

Prediksi Keterlambatan Pembayaran Sumbangan Pembinaan Pendidikan Sekolah Menggunakan Metode Naive Bayes

Munif Khoil¹, Hardian Oktavianto², Daryanto³, Lutfi Ali Muharom⁴, Nur Qodariyah Fitriyah⁵

^{1,2,3,4,5}Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Jember, Jember, Indonesia

Corresponding author: munibchoil@gmail.com

Article Information: submission received XXX; revision: XXX; accepted XXX; first published online XXX

Abstract

Mengaplikasikan metode Naive Bayes dilakukan dengan harapan dapat memprediksi adanya keterlambatan dalam pembayaran SPP. Adanya system tersebut sebagai jalan alternatif apabila terjadi berbagai problema lain terkait keterlambatan pembayaran untuk sekolah. Maka pihak sekolah perlu memperoleh berbagai informasi terkait prediksi keterlambatan pembayaran SPP sehingga dapat mengambil tindakan alternative berbentuk pembinaan siswa-siswi atau orang tua yang diprediksi akan mengalami keterlambatan dalam pembayaran SPP. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa staf dapat menginput data dengan lebih cepat di masa depan. Mereka juga dapat memproses klasifikasi keterlambatan pembayaran SPP dengan metode Naive Bayes, yang akan mencegah kesalahan dalam menentukan keterlambatan pembayaran siswa. Hasil tes Confusion Matrix menunjukkan jumlah False Positive sebanyak 2, True Positive sebanyak 11, dan False Negative sebanyak 5. Dengan demikian, tingkat akurasi Algoritma Naive Bayes adalah 76,66%.

Keywords: Naive Bayes; Prediksi; SPP; SMK Nahdlatuth Thalabah

1. INTRODUCTION

Keterlambatan pembayaran SPP siswa menjadi masalah baru di lapangan. Ini karena pembayaran SPP adalah sumber dana tetap untuk meningkatkan kualitas pendidikan di sekolah (Syabaniah et al., 2020). Sekitar 60% dari 485 siswa pada tahun ajaran 2022/2023 mengalami keterlambatan pembayaran SPP, menurut data dari bagian keuangan Tata Usaha Sekolah. Untuk mengurangi keterlambatan pembayaran SPP siswa, petugas TU harus membuat prediksi yang dapat membantu dalam rangka mengetahui lebih jelas tentang hal-hal yang dapat mempengaruhi keterlambatan pembayaran SPP dan membantu memberikan solusi kepada siswa yang terlambat melakukan pembayaran SPP (Alfiansyah & Soetanto, 2024).

Perkembangan teknologi informasi dan penerapan data mining dalam dunia pendidikan membuka peluang besar dalam pengambilan keputusan berbasis data (Rao, 2024). Data administratif sekolah, khususnya data keuangan siswa, menyimpan informasi penting yang dapat dianalisis untuk menemukan pola – pola tertentu (Chen, 2024). Salah

satu permasalahan yang dapat dikaji melalui pendekatan ini adalah keterlambatan pembayaran SPP oleh siswa. Dengan memanfaatkan teknik machine learning, sekolah tidak hanya bergantung pada pendekatan reaktif, tetapi dapat beralih pada pendekatan prediktif yang mampu mengidentifikasi potensi keterlambatan pembayaran sejak dini berdasarkan karakteristik siswa dan kondisi tertentu (Ijomah et al., 2024).

