



Model Prediksi Kelulusan Siswa Menggunakan Algoritma *Adaptive Boosting* (Adaboost) dan *Extreme Gradient Boosting* (Xgboost)

(Studi pada SMK Setiabudhi Semarang)

Gati¹, Siska Narulita^{2*}

¹⁻²Universitas Nasional Karangturi Semarang, Indonesia

*Penulis Korespondensi: siskanarulita84@gmail.com

Abstract. *Student graduation is one indicator in evaluating the success of the learning process, so an accurate prediction model is needed to support academic decision making. This study aims to compare the performance of prediction models generated by the AdaBoost and XGBoost ensemble learning algorithms in predicting student graduation. The stages of the study include data collection, data pre-processing, validation, evaluation, and model comparison. Model evaluation used a confusion matrix, producing measurement metrics of accuracy, precision, recall, and F1-score. The comparison results showed that both models performed very well. The AdaBoost model produced an accuracy of 0.95, precision of 0.95, recall of 0.99, and an F1-score of 0.97. Meanwhile, the XGBoost model produced an accuracy of 0.94, precision of 0.94, recall of 0.99, and an F1-score of 0.97. Based on the comparison results, AdaBoost showed slightly superior performance in terms of accuracy and precision. The results of the study show that the boosting algorithm is effective for implementation in predicting student graduation and can be used to support decision-making in the academic field.*

Keywords: *AdaBoost; Data Mining; Graduation Prediction; Machine Learning; XGBoost.*

Abstrak. Kelulusan siswa merupakan salah satu indikator dalam evaluasi keberhasilan proses pembelajaran, sehingga diperlukan model prediksi yang akurat yang dapat mendukung pengambilan keputusan akademik. Penelitian yang dilakukan bertujuan untuk membandingkan performansi model prediksi yang dihasilkan algoritma *ensemble learning* AdaBoost dan XGBoost dalam memprediksi kelulusan siswa. Tahapan penelitian yang dilakukan meliputi pengumpulan data, *pre-processing data*, validasi, evaluasi, dan komparasi model. Evaluasi model menggunakan *confusion matrix*, menghasilkan metrik pengukuran *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil komparasi menunjukkan bahwa kedua model mempunyai performansi yang sangat baik. Model AdaBoost menghasilkan *accuracy* 0,95, *precision* 0,95, *recall* 0,99, dan *F1-score* 0,97. Sedangkan model XGBoost menghasilkan *accuracy* 0,94, *precision* 0,94, *recall* 0,99, dan *F1-score* 0,97. Berdasarkan hasil perbandingan, AdaBoost menunjukkan performansi yang sedikit lebih unggul pada nilai *accuracy* dan *precision*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *boosting* efektif untuk diimplementasikan untuk permasalahan prediksi kelulusan siswa dan dapat digunakan untuk pendukung pengambilan keputusan di bidang akademik.

Kata kunci: *AdaBoost; Data Mining; Machine Learning; Prediksi Kelulusan; XGBoost.*

1. LATAR BELAKANG

Indikator keberhasilan proses pembelajaran pada satuan pendidikan, salah satu diantaranya ditunjukkan oleh tingkat kelulusan siswa (Purwaningsih & Nurelasari, 2021). Tingkat kelulusan siswa tidak hanya mencerminkan pencapaian akademik dari siswa itu sendiri, tetapi juga menjadi tolok ukur dari mutu pendidikan, efektivitas pelaksanaan kurikulum, kinerja pendidik dan institusi pendidikan secara keseluruhan (Zahroh & Hilmiyati, 2024). Sejak awal, sangat penting untuk melaksanakan prediksi pada tingkat kelulusan siswa sebagai dasar proses pengambilan keputusan, khususnya sebagai upaya pencegahan ketidaklulusan siswa dan peningkatan mutu layanan institusi pendidikan (Ayudia et al., 2022).

Perkembangan teknologi informasi saat ini, institusi pendidikan menghasilkan data dalam jumlah besar, seperti data siswa (dapat terdiri dari data demografi siswa, nilai, presensi, dan prestasi), data guru dan tenaga kependidikan (dapat terdiri dari profil dan kualifikasi), data sekolah (dapat terdiri dari profil sekolah, status, dan sarana prasarana), data pembelajaran (dapat terdiri dari kurikulum, jadwal, dan nilai), serta data hasil evaluasi (dapat terdiri dari literasi dan akreditasi) (Purba et al., 2025). Namun, data-data tersebut belum dimanfaatkan secara optimal untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data (Sunarya et al., 2025). Metode pengolahan data tradisional yang bersifat deskriptif yang digunakan seringkali tidak mampu menangkap pola kompleks dan hubungan non-linier antar variabel yang berpengaruh pada tingkat kelulusan siswa (Falah et al., 2025).

