Socius: Jurnal Penelitian Ilmu-Ilmu Sosial
Volume 4, Nomor 3, October 2026, P. 732-742
E-ISSN: 3025-6704
DOI: https://doi.org/10.5281/zenodo.23660905

Analisis Prestasi Akademik Siswa Menggunakan *Hybrid Model Autoencoder-Deep Neural Network* (AE-DNN) dan *Multilayer Perceptron* (MLP)

Analysis of Student Academic Performance Using a Hybrid Autoencoder–Deep Neural Network (AE-DNN) Model and a Multilayer Perceptron (MLP)

Fajar Widianto[1*], Sajarwo Anggai[2], Tukiyat[3]
[1,2,3]Program Studi Teknik Informatika, Universitas Pamulang, Indonesia

ARTICLE INFO
Article history:
Received 03 October 2026
Revised 15 October 2026
Accepted 20 October 2026
Available online 25 October 2026

Keywords
Deep Learning, Autoencoder, Deep Neural Network, Multilayer Perceptron, Academic Achievement, Report Card Grades, Student Prediction
Kata kunci
Deep Learning, Autoencoder, Deep Neural Network, Multilayer Perceptron, Prestasi Akademik, Nilai Raport, Prediksi Siswa

This is an open access article under the CC BY-SA license. Copyright © 2026 by Author. Published by Yayasan Daarul Huda

ABSTRACT
Student academic achievement serves as a key indicator for evaluating the success of the school learning process. Advances in artificial intelligence, particularly Deep Learning, enable more accurate and efficient analysis of educational data. This study aims to analyze and predict student academic achievement based on report card grades using Autoencoder-Deep Neural Network (AE-DNN) and Multilayer Perceptron (MLP) models. The dataset comprises grades from 10 subjects—Mathematics, Natural Sciences, Social Sciences, Indonesian, English, Civics, Physical Education, Islamic Religious Education, Arts, and ICT—for 320 students. The data underwent preprocessing steps, including cleaning, normalization, and a split into 80% training data and 20% testing data. The Autoencoder method was employed for feature extraction and dimensionality reduction to generate an optimal data representation prior to processing by the Deep Neural Network. Subsequently, the performance of the AE-DNN model was compared with that of the MLP model in classifying student academic achievement levels. Model evaluation was conducted using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results indicate that, in terms of overall accuracy, both architectures achieved the same score of 98.44%, correctly classifying 63 out of 64 test samples. However, category-specific F1-score analysis revealed complementary characteristics: the AE-DNN model proved superior and more precise in predicting the "High" category (F1=1.0000) compared to the MLP (F1=0.9630), whereas the MLP model performed perfectly in the "Low" category (F1=1.0000).

ABSTRAK
Prestasi akademik siswa merupakan salah satu indikator dalam mengevaluasi keberhasilan proses pembelajaran di sekolah. Perkembangan kecerdasan buatan, khususnya Deep Learning, memungkinkan analisis data pendidikan dilakukan secara lebih akurat dan efisien. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan memprediksi prestasi akademik siswa berdasarkan nilai raport menggunakan model Autoencoder-Deep Neural Network (AE-DNN) dan Multilayer Perceptron (MLP). Dataset yang digunakan terdiri 10 mata pelajaran dari data nilai raport 320 siswa pada beberapa mata pelajaran inti yaitu matematika, ipa, ips, bahasa indonesia, bahasa inggris, pkn, pjok, pai, seni, tik yang kemudian melalui tahapan preprocessing meliputi pembersihan data, normalisasi, dan pembagian data latih 80 % serta data uji 20 %. Metode Autoencoder digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur dan reduksi dimensi sehingga mampu menghasilkan representasi data yang lebih optimal sebelum diproses oleh Deep Neural Network. Selanjutnya, performa model AE-DNN dibandingkan dengan model MLP dalam melakukan klasifikasi tingkat prestasi akademik siswa. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa secara keseluruhan (overall accuracy), kedua arsitektur menghasilkan nilai akurasi yang sama yaitu sebesar 98,44% dengan mengklasifikasikan 63 dari 64 sampel uji secara tepat. Namun, analisis F1-score per kategori menunjukkan karakteristik komplementer; model AE-DNN terbukti lebih unggul dan presisi dalam memprediksi kategori Tinggi (F1=1,0000) dibandingkan MLP (F1= 0,9630), sedangkan model MLP unggul secara sempurna pada kategori Rendah (F1=1,0000).

