

Klasifikasi Prestasi Akademik Mahasiswa Berdasarkan Kehadiran dan Aktivitas Menggunakan Metode Naïve Bayes

Zaehol Fatah¹, Afdhaliyah Ramadhathul Fitriyah²

^{1,2} Universitas Ibrahimy, Sistem Informasi, Situbondo

Email : ¹zaeholfatah@gmail.com, ²afdhaliyahramadhathulf12@gmail.com.

Abstrak

Penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan prestasi akademik mahasiswa berdasarkan tingkat kehadiran dan aktivitas belajar menggunakan metode Naïve Bayes. Data yang digunakan meliputi atribut kehadiran, aktivitas perkuliahan, dan status akademik yang diolah menggunakan aplikasi RapidMiner Studio 7.1 melalui tahapan pembersihan, seleksi, dan transformasi data. Hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi sebesar 89,20%, dengan nilai *precision* dan *recall* di atas 88%. Hasil ini menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes efektif dalam memprediksi prestasi akademik mahasiswa serta dapat digunakan sebagai dasar pengambilan Keputusan akademik untuk meningkatkan kinerja belajar.

Kata Kunci: Klasifikasi, Prestasi Akademik, Kehadiran, Aktivitas Mahasiswa, Naïve Bayes

Abstract

This study aims to classify students' academic performance based on attendance levels and learning activities using the *Naïve Bayes* method. The data used include attendance, class activity, and academic status attributes, which were processed using RapidMiner Studio 7.1 through the stages of data cleaning, selection, and transformation. The testing results show an accuracy rate of **89.20%**, with *precision* and *recall* values above 88%. These results indicate that the *Naïve Bayes* method is effective in predicting students' academic performance and can be utilized as a basis for academic decision-making to improve learning outcomes.

Keywords: *Classification, Academic Performance, Attendance, Student Activity, Naïve Bayes*

PENDAHULUAN

Dalam dunia Pendidikan, keberhasilan seseorang sering diukur dari capaian akademiknya. Oleh sebab itu, memahami berbagai factor yang dapat memengaruhi, memprediksi, memediasi, maupun menyebabkan perbedaan dalam pencapaian akademik menjadi hal yang krusial dalam mengidentifikasi mahasiswa yang berprestasi. Perguruan tinggi secara umum menargetkan peningkatan kualitas akademik mahasiswa dari waktu ke waktu. Indikator yang kerap digunakan dalam menilai capaian tersebut meliputi rata-rata Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) serta rata-rata lama masa studi. Diharapkan bahwa seiring berjalannya waktu, nilai IPK mahasiswa mengalami peningkatan, sementara durasi studi cenderung menurun.

Dari permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini berfokus pada bagaimana kehadiran dan aktivitas mahasiswa dalam proses pembelajaran dapat digunakan untuk mengklasifikasikan prestasi akademik mereka. Banyak institusi Pendidikan masih mengandalkan penilaian konvensional tanpa memanfaatkan data perilaku mahasiswa secara menyeluruh. Oleh karena itu, diperlukan suatu model klasifikasi yang mampu memanfaatkan data kehadiran dan aktivitas mahasiswa untuk memprediksi capaian akademik secara lebih akurat. Metode Naïve Bayes dipilih karena kesederhanaan dan efektivitasnya dalam menangani data kategorikal, sehingga diharapkan dapat memberikan hasil klasifikasi yang dapat dijadikan dasar pengambilan Keputusan oleh pihak kampus.

Naïve Bayes Classifier merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang berlandaskan pada prinsip Teorema Bayes. Pendekatan ini memanfaatkan konsep probabilitas dan statistika yang diperkenalkan oleh ilmuwan Inggris, Thomas Bayes. Secara fundamental, metode ini berfungsi untuk memperkirakan peluang terjadinya suatu peristiwa di masa mendatang berdasarkan data atau pengalaman yang telah terjadi sebelumnya. Oleh karena itu, *Naïve Bayes* dikenal sebagai metode prediksi berbasis probabilistik yang sederhana namun efektif dalam berbagai permasalahan klasifikasi (Watratan et al. 2020).