Implementasi *data mining* dan *machine learning* memberikan solusi efektif untuk menganalisis data akademik dalam skala besar dan menghasilkan model prediksi yang akurat (Setiawan et al., 2025). *Data mining* adalah proses ekstraksi pola dari sekumpulan data berjumlah besar menggunakan teknik atau metode matematika, statistik, dan *artificial intelligence* (AI) untuk mendapatkan informasi yang tersembunyi pada data yang digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan (Narulita et al., 2025). Algoritma *data mining* telah banyak digunakan untuk memodelkan prediksi kelulusan, misalnya memprediksi nilai akhir dari para siswa di SMK Nurul Ulum dengan algoritma *Decision Tree* (Fatah & Billah, 2025), penerapan algoritma *Random Forest* dalam memprediksi kelulusan menggunakan data akademik (Andrianof et al., 2025), prediksi kelulusan siswa SD Negeri 1 Kedungsari dengan algoritma *K-Nearest Neighbor* (Affikri et al., 2025). Penerapan algoritma *data mining* lainnya dalam memprediksi tingkat kelulusan mahasiswa mempergunakan algoritma *Naive Bayes* (Jefri & Fatah, 2025), prediksi kelulusan mahasiswa mempergunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) (Kurniawan & Farokhah, 2025), dan masih banyak penerapan algoritma *data mining* untuk pemodelan prediksi tingkat kelulusan. Algoritma *ensemble learning*, seperti AdaBoost dan XGBoost dikenal mempunyai kemampuan dalam meningkatkan performansi model melalui penggabungan beberapa model *machine learning* untuk menghasilkan akurasi yang lebih bagus dibanding hanya menggunakan sebuah model (Latif & Wildah, 2025).

Algoritma AdaBoost mempunyai akurasi yang bagus untuk penggunaan beberapa kasus, seperti deteksi penyakit paru-paru dengan kombinasi algoritma *Naive Bayes* dan AdaBoost menghasilkan akurasi sebesar 94,66% (Sadr & Hasibuan, 2025). Penggunaan algoritma AdaBoost pada prediksi penyakit hati mampu meningkatkan akurasi algoritma K-NN sebesar 95,77% dan akurasi *Decision Tree* hingga 100% (Mukaromah & Ratnasari, 2025). Penerapan algoritma AdaBoost dengan *Gaussian Naive Bayes* pada klasifikasi penyakit diabetes

menghasilkan akurasi hingga 96,1% (Handayani et al., 2025). Kombinasi algoritma AdaBoost dan *Random Forest* pada aplikasi penerjemah bahasa isyarat menghasilkan akurasi sebesar 99,88% (Andi et al., 2025). Performansi algoritma AdaBoost pada prediksi gangguan tidur sebesar 94% (Mawardi et al., 2025). Algoritma AdaBoost mempunyai keunggulan kemudahannya karena hanya membutuhkan sedikit parameter, dapat digunakan untuk meningkatkan algoritma klasifikasi lemah sehingga membuat lebih fleksibel, serta dapat digunakan dalam klasifikasi teks dan gambar (Jasman et al., 2022).

Penerapan algoritma XGBoost pada beberapa kasus juga menunjukkan performansi yang baik, seperti pada klasifikasi risiko kredit yang menghasilkan akurasi sebesar 87% (Frastio & Nst, 2025). Algoritma XGBoost mempunyai performansi sebesar 86% pada prediksi pencapaian bulanan pendapatan daerah di Kota Bandung (Izzati & Fitriyani, 2025). Penerapan algoritma XGBoost dalam memprediksi status gizi balita menghasilkan akurasi sebesar 97,17% (Pangestu & Mujiyono, 2025). Algoritma XGBoost menghasilkan akurasi sebesar 94,15% pada prediksi pembatalan reservasi hotel (Cepi et al., 2025). Pada klasifikasi gagal ginjal kronis, algoritma XGBoost menghasilkan akurasi sebesar 99% (Abdillah et al., 2025). Algoritma XGBoost mempunyai beberapa kelebihan, yaitu dalam hal kinerja, serta efisiensi waktu dan memori (Saputra et al., 2024).

