

Sistem Prediksi Tingkat Stres Mahasiswa Berbasis Android Menggunakan Naïve Bayes

Design and Implementation of an Android-Based Student Stress Level Prediction System Using Naïve Bayes

Nidia Rin Triana^{*1}, Uliyatunisa²

^{1,2}Teknik Informatika, Universitas Pamulang

¹nidiarin2004@gmail.com, ²dosen02516@unpam.ac.id

Received: September 14, 2026 | Revised: September 20, 2026 | Accepted: October 6, 2026 | Published: October 6, 2026



COSIE is licensed a Creative Commons Attribution-Share Alike 4.0 International License

Abstrak

Mahasiswa sering kali menghadapi tekanan akademik yang berdampak pada performa belajar serta kesehatan mental mereka. Proses penentuan tingkat stres mahasiswa di Universitas Pamulang masih dilakukan secara konvensional dan belum terintegrasi, sehingga memakan waktu lama serta menghasilkan kesimpulan yang subjektif. Penelitian ini berfokus pada perancangan dan implementasi sistem prediksi tingkat stres mahasiswa berbasis Android untuk mengatasi permasalahan tersebut. Metode utama yang diterapkan dalam pengembangan sistem adalah algoritma Naïve Bayes dengan teknik *Laplace Smoothing* guna mengatasi probabilitas bernilai nol. Kuesioner yang digunakan berjumlah 15 pertanyaan dan telah divalidasi oleh ahli psikolog. Keandalan fungsionalitas dan struktur internal perangkat lunak divalidasi menggunakan pengujian *Black Box* dan *White Box*, sedangkan validitas performa prediktif model dievaluasi secara terpisah menggunakan *confusion matrix* terhadap 60 data uji dengan rincian kelas rendah 5 sampel, sedang 32 sampel, dan tinggi 23 sampel. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem mampu mengklasifikasikan tingkat stres dengan tingkat akurasi mencapai 85% dengan rincian *F1-score* 0,50 untuk kategori rendah, 0,87 untuk kategori sedang, dan 0,88 untuk kategori tinggi, meskipun cakupan ukuran sampel yang relatif kecil ini membatasi generalisasi hasil pada populasi yang lebih luas. Melalui aplikasi ini, mahasiswa dapat memantau kondisi psikologis secara mandiri sebagai langkah preventif untuk mengelola stres guna mendukung keberhasilan studi di lingkungan kampus.

Kata Kunci: *Naïve Bayes*, Prediksi Tingkat Stres, Mahasiswa, Klasifikasi, Sistem Android, *Laplace Smoothing*, *Confusion Matrix*.

Abstract

Students frequently face academic pressure that impacts their learning performance and mental health. The process of determining student stress levels at Universitas Pamulang is still carried out conventionally and is not yet integrated, resulting in a time-consuming process and subjective conclusions. This research focuses on the design and implementation of an Android-based student stress level prediction system to solve these problems. The main method applied in the system development is the Naïve Bayes algorithm with the Laplace Smoothing technique to resolve zero probability values. The questionnaire consists of 15 questions and has been validated by a psychology expert. The functional reliability and internal structure of the software are validated using Black Box and White Box testing, whereas the predictive performance validity of the model is evaluated separately using a confusion matrix against 60 test samples (comprising 5 low, 32 moderate, and 23 high-risk samples). The evaluation results indicate that the system is able to classify stress levels with an overall accuracy of 85% (with class-wise *F1-scores* of 0.50 for low, 0.87 for moderate, and 0.88 for high categories), although the relatively small sample size limits the generalization of the findings to a broader population. Through this application, students can independently monitor their psychological condition as a preventive measure to manage stress and support their academic success in the university environment.

Keywords: *Naïve Bayes*, Stress Level Prediction, College Student, Classification, Android System.

1. PENDAHULUAN

Kesehatan mental merupakan aspek fundamental bagi mahasiswa, di mana tuntutan kompetensi dan beban akademik sering kali memicu stres yang dapat menurunkan prestasi hingga menyebabkan gangguan psikosomatis jika tidak ditangani secara preventif [1]. Karena respon psikologis setiap individu berbeda-beda, sangat dibutuhkan suatu media praktis yang mampu memberikan informasi dini mengenai tingkat stres secara mandiri berdasarkan indikator gejala [2]. Berdasarkan kajian empiris terkait dinamika akademik mahasiswa di Universitas Pamulang, mayoritas mahasiswa menghadapi tingkat stres dalam kategori sedang hingga tinggi yang dipicu oleh faktor lingkungan, organisasi, dan individu seperti kondisi belajar yang tidak ideal, jadwal kuliah dan penugasan yang padat, serta keterbatasan manajemen waktu [3]. Namun, dalam upaya menjaga kesejahteraan psikologis, mahasiswa umumnya menghadapi berbagai hambatan dalam mengidentifikasi maupun mencari penanganan atas masalah stres yang dialami. Sebagian besar mahasiswa cenderung enggan mencari bantuan profesional akibat adanya stigma sosial di lingkungan akademik yang menganggap masalah mental sebagai kelemahan, minimnya edukasi terkait gejala awal gangguan psikologis, serta terbatasnya akses dan ketersediaan layanan konseling di lingkungan kampus. Akibatnya, banyak mahasiswa memilih melakukan identifikasi atau refleksi secara mandiri yang sering kali kurang objektif sebelum kondisi stres tersebut berangsur memburuk [4].