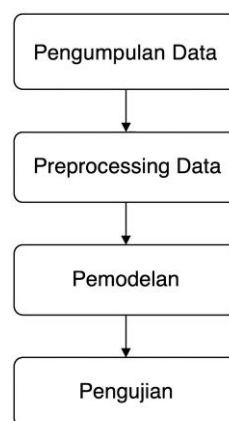
Pesatnya kemajuan teknologi informasi serta volume arus informasi yang terus meningkat menuntut adanya pengolahan data yang efektif. Pengolahan ini penting agar yang ada dapat diolah menjadi informasi yang bernilai guna mendukung proses pengambilan keputusan. Seiring dengan hal tersebut, berkembanglah cabang ilmu yang dikenal sebagai *data mining*, yaitu disiplin yang berfokus pada pola dan pengetahuan dari kumpulan data yang besar (Ramadhantya 2024). *Data mining* adalah sebuah proses yang berlangsung secara interaktif dan iteratif (Riset, Informasi, and Informatika 2016).

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan klasifikasi data mahasiswa dengan memanfaatkan metode *Naïve Bayes*, yang merupakan salah satu teknik dalam *data mining*.

Data Mining

Tahapan Penelitian Data Mining Penelitian ini mengikuti empat tahapan utama dalam proses data mining sebagai berikut:



Gambar 1. Bagan Tahapan Penelitian Data Mining

1. Pengambilan data:

Data diperoleh dari dataset mahasiswa yang mencakup atribut kehadiran, aktivitas perkuliahan, dan status akademik. Dalam implementasinya, data dimasukkan ke dalam RapidMiner Studio 7.1 menggunakan operator Read Excel.

2. Preprocessing Data:

Tahap ini mencakup pembersihan data (*noise* dan *missing value*), seleksi data untuk menentukan atribut yang relevan, dan transformasi data agar sesuai dengan format yang dapat diproses algoritma.

3. Pemodelan (Klasifikasi)

Data yang sudah bersih dan terseleksi dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian. Model prediksi dibangun menggunakan algoritma *Naïve Bayes* pada data pelatihan.

4. Pengujian dan Evaluasi:

Model yang telah dibentuk diuji menggunakan data pengujian untuk mengevaluasi akurasi dan performanya. Hasil pengujian menunjukkan akurasi model sebesar 89,20%.

Data mining merupakan bidang keilmuan yang berfokus pada penggalian pola dan pengetahuan tersembunyi dari kumpulan data. Melalui rangkaian proses sistematis, Teknik ini bertujuan

meningkatkan nilai informasi yang sebelumnya sulit diperoleh secara manual. Proses tersebut dilakukan dengan mengekstraksi pola-pola penting dalam data untuk mengubahnya menjadi informasi yang lebih bermakna, sehingga dapat dimanfaatkan dalam pengambilan Keputusan yang efektif (Khasanah et al. 2022).

Proses data mining terdiri dari beberapa tahapan penting sebelum menghasilkan informasi baru. Tahapan tersebut meliputi pembersihan data, yakni penghapusan *noise* dan data yang tidak konsisten, integrasi data dari berbagai sumber yang berbeda, serta seleksi data, yang menyaring informasi relevan untuk dianalisis lebih lanjut. Data yang tidak memenuhi kriteria analisis akan dikeluarkan dari proses. Selanjutnya, dilakukan transformasi data agar sesuai dengan format yang dapat diproses melalui algoritma dan evaluasi pola. Tahapan akhir mencakup analisis hasil penambangan dengan menggunakan satuan pengukuran tertentu, serta penyajian pengetahuan yang diperbolehkan dalam bentuk yang dapat dipahami dan digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan (David Imanuel, Nawaningtyas Pusparini, and Sani 2024).