Berdasarkan hasil penelitian sebelumnya yang menerapkan algoritma AdaBoost dan XGBoost dengan nilai akurasi yang bagus, serta kelebihan atau keunggulan yang dimiliki kedua algoritma, implementasi kedua algoritma dalam prediksi kelulusan siswa diharapkan mampu menghasilkan model yang memiliki tingkat akurasi tinggi. Hasil dari prediksi bisa dipergunakan oleh sekolah untuk melakukan pendampingan akademik lebih dini bagi siswa yang berpotensi tidak lulus, sehingga dapat menaikkan tingkat kelulusan sekolah. Penelitian yang dilakukan bertujuan untuk membangun dan membandingkan model prediksi kelulusan siswa menggunakan algoritma AdaBoost dan XGBoost, serta melakukan evaluasi performansi dari kedua algoritma menggunakan *confusion matrix*. Hasil penelitian yang dilakukan diharapkan dapat memberikan dukungan pada pengambilan keputusan di bidang pendidikan berbasis *data mining* atau *machine learning*.

2. KAJIAN TEORITIS

Penelitian terdahulu yang berkaitan dengan prediksi kelulusan menggunakan algoritma *data mining* dirangkum pada Tabel 1 berikut:

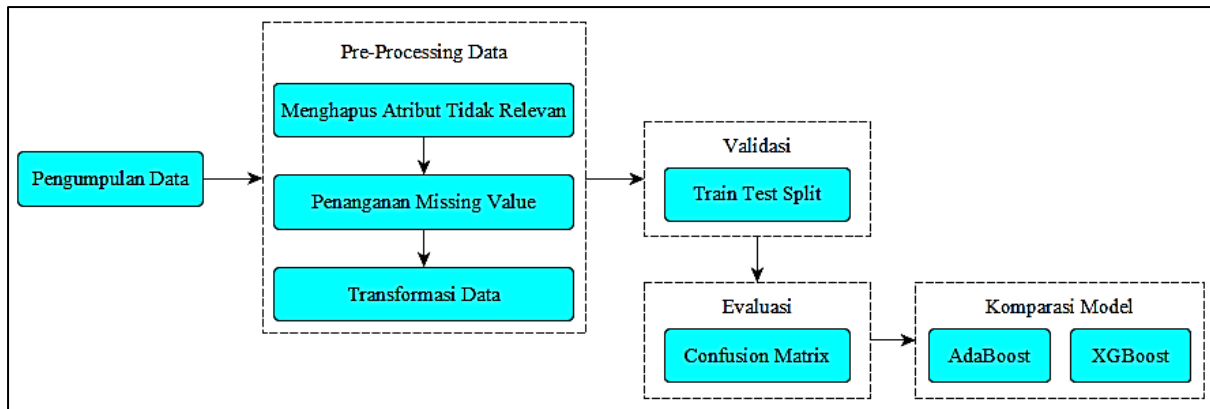
Tabel 1. Penelitian Terdahulu.

Referensi	Atribut	Algoritma	Hasil
(Affikri et al., 2025)	Rata-rata nilai, presensi, ekstrakurikuler, sikap dan perilaku, prestasi, latar pendidikan orang tua, status kelulusan	<i>K-Nearest Neighbor</i>	Model menghasilkan nilai akurasi sebesar 90%
(Andrianof et al., 2025)	IPK, kehadiran, nilai kalkulus, nilai <i>programming</i> , nilai basis data, sks tempuh	<i>Random Forest</i>	Model yang dikembangkan mencapai tingkat akurasi 87,5%
(Fatah & Billah, 2025)	Kehadiran, klasifikasi, nilai ulangan tengah semester, nilai ulangan akhir semester, nilai akhir	<i>Decision Tree</i>	Model yang dihasilkan mempunyai tingkat akurasi 100%
(Jefri & Fatah, 2025)	Umur, jenis kelamin, status menikah, status mahasiswa, Indeks Prestasi Semester (IPS) dari semester 1 - 8, Indeks Prestasi Kumulatif (IPK), status kelulusan	<i>Naive Bayes</i>	Model prediksi mempunyai nilai akurasi sebesar 90%
(Kurniawan & Farokhah, 2025)	Umur, status bekerja, pernah cuti, jenis kelamin, Indeks Prestasi Semester (IPS) dari semester 1 - 4, status kelulusan	<i>Support Vector Machine</i>	Model prediksi mempunyai kinerja dengan rata-rata nilai akurasi 97,21%