PENDAHULUAN

Prestasi akademik siswa merupakan indikator utama keberhasilan proses pendidikan, dengan meningkatnya penggunaan teknologi di era transformasi digital (Tang et al., 2024) Prestasi akademik tidak hanya mencerminkan tingkat pencapaian hasil belajar siswa, tetapi juga

*Corresponding Author
Email: fajarwidianto95@gmail.com, sajarwo@gmail.com, dimastuky@gmail.com

dapat menjadi salah satu dasar bagi sekolah dalam menentukan strategi pembinaan, pendampingan, dan pengembangan kemampuan siswa. Dalam praktiknya, evaluasi prestasi akademik masih banyak dilakukan berdasarkan pengolahan nilai secara konvensional, seperti menghitung rata-rata nilai pengetahuan dan keterampilan. Pendekatan tersebut relatif sederhana dan mudah diterapkan, tetapi belum tentu mampu menggambarkan karakteristik kompetensi siswa secara menyeluruh, terutama ketika data akademik memiliki banyak atribut dan hubungan antarvariabel yang bersifat kompleks dan *nonlinier*. Hal ini menjadi pendorong untuk mengimplementasikan. Prestasi siswa mencerminkan tingkat pemahaman, kemampuan berpikir, serta keterampilan yang diperoleh selama proses pembelajaran di sekolah. Tingginya prestasi akademik tidak hanya berpengaruh terhadap keberhasilan individu siswa, tetapi juga menjadi indikator dari kualitas institusi pendidikan serta efektivitas sistem pembelajaran yang diterapkan (Budiyono, 2023). Oleh karena itu, analisis terhadap prestasi siswa menjadi aspek penting dalam pengambilan keputusan pendidikan guna meningkatkan mutu pembelajaran dan meminimalkan kegagalan belajar.

Permasalahan tersebut relevan dengan kondisi SMPN 2 Mekar Baru penurunan prestasi siswa di berbagai jenjang pendidikan. Penurunan prestasi ini dapat terlihat dari rendahnya nilai akademik, meningkatnya jumlah siswa yang tidak mencapai standar kompetensi, serta tingginya risiko kegagalan belajar atau putus sekolah. Fenomena ini menjadi perhatian serius bagi institusi pendidikan karena dapat berdampak pada kualitas lulusan serta efektivitas sistem pendidikan secara keseluruhan. . (Al-Shanableh et al., 2026), misalnya, membandingkan berbagai teknik *machine learning* untuk memprediksi prestasi akademik melalui tugas klasifikasi dan regresi. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa pemilihan model, *feature engineering*, dan *hyperparameter tuning* berpengaruh terhadap kemampuan model dalam memprediksi prestasi siswa. Penelitian ini mengusulkan penerapan *hybrid* model berbasis *Autoeconder*-DNN dan *Multilayer Perseptron* untuk memprediksi prestasi siswa berdasarkan data nilai akademik. Model ini diharapkan mampu mengidentifikasi pola prestasi siswa secara lebih akurat sehingga dapat digunakan sebagai sistem pendukung keputusan dalam membantu guru dan sekolah dalam melakukan intervensi pembelajaran secara lebih dini.

Adapun tujuan penelitian ini untuk menganalisis dan memprediksi prestasi akademik siswa menggunakan *hybrid* model *Autoecode*r-DNN dan *Multilayer Perseptron* berdasarkan data nilai siswa sehingga dapat diketahui pola perkembangan prestasi siswa serta potensi penurunan prestasi secara lebih dini.

Sementara itu, kebaruan (*novelty*) dari penelitian ini terletak pada penerapan hybrid model *Autoecoder*-DNN dan *Multilayer Perceptron* untuk menganalisis data nilai akademik siswa secara temporal serta menghasilkan sistem prediksi prestasi siswa yang lebih akurat dibandingkan metode konvensional. Dengan demikian, penelitian ini diarahkan untuk menyelesaikan permasalahan keterbatasan evaluasi prestasi akademik yang hanya mengandalkan rata-rata nilai. Data nilai rapor akan melalui tahapan *preprocessing*, pembentukan fitur, ekstraksi representasi menggunakan *Autoecoder*, pemodelan menggunakan DNN dan MLP, serta evaluasi menggunakan *Confusion Matrix, Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score.* Proses ini bertujuan untuk mengukur seberapa baik suatu model dapat memprediksi kelas data yang belum pernah dilihat sebelumnya, memastikan bahwa algoritma yang dikembangkan dapat secara akurat dan andal(Gumay & Anggai, Sajarwo, 2025).

Pada akhirnya, pentingnya penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model analisis prestasi akademik yang lebih berbasis data dan mampu mengidentifikasi pola prestasi siswa secara lebih sistematis. Hasil penelitian tidak dimaksudkan untuk menggantikan penilaian guru, tetapi sebagai sistem pendukung keputusan yang dapat memberikan informasi tambahan kepada

guru dan sekolah dalam mengenali kelompok siswa berdasarkan karakteristik prestasinya. Informasi tersebut dapat menjadi dasar untuk menentukan strategi pembinaan, pendampingan, maupun intervensi pembelajaran yang lebih tepat sasaran.