Klasifikasi

Klasifikasi merupakan metode untuk membangun model yang mampu membedakan kelas-kelas dari suatu objek yang belum diketahui kategorinya. Proses klasifikasi umumnya terdiri dari dua tahap utama:

1. **Pelatihan data** – dilakukan dengan menggunakan *dataset* yang sudah dilabeli untuk melatih algoritma dalam membentuk model prediksi yang optimal.
2. **Pengujian data** – digunakan untuk mengevaluasi tingkat akurasi model yang telah dibentuk. Pengujian dilakukan dengan *dataset* uji, bertujuan mengukur kecocokan antara label hasil prediksi dan label actual, sehingga dapat diketahui seberapa baik model tersebut bekerja (Khasanah et al.

2022).

Algoritma Naïve Bayes

Naïve Bayes merupakan algoritma pembelajaran induktif yang dikenal efektif dan efisien dalam bidang pembelajaran mesin serta eksplorasi data. Meskipun metode ini mengandalkan asumsi independensi antar atribut yang jarang sepenuhnya terpenuhi dalam praktik nyata algoritma ini tetap menunjukkan kinerja yang baik dalam klasifikasi data. Bahkan saat terdapat korelasi antar atribut, Naïve Bayes tetap kompetitif dan telah terbukti memiliki performa yang tinggi berdasarkan berbagai studi empiris (David Imanuel, Nawaningtyas Pusparini, and Sani 2024).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan dijelaskan hasil dan pembahasan dari setiap tahapan penelitian yang telah dilakukan:

1. Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan dataset Mahasiswa yang mencakup atribut kehadiran, aktivitas perkuliahan, dan status akademik. Data dimasukkan ke dalam RapidMiner Studio 7.1 menggunakan operator Read Excel. Proses ini dimulai dengan menarik operator Read Excel ke area kerja (Proses Panel), kemudian memilih file Excel yang akan digunakan sebagai dataset.

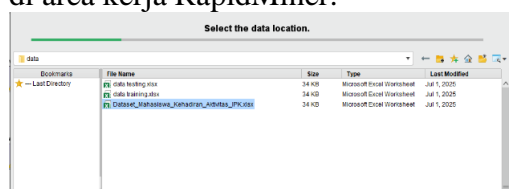
Nama	Jenis Kelamin	Umur	Status Mahasiswa	Kehadiran (%)	Partisipasi Diskusi (skor)	Misi Tugas (skor)	Aktivitas Learning (skor)	IPK	Status Akademik
Kiki Aranda	Laki-laki	20	Berikut Matakuliah	73	99	91	88	3,37	Lulus
Fitri Fauzi	Laki-laki	21	Berikut Matakuliah	62	83	53	64	3,55	Lulus
Mira Ridgati	Laki-laki	21	Berikut Matakuliah	71	61	87	54	2,79	Lulus
Mira Aranda	Laki-laki	21	Berikut Matakuliah	44	88	62	81	3,59	Tidak Lulus
Mira Nurani	Laki-laki	21	Membah	64	91	47	64	2,82	Lulus
Ika Ridgati	Perempuan	20	Membah	53	71	92	49	1,52	Tidak Lulus
Umi Santoso	Laki-laki	24	Berikut Matakuliah	64	59	86	75	2,83	Lulus
Nisa Sulphatra	Perempuan	19	Berikut Matakuliah	57	60	86	65	2,86	Tidak Lulus
Hana Septeani	Perempuan	20	Berikut Matakuliah	77	100	99	69	3,87	Lulus
Nisa Sulphatra	Perempuan	18	Berikut Matakuliah	71	62	84	52	2,37	Tidak Lulus
Umi Nurrahman	Perempuan	20	Membah	88	14	83	47	2,39	Tidak Lulus
Ika Mahan	Laki-laki	25	Berikut Matakuliah	52	85	48	71	2,85	Tidak Lulus
Hana Sulphatra	Perempuan	24	Berikut Matakuliah	58	72	42	65	2,89	Lulus
Fitri Harti	Laki-laki	21	Berikut Matakuliah	56	80	52	305	2,72	Lulus
Fitri Chani	Laki-laki	22	Berikut Matakuliah	53	75	42	54	2,89	Tidak Lulus
Fitri Permata	Laki-laki	21	Berikut Matakuliah	70	70	59	53	2,9	Tidak Lulus
Umi Hafid	Perempuan	21	Membah	49	56	53	96	1,87	Lulus
Aldi Susmanan	Laki-laki	20	Berikut Matakuliah	98	80	87	83	3,37	Lulus
Ugi Supriya	Laki-laki	18	Berikut Matakuliah	300	66	41	79	1,81	Tidak Lulus
Hani Pratama	Laki-laki	20	Berikut Matakuliah	79	82	75	95	2,88	Lulus
Lina Madara	Laki-laki	23	Berikut Matakuliah	82	49	96	98	3,42	Lulus
Sidi Sulphatra	Laki-laki	22	Berikut Matakuliah	78	14	54	82	2,7	Lulus
Mira Sulphatra	Laki-laki	21	Berikut Matakuliah	81	90	62	59	2,9	Lulus

