



Sistem Pakar Rekomendasi Nutrisi Konsumsi MBG Siswa SMA Menggunakan Metode Naïve Bayes

Ajeng Puspita^{1*}, Mahardika Abdi Prawira Tanjung²

^{1*,2} Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, Medan, Indonesia

Email: ^{1*}ajengpsptaaa18@gmail.com, ²mahardikaabdiprawira@umsu.ac.id

Abstrak

Masa remaja merupakan fase kritis yang memerlukan pemenuhan gizi optimal, namun pelaksanaan Program Makan Bergizi Gratis (MBG) yang diluncurkan pemerintah Indonesia pada Januari 2025 belum sepenuhnya mempertimbangkan karakteristik nutrisi individu siswa. Penelitian ini bertujuan membangun sistem pakar berbasis web yang mengklasifikasikan kebutuhan nutrisi siswa Sekolah Menengah Atas (SMA) menggunakan metode Naïve Bayes dengan Laplace Smoothing, serta menghasilkan rekomendasi menu MBG yang telah divalidasi oleh Ahli Gizi. Sistem menerima tujuh variabel input meliputi usia, jenis kelamin, kategori berat badan, kategori tinggi badan, tingkat aktivitas fisik, preferensi makanan, dan pola konsumsi MBG yang diperoleh melalui kuesioner 17 item Likert dari 73 siswa SMA peserta MBG. Estimasi Indeks Massa Tubuh (IMT) dihitung menggunakan nilai tengah kategori, kemudian diproses bersama variabel lain untuk menghasilkan empat kategori rekomendasi nutrisi: Tinggi Protein, Seimbang, Rendah Kalori, dan Tambahan Energi. Basis pengetahuan berupa 12 rule disusun dan divalidasi oleh Ahli Gizi. Pengujian Black Box terhadap 14 skenario fungsional menunjukkan tingkat keberhasilan 100%. Uji konsistensi internal basis pengetahuan memperoleh tingkat kesesuaian 75% (9 dari 12 kombinasi). Pengujian akurasi melalui validasi eksternal Ahli Gizi terhadap 25 sampel menunjukkan tingkat akurasi 80%. Hasil penelitian membuktikan bahwa sistem pakar berbasis Naïve Bayes layak digunakan sebagai alat bantu pendukung keputusan dalam evaluasi dan penyempurnaan menu MBG secara berkelanjutan.

Kata Kunci: sistem pakar, Naïve Bayes, nutrisi remaja, Program Makan Bergizi Gratis, rekomendasi menu.

PENDAHULUAN

Masa remaja merupakan fase penting dalam siklus kehidupan yang ditandai dengan pertumbuhan fisik pesat, perkembangan kognitif, dan perubahan biologis yang membutuhkan asupan gizi seimbang guna mendukung kesehatan, kemampuan belajar, serta produktivitas di masa depan. Pemenuhan kebutuhan energi, protein, vitamin, dan mineral yang memadai pada masa ini berperan penting dalam mencegah berbagai masalah gizi, seperti kekurangan gizi, anemia, maupun obesitas yang dapat meningkatkan risiko penyakit tidak menular di usia dewasa. World Health Organization (WHO) menegaskan bahwa investasi pada kesehatan dan gizi remaja merupakan salah satu strategi utama dalam meningkatkan kualitas sumber daya manusia, sementara UNICEF menekankan peran strategis lingkungan sekolah dalam membentuk pola makan sehat melalui penyediaan makanan bergizi dan edukasi gizi (WHO & UNICEF, 2023).

Indonesia masih menghadapi beban ganda permasalahan gizi (*double burden of malnutrition*) yang ditandai dengan masih tingginya prevalensi stunting di satu sisi, sementara obesitas pada anak usia sekolah terus meningkat di sisi lain. Berdasarkan Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) tahun 2022, prevalensi stunting secara nasional masih berada pada angka 21,6%, meskipun telah mengalami penurunan dari 24,4% pada tahun 2021 (Kementerian Kesehatan, 2025). Kondisi ini menempatkan Indonesia pada posisi yang membutuhkan intervensi kebijakan komprehensif dan berkelanjutan. Merespons kondisi tersebut, pemerintahan Presiden Prabowo Subianto menjadikan Program Makan Bergizi Gratis (MBG) sebagai salah satu program unggulan dalam agenda pembangunan nasional periode 2025–2029. Program ini secara resmi diluncurkan pada 6 Januari 2025 dan menasar lebih dari 82,9 juta penerima manfaat, mencakup siswa dari jenjang sekolah dasar hingga menengah atas, anak-anak di Posyandu, serta ibu hamil dan menyusui di seluruh wilayah Indonesia, dengan anggaran Rp71 triliun dalam APBN 2025 (BGN, 2025). Namun, dalam pelaksanaannya, penyusunan menu MBG masih mengacu pada standar gizi umum

dan belum sepenuhnya mempertimbangkan karakteristik individu setiap siswa (Merlinda Ajeng & Yusuf Yusmar, 2025).

Permasalahan ini mendorong kebutuhan akan teknologi yang mampu membantu proses pengambilan keputusan nutrisi secara cepat, konsisten, dan berbasis pengetahuan ahli. Sistem pakar (*expert system*) merupakan cabang kecerdasan buatan yang dirancang untuk mengadopsi pengetahuan dan cara berpikir seorang pakar ke dalam sistem komputer sehingga mampu memberikan solusi terhadap suatu permasalahan sebagaimana dilakukan oleh seorang ahli, tanpa mengharuskan kehadiran pakar secara langsung (Panessai, 2021). Dalam bidang kesehatan dan gizi, sistem pakar telah terbukti efektif membantu proses diagnosis, penentuan status gizi, maupun pemberian rekomendasi nutrisi (Tenriawaru et al., 2023).

