



PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES UNTUK MENDIAGNOSIS TINGKAT DEPRESI MAHASISWA AKHIR DALAM PENELITIAN ILMIAH DI UNIVERSITAS WIRARAJA

Musdhalifah¹, Iddrus², Eko Mulyadi³

Informatika, Universitas Wiraraja, Indonesia

Informatika, Universitas Wiraraja, Indonesia

Keperawatan, Universitas Wiraraja, Indonesia

EMAIL: (musdhalifah13@gmail.com, iddrus@wiraraja.ac.id, eko.mulyadi@wiraraja.ac.id)

Diterima : 21 Juli 2025. Disetujui : 21 September 2025. Dipublikasikan : 05 Desember 2025.

ABSTRACT - Mental health among final-year students has become a crucial issue due to high academic pressure, thesis demands, and anxiety about the future. Undetected depression can seriously impact students' well-being and productivity. This study developed a web-based early depression diagnosis system specifically designed for final-year students at Universitas Wiraraja, utilizing the Naïve Bayes algorithm.

The system offers an accessible and affordable alternative for early detection, considering the limited access and high cost of psychological consultations. Data were collected through a DASS-42-based questionnaire (14 depression-related questions) validated by a clinical psychology expert. The Naïve Bayes algorithm was chosen for its effectiveness in probabilistic classification, ease of implementation, and high accuracy potential. The system was built using PHP and MySQL and is accessible via desktop and smartphone devices.

Testing showed that Naïve Bayes successfully classified depression levels (Normal, Mild,

Moderate, Severe) with an accuracy of 90.42%. This application not only helps students recognize their mental condition at an early stage but also serves as an essential tool for the university's preventive efforts in maintaining student mental health. The study is expected to serve as a technological model for early detection of mental disorders and contribute to the development of data-based diagnostic systems in higher education.

Keywords : Diagnosis, Depression, Students, Naïve Bayes, DASS-42.

ABSTRAK - Kesehatan mental mahasiswa, khususnya mereka yang berada di tahap akhir studi, menjadi isu krusial akibat tekanan akademik yang tinggi, tugas akhir, serta kekhawatiran akan masa depan. Tingginya tingkat depresi yang tidak terdeteksi dapat berdampak serius terhadap kesejahteraan dan produktivitas mahasiswa. Penelitian ini mengembangkan sebuah sistem diagnosa dini depresi berbasis web yang dirancang

khusus untuk mahasiswa akhir di Universitas Wiraraja, memanfaatkan algoritma Naïve Bayes. Sistem ini hadir sebagai alternatif deteksi dini yang mudah diakses dan terjangkau, mengingat keterbatasan akses dan tingginya biaya konsultasi psikologis. Data diperoleh melalui kuesioner berbasis DASS-42 (14 pertanyaan terkait depresi) yang telah divalidasi oleh ahli psikologi klinis. Algoritma Naïve Bayes dipilih karena efektivitasnya dalam klasifikasi probabilitas, kemudahan implementasi, dan potensi akurasi tinggi. Sistem dikembangkan menggunakan PHP dan MySQL sebagai basis data, serta dapat diakses melalui perangkat desktop maupun smartphone. Berdasarkan pengujian terhadap data mahasiswa, metode Naïve Bayes mampu mengklasifikasikan tingkat depresi ke dalam kategori Normal, Ringan, Sedang, dan Parah, dengan tingkat akurasi mencapai 90,42%. Aplikasi ini tidak hanya membantu mahasiswa mengenali kondisi mental mereka lebih dini, tetapi juga menjadi alat bantu esensial bagi pihak kampus dalam upaya preventif menjaga kesehatan mental mahasiswa. Penelitian ini diharapkan menjadi model penerapan teknologi untuk deteksi dini gangguan kesehatan mental serta berkontribusi pada pengembangan sistem diagnosis berbasis data di lingkungan pendidikan tinggi.

Kata Kunci : Diagnosis, Depresi, Mahasiswa, Naïve Bayes, DASS-42.

I. PENDAHULUAN

Kesehatan mental menjadi isu yang semakin mendapatkan perhatian di era modern, termasuk di kalangan mahasiswa. Depresi merupakan salah satu gangguan kesehatan mental yang sering terjadi, terutama pada mahasiswa tingkat akhir. Menurut Organisasi Kesehatan Dunia (WHO), depresi merupakan salah satu dari tiga penyakit dengan beban terbesar secara global pada tahun 2004 dan diperkirakan meningkat menjadi penyakit dengan beban terbesar pada tahun 2030. Selain itu, WHO juga melaporkan lebih dari 800.000 orang meninggal setiap tahunnya akibat bunuh diri, atau setara satu orang setiap 40 detik. Depresi menjadi salah satu penyebab utama tingginya angka bunuh diri tersebut [1].

Mahasiswa tingkat akhir sering menghadapi berbagai tekanan seperti beban akademik, penyelesaian tugas akhir atau skripsi, serta kekhawatiran memasuki dunia kerja. Hal ini memengaruhi kesehatan mental mereka secara signifikan. Luo et al. melaporkan bahwa 48,9% mahasiswa yang mengalami gejala depresi didominasi oleh mahasiswa tingkat akhir [2]. Selain faktor akademik, tekanan juga berasal dari faktor pribadi dan keluarga. Tekanan ini berdampak pada penurunan kesejahteraan mental dan memunculkan gejala seperti kecemasan berlebih, gangguan tidur, dan perasaan tidak berdaya. Sayangnya, banyak mahasiswa tidak menyadari atau memilih mengabaikan gejala tersebut karena kurangnya kesadaran dan akses layanan kesehatan mental.

Stigma sosial terhadap konsultasi psikologis menjadi hambatan bagi mahasiswa untuk mencari bantuan profesional. Padahal, deteksi dini penting untuk menekan angka bunuh diri akibat depresi yang tidak tertangani. WHO memperkirakan lebih dari 264 juta orang di dunia menderita depresi. Sebuah komite Institut Kedokteran mengidentifikasi depresi sebagai gangguan yang paling dapat dicegah apabila terdeteksi sejak dini. Namun, biaya layanan kesehatan mental yang tinggi dan rasa malu membuat mahasiswa enggan mencari bantuan. Teknologi berbasis data dapat menjadi alternatif untuk mendeteksi tingkat depresi secara dini tanpa harus melalui proses konfrontatif secara langsung.