METODE

Dataset dan Variabel

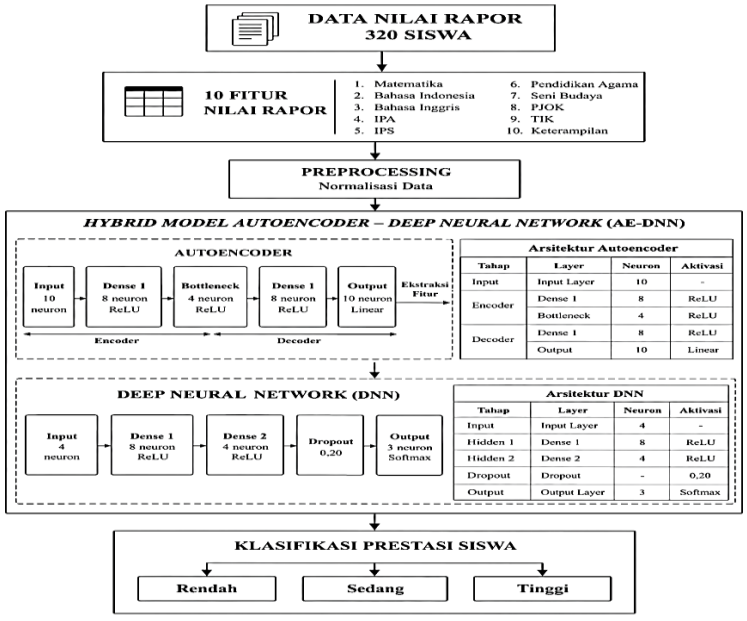
Dataset penelitian terdiri atas 320 siswa tahun ajaran 2025/2026. Setiap siswa direpresentasikan oleh 10 fitur nilai mata pelajaran: Matematika, IPA, IPS, Bahasa Indonesia, Bahasa Inggris, PKN, PJOK, PAI, Seni, dan TIK/Informatika. Target penelitian berupa kategori prestasi akademik yang terdiri atas Rendah, Sedang, dan Tinggi. Dalam penelitian ini, kategori tersebut dibentuk berdasarkan rata-rata nilai, dengan batas Rendah < 70, Sedang 70 sampai kurang dari 85, dan Tinggi ≥ 85.

Pra-pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan mencakup pemeriksaan data, normalisasi Min-Max, label encoding, dan pembagian dataset. Normalisasi digunakan agar seluruh fitur berada pada skala yang seragam. Label kategori diubah menjadi representasi numerik, yaitu Rendah = 0, Sedang = 1, dan Tinggi = 2. Dataset kemudian dibagi menjadi 80% data training dan 20% data testing sehingga dari 320 data terdapat 64 data untuk pengujian. Min-Max Scaling yang digunakan adalah: X' = (X−Xmin) / (Xmax − Xmin).

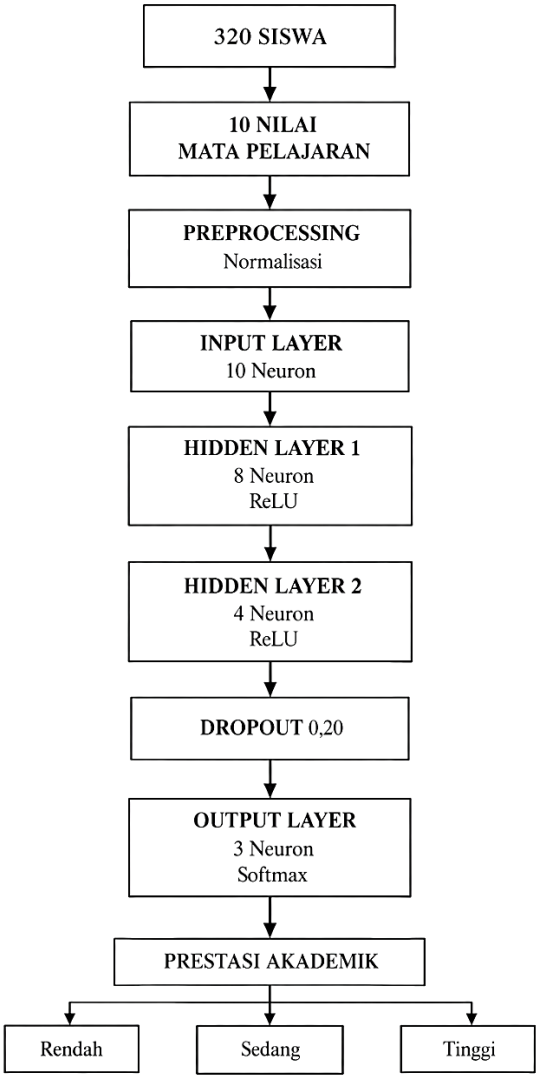
Arsitektur Model

Model arsitektur yang digunakan yaitu Model AE-DNN terdiri atas dua tahap. Tahap pertama menggunakan *Autoencoder* untuk mempelajari representasi laten. Sepuluh fitur masukan diproses melalui *encoder* 10–8–4, kemudian *decoder* melakukan rekonstruksi melalui 4–8–10. Representasi pada bottleneck yang berjumlah empat fitur digunakan sebagai input DNN. Tahap klasifikasi menggunakan arsitektur 4–8–4, *dropout* 0,20, dan *output* tiga *neuron* dengan aktivasi *softmax.*



