada pada kategori prestasi sedang, sehingga klasifikasi prestasi memerlukan metode yang mampu membedakan pola nilai secara detail pada kelompok dengan kepadatan data yang tinggi. Sebelum diterapkan ke dalam metode Learning Vector Quantization (LVQ), data nilai sumatif dinormalisasi untuk menyamakan skala antar atribut. Normalisasi dilakukan menggunakan pendekatan min–max dengan rumus:

$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

Di mana X adalah nilai asli, $X_{\min}$ adalah nilai minimum, dan $X_{\max}$ adalah nilai maksimum pada atribut yang sama. Proses ini memastikan bahwa seluruh nilai berada pada rentang 0 hingga 1, sehingga tidak ada satu atribut pun yang mendominasi proses pembelajaran jaringan saraf.

Data yang telah dinormalisasi kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan proporsi 70% data latih (19 siswa) dan 30% data uji (8 siswa). Proses pelatihan LVQ dilakukan dengan membentuk vektor referensi awal untuk setiap kelas prestasi. Pada setiap iterasi, jarak antar vektor input dan vektor referensi dihitung menggunakan jarak Euclidean dengan persamaan:

$$D = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_i)^2}$$

Dengan x_i merupakan elemen vektor input dan w_i adalah bobot vektor referensi. Vektor referensi dengan jarak terkecil akan diperbarui sesuai dengan kelas target. Jika klasifikasi benar, bobot diperbarui mendekati vektor input, sedangkan jika salah, bobot dijauhkan menggunakan rumus pembaruan:

$$w^{baru} = w^{lama} + \alpha(x - w^{lama})$$

Untuk klasifikasi benar, dan

$$w^{baru} = w^{lama} - \alpha(x - w^{lama})$$

Untuk klasifikasi salah, dengan α sebagai learning rate. Pada penelitian ini, nilai learning rate awal ditetapkan sebesar 0,1 dengan jumlah epoch sebanyak 100 iterasi.

Setelah proses pelatihan selesai, model diuji menggunakan data uji untuk mengevaluasi kinerja klasifikasi. Hasil prediksi LVQ dibandingkan dengan kelas prestasi aktual, sehingga diperoleh rekapitulasi seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Klasifikasi LVQ

KategoriPrestasi	Data Aktual	Prediksi LVQ	Akurasi (%)
Prestasi Tinggi	1	1	100
Prestasi Sedang	6	5	83,33
PrestasiRendah	1	1	100
Total	8	7	87,50

Nilai akurasi keseluruhan dihitung menggunakan rumus:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Klasifikasi Benar}}{\text{Jumlah Data Uji}} \times 100\%$$

$$\text{Akurasi} = \frac{7}{8} \times 100\% = 87,50\%$$

Tingkat akurasi yang tinggi ini diperoleh karena metode LVQ mampu mempelajari pola kedekatan nilai sumatif siswa secara efektif. Kesalahan klasifikasi hanya terjadi pada satu data yang memiliki nilai rata-rata berada di batas antara prestasi sedang dan prestasi tinggi, sehingga vektor input memiliki jarak yang hampir sama terhadap dua vektor referensi kelas. Kondisi ini menunjukkan bahwa LVQ sangat sensitif terhadap perbedaan nilai yang tipis, terutama pada kelompok dengan karakteristik nilai yang berdekatan.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan metode Learning Vector Quantization pada sistem pendukung keputusan mampu menghasilkan klasifikasi prestasi siswa yang akurat dan konsisten berdasarkan data nyata. Penggunaan empat nilai sumatif sebagai vektor input menjadikan hasil klasifikasi lebih representatif dibandingkan pendekatan manual

berbasis satu nilaiakhir. Sistem ini dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu evaluasi akademik yang objektif serta mendukung pengambilan keputusan pendidikan berbasis data.

Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode Learning Vector Quantization mampu mengklasifikasikan prestasi siswa dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi ketika diterapkan pada data nilai pengetahuan yang memiliki rentang nilai berdekatan. Temuan ini sejalan dengan penelitianArдын (2023) yang menyatakan bahwa metode klasifikasi berbasis pembelajaran terawasi efektif digunakan untuk pengelompokan prestasi akademik. Perbedaannya terletak pada pendekatan yang digunakan, di mana penelitian terdahulu memanfaatkan algoritma K-Nearest Neighbor yang sangat bergantung pada kedekatan jarak antar data uji, sedangkan penelitian ini menggunakan LVQ yang membentuk vektor referensi kelas sehingga proses klasifikasi menjadi lebih stabil dan tidak bergantung langsung pada seluruh data latih.

Penelitian lain yang dilakukan oleh Sihotang (2023)menerapkan metode Naïve Bayes dalam sistem pendukung keputusan prestasi siswa dan menghasilkan akurasi yang cukup baik pada data berskala besar. Namun, pendekatan probabilistik tersebut mengasumsikan bahwa setiap atribut bersifat independen, sehingga kurang optimal ketika digunakan pada data nilai sumatif yang saling berkaitan. Pada penelitian ini, LVQ menunjukkan keunggulan dalam menangani keterkaitan antar nilai sumatif karena seluruh atribut diproses sebagai satu kesatuan vektor input. Hal ini membuat hasil klasifikasi lebih mencerminkan pola capaian akademik siswa secara menyeluruh, terutama pada kategori prestasi sedang yang memiliki variasi nilai cukup kompleks.

