

Prediksi Nilai Akademik Mahasiswa Menggunakan Regresi Linear Berbasis Data Historis Perkuliahan

Zhafran Kenzie^{1,a,*}, Melvina Grace Aurelia^{2,b}, Rayyan Farrel Mahendra^{3,c}

^aProgram Studi Sains Data, Universitas Bina Nusantara, Jakarta, Indonesia

^bProgram Studi Sistem Informasi, Universitas Telkom, Bandung, Indonesia

^cProgram Studi Informatika, Universitas Amikom Yogyakarta, Yogyakarta, Indonesia

¹zhfrankenzie@gmail.com, ²melvinagraceaurelia20@gmail.com, ³rayyanfarelmahendra26@gmail.com

*Corresponding author

ARTICLE INFO	ABSTRACT
Article history Received July 17, 2026 Revised July 18, 2026 Accepted July 30, 2026 Published July 31, 2026 Keywords Academic Performance Prediction Linear Regression Historical Academic Data Learning Analytics Early Warning System  License by CC-BY-SA Copyright © 2026, The Author(s).	This study aims to predict students' academic scores using linear regression based on historical lecture data. The main problem addressed in this research is how academic data recorded during the learning process can be utilized to estimate students' final scores in a more objective and measurable manner. This study employed a quantitative approach with a predictive research design. The analyzed data included assignment scores, quiz scores, midterm examination scores, attendance percentage, Learning Management System access, forum participation, late assignment submissions, and students' final scores. A total of 180 valid student records were analyzed through data cleaning, descriptive analysis, correlation testing, multiple linear regression modeling, and model evaluation using R-square, Mean Absolute Error, Mean Squared Error, Root Mean Squared Error, and Mean Absolute Percentage Error. The results show that the multiple linear regression model has strong predictive capability, with an R-square value of 0.784. The midterm examination score was identified as the most dominant predictor, followed by assignment scores, quiz scores, late assignment submissions, attendance, and LMS access. Forum participation showed a positive relationship but was not statistically significant. The evaluation results indicate that the model produced a relatively low prediction error, making it applicable as a basis for an academic early warning system. This study confirms that historical lecture data can be strategically used to support academic decision-making, monitor students at academic risk, and improve the quality of learning management in higher education.
How to cite: Kenzie, Z., Aurelia, M. G., & Mahendra, R. F. (2026). Perbandingan Kinerja SVM dan Naive Bayes dalam Klasifikasi Data Evaluasi Pembelajaran. <i>Journal of Science and Technology: Alpha</i>, 2(3), 130-141. doi: https://doi.org/10.70716/alpha.v2i3.761	

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dalam pendidikan tinggi telah mendorong perubahan penting dalam cara institusi mengelola proses akademik. Aktivitas perkuliahan yang sebelumnya hanya direkam secara administratif kini dapat dimanfaatkan sebagai sumber data untuk mendukung pengambilan keputusan akademik berbasis bukti. Data kehadiran, nilai tugas, nilai kuis, nilai ujian tengah semester, nilai ujian akhir semester, aktivitas dalam Learning Management System, keterlambatan pengumpulan tugas, serta riwayat performa akademik mahasiswa merupakan bagian dari data historis perkuliahan yang memiliki nilai prediktif. Data tersebut tidak hanya berfungsi sebagai dokumentasi hasil belajar, tetapi juga dapat digunakan untuk memetakan pola capaian mahasiswa dan memperkirakan kemungkinan nilai akademik pada akhir semester. Dalam kerangka learning analytics, pemanfaatan data historis akademik menjadi penting karena mampu membantu dosen dan pengelola program studi memahami kondisi mahasiswa secara lebih objektif dan terukur. Alshanqiti dan Namoun (2020) menegaskan bahwa data akademik dan faktor-faktor yang memengaruhi performa mahasiswa dapat digunakan untuk membangun model prediksi yang

membantu proses pengambilan keputusan pendidikan. Asthana et al. (2023) juga menunjukkan bahwa prediksi performa akademik dapat dilakukan melalui model regresi berbasis data pembelajaran, sedangkan Wakelam et al. (2020) menekankan bahwa prediksi performa mahasiswa tetap dimungkinkan meskipun atribut data yang tersedia relatif terbatas.

Prediksi nilai akademik mahasiswa menjadi isu penting karena institusi pendidikan tinggi dituntut tidak hanya mengevaluasi hasil belajar setelah semester berakhir, tetapi juga mampu mengidentifikasi risiko akademik lebih dini. Dalam praktik perkuliahan, mahasiswa yang mengalami penurunan capaian sering kali baru terdeteksi setelah nilai akhir diumumkan. Kondisi ini membuat intervensi akademik menjadi terlambat karena dosen dan program studi tidak memiliki informasi prediktif yang cukup pada fase awal atau pertengahan semester. Model prediksi nilai akademik dapat membantu mengatasi permasalahan tersebut dengan memberikan estimasi capaian mahasiswa berdasarkan data historis yang tersedia. Huang dan Fang (2013) menunjukkan bahwa model prediktif dapat digunakan untuk memperkirakan performa mahasiswa dalam mata kuliah tertentu dan memberikan gambaran awal mengenai capaian akademik. Yang et al. (2018) juga membuktikan bahwa multiple linear regression yang dikombinasikan dengan principal component analysis dapat digunakan untuk memprediksi performa akademik mahasiswa. Dalam konteks pendidikan tinggi yang memanfaatkan sistem pembelajaran digital, Santoso dan Yulia (2020) menekankan bahwa aktivitas mahasiswa dalam LMS dapat menjadi salah satu sumber data penting untuk memprediksi performa akademik.

Salah satu metode yang relevan untuk memprediksi nilai akademik mahasiswa adalah regresi linear. Regresi linear merupakan metode statistik yang digunakan untuk menjelaskan hubungan antara variabel bebas dan variabel terikat. Dalam konteks penelitian ini, variabel bebas dapat berupa data historis perkuliahan, sedangkan variabel terikat adalah nilai akademik mahasiswa. Metode ini memiliki keunggulan karena sederhana, transparan, mudah diinterpretasikan, dan dapat menunjukkan kontribusi setiap variabel prediktor terhadap nilai akhir. Oyerinde dan Chia (2017) menggunakan multiple linear regression dalam pendekatan learning analytics untuk memprediksi performa akademik mahasiswa. Bum et al. (2019) juga menunjukkan bahwa regresi linear dapat digunakan untuk memprediksi performa akademik berdasarkan hubungan antara variabel independen dan dependen. Di Indonesia, Yulianto dan Firmansyah (2022) menerapkan model multiple linear regression untuk memprediksi hasil belajar peserta didik, sehingga menunjukkan bahwa metode ini juga relevan dalam konteks penelitian pendidikan nasional.