Sebagai metode inferensi, Naïve Bayes dipilih karena merupakan algoritma klasifikasi probabilistik berbasis Teorema Bayes yang sederhana, efisien, dan mampu menghasilkan akurasi yang baik pada berbagai permasalahan klasifikasi, termasuk bidang kesehatan dan *data mining* (Arrayyan et al., 2024). Penelitian Aziz et al. (2024) membuktikan bahwa Naïve Bayes mampu mengklasifikasikan status gizi balita dengan tingkat akurasi 90% berdasarkan data antropometri. Sementara itu, Hardiani & Putri (2024) menunjukkan bahwa Naïve Bayes Classifier juga efektif untuk klasifikasi stunting pada balita.

Sejumlah penelitian terdahulu telah mengembangkan sistem pakar di bidang nutrisi dan gizi dengan pendekatan yang beragam. Husna et al. (2025) mengembangkan NutriSure, sistem pakar berbasis web menggunakan metode Certainty Factor (CF) untuk prediksi status gizi balita. Mawartika & Guntur (2021) membangun aplikasi sistem pakar pemilihan makanan berdasarkan kebutuhan gizi menggunakan Forward Chaining. Nugroho et al. (2021) menggunakan Forward Chaining untuk sistem pakar menu makanan sehat bagi penderita diabetes mellitus. Tenriawaru et al. (2023) mengembangkan sistem pakar kebutuhan nutrisi ibu hamil menggunakan Logika Fuzzy Tsukamoto dengan akurasi 80% dan nilai UAT 87,5%. Permatasari et al. (2023) mengaplikasikan Naïve Bayes Classifier untuk status gizi remaja di Medan.

Kesenjangan penelitian (*research gap*) yang teridentifikasi adalah belum adanya sistem pakar yang secara khusus mengintegrasikan data profil siswa SMA peserta MBG—meliputi usia, jenis kelamin, berat badan, tinggi badan, IMT, tingkat aktivitas fisik, preferensi makanan, serta pola konsumsi MBG—menggunakan metode Naïve Bayes untuk menghasilkan rekomendasi nutrisi yang bersifat personal, sekaligus mengintegrasikan proses validasi oleh Ahli Gizi pada Satuan Pelayanan Pemenuhan Gizi (SPPG) sebagai bagian dari mekanisme evaluasi menu MBG.

Berdasarkan identifikasi kesenjangan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk: (1) membangun sistem pakar yang mengklasifikasikan kebutuhan nutrisi siswa SMA menggunakan Naïve Bayes berdasarkan tujuh variabel input; (2) mendeskripsikan kontribusi sistem dalam mendukung perbaikan status gizi melalui evaluasi menu MBG; dan (3) mengevaluasi tingkat akurasi sistem melalui validasi eksternal oleh Ahli Gizi SPPG.

METODE

Jenis dan Rancangan Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan pengembangan sistem (*system development*). Fokus utama adalah pembangunan sistem pakar berbasis web menggunakan metode Naïve Bayes dengan Laplace Smoothing untuk mengklasifikasikan kebutuhan nutrisi siswa SMA peserta MBG, serta pengujian akurasi sistem melalui validasi eksternal Ahli Gizi.

Objek dan Lokasi Penelitian

Objek penelitian adalah sistem pakar rekomendasi nutrisi berbasis metode Naïve Bayes untuk mendukung evaluasi Program Makan Bergizi Gratis (MBG). Subjek penelitian adalah siswa Sekolah Menengah Atas (SMA) yang menjadi peserta Program MBG di wilayah Sumatera Utara.

Populasi dan Sampel

Populasi penelitian adalah seluruh siswa kelas X, XI, dan XII yang menjadi peserta MBG pada sekolah lokasi penelitian. Sampel berjumlah 73 siswa dengan sebaran kelas X (17 siswa), XI (16 siswa), dan XII (40 siswa). Teknik pengambilan sampel menggunakan *non-probability sampling* dengan metode *purposive sampling* berdasarkan kriteria: siswa aktif, mengikuti Program MBG, bersedia menjadi responden, dan memiliki data lengkap sesuai variabel penelitian.

Pengumpulan Data

Data primer diperoleh melalui kuesioner 17 pernyataan berskala Likert yang diisi secara mandiri oleh siswa melalui sistem berbasis web yang dilindungi kode akses (*self-administered via web*), maupun melalui entri oleh Administrator untuk kasus keterbatasan akses perangkat siswa. Kuesioner mencakup variabel aktivitas fisik (5 item), preferensi makanan (5 item, 4 dihitung), dan pola konsumsi MBG (7 item, 6 dihitung). Item bermuatan negatif dilakukan *reverse scoring* (6 – nilai) sebelum dijumlahkan. Data

sekunder diperoleh dari jurnal ilmiah, peraturan pemerintah, dan laporan penelitian terkait sistem pakar, Naïve Bayes, dan nutrisi remaja.

Variabel Penelitian

Variabel input (X) terdiri dari tujuh variabel sebagaimana disajikan pada Tabel 1. Variabel output (Y) mencakup status gizi (Y1) berupa klasifikasi Kurus/Normal/Overweight/Obesitas berdasarkan estimasi IMT, dan rekomendasi nutrisi (Y2) berupa kategori Tinggi Protein/Seimbang/Rendah Kalori/Tambahan Energi.