Salah satu metode yang dapat digunakan adalah algoritma Naïve Bayes, yang berbasis probabilitas untuk mengklasifikasikan data dan memprediksi tingkat depresi. Wisnugraha et al. menyebutkan bahwa metode ini mampu menganalisis data kuesioner dengan akurasi hingga 85% dalam mendeteksi tingkat depresi [3]. Metode ini sesuai digunakan pada data dengan variabel independen seperti gejala yang diukur menggunakan DASS-42 dan faktor demografis yang relevan. Rigo dan Ghulam juga menunjukkan bahwa Naïve Bayes dapat digunakan untuk mendeteksi tingkat depresi mahasiswa dengan hasil akurat [4]. Namun, penerapannya di Indonesia, khususnya pada mahasiswa tingkat akhir, masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengembangkan aplikasi

berbasis Naïve Bayes untuk mendeteksi tingkat depresi mahasiswa akhir Universitas Wiraraja sebagai upaya deteksi dini dan langkah preventif bagi kesehatan mental mereka.

II. TEORIDASAR

Dalam penelitian ini, terdapat beberapa teori dasar yang menjadi landasan untuk memahami dan mengembangkan sistem deteksi dini tingkat depresi mahasiswa akhir berbasis algoritma Naïve Bayes. Teori-teori dasar tersebut menjadi pijakan penting dalam perancangan aplikasi, analisis data, dan pemodelan algoritma dalam bidang informatika, khususnya pada pengolahan data kesehatan mental.

2.1 Penelitian Terdahulu

Penelitian ini mengembangkan sistem diagnosa dini tingkat depresi pada mahasiswa akhir yang sedang menyusun skripsi menggunakan algoritma Naïve Bayes. Latar belakang penelitian didasarkan pada tingginya angka depresi di kalangan mahasiswa serta keterbatasan akses terhadap layanan konseling. Naïve Bayes dipilih karena efisien dalam perhitungan probabilistik dan memiliki tingkat akurasi yang baik. Data dikumpulkan melalui kuesioner berbasis Beck Depression Inventory II dan telah divalidasi oleh psikolog klinis. Metodologi yang digunakan adalah model waterfall, dengan pengujian sistem yang menunjukkan akurasi sebesar 85% dari 34 responden dengan 29 data berhasil didiagnosa dengan benar. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem memiliki potensi sebagai alat skrining mandiri yang praktis dan akurat dalam mendeteksi depresi pada mahasiswa.

2.2 Sistem Informasi

Sistem informasi merupakan kumpulan komponen yang saling berhubungan dan berfungsi untuk mengolah data menjadi informasi yang berguna bagi penggunanya [5]. Sistem ini terdiri dari elemen-elemen seperti data, prosedur, sumber daya manusia, perangkat keras, dan perangkat lunak yang bekerja sama untuk mencapai tujuan tertentu. Informasi yang dihasilkan harus relevan, tepat waktu, serta mendukung pengambilan keputusan secara efektif. Dengan demikian, sistem informasi

menyediakan informasi yang diolah sedemikian rupa sehingga bermanfaat bagi penerimanya.

2.3 Website

Website merupakan kumpulan halaman web yang dapat diakses secara online melalui alamat tertentu di internet. Website menyimpan dan menyajikan informasi menggunakan teknologi seperti HTTP, FTP, HTML, dan CSS agar informasi dapat ditampilkan secara benar di perangkat pengguna. Website dapat dibedakan menjadi website statis, yang menyajikan informasi tetap, dan website dinamis, yang menyajikan informasi interaktif antara pemilik dan pengguna [6]. World Wide Web (WWW) sendiri adalah layanan internet yang memanfaatkan hypertext untuk membantu pengguna menelusuri informasi melalui tautan-tautan yang disediakan.

2.4 PHP

PHP (Hypertext Preprocessor) adalah bahasa pemrograman open-source yang umum digunakan dalam pengembangan aplikasi web dinamis dan interaktif. PHP bekerja di sisi server dan sering dipadukan dengan HTML, CSS, dan JavaScript untuk membangun tampilan antarmuka yang lebih fungsional dan menarik. Salah satu keunggulannya adalah dukungan terhadap berbagai jenis basis data seperti MySQL dan PostgreSQL, serta tersedianya berbagai framework seperti Laravel dan CodeIgniter untuk mempercepat pengembangan aplikasi. PHP merupakan bahasa pemrograman server-side yang memungkinkan instruksi dijalankan di server, bukan pada perangkat pengguna. Saat browser meminta dokumen PHP, server akan memproses kode PHP, mengakses database bila diperlukan, dan mengirimkan hasil akhirnya dalam format HTML ke browser, sehingga kode sumber tidak terlihat di sisi klien [7].

2.5 XAMPP

XAMPP adalah paket perangkat lunak open-source yang menyediakan lingkungan server lokal lengkap untuk pengembangan dan pengujian aplikasi web secara offline. XAMPP mendukung berbagai sistem operasi seperti Windows, Linux, dan MacOS, serta terdiri dari komponen utama yaitu Apache, MySQL/MariaDB, PHP, dan Perl, yang berfungsi

membangun sistem web dinamis secara efisien. XAMPP berperan sebagai media simulasi atau lingkungan uji coba bagi pengembang untuk memastikan fungsionalitas sistem sebelum diunggah ke server publik. Paket ini memungkinkan pengembang melakukan pengujian penuh terhadap aplikasi web, baik dari sisi server (Apache), basis data (MySQL), maupun pemrograman (PHP) secara lokal dan gratis [8].

2.6 MySQL

MySQL merupakan sistem manajemen basis data relasional (RDBMS) yang bersifat open-source dan banyak digunakan dalam pengembangan aplikasi web. MySQL bekerja dengan menerapkan arsitektur client-server, di mana server daemon MySQL berinteraksi dengan program client menggunakan bahasa SQL (Structured Query Language) untuk menyimpan, mengelola, dan mengambil data secara efisien [9]. MySQL dirancang untuk menangani kebutuhan data secara akurat dan dapat diakses kapan saja. SQL sebagai bahasa standar untuk manajemen database memungkinkan manipulasi data melalui query yang terstruktur. Perangkat lunak ini sangat ideal untuk proyek-proyek yang memerlukan pengelolaan data berskala besar, seperti aplikasi e-commerce, pencatatan transaksi, dan sistem berbasis web. MySQL menjadi pilihan populer karena bersifat gratis, stabil, mudah diintegrasikan dengan berbagai bahasa pemrograman seperti PHP, serta memiliki dukungan komunitas yang besar.