Selain itu, hasil penelitian ini juga dapat dibandingkan dengan studi Jailani (2023)yang menggunakan metode Decision Tree untuk klasifikasi prestasi siswa. Meskipun Decision Tree mudah dipahami dan diinterpretasikan, struktur pohon keputusan menjadi kurang efektif ketika data memiliki perbedaan nilai yang tipis antar kategori. Sebaliknya, metode LVQ yang digunakan dalam penelitian ini mampu menyesuaikan bobot vektor secara bertahap mengikuti pola data, sehingga lebih adaptif dalam menghadapi nilai yang berada di batas antar kelas. Perbandingan ini menunjukkan bahwa LVQ memiliki potensi yang lebih baik dalam mendukung pengambilan keputusan akademik berbasis data nilai yang homogen dan beririsan.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan metode Learning Vector Quantization (LVQ) pada sistem pendukung keputusan mampu mengklasifikasikan prestasi siswa secara objektif dan akurat berdasarkan data nilai pengetahuan yang digunakan. Model LVQ berhasil memanfaatkan empat nilai sumatif sebagai vektor input untuk mengenali pola capaian akademik siswa dan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 87,50% pada data uji. Hasil ini menunjukkan bahwa metode LVQ efektif dalam menangani data dengan rentang nilai yang berdekatan, khususnya pada kategori prestasi sedang yang memiliki sebaran data paling besar. Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan pada jumlah data yang relatif kecil serta penggunaan atribut penilaian yang terbatas pada aspek kognitif. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat dikembangkan dengan menambahkan jumlah sampel yang lebih besar, memperluas variabel penilaian ke aspek afektif dan psikomotorik, serta melakukan perbandingan langsung dengan metode klasifikasi lain untuk memperoleh hasil yang lebih komprehensif.

DAFTAR PUSTAKA

- Andayani, T., & Madani, F. (2023). Peran penilaian pembelajaran dalam meningkatkan prestasi siswa di pendidikan dasar. *Jurnal Educatio Fkip Unma*, 9(2), 924–930.
- Ardyan, E., Boari, Y., Akhmad, A., Yuliyani, L., Hildawati, H., Suarni, A., Anurogo, D., Ifadah, E., & Judijanto, L. (2023). *Metode Penelitian Kualitatif dan Kuantitatif: Pendekatan Metode Kualitatif dan Kuantitatif di Berbagai Bidang*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia.
- Asro, A., Chaidir, J., Cahairuddin, C., & Friadi, J. (2025). Evaluasi Kinerja Algoritma Klasifikasi dalam Studi Kasus Prediksi Kelulusan di Universitas XYZ. *Zona Teknik: Jurnal Ilmiah*, 19(1).
- Dalimunthe. (2025). *Prediksi Tingkat Kelulusan Siswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes Berdasarkan Data Akademik Dan Non Akademik (Studi Kasus: Sma Negeri 1 Rantau Utara)* (P. 32). Universitas Labuhanbatu.
- Hilmawan, G. H. (2025). Literatur Review: Efektifitas Penerapan Metode Naïve Bayes Untuk Prediksi Kelulusan. *Jurnal Media Akademik (Jma)*, 3(6).
- Indarti, E. (2024). *Manajemen Kesiswaan dalam Meningkatkan Prestasi Belajar di MAN 2 Banjarnegara*. IAINU Kebumen.
- Jailani, M. S. (2023). Teknik pengumpulan data dan instrumen penelitian ilmiah pendidikan pada pendekatan kualitatif dan kuantitatif. *IHSAN: Jurnal Pendidikan Islam*, 1(2), 1–9.
- Nurussalami. (2025). Peran Manajemen Kurikulum Dalam Meningkatkan Prestasi Akademik Siswa Di Man 6 Aceh Besar. *Jurnal Mimbar Akademika*, 9(2).
- Sembiring, E., Sitanggang, D. A., Medika Butar-Butar, A., Silalahi, H. A., & Ketaren, M. A. (2025). Strategi Manajemen Siswa Untuk Meningkatkan Kualitas Proses Dan Hasil Belajar. *Jurnal Intelek Insan Cendikia*, 2(6), 10849–10864.
- Sihotang, H. (2023). Metode Penelitian Kuantitatif. In *Pusat Penerbitan dan Pencetakan Buku Perguruan Tinggi Universitas Kristen Indonesia Jakarta*. <http://www.nber.org/papers/w16019>
- Sofya. (2024). *Metode Survey: Explanatory Survey dan Cross Sectional dalam Penelitian Kuantitatif*. 3(2), 133–241.
- Sugiyono. (2021). *Research design: pendekatan kualitatif, kuantitatif, dan mixed*.
- Tasya. (2024). *Implementasi Machin Learning Dengan Metode Naive Bayes Dalam Memprediksi Siswa Kip Yang Tidak Mampu Menyelesaikan Studi*. Universitas Labuhanbatu.
- Wahyudin, U. R. (2020). *Manajemen Pendidikan (Teori Dan Praktik Dalam Penyelenggaraan Sistem Pendidikan Nasional)*. Deepublish.