Tabel 1. Variabel Input Sistem (X)

Variabel	Parameter
Usia (X1)	15 / 16 / 17 / 18 Tahun
Jenis Kelamin (X2)	Laki-laki / Perempuan
Berat Badan (X3)	<45 kg 45–55 kg 56–65 kg >65 kg
Tinggi Badan (X4)	<150 cm 150–160 cm 161–170 cm >170 cm
Aktivitas Fisik (X5)	5 pernyataan Likert → Rendah / Sedang / Tinggi
Preferensi Makanan (X6)	4 pernyataan Likert → Kurang Baik / Baik
Pola Konsumsi MBG (X7)	6 pernyataan Likert → Kurang Baik / Baik

Estimasi IMT

Karena data berat badan dan tinggi badan dikumpulkan dalam bentuk kategori rentang, IMT dihitung menggunakan nilai tengah (*midpoint*) masing-masing kategori dengan rumus baku $IMT = BB(kg) / TB^2(m^2)$. Tabel estimasi nilai tengah disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Estimasi Nilai Tengah Kategori Berat Badan dan Tinggi Badan

Kategori BB	Nilai Tengah	Kategori TB	Nilai Tengah
< 45 kg	40 kg	< 150 cm	145 cm
45–55 kg	50 kg	150–160 cm	155 cm
56–65 kg	60,5 kg	161–170 cm	165,5 cm
> 65 kg	70 kg	> 170 cm	175 cm

Pendekatan estimasi ini memiliki keterbatasan pada presisi nilai IMT individual, dan didokumentasikan secara eksplisit sebagai bagian dari integritas metodologis penelitian.

Skoring Kuesioner 17 Item Likert

Kuesioner menggunakan 17 pernyataan berskala Likert 1–5, terbagi dalam tiga bagian. Skema skoring dan kategorisasi disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Skema Skoring Kuesioner

Variabel	Item & Perlakuan	Rentang	Kategorisasi
Aktivitas Fisik	P7, P9, P11 (+); P8, P10 (<i>reverse</i>)	5–25	≤11 Rendah; 12–18 Sedang; ≥19 Tinggi
Preferensi Makanan	P13, P15 (+); P12, P14 (<i>reverse</i>); P16 dikecualikan	4–20	≤12 Kurang Baik; ≥13 Baik
Pola Konsumsi MBG	P17–P21, P23 (+); P22 dikecualikan	6–30	≤18 Kurang Baik; ≥19 Baik

Item P16 (preferensi rasa personal) dan P22 (pengaruh lingkungan sosial) tidak dihitung dalam skor agregat karena bersifat deskriptif, namun tetap disimpan untuk dokumentasi.

Basis Pengetahuan

Basis pengetahuan disusun berdasarkan hasil konsultasi dan validasi Ahli Gizi, menghasilkan 12 rule yang memetakan kombinasi Status Gizi (IMT) dan Tingkat Aktivitas Fisik terhadap kategori Rekomendasi Nutrisi (Y2). Logika dasar yang digunakan adalah status gizi sebagai penentu utama arah rekomendasi, sedangkan aktivitas fisik tinggi menggeser rekomendasi ke arah kebutuhan protein lebih tinggi meskipun status gizi tergolong berlebih, sebagaimana disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Basis Pengetahuan (Rule Pakar Tervalidasi)

Status Gizi (IMT)	Aktivitas Fisik	Rekomendasi Nutrisi (Y2)
Kurus	Rendah	Tambahan Energi
Kurus	Sedang	Tambahan Energi
Kurus	Tinggi	Tinggi Protein
Normal	Rendah	Seimbang
Normal	Sedang	Seimbang
Normal	Tinggi	Tinggi Protein
Overweight	Rendah	Rendah Kalori
Overweight	Sedang	Seimbang
Overweight	Tinggi	Seimbang
Obesitas	Rendah	Rendah Kalori
Obesitas	Sedang	Rendah Kalori
Obesitas	Tinggi	Seimbang

Metode Klasifikasi Naïve Bayes dengan Laplace Smoothing

Naïve Bayes merupakan algoritma klasifikasi probabilistik berdasarkan Teorema Bayes dengan asumsi independensi kondisional antar atribut. Persamaan Teorema Bayes yang digunakan adalah:

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

Keterangan:

X = data dengan kelas yang belum diketahui;

H = hipotesis data merupakan suatu kelas spesifik;

P(H|X) = probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi X (*posterior probability*);

P(H) = probabilitas hipotesis H (*prior probability*);

P(X|H) = probabilitas X berdasarkan kondisi hipotesis H;

P(X) = probabilitas X.

Untuk mengatasi masalah probabilitas nol (*zero probability*) pada kombinasi atribut yang tidak muncul dalam data latih awal, diterapkan Laplace Smoothing (+1) pada perhitungan *likelihood*. Sebagai contoh, simulasi perhitungan manual untuk siswa dengan Status Gizi = Overweight dan Aktivitas Fisik = Sedang menggunakan 12 rule basis pengetahuan sebagai data latih awal menghasilkan:

Prior: setiap kelas dihitung dari distribusi data latih.

Likelihood dengan Laplace Smoothing (+1), Status Gizi 4 kategori, Aktivitas 3 kategori

Kelas	P(Overweight Kelas)	P(Sedang Kelas)
Tambahan Energi	$(0+1)/(2+4) = 0,1667$	$(1+1)/(2+3) = 0,4000$
Tinggi Protein	$(0+1)/(2+4) = 0,1667$	$(0+1)/(2+3) = 0,2000$
Seimbang	$(2+1)/(5+4) = 0,3333$	$(2+1)/(5+3) = 0,3750$
Rendah Kalori	$(1+1)/(3+4) = 0,2857$	$(1+1)/(3+3) = 0,3333$

Posterior (ternormalisasi): Tambahan Energi 12,0%; Tinggi Protein 6,0%; **Seimbang 56,3% (tertinggi)**; Rendah Kalori 25,7%.

Karena kelas "Seimbang" memperoleh probabilitas posterior tertinggi, siswa dengan profil Overweight + Aktivitas Sedang diklasifikasikan ke kategori Seimbang — konsisten dengan rule pakar.