Metode klasifikasi merupakan salah satu teknik dalam machine learning yang banyak digunakan untuk memprediksi suatu kondisi atau kejadian di masa mendatang (Sihombing & Yuliati, 2021). Naive Bayes adalah algoritma klasifikasi yang berbasis probabilistik dan Teorema Bayes, dengan asumsi independensi antar atribut (Purnomo et al., 2025; Wickramasinghe & Kalutarage, 2021). Algoritma ini dikenal memiliki keunggulan dalam kesederhanaan perhitungan, efisiensi komputasi, serta performa yang cukup baik meskipun digunakan pada dataset dengan jumlah data yang terbatas (Darmayanti & Fajri, 2024). Oleh karena itu, Naive Bayes dinilai relevan untuk diterapkan dalam memprediksi keterlambatan pembayaran SPP dengan memanfaatkan atribut-atribut seperti latar belakang ekonomi siswa, pekerjaan orang tua, jumlah tanggungan keluarga, serta riwayat pembayaran sebelumnya (Alfi, 2020).

Dengan adanya sistem prediksi keterlambatan pembayaran SPP berbasis Naive Bayes, pihak sekolah khususnya Tata Usaha bagian keuangan dapat memperoleh informasi yang lebih akurat dan objektif terkait siswa yang berpotensi mengalami keterlambatan pembayaran. Hasil prediksi ini diharapkan dapat menjadi dasar dalam penyusunan kebijakan, seperti pemberian dispensasi, pendekatan persuasif kepada orang tua, maupun perencanaan strategi keuangan sekolah secara lebih efektif.

2. LITERATURE REVIEW

Naive Bayes adalah algoritma klasifikasi berdasarkan nilai probabilitas sederhana untuk menghitung sekelompok data dengan cara menjumlah berbagai frekuensi dengan kombinasi dengan berbagai data yang telah diberikan (Oktavianto et al., 2024). Algoritma naïve bayes berasumsikan berbagai atribut yang tidak memiliki keterkaitan sehingga disajikan terhadap variabel kelas atau independen (Xu, 2018). Sedangkan pendapat lain mengungkapkan bahwa Naive bayes sebagai klasifikasi atas probabilitas serta statistik yang disampaikan oleh ilmuwan Inggris yakni Thomas Bayes dengan melakukan prediksi atas berbagai peluang dimasa depan dengan berlandaskan pengalaman sebelumnya (Gowda et al., 2022).

Teori naive bayes disandarkan atas berbagai asumsi yang menyederhanakan apabila nilai atribut akan secara bebas apabila disajikan nilai output dengan kondisional, yakni probabilitas nilai output akan melakukan pengamatan secara bersama-sama dengan probabilitas terhadap individu (Mishra et al., 2022), adapun keuntungan menggunakan metode naive bayes yakni metode tersebut hanya membutuhkan data percobaan yang kecil dalam menentukan estimasi pengukuran yang dibutuhkan dalam proses pengelompokan,

metode naive bayes seringkali berkerja lebih baik dalam berbagai situasi dengan yang diharapkan (Abellán & Castellano, 2017; Jiang et al., 2019; Moral-García et al., 2024; Zhang et al., 2023).

Persamaan algoritma teori bayes sebagai berikut :

$$P(H/X) = \frac{P(X/H) \cdot P(H)}{P(X)}$$

Dimana:

$P(H|X)$: Probabilitas kejadian H terjadi, diberikan X telah terjadi

$P(X|H)$: Probabilitas kejadian X terjadi, diberikan H telah terjadi

$P(H)$: Probabilitas awal atau prior kejadian H

$P(X)$: Probabilitas awal atau prior kejadian X

Confusion Matrix berupa metode yang diaplikasikan dalam menjalankan perhitungan berkonsep data mining sehingga dapat diperoleh berbagai informasi sebagai bahan perbandingan hasil yang dikelompokkan terhadap perkiraan dengan hasil data yang aktual (Abid Salih & Abdulazeez, n.d.; Cao-Van et al., 2024; Dangi et al., 2022). Terdapat empat istilah representasi klasifikasi dalam Confusion Matrix: Positive True (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). Tabel 1 menunjukkan penjelasan hasil klasifikasi.

