

Klasifikasi Level Stress Dengan Algoritma Naïve Bayes Menggunakan Rapidminer

Zaehol Fatah,¹, Ahmad Afif Azmi²,
^{1,2} Universitas Ibrahimy, Situbondo
Email: ahmadafifazmi@gmail.com

Abstrak

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan Tingkat stress berdasarkan berbagai indikator psikologis, fisik, dan lingkungan menggunakan algoritma Naïve Bayes pada Rapidminer. Prevelensi gangguan Kesehatan mental dan kebutuhan metode deteksi dini yang akurat, cepat, dan tidak bergantung pada pengakuan subyektif individu. Dataset yang digunakan merupakan data Tingkat stress yang telah melalui tahapan-tahapan seperti *data transformasi, data selection, dan juga data cleaning*. Proses pemodelan dilakukan dengan mengimplementasikan algoritma naïve bayes, sementara evaluasi model dilakukan dengan memanfaatkan metrik penilaian seperti Accuracy, precision, recall, dan melakukan analisis dengan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model menghasilkan akurasi sebesar 71,56% dengan recall yang sangat tinggi pada kelas mayoritas. Ini menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes mampu memberikan performa klasifikasi yang cukup baik dalam memprediksi Tingkat stress hingga dapat digunakan sebagai pendekatan awal dalam sistem deteksi stress berbasis data.

Kata Kunci: klasifikasi level stress, Naïve Bayes, Data mining, Rapidminer

The purpose of this study is to classify stress levels based on various psychological, physical, and environmental indicators using the Naïve Bayes algorithm in Rapidminer. The prevalence of mental health disorders and the need for early detection methods that are accurate, fast, and independent of individual subjective recognition. The dataset used is stress level data that has gone through stages such as data transformation, data selection, and data cleaning. The modeling process is carried out by implementing the Naïve Bayes algorithm, while model evaluation is carried out by utilizing assessment metrics such as Accuracy, precision, recall, and analyzing with a confusion matrix. The results show that the model produces an accuracy of 71.56% with a very high recall in the majority class. This indicates that the Naïve Bayes algorithm is able to provide quite good classification performance in predicting stress levels so that it can be used as an initial approach in a data-based stress detection system.

Keywords: stress level classification, Naïve Bayes, Data mining, Rapidminer

PENDAHULUAN

Kesehatan mental merupakan hal yang penting bagi tubuh kita, Di Indonesia, sekitar 15,5 juta usia remaja 10-17 tahun menghadapi masalah kesehatan mental atau stress. Sebanyak 34,9% survei dari I-NAMHS mencatat remaja dalam 1 tahun ini mengalami masalah Kesehatan mental, sebanyak 2,45 juta dan 5,5% remaja memiliki setidaknya satu diantara gangguan mental pada tahun 2023 hasil survei Kesehatan Indonesia menunjukan

remaja usia 15-24 tahun menjadi bagian dari kelompok dengan gejala depresi tertinggi. (Malik Fajar Alamsyah, Ardi Wijaya. 2025) Sebanyak 3,7% mengalami gangguan kecemasan dan 1% mengalami depresi 0,9% memiliki gejala PTSD, dan 0,5% mengalami ADHD. Menurut WHO wilayah asia pasifik (WHO SEARO), Sebagian besar orang menderita depresi, terutama di wilayah India sebanyak 56.675.969 orang jika di persentasekan sebanyak 4,5% dari populasi, dan

Maladewa sebanyak 12.739 orang atau 3,7% dari populasi Pengelolaan stress begitu penting untuk menjaga Kesehatan tubuh terutama untuk Kesehatan mental.(Habib Dwi Putra, et.al 2023) Faktor-faktor yang dapat memicu Kesehatan pada mental diantaranya seperti tekanan dalam perkuliahan ,isolasi sosial, krisis ekonomi, dan media digital juga dapat memicu kesehatan mental.(Muhammad Jazum faisti et.el 2025) terdapat kecendrungan meningkatnya kasus masalah Kesehatan mental pada mahasiswa di lingkungan Universitas Nahdlatul Ulama (UNU)lampung, khususnya saat mereka mendekati atau sedang dalam proses pengerjaan skripsi/tugas akhir, adalah isu yang mendesak dan patut diprioritaskan penanganannya. (Nuari Anisa Sivi, et.al 2025)