2.7 Depresi

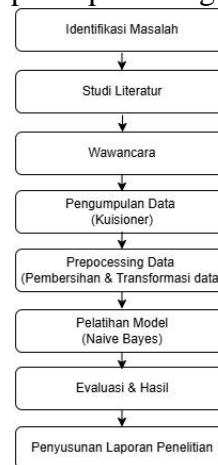
Depresi adalah gangguan kesehatan mental yang kompleks dan serius, ditandai oleh perasaan sedih yang berkepanjangan, kehilangan minat, serta disertai gejala fisik dan psikologis lainnya yang dapat mengganggu aktivitas sehari-hari. Menurut World Health Organization (WHO), lebih dari 280 juta orang di dunia mengalami depresi, menjadikannya salah satu penyebab utama ketidakmampuan, terutama pada usia produktif seperti mahasiswa. Di kalangan mahasiswa, khususnya mereka yang berada pada semester akhir, tekanan akademik seperti penyelesaian skripsi dan kekhawatiran terhadap masa depan dapat menjadi pemicu munculnya gejala depresi. Kondisi ini

berdampak pada penurunan produktivitas, gangguan relasi sosial, bahkan dapat menimbulkan keinginan untuk mengakhiri hidup. Oleh karena itu, mengenali gejala dan memberikan penanganan dini sangat penting dalam upaya pencegahan dan pemulihan depresi [10].

III. RANCANGAN SISTEM

Rancangan sistem pada penelitian ini bertujuan untuk menggambarkan alur kerja sistem diagnosis depresi mahasiswa tingkat akhir yang dikembangkan berbasis algoritma Naïve Bayes. Sistem ini dirancang dalam bentuk aplikasi berbasis web yang memungkinkan administrator melakukan input data, pemrosesan data, serta menampilkan hasil diagnosis secara otomatis dan efisien.

Proses perancangan sistem diawali dengan identifikasi kebutuhan fungsional dan non-fungsional, dilanjutkan dengan pembuatan use case diagram dan flowchart sistem. Pada Gambar 3.1 Alur sistem mencakup tahapan sebagai berikut:



Gambar 3. 1 Diagram Alur Penelitian

3.1 Identifikasi Masalah

Penelitian ini mengangkat isu tingginya tingkat depresi di kalangan mahasiswa akhir Universitas Wiraraja akibat tekanan akademik. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi tingkat depresi mahasiswa menggunakan metode Naïve Bayes dan instrumen DASS-42. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran kondisi mental mahasiswa serta menjadi dasar dalam pengembangan strategi dukungan kesehatan mental yang lebih tepat sasaran.

3.2 Studi Literatur

Peneliti melakukan studi literatur untuk memahami konsep-konsep kunci terkait depresi pada mahasiswa akhir, metode diagnosis, algoritma Naïve Bayes, serta metrik evaluasi model klasifikasi. Literatur yang dikaji mencakup buku, jurnal ilmiah, dan laporan penelitian relevan. Kajian ini memberikan dasar teoritis yang kuat dalam merumuskan hipotesis dan menyusun kerangka kerja penelitian yang sistematis, sehingga mendukung pemahaman dan penanganan depresi di kalangan mahasiswa.

3.3 Wawancara

Peneliti melakukan wawancara dengan psikolog klinis di Universitas Wiraraja untuk memvalidasi indikator gejala depresi pada mahasiswa akhir. Psikolog menyatakan bahwa tekanan akademik, khususnya saat mengerjakan skripsi, merupakan faktor signifikan pemicu depresi. Masukan dari wawancara ini memperkuat validitas instrumen kuesioner yang digunakan dalam penelitian.

3.4 Pengumpulan Data

Setelah menyusun landasan teori, peneliti melanjutkan ke tahap pengumpulan data melalui kuesioner dan wawancara. Kuesioner DASS-42 disebarakan kepada mahasiswa tingkat akhir Universitas Wiraraja yang sedang menyusun skripsi, guna mengidentifikasi gejala depresi, kecemasan, dan stres. Sebelumnya, peneliti mewawancarai seorang psikolog klinis untuk memastikan kesesuaian instrumen DASS-42 dan memahami lebih dalam faktor-faktor penyebab depresi. Hasil dari kedua metode ini digunakan sebagai dasar dalam proses analisis lebih lanjut.

3.5 Preprocessing Data

Tahap ini mencakup proses pembersihan dan persiapan data sebelum pelatihan model Naïve Bayes, seperti menangani data hilang, memperbaiki ketidakkonsistenan, mengatasi outlier, dan mengubah data kategorikal ke bentuk numerik (misalnya, one-hot encoding). Selain itu, dilakukan pemilihan fitur untuk memilih variabel yang paling relevan dalam memprediksi tingkat depresi.

3.6 Pelatihan Model Naïve Bayes

Setelah data siap, model Naïve Bayes dilatih menggunakan data training untuk mengklasifikasikan tingkat depresi berdasarkan pola hubungan antara gejala (X) dan label depresi (Y). Peneliti kemudian mengimplementasikan model ke dalam aplikasi web berbasis PHP, JavaScript, HTML, dan CSS. Aplikasi ini menghitung probabilitas setiap kelas depresi, lalu membandingkan hasilnya untuk menentukan kategori dengan probabilitas tertinggi sebagai output diagnosis.

3.7 Evaluasi dan Hasil

Tahap ini mencakup pengujian fungsionalitas dan efektivitas aplikasi. Uji fungsionalitas memastikan setiap fitur berjalan sesuai tujuan, sedangkan uji efektivitas mengevaluasi kemampuan aplikasi dalam mengidentifikasi tingkat depresi dibandingkan metode diagnosis tradisional. Analisis akurasi dilakukan untuk menilai tingkat keberhasilan dan kesalahan diagnosis. Hasil evaluasi ini menjadi acuan pengembangan lebih lanjut aplikasi.

3.8 Penyusunan Laporan Penelitian

Tahap akhir adalah penyusunan laporan penelitian yang mendokumentasikan seluruh proses secara sistematis, mulai dari identifikasi masalah hingga analisis hasil. Laporan ini bertujuan untuk menyajikan temuan secara jelas dan memberikan kontribusi terhadap pengembangan ilmu, khususnya dalam bidang kesehatan mental mahasiswa.