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diperlukan sebuah sistem prediksi cerdas berbasis *mobile* Android yang mampu mengolah gejala psikologis secara otomatis. Pengembangan sistem ini memanfaatkan algoritma Naïve Bayes yang dikombinasikan dengan teknik *Laplace Smoothing* untuk menangani probabilitas bernilai nol pada data kuesioner diskrit [5]. Pendekatan komputasi ini sangat ringan dan efisien untuk diterapkan pada perangkat *mobile*, meskipun algoritmanya memiliki asumsi independensi antar atribut gejala dan hasil prediksinya bergantung pada kejujuran masukan pengguna [6]. Melalui perancangan aplikasi ini, mahasiswa dapat dengan mudah dan objektif memantau kondisi psikologis mereka kapan saja sebagai langkah preventif untuk menjaga kesehatan mental dan keberhasilan studi di lingkungan kampus.

Tabel 1. Ringkasan Sintesis Penelitian Terdahulu dan Posisi Kebaruan (*Novelty*)

No.	Peneliti & Tahun	Metode	Fokus & Batasan Penelitian	Kesenjangan / Celas Riset (<i>research gap</i>)
1.	[7]	<i>Naïve Bayes</i>	Memprediksi tingkat kesehatan mental siswa menjelang akhir masa sekolah berbasis sistem pakar web (kecemasan, tidur, minat)	Berfokus pada jenjang sekolah (siswa), platform berbasis web, dan belum mengukur tingkat stres spesifik mahasiswa perguruan tinggi heterogen.
2.	[8]	<i>Naïve Bayes</i>	Mengklasifikasikan tingkat stres mahasiswa tingkat akhir berdasarkan 300 data kuesioner di Universitas Pelita Bangsa (akurasi 93%)	Terbatas pada mahasiswa tingkat akhir (skripsi), belum diimplementasikan ke dalam aplikasi <i>mobile</i> interaktif <i>real-time</i> .
3.	[9]	<i>Naïve Bayes</i>	Memprediksi tingkat depresi mahasiswa berdasarkan tekanan akademik, durasi tidur, makan, dan keuangan (akurasi 97%)	Berfokus pada diagnosis tingkat depresi secara umum, belum menyediakan perangkat bantu portabel berbasis Android untuk skrining mandiri harian.
4.	[10]	<i>Naïve Bayes</i>	Memprediksi tingkat stres mahasiswa Universitas Dinamika Bangsa Jambi selama perkuliahan <i>hybrid</i> (akurasi 68%)	Tingkat akurasi masih moderat (68%), belum mengoptimalkan teknik penanganan probabilitas nol secara komprehensif pada aplikasi <i>mobile</i> .

Sebagaimana dirangkum pada Tabel 1, mayoritas penelitian terdahulu umumnya berfokus pada eksperimen komputasi statis tanpa menguji reliabilitas model secara langsung terhadap kompleksitas data perilaku psikologis di lapangan. Selain itu, tantangan metodologis yang sering diabaikan dalam klasifikasi tingkat stres berbasis skala Likert adalah risiko probabilitas nol (*zero-frequency*) ketika suatu kategori jawaban responden tidak muncul dalam data latih, yang dapat mendistorsi akurasi posterior Naïve Bayes.

Penelitian ini tidak hanya berfokus pada pengembangan aplikasi, melainkan mengisi kesenjangan empiris dan metodologis dengan mengintegrasikan teknik *Laplace Smoothing* secara spesifik untuk mengoptimalkan stabilitas probabilitas, serta mengevaluasi performa generalisasi model secara komprehensif menggunakan *confusion matrix* terhadap karakteristik beban stres heterogen pada mahasiswa Universitas Pamulang. Penelitian ini bertujuan untuk menjembatani kesenjangan tersebut melalui dua kontribusi utama:

1. Mengoptimalkan akurasi klasifikasi tingkat stres melalui integrasi algoritma Naïve Bayes dan teknik *Laplace Smoothing* guna mengatasi masalah probabilitas nol (*zero-frequency problem*) secara presisi pada karakteristik data kuesioner diskrit multi-kelas mahasiswa.
2. Menerapkan model probabilistik tervalidasi ke dalam ekosistem aplikasi *mobile* Android untuk menyediakan instrumen asesmen psikologis mandiri berbasis *real-time* yang disesuaikan secara spesifik dengan dimensi pemicu stres (lingkungan, organisasi, dan individu) di Universitas Pamulang, yang didukung oleh evaluasi kinerja generalisasi model secara komprehensif menggunakan *confusion matrix*.

2. METODE PENELITIAN

Rangkaian metodologi penelitian ini dijalankan melalui langkah-langkah yang berurutan, mulai dari pengumpulan data primer mengenai gejala stres mahasiswa hingga tahap pengujian sistem prediksi yang dihasilkan. Pendekatan pengembangan perangkat lunak ini disusun secara sistematis agar dapat menjadi acuan yang mudah diterapkan ulang pada penelitian sejenis di masa mendatang.