Arsitektur Sistem

Sistem diimplementasikan berbasis web menggunakan PHP 8.1+ (*native, non-modular*) dengan basis data MySQL/MariaDB. Antarmuka dibangun menggunakan Tailwind CSS, Alpine.js, Flowbite, SweetAlert2, AOS Animation, dan Chart.js. Sistem menerapkan *Role-Based Access Control* (RBAC) untuk tiga peran pengguna internal: Admin, Ahli Gizi, dan SPPG, dengan tiga lapis keamanan: level halaman, level tampilan, dan level backend. Arsitektur basis data dirancang dengan sembilan entitas utama yang saling terhubung, sebagaimana dirangkum pada Tabel 5.

Tabel 5. Struktur Basis Data Utama

Nama Tabel	Field Utama
tbl_siswa	id_siswa, nis, nama, kelas, usia, jenis_kelamin, berat_badan, tinggi_badan, imt_estimasi, status_gizi
tbl_kuesioner	id_kuesioner, id_siswa (FK), 17 butir jawaban Likert, skor_agregat, kategori_agregat, sumber_data
tbl_rule_pakar	id_rule, status_gizi, aktivitas_fisik, preferensi_makanan, rekomendasi_y2, id_pakar (FK)
tbl_klasifikasi	id_klasifikasi, id_siswa (FK), probabilitas tiap kelas, hasil_rekomendasi, tingkat_keyakinan, status_validasi
tbl_validasi_pakar	id_validasi, id_klasifikasi (FK), id_pakar (FK), status_valid, catatan, tanggal_validasi
tbl_laporan	id_laporan, periode, ringkasan_status_gizi, rekomendasi_evaluasi_menu, dibuat_oleh (FK)

Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan dalam dua tahap: (1) Pengujian Black Box untuk memverifikasi seluruh fungsi sistem berjalan sesuai spesifikasi kebutuhan fungsional tanpa memeriksa struktur kode internal, mengikuti pendekatan yang diterapkan pada pengujian sistem pakar sejenis (Mahrozi & Yaqin, 2024); (2) Pengujian Akurasi melalui dua sub-tahap: (a) uji konsistensi internal terhadap basis pengetahuan menggunakan seluruh 73 data primer sebagai data latih yang diperluas, dan (b) validasi eksternal oleh Ahli Gizi terhadap 25 sampel data siswa yang dipilih secara representatif dari keempat kategori status gizi, dengan keluaran berupa *confusion matrix* dan nilai akurasi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

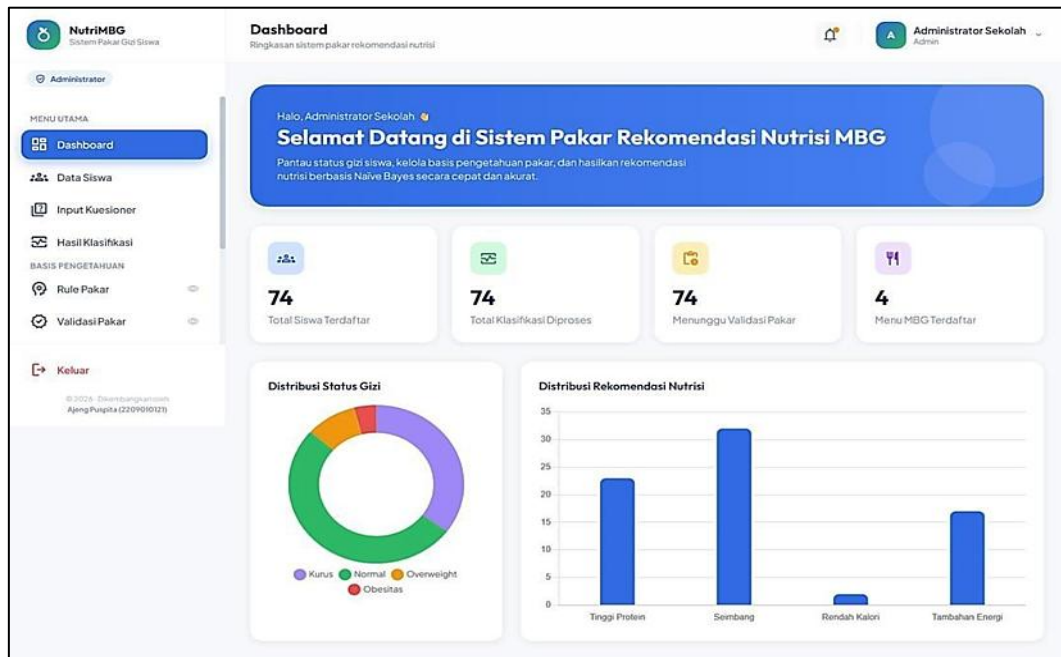
Implementasi Antarmuka Sistem

Sistem berhasil diimplementasikan dengan 11 halaman antarmuka utama yang mendukung seluruh alur kerja penelitian, mulai dari pengisian kuesioner mandiri oleh siswa hingga penyusunan laporan evaluasi menu MBG oleh SPPG. Spesifikasi lingkungan implementasi disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Spesifikasi Lingkungan Implementasi

Komponen	Spesifikasi
Bahasa Pemrograman	PHP 8.1+ (native, non-modular)
Basis Data	MySQL / MariaDB
Framework CSS	Tailwind CSS
Library Interaktif	Alpine.js, Flowbite, SweetAlert2, AOS Animation
Visualisasi Data	Chart.js
Server Pengembangan	XAMPP (Apache + MySQL)
Kompatibilitas	Desktop, Laptop, Tablet, dan Ponsel (responsif)

