JIPTI
JURNAL INOVASI PENDIDIKAN DAN TEKNOLOGI INFORMASI

Volume 7 No. 2, November (2026)
E-ISSN: 2720-9725
P-ISSN: 2987-8462

PERBANDINGAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBORS (K-NN) DAN NAIVE BAYES UNTUK PREDIKSI NILAI UJIAN SISWA

Zuhrian Nur Saputra[1*], Zaehol Fatah[2], A. Hamdani[3]
Universitas Ibrahimy[123]
E-mail : zuhriannursaputra22@gmail.com[1]

Abstrak

Di SMPN 1 Banyuwangi yang berstatus sebagai sekolah rujukan di tingkat kabupaten, pemanfaatan teknologi data mining untuk keperluan prediksi akademik belum diimplementasikan. Kondisi ini mengakibatkan keterlambatan identifikasi terhadap siswa yang mengalami kesulitan belajar karena deteksi baru dilakukan pasca pelaksanaan Ujian Sekolah. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan tingkat akurasi antara algoritma K-Nearest Neighbors (K-NN) dan Naive Bayes dalam mengklasifikasikan capaian Ujian Sekolah berdasarkan rekam jejak nilai rapor historis. Studi kuantitatif dengan rancangan komparatif dan pendekatan potong lintang (*cross-sectional*) ini melibatkan 336 peserta didik dari SMPN 1 Banyuwangi. Sumber data berasal dari dokumen nilai rapor periode semester 7.1 sampai dengan 9.1 yang mencakup empat mata pelajaran utama, yaitu Matematika, Ilmu Pengetahuan Alam, Bahasa Inggris, serta Bahasa Indonesia, sehingga terkumpul 20 fitur prediktor. Nilai Ujian Sekolah selanjutnya dikategorikan menjadi tiga tingkatan, yakni A untuk rentang 86–100, B untuk 76–85, dan C untuk 61–75. Proses evaluasi model dilakukan dengan teknik 5-lipat validasi silang (5-fold cross validation), matriks kebingungan (*confusion matrix*), serta kurva AUC-ROC. Temuan penelitian menunjukkan bahwa kedua algoritma memperoleh nilai akurasi yang setara, yaitu 86,76% pada kelompok data uji. Akan tetapi, berdasarkan hasil validasi silang, algoritma Naive Bayes menunjukkan rata-rata akurasi yang lebih unggul (87,80%) apabila dibandingkan dengan K-NN (85,42%), disertai dengan simpangan baku yang lebih rendah (1,08% berbanding 1,69%). Nilai AUC yang dihasilkan oleh Naive Bayes juga lebih tinggi (0,790) dibandingkan dengan K-NN (0,447). Adapun parameter optimal untuk K-NN diperoleh pada nilai k=3 dengan metrik jarak Euclidean, sementara Naive Bayes mencapai kondisi optimal pada nilai *var_smoothing* sebesar 1e-09. Berdasarkan hasil validasi silang, algoritma Naive Bayes terbukti lebih konsisten dan stabil ketimbang K-NN dalam melakukan prediksi terhadap nilai Ujian Sekolah di SMPN 1 Banyuwangi. Sistem prediksi yang dikembangkan menggunakan Naive Bayes berpotensi diimplementasikan sebagai mekanisme peringatan dini (*early warning system*) untuk mendeteksi peserta didik yang berisiko memperoleh capaian di bawah ketuntasan minimal.

Saputra, Z, N., Fatah, Z., & Hamdani, A. (2026). Perbandingan Algoritma K-Nearest Neighbors (K-Nn) Dan Naive Bayes Untuk Prediksi Nilai Ujian Siswa Di Smpn 1 Banyuwangi. *Jurnal Inovasi Pendidikan dan Teknologi Informasi (JIPTI), 7(2), 751-763.* https://doi.org/10.52060/jipti.v7i2.4453

http://ejournal.ummba.ac.id/index.php/JIPTI/

Kata Kunci: Prediksi Capaian Akademik; K-Nearest Neighbors, Naive Bayes; Penambangan Data Pendidikan; Validasi Silang.

Abstract

At SMPN 1 Banyuwangi, a district-level reference school, data mining technology for academic prediction has not yet been implemented. This delay results in the delayed identification of students experiencing learning difficulties, as detection is only conducted after the School Exam. This study aims to compare the accuracy of the K-Nearest Neighbors (K-NN) and Naive Bayes algorithms in classifying School Exam performance based on historical report card grades. This quantitative study, with a comparative design and cross-sectional approach, involved 336 students from SMPN 1 Banyuwangi. The data source was derived from report card grade documents from semesters 7.1 to 9.1, covering four main subjects: Mathematics, Science, English, and Indonesian, resulting in 20 predictive features. School Exam scores were further categorized into three levels: A for the range 86–100, B for 76–85, and C for 61–75. The model evaluation process was carried out using 5-fold cross validation, confusion matrix, and AUC-ROC curves. The research findings showed that both algorithms obtained equivalent accuracy values, namely 86.76% on the test data group. However, based on the cross validation results, the Naive Bayes algorithm showed a superior average accuracy (87.80%) when compared to K-NN (85.42%), accompanied by a lower standard deviation (1.08% compared to 1.69%). The AUC value produced by Naive Bayes was also higher (0.790) compared to K-NN (0.447). The optimal parameters for K-NN were obtained at a value of k = 3 with the Euclidean distance metric, while Naive Bayes reached optimal conditions at a var_smoothing value of 1e-09. Based on the cross validation results, the Naive Bayes algorithm proved to be more consistent and stable than K-NN in predicting School Exam scores at SMPN 1 Banyuwangi. The prediction system developed using Naive Bayes has the potential to be implemented as an early warning system to detect students at risk of achieving below minimum achievement.