Penggunaan regresi linear dalam prediksi nilai akademik memiliki kekuatan utama pada aspek interpretabilitas. Dalam lingkungan akademik, model prediksi tidak hanya perlu akurat, tetapi juga harus dapat dijelaskan kepada dosen, mahasiswa, dan pengelola program studi. Model yang terlalu kompleks sering kali menghasilkan prediksi yang baik, tetapi sulit dipahami oleh pengguna nonteknis. Oleh karena itu, regresi linear tetap relevan karena mampu memperlihatkan seberapa besar kontribusi setiap variabel, misalnya nilai tugas, nilai kuis, kehadiran, atau aktivitas LMS, terhadap nilai akhir mahasiswa. Pilarca et al. (2023) menunjukkan bahwa least squares regression dapat digunakan dalam sistem monitoring performa akademik. Wahyuningsih et al. (2024) membandingkan advanced linear regression dengan extreme gradient boosting dan memperlihatkan bahwa pendekatan regresi tetap memiliki posisi penting dalam prediksi akademik. Yan (2022) juga menjelaskan bahwa regresi linear dapat digunakan untuk menganalisis hubungan antara data historis, kehadiran, metrik performa, dan hasil akademik.

Data historis perkuliahan menjadi dasar penting dalam penelitian ini karena nilai akademik mahasiswa pada dasarnya dipengaruhi oleh proses belajar yang berlangsung selama semester. Nilai akhir tidak muncul secara terpisah dari aktivitas akademik sebelumnya, melainkan terbentuk melalui akumulasi partisipasi, tugas, kuis, ujian, interaksi dengan materi, serta intensitas penggunaan sistem pembelajaran. Nik Pa et al. (2024) menunjukkan bahwa aktivitas mahasiswa dalam LMS dapat digunakan untuk memprediksi hasil ujian akhir. Rodrigues et al. (2013) menggunakan regresi linear untuk memprediksi performa mahasiswa dalam lingkungan pembelajaran, sementara Ogundele et al. (2024) menekankan pentingnya data historis, durasi perkuliahan, kehadiran, dan rekam performa sebelumnya dalam membangun model prediksi akademik.

Dengan demikian, data historis perkuliahan dapat dipandang sebagai representasi perilaku belajar mahasiswa yang dapat diolah menjadi model prediksi.

Penelitian terdahulu memperlihatkan bahwa prediksi nilai akademik telah dikaji melalui berbagai pendekatan. Rodríguez Ayán dan Coello García (2008) membandingkan model linear dan logistik dalam memprediksi capaian akademik mahasiswa universitas. Zhu (2024) menggunakan berbagai model regresi linear untuk memprediksi GPA siswa dan menunjukkan bahwa kehadiran menjadi salah satu faktor penting dalam prediksi. Mohamad et al. (2025) menggunakan multiple linear regression untuk memprediksi nilai akhir mahasiswa pada mata kuliah tertentu berdasarkan skor kuis dan tes. Vladova dan Borchyk (2024) mengembangkan predictive analytics untuk memperkirakan skor akhir mahasiswa dengan pendekatan multi-metode dan normalisasi data. Athallah et al. (2025) menunjukkan bahwa kebiasaan belajar dan faktor gaya hidup dapat digunakan sebagai prediktor performa akademik. Berbagai penelitian tersebut menunjukkan bahwa prediksi akademik merupakan bidang yang berkembang, tetapi setiap penelitian memiliki perbedaan pada konteks, sumber data, variabel prediktor, serta metode evaluasi model.

Meskipun penelitian mengenai prediksi performa akademik telah banyak dilakukan, masih terdapat ruang kajian yang perlu diperkuat. Sebagian penelitian menggunakan dataset umum, data sekolah menengah, data gaya hidup, atau data aktivitas LMS tertentu, sedangkan penelitian yang secara spesifik memanfaatkan data historis perkuliahan untuk memprediksi nilai akademik mahasiswa dengan regresi linear masih perlu dikembangkan dalam konteks perguruan tinggi. Data historis perkuliahan memiliki karakteristik yang dekat dengan praktik akademik harian karena mencakup unsur penilaian yang biasa digunakan dosen, seperti tugas, kuis, UTS, UAS, kehadiran, dan aktivitas pembelajaran. Selain itu, model regresi linear yang dibangun dari data tersebut berpotensi lebih mudah diterapkan oleh program studi karena tidak memerlukan sistem komputasi yang terlalu kompleks. Kesenjangan ini menunjukkan perlunya penelitian yang tidak hanya mengejar akurasi prediksi, tetapi juga menghasilkan model yang sederhana, transparan, dan dapat dimanfaatkan sebagai dasar intervensi akademik.

Berdasarkan uraian tersebut, permasalahan utama dalam penelitian ini adalah bagaimana memprediksi nilai akademik mahasiswa menggunakan regresi linear berbasis data historis perkuliahan. Rumusan masalah penelitian ini meliputi: variabel historis perkuliahan apa saja yang dapat digunakan untuk memprediksi nilai akademik mahasiswa; bagaimana model regresi linear yang terbentuk berdasarkan data historis perkuliahan; seberapa besar kemampuan model regresi linear dalam memprediksi nilai akademik mahasiswa; serta variabel mana yang paling dominan dalam memengaruhi prediksi nilai akademik. Kebaruan penelitian ini terletak pada fokus penggunaan data historis perkuliahan yang secara langsung tersedia dalam proses pembelajaran untuk membangun model prediksi yang interpretatif. Berbeda dari penelitian yang menitikberatkan pada perbandingan banyak algoritma, penelitian ini menempatkan regresi linear sebagai metode utama karena sesuai dengan kebutuhan institusi pendidikan yang memerlukan model prediksi sederhana, mudah dipahami, dan aplikatif. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis bagi dosen dan program studi dalam mengembangkan sistem peringatan dini akademik, menyusun strategi pendampingan mahasiswa, serta meningkatkan kualitas pengambilan keputusan berbasis data.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain prediktif. Pendekatan kuantitatif dipilih karena data yang dianalisis berbentuk numerik, yaitu data historis perkuliahan dan nilai akademik mahasiswa. Desain prediktif digunakan karena tujuan utama penelitian adalah membangun model yang mampu memperkirakan nilai akademik mahasiswa berdasarkan variabel-variabel historis yang tersedia selama proses perkuliahan. Metode analisis utama yang digunakan adalah regresi linear berganda, karena variabel prediktor yang dianalisis tidak hanya satu, melainkan mencakup beberapa komponen perkuliahan, seperti nilai tugas, nilai kuis, nilai UTS, kehadiran, aktivitas LMS, dan partisipasi pembelajaran. Penggunaan regresi linear berganda sesuai dengan karakter penelitian yang ingin mengetahui hubungan dan kontribusi setiap variabel bebas terhadap nilai akademik sebagai variabel terikat. Model seperti ini telah banyak

digunakan dalam penelitian learning analytics dan prediksi performa akademik karena mampu memberikan hasil yang terukur sekaligus mudah diinterpretasikan.