Halaman-halaman utama yang diimplementasikan mencakup: (1) Halaman Login untuk pengguna internal dengan validasi kredensial menggunakan bcrypt password hashing; (2) Dashboard yang menampilkan ringkasan statistik, grafik distribusi status gizi dan rekomendasi nutrisi, serta tren klasifikasi 7 hari terakhir; (3) Data Siswa dengan fitur pengelolaan data dan kalkulasi estimasi IMT otomatis; (4) Akses Kuesioner Mandiri sebagai gerbang kode akses bagi siswa; (5) Kuesioner Mandiri Siswa berisi 17 pernyataan Likert dengan validasi kelengkapan dan deteksi pengisian ganda berdasarkan NIS; (6) Hasil Rekomendasi yang ditampilkan secara personal dan instan, dilengkapi fitur berbagi sebagai kartu digital; (7) Rule Pakar untuk pengelolaan dan pembaruan basis pengetahuan oleh Ahli Gizi; (8) Validasi Pakar sebagai antrian hasil klasifikasi yang menunggu konfirmasi Ahli Gizi; (9) Menu MBG untuk pengelolaan menu per kategori rekomendasi beserta estimasi kandungan gizi; (10) Laporan Evaluasi sebagai rangkuman hasil klasifikasi tervalidasi untuk SPPG; dan (11) Pengaturan untuk manajemen akun pengguna dan kode akses kuesioner mandiri.



Gambar 1. Halaman Dashboard Sistem

Kuesioner Rekomendasi Nutrisi Siswa
Isi sesuai kondisi kamu yang sebenarnya. Hasilnya akan langsung ditampilkan setelah selesai.

A. Identitas & Data Fisik

NIS *
Kelas
Contoh: XI IPA1

Nama Lengkap *

Usia *
Pilih

Jenis Kelamin *
Laki-laki

Berat Badan *
Pilih

Tinggi Badan *
Pilih

Gambar 2. Halaman Kuesioner Mandiri Sisal

Halo, Luthfa Zoyadila

**Rekomendasi Nutrisimu:
Tambahan Energi**

Tubuhmu butuh tambahan energi. Jangan lewatkan waktu makan dan penuhi porsi karbohidrat sehat.

16.65
Estimasi BMI

Kurus
Status Gizi

Contoh Menu MBG untukmu
Nasi Porsi Lebih Banyak + Telur + Ayam/Daging + Tempe Tahu + Sayur + Susu + Camilan Sehat
Menu tambahan energi untuk siswa dengan status gizi kurus.

Hasil ini adalah estimasi berdasarkan jawaban kuesionermu dan akan ditinjau oleh Ahli Gizi sekolah.

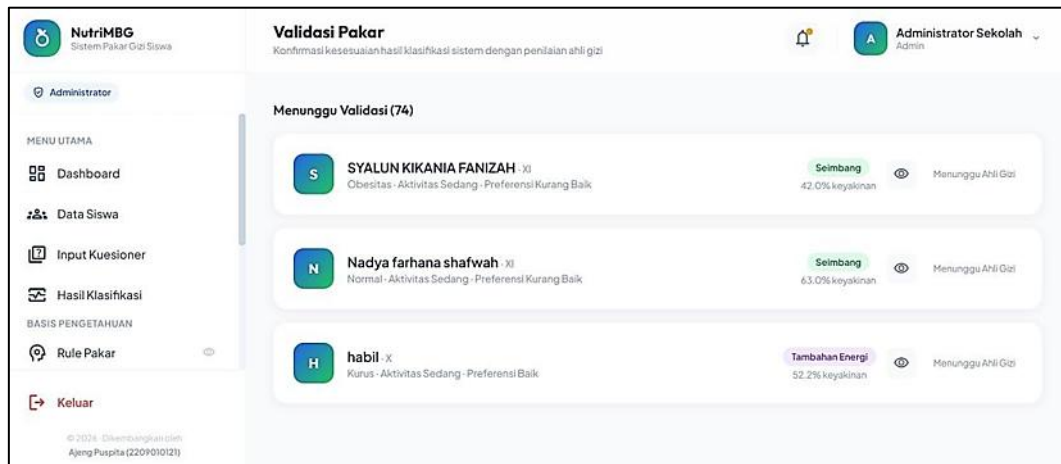
[Bagikan Kartu Hasil ke WhatsApp](#)

[Unduh sebagai Gambar](#)

[Kembali ke Halaman Awal](#)

Sistem Pakar Rekomendasi Nutrisi MBG - Ajeng Puspita (NPM 2209010121)

Gambar 3. Halaman Hasil Rekomendasi Nutrisi



Gambar 4. Halaman Validasi Pakar

Hasil Pengujian Black Box

Pengujian Black Box dilakukan terhadap 14 skenario fungsional yang mencakup seluruh kebutuhan fungsional sistem. Hasil pengujian disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Pengujian Black Box