Gambar 2. Dataset

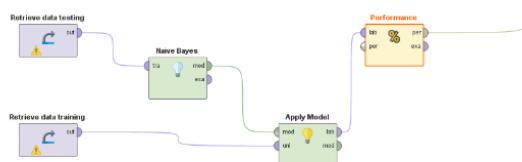


Gambar 3. Operator Read Excel

Setelah file Data dipilih, dilanjutkan dengan menekan “Next”. Pada tahap ini, diatur jenis data pada tiap kolom sesuai formatnya. Kemudian, atribut target diubah menjadi label melalui opsi “Change Role”. Jika semua sudah benar, ditekan “finish” agar data tampil di area kerja RapidMiner.



Gambar 4. Import Data Training



Gambar 5. Import Data

2. Preprocessing Data

Tahap preprocessing Data meliputi beberapa proses penting:

a. Seleksi Data

Proses seleksi Data bertujuan untuk menentukan atribut-atribut yang relevan dengan tujuan analisis, sekaligus mengeliminasi atribut yang tidak diperlukan. Tahapan ini diterapkan pada data set mahasiswa untuk memastikan bahwa data yang digunakan benar-benar mendukung proses pengolahan dan interpretasi lebih lanjut.

Untuk data training, atribut yang digunakan meliputi:

- Jenis kelamin: variabel jenis kelamin hanya terdiri dari dua kemungkinan yaitu laki-laki dan perempuan.
- Status akademik: status akademik merupakan variabel target dalam proses klasifikasi yang mengindikasikan hasil akhir studi dari masing-masing

mahasiswa. Atribut ini menunjukkan apakah seorang mahasiswa telah berhasil menyelesaikan program studi dan dinyatakan lulus. Atau tidak memenuhi persyaratan akademik sehingga dinyatakan tidak lulus.

RapidMiner

RapidMiner merupakan perangkat lunak mandiri yang digunakan untuk analisis dan eksplorasi data, serta mendukung integrasi dengan berbagai Bahasa pemrograman. Karena dikembangkan menggunakan Bahasa java, RapidMiner dapat beroperasi di sejumlah system operasi berbeda. Aplikasi ini menyediakan antarmuka grafis yang memungkinkan pengguna merancang alur analisis data (pipeline), yang kemudian disimpan dalam format XML. File tersebut menggambarkan tahapan analisis yang dirancang oleh pengguna, dan selanjutnya digunakan oleh RapidMiner untuk mengeksekusi proses analisis secara otomatis (Ramadhantya 2024).