Berdasarkan penelitian-penelitian terdahulu tersebut di atas, kebaruan penelitian yang dilakukan terletak pada atribut dan algoritma yang digunakan untuk membentuk model prediksi kelulusan siswa. Pada penelitian yang dilakukan, atribut yang digunakan terdiri dari jurusan, nilai mata pelajaran (X1 - X6 dan Y1 - Y16), rata-rata, dan keterangan (label). Sedangkan algoritma yang digunakan adalah algoritma AdaBoost dan XGBoost.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian yang dilakukan adalah penelitian kuantitatif dengan tahapan penelitian yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian.

Tahap penelitian yang ditunjukkan Gambar 1, dijelaskan secara ringkas sebagai berikut:

Pengumpulan Data

Dataset yang dipergunakan adalah data privat yang diperoleh dari internal SMK Setiabudhi Semarang. *Dataset* berasal dari sistem akademik objek penelitian, yaitu SMK Setiabudhi Semarang.

Pre-Processing Data

Tahap *pre-processing* data yang dilaksanakan pada penelitian ini terdiri dari proses penghapusan atribut yang tidak relevan, penanganan nilai kosong (*handling missing value*), dan pengubahan data kategorik ke numerik (*transformasi data*).

Validasi

Pada tahapan validasi dilakukan proses pembagian *dataset* menjadi *data* latih (*training*) dan *data* uji (*testing*) untuk mengevaluasi performansi model *data mining* atau *machine learning* yang digunakan. Metode validasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *train test split*.

Evaluasi

Evaluasi model pada penelitian yang dilakukan menggunakan *confusion matrix*. Pada *confusion matrix* dapat diketahui hasil metrik pengukuran seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang menunjukkan performansi model yang dihasilkan.

Komparasi Model

Pada tahap terakhir komparasi model, dilakukan perbandingan metrik pengukuran yang menunjukkan performansi dari kedua model algoritma. Berdasarkan perbandingan ini dapat diketahui model yang paling optimal untuk melakukan prediksi kelulusan siswa.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari setiap tahapan penelitian yang dilaksanakan dijelaskan sebagai berikut:

Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan terdiri dari 24 atribut reguler, yaitu jurusan, nilai mata pelajaran (X1 - X6 dan Y1 - Y16), dan rata-rata, serta satu atribut sebagai label/*class*, yaitu keterangan. *Dataset* mempunyai 461 data siswa. Pada *dataset* masih terdapat nilai kosong (*missing value*) dan tipe data yang masih harus ditransformasikan sesuai dengan karakteristik algoritma yang digunakan dalam penelitian ini.

Pre-Processing Data

Pada tahapan *pre-processing* data dilaksanakan beberapa proses, yaitu:

- a. Menghapus atribut tidak relevan

Pada subtahap ini, atribut yang tidak relevan seperti atribut no, nama, NIPD, NISN, dan *unnamed*: 29 dihapus dari *dataset*, hal ini dikarenakan atribut-atribut tersebut tidak berkaitan dengan prediksi kelulusan siswa. Sehingga, atribut yang tersisa, yaitu atribut jurusan, nilai mata pelajaran (X1 - X6 dan Y1 - Y16), rata-rata, dan keterangan (sebagai *class/label*). Pengurangan atribut yang tidak relevan ini dapat meningkatkan nilai akurasi dan mempercepat proses analisis data. Proses penghapusan atribut ini menghasilkan jumlah atribut yang relevan sebanyak 25 atribut

- b. Penanganan data yang kosong (*missing value*)

Setelah dilakukan pengecekan terhadap *dataset* yang digunakan, terdapat beberapa atribut dengan nilai kosong (*missing value*), yaitu nilai mata pelajaran Y13, Y14, Y15, dan Y16, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Missing Value.

Atribut	Missing Value	Atribut	Missing Value
Jurusan	0	Y7	0
X1	0	Y8	0
X2	0	Y9	0
X3	0	Y10	0
X4	0	Y11	0
X5	0	Y12	0
X6	0	Y13	104
Y1	0	Y14	104
Y2	0	Y15	197
Y3	0	Y16	398
Y4	0	Rata2	0
Y5	0	Ket.	0
Y6	0		

Untuk menangani data kosong ini, peneliti melakukan pengisian menggunakan nilai rata-rata (*mean*). Melalui pengisian ini, atribut-atribut yang mempunyai nilai kosong (*missing value*) sudah tidak ada atau sudah terisi. Tabel 3 di bawah ini menunjukkan hasil penanganan *missing value* yang telah dilakukan.

