

Deteksi Dini Depresi Mahasiswa Tingkat Akhir Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan Instrumen PHQ-9

Muhammad Sadikin^{1,*}, Dini Ridha Dwiki Putri², Azrifirizky Amanda¹

¹ Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Potensi Utama, Medan, Indonesia

² Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak, Universitas Potensi Utama, Medan, Indonesia

Email: ^{1,*}dicky.aries.3@gmail.com, ²putrydiny11@gmail.com, ³azriananda88@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: dicky.aries.3@gmail.com

Submitted: 04/08/2025; Accepted: 01/09/2025; Published: 04/09/2025

Abstrak—Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kinerja algoritma Naïve Bayes dalam sistem deteksi dini tingkat depresi mahasiswa tingkat akhir dengan menggunakan instrumen PHQ-9. Klasifikasi dilakukan secara multi-kategori, yaitu mengelompokkan responden ke dalam kategori normal, depresi ringan, depresi sedang, dan depresi berat berdasarkan hasil pengisian kuesioner instrumen PHQ-9. Permasalahan utama dalam penelitian ini adalah rendahnya kesadaran terhadap gejala depresi dan perlunya alat skrining yang cepat, ringan, dan dapat diakses. Dengan melibatkan 188 responden, data dikumpulkan melalui kuesioner PHQ-9, yang selanjutnya diproses menggunakan metode Naïve Bayes. Evaluasi model dilakukan melalui confusion matrix dan 10-fold cross validation, dengan hasil akurasi sebesar 87,23%, weighted average precision 87,54%, dan weighted average recall 87,25%. Temuan ini menunjukkan bahwa Naïve Bayes mampu mengklasifikasikan tingkat depresi dengan tingkat keakuratan yang tinggi dan stabil, khususnya pada kategori depresi sedang dan berat. Hasil penelitian ini merekomendasikan penggunaan algoritma Naïve Bayes sebagai basis pengembangan sistem skrining berbasis web, yang dapat dimanfaatkan oleh institusi pendidikan tinggi sebagai alat bantu deteksi dini gangguan depresi secara mandiri dan sistematis.

Kata Kunci: Naïve Bayes; PHQ-9; Klasifikasi Depresi; Mahasiswa Tingkat Akhir; Skrining Depresi

Abstract—This study aims to analyze the performance of the Naïve Bayes algorithm in an early detection system for depression levels among final-year university students using the PHQ-9 instrument. The classification is conducted in a multi-category manner, grouping respondents into normal, mild depression, moderate depression, and severe depression categories based on the results of the PHQ-9 questionnaire. The main issues addressed in this research are the low awareness of depression symptoms and the need for a screening tool that is fast, lightweight, and accessible. Involving 188 respondents, data were collected through the PHQ-9 questionnaire and subsequently processed using the Naïve Bayes method. Model evaluation was performed using a confusion matrix and 10-fold cross-validation, resulting in an accuracy of 87.23%, a weighted average precision of 87.54%, and a weighted average recall of 87.25%. These findings demonstrate that Naïve Bayes can classify depression levels with high and stable accuracy, particularly in the moderate and severe depression categories. This study recommends the use of the Naïve Bayes algorithm as the basis for developing a web-based screening system that can be utilized by higher education institutions as a self-assessment and systematic early detection tool for depression disorders.

Keywords: Naïve Bayes; PHQ-9; Depression Classification; Final-Year Students; Depression Screening

1. PENDAHULUAN

Gangguan depresi merupakan salah satu isu kesehatan mental paling signifikan secara global, dengan prevalensi tinggi di berbagai kelompok usia. Berdasarkan laporan dari World Health Organization (WHO)[1], lebih dari 280 juta individu di seluruh dunia mengalami depresi, berada pada peringkat ke-4 sebagai penyakit yang paling umum di seluruh dunia menjadikannya penyebab utama disabilitas dan penurunan kualitas hidup [2], [3]. Apabila tidak diatasi dengan baik, ini dapat berkembang menjadi kondisi kronis dengan dampak ekstrem, termasuk risiko bunuh diri[4]. Di lingkungan akademik, mahasiswa tingkat akhir tergolong kelompok yang rentan mengalami tekanan psikologis. Beban penyelesaian tugas akhir, ketidakpastian masa depan, serta keterbatasan dukungan sosial kerap menjadi faktor pemicu stres berkepanjangan hingga berkembang menjadi depresi. Fenomena ini diperparah dengan masih rendahnya kesadaran terhadap pentingnya deteksi dini gangguan mental, serta stigma yang membuat mahasiswa enggan mencari bantuan profesional. Akibatnya, banyak kasus depresi tidak teridentifikasi sejak awal, sehingga penanganan sering kali terlambat. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan preventif yang mampu mengidentifikasi gejala awal secara sistematis dan akurat.

Beberapa penelitian sebelumnya telah memanfaatkan instrumen Patient Health Questionnaire-9 (PHQ-9) sebagai alat ukur standar untuk menilai tingkat keparahan depresi. Efektivitas PHQ-9 dinilai efektif dalam skrining cepat dan akurat[5], [6]. Di sisi lain, berbagai pendekatan machine learning seperti *Support Vector Machine*, *Decision Tree*, dan *Random Forest* telah digunakan untuk klasifikasi depresi[7], [8]. Meskipun demikian, masih terdapat gap penelitian di mana penggunaan algoritma Naïve Bayes dalam memproses data PHQ-9 khusus pada populasi mahasiswa tingkat akhir belum banyak dieksplorasi. Hal ini menjadi penting mengingat mahasiswa pada tahap tersebut memiliki karakteristik yang khas, antara lain beban penyusunan tugas akhir serta kecemasan menghadapi transisi menuju dunia kerja, yang keduanya berpotensi memengaruhi pola dan intensitas gejala depresi.

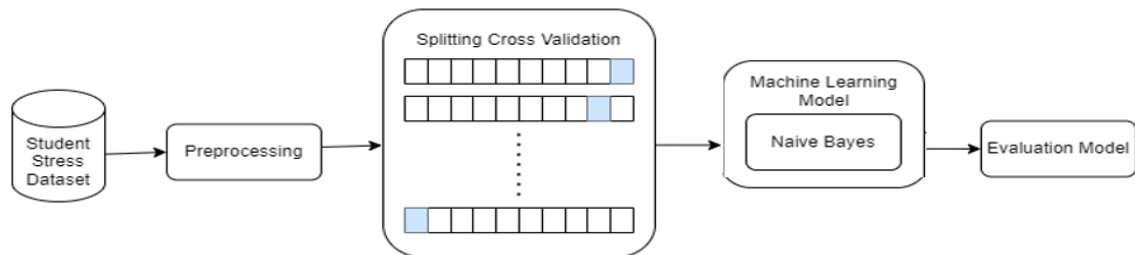
Penggunaan teknologi dalam diagnosis depresi, seperti sistem pakar dan metode berbasis machine learning, menunjukkan potensi yang menjanjikan untuk mengatasi keterbatasan metode konvensional[5], [6]. Seiring berkembangnya teknologi informasi, metode machine learning mulai dimanfaatkan untuk membantu analisis data kesehatan mental[8], [9], khususnya dalam proses klasifikasi gejala berdasarkan pola tertentu[10], [11]. Salah satu

pendekatan yang relevan adalah penggunaan algoritma Naïve Bayes, yang dikenal efektif dalam mengolah data beratribut independen dengan beban komputasi ringan[12]. Algoritma ini sangat cocok digunakan dalam skenario pengolahan data berskala kecil hingga menengah, seperti survei mahasiswa. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja algoritma Naïve Bayes dalam sistem deteksi dini tingkat depresi pada mahasiswa tingkat akhir, dengan menggunakan instrumen standar psikometri PHQ-9 (Patient Health Questionnaire-9). Fokus analisis mencakup akurasi klasifikasi, presisi, dan recall dari model yang dibangun. Harapannya, sistem ini dapat menjadi solusi aplikatif yang mendukung program deteksi dini dan intervensi kesehatan mental di lingkungan perguruan tinggi. Serta nantinya dapat diintegrasikan ke dalam sistem berbasis web sebagai media skrining mandiri.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Metodologi yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Analisis Penelitian

Tahapan penelitian ini terdiri dari beberapa langkah mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi model, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1. Penelitian ini menggunakan pendekatan machine learning dengan konsep klasifikasi dengan menerapkan algoritma Naïve Bayes yang mampu memberikan kinerja akurasi yang cukup baik yakni diatas 70%[4], [5]. Algoritma Naïve Bayes mampu mengklasifikasikan tingkat depresi mahasiswa berdasarkan data survei. Strategi pemecahan masalah dimulai dari pengumpulan data menggunakan instrumen PHQ-9 (Patient Health Questionnaire-9) yang merupakan alat ukur standar internasional untuk mengidentifikasi gejala depresi[6], [7]. Pengumpulan data disebar melalui Google Form, populasi dalam penelitian ini mencakup mahasiswa yang sedang menempuh pendidikan pada semester enam, tujuh, dan delapan. Pemilihan responden dilakukan dengan teknik *purposive sampling* untuk memastikan bahwa partisipan memiliki karakteristik yang relevan dengan tujuan penelitian[13]. Terkumpul sebanyak 188 responden yang memenuhi syarat untuk dianalisis menggunakan instrumen PHQ-9.