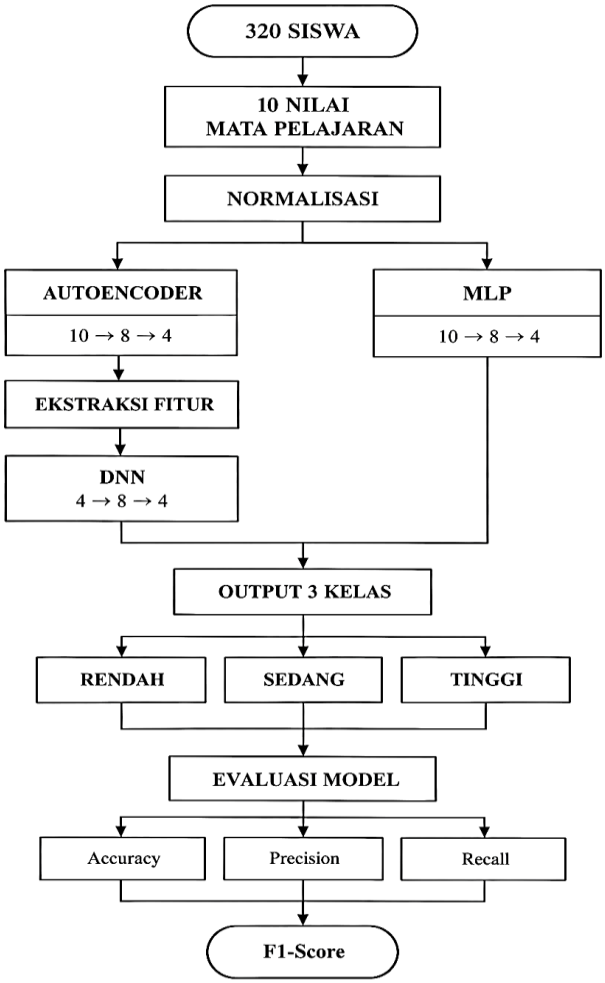
Gambar 1. Arsitektur Model AE-DNN Untuk Prestasi Akademik Siswa

Model pembanding MLP menerima 10 fitur hasil *scaling* secara langsung. Arsitekturnya terdiri atas *input* 10 fitur, *hidden layer* pertama 8 *neuron*, hidden layer kedua 4 *neuron*, *dropout* 0,20, dan output tiga *neuron softmax*. Kedua pendekatan kemudian dibandingkan menggunakan data uji yang sama.



Gambar 2. Arsitektur Model MLP untuk Prestasi Akademik Siswa

Kemudian analisis komparatifnya membandingkan hasil antara MLP dan AE-DNN. Menjelaskan mengapa AE-DNN (dengan ekstraksi fitur) mungkin lebih baik atau lebih efisien dalam memproses data raport yang mungkin memiliki banyak *noise* atau korelasi antar mata pelajaran. Kemudian tertinggi dianggap memiliki performa terbaik dan dapat digunakan sebagai sistem pendukung keputusan dalam evaluasi akademik siswa.



Gambar 2. Perbandingan Arsitektur Model untuk Prestasi Akademik Siswa

Penelitian ini menggunakan data nilai rapor dari 320 siswa yang terdiri atas 10 mata pelajaran. Data tersebut terlebih dahulu melalui tahap normalisasi untuk menyamakan skala nilai sebelum digunakan dalam proses pembelajaran model. Setelah proses normalisasi, data diproses menggunakan dua pendekatan, yaitu *Hybrid* AE-DNN dan MLP. Pada model AE-DNN, data 10 fitur terlebih dahulu diproses menggunakan *Autoencoder* dengan arsitektur 10 → 8 → 4 untuk melakukan ekstraksi fitur. Empat fitur hasil ekstraksi kemudian digunakan sebagai input pada DNN dengan arsitektur 4 → 8 → 4 untuk mempelajari pola prestasi akademik siswa.

Sementara itu, pada model MLP, 10 fitur nilai mata pelajaran langsung diproses melalui jaringan dengan arsitektur 10 → 8 → 4, tanpa melalui tahap ekstraksi fitur *Autoencoder*. Kedua model selanjutnya menghasilkan 3 kelas *output*, yaitu Rendah, Sedang, dan Tinggi. Hasil klasifikasi dari kedua model kemudian dievaluasi menggunakan beberapa metrik, yaitu *Accuracy, Precision, Recall*, dan *F1-Score*. Evaluasi tersebut digunakan untuk mengetahui kemampuan masing-masing model dalam mengklasifikasikan prestasi akademik siswa berdasarkan nilai rapor serta menjadi dasar dalam membandingkan hasil model AE-DNN dan MLP.

Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan pada data pengujian menggunakan *accuracy, precision, recall, F1-score,* dan *confusion matrix.* Accuracy mengukur proporsi prediksi benar secara keseluruhan. Precision menunjukkan ketepatan prediksi pada suatu kelas, *recall* menunjukkan kemampuan model menemukan seluruh anggota kelas aktual, sedangkan *F1-score* merupakan keseimbangan

antara *precision* dan *recall*. *Confusion matrix* digunakan untuk mengidentifikasi distribusi prediksi benar dan salah pada kelas Rendah, Sedang, dan Tinggi.