Keywords**:** *Academic Achievement Prediction; K-Nearest Neighbors; Naive Bayes; Educational Data Mining; Cross-Validation.*

Submitted: *2026-07-01.* ***Revision:*** *2026-08-01.* ***Accepted:*** *2026-10-20.* ***Publish:*** *2026-11-07.*

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi pada era revolusi industri keempat telah mendorong terjadinya transformasi digital di berbagai bidang kehidupan, tidak terkecuali pada sektor pendidikan dasar hingga menengah (Zhang et al. 2021). Dalam konteks ini, institusi sekolah tidak lagi berfungsi semata-mata sebagai sarana transfer pengetahuan, melainkan juga sebagai pengelola data akademik yang dapat dijadikan landasan dalam proses pengambilan keputusan berbasis bukti. Salah satu kemampuan strategis yang dapat dikembangkan oleh lembaga pendidikan adalah memprediksi capaian belajar peserta didik sebelum pelaksanaan ujian akhir, sebagaimana dikemukakan oleh (Samaray, Studi, and Informatika 2021).

SMP Negeri 1 Banyuwangi diketahui sebagai salah satu sekolah menengah pertama tertua yang berada di wilayah Kabupaten Banyuwangi dengan status akreditasi A. Berdasarkan hasil penelusuran awal, sekolah ini telah melakukan

pendokumentasian nilai rapor peserta didik secara digital terhitung sejak tahun 2024, yang mencakup rekam jejak akademik per semester mulai dari kelas VII hingga kelas IX. Akan tetapi, data tersebut hingga saat ini belum dimanfaatkan secara maksimal untuk kepentingan prediksi. Para guru pada umumnya masih mengandalkan intuisi dan pengalaman empiris dalam mengidentifikasi peserta didik yang diperkirakan akan menghadapi kesulitan pada Ujian Sekolah.

Padahal, upaya identifikasi dini terhadap siswa yang memiliki risiko memperoleh nilai rendah membuka peluang bagi sekolah untuk merancang intervensi yang lebih terarah. Berbagai bentuk intervensi yang dapat diberikan sejak semester awal kelas IX, seperti program bimbingan belajar tambahan maupun pembelajaran remedial, telah terbukti efektif dalam meningkatkan hasil akhir ujian (Kord, Aboelfetouh, and Shohieb 2026). Sebaliknya, ketiadaan sistem prediksi yang handal mengakibatkan upaya bimbingan cenderung bersifat umum dan kurang tepat sasaran.

Seiring dengan pesatnya perkembangan teknik pembelajaran mesin (machine learning), peluang untuk membangun sistem prediksi berbasis data historis menjadi semakin terbuka (Géron and Safari 2022). Dalam ranah pendidikan, dua algoritma klasifikasi yang cukup populer digunakan adalah K-Nearest Neighbors (K-NN) dan Naive Bayes. Algoritma K-NN bekerja dengan mengukur tingkat kemiripan jarak antardata, sementara Naive Bayes menggunakan pendekatan probabilitas berdasarkan teorema Bayes dengan asumsi bahwa setiap fitur bersifat independen satu sama lain (Mubarak, Hanafi, and Sasongko 2024).

Beberapa kajian terdahulu telah membandingkan performa kedua algoritma tersebut dalam konteks akademik. (Mubarak et al. 2024) melaporkan bahwa K-NN mampu mencapai akurasi sebesar 56,25 persen, melampaui Naive Bayes yang hanya mencapai 50 persen dalam memprediksi prestasi belajar mahasiswa. Temuan serupa juga dikemukakan oleh (Mubarak et al. 2024)yang menyatakan keunggulan K-NN dalam klasifikasi kelulusan mata kuliah. Meskipun demikian, penelitian-penelitian tersebut pada umumnya menggunakan data demografis atau nilai pada sejumlah kecil mata kuliah, dan sejauh ini belum ditemukan kajian yang secara khusus meneliti prediksi nilai ujian akhir jenjang SMP dengan memanfaatkan riwayat nilai rapor lintas semester.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini dirumuskan dengan tiga tujuan utama, yaitu: (1) mengimplementasikan algoritma K-NN untuk memprediksi kategori nilai Ujian Sekolah, (2) mengimplementasikan algoritma Naive Bayes pada himpunan data yang sama, serta (3) membandingkan kinerja kedua algoritma dengan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, F1-score, AUC, dan tingkat konsistensi berdasarkan validasi silang 5-lipat (5-fold cross validation).