Implementasi

pada tahap pengolahan data, proses implementasi merujuk pada penerapan Teknik analisis menggunakan perangkat lunak yang sesuai. Dalam penelitian ini, alat bantu yang digunakan adalah aplikasi RapidMiner. Setelah implementasi dilakukan, Langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian terhadap hasil analisis guna memastikan kesesuaian dengan tujuan yang telah ditetapkan yakni melakukan prediksi terhadap tingkat kelulusan mahasiswa, khususnya pada Program Studi Teknik Informatika. Proses seleksi pembersihan dan transformasi data.

a. Seleksi Data

Proses seleksi data bertujuan untuk menentukan atribut-atribut yang relevan dengan tujuan analisis, sekaligus mengeliminasi atribut yang tidak diperlukan. Tahapan ini diterapkan pada dataset mahasiswa untuk memastikan bahwa data yang digunakan benar-benar mendukung

proses pengolahan dan interpretasi lebih lanjut.

Untuk data training, atribut yang digunakan meliputi:

1) Jenis Kelamin

Variable jenis kelamin hanya terdiri dari dua kemungkinan ialah laki-laki dan Perempuan

2) Status Akademik

Status akademik merupakan variable target dalam proses klasifikasi yang mengindikasikan hasil akhir studi dari masing-masing mahasiswa. Atribut ini menunjukkan apakah seorang mahasiswa telah berhasil menyelesaikan program studi dan dinyatakan lulus, atau tidak memenuhi persyaratan akademik sehingga dinyatakan tidak lulus. Status ini digunakan sebagai dasar evaluasi dalam model prediktif untuk mengetahui faktor-faktor yang berkontribusi terhadap keberhasilan akademik.

Dalam penelitian ini, variable Keputusan merujuk pada atribut *Status Akademik*, yang menentukan hasil akhir dari proses klasifikasi. Atribut ini memiliki dua kelas:

- **Lulus** – mahasiswa dinyatakan telah menyelesaikan studi sesuai standar akademik yang ditetapkan.
- **Tidak lulus** – mahasiswa belum mencapai kriteria kelulusan berdasarkan evaluasi akademik

Atribut ini berfungsi sebagai *label target* dalam model pembelajaran mesin, Dimana berbagai fitur seperti kehadiran, partisipasi, skor tugas, aktivitas e-learning, dan IPK digunakan untuk membentuk pola prediktif terhadap status akademik mahasiswa.

Tabel 1. keputusan

Lama Studi	Keputusan
< 4 Tahun	Tepat Waktu
≥ 4 Tahun	Terlambat

Variable Keputusan merupakan atribut utama dalam proses klasifikasi yang digunakan untuk menentukan hasil akhir dari suatu analisis. Dalam konteks data ini, variable Keputusan memiliki dua nilai

kategorikal, yaitu *tepat waktu*, dan *tidak tepat waktu*, yang merepresentasikan status atau kinerja akhir yang dicapai berdasarkan kriteria tertentu.

b. Pembersihan Data

Tahap ini dilakukan untuk menghilangkan *noise* serta atribut yang tidak relevan dari dataset. Proses pembersihan bertujuan menyempurnakan kualitas data dengan cara menyaring informasi yang tidak diperlukan dan memastikan tidak adanya nilai kosong (*missing value*) pada atribut yang digunakan dalam analisis.

c. Transformasi Data

Setelah proses pembersihan selesai, data akan dikonversi ke dalam format yang sesuai untuk pengolahan menggunakan Teknik *data mining*. Transformasi dilakukan agar struktur data kompatibel dengan algoritma yang digunakan, sehingga memungkinkan proses klasifikasi atau analisis linnya berjalan secara optimal.