2.1. Pengumpulan Data dan Lingkungan Komputasi

Data primer dikumpulkan melalui kuesioner berisi 15 pertanyaan berskala Likert 1–5 yang telah divalidasi oleh ahli psikologi (Siti Nabila Mumtaz, S.Psi) untuk mengukur faktor penyebab stres mahasiswa. Pengambilan sampel dilakukan menggunakan teknik *purposive sampling* dengan kriteria inklusi responden yaitu mahasiswa aktif program studi Teknik Informatika Universitas Pamulang yang sedang menempuh masa perkuliahan aktif dan bersedia mengisi instrumen penelitian. Proses pengumpulan data dilaksanakan secara daring melalui Google Form dan disimpan dalam Google Sheets sebagai dataset pelatihan dan pengujian model klasifikasi. Sampel sejumlah 60 responden tersebut diperoleh dari mahasiswa aktif program studi terkait. Selain itu, pengumpulan data didukung melalui metode observasi langsung terhadap aktivitas dan beban akademik mahasiswa Universitas Pamulang serta wawancara mendalam. Untuk menjamin reproduktibilitas penelitian dan eksekusi sistem, lingkungan komputasi dan pengembangan sistem dirancang dengan spesifikasi sebagai berikut:

1. Perangkat Keras (*Hardware*): Prosesor Intel Core i5-12450HX, RAM 20 GB DDR 5, GPU NVIDIA GeForce RTX 2050 (4GB VRAM).
2. Perangkat Lunak (*Software*): Sistem Operasi Windows 11 *Home*, IDE Android Studio, Java, *Firebase*, *Draw.io*, Google Colab.
3. Metode Algoritma: Penerapan algoritma Naïve Bayes dengan penambahan teknik *Laplace Smoothing* ($k = 5$) untuk mengatasi probabilitas bernilai nol pada perhitungan likelihood atribut skala Likert.

2.2. Prapemrosesan Data dan Transformasi Fitur Probabilistik

Evaluasi performa generalisasi model dilakukan terhadap total 60 data sampel responden di Universitas Pamulang. Dalam penelitian ini, proses pelatihan dan pengujian menggunakan seluruh 60 data tersebut melalui pendekatan pengujian ulang (*resubstitution evaluation / test on training data*), di mana parameter probabilitas awal (*prior probability* dan *likelihood* dengan *Laplace Smoothing*) dihitung dari distribusi keseluruhan kelas sampel, lalu diuji kembali untuk mengukur ketepatan klasifikasi model terhadap label aktual. Meskipun pendekatan ini memberikan gambaran awal performa klasifikasi sebesar 85%, pembagian dataset secara langsung atau penerapan validasi silang (*k-fold cross-validation*) direkomendasikan pada penelitian lanjutan guna mereduksi potensi bias optimis pada ukuran sampel yang terbatas:

$$P(x_i|c) = \frac{\text{count}(x_i, c) + 1}{\text{count}(c) + k}$$

2.3. Landasan Matematis Algoritma Naïve Bayes

Pelabelan ground-truth kategori tingkat stres dikonstruksi berdasarkan akumulasi skor total dari 15 butir instrumen kuesioner yang memiliki arah konsisten (*unidirectional*) dengan bobot sama rata

(skala Likert 1–5 per item, menghasilkan rentang total skor 15 hingga 75). Batas interval kelas—yakni skor 15–35 (Rendah), 36–55 (Sedang), dan 56–75 (Tinggi)—ditetapkan menggunakan metode pembagian interval sama (*equal interval scoring method*) yang diturunkan dari karakteristik skala psikometris instrumen untuk mengkategorikan tingkat keparahan beban stres responden secara proporsional:

$$P(C|X) = \frac{P(X|C)P(C)}{P(X)}$$

2.4. Metrik Evaluasi Model Klasifikasi

Confusion matrix merupakan tabel yang digunakan untuk menunjukkan hasil klasifikasi berdasarkan jumlah data yang diprediksi dengan benar maupun yang mengalami kesalahan prediksi. Tabel ini membandingkan hasil prediksi model dengan kelas sebenarnya pada data uji, sehingga dapat digunakan untuk mengetahui dan mengevaluasi kinerja model klasifikasi berdasarkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan data ke dalam kelas yang sesuai [11]. Evaluasi performa generalisasi model menggunakan *Confusion Matrix* terhadap 60 data uji. Dengan menggunakan rumus:

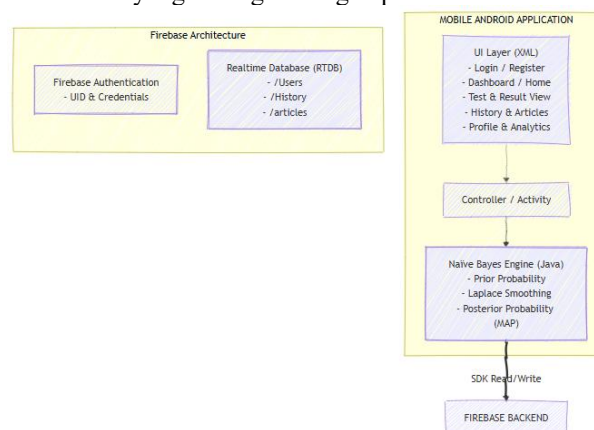
$$2.5. \text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP}, \text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN}, F1 - \text{Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