Selanjutnya Tahap preprocessing data dilakukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam pemodelan berada dalam kondisi bersih, terstruktur, dan siap diolah oleh algoritma Naïve Bayes. Proses ini diawali dengan data cleaning untuk menghapus entri yang tidak lengkap, seperti responden yang tidak menjawab seluruh butir pada kuesioner PHQ-9. Selanjutnya, dilakukan transformasi data dengan mengubah setiap jawaban pada skala Likert menjadi nilai numerik sesuai ketentuan skor PHQ-9, sehingga data dapat diinterpretasikan secara matematis oleh sistem. Setelah itu, data diperiksa untuk memastikan konsistensi format dan keseragaman tipe data, termasuk penyesuaian rentang nilai apabila diperlukan melalui proses normalisasi. Setiap item pada instrumen PHQ-9 akan menjadi variabel independen. Tahap akhir adalah pengkodean label kelas, di mana total skor PHQ-9 setiap responden digunakan untuk menetapkan kategori depresi yakni normal, ringan, sedang, atau berat, yang selanjutnya berfungsi sebagai variabel target pada proses klasifikasi. Seluruh langkah ini bertujuan untuk mengoptimalkan kualitas data agar dapat menghasilkan model klasifikasi yang akurat dan andal.

Pada tahap preprocessing, selain pembersihan data, penanganan data hilang, dan normalisasi, dilakukan juga langkah untuk mengatasi Zero-Frequency Problem yang sering muncul pada algoritma Naïve Bayes. Permasalahan ini terjadi ketika suatu kombinasi nilai fitur dan kelas tidak pernah muncul dalam data latih, sehingga probabilitas kondisionalnya menjadi nol. Kondisi tersebut dapat membuat nilai probabilitas posterior keseluruhan turun menjadi nol, meskipun kombinasi tersebut mungkin saja terjadi pada data uji. Untuk mengatasinya, penelitian ini menerapkan Laplace Smoothing (add-1 smoothing) pada perhitungan probabilitas kondisional[14].

Evaluasi model dilakukan menggunakan teknik 10-fold cross-validation untuk memastikan bahwa hasil yang diperoleh tidak bias terhadap pembagian data tertentu. Seluruh dataset responden dibagi secara acak menjadi sepuluh subset dengan ukuran yang relatif sama [15], [16]. Pada setiap iterasi, sembilan subset digunakan sebagai data pelatihan (training set) untuk membangun model Naïve Bayes, sedangkan satu subset sisanya digunakan sebagai data pengujian (testing set) untuk mengevaluasi kinerja model. Proses ini diulang sebanyak sepuluh kali sehingga setiap subset bergantian menjadi data pengujian tepat satu kali. Nilai akurasi, presisi, dan recall yang dilaporkan merupakan rata-rata dari sepuluh iterasi tersebut, yang memberikan estimasi kinerja model yang lebih stabil dan representatif dibandingkan pembagian data tunggal [15].

2.2. Metode Naive Bayes

Naïve Bayes merupakan salah satu algoritma klasifikasi berbasis pendekatan probabilistik yang digunakan untuk memprediksi kelas dari suatu data berdasarkan nilai kemungkinan (probabilitas) dari fitur-fiturnya. Algoritma ini mengandalkan prinsip statistik, khususnya teorema Bayes, dalam menentukan seberapa besar kemungkinan suatu data termasuk ke dalam kelas tertentu, dengan asumsi bahwa setiap fitur bersifat independen satu sama lain dalam konteks kelas yang ditentukan [17]. Keunggulan dari metode ini terletak pada efisiensinya dalam menangani data berdimensi tinggi serta kemampuannya memberikan hasil klasifikasi yang cukup baik meskipun jumlah data latih tidak terlalu besar. Bahkan, pada kasus-kasus kompleks di dunia nyata, algoritma ini tetap mampu menunjukkan performa yang kompetitif.

2.2.1. Persamaan Metode Naive Bayes

Persamaan dari teorema Bayes adalah [18], [19] :

$$P(H|X) = \frac{P(X|H).P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Dalam konteks teorema Bayes, variabel X merepresentasikan vektor data atau sekumpulan fitur yang kelasnya belum diketahui. H adalah hipotesis yang menyatakan bahwa data tersebut termasuk ke dalam suatu kelas tertentu. Nilai $P(H|X)$ disebut sebagai probabilitas posterior, yaitu peluang hipotesis H setelah mempertimbangkan informasi dari data X . Sementara itu, $P(H)$ adalah probabilitas prior atau peluang awal hipotesis H sebelum mempertimbangkan data, dan $P(X|H)$ menggambarkan likelihood atau probabilitas kemunculan data X jika hipotesis H benar. Adapun $P(X)$ merupakan evidence atau probabilitas keseluruhan munculnya data X tanpa mempertimbangkan kelas tertentu. Kombinasi elemen-elemen probabilitas ini menjadi dasar dalam perhitungan Naïve Bayes untuk menentukan kelas yang paling mungkin bagi suatu data baru.

Dalam proses klasifikasi, probabilitas dari masing-masing kelas dihitung berdasarkan nilai fitur input yang tersedia. Rumus perhitungannya adalah sebagai berikut

$$P(C|F_1 \dots F_n) = \frac{P(C)P(F_1 \dots F_n|C)}{P(F_1 \dots F_n)} \quad (2)$$

Dalam persamaan Naïve Bayes, C merepresentasikan kelas atau kategori yang akan diprediksi oleh model, sedangkan $F_1, \dots, F_n$ adalah fitur-fitur atau atribut yang dimiliki oleh data. Fitur-fitur ini dapat berupa variabel independen yang menjadi masukan bagi model untuk menentukan peluang suatu data termasuk ke dalam kelas C . Kombinasi informasi dari seluruh fitur inilah yang digunakan dalam perhitungan probabilitas untuk menghasilkan prediksi kelas yang paling mungkin.

Asumsi independensi bersyarat menyatakan bahwa setiap fitur tidak saling bergantung satu sama lain. Hal ini menyederhanakan perhitungan dengan mengalikan seluruh probabilitas bersyarat:

$$Posterior = \frac{\text{prior} \times \text{likelihood}}{\text{evidence}} \quad (3)$$

Jika data bersifat kontinu, maka pendekatan distribusi normal atau Gaussian digunakan untuk menghitung probabilitas. Rumusnya sebagai berikut:

$$\begin{aligned} P(C|F_1, \dots, F_n) &= P(C)P(F_1, \dots, F_n|C) \\ &= P(C)P(F_1|C)P(F_2, \dots, F_n|C, F_1) \\ &= P(C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1)P(F_3, \dots, F_n|C, F_1, F_2) \\ &= P(C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1)P(F_3|C, F_1, F_2)P(F_4, \dots, F_n|C, F_1, F_2, F_3) \\ &= P(C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1)P(F_3|C, F_1, F_2) \dots P(F_n|C, F_1, F_2, F_3, \dots, F_{n-1}) \end{aligned} \quad (4)$$

Dari penjabaran rumus Bayes di atas, dapat disimpulkan bahwa semakin kompleks dan banyaknya variabel yang memengaruhi probabilitas akan menyulitkan proses analisis data secara individual. Hal ini mengakibatkan perhitungan probabilitas menjadi tidak praktis untuk dilakukan secara langsung. Oleh karena itu, digunakan bentuk persamaan berikut:

$$P(F_i|F_j) = \frac{P(F_i \cap F_j)}{P(F_j)} = \frac{P(F_i)P(F_j)}{P(F_j)} = P(F_i) \quad (5)$$