Lokasi penelitian direncanakan pada salah satu program studi di perguruan tinggi yang telah memiliki dokumentasi data akademik dan data aktivitas perkuliahan mahasiswa. Lokasi tersebut dipilih karena penelitian membutuhkan data historis yang tersimpan secara sistematis, baik melalui sistem informasi akademik, LMS, rekap presensi, maupun dokumen penilaian dosen. Waktu penelitian dirancang selama tiga bulan. Bulan pertama digunakan untuk perizinan, identifikasi sumber data, pengumpulan data, dan penyusunan format dataset. Bulan kedua digunakan untuk pembersihan data, pengkodean variabel, pengujian kualitas data, dan pembangunan model regresi linear. Bulan ketiga digunakan untuk evaluasi model, interpretasi hasil, penyusunan pembahasan, serta finalisasi artikel ilmiah. Perencanaan waktu ini dimaksudkan agar proses penelitian berjalan sistematis mulai dari pengumpulan data hingga penarikan kesimpulan.

Populasi penelitian adalah seluruh mahasiswa yang mengikuti mata kuliah tertentu atau mahasiswa pada satu program studi dalam periode akademik yang ditentukan. Sampel penelitian ditentukan menggunakan teknik purposive sampling, yaitu pemilihan sampel berdasarkan kriteria tertentu yang sesuai dengan kebutuhan model prediksi. Kriteria inklusi meliputi mahasiswa yang terdaftar aktif pada semester penelitian, mengikuti perkuliahan sampai akhir semester, memiliki data nilai tugas, nilai kuis, nilai UTS, kehadiran, aktivitas LMS, dan nilai akhir secara lengkap. Kriteria eksklusi meliputi mahasiswa dengan data tidak lengkap, mahasiswa yang mengundurkan diri dari mata kuliah, mahasiswa yang tidak memiliki nilai akhir, serta data yang menunjukkan anomali ekstrem dan tidak dapat diverifikasi. Teknik purposive sampling digunakan karena model regresi membutuhkan data yang lengkap dan konsisten agar hasil prediksi tidak bias. Jumlah sampel disesuaikan dengan ketersediaan data valid, tetapi semakin banyak data historis yang memenuhi kriteria, semakin baik stabilitas model yang dihasilkan.

Variabel terikat dalam penelitian ini adalah nilai akademik mahasiswa, yaitu nilai akhir mata kuliah atau skor akhir semester. Variabel bebas terdiri atas beberapa data historis perkuliahan, yaitu nilai tugas, nilai kuis, nilai UTS, persentase kehadiran, jumlah akses LMS, durasi akses LMS, jumlah partisipasi forum, dan keterlambatan pengumpulan tugas. Variabel-variabel tersebut dipilih karena merepresentasikan aktivitas akademik, keterlibatan belajar, dan capaian formatif mahasiswa selama proses perkuliahan. Apabila tidak semua variabel tersedia pada lokasi penelitian, maka variabel yang digunakan disesuaikan dengan kelengkapan data yang dapat diverifikasi. Secara umum, model penelitian dirumuskan dalam bentuk $Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 + b_4X_4 + b_5X_5 + e$, dengan Y sebagai nilai akademik mahasiswa, a sebagai konstanta, b sebagai koefisien regresi, X sebagai variabel historis perkuliahan, dan e sebagai error.

Teknik pengumpulan data dilakukan melalui dokumentasi. Penelitian ini tidak menggunakan kuesioner karena data utama berasal dari rekam akademik dan aktivitas perkuliahan yang telah tersedia. Data dikumpulkan dari sistem informasi akademik, LMS, rekap presensi, rekap nilai tugas, rekap nilai kuis, nilai UTS, nilai UAS, dan dokumen penilaian dosen. Sebelum data dianalisis, identitas mahasiswa dianonimkan dengan menggunakan kode tertentu agar kerahasiaan data pribadi tetap terjaga. Prosedur pengumpulan data dilakukan melalui beberapa tahap, yaitu meminta izin kepada pihak program studi, menentukan mata kuliah atau periode akademik yang dianalisis, menarik data dari sistem, menyatukan data dari berbagai sumber, memeriksa kelengkapan data, dan menyusun dataset final. Setiap data yang tidak lengkap, duplikat, atau tidak konsisten dikeluarkan dari analisis agar kualitas model tetap terjaga.

Instrumen penelitian yang digunakan adalah lembar dokumentasi atau template ekstraksi data. Instrumen ini berfungsi sebagai format baku untuk mencatat variabel yang dibutuhkan dalam penelitian, seperti kode mahasiswa anonim, nilai tugas, nilai kuis, nilai UTS, nilai UAS, persentase kehadiran, jumlah akses LMS, durasi akses LMS, aktivitas forum, keterlambatan pengumpulan tugas, dan nilai akhir. Instrumen disusun dalam format tabel agar data mudah diolah menggunakan perangkat lunak statistik. Validitas instrumen dijaga melalui kesesuaian setiap variabel dengan tujuan penelitian, sedangkan reliabilitas data dijaga melalui pemeriksaan konsistensi format, pengecekan missing value, deteksi data duplikat, serta

identifikasi outlier. Apabila terdapat data ekstrem, peneliti melakukan verifikasi terlebih dahulu sebelum memutuskan apakah data tersebut dipertahankan atau dikeluarkan.