Selanjutnya dilakukan perhitungan dengan menggunakan rumus akurasi:

$$\text{Accuracy} = \frac{n(\text{benar})}{n} \times 100\%$$

2.6. Perancangan Sistem Aplikasi Berbasis Android dan Firebase

Android adalah sistem operasi berbasis *Linux* yang berfungsi sebagai penghubung antara perangkat keras dan pengguna, memungkinkan interaksi antar perangkat [12]. Arsitektur perangkat lunak mobile berbasis *MVC/MVVM-like pattern* di Android Studio yang mengintegrasikan *Client-Side Naïve Bayes Engine* dengan penyimpanan *cloud Firebase* untuk otentikasi akun, sinkronisasi riwayat tes (*History*), dan manajemen artikel edukasi. Android Studio merupakan *Integrated Development Environment (IDE)* resmi yang dikembangkan oleh *Google* untuk membangun aplikasi berbasis Android [13]. *Firebase* merupakan *platform* basis data yang mampu menyediakan pertukaran data secara *real-time* sehingga informasi dapat diterima oleh pengguna dengan cepat [14]. Pemodelan sistem visual menggunakan UML (*Use Case Diagram*, *Activity Diagram*, *Sequence Diagram*) serta perancangan basis data relasional/*NoSQL* bernormalisasi hingga 3NF/struktur terstruktur (*Users*, *Riwayat_Test*, *Artikel*). UML digunakan untuk memvisualisasikan, menspesifikasikan, merancang, serta mendokumentasikan sistem yang dibangun dengan pendekatan berorientasi objek [15].



Gambar 1. Integrasi Antar Sistem

Diagram di atas menggambarkan arsitektur sistem aplikasi bergerak (*mobile application*) Android yang terhubung dengan layanan awan (*cloud*) berbasis *Firebase*. Secara garis besar, arsitektur ini terbagi menjadi dua bagian utama: sisi aplikasi client dan sisi infrastruktur *backend*. Pada bagian sisi klien (*Mobile Android Application*), alur aplikasi bermula dari *UI Layer (XML)* yang menyediakan antarmuka visual bagi pengguna, meliputi menu *Login/Register*, *Dashboard/Home*, *Test & Result View*, *History & Articles*, serta *Profile & Analytics*. Interaksi pada antarmuka ini diteruskan ke lapisan

Controller / Activity, lalu diproses lebih lanjut oleh *Naïve Bayes Engine* (Java) yang menjalankan perhitungan *Prior Probability*, *Laplace Smoothing*, dan *Posterior Probability* (MAP). Dari sisi penyimpanan dan layanan, engine dalam aplikasi melakukan operasi pembacaan dan penulisan (SDK *Read/Write*) menuju *FIREBASE BACKEND*. Infrastruktur pendukung pada *Firebase Architecture* dikoordinasikan melalui dua komponen utama: *Firebase Authentication* untuk mengelola UID & *Credentials*, serta *Realtime Database* (RTDB) yang terstruktur ke dalam tiga entitas penyimpanan utama, yaitu */Users*, */History*, dan */articles*.

2.7. Metodologi Pengujian Sistem (*Black Box* dan *White Box*)

Pengujian fungsionalitas antarmuka dan penanganan skenario masukan-keluaran meliputi proses registrasi akun, autentikasi *login*, pengisian kuisioner stres, manajemen riwayat, serta pengelolaan profil dan *logout* dilakukan menggunakan pendekatan *Black Box Testing* untuk memastikan seluruh layanan merespons spesifikasi secara tepat [16]. Di sisi lain, pengujian struktur internal, alur logika kondisional, serta kompleksitas alur eksekusi baris kode sumber dari modul-modul krusial seperti *login*, mulai tes, halaman riwayat, halaman artikel, dan halaman hasil tes dianalisis menggunakan *White Box Testing* berlandaskan perhitungan kompleksitas siklik $V(G) = E - N + 2$ [17]. Evaluasi ini memetakan jalur independen pada tiap modul di antaranya 2 jalur untuk *login* ($E = 7, N = 7$), serta masing-masing 3 jalur untuk modul mulai tes ($E = 11, N = 10$), halaman riwayat ($E = 9, N = 8$), halaman artikel ($E = 13, N = 12$), dan halaman hasil tes ($E = 11, N = 10$) di mana seluruh jalur eksekusi tersebut terverifikasi berjalan sukses.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Perhitungan Evaluasi Model

Proses perhitungan evaluasi model dimulai dengan mengolah data kuesioner yang mencakup 15 pertanyaan dengan skala Likert 1 hingga 5. Total skor responden dikelompokkan ke dalam tiga kategori interval tingkat stres, yaitu Rendah (15–35), Sedang (36–55), dan Tinggi (56–75). Berdasarkan data sampel, nilai *Prior Probability* dan *Likelihood* dihitung menggunakan teknik *Laplace Smoothing* untuk menghindari nilai probabilitas nol. Selanjutnya, nilai *Posterior Probability* dihitung untuk setiap kategori menggunakan Teorema Bayes, di mana hasil probabilitas terbesar akan menjadi penentu kelas prediksi tingkat stres pengguna. Berikut Adalah hasil prediksi dari 60 data sample:

Tabel 2. Hasil Data Sampel

Kategori	Jumlah Responden
Rendah	2
Sedang	38
Tinggi	20
Total	60

Berdasarkan distribusi data sampel yang diuji (2 sampel kategori Rendah, 38 sampel kategori Sedang, dan 20 sampel kategori Tinggi), terlihat adanya ketidakseimbangan distribusi kelas (*class imbalance*) yang mencerminkan proporsi alami tingkat stres responden di lapangan. Akibat ketidakseimbangan ini, metrik akurasi global saja tidak memadai untuk mengevaluasi performa model secara utuh. Evaluasi dilanjutkan dengan menganalisis metrik per kelas serta nilai rata-rata makro (*macro-averaged metrics*). Berdasarkan laporan klasifikasi dan confusion matrix, kategori Sedang dan Tinggi menunjukkan performa yang sangat baik dengan F1-score masing-masing sebesar 0,87 dan 0,88. Namun, kategori Rendah menunjukkan nilai F1-score yang lebih rendah yaitu 0,50 (dengan precision 0,67 dan recall 0,40) akibat minimnya jumlah sampel (*support* = 3). Secara keseluruhan, model tetap menghasilkan performa yang seimbang dengan nilai *macro average* untuk precision sebesar 0,81, recall 0,72, dan F1-score 0,75, serta *weighted average* F1-score sebesar 0,84. Penambahan jumlah data latih yang lebih seimbang untuk kategori rendah direkomendasikan pada penelitian masa mendatang guna meningkatkan sensitivitas model terhadap kelas minoritas..

3.2 Perhitungan Akurasi *Naïve Bayes*

Label aktual (*ground-truth*) dari ke-60 data responden diperoleh secara independen dari proses pelatihan model, yakni diturunkan murni berdasarkan akumulasi skor kuesioner instrumen menggunakan metode interval skor sama (skor 15–35 untuk Rendah, 36–55 untuk Sedang, dan 56–75 untuk Tinggi). Evaluasi performa dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi probabilitas posterior *Naïve Bayes* terhadap label aktual tersebut, yang menghasilkan rincian matriks kebingungan (*confusion matrix*) sebagai

berikut: dari total 3 data kelas Rendah (2 terklasifikasi benar, 1 keliru ke Sedang), 37 data kelas Sedang (34 terklasifikasi benar, 2 keliru ke Rendah, 1 keliru ke Tinggi), dan 20 data kelas Tinggi (15 terklasifikasi benar, 5 keliru ke Sedang). Dengan total 51 data yang terklasifikasi tepat dari 60 sampel uji, sistem mencatatkan tingkat akurasi sebesar 85%.

Akurasi Model: 0.85				
Laporan Klasifikasi:				
	precision	recall	f1-score	support
Rendah	0.67	0.40	0.50	5
Sedang	0.81	0.94	0.87	32
Tinggi	0.95	0.83	0.88	23
accuracy			0.85	60
macro avg	0.81	0.72	0.75	60
weighted avg	0.85	0.85	0.84	60

Gambar 2. Akurasi Model *Naive bayes*

Penjelasan Rincian Perhitungan:

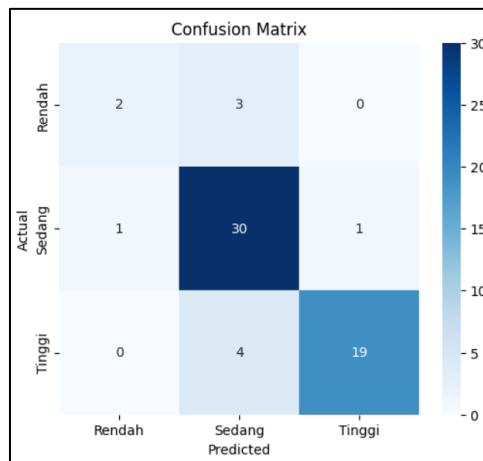
1. Total Data Uji (n): 60 sampel.
2. Prediksi Benar (TP): $2 + 30 + 19 = 51$ data.
3. Prediksi Salah: $3 + 1 + 1 + 4 = 9$ data.
4. Akurasi Model: $\frac{51}{60} \times 100\% = 85\%$.
5. Kesesuaian dengan Laporan Klasifikasi (*Classification Report*):
 - o Kelas Rendah (Support = 5): Benar 2, Salah 3 $\rightarrow$ Precision = $2/3 = 0,67$, Recall = $2/5 = 0,40$, F1-Score = 0,50.
 - o Kelas Sedang (Support = 32): Benar 30, Salah 2 $\rightarrow$ Precision = $30/37 = 0,81$, Recall = $30/32 = 0,94$, F1-Score = 0,87.
 - o Kelas Tinggi (Support = 23): Benar 19, Salah 4 $\rightarrow$ Precision = $19/20 = 0,95$, Recall = $19/23 = 0,83$, F1-Score = 0,88.

3.3 Hasil Evaluasi Model

Evaluasi mendalam terhadap performa model dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* untuk mengukur nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* pada masing-masing kategori tingkat stres. Berdasarkan pengujian 60 data uji, kategori tingkat stres Tinggi memperoleh *precision* tertinggi sebesar 0,95 dengan *F1-score* 0,88, kategori Sedang mencatatkan *F1-score* 0,87 dari 32 data, sedangkan kategori Rendah memperoleh *F1-score* 0,50 dengan *support* sebanyak 5 data. Secara keseluruhan, model menghasilkan nilai rata-rata tertimbang (*weighted average*) untuk akurasi dan *recall* sebesar 0,85 serta *F1-score* sebesar 0,84.