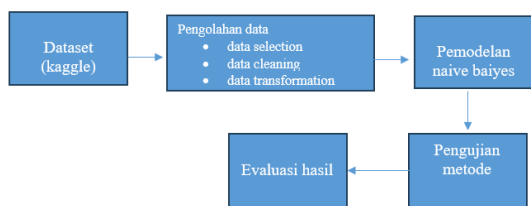
Deteksi untuk mengetahui Tingkat stress biasanya dengan melakukan wawancara, yang dalam hal ini sangat bergantung pada pengakuan individu terhadap kondisi psikologis yang mereka alami. Namun cara seperti ini tidak terlalu efektif karena faktor-faktor sosial dan emosional yang dapat mempengaruhi pengakuan seseorang yang mengalami stress. Kompleksitas dalam menghadapi masalah ini, teknologi Informasi dan(Artificial Inteligenct /AI) menjadi solusi potensial untuk mendukung deteksi serta diagnosis gejala awal gangguan Kesehatan mental. Teknologi sejak lama menjadi faktor penting yang memengaruhi dinamika sosial terutama dibidang Kesehatan yang memungkinkan pasien memperoleh layanan yan lebih cepat dan efisien.(Zaehol Fatah, M.kom, 2025)Maka dari itu ada banyak teknologi Informasi yang nantinya bisa digunakan untuk mengatasi problem ini, diantara salah satunya adalah machin learning (pembelajaran mesin), metode yang banyak digunakan salah satunya Adalah algoritma Naïve Baiyes yang dapat menyelesaikan permasalahan seperti klasifikasi text mining review porduk cosmetic, mengklasifikasi masyarakat miskin dan

juga berita hoax.(Antonius Bun Wijaya, Yulia Wahyuningsih, 2022) Algoritma Naïve Baiyes merupakan metode klasifikasi probalistik sederhana yang didasarkan pada teorema baiyes dengan indenpendensi antara fitur carakerjanya menambahkan frekuensi dan menggabungkan nilai dengan data yang diberikan.(Disty Anastasya Carity S, Arnita, et.al 2025) Beberapa keunggulan yang dimiliki algoritma Naïve Baiyes diantaranya Adalah kesederhanaan dan kemampuannya dalam bekerja dengan data yang tidak rapi atau tidak struktur yang memiliki banyak variable yang saling terkait. Algoritma ini juga memiliki kecepatan komputasi yang tinggi, meskipun dengan dataset yang kapasitasnya besar. Hal ini begitu sangat penting dalam membuat aplikasi Kesehatan yang membutuhkan keputusan yang cepat dan tepat.

perlu di dingat bahwa meskipun algoritma Naïve Baiyes memiliki beberapa keunggulan ada tantangan yang perlu di perhatikan, kenyataanya asumsi independensi antar fitur mungkin tidak sepenuhnya mencerminkan realitas.(Hafizhah Mardivta, Afrahul Naura Raihanah, 2025) Faktor yang mempengaruhi stress sering kali saling terkait, seperti hubungan antara beban tugas yang tinggi dan jam tidur. Meskipun Algoritma Naïve Baiyes memberikan prediksi yang baik, kemungkinan hasilnya dapat di pengaruhi oleh keterbatasan asumsi yang ada di dalam algoritma ini.

METODE

Agar penelitian dapat berjalan secara terstruktur dan terarah serta memenuhi tujuan Dalam mencari dan menganalisis serta mengklasifikasi data stress guna menjamin tercapainya target yang diharapkan perlu dirumuskan prosedur untuk menklasifikasi data stress:



Gambar 1. Alur proses

Untuk tujuan mengklasifikasi Tingkat stress, digunakan algoritma naïve bayes sebagai Teknik klasifikasi dalam kerangka datamining. Implementasi metode ini melibatkan serangkaian tahapan procedural yang sistematis, meliputi:

1. Pengumpulan Data: data ini merupakan dataset yang diambil dari platfrom Kaggle, dan dataset ini masih dikatan data mentah yang nantinya akan di olah di pada tahap kedua pada pengolahan data.
2. Pengolahan data, dari data tersebut nantinya akan terbagi menjadi 2 bagian, pertama untuk data training sebesar 70% dan untuk data testing sebesar 30%, dengan memisahkan antara data training dan juga data testing tujuannya adalah agar nantinya model yang diperoleh memiliki kemampuan menggeneralisasikan untuk melakukan klasifikasi data. Data training dan juga data testing merupakan bagian dataset yang dilatih dengan tujuan untuk menjalankan suatu peran dari setiap algoritma disesuaikan dengan tujuan penggunaannya masing-masing.
3. Pengolahan Data, 3 tahapan dalam pengolahan data yaitu:
 - a. *Data selection*, adalah proses pengelolahan data untuk memilih bagian data yang reevan untuk nantinya digunakan dalam proses analisis, pelatihan model, dan pengambilan keputusan.(Taufik Abdurrahman et.al 2023)
 - b. *Data cleaning*, adalah proses untuk membersihkan data dari duplikasi, kesalahan, nilai kosong (*missing value*), agar kualitas data menjadi baik dan hasil dari

analisis menjadi lebih akurat.(Yan Yang Thanri, et.al 2025)

- c. *Data transformation*, adalah proses untuk mengubah format, struktur, serta bentuk Data agar lebih sesuai untuk dianalisis.
4. Algoritma Naïve Bayes, model ini dibuat menggunakan Teknik klasifikasi. Teknik ini merupakan algoritma machine learning yang sering diandalkan untuk mengelompokan data terutama untuk memprediksi Tingkat level pada data stress.(Lia Susanti, 2024)
5. Pengujian metode, proses ini dilakukan untuk mengetahui suatu hasil perhitungan yang di Analisa guna mengukur kinerja algoritma yang digunakan, serta menentukan fungsionalitasnya yang optimal. Pada proses ini menggunakan aplikasi rapidminer.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Pengumpulan data

Penelitian ini memanfaatkan sebuah dataset sebagai basis data yang akan dianalisa yang diambil dari website **Kaggle**. Kaggle adalah sebuah platform online yang digunakan untuk *data science*, *marhine learning*, dan *anaisis data*. Berikut adalah dataset yang digunakan untuk melakukan tahapan proses mengklasifikasi level stress dengan menggunakan rappidminer.

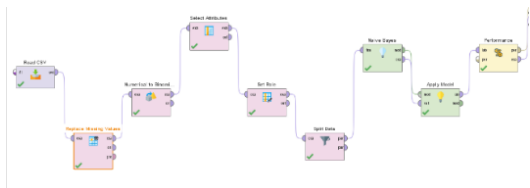
14	20	0	11	2	1	2	4	2	3	3	2	3	2	1
15	9	1	15	5	3	1	4	3	1	2	2	1	4	1
12	18	1	14	2	1	2	2	3	2	1	2	2	3	1
10	12	1	15	4	3	1	3	4	2	2	2	2	4	1
16	28	0	7	2	3	5	1	3	1	4	2	4	3	1
20	13	1	21	3	3	1	4	3	2	2	1	2	5	2
4	26	0	16	1	2	4	1	1	4	4	4	5	1	2
17	1	1	20	4	3	2	1	5	1	1	1	1	3	2
13	22	1	12	3	1	1	1	3	3	3	3	3	1	2
6	8	0	27	4	3	2	2	0	5	2	2	2	2	1
17	12	1	25	4	3	1	3	4	2	1	1	1	3	1
17	15	1	22	3	3	1	1	5	1	2	1	1	3	1
5	28	0	8	1	2	4	2	2	3	2	2	5	2	4
9	23	1	24	4	3	1	0	1	2	4	3	1	2	3
2	28	0	1	1	2	4	3	1	1	4	4	4	2	1
11	21	0	14	1	1	2	4	2	2	2	2	3	1	3
8	28	0	1	1	2	4	2	1	4	5	4	5	1	5
7	25	0	3	1	2	4	2	2	4	1	4	4	2	2
11	23	0	12	3	1	2	2	3	2	3	3	2	3	2
21	1	1	25	4	3	2	4	4	1	2	3	1	2	1
21	27	0	0	1	2	4	1	1	1	1	1	5	2	5
18	1	1	21	4	3	1	3	5	1	1	2	2	5	1
7	27	0	5	1	2	4	1	1	3	1	1	4	2	1
20	5	1	26	3	3	1	4	4	2	1	2	1	1	1
11	21	0	1	1	2	4	3	1	2	2	2	3	1	1
4	25	0	8	1	2	5	2	2	4	5	3	4	1	4