Dimana $i \neq j$, sehingga diperoleh:

$$P(F_i|C, F_j) = P(F_i|C) \quad (6)$$

Persamaan ini digunakan sebagai model dalam proses klasifikasi. Untuk menangani data kontinu dalam klasifikasi, dapat diterapkan rumus distribusi Gaussian:

$$P(X_i = x_i|Y = y_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}}} e^{-\frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}} \quad (7)$$

Dalam konteks perhitungan Naïve Bayes dengan distribusi Gaussian, P menyatakan probabilitas atau peluang suatu kejadian. Simbol X_i merepresentasikan atribut ke- i dari data, sedangkan x_i adalah nilai aktual dari atribut

tersebut. Variabel Y menunjukkan kelas yang sedang dianalisis, sementara y_i adalah subkelas dari Y yang menjadi target prediksi. Parameter μ menggambarkan nilai rata-rata dari seluruh atribut pada kelas tertentu, yang berfungsi sebagai pusat distribusi data, dan σ adalah simpangan baku (standar deviasi) yang merepresentasikan tingkat penyebaran atau variasi nilai atribut di sekitar rata-rata tersebut. Semua komponen ini digunakan dalam rumus Gaussian Naïve Bayes untuk menghitung probabilitas kemunculan suatu nilai atribut pada kelas tertentu.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

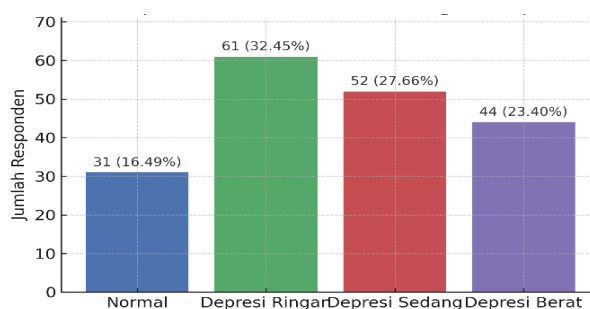
3.1. Demografi Data

Berdasarkan pengumpulan data yang dilakukan terhadap 188 responden pada mahasiswa, maka didapatkan hasil tampak pada Tabel 1 demografi data sebagai berikut:

Tabel 1. Demografi Data

Data Demografi	Jumlah Responden	%
Total Data	188	100%
Distribusi Jenis Kelamin		
Laki-Laki	107	56.91%
Perempuan	81	43.09%
Program Studi		
Sistem Informasi	70	37.23%
Rekayasa Perangkat Lunak	47	25.00%
Manajemen	22	11.70%
Informatika	17	9.04%
Teknik Industri	10	5.32%
Perbankan Syariah	6	3.19%
Psikologi	5	2.66%
Akuntansi	4	2.13%
Film dan Televisi	3	1.60%
Pendidikan Bahasa Inggris	2	1.06%
Hukum	1	0.53%
Desain Komunikasi Visual	1	0.53%
Distribusi Semester		
Semester 6	49	26.06%
Semester 7	38	20.21%
Semester 8	101	53.72%
Distribusi Klasifikasi Depresi (berdasarkan PHQ-9)		
Depresi Ringan	61	32.45%
Depresi Sedang	52	27.66%
Depresi Berat	44	23.40%
Normal	31	16.49%

Dari total 188 responden, mayoritas adalah mahasiswa laki-laki (56,91%) dan berasal dari program studi Sistem Informasi (37,23%), disusul Rekayasa Perangkat Lunak (25,00%) dan Manajemen (11,70%). Berdasarkan semester, lebih dari separuh responden berada di semester 8 (53,72%), menunjukkan fokus penelitian pada mahasiswa tingkat akhir yang rentan terhadap tekanan akademik dan psikologis. Pengukuran menggunakan PHQ-9 menunjukkan mayoritas responden mengalami depresi ringan (32,45%), diikuti depresi sedang (27,66%), depresi berat (23,40%), dan normal (16,49%). Distribusi ini mencerminkan relevansi populasi target, di mana sebagian besar responden berada pada kategori risiko depresi yang memerlukan deteksi dini. Pada gambar 2 menunjukkan distribusi responden berdasarkan kategori depresi.



Gambar 2. Distribusi Responden Berdasarkan Katagori Depresi

3.2. Uji Validitas Data

Tabel 2. Hasil Uji Validitas Instrumen PHQ-9

No	Pernyataan	R Hitung	R Tabel	Keterangan
1	Selama dua minggu terakhir, seberapa sering Anda merasa kehilangan minat atau kesulitan dalam menjalankan aktivitas?	0,594	0,1432	Valid
2	Dalam dua minggu terakhir, seberapa sering Anda mengalami suasana hati yang buruk, merasa sedih, atau kehilangan harapan?	0,733	0,1432	Valid
3	Dalam dua minggu terakhir, apakah Anda kesulitan tidur atau justru tidur secara berlebihan?	0,599	0,1432	Valid
4	Apakah selama dua minggu terakhir Anda sering merasa lelah atau kekurangan energi?	0,731	0,1432	Valid
5	Dalam rentang dua minggu terakhir, apakah Anda merasa kehilangan nafsu makan atau makan secara berlebihan?	0,640	0,1432	Valid
6	Apakah Anda merasa tidak berharga, gagal, atau telah mengecewakan diri sendiri atau orang lain dalam dua minggu terakhir?	0,687	0,1432	Valid
7	Dalam dua minggu terakhir, seberapa besar kesulitan Anda dalam berkonsentrasi saat belajar, bekerja, atau berinteraksi sosial?	0,649	0,1432	Valid
8	Dalam dua minggu terakhir, apakah Anda merasa sangat lamban dalam bergerak atau berbicara sehingga terlihat oleh orang lain? Atau sebaliknya, merasa gelisah dan terlalu aktif?	0,639	0,1432	Valid
9	Apakah Anda sering berpikir bahwa hidup lebih baik diakhiri atau memiliki keinginan untuk menyakiti diri sendiri selama dua minggu terakhir?	0,611	0,1432	Valid

Hasil uji pada Tabel 2 menunjukkan bahwa seluruh 9 pernyataan dalam kuesioner memiliki nilai r-hitung yang lebih besar dari r-tabel (0,1432), berkisar antara 0,594 hingga 0,733. Dengan demikian, seluruh item dinyatakan valid karena memenuhi kriteria minimal korelasi yang disyaratkan. Berikut ringkasan dari hasil uji validitas:

- Item dengan korelasi tertinggi terdapat pada Pernyataan nomor 2 (“merasa murung, depresi, atau putus asa”) dengan r-hitung = 0,733, yang menunjukkan keterkaitan yang sangat kuat terhadap total skor PHQ-9.
- Item dengan korelasi terendah adalah Pernyataan nomor 1 (“kurang berminat atau sulit dalam melakukan sesuatu”) dengan r-hitung = 0,594, namun tetap memenuhi batas validitas.
- Seluruh butir pertanyaan menunjukkan konsistensi yang baik dan dapat digunakan dalam pengukuran tingkat depresi mahasiswa tingkat akhir.

Dengan hasil ini, dapat disimpulkan bahwa instrumen PHQ-9 layak digunakan dalam penelitian ini sebagai alat ukur valid untuk mendeteksi gejala depresi. Dengan hasil nilai Cronbach Alpha lebih dari 0.6 yakni sebesar 0,831, maka kuesioner atau angket dinyatakan reliable atau konsisten.

3.3. Preprocessing Data

Sebelum dilakukan proses klasifikasi dengan algoritma Naïve Bayes, tahap preprocessing data menjadi langkah krusial untuk memastikan bahwa data yang digunakan berada dalam format yang bersih, terstruktur, dan siap diproses oleh model. Tahapan preprocessing pada penelitian ini mencakup beberapa proses utama yang dapat dilihat pada Gambar 3 sebagai berikut[20]:



Gambar 3. Tahapan preprosesing data

- Pembersihan Data (Data Cleaning)**
Data hasil pengisian kuesioner PHQ-9 oleh responden diperiksa untuk mengidentifikasi adanya data tidak lengkap, kesalahan pengisian, atau nilai anomali. Responden yang tidak mengisi kuesioner secara lengkap (kurang dari 9 item) dikeluarkan dari dataset agar tidak mempengaruhi integritas hasil klasifikasi.
- Penyatuan Format dan Normalisasi**

Seluruh isian data numerik dari masing-masing item PHQ-9 distandarkan ke dalam format skoring Likert 0–3 sesuai pedoman pengukuran. Hal ini bertujuan agar setiap item memiliki bobot yang seragam dalam perhitungan total skor, tampak pada Tabel 3.