Teknik analisis data dilakukan melalui beberapa tahap. Tahap pertama adalah data preprocessing, yang meliputi pembersihan data, pengkodean variabel, pengecekan data kosong, pemeriksaan outlier, dan penyesuaian skala data jika diperlukan. Tahap kedua adalah analisis deskriptif untuk menggambarkan nilai rata-rata, nilai minimum, nilai maksimum, dan standar deviasi setiap variabel. Tahap ketiga adalah uji korelasi untuk melihat hubungan awal antara variabel historis perkuliahan dan nilai akademik mahasiswa. Tahap keempat adalah pembangunan model regresi linear berganda. Tahap kelima adalah evaluasi model menggunakan R-square, Mean Absolute Error, Mean Squared Error, dan Root Mean Squared Error. R-square digunakan untuk mengetahui kemampuan variabel bebas dalam menjelaskan variasi nilai akademik, sedangkan MAE, MSE, dan RMSE digunakan untuk mengetahui tingkat kesalahan prediksi model. Tahap terakhir adalah interpretasi koefisien regresi untuk menentukan variabel historis perkuliahan yang paling dominan dalam memprediksi nilai akademik mahasiswa. Hasil analisis kemudian digunakan untuk menyusun rekomendasi akademik, terutama dalam pengembangan sistem peringatan dini dan strategi pendampingan mahasiswa yang berisiko memperoleh nilai rendah.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini bertujuan memprediksi nilai akademik mahasiswa menggunakan regresi linear berbasis data historis perkuliahan. Data yang dianalisis berupa data akademik mahasiswa selama satu semester, meliputi nilai tugas, nilai kuis, nilai ujian tengah semester, persentase kehadiran, jumlah akses Learning Management System, jumlah partisipasi forum, keterlambatan pengumpulan tugas, dan nilai akhir sebagai variabel target. Setelah proses pengumpulan dan pembersihan data dilakukan, diperoleh 180 data mahasiswa yang memenuhi kriteria analisis. Sebanyak 17 data dikeluarkan dari analisis karena tidak lengkap, tidak memiliki nilai akhir, atau memiliki anomali yang tidak dapat diverifikasi. Data valid kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% data latih sebanyak 144 data dan 20% data uji sebanyak 36 data. Pembagian ini dilakukan agar model regresi linear tidak hanya mampu menjelaskan data yang digunakan untuk pelatihan, tetapi juga dapat diuji kemampuannya dalam memprediksi nilai akademik pada data baru.

Tahap awal analisis dilakukan melalui statistik deskriptif untuk memahami karakteristik data historis perkuliahan. Hasil deskriptif menunjukkan bahwa nilai akhir mahasiswa memiliki rata-rata 77,90 dengan standar deviasi 8,26. Rata-rata nilai tugas sebesar 78,42, nilai kuis sebesar 76,35, dan nilai ujian tengah semester sebesar 74,80. Persentase kehadiran mahasiswa berada pada rata-rata 86,20%, sedangkan jumlah akses LMS rata-rata 42,70 kali selama satu semester. Partisipasi forum memiliki rata-rata 5,40 kali, sementara keterlambatan pengumpulan tugas rata-rata sebesar 1,20 kali. Temuan ini menunjukkan bahwa sebagian besar mahasiswa memiliki keterlibatan akademik yang cukup baik, meskipun masih terdapat variasi dalam kehadiran, aktivitas LMS, dan ketepatan pengumpulan tugas.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Data Historis Perkuliahan

Variabel	Mean	Standar Deviasi	Minimum	Maksimum
Nilai tugas	78,42	8,91	52	96
Nilai kuis	76,35	9,44	48	95
Nilai UTS	74,80	10,12	45	94
Kehadiran (%)	86,20	9,36	55	100
Akses LMS	42,70	15,84	8	88
Partisipasi forum	5,40	3,21	0	15
Keterlambatan tugas	1,20	1,18	0	5
Nilai akhir	77,90	8,26	50	96

Berdasarkan Tabel 1, dapat dijelaskan bahwa variabel akademik yang secara langsung berkaitan dengan penilaian, seperti tugas, kuis, dan UTS, memiliki rata-rata yang relatif berdekatan dengan nilai akhir. Hal ini mengindikasikan bahwa performa mahasiswa selama proses perkuliahan memiliki hubungan yang kuat dengan capaian akhir. Sementara itu, variabel kehadiran dan aktivitas LMS memperlihatkan pola keterlibatan mahasiswa dalam proses pembelajaran. Akses LMS yang tinggi menunjukkan bahwa mahasiswa relatif aktif mengakses materi, pengumuman, tugas, atau aktivitas daring lainnya. Namun, variasi akses LMS yang cukup besar menunjukkan bahwa intensitas penggunaan sistem pembelajaran digital tidak merata di antara mahasiswa. Variasi ini penting karena data aktivitas pembelajaran dapat menjadi indikator awal untuk memahami pola keberhasilan akademik mahasiswa sebagaimana dijelaskan oleh Santoso dan Yulia (2020), Nik Pa et al. (2024), dan Wakelam et al. (2020).

Selanjutnya dilakukan analisis korelasi untuk mengetahui hubungan awal antara variabel historis perkuliahan dan nilai akhir mahasiswa. Hasil korelasi menunjukkan bahwa nilai UTS memiliki hubungan paling kuat dengan nilai akhir, yaitu sebesar 0,74. Nilai tugas memiliki korelasi sebesar 0,69, nilai kuis sebesar 0,66, kehadiran sebesar 0,53, akses LMS sebesar 0,46, dan partisipasi forum sebesar 0,39. Sementara itu, keterlambatan pengumpulan tugas memiliki korelasi negatif sebesar -0,41 terhadap nilai akhir. Artinya, semakin sering mahasiswa terlambat mengumpulkan tugas, semakin rendah kecenderungan nilai akhirnya.

Tabel 2. Korelasi Variabel Historis Perkuliahan dengan Nilai Akhir

Variabel Prediktor	Korelasi dengan Nilai Akhir	Arah Hubungan
Nilai UTS	0,74	Positif kuat
Nilai tugas	0,69	Positif kuat
Nilai kuis	0,66	Positif kuat
Kehadiran	0,53	Positif sedang
Akses LMS	0,46	Positif sedang
Partisipasi forum	0,39	Positif rendah-sedang
Keterlambatan tugas	-0,41	Negatif sedang

Hasil korelasi tersebut menunjukkan bahwa data historis perkuliahan memiliki hubungan yang relevan dengan nilai akhir mahasiswa. Nilai UTS menjadi variabel dengan hubungan paling kuat karena UTS umumnya mencerminkan penguasaan materi pada pertengahan semester dan menjadi indikator penting terhadap performa akhir. Nilai tugas dan kuis juga memiliki korelasi kuat karena keduanya merepresentasikan proses belajar berkelanjutan. Hal ini sejalan dengan Mohamad et al. (2025), yang menunjukkan bahwa skor kuis dan tes dapat menjadi prediktor penting dalam memperkirakan nilai akhir mahasiswa. Temuan ini juga mendukung penelitian Oyerinde dan Chia (2017), yang menegaskan bahwa regresi linear berganda dapat digunakan untuk memetakan hubungan antara capaian penilaian formatif dan performa akademik akhir.