Gambar 2. dataset

2. Proses model Data mining

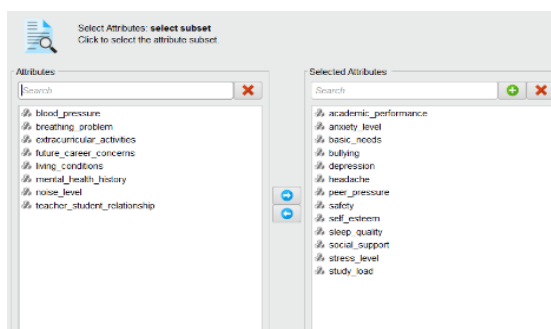
Proses pemodelan dalam rapidminer pada penelitian ini disusun melalui serangkaian tahapan terstruktur Yaitu Read CSV, replace missing value, numeric to binominal, select atribut, set role, split data,

naïve bayes, dan yang terakhir adalah operator apply model.



Gambar 3. Proses pada rapidminer

Dimulaidengan *read CSV* untuk memuat dataset mentah yang akan kemudian diproses dengan operator *Replace missing value* yang bertujuan untuk menangani atribut dengan nilai hilang melalui imputasi rata-rata. Selanjutnya, transformasi tipe data dilakukan menggunakan operator *numeric to binomial* untuk memastikan bahwa variable target berada pada format klasifikasi biner. Pada tahap selanjutnya adalah operator *select attributes* untuk menyeleksi atribut yang memungkinkan peneliti memilih fitur-fitur yang relevan sebelum peran variable ditetapkan melalui operator *set role*. Dan setelah itu, data dibagi menjadi subset pelatihan dan pengujian menggunakan operator *split data*, sehingga model dapat dievaluasi secara terkontrol. Algoritma *Naïve Bayes* digunakan untuk membangun model prediksi, yang selanjutnya diterapkan pada data uji melalui *apply model*. Kemudian masuk pada proses akhir dengan operator *performance* untuk menghitung metrik



evaluasi untuk menilai efektifitas mode klasifikasi dalam memprediksi Tingkat stress.

Gambar 4. Proses seleksi data

#No	stress_level	prediction(stress_level)	confidence(true)	confidence(false)	anxiety_level	self_esteem	depression	headache	sleep_quality	safety
1	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
2	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
3	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
4	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
5	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
6	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
7	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
8	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
9	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
10	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
11	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
12	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
13	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
14	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
15	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
16	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
17	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
18	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
19	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True
20	True	True	0.703	0.707	True	True	True	True	True	True

Gambar 5. Pemanggilan data

Rapidminer menampilkan hasil perbandingan antara label asli (*stress_level*) dan juga label prediksi (*prediction(stress_level)*). Kedua nilai tersebut mempunyai kesesuaian yang menunjukkan bahwa model klasifikasi pada rapidminer telah berhasil dengan baik dan benar, sedangkan terjadinya kesalahan prediksi (*misclassification*) menunjukan ketidaksesuaian.

Selain itu, nilai *confidence(true)* dan *confidence(false)* yang disajikan pada rapidminer adalah propabilitas yang berfungsi untuk menggambarkan Tingkat keyakinan model terhadap setiap kelas. Propabilitas yang tertinggi menentukan kelas yang dipilih sebagai prediksi akhir. Informasi ini sangat penting untuk melihat seberapa kuat atau lemahnya keputusan model pada masing-masing instance. Kolom yang lainnya seperti **anxiety_level**, **self_esteem**, **depression**, **headache**, **sleep_quality** dan juga **safety** merupakan varivable input (fitur) yang digunakan model dalam melakukan prediksi. Dengan demikian, tabel hasil prediksi ini memberikan Gambaran ringkas mengenai akurasi prediksi model sekaligus menunjukkan faktor-faktor yang mempengaruhi penentuan kelas.

3. Hasil

Selanjutnya pada Gambar di bawah ini menampilkan statistics pada *Example set*

Attribute	Type	Min	Max	Mean	Std. Dev.	Count
stress_level	Nominal	0	1	0.500	0.500	1000
prediction(stress_level)	Nominal	0	1	0.500	0.500	1000
confidence(true)	Real	0	1	0.703	0.300	1000
confidence(false)	Real	0	1	0.297	0.300	1000
anxiety_level	Nominal	0	1	0.500	0.500	1000
self_esteem	Nominal	0	1	0.500	0.500	1000
depression	Nominal	0	1	0.500	0.500	1000
headache	Nominal	0	1	0.500	0.500	1000
sleep_quality	Nominal	0	1	0.500	0.500	1000

Gambar 6. Statistic data level stress

(Apply Model) yang menunjukkan karakteristik setiap atribut setelah model diterapkan. bagian ini rapidminer menampilkan informasi mengenai tipe data, distribusi nilai, dan statistic prediksi model.