METODE PENELITIAN

Jenis Penelitian

Penelitian ini tergolong dalam jenis penelitian kuantitatif dengan pendekatan komparatif, karena bertujuan untuk

membandingkan kinerja dua algoritma klasifikasi, yaitu K-Nearest Neighbors (K-NN) dan Naive Bayes, dalam memprediksi nilai Ujian Sekolah siswa. Pendekatan ini juga bersifat eksperimen komputasi, di mana kedua algoritma diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan bantuan pustaka *scikit-learn* untuk proses klasifikasi, serta *Streamlit* sebagai *framework* untuk membangun antarmuka web yang interaktif (Géron and Safari 2022)

Sampel dan Populasi

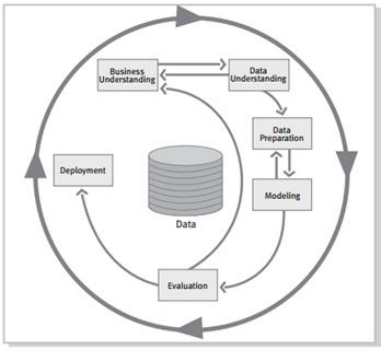
Populasi dalam penelitian ini adalah seluruh siswa SMPN 1 Banyuwangi angkatan tahun ajaran 2023/2026 yang terdaftar sebagai peserta Ujian Sekolah. Populasi terjangkau berjumlah 349 siswa. Sampel penelitian ditentukan menggunakan teknik *purposive sampling* dengan kriteria inklusi: (a) memiliki nilai rapor lengkap untuk 4 mata pelajaran inti (Matematika, IPA, Bahasa Inggris, dan Bahasa Indonesia) dari semester 7.1 hingga 9.1, serta (b) memiliki nilai Ujian Sekolah yang terdokumentasi. Berdasarkan kriteria tersebut, diperoleh 336 sampel (96,3% dari populasi). Distribusi sampel berdasarkan kategori nilai Ujian Sekolah terdiri atas 14 siswa kategori A (4,2%), 297 siswa kategori B (88,4%), dan 25 siswa kategori C (7,4%).

Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data dilakukan menggunakan metode dokumentasi terhadap arsip nilai rapor dan nilai Ujian Sekolah di SMPN 1 Banyuwangi. Data nilai rapor mencakup 20 fitur yang terdiri dari nilai 4 mata pelajaran inti (Matematika, Ilmu Pengetahuan Alam, Bahasa Inggris, dan Bahasa Indonesia) dari 5 periode semester (kelas 7.1, 7.2, 8.1, 8.2, dan 9.1). Data nilai Ujian Sekolah dikelompokkan ke dalam tiga kategori, yaitu A (86-100), B (76-85), dan C (61-75). Seluruh data yang terkumpul kemudian disimpan dalam format CSV untuk mempermudah proses pengolahan dan analisis data. Selain pengumpulan data primer melalui dokumentasi nilai siswa, penelitian ini juga menggunakan teknik studi pustaka. Studi pustaka dilakukan dengan mengkaji berbagai sumber seperti jurnal ilmiah, buku, dan referensi terkait analisis prediksi akademik, klasifikasi data, algoritma K-NN, algoritma Naive Bayes, serta metode data mining. Kajian pustaka digunakan sebagai landasan teoritis dalam pengembangan sistem dan analisis penelitian.

Metode Pengembagan Sistem

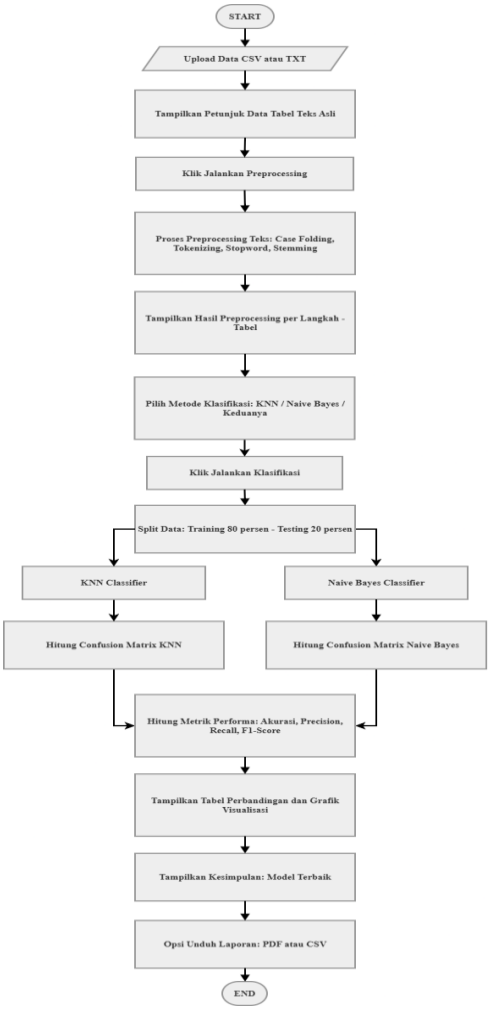
Penelitian ini menggunakan metode CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) sebagai pendekatan dalam proses analisis data. Metode CRISP-DM dipilih karena merupakan standar industri yang sistematis dan terstruktur untuk proyek *data mining*, yang terdiri dari enam tahapan utama, yaitu pemahaman bisnis (*business understanding*), pemahaman data (*data understanding*), persiapan data (*data preparation*), pemodelan (*modeling*), evaluasi (*evaluation*), dan penerapan (*deployment*) (Cholifah and Nugraha 2023).