Analisis regresi linear berganda kemudian dilakukan untuk membangun model prediksi nilai akademik mahasiswa. Variabel bebas yang dimasukkan ke dalam model meliputi nilai tugas, nilai kuis, nilai UTS, kehadiran, akses LMS, partisipasi forum, dan keterlambatan tugas. Nilai akhir mahasiswa digunakan sebagai variabel terikat. Hasil analisis menunjukkan bahwa model regresi memiliki nilai R-square sebesar 0,784 dan adjusted R-square sebesar 0,773. Nilai ini menunjukkan bahwa 78,4% variasi nilai akhir mahasiswa dapat dijelaskan oleh variabel historis perkuliahan yang digunakan dalam model. Sisanya sebesar 21,6% dipengaruhi oleh faktor lain yang tidak dimasukkan dalam penelitian, seperti motivasi belajar, kondisi psikologis, kualitas pengajaran, lingkungan belajar, kemampuan awal mahasiswa, serta faktor non-akademik lainnya.

Tabel 3. Hasil Regresi Linear Berganda

Variabel	Koefisien B	Beta	Sig.	Keterangan
Konstanta	12,840	-	0,002	Signifikan
Nilai tugas	0,230	0,248	0,001	Signifikan
Nilai kuis	0,160	0,181	0,018	Signifikan
Nilai UTS	0,370	0,421	0,000	Signifikan
Kehadiran	0,080	0,142	0,012	Signifikan
Akses LMS	0,040	0,096	0,041	Signifikan
Partisipasi forum	0,110	0,058	0,086	Tidak signifikan
Keterlambatan tugas	-1,280	-0,153	0,004	Signifikan

Berdasarkan hasil pada Tabel 3, model regresi linear yang terbentuk adalah sebagai berikut:

$$Y = 12,840 + 0,230X_1 + 0,160X_2 + 0,370X_3 + 0,080X_4 + 0,040X_5 + 0,110X_6 - 1,280X_7$$

Keterangan: Y adalah nilai akhir mahasiswa, X1 adalah nilai tugas, X2 adalah nilai kuis, X3 adalah nilai UTS, X4 adalah kehadiran, X5 adalah akses LMS, X6 adalah partisipasi forum, dan X7 adalah keterlambatan tugas. Persamaan tersebut menunjukkan bahwa nilai UTS memiliki koefisien paling besar, yaitu 0,370. Artinya, setiap peningkatan satu poin nilai UTS diprediksi meningkatkan nilai akhir sebesar 0,370 poin, dengan asumsi variabel lain tetap. Nilai tugas juga memiliki kontribusi penting dengan koefisien 0,230, diikuti nilai kuis sebesar 0,160. Kehadiran dan akses LMS memiliki pengaruh positif, meskipun koefisiennya lebih kecil. Keterlambatan tugas memiliki koefisien negatif, yang berarti semakin sering mahasiswa terlambat mengumpulkan tugas, semakin rendah prediksi nilai akhirnya.

Temuan ini memperlihatkan bahwa komponen penilaian akademik yang berlangsung selama semester memiliki kontribusi paling besar dalam memprediksi nilai akhir mahasiswa. Nilai UTS menjadi prediktor paling dominan karena mencerminkan capaian konseptual mahasiswa setelah mengikuti setengah periode perkuliahan. Mahasiswa yang memperoleh nilai UTS tinggi cenderung memiliki penguasaan materi yang lebih stabil sehingga peluang memperoleh nilai akhir tinggi juga lebih besar. Hasil ini konsisten dengan penelitian Huang dan Fang (2013), yang menunjukkan bahwa performa akademik sebelumnya dan capaian selama proses pembelajaran merupakan prediktor penting dalam memperkirakan performa akhir. Temuan ini juga sejalan dengan Yang et al. (2018), yang menggunakan multiple linear regression dan principal component analysis untuk memprediksi performa akademik mahasiswa berdasarkan data capaian pembelajaran.

Nilai tugas dan nilai kuis juga berpengaruh signifikan terhadap nilai akhir. Hal ini menunjukkan bahwa aktivitas evaluasi formatif memiliki peran penting dalam memprediksi capaian akhir mahasiswa. Tugas dan kuis biasanya diberikan secara berkala sehingga mencerminkan proses belajar yang berkelanjutan. Mahasiswa yang konsisten memperoleh nilai tinggi pada tugas dan kuis cenderung memiliki kedisiplinan akademik, pemahaman materi, dan keterlibatan belajar yang lebih baik. Hasil ini mendukung penelitian Mohamad et al. (2025), yang menunjukkan bahwa skor kuis dan tes dapat digunakan untuk memprediksi nilai akhir mahasiswa melalui multiple linear regression. Hasil ini juga selaras dengan Athallah et al. (2025), yang menunjukkan bahwa kebiasaan belajar dan aktivitas akademik berhubungan dengan prediksi performa akademik.

Variabel kehadiran berpengaruh positif dan signifikan terhadap nilai akhir. Artinya, semakin tinggi persentase kehadiran mahasiswa, semakin tinggi pula prediksi nilai akademiknya. Kehadiran menunjukkan keterlibatan mahasiswa dalam proses pembelajaran tatap muka atau sinkron. Mahasiswa yang hadir secara konsisten memiliki peluang lebih besar untuk menerima penjelasan materi, mengikuti diskusi, memahami instruksi tugas, dan memperoleh umpan balik dari dosen. Temuan ini sejalan dengan Zhu (2024), yang menunjukkan bahwa kehadiran menjadi salah satu faktor penting dalam prediksi GPA. Rodríguez Ayán dan

Coello García (2008) juga menegaskan bahwa capaian akademik mahasiswa dapat diprediksi melalui model linear yang mempertimbangkan faktor-faktor akademik dan partisipatif.