Tabel 1. Confusion Matrix

Kondisi Sebenarnya	Hasil Klasifikasi	
	Terlambat Membayar	Tidak Terlambat
TERLAMBAT MEMBAYAR	True positives	False negatives
TIDAK TERLAMBAT	False positives	True negatives

Berdasarkan pada tabel 1 dapat diartikan sebagai berikut :

- True Positive (TP) adalah ketika hasil klasifikasi sama dengan kondisi sebenarnya **Terlambat Membayar**
- True Negative (TN) adalah ketika hasil klasifikasi sama dengan kondisi sebenarnya **Tidak Terlambat**
- False Positive (FP) adalah ketika hasil klasifikasi **Terlambat Membayar** sedangkan kondisi sebenarnya adalah **Tidak Terlambat**
- False Negatif (FN) adalah ketika hasil klasifikasi **Tidak Terlambat** sedangkan kondisi sebenarnya adalah **Terlambat Membayar**

Rumus dari tiap performasi pemilihan yakni :

$$\text{Accuracy (Akurasi)} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FN}$$

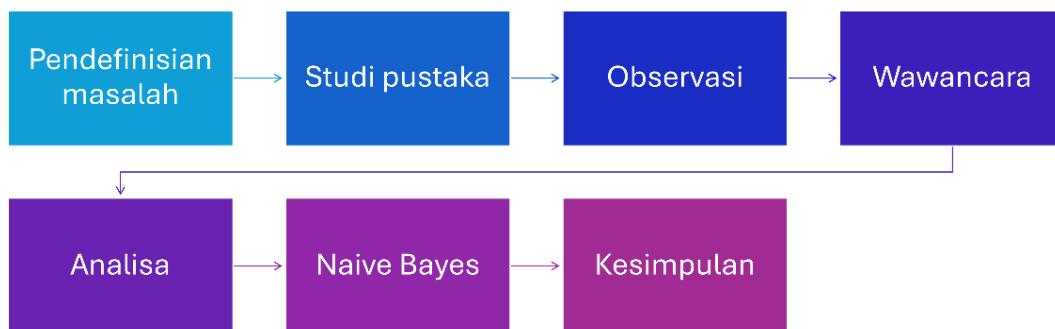
$$\text{Precision (Presisi)} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{Recall (Sensitivitas)} = \frac{TP}{TP + FN}$$

3. METHOD

Adapun tahapan penelitian yang akan dilaksanakan dapat dilihat pada gambar 1. Penjelasan dari Gambar 1 adalah sebagai berikut.

1. Pendefinisian masalah. Pendefinisian masalah berisikan uraian tentang permasalahan yang dijadikan bahan acuan dalam penelitian ini.
2. Studi pustaka. Pencarian teori yang dibutuhkan melalui berbagai sumber buku, jurnal dan berbagai hal lainnya yang berkaitan dengan permasalahan dalam penelitian.
3. Observasi. Observasi digunakan untuk mengamati secara langsung kejadian yang berkaitan dengan progress pendataan pembayaran SPP.
4. Wawancara. Wawancara digunakan untuk memperoleh berbagai data atau berbagai informasi secara langsung atas narasumber yang berkompeten dibidangnya.
5. Analisa. Analisa kebutuhan berbentuk sebuah metode yang dapat diterapkan setelah mengumpulkan berbagai data terkait perihal permasalahan yang diangkat dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
6. Naive Bayes. Metode ini menggunakan teknik sederhana untuk pengklasifikasian probabilitas yang menghasilkan sekumpulan probabilitas dengan menggabungkan frekuensi dan kombinasi nilai dari kumpulan data yang diberikan.
7. Kesimpulan. Dalam tahap kesimpulan, sebagai tahapan akhir atas penelitian ini, yang berisikan berbagai hasil data penelitian beserta pengujian yang telah dilaksanakan.



Gambar 1. Metode Penelitian

4. RESULTS and DISCUSSION

Penelitian dilakukan melalui pendataan Pembayaran Sumbangan Pembinaan Pendidikan di SMK Nahdlatuth Thalabah. Metode pengumpulan data termasuk wawancara dan observasi.