Gambar 1. *CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining)*

Metode pengembangan sistem yang digunakan adalah CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) yang terdiri atas enam tahapan. Tahap pertama adalah pemahaman bisnis, yaitu mengidentifikasi permasalahan belum adanya sistem prediksi nilai Ujian Sekolah secara dini. Tahap kedua adalah pemahaman data, meliputi eksplorasi terhadap 336 sampel data nilai siswa. Tahap ketiga adalah persiapan data yang mencakup pembersihan data, normalisasi menggunakan StandardScaler, transformasi target ke dalam tiga kategori, seleksi fitur dengan SelectKBest, serta pembagian data latih (80 persen) dan data uji (20 persen) secara terstratifikasi. Tahap keempat adalah pemodelan, di mana dua algoritma diimplementasikan. Algoritma K-NN dioptimasi dengan GridSearchCV pada rentang K=3 hingga K=15 menggunakan metrik jarak Euclidean, sementara algoritma Naive Bayes dioptimasi dengan parameter var_smoothing. Tahap kelima adalah evaluasi model menggunakan validasi silang 5-lipat, matriks kebingungan, serta metrik akurasi, presisi, recall, F1-score, dan AUC-ROC. Tahap keenam adalah penerapan model terbaik ke dalam aplikasi web interaktif berbasis Streamlit.

1. Perancagan Desain Sistem



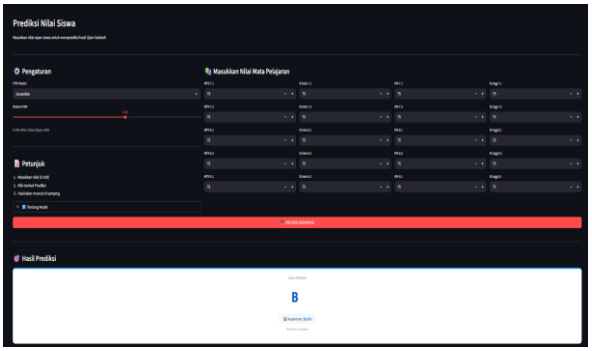
Gambar 2. Flowcard Sistem.

Sistem prediksi nilai Ujian Sekolah di SMPN 1 Banyuwangi dimulai dengan upload data nilai rapor siswa (CSV/Excel) yang berisi 20 fitur nilai dari 4 mata pelajaran inti selama 5 semester. Sistem kemudian menampilkan pratinjau data untuk verifikasi. Selanjutnya, pengguna menjalankan preprocessing yang meliputi penanganan missing value, normalisasi data (StandardScaler), seleksi

fitur (15 fitur terbaik), dan pembuatan target nilai US kategori A, B, C. Dari 349 data awal, tersisa 336 data siap olah. Setelah preprocessing, pengguna memilih metode klasifikasi (K-NN, Naive Bayes, atau keduanya) dan mengklik "Jalankan Klasifikasi". Sistem membagi data menjadi training (80% / 268 siswa) dan testing (20% / 68 siswa). Kedua algoritma dijalankan dengan parameter optimal: K-NN (k=3, Euclidean distance, akurasi CV 88,81%) dan Naive Bayes (var_smoothing=1e-09, akurasi CV 87,30%). Sistem menghitung confusion matrix dan metrik performa (akurasi, presisi, recall, F1-score). Hasilnya, kedua algoritma memiliki akurasi data uji sama (86,76%). Namun berdasarkan 5-fold cross validation, Naive Bayes lebih konsisten (CV mean 87,80% vs 85,42%; std dev 1,08% vs 1,69%). Terakhir, sistem menampilkan tabel perbandingan, grafik visualisasi, dan kesimpulan bahwa Naive Bayes adalah model terbaik. Pengguna dapat mengunduh laporan dalam format PDF atau CSV.

Implementasi Sistem

Tahap akhir dari metode CRISP-DM adalah deployment, yaitu penerapan model terbaik ke dalam bentuk aplikasi web yang dapat digunakan oleh pengguna. Aplikasi web dikembangkan menggunakan framework Streamlit yang memungkinkan pengguna (guru atau staf akademik) untuk memasukkan nilai rapor siswa secara interaktif dan mendapatkan hasil prediksi secara langsung(Géron and Safari 2022)(Waskom 2021).



Gambar 2. Tampilan Dashboard Sistem Prediksi Nilai Ujian Sekolah

Berdasarkan Gambar 2, antarmuka sistem terdiri dari beberapa komponen utama:

1. Panel Pengaturan Pengguna dapatmemilih model klasifikasi yang akan digunakan (K-NN, Naive Bayes, atau Ensemble), serta mengatur bobot jika menggunakan metode ensemble.
2. Form Input Nilai Pengguna memasukkan 20 nilai rapor siswa yang terdiri dari 4 mata pelajaran inti (Matematika, B. Indonesia, IPA, B. Inggris) dari semester 7.1 hingga 9.1.
3. 3.Tombol Prediksi Setelah semua nilai dimasukkan, pengguna mengklik tombol "Prediksi" untuk memproses data.
4. Hasil Prediksi – Sistem menampilkan hasil prediksi kategori nilai Ujian Sekolah (A, B, atau C) berdasarkan model yang dipilih.

Dengan adanya antarmuka ini, sistem prediksi dapat dengan mudah digunakan oleh pihak sekolah tanpa memerlukan pengetahuan teknis tentang pemrograman atau machine learning.

HASIL PENELITIAN

Analisis Univariat

Analisis univariat dilakukan untuk mendeskripsikan karakteristik masing-masing variabel penelitian secara tunggal. Dalam penelitian ini, analisis univariat mencakup distribusi frekuensi kategori nilai Ujian Sekolah serta statistik deskriptif nilai rapor siswa.