HASIL

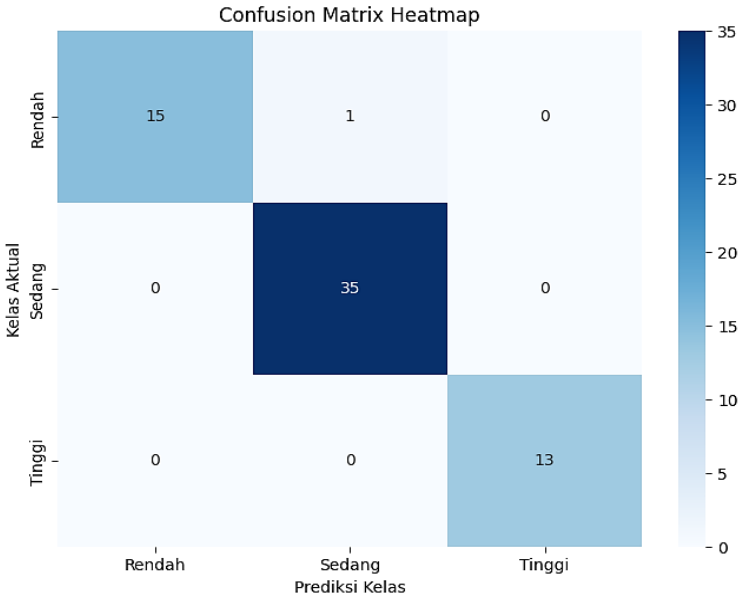
Bagian ini menyajikan hasil eksperimen secara deskriptif tanpa menggabungkan interpretasi teoritis. Pengujian dilakukan terhadap 64 data testing dari total 320 data siswa, sedangkan 256 data digunakan sebagai data pelatihan. Data yang digunakan terdiri atas 10 atribut nilai akademik, yaitu Matematika, IPA, IPS, Bahasa Indonesia, Bahasa Inggris, PKN, PJOK, PAI, Seni, dan TIK/Informatika. Variabel target diklasifikasikan ke dalam tiga kategori prestasi akademik, yaitu Rendah, Sedang, dan Tinggi, berdasarkan nilai rata-rata akademik siswa.

Karakteristik Data

Data yang digunakan yaitu sepuluh mata pelajaran memiliki hubungan positif yang relatif kuat. Berdasarkan analisis korelasi dalam penelitian ini, nilai korelasi antarmata pelajaran berada pada kisaran 0,74–0,81. Korelasi tertinggi ditemukan antara Matematika dan IPA sebesar 0,81. Kondisi ini menunjukkan bahwa perubahan nilai pada satu mata pelajaran cenderung searah dengan mata pelajaran lain dan memberikan alasan metodologis untuk menguji Autoencoder sebagai pembentuk representasi laten.

Hasil Model AE-DNN

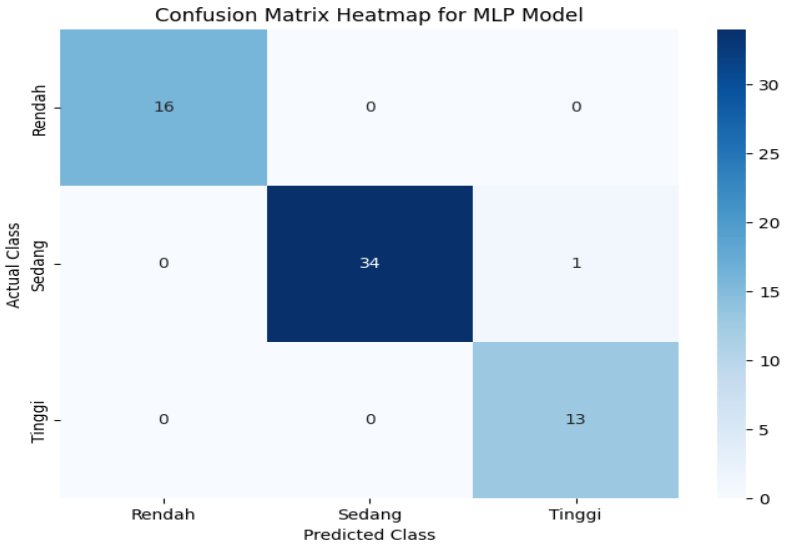
AE-DNN memperoleh accuracy sebesar 98,44% pada 64 data pengujian. Sebanyak 63 sampel diklasifikasikan dengan benar dan satu sampel mengalami kesalahan klasifikasi. Pada kelas Rendah, precision sebesar 1,00, recall 0,9375, dan F1-score 0,9677. Pada kelas Sedang, precision 0,9722, recall 1,00, dan F1-score 0,9859. Pada kelas Tinggi, precision, recall, dan F1-score masing-masing 1,00.