Tabel 3. Data Penanganan *Missing Value*

Atribut	Missing Value	Atribut	Missing Value
Jurusan	0	Y7	0
X1	0	Y8	0
X2	0	Y9	0
X3	0	Y10	0
X4	0	Y11	0
X5	0	Y12	0
X6	0	Y13	0
Y1	0	Y14	0
Y2	0	Y15	0
Y3	0	Y16	0
Y4	0	Rata2	0
Y5	0	Ket.	0
Y6	0		

Selain melakukan penanganan terhadap *missing value*, peneliti juga telah melakukan pengecekan terhadap data duplikat yang hasilnya tidak ada atribut yang mempunyai nilai duplikat.

c. Transformasi data

Proses transformasi data pada penelitian dilakukan dengan melakukan pengubahan data bertipe kategorik menjadi numerik. Atribut yang dilakukan *encoding* adalah atribut jurusan dan keterangan. Hasil *encoding* dari nilai atribut ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil *Encoding*.

#	Jurusan	Ket.
0	0	0
1	0	1
2	0	0
3	0	1
4	0	0
...	...	...

Validasi

Tahap validasi model menggunakan metode *train test split*. Pada metode ini, dilakukan pembagian untuk *data training* dengan persentase sebesar 80% dan *data testing* dengan persentase 20%. Sehingga dari persentase ini, diperoleh $461 \times 80\% = 369$ data untuk *training* dan sisanya 92 data untuk *testing*.

Evaluasi

Hasil dari tahap evaluasi adalah metrik pengukuran, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan F1-score yang menunjukkan performansi model yang diperoleh dari *confusion matrix*. Performansi dari algoritma AdaBoost ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Performansi Algoritma AdaBoost.

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Support</i>
0	0,95	0,99	0,97	84
1	0,83	0,56	0,67	9
<i>Accuracy</i>			0,95	93
<i>Macro AVG</i>	0,89	0,77	0,82	93
<i>Weighted AVG</i>	0,94	0,95	0,94	93

Sedangkan performansi algoritma XGBoost ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Performansi Algoritma XGBoost.

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Support</i>
0	0,94	0,99	0,97	84
1	0,80	0,44	0,57	9
<i>Accuracy</i>			0,94	93
<i>Macro AVG</i>	0,87	0,72	0,77	93
<i>Weighted AVG</i>	0,93	0,94	0,93	93

Komparasi Model

Tahap terakhir dari penelitian yang dilakukan adalah tahap komparasi model yang dihasilkan dari performansi pada metrik pengukuran. Adapun tabel komparasi model ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Komparasi Performansi Model.

Model	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
AdaBoost	0,95	0,95	0,99	0,97
XGBoost	0,94	0,94	0,99	0,97

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Sesuai hasil penelitian yang dilakukan, dapat diperoleh kesimpulan bahwa model yang dihasilkan mampu mencapai performa yang sangat baik dalam memprediksi kelulusan siswa. Hal tersebut sesuai dengan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang dihasilkan tinggi. Sesuai perbandingan, model AdaBoost menunjukkan performansi yang sedikit lebih baik dibandingkan dengan XGBoost, khususnya pada nilai *accuracy* dan *precision*, meskipun selisihnya relatif kecil, namun kedua model mempunyai kemampuan yang setara dalam memprediksi *class* positif dengan nilai *recall* dan *F1-score* yang sama. Hasil penelitian ini membuktikan bahwa algoritma *ensemble boosting* efektif untuk menyelesaikan permasalahan prediksi kelulusan siswa, sehingga tujuan penelitian untuk membangun model dan melakukan komparasi model prediksi sudah tercapai. Meskipun demikian, hasil penelitian yang dilakukan masih tergantung pada karakteristik *dataset* yang digunakan, sehingga perlu dilakukan pengujian lebih lanjut menggunakan *dataset* lain. Sebagai rekomendasi penelitian selanjutnya, dapat menggunakan *dataset* yang lebih besar dengan atribut beragam, mengimplementasikan teknik validasi yang lain, atau menggunakan algoritma lainnya untuk mendapatkan performa yang lebih optimal.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih peneliti ucapkan kepada Universitas Nasional Karangturi Semarang atas dukungan yang diberikan, baik secara akademik dan fasilitas, sehingga penelitian dan publikasi dapat terlaksana dengan lancar dan baik. Tak lupa, ucapan terima kasih peneliti sampaikan kepada dosen pembimbing yang senantiasa mendampingi selama penyusunan publikasi penelitian, serta SMK Setiabudhi Semarang yang telah menyediakan data untuk penelitian.