3.9 Instrumen Penelitian

Instrumen yang digunakan dalam penelitian ini adalah kuesioner depresi yang diadaptasi dari DASS-42 (Depression Anxiety Stress Scales). DASS-42 merupakan alat ukur psikologis yang dikembangkan untuk mengukur tiga dimensi gangguan emosional, yaitu depresi, kecemasan, dan stres. Dalam penelitian ini, hanya digunakan 14 item pertanyaan dari subskala depression, yang telah terbukti memiliki validitas dan reliabilitas tinggi dalam menilai tingkat keparahan gejala depresi. Setiap item dinilai menggunakan skala Likert 4 poin sebagai berikut:

- 0 = Tidak Pernah
- 1 = Kadang-kadang
- 2 = Sering

3 = Sangat Sering

Pertanyaan-pertanyaan tersebut dirancang untuk mengevaluasi pengalaman emosional dan kognitif yang berkaitan dengan depresi, seperti kehilangan minat, putus asa, perasaan tidak berharga, dan kesulitan merasakan emosi positif. Adapun 14 pernyataan yang digunakan adalah pada Gambar 3.2 sebagai berikut:

Kode	Pertanyaan	0 Tidak ada/Tidak Pernah	1 Kadang- Kadang	2 Sering	3 Setiap Saat
k3	Saya tidak bisa merasakan perasaan positif sama sekali				
k10	Saya merasa tidak punya harapan atau tujuan yang jelas untuk masa depan				
k13	Saya merasa sedih dan depresi				
k16	Saya merasa kehilangan minat pada banyak hal				
k17	Saya merasa saya tidak berharga sebagai seorang manusia				
k21	Saya merasa hidup ini tidak berharga				
k24	Saya tidak bisa menikmati hal-hal yang saya lakukan				
k26	Saya merasa hilang harapan dan putus asa				
k31	Saya sulit untuk antusias terhadap banyak hal				
k34	Saya merasa tidak berharga				
k37	Saya tidak bisa melihat adanya harapan di masa depan				
k38	Saya merasa hidup ini tidak berarti				
k42	Saya merasa sulit untuk meningkatkan inisiatif dalam melakukan sesuatu				

Gambar 3. 2 Kuisiomer Pertanyaan

Setelah seluruh item kuisiomer diisi oleh responden, skor total dihitung dengan menjumlahkan nilai dari 14 pertanyaan. Berdasarkan total skor tersebut, tingkat depresi diklasifikasikan ke dalam empat kategori seperti Gambar 3.3 sebagai berikut:

Skala Depresi	Rentang
Normal	0-9
Ringan	10-13
Sedang	14-20
Parah	21-42

Gambar 3. 3 Indikator Kategori Derpresi

Klasifikasi ini digunakan sebagai acuan dalam proses diagnosis untuk menentukan tingkat keparahan depresi yang dialami oleh mahasiswa akhir.

3.10 Populasi dan Sampel

Populasi dalam penelitian ini adalah seluruh mahasiswa tingkat akhir Universitas Wiraraja yang sedang menyusun skripsi pada semester genap tahun akademik 2024/2025. Sampel dipilih menggunakan teknik purposive sampling, yaitu metode pengambilan sampel berdasarkan pertimbangan

tertentu, dalam hal ini mahasiswa aktif yang berada pada fase penyelesaian tugas akhir dan berpotensi mengalami tekanan akademik.

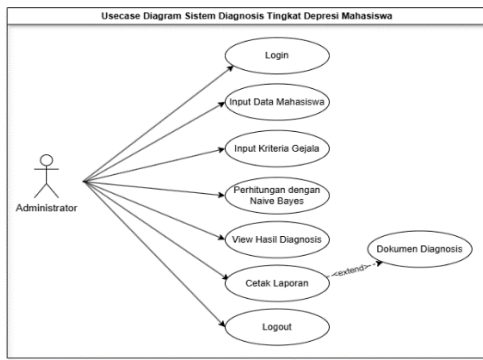
Jumlah sampel yang berhasil dikumpulkan sebanyak 400 responden. Masing-masing mengisi kuisiomer berisi 14 indikator gejala depresi yang diadaptasi dari skala DASS. Data ini digunakan untuk membangun dan menguji model diagnosis depresi berbasis algoritma Naïve Bayes. Selanjutnya, data dibagi menjadi dua bagian, yaitu 70% (280 data) untuk pelatihan (training) dan 30% (120 data) untuk pengujian (testing), dengan tujuan mengevaluasi performa model dalam mengenali dan mengklasifikasi pola gejala depresi secara akurat.

3.11 Rancangan Sistem

Rancangan sistem dilakukan untuk memastikan aplikasi dapat mendiagnosis tingkat depresi secara akurat dan efisien. Sistem ini dibangun berbasis web menggunakan algoritma Naïve Bayes, dengan fitur utama meliputi pengisian kuisiomer DASS-42, pemrosesan data gejala, dan prediksi tingkat depresi. Perancangan mencakup antarmuka pengguna, struktur basis data, logika algoritma, serta alur kerja sistem dari input hingga output. Tujuan rancangan ini adalah menciptakan sistem yang mudah digunakan dan mampu memberikan hasil yang tepat untuk mendukung deteksi dini depresi pada mahasiswa akhir. Berikut ini merupakan langkah-langkah perancangan sistem diagnosis tingkat depresi:

1. Use Case Diagram Admin

Use case diagram digunakan untuk memvisualisasikan interaksi antara pengguna dan sistem dalam bentuk skenario fungsional. Dalam sistem ini, aktor utama adalah Administrator, yang memiliki peran penuh dalam pengelolaan sistem. Pada Gambar 3.4 Administrator dapat melakukan login, menginput data mahasiswa dan gejala, serta memproses diagnosis tingkat depresi menggunakan algoritma Naïve Bayes. Selain itu, administrator juga dapat melihat hasil diagnosis, mencetak laporan, dan melakukan logout. Diagram ini menggambarkan ruang lingkup fungsionalitas sistem dari sudut pandang pengguna eksternal, sehingga memudahkan pemahaman terhadap kebutuhan sistem secara menyeluruh.

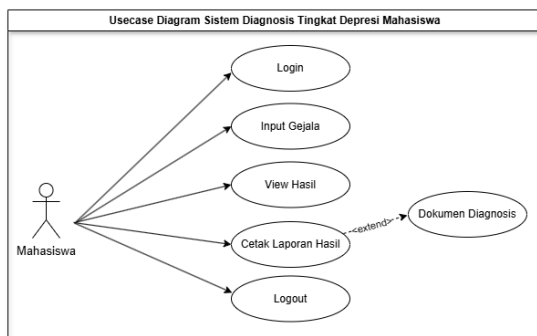


Gambar 3. 4 Use Case Diagram Admin

2. Use Case Diagram Mahasiswa

Pada Gambar 3.5 ditunjukkan bahwa mahasiswa sebagai aktor utama dapat melakukan beberapa interaksi dengan sistem. Pertama, mahasiswa melakukan login untuk masuk ke sistem. Setelah berhasil, mereka dapat mengisi gejala depresi berdasarkan kondisi yang dialami. Data gejala ini akan diproses oleh sistem menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk menentukan tingkat depresi (normal, ringan, sedang, atau parah).