Tabel 3. Normalisasi Skor PHQ-9

Skor	Kategori Jawaban	Keterangan
0	Tidak Pernah / Sama Sekali Tidak	Responden tidak pernah merasakan gejala selama 2 minggu terakhir
1	Kadang-kadang / Beberapa Hari	Gejala dirasakan hanya beberapa hari
2	Sering / Lebih dari Separuh Hari	Gejala dirasakan lebih dari separuh hari selama 2 minggu terakhir
3	Hampir Setiap Hari	Gejala dirasakan hampir setiap hari dalam 2 minggu terakhir

c. Penghitungan Total Skor PHQ-9

Total skor masing-masing responden dihitung dengan menjumlahkan nilai dari seluruh 9 pernyataan. Skor total ini digunakan sebagai dasar pengelompokan tingkat depresi ke dalam empat kategori: Normal (0–4), Depresi Ringan (5–9), Depresi Sedang (10–14), dan Depresi Berat (≥ 15), sesuai dengan klasifikasi klinis PHQ-9[21]. Katagori depresi tampak pada Tabel 4.

Tabel 4. Katagori Depresi

Total Skor	Kategori Depresi
0–4	Normal
5–9	Depresi Ringan
10–14	Depresi Sedang
≥ 15	Depresi Berat

d. Labeling Kelas (Class Labeling)

Berdasarkan skor total yang telah dihitung, setiap responden diberikan label kategori depresi yang akan menjadi target output dalam proses klasifikasi Naïve Bayes. Dengan katagori depresi yakni Normal, Depresi Ringan, Depresi Sedang, Depresi Berat.

e. Persiapan Dataset

Dataset akhir dikonversi ke dalam format numerik dan tabel data yang telah bersih, kemudian dibagi menjadi dua bagian: data pelatihan dan data pengujian, yang selanjutnya digunakan dalam proses pelatihan dan evaluasi model.

Tabel 5. Data Set Responden

No	PHQ (1)	PHQ (2)	PHQ (3)	PHQ (4)	PHQ (5)	PHQ (6)	PHQ (7)	PHQ (8)	PHQ (9)	Total Skor	Output
1	3	1	3	2	0	1	1	0	1	12	Depresi Sedang
2	1	0	1	1	1	1	1	1	0	7	Depresi Ringan
3	1	0	0	0	1	0	0	1	0	3	Normal
4	2	1	2	1	2	2	0	1	0	11	Depresi Sedang
5	1	1	2	0	0	1	1	0	0	6	Depresi Ringan
6	1	0	2	2	1	2	2	3	0	13	Depresi Sedang
7	0	0	1	1	0	0	0	0	0	2	Normal
8	1	0	3	2	1	3	1	1	0	12	Depresi Sedang
9	3	3	3	3	2	3	3	3	3	26	Depresi Berat
10	1	1	2	1	2	2	1	1	0	11	Depresi Sedang
11	1	1	1	2	0	0	1	0	0	6	Depresi Ringan
12	1	1	1	1	1	2	2	2	0	11	Depresi Sedang
13	2	0	1	0	1	0	0	0	0	4	Normal
14	1	1	1	1	1	2	1	1	2	11	Depresi Sedang
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	Normal
...n	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
188	2	1	1	1	2	2	2	1	2	14	Depresi Sedang

3.4. Kriteria dan Perhitungan Probabilitas

Nilai probabilitas untuk setiap kriteria diperoleh berdasarkan dataset yang tercantum pada Tabel 5, dengan menggunakan rumus pada Persamaan (1) dan (2) sebagaimana berikut:

3.4.1. Probabilitas Kriteria PHQ-1 (Hilangnya Minat atau Kesulitan Melakukan Aktivitas)

Item ini menunjukkan distribusi probabilitas responden berdasarkan jawaban terhadap item PHQ-1, yaitu tentang kehilangan minat atau kesulitan dalam melakukan aktivitas. Skor 0 paling dominan pada kategori Normal, sedangkan kategori Depresi Ringan dan Depresi Sedang lebih banyak pada skor 1. Hal ini mengindikasikan bahwa penurunan minat merupakan gejala awal yang sering muncul pada tingkat depresi ringan hingga sedang. Tampak pada tabel 6.

Tabel 6. Probabilitas Kriteria PHQ-1

PHQ-1	Normal	Klasifikasi Output			Normal	Probabilitas		Depresi Berat
		Depresi Ringan	Depresi Sedang	Depresi Berat		Depresi Ringan	Depresi Sedang	
0	23	18	3	1	0,742	0,295	0,058	0,023
1	6	36	36	23	0,194	0,590	0,692	0,523
2	2	6	8	12	0,065	0,098	0,154	0,273
3	0	1	5	8	0,000	0,016	0,096	0,182
Jumlah	31	61	52	44	1,000	1,000	1,000	1,000

3.4.2. Probabilitas Kriteria PHQ-2 (Perasaan Murung, Depresi, atau Putus Asa)

Item ini menunjukkan sensitivitas tinggi terhadap tingkat depresi. Sebanyak 43,2% responden Depresi Berat menjawab skor 3, dibandingkan hanya 2,3% pada kategori Normal. Sebaliknya, responden Normal cenderung menjawab skor 0 secara signifikan. Tampak pada Tabel 7.

Tabel 7. Probabilitas Kriteria PHQ-2

PHQ-2	Normal	Klasifikasi Output			Normal	Probabilitas		Depresi Berat
		Depresi Ringan	Depresi Sedang	Depresi Berat		Depresi Ringan	Depresi Sedang	
0	26	22	8	1	0,839	0,361	0,154	0,023
1	5	38	35	14	0,161	0,623	0,673	0,318
2	0	1	8	10	0,000	0,016	0,154	0,227
3	0	0	1	19	0,000	0,000	0,019	0,432
Jumlah	31	61	52	44	1,000	1,000	1,000	1,000

3.4.3. Probabilitas Kriteria PHQ-3 (Gangguan Tidur)

Pada Depresi Berat, skor 2 dan 3 memiliki distribusi besar (22,7% dan 59,1%). Sebaliknya, responden Normal terkonsentrasi pada skor 0 dan 1. Gangguan tidur terbukti sebagai prediktor yang kuat untuk depresi sedang dan berat. Probabilitas Kriteria PHQ-3 tampak pada tabel 8.

Tabel 8. Probabilitas Kriteria PHQ-3

PHQ-3	Normal	Klasifikasi Output			Normal	Probabilitas		Depresi Berat
		Depresi Ringan	Depresi Sedang	Depresi Berat		Depresi Ringan	Depresi Sedang	
0	16	7	0	0	0,516	0,115	0,000	0,000
1	14	27	20	8	0,452	0,443	0,385	0,182
2	1	13	11	10	0,032	0,213	0,212	0,227
3	0	14	21	26	0,000	0,230	0,404	0,591
Jumlah	31	61	52	44	1,000	1,000	1,000	1,000

3.4.4. Probabilitas Kriteria PHQ-4 (Merasa Lelah atau Kurang Energi)

Item ini memperlihatkan peningkatan yang signifikan pada skor tinggi untuk responden dengan Depresi Berat. Distribusi skor menunjukkan bahwa kelelahan menjadi gejala yang umum dan meningkat pada kategori depresi sedang dan berat, terutama pada skor 2 dan 3. Probabilitas Kriteria PHQ-4 tampak pada tabel 9.