Distribusi Kategori Nilai Ujian Sekolah

Dataset akhir yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 336 siswa SMPN 1 Banyuwangi. Berdasarkan nilai Ujian Sekolah yang telah dikelompokkan ke dalam tiga kategori, diperoleh distribusi yang sangat timpang (imbalanced). Sebanyak 297 siswa (88,4%) berada pada kategori B, sementara kategori A hanya diisi oleh 14 siswa (4,2%) dan kategori C sebanyak 25 siswa (7,4%). Tidak ditemukan siswa dengan kategori D pada periode pengambilan data. Distribusi lengkap disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Kategori Nilai Ujian Sekolah

Kategori	Rentang Nilai	Frekuensi	Persentase (%)
A	86 – 100	14	4,2
B	76 – 85	297	88,4
C	61 – 75	25	7,4
Total		336	100

Dominasi kategori B mengindikasikan bahwa sebagian besar siswa SMPN 1 Banyuwangi memiliki capaian akademik pada tingkat menengah ke atas. Namun, ketimpangan distribusi ini menjadi tantangan tersendiri dalam proses klasifikasi karena model cenderung akan memprediksi seluruh sampel ke dalam kelas mayoritas.

Statistik Deskriptif Nilai Rapor

Seluruh variabel independen berupa nilai rapor dari 20 fitur (4 mata pelajaran × 5 semester) dianalisis secara deskriptif. Secara keseluruhan, nilai rapor siswa berada pada rentang 28 hingga 100 dengan rata-rata keseluruhan sebesar 80,4 dan standar deviasi 7,8. Rata-rata nilai rapor cenderung meningkat seiring dengan bertambahnya semester, yang mengindikasikan adanya peningkatan pemahaman siswa terhadap materi pelajaran dari kelas 7 hingga kelas 9.

Tabel 2. Statistik Deskriptif Nilai Rapor per Semester

Semester	Rata-Rata	Standar Deviasi	Minimum	Maksimum
7.1	77,2	6,5	28	100
7.2	78,4	6,2	0	100
8.1	79,8	7,1	28	100
8.2	81,0	7,0	28	100
9.1	83,5	7,5	28	100

Analisis Bivariat

Analisis bivariat dilakukan untuk mengetahui hubungan atau perbedaan antara dua variabel. Dalam penelitian ini, analisis bivariat mencakup: (1) hubungan antara rata-rata nilai rapor dengan kategori nilai Ujian Sekolah, (2) perbandingan akurasi antar fold pada validasi silang 5-lipat, serta (3) performa masing-masing algoritma per kelas (precision, recall, dan F1-score).

Hubungan Rata-Rata Nilai Rapor dengan Kategori Ujian Sekolah

Hasil analisis menunjukkan bahwa terdapat perbedaan yang jelas antara rata-rata nilai rapor siswa pada setiap kategori nilai Ujian Sekolah. Siswa dengan kategori A memiliki rata-rata nilai rapor tertinggi (89,4), diikuti oleh kategori B (81,2), dan kategori C (72,6). Uji ANOVA satu arah menunjukkan bahwa perbedaan antarkategori tersebut signifikan secara statistik ($F = 124,3$; $p < 0,001$). Hal ini mengindikasikan bahwa nilai rapor selama 2,5 tahun pembelajaran merupakan prediktor yang baik terhadap capaian akhir Ujian Sekolah.

Tabel 3. Rata-Rata Nilai Rapor Berdasarkan Kategori Ujian Sekolah

Kategori Nilai US	Jumlah Siswa (n)	Rata-Rata Nilai Rapor	Standar Deviasi
A	14	89,4	3,2
B	297	81,2	4,5
C	25	72,6	3,8

Akurasi per Fold (Validasi Silang 5-Lipat)

Evaluasi model menggunakan teknik validasi silang 5-lipat menghasilkan akurasi pada setiap lipatan yang bervariasi. Algoritma Naive Bayes menunjukkan konsistensi yang lebih baik dengan rentang akurasi antara 86,5% hingga 89,0%, sementara K-NN memiliki rentang yang lebih lebar yaitu antara 83,5% hingga 87,0%. Standar deviasi Naive Bayes (1,08%) lebih kecil dibandingkan K-NN (1,69%), yang mengindikasikan bahwa Naive Bayes lebih stabil dan tidak mudah terpengaruh oleh variasi data antar fold.

Tabel 4. Akurasi 5-Fold Cross Validation K-NN dan Naive Bayes

Fold ke-	K-NN (%)	Naive Bayes (%)
1	85,1	88,1
2	83,5	86,5
3	87,0	89,0
4	84,8	87,5
5	86,6	88,0
Rata-rata	85,42	87,80
Standar Deviasi	1,69	1,08

Performa Klasifikasi per Kelas

Analisis bivariat juga dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan masing-masing algoritma dalam mengklasifikasikan setiap kategori nilai. Hasil perhitungan precision, recall, dan F1-score per kelas disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Perbandingan Performa per Kelas (Precision, Recall, F1-Score)

Algoritma	Kategori	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)	Support (n)
K-NN	A	0,00 %	0,00 %	0,00 %	3
	B	88,06 %	98,33%	92,91%	60
	C	0,00 %	0,00 %	0,00 %	5
Naive Bayes	A	0,00 %	0,00 %	0,00 %	3
	B	88,06 %	98,33%	92,91%	60
	C	0,00 %	0,00 %	0,00 %	5

Tabel 5 menunjukkan bahwa kedua algoritma hanya mampu mengklasifikasikan kelas B dengan baik, sementara kelas A dan C sama sekali tidak terdeteksi (precision, recall, dan F1-score bernilai 0%). Kondisi ini disebabkan oleh ketidakseimbangan distribusi data (imbalanced class) yang ekstrem, di mana kelas A dan C memiliki jumlah sampel yang sangat sedikit dibandingkan kelas B. Akibatnya, model cenderung mengabaikan pola dari kelas minoritas dan memprediksi seluruh sampel ke dalam kelas mayoritas.