Mahasiswa dapat melihat hasil diagnosis melalui fitur view hasil, dan sistem akan menampilkan skala depresi berdasarkan analisis data. Selain itu, tersedia fitur cetak hasil diagnosis dalam bentuk laporan yang dapat disimpan atau dicetak untuk keperluan pribadi maupun konsultasi lebih lanjut. Sebagai penutup sesi, mahasiswa dapat melakukan logout untuk menjaga kerahasiaan dan keamanan data mereka.

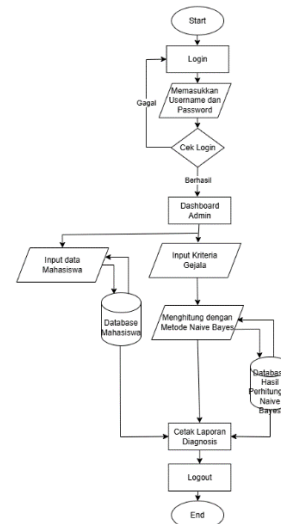


Gambar 3. 5 Use Case Diagram Mahasiswa

4. Flowchart Admin

Dalam sistem diagnosis tingkat depresi mahasiswa, administrator memegang peranan penting dalam pengelolaan data dan pengendalian proses klasifikasi. Pada Gambar 3.6 melalui

dashboard utama, administrator dapat mengakses fitur input data mahasiswa untuk mengisi informasi seperti nama, NPM, jurusan, dan semester, serta fitur input kriteria gejala yang digunakan sebagai dasar dalam proses perhitungan. Setelah seluruh data dimasukkan, sistem akan secara otomatis menjalankan proses diagnosis menggunakan algoritma Naïve Bayes. Hasil perhitungan ini akan disimpan ke dalam basis data, dan administrator dapat melihat serta mencetak laporan diagnosis yang berisi ringkasan hasil analisis dari sistem. Laporan ini tidak hanya berguna untuk memahami kondisi psikologis mahasiswa secara individual, tetapi juga bermanfaat sebagai bahan evaluasi kesehatan mental di lingkungan kampus. Setelah seluruh proses selesai dijalankan, administrator dapat keluar dari sistem melalui fitur logout untuk mengakhiri sesi dan menjaga keamanan data.

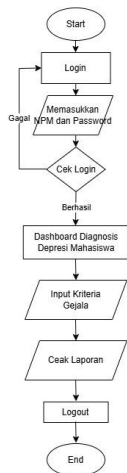


Gambar 3. 6 Flowchart Admin

5. Flowchart Mahasiswa

Gambar 3.7 menunjukkan alur proses penggunaan sistem oleh mahasiswa dalam mendiagnosis tingkat depresi. Proses diawali saat mahasiswa membuka aplikasi dan melakukan login menggunakan NPM dan password. Jika autentikasi gagal, sistem akan menampilkan notifikasi kesalahan dan mengarahkan kembali ke halaman login. Apabila login berhasil, mahasiswa diarahkan ke dashboard utama, di mana mereka dapat mengakses fitur input gejala. Mahasiswa kemudian mengisi data gejala yang dirasakan, yang selanjutnya digunakan sistem

untuk melakukan analisis dan menghasilkan diagnosis berdasarkan metode Naïve Bayes. Proses ini dirancang agar dapat dilakukan secara mandiri dengan tampilan yang sederhana dan mudah dipahami.

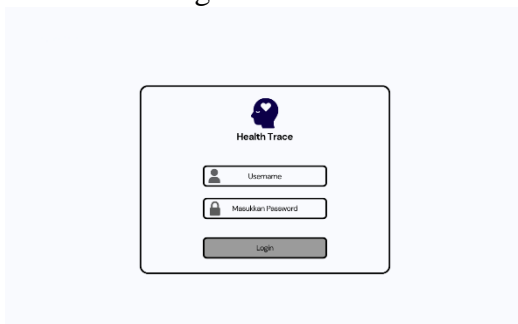


Gambar 3. 7 Flowchart Mahasiswa

3. Rancangan Interface Admin

Rancangan antarmuka admin merupakan gambaran awal tampilan visual dari sistem HealthTrace pada sisi administrator. Antarmuka ini dirancang untuk memfasilitasi interaksi administrator dengan sistem dalam mengelola data mahasiswa, memasukkan kriteria gejala, melakukan proses diagnosis, hingga mencetak laporan hasil. Tujuan utama dari rancangan ini adalah memastikan bahwa setiap elemen navigasi, tombol, formulir input, dan hasil keluaran dapat diakses dengan mudah, efisien, dan sesuai dengan alur kerja yang telah ditentukan. Berikut adalah penjelasan mengenai aplikasi diagnosis depresi mahasiswa:

a. Halaman Login Admin

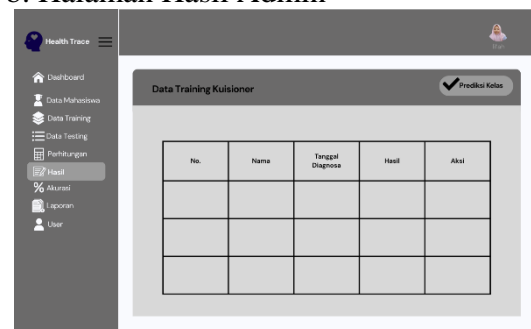


Gambar 3. 8 Halaman Login Admin

Gambar 3.8 menampilkan rancangan halaman login administrator yang berfungsi

sebagai titik awal untuk mengakses seluruh fungsionalitas sistem HealthTrace. Antarmuka ini dirancang dengan pendekatan sederhana dan fokus pada keamanan. Elemen visual utama mencakup logo aplikasi di bagian atas sebagai identitas sistem, serta dua kolom input untuk Username dan Password, masing-masing dilengkapi ikon yang merepresentasikan fungsi (user dan gembok). Setelah kredensial dimasukkan, tombol Login memungkinkan proses autentikasi untuk masuk ke dashboard. Desain antarmuka ini memprioritaskan kemudahan penggunaan dan efisiensi dalam proses login.