Tabel 3 Confusion Matrix Hasil Klasifikasi *Naïve Bayes*

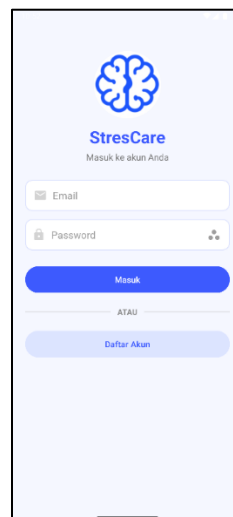
Kelas Aktual	Prediksi: Rendah	Prediksi: Sedang	Prediksi: Tinggi	Total Aktual (Support)
Rendah	2	3	0	5
Sedang	1	30	1	32
Tinggi	0	4	19	23
Total Prediksi	3	37	20	60

Gambar 3. *Confusion Matrix*

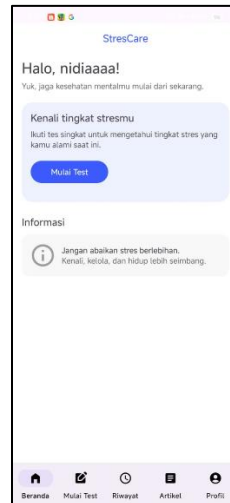
Evaluasi melalui *confusion matrix* memperlihatkan tingkat keberhasilan dan kesalahan tebakan model pada setiap kategori tingkat stres. Dari total 5 data kategori Rendah, model berhasil mengenali 2 data dengan benar dan 3 data meleset sebagai sedang. Pada kategori Sedang yang berjumlah 32 data, model sukses mengklasifikasikan 30 data dengan tepat, dengan rincian 1 data keliru terbaca rendah dan 1 data terbaca tinggi. Adapun untuk kategori Tinggi dari 23 data aktual, model mampu memetakan 19 data dengan benar dan hanya 4 data yang keliru diklasifikasikan sebagai sedang.

3.4 Hasil Implementasi Sistem Android

Wujud nyata dari implementasi metode Naïve Bayes ke dalam aplikasi *mobile* berbasis Android disajikan dalam bentuk antarmuka pengguna yang interaktif dan ramah pengguna. Tampilan antarmuka mulai dari halaman utama, proses pengisian kuesioner, hasil analisis tingkat stres beserta nilai probabilitas, hingga menu riwayat tes dan artikel edukasi dari sistem diperlihatkan pada gambar berikut.

Gambar 4. *Login*

Gambar di atas menampilkan antarmuka pengguna (*User Interface*) Halaman Login pada aplikasi *StresCare* yang berfungsi sebagai gerbang autentikasi awal bagi pengguna. Pada halaman ini, terdapat logo aplikasi, kolom masukan untuk *email* dan *password*, tombol "Masuk" untuk mengakses sistem, serta opsi tombol "Daftar Akun" bagi pengguna baru yang belum memiliki akun terdaftar.



Gambar 5. Beranda

Gambar di atas menampilkan antarmuka pengguna (*User Interface*) Halaman Utama atau *Dashboard* pada aplikasi *StresCare* setelah pengguna berhasil masuk (*login*). Pada halaman ini, terdapat sapaan personal bagi pengguna, kartu pintasan "Kenali tingkat stresmu" yang dilengkapi dengan tombol "Mulai Test" untuk mengarahkan pengguna ke halaman pengisian kuesioner, kotak informasi edukatif singkat mengenai pentingnya mengelola stres, serta bilah navigasi bawah (*bottom navigation bar*) yang berisi menu Beranda, Mulai Test, Riwayat, Artikel, dan Profil.



Gambar 6. Analisa Data

Gambar di atas menampilkan antarmuka pengguna (*User Interface*) Halaman Data Analisis Naïve Bayes pada aplikasi *StresCare*. Pada halaman ini, disajikan ringkasan data statistik pengguna yang mencakup total keseluruhan mahasiswa, jumlah mahasiswa yang sudah dan belum melakukan tes, diagram batang visualisasi distribusi kategori tingkat stres (Rendah, Sedang, dan Tinggi) beserta persentasenya, rincian jumlah responden tiap kategori, serta bagian awal informasi rata-rata probabilitas Naïve Bayes.

3.5 Black Box Testing

Pengujian fungsionalitas aplikasi menggunakan metode *Black Box Testing* dilakukan untuk memastikan bahwa setiap fitur utama berjalan sesuai dengan kebutuhan fungsional dari sudut pandang pengguna (mahasiswa dan admin). Skenario pengujian mencakup proses registrasi akun, autentikasi *login*, pengisian kuisisioner tingkat stres, penampilan hasil tes, akses dan penghapusan riwayat pengujian, pengelolaan profil, hingga proses keluar (*logout*) dari aplikasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh

fungsionalitas menu dan tombol merespons masukan dengan benar serta menghasilkan keluaran yang diharapkan.