Tabel 9. Probabilitas Kriteria PHQ-4

PHQ-4	Normal	Klasifikasi Output			Normal	Probabilitas		Depresi Berat
		Depresi Ringan	Depresi Sedang	Depresi Berat		Depresi Ringan	Depresi Sedang	
0	18	10	2	0	0,581	0,164	0,038	0,000
1	12	43	29	8	0,387	0,705	0,558	0,182
2	1	8	13	16	0,032	0,131	0,250	0,364
3	0	0	8	20	0,000	0,000	0,154	0,455
Jumlah	31	61	52	44	1,000	1,000	1,000	1,000

3.4.5. Probabilitas Kriteria PHQ-5 (Gangguan Pola Makan)

Distribusi skor meningkat dari Normal ke Depresi Berat, mencerminkan progresi gejala. Responden Normal mendominasi pada skor 0, sementara skor tinggi lebih banyak ditemukan pada Depresi Sedang dan Berat, meskipun distribusinya lebih tersebar. Hal ini menandakan bahwa perubahan nafsu makan menjadi indikator tambahan, namun kurang dominan dibanding item lainnya, tampak pada tabel 10.

Tabel 10. Probabilitas Kriteria PHQ-5

PHQ-5	Normal	Klasifikasi Output			Normal	Probabilitas		Depresi Berat
		Depresi Ringan	Depresi Sedang	Depresi Berat		Depresi Ringan	Depresi Sedang	
0	24	33	13	0	0,774	0,541	0,250	0,000
1	7	25	26	18	0,226	0,410	0,500	0,409
2	0	2	9	12	0,000	0,033	0,173	0,273
3	0	1	4	14	0,000	0,016	0,077	0,318
Jumlah	31	61	52	44	1,000	1,000	1,000	1,000

3.4.6. Probabilitas Kriteria PHQ-6 (Merasa Bersalah atau Merendahkan Diri)

Kecenderungan untuk merasa diri buruk meningkat signifikan pada skor 3 untuk Depresi Berat (56,8%), menjadikan item ini sebagai indikator yang sangat signifikan dalam mendeteksi tingkat depresi berat, tampak pada tabel 11.

Tabel 11. Probabilitas Kriteria PHQ-6

PHQ-6	Normal	Klasifikasi Output			Normal	Probabilitas		Depresi Berat
		Depresi Ringan	Depresi Sedang	Depresi Berat		Depresi Ringan	Depresi Sedang	
0	20	21	3	0	0,645	0,344	0,058	0,000
1	11	26	19	8	0,355	0,426	0,365	0,182
2	0	9	16	11	0,000	0,148	0,308	0,250
3	0	5	14	25	0,000	0,082	0,269	0,568
Jumlah	31	61	52	44	1,000	1,000	1,000	1,000

3.4.7. Probabilitas Kriteria PHQ-7 (Kesulitan Konsentrasi)

Distribusi skor menunjukkan bahwa gangguan kognitif berkembang seiring tingkat depresi. Distribusi skor memperlihatkan pola yang meningkat secara konsisten dari kategori Normal ke Depresi Berat, menunjukkan bahwa gangguan konsentrasi menjadi indikator progresif dalam perjalanan gejala depresi, tampak pada tabel 12.

Tabel 12. Probabilitas Kriteria PHQ-7

PHQ-7	Normal	Klasifikasi Output			Normal	Probabilitas		Depresi Berat
		Depresi Ringan	Depresi Sedang	Depresi Berat		Depresi Ringan	Depresi Sedang	
0	22	15	7	5	0,710	0,246	0,135	0,114
1	9	43	26	9	0,290	0,705	0,500	0,205
2	0	2	16	16	0,000	0,033	0,308	0,364
3	0	1	3	14	0,000	0,016	0,058	0,318
Jumlah	31	61	52	44	1,000	1,000	1,000	1,000

3.4.8. Probabilitas Kriteria PHQ-8 (Gelisah atau Pergerakan Lambat)

Item ini mencerminkan gejala psikomotor. Meskipun tidak terlalu dominan pada kategori ringan, namun pada Depresi Berat skor 2 dan 3 menunjukkan dominasi. Skor tinggi pada Depresi Berat menunjukkan adanya kecenderungan gangguan fisik yang menjadi lebih nyata pada level depresi berat, terlihat pada tabel 13.

Tabel 13. Probabilitas Kriteria PHQ-8

PHQ-8	Normal	Klasifikasi Output			Normal	Probabilitas		Depresi Berat
		Depresi Ringan	Depresi Sedang	Depresi Berat		Depresi Ringan	Depresi Sedang	
0	26	31	12	3	0,839	0,508	0,231	0,068
1	5	25	27	11	0,161	0,410	0,519	0,250
2	0	3	10	19	0,000	0,049	0,192	0,432
3	0	2	3	11	0,000	0,033	0,058	0,250
Jumlah	31	61	52	44	1,000	1,000	1,000	1,000

3.4.9. Probabilitas Kriteria PHQ-9 (Pikiran Bunuh Diri atau Melukai Diri)

kor 3 sangat dominan pada Depresi Berat, sementara hampir seluruh responden Normal berada pada skor 0. Ini menunjukkan bahwa item PHQ-9 adalah indikator paling penting dalam mendeteksi risiko depresi berat dan potensi tindakan berbahaya terhadap diri sendiri. Probabilitas Kriteria PHQ-9 tampak pada tabel 14.

Tabel 14. Probabilitas Kriteria PHQ-9

PHQ-9	Normal	Klasifikasi Output			Normal	Probabilitas		Depresi Berat
		Depresi Ringan	Depresi Sedang	Depresi Berat		Depresi Ringan	Depresi Sedang	
0	30	51	29	13	0,968	0,836	0,558	0,295
1	1	10	14	8	0,032	0,164	0,269	0,182
2	0	0	7	8	0,000	0,000	0,135	0,182
3	0	0	2	15	0,000	0,000	0,038	0,341
Jumlah	31	61	52	44	1,000	1,000	1,000	1,000

3.5. Perhitungan Metode Naïve Bayes

Langkah-langkah dalam perhitungan dengan menerapkan algoritma Naïve Bayes sebagai berikut:

- a. Menentukan class prior probably terhadap Jumlah keseluruhan data, dalam hal ini kita menyebutnya dengan Class (P|C).

$$\text{Class Normal} = \frac{31}{188} = 0,165$$

$$\text{Class Depresi Ringan} = \frac{61}{188} = 0,324$$

$$\text{Class Depresi Sedang} = \frac{52}{188} = 0,277$$

$$\text{Class Depresi Berat} = \frac{44}{188} = 0,234$$

- b. Class Perior Probababilily setiap class sudah didapatkan di awal, maka langkah selanjutnya adalah pengujian terhadap hipotesis, tampak pada tabel 15:

Tabel 15. Perhitungan Metode Naïve Bayes

Kriteria	X Ci	Output Class / Target			
		Normal	Depresi Ringan	Depresi Sedang	Depresi Berat
PHQ-1	Hampir Setiap Hari	0,000	0,016	0,096	0,182
PHQ-2	Beberapa Hari	0,161	0,623	0,673	0,318
PHQ-3	Hampir Setiap Hari	0,000	0,230	0,404	0,591
PHQ-4	Lebih dari Separuh Hari	0,032	0,131	0,250	0,364
PHQ-5	Tidak Pernah	0,774	0,541	0,250	0,000
PHQ-6	Beberapa Hari	0,355	0,426	0,365	0,182
PHQ-7	Beberapa Hari	0,290	0,705	0,500	0,205
PHQ-8	Tidak Pernah	0,839	0,508	0,231	0,068
PHQ-9	Beberapa Hari	0,032	0,164	0,269	0,182
P(X OutputClass)		0,000000000	0,000004162	0,000018542	0,000000000
P(X Class) * P(OutputClass)		0,000000000	0,000001349	0,000005136	0,000000000

Dimana hasil nilai $P(X|Ci) = P(X|OutputClass)$ yang merupakan nilai perkalian dari keseluruhan nilai probabilitas setiap kriteria terhadap masing-masing data.

$$P(X|Ci) : P(X|OutputClass = Normal)$$

$$= 0,000 * 0,161 * 0,000 * 0,032 * 0,774 * 0,355 * 0,290 * 0,839 * 0,032 = 0,000000000000$$

$$P(X|Ci) : P(X|OutputClass = DepresiRingan)$$

$$= 0,016 * 0,623 * 0,230 * 0,131 * 0,541 * 0,426 * 0,705 * 0,508 * 0,164 = 0,00000416246$$

$$P(X|Ci) : P(X|OutputClass = DepresiSedang)$$

$$= 0,096 * 0,673 * 0,404 * 0,250 * 0,250 * 0,365 * 0,500 * 0,231 * 0,269 = 0,00001854173$$

$$P(X|Ci) : P(X|OutputClass = DepresiBerat)$$

$$= 0,182 * 0,318 * 0,591 * 0,364 * 0,000 * 0,182 * 0,205 * 0,068 * 0,182 = 0,000000000000$$