Tabel 2. Data Siswa

No	Nama Siswa	Pendapatan	Pendidikan	Usia	Tanggungan Anak (Masa Sekolah)	Status Kelas	
		Ayah	Ayah	Ayah		Terlambat	Tepat Waktu
1	Abdur Rohim	Kurang dari Rp. 500,000	S1	53	2		Tepat Waktu
2	Achmad Mufti Dliyaur Rohman	Rp. 1,000,000- Rp. 1,999,999	SMP	50	2		Tepat Waktu
3	Adis Beliana Punry	Rp. 1,000,000- Rp. 1,999,999	SMA	48	2	Terlambat	
4	Afifatun Nailal Muna	Rp. 500,000- Rp. 999,999	SD	43	2		Tepat Waktu
5	Agus Dwi Jatmiko	Rp. 500,000- Rp. 999,999	SD	50	2		Tepat Waktu
6	Ainun Rifa Masruroh	Rp. 500,000- Rp. 999,999	SMA	60	3		Tepat Waktu
7	Aisyah Rahma	Rp. 500,000- Rp. 999,999	SMA	48	3	Terlambat	
8	Alisatul Mukaromah	Kurang dari Rp. 500,000	S1	54	2		Tepat Waktu
9	Alvina Dwi Rohani	Rp. 1,000,000- Rp. 1,999,999	SMP	51	2		Tepat Waktu
10	Ananda Ayu Fatmawati	Rp. 1,000,000- Rp. 1,999,999	SMA	46	2	Terlambat	

Data yang diperoleh dari observasi dan wawancara menunjukkan bahwa pembayaran Sumbangan Pembinaan Pendidikan (SPP) di SMK Nahdlatuth Thalabah masih banyak yang tertunda. Proses seleksi masih dilakukan secara manual, dengan menilai catatan di kertas berdasarkan beberapa kriteria, seperti pendidikan orang tua, penghasilan orang tua, dan tanggung jawab orang tua.

Setiap atribut memiliki bobot nilai, seperti terlihat pada tabel 3, dimana terdapat tiga buah atribut utama yaitu Pendidikan, Tanggungan, dan Penghasilan. Pembobotan diisi dengan nilai antara 0 – 1, jika semakin tinggi nilai maka semakin tidak mempunyai pengaruh.

Berdasarkan tabel 3 atribut Pendidikan memperoleh Bobot 1 atau kurang mempengaruhi proses klasifikasi keterlambatan pembayaran, untuk Atribut Tanggungan

memperoleh Bobot 0,75 yang berarti penting atau berpengaruh dalam proses keterlambatan pembayaran, sedangkan Atribut Penghasilan memperoleh Bobot 0,5 yang berarti sangat mempengaruhi dalam proses klasifikasi keterlambatan pembayaran. Setiap atribut masing-masing memiliki sub atribut yang juga nanti mempengaruhi, dijelaskan pada tabel 4 sampai tabel 6.

Tabel 3. Pembobotan Atribut

No	Atribut	Bobot
1	Pendidikan	1
2	Tanggungan	0,75
3	Penghasilan	0,5

Tabel 4. Pembobotan Pendidikan

Pendidikan	Bobot
TSD	0
SD	1
SMP	2
SMA	3
S1	4

Tabel 4 merupakan penjelasan dari pembobotan sub-atribut Pendidikan, kemudian diurutkan dari bobot terbesar yaitu S1 memiliki bobot 4 yang berarti sangat mempengaruhi proses klasifikasi keterlambatan pembayaran, kemudian SMA memiliki bobot 3 dan SMP memiliki bobot 2 yang berarti penting atau berpengaruh dalam proses klasifikasi keterlambatan pembayaran, sedangkan SD memiliki Bobot 1 yang berarti sangat mempengaruhi dalam proses klasifikasi keterlambatan pembayaran.