Tabel 4. Hasil *Black Box Testing*

No.	Modul / Fitur	Skenario Pengujian / Test Step	Keluaran yang Diharapkan (Expected Output)	Keluaran Aktual (Actual Output)	Kesimpulan
1	Autentikasi (Login)	Memasukkan email dan password valid, lalu menekan tombol "Masuk".	Sistem memvalidasi kredensial dan mengarahkan ke halaman Beranda (<i>Dashboard</i>).	Halaman Beranda berhasil ditampilkan.	Valid (Pass)
2	Autentikasi (Login)	Memasukkan format email salah atau kosong, lalu menekan tombol "Masuk".	Sistem menampilkan pesan peringatan kesalahan input.	Pesan peringatan kesalahan input muncul.	Valid (Pass)
3	Registrasi Akun	Mengisi form pendaftaran akun baru dengan data valid, lalu menekan tombol daftar.	Akun berhasil terdaftar dan sistem menyimpan data ke basis data Firebase.	Akun berhasil dibuat dan diarahkan ke halaman login.	Valid (Pass)
4	Pengisian Kuesioner	Menekan tombol "Mulai Test" pada halaman Beranda.	Sistem menampilkan halaman butir pertanyaan tes tingkat stres.	Halaman kuesioner berhasil ditampilkan.	Valid (Pass)
5	Pengisian Kuesioner	Memilih opsi jawaban skala Likert lalu menekan tombol "Selanjutnya".	Sistem merekam jawaban dan menampilkan pertanyaan berikutnya.	Pertanyaan berikutnya berhasil dimuat.	Valid (Pass)
6	Pengisian Kuesioner	Menekan tombol "Selanjutnya" tanpa memilih opsi jawaban.	Sistem menampilkan pesan peringatan untuk memilih jawaban terlebih dahulu.	Pesan peringatan berhasil ditampilkan.	Valid (Pass)
7	Hasil & Naive Bayes	Menyelesaikan seluruh butir pertanyaan dan menekan tombol selesai.	Sistem memproses perhitungan Naïve Bayes dan menampilkan kategori hasil stres serta nilai probabilitas.	Halaman hasil analisis tingkat stres dan probabilitas muncul dengan akurat.	Valid (Pass)
8	Menu Riwayat	Memilih menu Riwayat pada bilah navigasi bawah (<i>bottom navigation</i>).	Sistem menampilkan daftar riwayat pengujian stres sebelumnya.	Riwayat tes berhasil dimuat dari basis data.	Valid (Pass)
9	Fitur Hapus Riwayat	Menekan ikon hapus pada halaman Riwayat.	Sistem menghapus data riwayat terpilih setelah konfirmasi.	Data riwayat berhasil dihapus dari tampilan dan database.	Valid (Pass)

10	Menu Artikel	Memilih menu Artikel pada bilah navigasi.	Sistem menampilkan daftar artikel edukasi kesehatan mental.	Daftar artikel edukasi berhasil dimuat.	Valid (Pass)
11	Menu Profil & Keluar	Mengakses menu profil dan menekan tombol keluar (<i>logout</i>).	Sistem mengakhiri sesi pengguna dan mengembalikan ke halaman Login.	Sesi berakhir dan aplikasi kembali ke halaman Login.	Valid (Pass)

3.5 White Box Testing

Pengujian struktural menggunakan White Box Testing dilakukan secara modular pada fungsi-fungsi krusial aplikasi (modul Login, Mulai Tes, Riwayat, Artikel, dan Hasil Tes). Perhitungan kompleksitas siklik menggunakan rumus $V(G) = E - N + 2$ diterapkan secara spesifik pada masing-masing flowgraph modul.

1. Modul Login: $E = 7, N = 7 \rightarrow V(G) = 7 - 7 + 2 = 2$ jalur independen.
2. Modul Mulai Tes / Kuesioner: $E = 11, N = 10 \rightarrow V(G) = 11 - 10 + 2 = 3$ jalur independen.
3. Modul Riwayat Tes: $E = 9, N = 8 \rightarrow V(G) = 9 - 8 + 2 = 3$ jalur independen.
4. Modul Artikel Edukasi: $E = 13, N = 12 \rightarrow V(G) = 13 - 12 + 2 = 3$ jalur independen.
5. Modul Hasil Tes & Naïve Bayes Engine: $E = 11, N = 10 \rightarrow V(G) = 11 - 10 + 2 = 3$ jalur independen.

4. KESIMPULAN

Perancangan dan implementasi aplikasi *mobile* berbasis Android berhasil dilakukan untuk memfasilitasi asesmen mandiri tingkat stres mahasiswa Universitas Pamulang melalui fitur pendukung seperti registrasi akun, pengisian kuesioner, riwayat prediksi, serta artikel edukasi. Dengan mengintegrasikan algoritma Naïve Bayes dan teknik *Laplace Smoothing* guna mengolah 15 butir kuesioner yang telah divalidasi oleh ahli psikologi (Siti Nabila Mumtaz, S.Psi), sistem terbukti mampu menghasilkan tingkat akurasi klasifikasi sebesar 85% berdasarkan pengujian *confusion matrix* terhadap 60 data uji. Meskipun demikian, capaian akurasi ini merefleksikan performa pencocokan model terhadap label *ground-truth* yang diturunkan dari batas interval skor kuesioner, sehingga interpretasi status stres tetap dibatasi oleh karakteristik instrumen asesmen mandiri dan ukuran sampel yang digunakan.

Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan agar jumlah sampel data latih diperluas dari responden yang lebih beragam guna meningkatkan generalisasi model. Selain itu, aplikasi Android ini dapat dikembangkan dengan menambahkan fitur solusi penanganan stres seperti relaksasi atau integrasi langsung dengan layanan konseling kampus bagi mahasiswa dengan tingkat stres tinggi. Penelitian berikutnya juga dapat membandingkan metode Naïve Bayes dengan algoritma *Machine Learning* lain seperti *K-Nearest Neighbor*, *Decision Tree*, atau *Support Vector Machine* untuk menguji variasi performa klasifikasi.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Program Studi Teknik Informatika, Universitas Pamulang atas arahan, bimbingan akademis, dan dukungan fasilitas sarana ilmiah yang diberikan selama proses pelaksanaan penelitian hingga penyusunan naskah ini. Penulis juga menyampaikan apresiasi kepada dosen pembimbing dan dosen penguji, responden pengujian sistem, serta pihak-pihak yang telah memberikan masukan dan saran kritis demi menyempurnakan kualitas riset ini.

KONFLIK KEPENTINGAN

Para penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan (*no conflict of interest*) terkait publikasi naskah penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Safittri, K. J. Renada, and K. E. Mawarni, "Prosiding Seminar Nasional Manajemen Analisis Faktor Penyebab Stres Pada Mahasiswa Dan Dampaknya," vol. 3, no. 2, pp. 1020–1026, 2024.
- [2] N. G. 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. April, pp. 99–110, 2022.

- [3] D. F. Putri, H. R. Mulyadi, and S. A. Pramana, "Prosiding Seminar Nasional Manajemen Gambaran Stres Mahasiswa saat E-learning," vol. 4, no. 1, pp. 1031–1038, 2025.
- [4] E. J. Izati, R. Hairisya, and E. Nurita, "Prosiding Seminar Nasional Manajemen Tantangan dan Solusi dalam Penanganan Kesehatan Mental di Kalangan Mahasiswa," vol. 4, no. 1, pp. 463–467, 2025.
- [5] Y. D. Megantara, "Pemanfaatan Metode Naive Bayes Untuk Diagnosis tingkat Stres Pada Mahasiswa Tingkat Akhir Berbasis Domain Expert," *J. SPIRIT*, vol. 15, no. 1, pp. 74–82, 2023.
- [6] L. Susanti, P. Studi, T. Informatika, R. Miner, and N. Bayes, "Klasifikasi Tingkat Stress Pada Mahasiswa Perkuliahan Metode Hybrid Menggunakan," vol. 8, no. 3, pp. 243–248, 2024.
- [7] T. O. Wikana, T. Pasaribu, and H. Manurung, "Penerapan Metode Naive Bayes untuk Memprediksi Tingkat Kesehatan Mental Siswa Menjelang Akhir Masa Sekolah," no. 4, pp. 296–306, 2024.
- [8] R. P. Lestari, "Klasifikasi Tingkat Stres Pada Mahasiswa Tingkat Akhir menggunakan Metode Naive Bayes di Universitas Pelita Bangsa," vol. 10, no. 2, pp. 481–493, 2025.
- [9] A. W. O. Gama, "Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Prediksi Penyakit Depresi Pada Mahasiswa," vol. 6, no. 2, pp. 199–216, 2025.
- [10] N. G. Widyawati, "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)," *J. Manaj. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. April, pp. 99–110, 2022.
- [11] M. Afriansyah, J. Saputra, V. Yoga, P. Ardhana, and Y. Sa, "Algoritma Naive Bayes Yang Efisien Untuk Klasifikasi Buah," vol. 1, no. 2, pp. 236–248, 2024.
- [12] A. Wijoyo *et al.*, "Pembelajaran Machine Learning," vol. 3, no. 2, pp. 375–380, 2024.
- [13] Sibuea, "Aplikasi Mobile Collection Berbasis Android Pada Pt. Suzuki Finance Indonesia," *J. Inform. Dan Tekonologi Komput.*, vol. 2, no. 1, pp. 31–42, 2022.
- [14] Sugiyatno, "Pengiriman Informasi Real Time Menggunakan Teknologi Database Firebase pada Aplikasi Mobile Android," vol. 21, no. 2, pp. 46–55, 2023.
- [15] R. Aditya, V. H. Pranatawijaya, and P. B. A. A. Putra, "Rancang Bangun Aplikasi Monitoring Kegiatan Menggunakan Metode Prototype," *J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 1, no. 1, pp. 47–57, 2021.
- [16] M. T. Wahyu and M. Afrizal, "PENGUJIAN BLACKBOX METODE EQUIVALENT PARTITIONS PADA APLIKASI," vol. 1, no. 2, pp. 1–10, 2023.
- [17] A. C. Praniffa, A. Syahri, F. Sandes, U. Fariha, and Q. A. Giansyah, "Jurnal Testing dan Implementasi Sistem Informasi Parkir Berbasis Web: Black Box and White Box Testing of Web-Based Parking," vol. 1, no. 1, pp. 1–16, 2023.