Proses pengujian data dilakukan menggunakan RapidMiner Studio 7.1 untuk menilai performa model yang telah dibuat. Dan tahap awal dilakukan dengan memasukkan data ke dalam RapidMiner studio 7.1 menggunakan operator Read Excel. Operator tersebut dapat ditarik (drag and drop) ke area kerja (process panel). Selanjutnya, untuk mengambil file data, pengguna cukup mengklik dua kali (double click) pada operator Read Excel, kemudian memilih file Excel yang akan digunakan sebagai dataset. Setelah itu, data akan otomatis dimuat dan siap digunakan dalam proses pengolahan berikutnya.

Setelah file data dipilih, lanjutkan dengan menekan "Next". Pada tahap ini, atur jenis data pada tiap kolom sesuai formatnya. Kemudian, ubah atribut target menjadi label melalui opsi "Change Role". Jika semua sudah benar, tekan "finish" agar data tampil di area kerja RapidMiner seperti gambar 3 dan 4.

Dari proses pengujian pada RapidMiner Studio 7.1, model Naïve Bayes menghasilkan akurasi sebesar 89,20%. Dari tabel *confusion matrix* terlihat bahwa

system memprediksi 243 data lulus dan 203 data tidak lulus, sedangkan terdapat 27 data yang salah klasifikasi pada masing-masing kategori. Nilai precision untuk kelas lulus sebesar 90%, sedangkan untuk kelas tidak lulus sebesar 88,26%. Begitu pula dengan nilai recall yang menunjukkan tingkat keberhasilan yang sama hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang cukup baik dan stabil dalam mengenali pola data serta memprediksi hasil dengan tingkat ketepatan tinggi.

accuracy: 89,20%			
	True Lulus	True Tidak	class prec
pred Lulus	243	27	90,00%
pred Tidak	27	203	88,26%
class recall	90,00%	88,26%	

Gambar 5. Hasil Prediksi Pengujian Data

Berikut ini adalah hasil pengujian model menunjukkan nilai akurasi sebesar 89,20%. Nilai ini diperoleh dari perhitungan:

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \times 100\% \\
 &= \frac{243 + 203}{243 + 27 + 27 + 203} \times 100\% \\
 &= 89,20\%
 \end{aligned}$$

Dari hasil perhitungan tersebut dapat disimpulkan bahwa model memiliki tingkat ketepatan sebesar 89,20%, yang menunjukkan kemampuan model dalam mengenali dan memprediksi data dengan cukup baik. Nilai tersebut juga menggambarkan bahwa model efektif digunakan untuk proses klasifikasi data siswa.

SIMPULAN (PENUTUP)

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian yang dilakukan menggunakan algoritma Naïve Bayes pada data mahasiswa, dapat disimpulkan bahwa metode ini mampu memberikan hasil klasifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mencapai tingkat akurasi

sebesar 89,20%, yang berarti system dapat memprediksi status kelulusan mahasiswa dengan tingkat ketepatan yang cukup baik.

Penerapan algoritma Naïve Bayes terbukti efektif untuk menganalisis data akademik karena mampu mengolah variabel-variabel seperti kehadiran, aktifitas, dan status akademik secara efisien. Selain itu, metode ini memiliki keunggulan dalam kecepatan proses perhitungan dan kemampuannya bekerja dengan data berjenis kategorikal.

Secara keseluruhan, penggunaan data mining dengan algoritma Naïve Bayes dapat dijadikan alternatif bagi pihak perguruan tinggi dalam mendukung pengambilan Keputusan, khususnya dalam memantau dan memprediksi performa akademik mahasiswa. Dengan demikian, hasil penelitian ini dapat menjadi dasar untuk pengembangan system pendukung Keputusan yang lebih cerdas dan adaptif terhadap data akademik di masa mendatang.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Dosen Pembimbing atas bimbingan dan arahnya selama proses penyusunan penelitian ini. Ucapan terima kasih juga kepada orang tua atas doa, dukungan dan semangat yang tiada henti hingga laporan ini dapat diselesaikan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

Ekawati, R. R., Atina, V., & Maulidar, J. (2022). Prediksi ketuntasan belajar siswa menggunakan Naive Bayes dengan integrasi data akademik, absensi, dan partisipasi ekstrakurikuler. *Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia*. <https://doi.org/10.52436/1.jpti.752>

Nasution, N., Djahara, K., & Zamsuri, A. (2015). Evaluasi kinerja akademik mahasiswa menggunakan algoritma Naïve Bayes (Studi Kasus: Fasilkom Unilak). *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 6(2), 1–11.