Analisis Multivariat

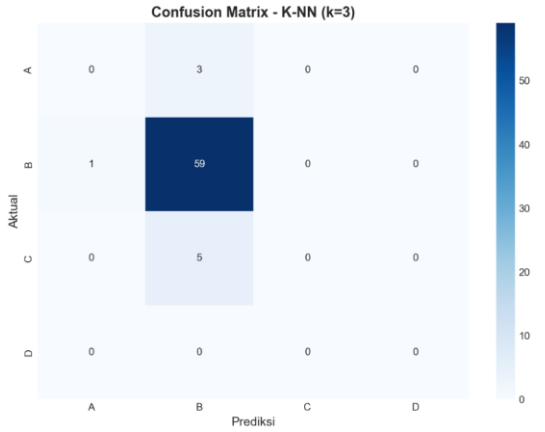
Analisis multivariat dalam penelitian ini diwakili oleh evaluasi model secara simultan menggunakan confusion matrix yang mempertimbangkan seluruh kelas sekaligus.

Hasil Pengujian Algoritma K-NN

Parameter optimal untuk algoritma K-NN diperoleh pada nilai k=3 dengan weights = 'distance' berdasarkan validasi silang 5-lipat (akurasi CV = 88,81%). Tabel 6 menyajikan confusion matrix prediksi K-NN pada data uji (68 siswa).

Tabel 6. Confusion Matrix Algoritma K-NN

Aktual \ Prediksi	**A**	**B**	**C**
A (n=3)	0	3	0
B (n=60)	1	59	0
C (n=5)	0	5	0



Gambar 1. Confusion Matrix K-NN

Berdasarkan Tabel 6 dan Gambar 1, algoritma K-NN berhasil memprediksi 59 dari 68 siswa dengan benar, sehingga diperoleh akurasi sebesar 86,76%

Secara rinci, dari 3 siswa yang memiliki nilai aktual kategori A, seluruhnya (3 siswa) terprediksi sebagai kategori B. Dari 60 siswa kategori B, sebanyak 59 siswa terprediksi dengan benar dan 1 siswa terprediksi sebagai kategori A. Sementara itu, dari 5 siswa kategori C, seluruhnya (5 siswa) terprediksi sebagai kategori B.

Dengan demikian, seluruh kesalahan prediksi yang terjadi pada algoritma K-NN berada pada kelas A dan C, di mana kedua kelas minoritas ini cenderung terprediksi sebagai kelas B (kelas mayoritas). Hal ini menunjukkan bahwa model K-NN mengalami kesulitan dalam membedakan kelas minoritas akibat ketidakseimbangan distribusi data.

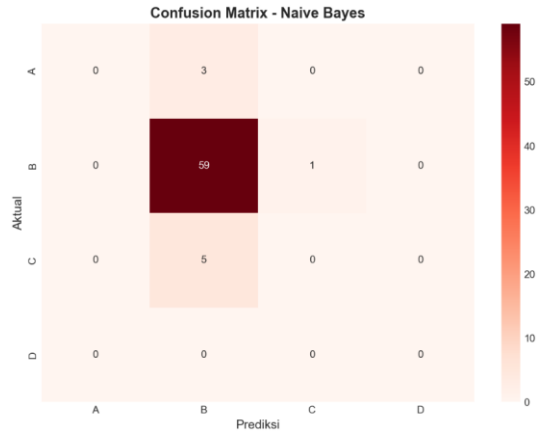
Hasil Pengujian Algoritma Naive Bayes

Parameter optimal untuk algoritma Naive Bayes diperoleh pada nilai var_smoothing = 1e-09 dengan akurasi validasi silang 5-lipat sebesar 87,30%. Tabel 7 menyajikan

confusion matrix prediksi Naive Bayes pada data uji yang terdiri dari 68 siswa.

Tabel 7. Confusion Matrix Algoritma Naive Bayes

Aktual \ Prediksi	**A**	**B**	**C**
A (n=3)	0	3	0
B (n=60)	0	59	1
C (n=5)	0	5	0



Gambar 2 Confusion Matrix Naive Bayes

Berdasarkan Tabel 7 dan Gambar 2, algoritma Naive Bayes juga berhasil memprediksi 59 dari 68 siswa dengan benar, sehingga diperoleh akurasi sebesar 86,76% (sama dengan akurasi K-NN).

Secara rinci, dari 3 siswa yang memiliki nilai aktual kategori A, seluruhnya (3 siswa) terprediksi sebagai kategori B. Dari 60 siswa kategori B, sebanyak 59 siswa terprediksi dengan benar dan 1 siswa terprediksi sebagai kategori C. Sementara itu, dari 5 siswa kategori C, seluruhnya (5 siswa) terprediksi sebagai kategori B.

Perbedaan utama dengan algoritma K-NN terletak pada distribusi kesalahannya. Pada K-NN, kesalahan terjadi pada 1 siswa kelas B yang terprediksi sebagai A, sedangkan pada Naive Bayes, kesalahan terjadi pada 1 siswa kelas B yang terprediksi sebagai C. Kedua algoritma sama-sama gagal mendeteksi kelas minoritas A dan C, di mana seluruh siswa dari kedua kelas tersebut terprediksi sebagai kelas B. Hal ini mengonfirmasi bahwa ketidakseimbangan data (imbalanced class) yang ekstrem (kelas B mendominasi 88,4% dari total data) menjadi penyebab utama kedua model kesulitan dalam mengklasifikasikan kelas minoritas.