b. Halaman Hasil Admin



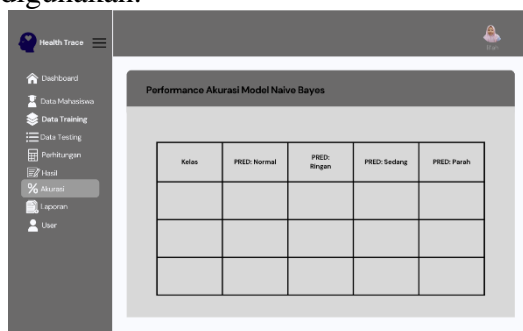
Gambar 3. 9 Halaman Hasil Admin

Gambar 3.9 menunjukkan rancangan halaman Hasil pada sistem HealthTrace yang berfungsi menampilkan output prediksi tingkat depresi mahasiswa. Halaman ini diawali dengan judul “Data Training Kuisisioner” dan dilengkapi tombol *Prediksi Kelas* untuk memulai proses klasifikasi. Bagian utama berupa tabel berisi kolom *No.*, *Nama*, *Tanggal Diagnosa*, *Hasil*, dan *Aksi*. Antarmuka ini dirancang agar administrator dapat memantau hasil prediksi dengan mudah, serta melakukan tindak lanjut terhadap data yang ditampilkan, seperti melihat detail atau mengunduh laporan.

c. Halaman Akurasi Admin

Gambar 3.10 menampilkan antarmuka hasil Akurasi dalam sistem HealthTrace yang berfungsi mengevaluasi performa model klasifikasi Naive Bayes. Halaman ini berjudul Performance Akurasi Model Naive Bayes dan

menyajikan confusion matrix dalam format tabel. Tabel tersebut mencakup kolom Kelas (label aktual) dan kolom prediksi seperti PRED: Normal, PRED: Ringan, PRED: Sedang, dan PRED: Parah. Setiap sel menunjukkan jumlah prediksi untuk masing-masing kombinasi kelas aktual dan prediksi. Antarmuka ini dirancang untuk membantu administrator memahami distribusi klasifikasi serta menilai metrik seperti true positive, false positive, false negative, dan true negative pada tiap kelas, sehingga dapat mengevaluasi efektivitas dan akurasi model yang digunakan.



Gambar 3. 10 Halaman Akurasi Admin

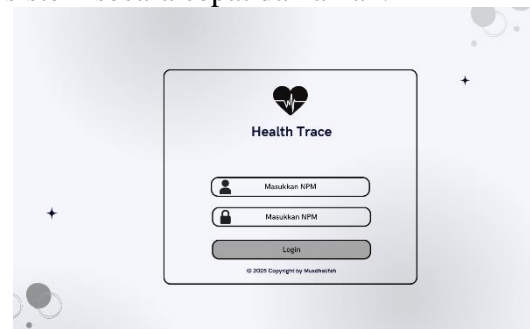
4. Rancangan Interface Mahasiswa

Rancangan interface mahasiswa dalam penelitian ini merupakan model awal tampilan sistem yang dirancang khusus bagi mahasiswa sebagai pengguna utama dalam proses diagnosa tingkat depresi. Interface ini menunjukkan bagaimana mahasiswa berinteraksi dengan sistem, mulai dari login, pengisian kuisioner gejala depresi, hingga melihat hasil diagnosis. Desain antarmuka difokuskan pada kemudahan penggunaan, kenyamanan visual, dan alur yang intuitif agar mahasiswa dapat mengakses dan menggunakan sistem secara mandiri dan efisien.

a. Halaman Login Mahasiswa

Gambar 3.11 menampilkan halaman login awal yang digunakan mahasiswa untuk mengakses fitur diagnosis depresi. Antarmuka ini menampilkan judul "Cek Depresi Mahasiswa" dan menyediakan kolom input NPM sebagai bentuk autentikasi pengguna. Sistem akan mencocokkan data yang dimasukkan dengan database. Jika valid, mahasiswa diarahkan ke halaman pengisian

kuisioner. Sebaliknya, jika tidak valid, sistem akan menampilkan pesan kesalahan seperti "Username atau Password salah". Desain halaman login dibuat sederhana dan fungsional untuk memudahkan proses akses sistem secara cepat dan aman.



Gambar 3. 11 Halaman Login Mahasiswa

b. Halaman Cek Depresi Mahasiswa



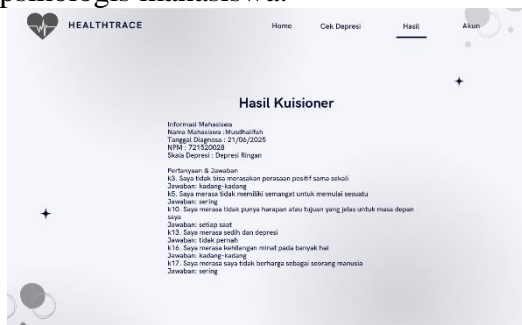
Gambar 3. 12 Halaman Cek Depresi Mahasiswa

Gambar 3.12 menunjukkan halaman Cek Depresi yang berisi kuisioner sebagai komponen utama dalam proses diagnosis. Desain antarmuka dirancang sederhana dan interaktif untuk memastikan kenyamanan pengguna. Setiap pertanyaan menggunakan skala Likert 0–3: 0 (tidak pernah), 1 (kadang-kadang), 2 (sering), dan 3 (setiap saat), yang diisi dengan memilih radio button sesuai kondisi mahasiswa. Jawaban-jawaban ini mencerminkan gejala depresi tertentu dan akan diproses dengan metode Naive Bayes untuk menentukan tingkat depresi: Ringan, Sedang, atau Parah.

c. Halaman Hasil Mahasiswa

Gambar 3.13 menampilkan halaman Hasil Diagnosis Depresi Mahasiswa yang merupakan tahap akhir dari proses evaluasi. Antarmuka dirancang secara minimalis dan

fokus agar hasil dapat dipahami dengan mudah tanpa perlu interpretasi mendalam. Informasi yang ditampilkan meliputi judul halaman, data identitas pengguna seperti nama dan NPM yang ditarik otomatis dari database, serta ringkasan hasil diagnosis berdasarkan data kuisioner yang telah diisi. Desain ini bertujuan untuk memastikan keterkaitan antara data pengguna dan hasil yang ditampilkan, sekaligus memberikan umpan balik langsung mengenai kondisi psikologis mahasiswa.



Gambar 3. 13 Halaman Hasil Mahasiswa

IV. IMPLEMENTASI

Tahapan ini menjelaskan proses implementasi sistem diagnosis tingkat depresi berbasis web menggunakan algoritma Naïve Bayes. Implementasi dilakukan berdasarkan hasil perancangan dan pengolahan data sebelumnya, dengan tujuan membangun sistem yang mampu mengidentifikasi tingkat depresi mahasiswa akhir secara otomatis. Pembahasan mencakup struktur sistem, antarmuka pengguna, dan penerapan logika klasifikasi Naïve Bayes dalam proses diagnosis.