DAFTAR REFERENSI

- Abdillah, M., Sarira, B. T., Hidayat, A. N., Fauzan, A. N., Nurhidayat, R., Septiarini, A., & Puspitasari, N. (2025). Implementasi XGBoost dalam klasifikasi gagal ginjal kronis menggunakan dataset chronic kidney disease. *JATISI: Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 12(3), 333–346. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v12i3.11546>
- Affikri, M., Aruan, M. C., & Irsan, M. (2025). Penerapan algoritma k-nearest neighbor untuk prediksi kelulusan siswa di SD Negeri 1 Kedungsari. *JISAMAR: Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research*, 9(4), 1388–1402. <https://doi.org/10.52362/jisamar.v9i4>
- Andi, Ong, R. O., Thamrin, & Roseline. (2025). Ensemble algoritma random forest classifier dan AdaBoost dalam perancangan aplikasi penerjemah bahasa isyarat. *Jurnal TIMES*, 14(1), 51–59. <https://doi.org/10.51351/jtm.14.1.2025832>

- Andrianof, H., Gusman, A. P., & Putra, O. A. (2025). Implementasi algoritma random forest untuk prediksi kelulusan mahasiswa berdasarkan data akademik: Studi kasus di perguruan tinggi Indonesia. *JSIT: Jurnal Sains Informatika Terapan*, 4(1), 24–28. <https://doi.org/10.62357/jsit.v4i2.464>
- Ayudia, I., Darwiyanti, A., Dumiyati, Purnomo, D., Herlina, Hamda, E. F., Rosyid, A., Azizah, H. N., Suyuti, Heriansyah, Sampe, F., Susilowaty, N., Soleah, S., & Rafli, M. F. (2022). *Manajemen pendidikan*. PT Sada Kurnia Pustaka.
- Cepi, G., Umbara, F. R., & Ashaury, H. (2025). Prediksi pembatalan reservasi hotel menggunakan metode XGBoost. *Jurnal Global Ilmiah*, 2(12), 943–960. <https://doi.org/10.55324/jgi.v2i12.270>
- Falah, S., Jaka, A. T., & Nada, N. Q. (2025). Penerapan algoritma regresi linier dan random forest untuk memprediksi penjualan di Uchi Parfume. *JINTEKS: Jurnal Informatika Teknologi Dan Sains*, 7(3), 1317–1326. <https://doi.org/10.51401/jinteks.v7i3.6464>
- Fatah, Z., & Billah, M. H. M. (2025). Prediksi nilai akhir siswa SMK Nurul Ulum menggunakan metode decision tree. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(4), 2306–2313. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i4.3303>
- Frastio, S., & Nst, M. A. E. (2025). Penerapan algoritma XGBoost untuk analisis dan klasifikasi risiko kredit berbasis data mining. *SENADIMU: Seminar Nasional Disiplin Ilmu*, 690–705. <https://senadimu.potensi-utama.org/index.php/home/article/view/561>
- Handayani, F., Firdaus, R., Wahyudi, A., Amran, H. F., & Taufiq, R. M. (2025). Kombinasi algoritma Gaussian Naive Bayes dan Adaboost untuk meningkatkan akurasi dalam klasifikasi penyakit diabetes. *Jurnal Fasikom: Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 15(2), 238–244. <https://doi.org/10.37859/jf.v15i2.9279>
- Izzati, P. M., & Fitriyani. (2025). Implementation of the XGBoost algorithm for predicting monthly regional revenue performance in Bandung City. *Jurnal CoSciTech: Computer Science and Information Technology*, 6(2), 104–111. <https://doi.org/10.37859/coscitech.v6i2.9578>
- Jasman, T. Z., Fadhlullah, M. A., Pratama, A. L., & Rismayani. (2022). Analysis of gradient boosting, Adaboost, catboost algorithms in water quality classification. *JuTISI: Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 8(2), 392–402. <https://doi.org/10.28932/jutisi.v8i2.4906>
- Jefri, & Fatah, Z. (2025). Klasifikasi data mining untuk memprediksi kelulusan mahasiswa menggunakan metode Naive Bayes. *Jurnal JIMI: Jurnal Ilmiah Multidisiplin Ilmu*, 2(1), 29–37. <https://doi.org/10.69714/mhj1v85>
- Kurniawan, & Farokhah, L. (2025). Aplikasi cerdas prediksi kelulusan mahasiswa berbasis website menggunakan metode support vector machine (SVM). *Jurnal Fasikom: Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 15(1), 155–162. <https://doi.org/10.37859/jf.v15i1.8767>
- Latif, A., & Wildah, S. K. (2025). Analisis kinerja algoritma ensemble dalam prediksi perilaku pembelian pelanggan. *JATI: Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 9(1), 557–563. <https://doi.org/10.36040/jati.v9i1.12413>
- Mawardi, A. B., Pradini, R. S., & Haris, M. S. (2025). Komparasi algoritma boosting untuk prediksi gangguan tidur. *JITET: Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 13(3), 1377–1386. <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i3.7281>