Pada atribut **stress_level** berperan sebagai label atau kelas yang menjadi target dengan tipe binominal. Pada atribut ini distribusinya memperlihatkan bahwasanya data terdiri dari 515 nilai “true” dan 225 nilai “false”, sedangkan pada kolom **prediction(stress_level)** menunjukkan hasil prediksi dengan distribusi 724 prediksi “true” dan 46 prediksi “false” yang berarti mengindikasikan bahwa model tersebut cenderung sering memprediksi kelas positif.

Selanjutnya pada gambar dibawah ini menunjukkan hasil evaluasi model yang di tampilkan *PerformanceVector*,

accuracy: 71.56%

	true false	true true	class precision
pred. false	41	5	89.13%
pred. true	214	510	70.44%
class recall	16.08%	99.03%	

Gambar 7. Hasil akurasi performance

Performa algoritma klasifikasi berdasarkan metrik-metrik standar, yaitu akurasi, presisi, dan recall untuk masing-masing kelas. Tabel tersebut setara dengan **confusion matrix** yang memberi Gambaran mengenai distribusi prediksi salah dan benar. Model menghasilkan akurasi sebesar **71.56%** yang menunjukkan bahwa dari seluruh instance telah berhasil diklasifikasikan dengan benar. Secara keseluruhan, model menunjukkan peforma yang baik dalam mengenali kelas mayoritas(true) dengan recall yang hampir sempurna. Namun demikian, kinerja terhadap kelas minoritas (false) begitu rendah, ini tercermin dari nilai recall yang hanya 16.08%. hal ini menunjukkan bahwa adanya *class imbalance problem*, meskipun demikian akurasi bisa dikatakan cukup tinggi.

PerformanceVector

```

PerformanceVector:
accuracy: 71.56%
ConfusionMatrix:
True: false true
false: 41 5
true: 214 510
precision: 70.44% (positive class: true)
ConfusionMatrix:
True: false true
false: 41 5
true: 214 510
recall: 99.03% (positive class: true)
ConfusionMatrix:
True: false true
false: 41 5
true: 214 510
AUC (optimistic): 0.881 (positive class: true)
AUC: 0.610 (positive class: true)
AUC (pessimistic): 0.338 (positive class: true)
    
```

Gambar 8. Deskripsi PerformanceVector

Hasil evaluasi model klasifikasi menggunakan *performance Vector* menunjukkan bahwa algoritma menghasilkan akurasi sebesar 71,56%, yang mengindikasikan bahwa sekitar dua pertiga dari total prediksi berhasil diklasifikasi dengan benar. Berdasarkan *confusion matrix*, model mencatat nilai *precision* sebesar 70,44% ini untuk kelas positif, yang berarti bahwa proporsi prediksi positif yang benar tergolong moderat, sedangkan nilai recall mencapai 99,03%, hal ini menunjukkan kemampuan model yang tergolong sangat tinggi dalam menangkap hamper seluruh instance kelas positif. Pada metrik AUC memberi Gambaran mengenai kualitas pemisahan kelas, dengan nilai AUC optimistic sebesar 0,881 dan AUC standart sebesar 0,610 yang berarti bahwa performa model berada pada kategori cukup. Dan secara keseluruhan hasil ini mengindikasikan bahwa model memiliki sensitivitas yang sangat baik.

SIMPULAN (PENUTUP)

secara keseluruhan, proses klasifikasi level stress menggunakan Rapidminer melibatkan pemahaman terhadap dataset, pengolahan data, pemilihan algoritma naïve bayes. Serta interpretasi hasil. Dataset level stress umumnya berisi vaiable-variable terkait kondisi fisik maupun psikologis misalnya kualitas tidur, pola makan, durasi kerja, Tingkat kecemasan, dan sebagainya. Proses seperti menghapus *missing valued* dan melakukan

data selection merupakan tahap krusial agar model dapat dilatih dengan optimal. Hasil model membantu menentukan kategori stress berdasarkan pola yang dipelajari dari data training dan diuji Kembali melalui data testing.