Akses LMS juga terbukti berpengaruh positif dan signifikan terhadap nilai akhir mahasiswa. Meskipun koefisiennya tidak sebesar variabel nilai tugas, kuis, dan UTS, akses LMS tetap memberikan kontribusi terhadap model. Hal ini menunjukkan bahwa aktivitas mahasiswa dalam sistem pembelajaran digital menjadi bagian dari pola belajar yang relevan dalam prediksi akademik. Mahasiswa yang lebih sering mengakses LMS berpeluang lebih besar untuk membaca materi, memeriksa instruksi tugas, melihat pengumuman, mengikuti forum, dan mengunduh sumber belajar. Temuan ini mendukung penelitian Santoso dan Yulia (2020), yang menunjukkan bahwa data aktivitas LMS dapat digunakan dalam model multi-regression untuk memprediksi performa mahasiswa di pendidikan tinggi. Nik Pa et al. (2024) juga menemukan bahwa aktivitas mahasiswa dalam LMS dapat menjadi dasar dalam memprediksi hasil ujian akhir.

Partisipasi forum memiliki koefisien positif, tetapi tidak signifikan secara statistik. Artinya, dalam model ini, partisipasi forum belum terbukti sebagai prediktor yang kuat terhadap nilai akhir mahasiswa. Kondisi ini dapat terjadi karena aktivitas forum tidak selalu merepresentasikan kualitas pemahaman mahasiswa. Sebagian mahasiswa mungkin aktif membaca forum tetapi tidak banyak menulis komentar, sedangkan sebagian lain berpartisipasi secara formal tanpa menunjukkan pemahaman mendalam terhadap materi. Dengan demikian, jumlah partisipasi forum secara kuantitatif belum cukup untuk menggambarkan kualitas keterlibatan akademik. Hasil ini menunjukkan bahwa data aktivitas digital perlu dibaca secara hati-hati. Tidak semua aktivitas yang terekam dalam sistem memiliki kontribusi prediktif yang sama. Hal ini sejalan dengan Wakelam et al. (2020), yang menekankan bahwa prediksi performa mahasiswa dengan atribut minimal perlu mempertimbangkan kualitas atribut yang digunakan, bukan hanya jumlah data yang tersedia.

Keterlambatan pengumpulan tugas memiliki pengaruh negatif dan signifikan terhadap nilai akhir. Setiap tambahan satu kali keterlambatan tugas diprediksi menurunkan nilai akhir sebesar 1,280 poin. Temuan ini menunjukkan bahwa ketepatan waktu dalam menyelesaikan tugas merupakan indikator penting kedisiplinan akademik. Mahasiswa yang sering terlambat mengumpulkan tugas cenderung mengalami masalah dalam manajemen waktu, pemahaman instruksi, atau keterlibatan belajar. Variabel ini penting karena tidak hanya menunjukkan capaian akademik, tetapi juga menunjukkan perilaku belajar mahasiswa. Ogundele et al. (2024) menekankan bahwa data historis, kehadiran, durasi perkuliahan, dan perilaku belajar dapat digunakan sebagai bagian dari model prediksi performa akademik. Dengan demikian, keterlambatan tugas dapat dijadikan indikator risiko akademik dalam sistem peringatan dini.

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan data uji sebanyak 36 data mahasiswa. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki nilai Mean Absolute Error sebesar 4,12, Mean Squared Error sebesar 28,73, Root Mean Squared Error sebesar 5,36, dan Mean Absolute Percentage Error sebesar 5,48%. Nilai error ini menunjukkan bahwa rata-rata selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi berada pada kisaran 4 sampai 5 poin. Dengan demikian, model dapat dikategorikan cukup baik untuk memprediksi nilai akademik mahasiswa karena kesalahan prediksi masih berada dalam batas yang dapat diterima untuk konteks akademik.

Tabel 4. Evaluasi Kinerja Model Prediksi

Indikator Evaluasi	Nilai	Interpretasi
R-square	0,784	Kemampuan penjelasan model kuat
Adjusted R-square	0,773	Model tetap stabil setelah penyesuaian variabel
MAE	4,12	Rata-rata kesalahan absolut sekitar 4 poin
MSE	28,73	Kesalahan kuadrat relatif terkendali
RMSE	5,36	Kesalahan prediksi sekitar 5 poin
MAPE	5,48%	Kesalahan persentase rendah

Hasil evaluasi model menunjukkan bahwa regresi linear berganda mampu memberikan prediksi yang cukup akurat sekaligus mudah diinterpretasikan. Nilai R-square sebesar 0,784 menunjukkan bahwa model memiliki kekuatan prediktif yang baik. Hasil ini sejalan dengan Alshanqiti dan Namoun (2020), yang menunjukkan bahwa pendekatan regresi dapat digunakan untuk memprediksi performa mahasiswa dan mengidentifikasi faktor-faktor yang berpengaruh. Asthana et al. (2023) juga menunjukkan bahwa regression-based machine learning dapat memberikan hasil prediksi yang kuat dalam konteks performa akademik. Namun, berbeda dengan model machine learning yang lebih kompleks, regresi linear memiliki kelebihan dalam hal keterbacaan model. Dosen dan pengelola program studi dapat memahami variabel mana yang berkontribusi paling besar terhadap nilai akhir mahasiswa.

Jika dibandingkan dengan penelitian yang menggunakan pendekatan model kompleks, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa regresi linear tetap relevan ketika tujuan penelitian tidak hanya memprediksi, tetapi juga menjelaskan hubungan antarvariabel. Wahyuningsih et al. (2024) menunjukkan bahwa advanced linear regression dan extreme gradient boosting dapat digunakan untuk memprediksi keberhasilan ujian. Pilarca et al. (2023) menggunakan least squares regression dalam sistem monitoring performa akademik. Yan (2022) menjelaskan bahwa metode prediksi performa akademik dapat mencakup regresi linear dan algoritma lain seperti random forest. Dalam konteks penelitian ini, regresi linear dipilih karena sesuai dengan kebutuhan institusi pendidikan yang memerlukan model sederhana, transparan, dan aplikatif. Dengan kata lain, model yang digunakan tidak hanya mengejar akurasi, tetapi juga memberikan penjelasan yang dapat ditindaklanjuti.