Dalam perhitungan diatas, terdapat beberapa kombinasi nilai fitur dan kelas yang menghasilkan probabilitas nol, misalnya pada $P(X|Class="Normal")$ dan $P(X|Class="DepresiBerat")$. Hal ini disebabkan oleh Zero-Frequency Problem, di mana suatu nilai fitur tidak muncul pada data pelatihan untuk kelas tertentu, sehingga probabilitas kondisionalnya menjadi nol dan mempengaruhi hasil prediksi. Untuk mengatasi hal tersebut, digunakan metode Laplace Smoothing, di mana setiap frekuensi kejadian ditambahkan angka 1 pada pembilang, dan penyebutnya disesuaikan dengan jumlah kemungkinan nilai fitur. Rumus yang digunakan adalah sebagai berikut [14]:

$$P(H|X) = \frac{P(X|H).P(H) + 1}{P(X) + |V|}$$

Sehingga diperoleh hasil sebagai berikut:

Nilai $P(X|Class="Normal")$ sesudah Laplace Smoothing:

$$= \frac{0+1}{31+9} * \frac{5+1}{31+9} * \frac{0+1}{31+9} * \frac{1+1}{31+9} * \frac{24+1}{31+9} * \frac{11+1}{31+9} * \frac{9+1}{31+9} * \frac{26+1}{31+9} * \frac{1+1}{31+9}$$

$$= \frac{2}{40} * \frac{6}{40} * \frac{1}{40} * \frac{2}{40} * \frac{25}{40} * \frac{12}{40} * \frac{10}{40} * \frac{27}{40} * \frac{2}{40}$$

$$= 0,05 * 0,15 * 0,025 * 0,05 * 0,625 * 0,3 * 0,25 * 0,675 * 0,05 = 0,0000000148$$

Nilai $P(X|Class="DepresiBerat")$ sesudah Laplace Smoothing:

$$= \frac{8+1}{44+9} * \frac{14+1}{44+9} * \frac{26+1}{44+9} * \frac{16+1}{44+9} * \frac{0+1}{44+9} * \frac{8+1}{44+9} * \frac{9+1}{44+9} * \frac{3+1}{44+9} * \frac{8+1}{44+9}$$

$$= \frac{9}{53} * \frac{15}{53} * \frac{27}{53} * \frac{17}{53} * \frac{1}{53} * \frac{9}{53} * \frac{10}{53} * \frac{4}{53} * \frac{9}{53}$$

$$= 0,167 * 0,283 * 0,509 * 0,321 * 0,019 * 0,170 * 0,189 * 0,075 * 0,170 = 0,0000000601$$

Sehingga didapatkan nilai akhir yakni:

$$P(X|Class="Normal") = 0,0000000148$$

$$P(X|Class="DepresiRingan") = 0,00000416246$$

$$P(X|Class="DepresiSedang") = 0,00001854173$$

$$P(X|Class="DepresiBerat") = 0,0000000601$$

- c. Selanjutnya nilai hasilnya akan dikalikan dengan nilai $P(OutputClass)$ utama sehingga diperoleh,

$$P(X|Ci)*P(Ci) = P(X|Class="Normal") * P(OutputClass="Normal")$$

$$= 0,0000000148 * 0,165 = 0,0000000024$$

$$P(X|Ci)*P(Ci) = P(X|Class="DepresiRingan")*P(OutputClass="DepresiRingan")$$

$$= 0,00000416246 * 0,324 = 0,00000134864$$

$$P(X|Ci)*P(Ci) = P(X|Class="DepresiSedang")*P(OutputClass="DepresiSedang")$$

$$= 0,00001854173 * 0,277 = 0,00000513606$$

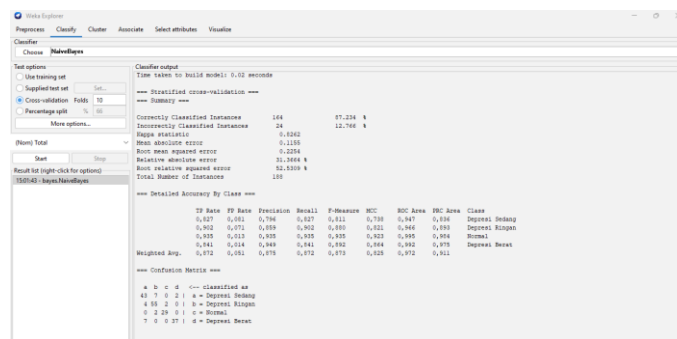
$$P(X|Ci)*P(Ci) = P(X|Class="DepresiBerat") * P(OutputClass="DepresiBerat")$$

$$= 0,0000000601 * 0,234 = 0,0000000141$$

- d. Setelah dilakukan perbandingan dari keempat perhitungan Output Class diatas, maka ditemukan bahwa hasil menunjukkan pada Nilai $P(X|Ci)*P(Ci) = P(X|Class="DepresiSedang") * P(OutputClass="DepresiSedang")$ merupakan nilai tertinggi yakni 0,00000513606. Ini menunjukkan bahwa hipotesis yang di uji hasilnya adalah Depresi Sedang

3.6. Pengujian Pada Tools Mining (WEKA)

Berdasarkan hasil perhitungan probabilitas sebelumnya, dilakukan pengujian data menggunakan perangkat lunak Weka untuk menghasilkan klasifikasi tingkat depresi pada mahasiswa tingkat akhir. Hasil klasifikasi menunjukkan tingkat akurasi (Correctly Classified Instances) sebesar 87,234% atau setara dengan 164 data yang terklasifikasi secara tepat, sedangkan 12,766% atau sebanyak 24 data termasuk dalam kategori klasifikasi yang tidak tepat (Incorrectly Classified Instances). Dengan demikian, dari total 188 responden, sebanyak 164 data berhasil diklasifikasikan secara akurat, sementara 24 data tidak sesuai klasifikasinya. Visualisasi hasil ini disajikan pada Gambar 4



Gambar 4. Hasil Akurasi dengan Algoritma Naïve Bayes

3.7. Evaluasi Model Confusion Matrix (Cross Validation)

Untuk mengevaluasi performa model klasifikasi yang dibangun, digunakan model Confusion Matrix sebagai alat analisis utama[22]. Confusion matrix memberikan gambaran menyeluruh tentang bagaimana model memetakan hasil prediksi terhadap nilai aktual (ground truth), khususnya dalam konteks klasifikasi multikelas seperti dalam penelitian ini, yaitu: Normal, Depresi Ringan, Depresi Sedang, dan Depresi Berat.

Setiap baris dalam matriks merepresentasikan jumlah aktual dari masing-masing kategori, sementara kolom menunjukkan hasil prediksi model. Dengan demikian, nilai diagonal menunjukkan jumlah prediksi yang tepat (true positive untuk masing-masing kelas), sedangkan nilai di luar diagonal mencerminkan kesalahan klasifikasi (false positive atau false negative)[23].

Evaluasi dilakukan menggunakan teknik k-fold cross validation, yaitu data dibagi secara acak ke dalam sejumlah lipatan (fold), dan model dilatih serta diuji sebanyak jumlah fold tersebut. Dalam setiap iterasi, satu fold

digunakan sebagai data uji, sedangkan sisanya sebagai data latih. Pendekatan ini membantu mengurangi risiko overfitting dan memberikan estimasi akurasi model yang lebih stabil dan representatif terhadap seluruh dataset[22].