Tabel 5 adalah pembobotan untuk atribut Tanggungan, dimana memiliki 3 kriteria dalam mengklasifikasi data yaitu tanggungan 1 orang, memiliki bobot nilai 0, tanggungan 2 orang memiliki bobot nilai 1, tanggungan 3 orang memiliki bobot nilai 2 yang berarti sangat berpengaruh dalam proses klasifikasi keterlambatan pembayaran.

Tabel 5. Pembobotan Tanggungan

Tanggungan Anak	Bobot
1	0
2	1
3	2

Tabel 6. Pembobotan Penghasilan

Penghasilan	Bobot

Tidak Berpenghasilan	0
Kurang dari Rp. 500,000	1
Rp. 500,000-Rp. 999,999	2
Rp. 1,000,000-Rp. 1,999,999	3

Tabel 6 menjelaskan bahwa Atribut Penghasilan memiliki 4 kriteria dalam mengklasifikasi data yaitu penghasilan kurang dari 500.000 memiliki bobot nilai 1, penghasilan 500.000-999,999 memiliki bobot nilai 2, penghasilan kurang dari 1.000.000-1,999,999 memiliki bobot nilai 3 serta jika penghasilan lebih dari tidak berpenghasilan maka bobot nilai yang diperoleh adalah 0 yang berarti sangat tidak berpengaruh dalam proses klasifikasi data keterlambatan pembayaran.

Salah satu cara untuk melihat kinerja model klasifikasi adalah dengan menggunakan Confusion Matrix. Hasil dari proses klasifikasi dataset yang ditunjukkan pada tabel 2 dapat diubah menjadi tabel Konflik Matriks yang ditunjukkan pada tabel 7.

Tabel 7. Pengujian Confusion Matrix

Record	Pridicated :Tepat	Predicated:	Total
	Waktu	Terlambat	
Actual: Tepat Waktu	TP = 12	FN = 5	P = 17
Actual: Tepat Waktu	FP = 2	TN = 11	N = 13
Total	P = 14	N = 16	P+N = 30

Sensitivity, Specificity, Precision, dan Accuracy dapat dihitung untuk mengukur kinerja metode klasifikasi Naive Bayes berdasarkan tabel 7.

$$\text{Sensitivity (Sencitivitas)} = \frac{TP}{P} = \frac{12}{17} = 0,705$$

$$\text{Specificity (Spesifikasi)} = \frac{TN}{N} = \frac{11}{13} = 0,846$$

$$\text{Precision (Presisi)} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{12}{12 + 5} = \frac{12}{17} = 0,705$$

$$\text{Accuracy (Akurasi)} = \frac{TP + TN}{P + N} \times 100\% = \frac{12 + 11}{14 + 16} \times 100\% = \frac{23}{30} \times 100\% = 76,66\%$$

Berdasarkan perhitungan di atas, ditemukan bahwa jumlah True Negative 11, jumlah False Positive 2, jumlah True Positive 12 dan False Negative 5 diperoleh. Dengan demikian, tingkat akurasi yang diperoleh untuk klasifikasi warga menggunakan Algoritma Naive Bayes adalah 76,66%.

Pada tahap ini, pengujian sistem akan dilakukan untuk memastikan bahwa perangkat lunak yang dibuat dapat digunakan sesuai dengan standar tertentu. Pengujian sistem adalah langkah terpenting, dan bertujuan untuk menemukan kesalahan atau kekurangan dalam perangkat lunak.