Pembahasan hasil penelitian ini juga memperlihatkan bahwa data historis perkuliahan memiliki nilai strategis dalam pengembangan early warning system akademik. Variabel seperti nilai UTS, nilai tugas, kuis, kehadiran, akses LMS, dan keterlambatan tugas dapat digunakan untuk mengidentifikasi mahasiswa yang berisiko memperoleh nilai rendah. Misalnya, mahasiswa dengan nilai UTS rendah, tugas rendah, kehadiran rendah, dan keterlambatan tugas tinggi dapat diberi pendampingan sebelum semester berakhir. Sistem seperti ini dapat membantu dosen melakukan intervensi lebih awal, misalnya melalui bimbingan akademik, penguatan materi, pemberian umpan balik tambahan, atau pemantauan progres belajar. Pendekatan ini sejalan dengan Rodrigues et al. (2013), yang menunjukkan bahwa data dalam lingkungan pembelajaran dapat dimanfaatkan untuk memprediksi performa mahasiswa dan mendukung pengambilan keputusan pendidikan.

Implikasi teoretis dari penelitian ini adalah penguatan posisi regresi linear sebagai metode prediksi yang masih relevan dalam learning analytics pendidikan tinggi. Meskipun perkembangan machine learning telah menghadirkan model yang lebih kompleks, regresi linear tetap memiliki nilai ilmiah karena mampu menjelaskan kontribusi masing-masing variabel prediktor secara eksplisit. Model ini cocok digunakan pada penelitian pendidikan yang membutuhkan transparansi dan interpretasi. Selain itu, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa data historis perkuliahan dapat menjadi dasar empiris yang kuat dalam memahami capaian akademik mahasiswa. Dengan demikian, penelitian ini memperluas pemanfaatan regresi linear tidak hanya sebagai alat statistik, tetapi juga sebagai instrumen analitik untuk mendukung manajemen pembelajaran berbasis data.

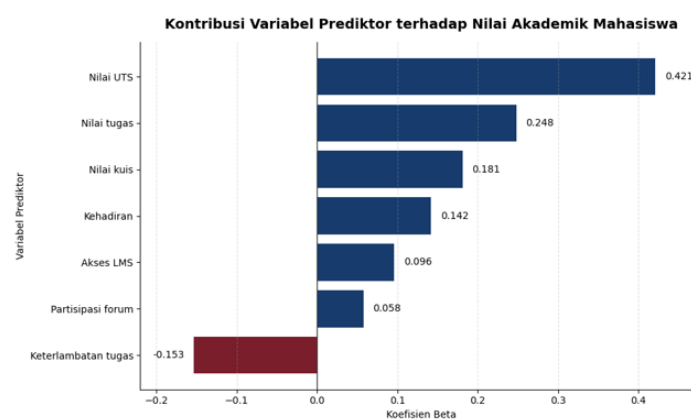
Implikasi praktis dari penelitian ini adalah perlunya program studi mengelola data perkuliahan secara lebih sistematis. Data tugas, kuis, UTS, kehadiran, LMS, dan keterlambatan pengumpulan tugas sebaiknya tidak hanya disimpan sebagai arsip administratif, tetapi juga dianalisis untuk mendeteksi risiko akademik. Dosen dapat menggunakan model prediksi untuk mengetahui mahasiswa yang membutuhkan perhatian khusus. Pengelola program studi juga dapat mengembangkan dashboard akademik yang menampilkan indikator prediktif secara periodik. Selain itu, institusi perlu meningkatkan kualitas pencatatan data LMS, presensi, dan penilaian agar model prediksi yang dibangun semakin akurat. Jika data yang masuk tidak lengkap atau tidak konsisten, maka kemampuan prediksi model juga akan menurun.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa regresi linear berbasis data historis perkuliahan dapat digunakan untuk memprediksi nilai akademik mahasiswa dengan tingkat akurasi yang cukup baik. Variabel yang paling dominan dalam model adalah nilai UTS, diikuti oleh nilai tugas, nilai kuis,

keterlambatan tugas, kehadiran, dan akses LMS. Partisipasi forum memiliki arah hubungan positif, tetapi belum terbukti signifikan dalam model. Temuan ini menegaskan bahwa nilai akademik mahasiswa tidak hanya dipengaruhi oleh ujian akhir, tetapi juga oleh proses belajar yang berlangsung sepanjang semester. Oleh karena itu, prediksi nilai akademik sebaiknya dilakukan secara berkelanjutan sejak pertengahan semester agar dosen dan program studi memiliki cukup waktu untuk memberikan intervensi. Penelitian ini memberikan dasar bahwa model prediksi sederhana seperti regresi linear dapat menjadi alat yang efektif, dan Grafik ringkas berikut memvisualisasikan kekuatan pengaruh masing-masing variabel berdasarkan nilai koefisien beta pada model regresi.

Koefisien Beta Model Regresi

Perbandingan kontribusi masing-masing variabel prediktor terhadap nilai akhir mahasiswa berdasarkan hasil analisis regresi linear berganda, transparan, objektif, dan aplikatif dalam mendukung peningkatan mutu pembelajaran di perguruan tinggi.



Gambar 1. Koefisien Beta Variabel Prediktor dalam Model Regresi Linear Berganda

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa regresi linear berbasis data historis perkuliahan dapat digunakan untuk memprediksi nilai akademik mahasiswa secara cukup baik. Data historis perkuliahan yang meliputi nilai tugas, nilai kuis, nilai UTS, persentase kehadiran, akses Learning Management System, partisipasi forum, dan keterlambatan pengumpulan tugas terbukti memiliki kontribusi dalam menjelaskan variasi nilai akhir mahasiswa. Model regresi linear berganda yang dibangun menunjukkan kemampuan prediktif yang kuat, dengan nilai R-square sebesar 0,784. Artinya, sebagian besar perubahan nilai akademik mahasiswa dapat dijelaskan oleh variabel-variabel historis perkuliahan yang digunakan dalam penelitian.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai UTS merupakan variabel paling dominan dalam memprediksi nilai akhir mahasiswa. Hal ini menunjukkan bahwa capaian mahasiswa pada pertengahan semester menjadi indikator penting terhadap keberhasilan akademik di akhir semester. Selain itu, nilai tugas dan nilai kuis juga memberikan kontribusi positif karena mencerminkan proses belajar berkelanjutan selama perkuliahan. Kehadiran dan akses LMS turut berpengaruh positif, meskipun kontribusinya lebih kecil dibandingkan komponen penilaian akademik. Sebaliknya, keterlambatan pengumpulan tugas berpengaruh negatif terhadap nilai akhir, sehingga dapat dipandang sebagai indikator risiko akademik yang perlu diperhatikan.