Tabel 16. Confusion Matrix Naïve Bayes 10 Fold Cross Validation

Naïve Bayes		Actual Values				Total Actual
		Normal	Depresi Sedang	Depresi Ringan	Depresi Berat	
Predicted Values	Normal	43	7	0	2	52
	Depresi Sedang	4	55	2	0	61
	Depresi Ringan	0	2	29	0	31
	Depresi Berat	7	0	0	37	44
	Total Predicted	54	64	31	39	188

Berdasarkan Tabel 16, kategori dengan prediksi benar tertinggi adalah Depresi Ringan, menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali pola gejala pada kelompok ini. Kategori Normal dan Depresi Sedang juga menunjukkan tingkat klasifikasi yang cukup baik, dengan sebagian kecil prediksi jatuh pada kategori yang memiliki kemiripan gejala. Untuk Depresi Berat, sebagian besar responden berhasil terklasifikasi dengan benar, sementara sisanya cenderung terprediksi pada kategori depresi lain yang memiliki kedekatan karakteristik. Pola ini mengindikasikan bahwa model mampu mengidentifikasi kecenderungan gejala utama dengan baik, dan potensi peningkatan akurasi dapat dicapai melalui penambahan data latih pada kategori tertentu.

a. Akurasi (*Accuracy*)

Akurasi adalah proporsi jumlah prediksi yang benar dibandingkan total prediksi keseluruhan.

$$\frac{(TP^1 + TP^2 + TP^3 + TP^4)}{\text{Total Data}} = \frac{(43 + 55 + 29 + 37)}{188} = \frac{164}{188} = 87,23\%$$

b. Presisi (*Precision*)

$$\text{Precision Normal} = \frac{\text{Correctly Predicted}}{\Sigma \text{ Predicted}} = \frac{43}{(43 + 4 + 0 + 7)} = \frac{43}{54} = 79,63\%$$

$$\text{Precision Depresi Sedang} = \frac{\text{Correctly Predicted}}{\Sigma \text{ Predicted}} = \frac{55}{(7 + 55 + 2 + 0)} = \frac{55}{64} = 85,94\%$$

$$\text{Precision Depresi Ringan} = \frac{\text{Correctly Predicted}}{\Sigma \text{ Predicted}} = \frac{29}{(0 + 2 + 29 + 0)} = \frac{29}{31} = 93,55\%$$

$$\text{Precision Depresi Berat} = \frac{\text{Correctly Predicted}}{\Sigma \text{ Predicted}} = \frac{37}{(2 + 0 + 0 + 37)} = \frac{37}{39} = 94,87\%$$

$$\text{Weight Average Precision} = \Sigma \frac{\text{Actual Class}}{\text{Total Precision}} \times \text{Precision of class}$$

$$= \left(\frac{52}{188} \times 0,7963\right) + \left(\frac{61}{188} \times 0,8594\right) + \left(\frac{31}{188} \times 0,9355\right) + \left(\frac{44}{188} \times 0,9487\right)$$

$$= 0,2203 + 0,2789 + 0,1543 + 0,2218 = 0,8754 = 87,54\%$$

c. Recall

$$\text{Recall Normal} = \frac{\text{Correctly Classified}}{\Sigma \text{ Actual}} = \frac{43}{(43 + 7 + 0 + 2)} = \frac{43}{52} = 82,69\%$$

$$\text{Recall Depresi Sedang} = \frac{\text{Correctly Classified}}{\Sigma \text{ Actual}} = \frac{55}{(4 + 55 + 2 + 0)} = \frac{55}{61} = 90,16\%$$

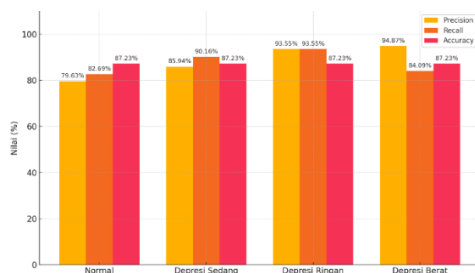
$$\text{Recall Depresi Ringan} = \frac{\text{Correctly Classified}}{\Sigma \text{ Actual}} = \frac{29}{(0 + 2 + 29 + 0)} = \frac{29}{31} = 93,55\%$$

$$\text{Recall Depresi Berat} = \frac{\text{Correctly Classified}}{\Sigma \text{ Actual}} = \frac{37}{(7 + 0 + 0 + 37)} = \frac{37}{44} = 84,09\%$$

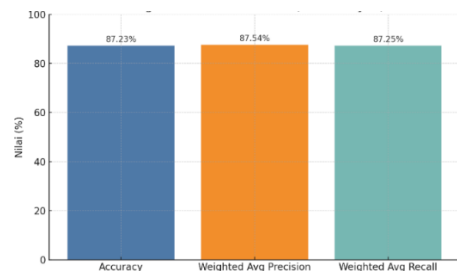
$$\text{Weight Average Precision} == \Sigma \frac{\text{Actual Class}}{\text{Total Recall}} \times \text{Recall of class}$$

$$= \left(\frac{52}{188} \times 0,8269\right) + \left(\frac{61}{188} \times 0,9016\right) + \left(\frac{31}{188} \times 0,9355\right) + \left(\frac{44}{188} \times 0,8409\right)$$

$$= 0,2286 + 0,2926 + 0,1543 + 0,1970 = 0,8725 = 87,25\%$$



Gambar 5. Evaluasi Matrix per kelas (dalam persentase)



Gambar 6. Ringkasan Evaluasi Model (Naive Bayes)

Pada Gambar 6 dapat dilihat bahwa Model Naïve Bayes pada penelitian ini mencapai akurasi 87,23%, presisi 87,54%, dan recall 87,25% berdasarkan 10-fold cross-validation. Nilai ini menunjukkan kemampuan model yang baik dan sebanding dengan penelitian terdahulu yang melaporkan akurasi diatas 80%[18]. Kinerja terbaik terlihat pada kategori Depresi Ringan, sedangkan kategori Depresi Berat sedikit lebih sulit dipisahkan akibat kemiripan pola respons dengan kategori lain. Secara umum, model ini efektif untuk mendeteksi depresi pada mahasiswa tingkat akhir, dengan potensi peningkatan melalui penambahan data latih.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini membuktikan bahwa kombinasi PHQ-9 dan algoritma Naïve Bayes mampu mendeteksi tingkat depresi mahasiswa tingkat akhir dengan kinerja yang baik dengan akurasi 87,23%, presisi 87,54%, dan recall 87,25%. Model menunjukkan kemampuan yang kuat dalam mengklasifikasikan kategori depresi ringan, dan performa yang stabil pada kategori lainnya. Temuan ini membuka peluang pemanfaatan model sebagai basis pengembangan sistem skrining mandiri berbasis web, yang dapat membantu institusi pendidikan tinggi dalam upaya deteksi dini dan penanganan kesehatan mental mahasiswa secara sistematis. Implementasi tersebut diharapkan dapat mempermudah proses identifikasi, memungkinkan intervensi lebih cepat, serta menjadi bagian dari strategi pencegahan dan penanganan kesehatan mental di lingkungan perguruan tinggi. Meskipun distribusi data antar kategori belum sepenuhnya seimbang dan pengambilan data dilakukan di satu institusi dalam periode tertentu, kondisi ini justru menjadi peluang untuk pengembangan penelitian lebih lanjut. Dengan memperluas jangkauan data, menambah variasi responden, serta mengeksplorasi teknik penyeimbangan kelas dan perbandingan dengan algoritma lain, diharapkan model dapat mencapai kinerja yang lebih optimal dan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih luas. Langkah ini akan memperkuat kontribusi penelitian terhadap inovasi teknologi dalam bidang kesehatan mental di lingkungan akademik.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Direktorat Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (DPPM), Direktorat Jenderal Riset dan Pengembangan, Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi (KEMENDIKTISAINTEK) Republik Indonesia, yang telah memberikan dukungan pendanaan melalui skema Hibah Penelitian Dosen Pemula (PDP) Tahun Anggaran 2025, sehingga penelitian ini dapat terlaksana dengan baik.