4.1. Data set

Penelitian ini menggunakan 400 data responden hasil pengisian kuesioner gejala depresi oleh mahasiswa akhir Universitas Wiraraja. Data ini dibagi menjadi 280 data untuk pelatihan (training) dan 120 data untuk pengujian (testing). Dataset berisi informasi identitas responden (nama, NPM, program studi, jenis kelamin) serta respons terhadap 14 pertanyaan yang diadaptasi dari DASS-42 dan merepresentasikan gejala depresi, seperti suasana hati negatif, kehilangan minat, dan persepsi negatif terhadap diri sendiri. Setiap item gejala dikodekan

(misalnya k3, k10, k13, dst.) dan dinilai menggunakan skala 0 hingga 3. Data ini digunakan sebagai dasar untuk membangun model klasifikasi berbasis algoritma Naïve Bayes dalam mendiagnosis tingkat depresi mahasiswa.

4.2. Analisis dan Pemodelan Naive Bayes

Pada tahapan ini, peneliti melakukan analisis data untuk merancang algoritma Naïve Bayes dalam mendiagnosis tingkat depresi mahasiswa berdasarkan gejala yang di imputkan. Tahapan-tahapan analisis dengan algoritma Naïve Bayes tersebut diuraikan sebagai berikut:

4.2.1 Menghitung Probabilitas Prior

Untuk menentukan kelayakan penerapan metode Naïve Bayes dalam sistem diagnosis tingkat depresi, langkah awal yang dilakukan adalah menghitung probabilitas prior (P(Y)) dari masing-masing kelas, yaitu Normal, Ringan, Sedang, dan Parah. Probabilitas ini dihitung dengan membagi jumlah data pada masing-masing kelas dengan total keseluruhan data. Perhitungan ini digunakan untuk mengetahui seberapa besar kemungkinan suatu data termasuk ke dalam salah satu kategori depresi sebelum mempertimbangkan atribut atau fitur lainnya.

Sebagai ilustrasi, diasumsikan terdapat seorang mahasiswa dengan ciri-ciri sebagai berikut:

$$k3 = 2, k5 = 3, k10 = 2, k13 = 3, k16 = 3, k17 = 3, k21 = 3, k24 = 3, k26 = 3, k31 = 2, k34 = 2, k37 = 3, k38 = 3, k42 = 3.$$

Nilai-nilai ini kemudian digunakan dalam proses klasifikasi dengan menghitung probabilitas posterior untuk setiap kategori depresi berdasarkan prinsip dasar Teorema Bayes. Kategori dengan probabilitas tertinggi ditetapkan sebagai hasil prediksi diagnosis. Hasil klasifikasi dari data tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.1.

NO	Normal	Ringan	Sedang	Parah
1	64	20	50	146
2	0,229	0,071	0,179	0,52

Gambar 4. 1 Kategori Depresi

$$P(Y = \text{"Normal"}) = 64 / 280 = 0,229$$

$$P(Y = \text{"Ringan"}) = 20 / 280 = 0,071$$

$$P(Y = \text{"Sedang"}) = 50 / 280 = 0,179$$

$$P(Y = \text{"Parah"}) = 146 / 280 = 0,521$$

4.2.2 Menghitung Probabilitas Likelihood

Probabilitas likelihood mengacu pada kemungkinan munculnya atribut tertentu (variabel X) berdasarkan kategori tingkat depresi tertentu (variabel Y). Dalam konteks ini, yang dimaksud dengan kejadian adalah fakta atau kondisi yang diobservasi dari gejala-gejala depresi mahasiswa, seperti nilai dari setiap indikator kuesioner.

Perhitungan likelihood dilakukan dengan menghitung frekuensi kemunculan nilai atribut tertentu dalam setiap kelas, kemudian dibagi dengan total frekuensi pada kelas tersebut. Nilai-nilai ini menggambarkan seberapa besar kemungkinan atribut tertentu muncul jika seseorang berada dalam kelas depresi tertentu. Sebagai contoh, jika atribut K3 memiliki nilai 0 dan dikaitkan dengan kelas Normal, maka probabilitasnya dihitung sebagai berikut:

1) Probabilitas Kejadian Atribut X Untuk Kelas Normal Untuk X1 Adalah K3 yang bernilai 0, probabilitasnya adalah: $P(X = \text{"0"} | Y = \text{"Normal"}) = 31/64 = 0,484$

K3	Normal	
	Jumlah	Probabilitas
0	31	0.484
1	28	0.467
2	5	0.079
3	0	0.079
	Jumlah = 64	

Gambar 4. 2 Probabilitas Kejadian K3 Normal

2) Probabilitas Kejadian Atribut X Untuk Kelas Ringan Untuk X1 Adalah K3 yang bernilai 0, probabilitasnya adalah: $P(X = \text{"0"} | Y = \text{"Ringan"}) = 1/27 = 0,053$

K3	Ringan	
	Jumlah	Probabilitas
0	1	0.053
1	12	0,750
2	7	0.350
3	7	0.046
	Jumlah = 27	

Gambar 4. 3 Probabilitas Kejadian K3 Ringan

3) Probabilitas Kejadian Atribut X Untuk Kelas Sedang Untuk X1 Adalah K3 yang bernilai 0, probabilitasnya adalah: $P(X = \text{"0"} | Y = \text{"Sedang"}) = 1/50 = 0,021$

K3	Sedang	
	Jumlah	Probabilitas
0	1	0.021
1	36	0,766
2	13	0.260
3	0	0.000
	Jumlah = 50	

Gambar 4. 4 Probabilitas Kejadian K3 Sedang

4) Probabilitas Kejadian Atribut X Untuk Kelas Parah Untuk X1 Adalah K3 yang bernilai 0, probabilitasnya adalah: $P(X = \text{"0"} | Y = \text{"Parah"}) = 118/264 = 0,447$

K3	Parah	
	Jumlah	Probabilitas
0	118	0.447
1	56	0,434
2	52	0.356
3	38	0.284
	Jumlah = 264	

Gambar 4. 5 Probabilitas Kejadian K3 Parah

4.2.3 Membandingkan Probabilitas Kelas

Misalkan terdapat data sebagai berikut:

k3	k5	k10	k13	k16	k17	k21	k24	k26	k31	k34	k37	k38	k42
=1	=1	=2	=0	=0	=0	=0	=1	=0	=0	=0	=0	=1	=0

Gambar 4. 6 Data Contoh

Setelah dilakukan perhitungan probabilitas dari semua atribut yang digunakan (X_1-X_n), yaitu hasil jawaban dari indikator-indikator gejala depresi berdasarkan kuisioner DASS-42, maka dilakukan akumulasi dari nilai-nilai probabilitas tersebut untuk setiap kelas depresi yang ditentukan. Kelas yang dimaksud dalam penelitian ini meliputi empat kategori, yaitu Normal, Ringan, Sedang, dan Parah.