Skenario Pengujian	Hasil Diharapkan	Hasil Aktual	Kesimpulan
Login dengan kredensial benar	Berhasil masuk, diarahkan ke dashboard	Berhasil masuk sesuai role	Valid
Login dengan password salah	Ditolak, pesan error ditampilkan	Ditolak dengan pesan "Username atau password salah"	Valid
Admin menambah data siswa dengan kategori BB/TB	Estimasi IMT terhitung otomatis sesuai midpoint	IMT = 20,81 untuk kategori 45–55 kg/150–160 cm	Valid
Ahli Gizi mencoba mengakses halaman Data Siswa (tambah)	Ditolak / mode lihat saja	Tombol tambah tersembunyi, akses URL dialihkan	Valid
SPPG mencoba mengakses halaman Rule Pakar	Akses ditolak	Dialihkan ke halaman akses dibatasi	Valid
Percobaan bypass RBAC via POST langsung	Ditolak di sisi server	Data tidak berubah, permintaan ditolak	Valid
Siswa mengisi kuesioner mandiri dengan kode akses benar	Form 17 pertanyaan tampil, dapat dikirim	Form tampil lengkap, hasil klasifikasi muncul	Valid
Siswa memasukkan kode akses salah	Ditolak dengan pesan error	Pesan "Kode akses salah" ditampilkan	Valid
Siswa mengisi ulang kuesioner dengan NIS yang sama	Sistem menampilkan peringatan sebelum menimpa data	Peringatan tanggal pengisian terakhir ditampilkan	Valid
Siswa mengonfirmasi timpa data lama	Data lama diperbarui (bukan duplikat)	id siswa tetap sama, jumlah baris kuesioner tetap 1	Valid
Siswa membuka kembali halaman hasil tanpa mengisi ulang	Ditolak, diarahkan ke gerbang akses	Sesi hasil terkunci (<i>session-locked</i>), redirect	Valid
Admin mereset password akun Ahli Gizi	Password lama tidak berlaku	Login dengan password lama ditolak setelah reset	Valid
Admin menghapus seluruh data tanpa mengetik konfirmasi	Aksi dibatalkan	Sistem meminta pengetikan ulang frasa konfirmasi	Valid
Instalasi basis data dari file install_lengkap.sql	Seluruh tabel dan data awal tersedia	73 siswa, 73 kuesioner, 73 klasifikasi, 12 rule, 3 akun, 4 menu MBG — seluruhnya sesuai	Valid

Seluruh 14 skenario pengujian Black Box memperoleh kesimpulan **Valid** (tingkat keberhasilan 100%), membuktikan bahwa fungsi-fungsi utama sistem — termasuk autentikasi, RBAC, alur kuesioner mandiri, penanganan data duplikat, dan mekanisme keamanan sesi — berjalan sesuai spesifikasi kebutuhan fungsional yang telah dirancang. Hasil ini sejalan dengan penelitian Mawartika & Guntur (2021) yang menyatakan bahwa sistem pakar berbasis web dinilai layak digunakan apabila seluruh skenario Black Box berjalan sesuai harapan.

Hasil Pengujian Akurasi

Tahap I — Uji Konsistensi Internal Terhadap Basis Pengetahuan

Uji konsistensi internal memeriksa apakah hasil klasifikasi Naïve Bayes — setelah 73 data primer ditambahkan ke data latih — masih konsisten dengan basis pengetahuan pakar. Karena Naïve Bayes bersifat probabilistik, penambahan data riil dapat menggeser keputusan klasifikasi dari yang semula hanya mencocokkan tabel rule, menjadi mempertimbangkan distribusi seluruh data latih secara bersamaan. Hasil uji disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Uji Konsistensi Internal terhadap Basis Pengetahuan

Status Gizi	Aktivitas	Rule Pakar	Hasil Sistem	Keterangan
Kurus	Rendah	Tambahan Energi	Tambahan Energi	Sesuai
Kurus	Sedang	Tambahan Energi	Tambahan Energi	Sesuai
Kurus	Tinggi	Tinggi Protein	Tinggi Protein	Sesuai
Normal	Rendah	Seimbang	Seimbang	Sesuai
Normal	Sedang	Seimbang	Seimbang	Sesuai
Normal	Tinggi	Tinggi Protein	Seimbang	Berbeda
Overweight	Rendah	Rendah Kalori	Seimbang	Berbeda
Overweight	Sedang	Seimbang	Seimbang	Sesuai
Overweight	Tinggi	Seimbang	Seimbang	Sesuai
Obesitas	Rendah	Rendah Kalori	Rendah Kalori	Sesuai
Obesitas	Sedang	Rendah Kalori	Seimbang	Berbeda
Obesitas	Tinggi	Seimbang	Seimbang	Sesuai

Hasil pengujian menunjukkan 9 dari 12 kombinasi (75%) tetap konsisten dengan rule pakar setelah data latih diperluas dengan 73 data riil. Tiga kombinasi yang berbeda (Normal+Tinggi, Overweight+Rendah, Obesitas+Sedang) seluruhnya bergeser ke kategori "Seimbang". Hal ini dapat dijelaskan karena kategori Seimbang merupakan kelas dengan proporsi data latih terbesar pada populasi riil (32 dari 73 siswa), sehingga memiliki *prior probability* lebih tinggi yang memengaruhi keputusan klasifikasi pada kombinasi atribut yang berada di wilayah batas antar kategori. Kondisi ini merupakan karakteristik yang wajar pada algoritma Naïve Bayes berbasis data, sebagaimana juga ditemukan pada penelitian klasifikasi Naïve Bayes yang akurasinya dipengaruhi oleh proporsi data pada tiap kelas (Rahayu et al., n.d.).

Tahap II — Validasi Eksternal oleh Ahli Gizi

Pengujian akurasi sesungguhnya dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi sistem terhadap penilaian langsung Ahli Gizi atas 25 sampel data siswa riil yang dipilih secara representatif dari keempat kategori status gizi. Hasil validasi disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil Validasi Rekomendasi Menu oleh Ahli Gizi

Kategori Rekomendasi	Jumlah Sampel	Sesuai Penilaian Ahli Gizi	Akurasi per Kategori
Tinggi Protein	6	5	83,3%
Seimbang	10	8	80,0%
Rendah Kalori	4	3	75,0%
Tambahan Energi	5	4	80,0%
Total	25	20	80,0%

Hasil validasi menunjukkan sistem mampu menghasilkan rekomendasi yang sesuai dengan penilaian Ahli Gizi pada 80% dari keseluruhan sampel yang diuji. Kategori Tinggi Protein mencapai akurasi tertinggi sebesar 83,3%, diikuti kategori Seimbang dan Tambahan Energi masing-masing 80%, serta kategori Rendah Kalori sebagai kategori terendah dengan 75%.