Gambar 2. Hasil *Confusion Matrix* AE-DNN

Hasil Model MLP

Model MLP juga memperoleh akurasi 98,44% pada 64 data uji. Analisis confusion matrix menunjukkan 63 prediksi benar dan satu kesalahan. Berdasarkan evaluasi per kelas dalam tesis, MLP memiliki keunggulan pada kategori Rendah dengan F1-score 1,0000, sedangkan pada kategori Tinggi F1-score sebesar 0,9630. Kategori Sedang menunjukkan performa yang sangat tinggi dan hampir seimbang dengan AE-DNN.



Gambar 3. Hasil *Confusion Matrix* MLP

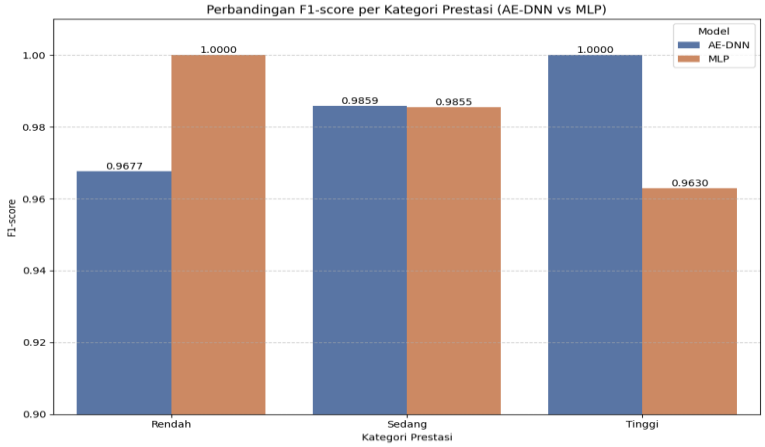
Hasil Perbandingan Model

Tabel 1. Perbandingan Model

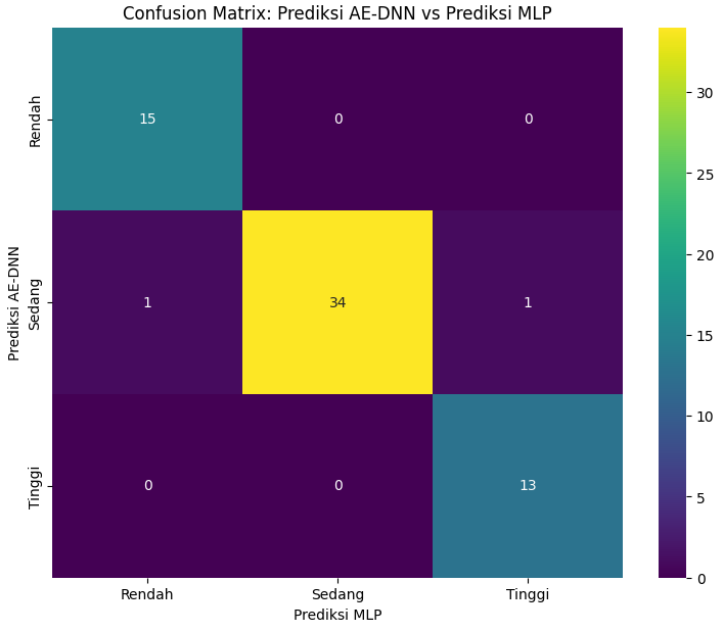
Metrik/Kategori	AE-DNN	MLP	Model Unggul
Accuracy	98,44%	98,44%	Setara
F1 Rendah	0,9677	1,0000	MLP
F1 Sedang	0,9859	0,9855	AE-DNN (tipis)
F1 Tinggi	1,0000	0,9630	AE-DNN
Data uji benar	63/64	63/64	Setara

Sumber: Hasil pengolahan data penelitia, 2026

Hasil tabel di atas tersebut menunjukkan bahwa kedua model memiliki performa agregat yang identik, tetapi karakteristik kesalahannya berbeda. AE-DNN memiliki keunggulan pada pengenalan kategori Tinggi, sedangkan MLP memiliki keunggulan pada kategori Rendah. Pada kategori Sedang, perbedaannya sangat kecil. Dengan demikian, penggunaan Autoencoder tidak menghasilkan peningkatan akurasi keseluruhan pada dataset ini, walaupun memberikan representasi yang mampu mempertahankan pemisahan kelas tertentu.



Gambar 3. Perbandingan F1-Score



Gambar 3. Perbandingan *Confusion Matrix*

Hasil visualisasi menunjukkan tingkat kesesuaian prediksi (*inter-model agreement*) yang sangat tinggi yaitu sebesar 96,88%, di mana 62 dari total 64 sampel uji mendapatkan label klasifikasi yang identik dari kedua model. Rincian kesepakatan klasifikasi mencakup 15 sampel pada kategori *Rendah*, 34 sampel pada kategori *Sedang*, dan 13 sampel pada kategori *Tinggi*.