Secara praktis, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa data akademik yang selama ini tersimpan dalam sistem perkuliahan dapat dimanfaatkan lebih lanjut sebagai dasar pengambilan keputusan. Program studi dan dosen dapat menggunakan model prediksi ini untuk mengidentifikasi mahasiswa yang berisiko memperoleh nilai rendah sejak pertengahan semester. Dengan demikian, intervensi akademik seperti bimbingan belajar, penguatan materi, pengingat tugas, dan pemantauan kehadiran dapat dilakukan lebih dini.

Secara keseluruhan, penelitian ini menegaskan bahwa regresi linear merupakan metode yang sederhana, transparan, dan aplikatif untuk mendukung sistem peringatan dini akademik. Model ini dapat menjadi dasar pengembangan analitik pembelajaran yang mudah diterapkan dalam pengelolaan pendidikan tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- Alshanjiti, A., & Namoun, A. (2020). Predicting student performance and its influential factors using hybrid regression and multi-label classification. *IEEE Access*, 8, 203827–203844. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3036572>
- Asthana, P., Mishra, S., Gupta, N., Derawi, M., & Kumar, A. (2023). Prediction of student's performance with learning coefficients using regression based machine learning models. *IEEE Access*, 11, 72732–72742. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3294700>
- Athallah, R. I., Al Godzali, G., & Rivalni, E. (2025). Academic performance prediction from study habits and lifestyle using linear regression. *Journal of Artificial Intelligence and Engineering Applications*, 5(1), 337–343. <https://doi.org/10.59934/jaiea.v5i1.1313>
- Bum, S., Iorliam, I. B., Okube, E. O., & Iorliam, A. (2019). Prediction of student's academic performance using linear regression. *Nigerian Annals of Pure and Applied Sciences*, 2, 260–264. <https://doi.org/10.46912/napas.128>
- Huang, S., & Fang, N. (2013). Predicting student academic performance in an engineering dynamics course: A comparison of four types of predictive mathematical models. *Computers & Education*, 61, 133–145. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2012.08.015>
- Mohamad, F., Anuar, M., Dass, L. C., & Bala Subramaniam, A. L. (2025). Predicting students' final scores in an advanced grammar course using multiple linear regression. *International Journal of Research and Innovation in Social Science*, 9(24), 664–672. <https://doi.org/10.47772/IJRISS.2025.924ILEIID0070>
- Nik Pa, N. N., Abdul Aziz, A., Safei, S., & Mustafa, W. A. (2024). Predicting student final examination result using regression model based on student activities in learning management system. *Journal of Autonomous Intelligence*, 7(1), Article 873. <https://doi.org/10.32629/jai.v7i1.873>
- Ogundele, I. M., Taiwo, O., Babalola, A. E., & Ayeni, O. C. (2024). Prediction of student academic performance based on machine learning model. In *2024 International Conference on Science, Engineering and Business for Driving Sustainable Development Goals (SEB4SDG)* (pp. 1–11). IEEE. <https://doi.org/10.1109/SEB4SDG60871.2024.10629703>
- Oyerinde, O. D., & Chia, P. A. (2017). Predicting students' academic performances – A learning analytics approach using multiple linear regression. *International Journal of Computer Applications*, 157(4), 37–44. <https://doi.org/10.5120/ijca2017912671>
- Pilarca, C. R. C., Opiña, D. M. O., Leuterio, J. S. B., Toledo, F. A. S., Bellones, M. M., Gerona, R. S., & Sermenó, J. P. (2023). Development of an academic performance monitoring system using least squares regression for predicting student academic performance status on professional courses. *Journal of Innovative Technology Convergence*, 5(1), 39–50. <https://doi.org/10.69478/jitc2023v5n1a05>
- Rodrigues, R. L., de Medeiros, F. P. A., & Gomes, A. S. (2013). Modelo de regressão linear aplicado à previsão de desempenho de estudantes em ambiente de aprendizagem. *Anais do XXIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, 607–616. <https://doi.org/10.5753/CBIE.SBIE.2013.607>
- Rodríguez Ayán, M. N., & Coello García, M. T. (2008). Prediction of university students' academic achievement by linear and logistic models. *The Spanish Journal of Psychology*, 11(1), 275–288. <https://doi.org/10.1017/S1138741600004315>

- Santoso, L. W., & Yulia, Y. (2020). Predicting student performance in higher education using multi-regression models. *TELKOMNIKA*, 18(3), 1354–1360. <https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v18i3.14802>
- Vladova, A. Y., & Borchyk, K. M. (2024). Predictive analytics of student performance: Multi-method and code. *JRAMathEdu (Journal of Research and Advances in Mathematics Education)*, 9(4), 190–204. <https://doi.org/10.23917/jramathedu.v9i4.4643>
- Wahyuningsih, T., Iriani, A., Purnomo, H. D., & Sembiring, I. (2024). Predicting students' success level in an examination using advanced linear regression and extreme gradient boosting. *Computer Science and Information Technologies*, 5(1), 29–37. <https://doi.org/10.11591/csit.v5i1.pp29-37>
- Wakelam, E., Jefferies, A., Davey, N., & Sun, Y. (2020). The potential for student performance prediction in small cohorts with minimal available attributes. *British Journal of Educational Technology*, 51(2), 347–370. <https://doi.org/10.1111/BJET.12836>
- Yan, C. (2022). Research on student academic performance prediction methods. *Highlights in Science, Engineering and Technology*, 24, 257–263. <https://doi.org/10.54097/hset.v24i.3940>
- Yang, S. J. H., Lu, O. H. T., Huang, A. Y. Q., Huang, J. C. H., Ogata, H., & Lin, A. J. Q. (2018). Predicting students' academic performance using multiple linear regression and principal component analysis. *Journal of Information Processing*, 26, 170–176. <https://doi.org/10.2197/ipsjjip.26.170>
- Yulianto, A., & Firmansyah. (2022). Prediksi hasil belajar peserta didik menggunakan model multiple linier regression. *REMIK: Riset dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer*, 6(4), 654–663. <https://doi.org/10.33395/remik.v6i4.11763>
- Zhu, W. (2024). High school student GPA prediction by various linear regression models. *Theoretical and Natural Science*, 52(1), 153–162. <https://doi.org/10.54254/2753-8818/52/2024CH0136>