Tabel 8. Pengujian Sistem

No	Input Event	Fungsi	Hasil Sistem	Hasil Uji
1	Login	Langkah awal untuk mengakses ke Form Data Testing	Ditampilkan Form Data Testing	Sesuai
2	Bobot	Untuk menampilkan Form Bobot	Ditampilkan Form Bobot	Sesuai
3	Atribute	Untuk menampilkan Form Menu Attribute	Ditampilkan Form Attribute	Sesuai
4	Training	Untuk menampilkan Form Data Training	Ditampilkan Form Data Training	Sesuai
5	Testing	Untuk menampilkan Form Data Testing	Ditampilkan Form Data Testing	Sesuai
6	Report	Untuk menampilkan Form Report	Ditampilkan Form Report	Sesuai
7	User	Untuk menampilkan Form User	Ditampilkan Form User	Sesuai

5. CONCLUSION

Dengan adanya aplikasi kedepannya para Staff menjadi lebih cepat dalam input data, serta memproses klasifikasi keterlambatan pembayaran SPP. Menggunakan metode Naïve Bayes dalam aplikasi keterlambatan pembayaran SPP ini untuk menghindari terjadinya kesalahan dalam menentukan siswa keterlambatan pembayaran SPP. Dari hasil test Confusion Matrix, maka diperoleh jumlah True Negative sebanyak 11, dan False Positive sebanyak 2. Hasil True Positive sebanyak 12, dan False Negative sebanyak 5. Maka tingkat akurasi yang diperoleh menggunakan Algoritma Naïve Bayes sebesar 76,66%. Adanya Aplikasi Naïve Bayes ini, Para Staff bisa dapat menyimpan laporan data siswa dengan terstruktur baik soft copy maupun hard copy. Dan aplikasi Naïve Bayes ini bisa digunakan di berbagai platform manapun sehingga memudahkan Staff untuk menginput data,bisa digunakan pada browser di Hp, Laptop dan nanti akan ada instruksi untuk menginstal di android atau di desktop yang akan digunakan.

References

- Abellán, J., & Castellano, J. G. (2017). Improving the Naive Bayes Classifier via a Quick Variable Selection Method Using Maximum of Entropy. *Entropy*, 19(6).
<https://doi.org/10.3390/e19060247>
- Abid Salih, A., & Abdulazeez, A. M. (n.d.). Evaluation of Classification Algorithms for Intrusion Detection System: A Review. *Journal of Soft Computing and Data Mining*, 2(1)