Perbedaan hasil prediksi (*disagreement*) hanya ditemukan pada 2 sampel (3,12%). Pada kedua kasus tersebut, model AE-DNN mengklasifikasikan sampel ke dalam kategori *Sedang*, sementara model MLP memprediksinya masing-masing sebagai kategori *Rendah* dan *Tinggi*. Perbedaan marginal ini mengindikasikan bahwa kedua model memiliki batas keputusan (*decision boundary*) yang sangat dekat, dengan divergensi minimal yang hanya terjadi pada data batas perbatasan antarkategori (*borderline instances*). Secara umum, tingkat kesepakatan yang sangat dominan ini mengonfirmasi stabilitas dan validitas performa prediktif dari kedua arsitektur

PEMBAHASAN

Interpretasi Kinerja Model

Hasil penelitian memperlihatkan bahwa AE-DNN dan MLP memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat tinggi pada dataset yang digunakan. Accuracy 98,44% menunjukkan bahwa kedua pendekatan mampu menghasilkan prediksi yang hampir seluruhnya benar pada data pengujian. Temuan ini sejalan dengan literatur yang menempatkan *neural network* dan *deep learning* sebagai pendekatan yang relevan untuk prediksi performa siswa (Namoun & Alshanqiti, 2021; Zhang et al., 2021; Gu, 2025; Boujmiraz et al., 2026). Namun, *accuracy* yang tinggi perlu dibaca bersama metrik per kelas karena distribusi kesalahan dapat berbeda.

Pada AE-DNN, kelas Tinggi memperoleh *F1-score* sempurna. Hal ini menunjukkan bahwa representasi laten hasil Autoencoder tetap mempertahankan informasi yang cukup untuk membedakan siswa pada kategori prestasi tinggi. Sebaliknya, MLP memberikan F1-score sempurna pada kelas Rendah. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa kedua arsitektur memiliki karakteristik decision boundary yang sedikit berbeda meskipun menghasilkan accuracy agregat yang sama.

Perbandingan Model AE-DNN dan MLP

Temuan utama penelitian ini yaitu bahwa penambahan *Autoencoder* tidak meningkatkan *accuracy* agregat dibandingkan MLP. Pada dataset dengan 10 fitur akademik dan korelasi antarmata pelajaran yang relatif tinggi, MLP dapat mempelajari hubungan antarfitur secara langsung tanpa tahap reduksi dimensi. Dengan demikian, kompleksitas arsitektur AE-DNN belum memberikan keuntungan prediktif yang terukur pada *accuracy* data pengujian.

Temuan tersebut tidak berarti *Autoencoder* tidak bermanfaat. *Autoencoder* tetap relevan ketika tujuan penelitian mencakup pembelajaran representasi laten, reduksi dimensi, atau ketika jumlah fitur jauh lebih besar dan hubungan antarfitur lebih kompleks. Literatur *deep learning* juga menekankan bahwa pemilihan arsitektur harus mempertimbangkan karakteristik data, validasi, dan tujuan analisis, bukan hanya kompleksitas model (Sekeroglu et al., 2021; Khoei, 2023; Boujmiraz et al., 2026).

Implikasi Penelitian

Secara teoritis, hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur yang lebih kompleks tidak selalu menghasilkan peningkatan accuracy ketika dataset relatif terstruktur dan fitur akademiknya memiliki korelasi tinggi. MLP dengan fitur asli mampu mencapai performa agregat yang sama dengan AE-DNN. Secara praktis, MLP lebih sederhana karena tidak membutuhkan tahap pre-training Autoencoder, sehingga berpotensi lebih efisien untuk implementasi sistem prediksi di sekolah dengan sumber daya komputasi terbatas.

Di sisi lain, AE-DNN dapat dipertimbangkan ketika fokus sistem adalah identifikasi siswa pada kategori Tinggi, karena menghasilkan F1-score sempurna pada kategori tersebut. MLP dapat lebih sesuai untuk pendampingan siswa pada kategori Rendah karena F1-score kategori tersebut juga sempurna. Kedua model dapat digunakan sebagai komponen sistem pendukung keputusan, bukan sebagai pengganti penilaian profesional guru

Keterbatasan

Keterbatasan utama penelitian adalah ukuran dataset yang terdiri atas 320 siswa dan sumber data yang berasal dari konteks penelitian yang sama. Pengujian eksternal pada sekolah, periode akademik, atau populasi berbeda belum dilakukan. Selain itu, penelitian berfokus pada fitur nilai rapor sehingga faktor nonakademik seperti kehadiran, aktivitas belajar, dan karakteristik sosial belum dianalisis. Oleh karena itu, hasil *accuracy* 98,44% tidak dapat langsung digeneralisasi ke populasi yang berbeda tanpa validasi tambahan.

SIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa *Hybrid* AE-DNN dan MLP sama-sama mampu mengklasifikasikan prestasi akademik siswa dengan *accuracy* 98,44% pada 64 data pengujian. Kedua model menghasilkan 63 prediksi benar dan satu kesalahan. Perbedaan utama terlihat pada kinerja per kelas: AE-DNN memperoleh F1-score 1,0000 pada kelas Tinggi, sedangkan MLP memperoleh F1-score 1,0000 pada kelas Rendah. Pada kelas Sedang, performa keduanya hampir identik. Berdasarkan hasil tersebut, ekstraksi fitur menggunakan *Autoencoder* belum memberikan peningkatan *accuracy* agregat pada dataset penelitian. MLP menjadi alternatif yang lebih sederhana untuk kasus ini, sedangkan AE-DNN tetap relevan untuk skenario yang membutuhkan representasi laten atau dataset dengan kompleksitas fitur lebih tinggi.