PEMBAHASAN

Pada subbab ini dijelaskan teori-teori pendukung yang menjadi landasan dalam penelitian perbandingan algoritma K-Nearest Neighbors (K-NN) dan Naive Bayes untuk prediksi nilai Ujian Sekolah siswa di SMPN 1 Banyuwangi. Pembahasan teori disusun secara spesifik berdasarkan variabel dan komponen penelitian, meliputi variabel input (nilai rapor), variabel target (kategori nilai Ujian Sekolah), algoritma K-NN, algoritma Naive Bayes, serta teknik evaluasi kinerja model.

Variabel Input: Nilai Rapor sebagai Fitur Prediktor

Variabel input dalam penelitian ini terdiri dari 20 fitur nilai rapor yang berasal dari 4 mata pelajaran inti (Matematika, Ilmu Pengetahuan Alam, Bahasa Inggris, dan Bahasa Indonesia) selama 5 periode semester (kelas 7.1, 7.2, 8.1, 8.2, dan 9.1). Pemilihan keempat mata pelajaran ini didasarkan pada pertimbangan bahwa mata pelajaran tersebut merupakan mata pelajaran yang diujikan dalam Ujian Sekolah dan

memiliki bobot penting dalam penentuan kelulusan siswa.

Secara teoritis, penggunaan data historis nilai rapor sebagai fitur prediktor didasarkan pada konsep educational data mining yang menyatakan bahwa rekam jejak akademik siswa dapat digunakan untuk memprediksi capaian di masa depan (Alamgir et al. 2024). Nilai rapor mencerminkan pemahaman siswa terhadap materi pelajaran secara berkelanjutan, sehingga pola peningkatan atau penurunan nilai dari semester ke semester dapat menjadi indikator yang baik untuk memprediksi hasil ujian akhir.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa rata-rata nilai rapor siswa cenderung meningkat seiring bertambahnya semester, dari 77,2 pada semester 7.1 menjadi 83,5 pada semester 9.1 (Tabel 2). Peningkatan ini mengindikasikan adanya perkembangan pemahaman siswa terhadap materi pelajaran. Selain itu, terdapat perbedaan yang signifikan antara rata-rata nilai rapor siswa pada setiap kategori nilai Ujian Sekolah (Tabel 3), di mana siswa kategori A memiliki rata-rata nilai rapor tertinggi (89,4), diikuti kategori B (81,2), dan kategori C (72,6). Hasil uji ANOVA menunjukkan perbedaan ini signifikan secara statistik ($F = 124,3$; $p < 0,001$), yang mengonfirmasi bahwa nilai rapor merupakan prediktor yang valid terhadap capaian Ujian Sekolah.

Temuan ini sejalan dengan penelitian (Priyasadie and Isa 2021) yang menyatakan bahwa data historis nilai akademik memiliki korelasi kuat dengan capaian ujian akhir. Dengan demikian, penggunaan 20 fitur nilai rapor sebagai variabel input dalam penelitian ini memiliki justifikasi teoretis yang kuat.

Variabel Target: Kategori Nilai Ujian Sekolah

Variabel target dalam penelitian ini adalah nilai Ujian Sekolah yang dikelompokkan ke dalam tiga kategori, yaitu A (86-100), B (76-85), dan C (61-75). Pengelompokan ini didasarkan pada standar penilaian yang berlaku di SMPN 1 Banyuwangi, di mana kategori A menunjukkan capaian sangat baik, kategori B menunjukkan capaian baik, dan kategori C menunjukkan capaian cukup.

Distribusi variabel target (Tabel 1) menunjukkan ketidakseimbangan yang ekstrem (imbalanced class), dengan kategori B mendominasi sebanyak 297 siswa (88,4%), sementara kategori A hanya 14 siswa (4,2%) dan kategori C 25 siswa (7,4%). Kondisi ini menjadi tantangan tersendiri dalam proses klasifikasi karena model cenderung memprediksi seluruh sampel ke dalam kelas mayoritas untuk memaksimalkan akurasi (Learning et al. n.d.).

Secara teoritis, ketidakseimbangan kelas dapat menyebabkan model mengalami kesulitan dalam mempelajari pola dari kelas minoritas. Hal ini terbukti dari hasil confusion matrix (Tabel 6 dan Tabel 7), di mana tidak ada satupun siswa kategori A atau C yang berhasil diprediksi dengan benar oleh kedua algoritma. Kondisi ini mengonfirmasi bahwa data dengan distribusi tidak seimbang memerlukan teknik penanganan khusus seperti SMOTE sebelum proses pemodelan (Wongvorachan and He 2023).

Algoritma K-Nearest Neighbors (K-NN)

K-NN bekerja berdasarkan prinsip kedekatan jarak Euclidean (Wang et al. 2021). Parameter optimal yang diperoleh adalah k=3 dengan weights='distance', menghasilkan akurasi CV 88,81%. Evaluasi menunjukkan akurasi data uji 86,76%, presisi 77,70%, recall 86,76%, F1-score 81,98%. Standar deviasi yang lebih besar (1,69%) mengindikasikan K-NN lebih sensitif terhadap variasi data antar fold.