- Yunita, D., Rosyani, P., & Amalia, R. (2018).
Analisa prestasi siswa berdasarkan kedisiplinan, nilai hasil belajar, sosial ekonomi, dan aktivitas organisasi menggunakan algoritma Naïve Bayes. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 3(4).
<https://doi.org/10.32493/informatika.v3i4.2032>
- Christiesta, H. A., Sodikin, M. A., Rosyadi, N. A., Andiani, S., & Yulianti, D. (2023).
Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi kinerja siswa menggunakan algoritma Naïve Bayes. *OKTAL: Jurnal Ilmu Komputer dan Sains*.
<https://journal.mediapublikasi.id/index.php/oktal/article/view/4959>
- Setyo Prayoga, R. A., Basatha, R., Sonhaji, M., Elfaiz, E. A., & Devayana Putra, C. (2023).
Application of Naïve Bayes method for student performance classification. *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi*.
<https://sistemasi.ftik.unisi.ac.id/index.php/stmsi/article/view/4852>
- Wulandari, D. A. N., Annisa, R., Yusuf, L., & Prihatin, T. (2020).
Educational data mining for student academic prediction using K-Means clustering and Naïve Bayes classifier. *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, 16(2), 155–160.
- Ariansyah, M. H., Fitri, E. N., & Winarno, S. (2023).
Improving performance of students' grade classification model uses Naïve Bayes Gaussian tuning model and feature selection. *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, 4(3), 493–501.
<https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.3.737>
- Patrianingsih, N. K. W., & Sugianta, I. K. A. (2023).
Penerapan Naïve Bayes pada potensi akademik siswa SD Negeri 5 Singakerta. *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)*, 8(2), 154–163.
<https://doi.org/10.14421/jiska.2023.8.2.154-163>
- Novitalia, N., Mawasgenti, P. D., Apriani, T., Prayogi, A. S., & Saifudin, A. (2021).
Penggunaan metode Naïve Bayes classifier untuk mengevaluasi kinerja akademik mahasiswa di perguruan tinggi. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Aplikasi*, 4(2), 65–71.
<https://openjournal.unpam.ac.id/index.php/JTSI/article/view/7752>
- Rahman, A., Destiarini, D., & Kuswanto, K. (2021).
Klasifikasi performa akademik siswa menggunakan metode decision tree dan Naive Bayes. *Jurnal Saintekom*, 13(1).
<https://doi.org/10.33020/saintekom.v13i1.349>
- Setyo Prayoga, R. A. (2023).
Application of Naïve Bayes method for student performance classification (Addendum). *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi*.
- Akanbi, O. B. (2023).
Application of Naïve Bayes to students' performance classification. *Asian Journal of Probability and Statistics*, 25(1), 35–47.
<https://doi.org/10.9734/ajpas/2023/v25i1536>
- Yaacob, N., Ahmad, R., Ismail, N., & Rahman, M. (2021).
Supervised data mining approach for predicting student performance. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science (IJECS)*, 16(3), 1584–1592.
<https://doi.org/10.11591/ijeecs.v16.i3.pp1584-1592>
- Jedidi, Y., Ibriz, A., Benslimane, M., Hachmoud, A., Tmimi, M., Hajjioui, Y., & Rahhali, M. (2024).
Predicting students' academic performance and modeling using data mining techniques. *Mathematical Modeling and Computing*, 11(3), 814–825.
<https://doi.org/10.23939/mmc2024.03.814>