- SE-Articles), 31–40.
<https://publisher.uthm.edu.my/ojs/index.php/jscdm/article/view/7982>
- Alfi, R. N. (2020). Implementasi Naïve Bayes untuk Klasifikasi Tunggakan Iuran Sekolah. *IJAI (Indonesian Journal of Applied Informatics)*; Vol 5, No 1 (2020)DO - 10.20961/Ijai.V5i1.45585 . <https://jurnal.uns.ac.id/ijai/article/view/45585>
- Alfiansyah, D. M., & Soetanto, H. (2024). Prediksi Keterlambatan Pembayaran SPP Siswa dengan Pendekatan Metode Naive Bayes dan K-Nearest Neighbors. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 5(4 SE-Articles).
<https://doi.org/10.47065/bits.v5i4.4643>
- Cao-Van, K., Minh, T. C., Minh, L. G., Quyen, T. T. B., & Tan, H. M. (2024). Soft-Voting Ensemble Model: An Efficient Learning Approach for Predictive Prostate Cancer Risk. *Vietnam Journal of Computer Science*, 11(04), 531–552.
<https://doi.org/10.1142/S2196888824500155>
- Chen, L. (2024). Innovative Application of Data Mining Technology in College Information System Based on Informatized Teaching Environment. *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*, 9(1). <https://doi.org/doi:10.2478/amns-2024-1613>
- Dangi, D., Dixit, D. K., & Bhagat, A. (2022). Sentiment analysis of COVID-19 social media data through machine learning. *Multimedia Tools and Applications*, 81(29), 42261–42283. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13492-w>
- Darmayanti, E. P., & Fajri, I. N. (2024). Klasifikasi Penyakit Anemia Menggunakan Algoritma Navie Bayes. *IJAI (Indonesian Journal of Applied Informatics)*, 9(1).
<https://doi.org/10.20961/ijai.v9i1.94743>
- Gowda, S. R. S., Archana, B. R., Shettigar, P., & Satyarthi, K. K. (2022). Sentiment Analysis of Twitter Data Using Naïve Bayes Classifier. In A. Kumar, S. Senatore, & V. K. Gunjan (Eds.), *ICDSMLA 2020* (pp. 1227–1234). Springer Singapore.
- Ijomah, T. I., Idemudia, C., Eyo-Udo, N. L., & Anjorin, K. F. (2024). The role of big data analytics in customer relationship management: Strategies for improving customer engagement and retention. *World Journal of Advanced Science and Technology*, 6(1), 13–24. <https://doi.org/10.53346/wjast.2024.6.1.0038>
- Jiang, L., Zhang, L., Li, C., & Wu, J. (2019). A Correlation-Based Feature Weighting Filter for Naïve Bayes. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 31(2), 201–213.
<https://doi.org/10.1109/TKDE.2018.2836440>
- Mishra, S., Kumar, R., Tiwari, S. K., & Ranjan, P. (2022). Machine learning approaches in the diagnosis of infectious diseases: a review. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 11(6). <https://doi.org/10.11591/eei.v11i6.4225>
- Moral-García, S., Coolen-Maturi, T., Coolen, F. P. A., & Abellán, J. (2024). A Bayesian Imprecise Classification method that weights instances using the error costs. *Applied Soft Computing*, 165, 112080.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.asoc.2024.112080>
- Oktavianto, H., Ayun, Q., Faruq, H. A. Al, Handayani, L., Lusiana, D., & Aj, M. F. A. H. T. B. (2024). The Effect of Laplace Smoothing on Naive Bayes for Sentiment Analysis of the Impact of the AstraZeneca Vaccine. *2024 Beyond Technology Summit on Informatics International Conference (BTS-I2C)*, 625–630. <https://doi.org/10.1109/BTS-I2C63534.2024.10941727>

- Purnomo, D., Firgiawan, W., & Nur, N. (2025). Komparasi Algoritma Random Forest, Naïve Bayes, dan SVM pada Sentimen Kebijakan PPN 12%. *Jurnal Tekno Kompak*, 19(2 SE-Articles), 155–167. <https://doi.org/10.33365/jtk.v19i2.122>
- Rao, W. (2024). Design and implementation of college students' physical education teaching information management system by data mining technology. *Heliyon*, 10(16), e36393. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e36393>
- Sihombing, P. R., & Yuliati, I. F. (2021). Penerapan Metode Machine Learning dalam Klasifikasi Risiko Kejadian Berat Badan Lahir Rendah di Indonesia. *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, 20(2 SE-Articles), 417–426. <https://doi.org/10.30812/matrik.v20i2.1174>
- Syabaniah, R. N., Riyanto, A., Adawiyah, H. R., & Nuryanti, N. (2020). Perancangan Aplikasi Pembayaran Sumbangan Pembinaan Pendidikan Pada Pondok Pesantren Terpadu Al-Istiqomah. *Jurnal Ilmiah Media Sisfo*, 14(2 SE-Articles), 71–82. <https://doi.org/10.33998/mediasisfo.2020.14.2.720>
- Wickramasinghe, I., & Kalutarage, H. (2021). Naive Bayes: applications, variations and vulnerabilities: a review of literature with code snippets for implementation. *Soft Computing*, 25(3), 2277–2293. <https://doi.org/10.1007/s00500-020-05297-6>
- Xu, S. (2018). Bayesian Naïve Bayes classifiers to text classification. *Journal of Information Science*, 44(1), 48–59. <https://doi.org/10.1177/0165551516677946>
- Zhang, H., Jiang, L., & Webb, G. I. (2023). Rigorous non-disjoint discretization for naive Bayes. *Pattern Recognition*, 140, 109554. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.patcog.2023.109554>