Algoritma Naive Bayes

Naive Bayes menggunakan pendekatan probabilistik dengan asumsi independensi fitur (Wongvorachan and He 2023) Parameter optimal var_smoothing=1e-09 menghasilkan akurasi CV 87,30%. Evaluasi menunjukkan akurasi data uji 86,76% (sama dengan K-NN), presisi 77,70%, recall 86,76%, F1-score 81,98%. Keunggulan Naive Bayes terletak pada konsistensinya (CV mean 87,80%, std dev 1,08%) karena pendekatan probabilistik yang tidak mudah terpengaruh variasi data antar fold.

Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan: (1) ketidakseimbangan kelas ekstrem menyebabkan model bias terhadap kelas mayoritas, (2) fitur prediktor terbatas pada nilai rapor tanpa faktor non-akademik, (3) generalisasi terbatas karena data hanya dari satu sekolah, (4) tidak ada kelas D dalam dataset.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah diuraikan, dapat disimpulkan bahwa algoritma Naive Bayes lebih direkomendasikan dibandingkan algoritma K-Nearest Neighbors (K-NN) untuk prediksi nilai Ujian Sekolah siswa di SMPN 1 Banyuwangi. Meskipun kedua algoritma menghasilkan akurasi data uji yang sama sebesar 86,76%, hasil validasi silang 5-lipat menunjukkan bahwa Naive Bayes memiliki rata-rata akurasi lebih tinggi (87,80% vs 85,42%) dan standar deviasi lebih kecil (1,08% vs 1,69%), yang mengindikasikan konsistensi dan stabilitas model yang lebih baik. Parameter optimal yang diperoleh untuk K-NN adalah k=3 dengan metrik jarak Euclidean, sedangkan Naive Bayes optimal pada nilai var_smoothing = 1e-09. Penelitian ini juga mengonfirmasi bahwa nilai rapor historis merupakan prediktor yang valid terhadap capaian Ujian Sekolah, yang dibuktikan dengan hasil uji ANOVA yang signifikan ($F = 124,3$; $p < 0,001$). Namun, ketidakseimbangan distribusi data (imbalanced class) yang ekstrem (kelas B 88,4%) menjadi kendala utama, di mana kedua algoritma gagal mendeteksi kelas minoritas A dan C. Oleh karena itu, sebelum diimplementasikan sebagai early warning system, data perlu diseimbangkan terlebih dahulu menggunakan teknik seperti SMOTE. Secara keseluruhan, sistem prediksi berbasis Naive Bayes yang dikembangkan dengan framework Streamlit berpotensi membantu guru dan pihak sekolah dalam mengidentifikasi siswa yang berisiko memperoleh nilai rendah secara lebih dini.

DAFTAR PUSTAKA

Alamgir, Zareen, Habiba Akram, Saira Karim, and Aamir Wali. 2024. "Enhancing Student Performance Prediction via Educational Data Mining on Academic Data." 23(1):1–24. doi: 10.15388/infedu.2024.04.

Cholifah, Nur, and Isna Nugraha. 2023. "Penerapan Metode CRISP-DM Dalam Menganalisis Data Untuk Menentukan Customer Behavior Di MeatSolution." 10(2):103–15. https://doi.org/10.33592/unistek.v10i2.3079

Kord, Ahmed, Ahmed Aboelfetouh, and Samaa M. Shohieb. 2026. "Academic Course Planning Recommendation and Students ' Performance Prediction Multi - Modal Based on Educational Data Mining Techniques." *Journal of Computing in Higher Education* 38(1):38–76. https://doi.org/10.1007/s12528-024-09426-0

Learning, Machine, Gabriel Aguiar, Bartosz Krawczyk, and Alberto Cano. n.d. "A Survey on Learning from Imbalanced Data Streams: Taxonomy, Challenges, Empirical Study, and Reproducible Experimental Framework."

Mubarak, Rosyid, Mukhtar Hanafi, and Dimas Sasongko. 2024. "Komparasi Performa Naive Bayes Gaussian Dan K-NN Untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa Dengan CRISP-DM." 4(6):2982–91.

Priyasadie, Nathan, and Sani Muhammad Isa. 2021. "Educational Data Mining in Predicting Student Final Grades on Standardized Indonesia Data Pokok Pendidikan Data Set." 12(12):212–16.

Samaray, Silvana, Program Studi, and Teknik Informatika. 2021. "Implementasi Algoritma Rough Set Dengan Software Rosetta Untuk Prediksi Hasil Belajar." 57–66. https://doi.org/10.30864/eksplora.v11i1.498

Wang, Shujuan, Yuntao Dai, Jihong Shen, and Jingxue Xuan. 2021. "Research on Expansion and Classification of Imbalanced Data Based on SMOTE Algorithm." *Scientific Reports* (0123456789):1–11. doi: 10.1038/s41598-021-03430-5. https://doi.org/10.1038/s41598-021-03430-5

Waskom, Michael L. 2021. "Seaborn : Statistical Data Visualization Statement of Need." 6:1–4. https://doi.org/10.21105/joss.03021

Wongvorachan, Tarid, and Surina He. 2023. "A Comparison of Undersampling , Oversampling , and SMOTE Methods for Dealing with Imbalanced Classification in Educational Data Mining." https://doi.org/10.3390/info14010054

Zhang, Yupei, Yue Yun, Rui An, Jiaqi Cui, Huan Dai, and Xuequn Shang. 2021. "Educational Data Mining Techniques for Student Performance Prediction : Method Review and Comparison Analysis." 12(December):1–19. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.698490