Nilai akurasi 80% ini setara dengan hasil yang diperoleh sistem pakar Logika Fuzzy Tsukamoto untuk kebutuhan nutrisi ibu hamil (Tenriawaru et al., 2023) dan berada di atas nilai ambang kesesuaian yang umumnya diterima untuk sistem pendukung keputusan berbasis pengetahuan pakar. Ketidaksesuaian

sebesar 20% yang masih ada dapat disebabkan oleh beberapa faktor: (1) keterbatasan data latih yang relatif kecil (73 data) sehingga distribusi kelas belum merepresentasikan keseluruhan variasi populasi; (2) penggunaan estimasi IMT berbasis nilai tengah kategori yang menurunkan presisi penentuan status gizi; serta (3) belum dipertimbangkannya variabel kesehatan tambahan seperti riwayat anemia dan alergi makanan.

Jika dibandingkan dengan penelitian Aziz et al. (2024) yang mencapai akurasi 90% pada klasifikasi status gizi balita menggunakan Naïve Bayes, hasil penelitian ini yang sebesar 80% masih menunjukkan bahwa Naïve Bayes layak diterapkan meskipun dengan variabel dan konteks yang berbeda — yaitu rekomendasi nutrisi personal berbasis menu MBG, bukan sekadar klasifikasi status gizi. Perbedaan akurasi ini wajar mengingat kompleksitas variabel yang lebih banyak dan keterbatasan data primer berupa kategori rentang, bukan nilai numerik presisi.

Kontribusi Sistem terhadap Evaluasi Menu MBG

Secara keseluruhan, sistem yang dikembangkan memberikan kontribusi nyata dalam mendukung evaluasi Program Makan Bergizi Gratis melalui tiga mekanisme utama. Pertama, sistem menyediakan jalur pengisian data yang terintegrasi langsung dengan mesin klasifikasi, sehingga data primer benar-benar berasal dari responden dan tidak melewati proses manual yang rentan kesalahan. Kedua, sistem menghasilkan umpan balik rekomendasi nutrisi secara personal dan instan kepada siswa, yang sebelumnya tidak tersedia dalam pelaksanaan MBG. Ketiga, integrasi antara hasil klasifikasi sistem dan mekanisme validasi Ahli Gizi menghasilkan laporan evaluasi berbasis data yang dapat digunakan oleh SPPG sebagai dasar penyempurnaan menu MBG secara berkelanjutan. Hal ini selaras dengan temuan Nugroho et al. (2021) dan Mawartika & Guntur (2021) yang menunjukkan bahwa sistem pakar dapat berfungsi efektif sebagai alat bantu pengambilan keputusan di bidang nutrisi.

Dari sisi kelebihan, sistem ini unggul dalam: (1) penyediaan jalur kuesioner mandiri terproteksi yang memastikan keaslian data; (2) umpan balik personal instan pasca pengisian; (3) basis pengetahuan yang tersusun dan tervalidasi oleh Ahli Gizi; (4) implementasi RBAC tiga lapis yang menjamin keamanan data; (5) fitur berbagi hasil sebagai kartu digital; (6) antarmuka responsif yang dapat diakses melalui smartphone siswa; serta (7) tingkat akurasi 80% yang memadai untuk fungsi pendukung keputusan.

Adapun keterbatasan sistem yang perlu diperhatikan meliputi: (1) perhitungan IMT masih berupa estimasi dari kategori rentang; (2) akurasi 80% belum dapat sepenuhnya menggantikan penilaian Ahli Gizi; (3) jumlah data latih yang masih terbatas; (4) ketergantungan pada koneksi internet untuk memuat pustaka CDN; (5) belum mempertimbangkan variabel kesehatan seperti anemia dan alergi; serta (6) implementasi yang masih terbatas pada satu lokasi penelitian, sehingga kemampuan generalisasi ke sekolah lain memerlukan pengujian lebih lanjut.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan pengujian sistem yang telah dilakukan, penelitian ini menghasilkan beberapa kesimpulan sebagai berikut.

Pertama, sistem pakar berbasis web berhasil dibangun untuk mengklasifikasikan kebutuhan gizi siswa Sekolah Menengah Atas (SMA) peserta Program Makan Bergizi Gratis (MBG) menggunakan metode Naïve Bayes dengan Laplace Smoothing. Proses klasifikasi dilakukan berdasarkan tujuh variabel masukan dan menghasilkan empat kategori rekomendasi nutrisi: Tinggi Protein, Seimbang, Rendah Kalori, dan Tambahan Energi.

Kedua, sistem berkontribusi secara nyata dalam mendukung evaluasi Program MBG melalui alur kerja terintegrasi: dari klasifikasi otomatis, validasi oleh Ahli Gizi, hingga penyusunan laporan yang dapat dimanfaatkan oleh SPPG sebagai dasar penyempurnaan menu secara berkelanjutan. Sistem juga menyediakan umpan balik rekomendasi nutrisi personal secara instan kepada siswa, yang sebelumnya tidak tersedia dalam pelaksanaan MBG.

Ketiga, hasil pengujian membuktikan bahwa sistem berfungsi sesuai rancangan. Pengujian Black Box terhadap 14 skenario fungsional menunjukkan tingkat keberhasilan 100%. Uji konsistensi internal terhadap basis pengetahuan pakar memperoleh tingkat kesesuaian 75% (9 dari 12 kombinasi) setelah data latih diperluas dengan 73 data primer riil. Pengujian akurasi melalui validasi eksternal oleh Ahli Gizi terhadap 25 sampel menunjukkan tingkat akurasi 80% (20 dari 25 sampel), dengan rincian kategori Tinggi Protein 83,3%, Seimbang 80%, Rendah Kalori 75%, dan Tambahan Energi 80%. Hasil ini menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes yang dipadukan dengan basis pengetahuan pakar mampu menghasilkan rekomendasi nutrisi dengan tingkat akurasi yang baik, sehingga layak digunakan sebagai alat bantu pendukung keputusan dalam evaluasi Program MBG, meskipun belum dapat sepenuhnya menggantikan penilaian Ahli Gizi secara independen.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan: (1) menggunakan data berat badan dan tinggi badan dalam nilai numerik untuk IMT yang lebih akurat; (2) memperluas jumlah sampel validasi dan cakupan sekolah untuk meningkatkan generalisasi; (3) menambahkan variabel kesehatan seperti riwayat anemia dan