- Mukaromah, H., & Ratnasari. (2025). Komparasi penerapan AdaBoost pada K-NN dan decision tree untuk prediksi penyakit hati. *JUPITER: Jurnal Penelitian Ilmu Dan Teknologi Komputer*, 17(2), 907–917. <https://jurnal.polsri.ac.id/index.php/jupiter/article/view/10826>
- Narulita, S., Sekarlangit, & Novianingrum, M. P. (2025). Optimasi model deteksi alergen pada produk pangan dengan algoritma support vector machine (SVM) dan adaptive boosting (AdaBoost). *Jurnal Teknologi Informasi: Jurnal Keilmuan Dan Aplikasi Bidang Teknik Informatika*, 19(2), 1–9. <https://doi.org/10.47111/jti.v19i2.21316>
- Pangestu, A., & Mujiyono, S. (2025). Implementasi algoritma XGBoost untuk prediksi status gizi balita berbasis website. *Jurnal Algoritma*, 22(2), 176–187. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.22-2.2390>
- Purba, P. B., Ika, Simarmata, J., Lakat, J. S., Widiawati, D., Wulandari, P., Ginting, E. B., Yuniwati, I., Situmorang, P. L., Mistriani, N., Ningsih, W., Kainde, S., & Sari, W. D. (2025). *Pendidikan di era digital: Tantangan bagi generasi*. Yayasan Kita Menulis.
- Purwaningsih, E., & Nurelasari, E. (2021). Penerapan K-nearest neighbor untuk klasifikasi tingkat kelulusan pada siswa. *SYNTAX: Jurnal Informatika*, 10(1), 46–56. <https://doi.org/10.35706/syji.v10i01.5173>
- Sadr, M. B., & Hasibuan, M. S. (2025). Prediksi penyakit paru-paru menggunakan algoritma Naive Bayes dan AdaBoost. *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi Magister Darmajaya*, 1(1), 34–38. <https://journal.darmajaya.ac.id/index.php/jtim/article/view/400>
- Saputra, A. A., Sari, B. N., & Rozikin, C. (2024). Penerapan algoritma extreme gradient boosting (XGBoost) untuk analisis risiko kredit. *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, 10(7), 27–36. <https://doi.org/10.5281/zenodo.10960080>
- Setiawan, M. A. M., Kusriani, & Hartono, A. D. (2025). Menggunakan metode machine learning untuk memprediksi nilai mahasiswa dengan model prediksi multiclass. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT (JPIT)*, 10(1), 190–204. <https://doi.org/10.30591/jpit.v10i1.8334>
- Sunarya, P. A., Asri, M., Azizah, N., & Lim, C. P. (2025). Evaluasi sistem informasi pendidikan untuk pengelolaan data dan keputusan. *Jurnal Mentari: Manajemen, Pendidikan, Dan Teknologi Informasi*, 3(2), 118–126. <https://doi.org/10.33050/mentari.v3i2.738>
- Zahroh, F. L., & Hilmiyati, F. (2024). Indikator keberhasilan dalam evaluasi program pendidikan. *Edu Cendekia: Jurnal Ilmiah Kependidikan*, 4(3), 1052–1062. <https://doi.org/10.47709/educendekia.v4i03.5049>