Selanjutnya, penerapan algoritma naïve bayes dalam Rapidminer memungkinkan proses prediksi dilakukan secara sistematis dan terstruktur. Hasil model memperlihatkan bagaimana setiap atribut dalam dataset berkontribusi terhadap penentuan level stress, sekaligus menjadi landasan dalam menilai performa model melalui akurasi, confusion matrix, dan metrik lainnya. Dengan memahami setiap tahap mulai dari pengolahan data, hingga interpretasi hasil, penelitian mengenai klasifikasi stress dapat dilakukan dengan lebih valid, terukur, dan dapat dipertanggung jawabkan secara ilmiah

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji Syukur yang sangat mendalam dipanjatkan kepada Allah SWT atas segala Rahmat yang telah mempermudah dan melancarkan urusan ini. Terima kasih khusus kami sampaikan kepada kedua orangtua atas do'a dan dukungan penuh, serta kepada dosen pembimbing atas arahan yang telah memastikan kelancaran tugas ini. Ucapan terima kasih turut kami tujukan kepada teman-teman atas segala bantuan dan kontribusi yang diberikan.

DAFTAR PUSTAKA

M. F. Alamsyah and A. Wijaya, "Perbandingan Metode KNN dan Naïve Bayes dalam Deteksi Tingkat Stres Berdasarkan Ekspresi Wajah," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 10, no. 2, pp. 359–369, 2025, doi: 10.30591/jpit.v10i2.8513.

H. D. Putra, Luthfia Khairani, and Delvi Hastari, "Comparison of Naive Bayes Classifier and Support Vector Machine Algorithms for Classifying Student Mental Health Data," *SENTIMAS Semin. Nas. Penelit. Dan Pengabd.*

Masy., vol. 1, pp. 120–125, 2023, [Online]. Available: <https://journal.irpi.or.id/index.php/sentimas/article/view/586/347>

M. J. Faisti, R. H. Kusumodestoni, and G. W. N. Wibowo, "Mental Health Classification Using Naïve Bayes and Random Forest Algorithms," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 4, pp. 1740–1750, 2025, doi: 10.30871/jaic.v9i4.10144.

N. A. Sivi, F. Dwiatmoko, D. Utami, and A. Hafiz, "Penerapan Metode Naive Bayes Untuk Memprediksi Tingkat Kesehatan Mental Mahasiswa Unu Lampung Menjelang Skripsi," *J. Inf. dan Komput.*, vol. 13, no. 01, pp. 174–186, 2025, doi: 10.35959/jik.v13i01.687.

A. B. Wijaya and Y. Wahyuningsih, "Algoritma Naive Bayes Classifier Untuk Prediksi Stress," *Pros. Semin. Nas. Penelit. Dan Pengabd. Kpd. Masy. Tahun 2022*, pp. 292–300, 2023, [Online]. Available: <https://journal.ikipgriptk.ac.id/index.php/snpp/article/view/5153>

D. Anastasya Carity S, A. Arnita, E. Simamora, Z. Indra, and S. Manullang, "Implementasi Algoritma Naïve Bayes Dalam Melakukan Klasifikasi Tingkat Stres Siswa Sma," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 4, pp. 6655–6660, 2025, doi: 10.36040/jati.v9i4.14173.

H. Mardivta and A. N. Raihanah, "Penerapan Algoritma Naïve Bayes untuk Prediksi Tingkat Stres pada Mahasiswa Keperawatan," *J. Inf. Technol.*, vol. 1, no. 1, pp. 221–228, 2025.

T. A. Rahman, A. H. G. Siswoyo, and P. Paduloh, "Klasifikasi Level Stress Manusia menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *J. Eng. Environmental Energy Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 119–124, 2024, doi: 10.31599/67aezn91.

Y. Y. Thanri, B. S. Riza, J. Iriani, and A. A. Noor, "Klasifikasi Gangguan Tidur

- pada Individu Menggunakan Algoritma Naive Bayes Berbasis Data Gejala Klinis,” vol. 13, no. 1, 2025.
- L. Susanti, “Klasifikasi Tingkat Stress pada Mahasiswa Teknik Informatika dalam Melakukan Perkuliahan Metode Hybrid Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *STRING (Satuan Tulisan Ris. dan Inov. Teknol.*, vol. 8, no. 3, p. 243, 2024, doi: 10.30998/string.v8i3.17096.
- Zaehol Fatah, (2025). *TIK dan Masyarakat:Perkembangan teknologi informasi Masyarakat*. Penamuda Gramedia.