REFERENCES

- [1] N. Berutu, "Deteksi Tingkat Depresi Kerja Pada Guru Sekolah Dasar Menggunakan Metode Fuzzy Mamdani," *FASILKOM*, vol. 14, no. 2, pp. 541–548, Aug. 2024, doi: <https://doi.org/10.37859/jf.v14i2.7739>.
- [2] H. Nathasya, P. Nuraini, S. Zahara, A. Thohiroh, T. Salma, and F. Rozzaqyah, "Analisis Tingkat dan Faktor Penyebab Depresi Se Asia Tenggara," *Edu Research*, vol. 5, no. 1, pp. 70–80, Mar. 2024, doi: <https://doi.org/10.47827/jer.v5i1.157>.
- [3] D. Ridha Dwiki Putri, M. Reza Fahlevi, M. Sadikin, R. Utami, and M. Rizki Fajar Utomo, "Prediksi Tingkat Depresi Remaja Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier: Analisis Faktor Psikologis Dan Lingkungan," *KESATRIA: Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer & Manajemen)*, vol. 5, no. 4, pp. 2034–2043, Oct. 2025, doi: <https://doi.org/10.30645/kesatria.v5i4.545.g540>.
- [4] R. M. Montgomery and M. A. V. M. Gouvea, "Impact of Chronic Stress on Physical and Mental Health: A Detailed Analysis," *Journal of Genetic Engineering and Biotechnology Research*, vol. 6, no. 2, pp. 1–7, Aug. 2024, doi: [10.20944/preprints202408.1287.v1](https://doi.org/10.20944/preprints202408.1287.v1).
- [5] X. Yang *et al.*, "A Bidirectional Association Between Internet Addiction And Depression: A Large-Sample Longitudinal Study Among Chinese University Students," *J Affect Disord*, vol. 299, no. 10, pp. 416–424, Feb. 2022, doi: [10.1016/j.jad.2021.12.013](https://doi.org/10.1016/j.jad.2021.12.013).
- [6] D. Septiani, U. Enri, N. Sulistiyowati, T. Informatika, and U. S. Karawang, "Diagnosa Tingkat Depresi Mahasiswa Selama Masa Pandemi Covid-19 Menggunakan Algoritma Random Forest," *STRING (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi)*, vol. 6, no. 2, pp. 149–57, Dec. 2021, doi: [10.30998/string.v6i2.10361](https://doi.org/10.30998/string.v6i2.10361).
- [7] M. Nayan *et al.*, "Comparison Of The Performance Of Machine Learning-Based Algorithms For Predicting Depression And Anxiety Among University Students In Bangladesh: A Result Of The First Wave Of The COVID-19 Pandemic," *Asian Journal of Social Health and Behavior*, vol. 5, no. 2, pp. 75–84, Apr. 2022, doi: [10.4103/shb.shb_38_22](https://doi.org/10.4103/shb.shb_38_22).
- [8] N. Gede Widyawati, M. Khasanah, and E. Rasywir, "Prediksi Tingkat Stress Pada Mahasiswa Universitas Dinamika Bangsa Jambi Dalam Melakukan Perkuliahan Metode Hybrid Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *Jurnal Manajemen Teknologi dan Sistem Informasi (JMS)*, vol. 1, no. 2, pp. 99–100, Apr. 2022, doi: <https://doi.org/10.33998/jms.2022.2.1.44>.
- [9] R. P. Sonjaya, A. R. Gintara, L. S. Riza, M. Nursalman, E. Nugraha, and D. Wahyudin, "Predicting Student Depression Using the Naive Bayes Model on the Student Depression Dataset from Kaggle," *JENTIK : Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 4, no. 1, pp. 9–20, Jun. 2025, doi: [10.58723/jentik.v4i1.448](https://doi.org/10.58723/jentik.v4i1.448).
- [10] M. Rijal *et al.*, "Prediksi Depresi: Inovasi Terkini Dalam Kesehatan Mental Melalui Metode Machine Learning," *Journal Pharmacy And Application Of Computer Sciences*, vol. 2, no. 1, pp. 9–14, Feb. 2024, doi: <https://doi.org/10.59823/jopacs.v2i1.47>.



- [11] I. Setiawan, I. Fatah Yasin, and Y. Tri Desianti, “Komparasi Kinerja Algoritma Random Forest, Decision Tree, Naïve Bayes, dan KNN dalam Prediksi Tingkat Depresi Mahasiswa Menggunakan Student Depression Dataset,” *Jurnal Ilmu Komputer Dan Teknologi (IKOMTI)*, vol. 6, no. 1, pp. 47–58, Feb. 2025, doi: <https://doi.org/10.35960/ikomti.v6i1.1756>.
- [12] A. A. Jamali, C. Berger, and R. J. Spiteri, “Identification of depression predictors from standard health surveys using machine learning,” *Current Research in Behavioral Sciences*, vol. 7, no. 1, Jan. 2024, doi: [10.1016/j.crbeha.2024.100157](https://doi.org/10.1016/j.crbeha.2024.100157).
- [13] M. Rahma, M. Fikry, and Y. Afrillia, “Prediksi Kesehatan Mental Remaja Berdasarkan Faktor Lingkungan Sekolah Menggunakan Machine Learning,” *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 10, no. 2, pp. 382–390, Apr. 2025, doi: [10.30591/jpit.v10i2.8556](https://doi.org/10.30591/jpit.v10i2.8556).
- [14] Y. A. Rizky, A. Aziz, and W. Harianto, “Implementasi Naive Bayes Dengan Menggunakan Metode Laplace Smoothing,” *RAINSTEK: Jurnal Terapan Sains dan Teknologi*, vol. 6, no. 3, pp. 164–172, Sep. 2024, doi: [10.21067/jtst.v6i3.9132](https://doi.org/10.21067/jtst.v6i3.9132).
- [15] M. Fadhillah, R. Wandri, A. Hanafiah, P. R. Setiawan, Y. Arta, and S. Daulay, “Analisis Performa Algoritma Machine Learning Untuk Identifikasi Depresi Pada Mahasiswa,” *Journal of Informatics Management and Information Technology*, vol. 5, no. 1, pp. 40–47, Jan. 2025, doi: [10.47065/jimat.v5i1.473](https://doi.org/10.47065/jimat.v5i1.473).
- [16] F. N. Zahrah and M. Muljono, “Machine Learning untuk Deteksi Stres Pelajar: Perceptron sebagai Model Klasifikasi Efektif untuk Intervensi Dini,” *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 8, no. 2, pp. 764–773, Dec. 2024, doi: [10.29408/edumatic.v8i2.28011](https://doi.org/10.29408/edumatic.v8i2.28011).
- [17] B. Ramadhani and R. R. Suryono, “Komparasi Algoritma Naïve Bayes dan Logistic Regression Untuk Analisis Sentimen Metaverse,” *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 8, no. 2, p. 714, Apr. 2024, doi: [10.30865/mib.v8i2.7458](https://doi.org/10.30865/mib.v8i2.7458).
- [18] M. Sadikin and R. Oktari Batubara, “Comparative Analysis of Algorithm of Naive Bayes and C4.5 on Employee Performance Classification,” *Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana*, vol. 13, no. 2, pp. 309–320, Nov. 2024, doi: <https://doi.org/10.24843/JLK.2024.v13.i02.p08>.
- [19] L. Susanti, “Klasifikasi Tingkat Stress Pada Mahasiswa Teknik Informatika Dalam Melakukan Perkuliahan Metode Hybrid Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *STRING (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi)*, vol. 8, no. 3, pp. 243–248, Apr. 2024, doi: <http://dx.doi.org/10.30998/string.v8i3.17096>.
- [20] M. F. Alamsyah and A. Wijaya, “Perbandingan Metode KNN dan Naïve Bayes dalam Deteksi Tingkat Stres Berdasarkan Ekspresi Wajah,” *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 10, no. 2, pp. 359–369, Apr. 2025, doi: [10.30591/jpit.v10i2.8513](https://doi.org/10.30591/jpit.v10i2.8513).
- [21] M. Rakha Zulfikar *et al.*, “Hubungan Antara Gangguan Depresi Dan Kualitas Hidup Pada Pasien Hemodialisis Di Rsud Ulin Banjarmasin,” *Homeostasis*, vol. 7, no. 3, pp. 481–488, Dec. 2024, doi: <https://doi.org/10.20527/ht.v7i3.14535>.
- [22] S. Khoerunnisa, D. F. Shiddieq, and D. Nurhayati, “Penerapan Algoritma Naive Bayes dengan Teknik TF-IDF dan Cross Validation untuk Analisis Sentimen Terhadap Starlink,” *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 5, no. 2, pp. 566–577, Mar. 2025, doi: [10.57152/malcom.v5i2.1852](https://doi.org/10.57152/malcom.v5i2.1852).
- [23] K. Rahayu, V. Fitria, D. Septhya, R. Rahmaddeni, and L. Efrizoni, “Klasifikasi Teks untuk Mendeteksi Depresi dan Kecemasan pada Pengguna Twitter Berbasis Machine Learning,” *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 3, no. 2, pp. 108–114, Sep. 2023, doi: [10.57152/malcom.v3i2.780](https://doi.org/10.57152/malcom.v3i2.780).