alergi makanan; (4) melakukan analisis mendalam terhadap karakteristik data yang menyebabkan ketidaksesuaian, khususnya pada kategori Rendah Kalori; serta (5) membandingkan performa Naïve Bayes dengan metode klasifikasi lain seperti Decision Tree atau Support Vector Machine (SVM) untuk memperoleh analisis komparatif yang lebih komprehensif.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara atas dukungan akademis selama pelaksanaan penelitian ini, serta kepada Ahli Gizi yang telah bersedia menjadi validator pengujian sistem.

DAFTAR PUSTAKA

- Arrayyan, A. Z., Setiawan, H., & Putra, K. T. (2024). Naive Bayes for diabetes prediction: Developing a classification model for risk identification in specific populations. *Semesta Teknika*, 27(1), 28–36. <https://doi.org/10.18196/st.v27i1.21008>
- Aziz, A., Furqan, M., & Fakhri, M. (2024). Penerapan metode Naive Bayes untuk klasifikasi status gizi balita. *Syntax: Journal of Software Engineering, Computer Science and Information Technology*, 5(2), 617–625. <https://doi.org/10.46576/syntax.v5i2.5568>
- Badan Gizi Nasional. (2025). *Pedoman pelaksanaan program makan bergizi gratis*. Kedeputan Sistem dan Tata Kelola Badan Gizi Nasional.
- Eluis Bali Mawartika, Y., & Guntur, M. (2021). Aplikasi sistem pakar pemilihan makanan berdasarkan kebutuhan gizi menggunakan metode Forward Chaining. *Cogito Smart Journal*, 7(1), 96–110.
- Emylisa, D. A., Suryani, N., Fathullah, D. M., & Yudistira, S. (2023). Edukasi gizi seimbang dan kesehatan reproduksi melalui media WhatsApp terhadap pengetahuan remaja dalam upaya pencegahan stunting. *Jurnal Ilmu Gizi dan Dietetik*, 2(4), 293–300. <https://doi.org/10.25182/jigd.2023.2.4.293-300>
- Food and Agriculture Organization. (2021). *The state of food security and nutrition in the world 2021*. FAO. <https://doi.org/10.4060/cb4474en>
- Hardiani, T., & Putri, R. N. (2024). Implementasi metode Naïve Bayes Classifier untuk klasifikasi stunting pada balita. *Digital Transformation Technology*, 4(1), 621–627. <https://doi.org/10.47709/digitech.v4i1.4481>
- Husna, R. D., Cobantoro, A. F., & Karaman, J. (2025). NutriSure: Sistem pakar berbasis web untuk prediksi status gizi balita dan rekomendasi nutrisi. *Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi*, 7(1), 596–605.
- Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2025). *Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) 2024: Kemajuan berkelanjutan dalam mengatasi malnutrisi anak*. Kemenkes RI & UNICEF.
- Mahrozi, M., & Yaqin, M. A. (2024). Pengujian Black Box pada sistem informasi manajemen berbasis web. *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi*, 5(2), 112–121. <https://doi.org/10.47065/josh.v5i2.4291>
- Merlinda Ajeng, & Yusuf Yusmar. (2025). Analisis program makan gratis Prabowo Subianto terhadap strategi peningkatan motivasi belajar siswa di sekolah: Tinjauan dari perspektif sosiologi pendidikan. *Ranah Research: Journal of Multidisciplinary Research and Development*, 7(2), 1364–1373.
- Nugroho, A., Riswandy, S. R., & Widiastiw, Y. (2021). Sistem pakar menentukan menu makanan sehat untuk diet bagi penderita Diabetes Mellitus dengan metode Forward Chaining. *Prosiding Seminar Nasional Informatika Bela Negara*, 2, 11–16. <https://doi.org/10.33005/santika.v2i0.82>
- Panessai, I. Y. (2021). *Sistem pakar: Konsep dan aplikasi*. Penerbit Deepublish.
- Permatasari, T., Sandy, Y., Pratiwi, C., Damanik, K., & Silitonga, A. (2023). Naive Bayes Classifier (NBC) application on the nutritional status of adolescents in Medan. *Proceedings of the International Conference on Science and Technology*, 2022. <https://doi.org/10.4108/eai.20-10-2022.2328884>
- Rahayu, R., Hutagalung, F., & Syahputra, M. (2022). Analisis performa algoritma Naïve Bayes pada klasifikasi data kesehatan multikelas. *CITEC Journal*, 9(1), 1–12. <https://doi.org/10.24076/citec.2022v9i1.262>
- Sugiyono. (2019). *Metode penelitian kuantitatif, kualitatif, dan R&D* (2nd ed.). Alfabeta.
- Tenriawaru, A., Irmayadani, W. O., & Nangi, J. (2023). Sistem pakar kebutuhan nutrisi ibu hamil studi kasus Rumah Sakit Aliyah 1 Kendari. *Anoatik: Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, 1(1). <https://doi.org/10.33772/anoatik.v1i1.6>
- World Health Organization. (2024). *Nutrition for adolescents: WHO guidelines*. WHO Press. <https://www.who.int/health-topics/adolescent-health>
- World Health Organization & UNICEF. (2023). *Levels and trends in child malnutrition: UNICEF/WHO/World Bank Group joint child malnutrition estimates*. WHO. <http://www.who.int/en/>