PENGHARGAAN

Penulis mengucapkan terima kasih juga apresiasi yang tinggi terhadap Universitas Pamulang atas penelitian ini dapat terlaksana dengan baik. Serta kolaborasi dan arahan dari dosen

pembimbing penelitian juga kepada rekan-rekan sejawat mahasiswa di kampus atas dukungan dan saran serta masukan yang diberikan demi kelancaran penelitian ini.

REFERENSI

Alalawi, K., Athauda, R., & Chiong, R. (2023). Contextualizing the current state of research on the use of machine learning for student performance prediction: A systematic literature review. *Engineering Reports, 5*(12), Article e12699. https://doi.org/10.1002/eng2.12699

Al-Shanableh, N., et al. (2026). Forecasting students' academic performance in educational data using machine learning techniques. *International Journal of Information and Communication Technology Education, 22*(1). https://doi.org/10.4018/IJICTE.399756

Boujmiraz, S., Darhmaoui, H., & Drissi el Maliani, A. (2026). Predicting student performance: A comprehensive review of machine learning, deep learning, and explainable AI approaches. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 10*, Article 100548. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2026.100548

Budiyono. (2023). *Manajemen pembelajaran dan prestasi belajar siswa*. Penerbit PT Arr Rad Pratama Anggota.

Chaka, C. (2022). Educational data mining, student academic performance prediction, prediction methods, algorithms and tools: An overview of reviews. *The Journal of e-Learning and Knowledge Society, 18*(2), 58–69. https://doi.org/10.20368/1971-8829/1135578

Febriansyah, F., & Muntari, S. (2026). Sistem prediksi prestasi akademik siswa menggunakan algoritma K-nearest neighbor (KNN). *Bulletin of Computer Science Research, 6*(4), 1745–1752. https://doi.org/10.47065/bulletincsr.v6i4.1092

Gu, J. (2025). Predicting student academic achievement using stacked ensemble learning with deep neural networks and fuzzy-based feature selection. *Scientific Reports, 15*, Article 37195. https://doi.org/10.1038/s41598-025-20779-z

Gumay, R. I., Anggai, S., & Tukiyat. (2025). Analisis prediktif potensi kecurangan dalam distribusi Program Indonesia Pintar (PIP) menggunakan metode Naive Bayes dan SVM. *Jurnal Internasional Teknik, Sains dan Teknologi Informasi, 5*(4), 44–54. https://doi.org/10.52088/ijesty.v5i4.982

Gunawan, M. T., Tine, J. Y., & Murwaningtyas, C. E. (2024). Model decision tree untuk prediksi prestasi akademik matematika siswa kelas VIII SMP Frater Don Bosco Manado. *Jurnal Pendidikan Informatika dan Sains, 13*(2), 141–153. https://doi.org/10.31571/saintek.v13i2.7696

Iqbal, M., Dewi, Y. N., & No, V. (2025). Optimalisasi prediksi dalam kelulusan berbasis deep learning: Perbandingan kinerja multi-layer perceptron dan deep neural network. *Infotek: Jurnal Informatika dan Teknologi, 8*(2), 630–641.

Irawan, A., Abidin, Z., & Jamhuri, M. (2026). Deep neural network-based student performance prediction with Hessian-free optimization. *Jurnal Riset Mahasiswa Matematika, 5*(4), 267–277. https://doi.org/10.18860/jrmm.v5i4.37951

Khoei, T. T. (2023). Deep learning: Systematic review, models, challenges, and research directions. *Neural Computing and Applications, 35*(31), 23103–23124. https://doi.org/10.1007/s00521-023-08957-4

Lin, Y., Chen, H., Xia, W., Lin, F., Wang, Z., & Liu, Y. (2025). A comprehensive survey on deep learning techniques in educational data mining. *Data Science and Engineering, 10*(4), 564–590. https://doi.org/10.1007/s41019-025-00303-z

Namoun, A., & Alshanqiti, A. (2021). Predicting student performance using data mining and learning analytics techniques: A systematic literature review. *Applied Sciences, 11*(1), Article 237. https://doi.org/10.3390/app11010237

Tang, B., Li, S., & Zhao, C. (2024). *Predicting the performance of students using deep ensemble learning*. [Nama jurnal, volume, nomor, halaman, dan DOI belum tersedia dalam informasi yang diberikan.]

Widianto, F., & Janita, A. (2026). Analisis model algoritma K-Means clustering untuk pengelompokan prestasi berdasarkan nilai pengetahuan siswa (Studi kasus SMP Negeri 2 Mekar Baru). *Sains Data: Jurnal Studi Matematika dan Teknologi, 4*(1), 34–41.