Setiap nilai atribut akan dihitung menggunakan rumus Naïve Bayes, di mana probabilitas setiap gejala dikalikan dengan probabilitas dasar (prior) dari masing-masing kelas. Hasil akhir berupa probabilitas total dari setiap kelas. Kemudian, dilakukan perbandingan antar hasil probabilitas dari semua kelas tersebut. Sebagai contoh hasil perhitungan, diperoleh nilai sebagai berikut:

Normal	k3	k5	k10	k13	k16	k17	k21	k24	k26	k31	k34	k37	k38	k42	0.0000009412
	=1	=1	=2	=0	=0	=0	=0	=1	=0	=0	=0	=0	=1	=0	7
Ringan	k3	k5	k10	k13	k16	k17	k21	k24	k26	k31	k34	k37	k38	k42	0.000000134
	=1	=1	=2	=0	=0	=0	=0	=1	=0	=0	=0	=0	=1	=0	07
Sedang	k3	k5	k10	k13	k16	k17	k21	k24	k26	k31	k34	k37	k38	k42	0.000000000
	=1	=1	=2	=0	=0	=0	=0	=1	=0	=0	=0	=0	=1	=0	000604443

Parah	k3	k5	k10	k13	k16	k17	k21	k24	k26	k31	k34	k37	k38	k42	0.000000000
	=1	=1	=2	=0	=0	=0	=0	=1	=0	=0	=0	=0	=1	=0	0000013466

Gambar 4. 7 Contoh Menentukan Kelas

Berdasarkan hasil tersebut, nilai probabilitas tertinggi berada pada kelas “Normal”, yaitu sebesar 0,00000094127. Maka, dapat disimpulkan bahwa berdasarkan data yang diinputkan melalui kuisioner, mahasiswa tersebut masuk ke dalam kategori Normal. Perbandingan antar probabilitas ini merupakan inti dari proses klasifikasi menggunakan metode Naïve Bayes, di mana sistem akan memilih kelas dengan nilai probabilitas tertinggi sebagai hasil akhir diagnosis. Dengan demikian, hasil akhir bersifat objektif dan berdasarkan pada pola data yang telah dianalisis melalui proses pelatihan model sebelumnya.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian sistem diagnosa dini depresi "HealthTrace" dapat disimpulkan bahwa:

1. Aplikasi HealthTrace ini berhasil dibangun menggunakan algoritma Naïve Bayes dan menggunakan DASS-42 sebagai instrumen pengukuran gejala depresi. Aplikasi ini diterapkan pada mahasiswa akhir Universitas Wiraraja sebagai solusi mandiri untuk deteksi dini depresi, mengatasi keterbatasan akses terhadap layanan psikologis berbiaya tinggi.
2. Keberhasilan sistem secara empiris ditunjukkan oleh akurasi model Naïve Bayes yang mencapai 90.42% pada fase evaluasi. Angka ini membuktikan kemampuan model dalam mengklasifikasikan tingkat depresi dengan keandalan yang kuat berdasarkan data yang telah divalidasi.
3. Antarmuka Admin dirancang untuk pengelolaan data yang efisien (mahasiswa, training, testing),

pemantauan perhitungan model (prior & likelihood), serta evaluasi kinerja model (akurasi), dan pembuatan laporan.

4. Antarmuka Mahasiswa menyediakan pengalaman self-assessment yang intuitif dan nyaman, mulai dari homepage yang persuasif, kuisisioner "Cek Depresi" yang mudah diisi, hingga tampilan "Hasil" diagnosis yang transparan.
5. Aksesibilitas Aplikasi: Sistem dapat diakses dengan baik melalui komputer desktop maupun smartphone, meningkatkan jangkauan dan kemudahan penggunaan bagi mahasiswa.

REFERENSI

- [1] WHO, Depression and Other Common Mental Disorders: Global Health Estimates. Geneva: World Health Organization, 2017.
- [2] M. Luo, M. Hao, X. Li, J. Liao, C. Wu, and Q. Wang, "Prevalence of depressive tendencies among college students and the influence of attributional styles on depressive tendencies in the post-pandemic era," no. January, pp. 1–9, 2024, doi: 10.3389/fpubh.2024.1326582.
- [3] W. S. Wisnugraha, I. N. Farida, M. Ayu, and D. Widyadara, "Implementasi Algoritma Naïve Bayes Dalam Menentukan Diagnosa Tingkat Depresi Mahasiswa Akhir Terhadap Pengerjaan Skripsi," vol. 7, pp. 919–928, 2023.
- [4] A. et. al Rigo, Ghulam, "Implementasi Algoritma Naive Bayes pada Sistem Pakar," *J. Ilmiah Betrik*, vol. 6, no. 03, pp. 295–303, 2022.
- [5] H. Kurniawan and W. bandung bondowoso, "JURNAL SIMADA Sistem Informasi & Manajemen Basis Data," *J. Simada*, vol. 2, no. 2, pp. 91–181, 2019.
- [6] Mira Orisa, Ahmad Faisol, and Mochammad Ibrahim Ashari, "Perancangan Website Company Profile Menggunakan Design Science Research Methodology (DsrM)," *J. Inform. Teknol. dan Sains*, vol. 5, no. 1, pp. 160–164, 2023, doi: 10.51401/jinteks.v5i1.2576.
- [7] R. Mahendra, "Sistem Pengumuman Berbasis Aplikasi Android Dengan Menggunakan Firebase," 2019.
- [8] Imam Mualim, Nuari Anisa Sivi, Risti Ayuni, and Rudi Hartono, "Rancang Bangun Sistem Penggajian Dosen Penguji Seminar Proposal dan Ujian Skripsi Berbasis Web Pada Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Nahdlatul Ulama Lampung," *Explor. IT J. Keilmuan dan Apl. Tek. Inform.*, vol. 15, no. 1, pp. 22–29, 2023, doi: 10.35891/explorit.v15i1.3966.
- [9] E. Fuad, "Aplikasi Penjadwalan Otomatis Ujian Proposal Dan Sidang Skripsi Pada Fakultas Ilmu Komputer Universitas Muhammadiyah Riau," *J. Fasilkom*, vol. 8, no. 1, pp. 315–333, 2019, doi: 10.37859/jf.v8i1.1196.
- [10] T. O. Ratnaningtyas and D. Fitriani, "Hubungan Stres Dengan Kualitas Tidur Pada Mahasiswa Tingkat Akhir," *Edu Masda J.*, vol. 3, no. 2, p. 181, 2019, doi: 10.52118/edumasda.v3i2.40.

Halaman ini sengaja dikosongkan