Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)
MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science
Journal Homepage: https://journal.irpi.or.id/index.php/malcom
Vol. 6 Iss. 4 October 2026, pp: 2155-2166
ISSN(P): 2797-2313 | ISSN(E): 2775-8575

Classification of MBG Menu Acceptance Levels Using Naïve Bayes and Decision Tree

Klasifikasi Tingkat Penerimaan Menu MBG Menggunakan Naïve Bayes dan Decision Tree

Ester Ayuk Puspita[1*], Oktavianus Frika Tampang[2]

[1,2]Program Studi Informatika, STMIK Pesat Nabire, Indonesia

E-Mail: [1]vitayedida@gmail.com, [2]oktaagator@gmail.com

Received Jun 13th 2026; Revised Jul 05th 2026; Accepted Aug 30th 2026; Available Online Oct 29th 2026
Corresponding Author: Ester Ayuk Puspita
Copyright © 2026 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

Abstract

The Free Nutritious Meal Program (MBG) is a government initiative aimed at improving students' nutritional status, particularly in areas with limited access to nutritious food, such as Nabire Regency. However, students' acceptance of the meals varies due to nutritional value and individual food preferences. This study aims to compare the performance of the Naïve Bayes and Decision Tree algorithms in classifying acceptance levels of MBG menus. A quantitative approach using supervised learning was applied to 3,840 records obtained from field surveys. Data processing was conducted using Orange Data Mining software, while model evaluation employed 10-fold cross-validation. The results showed that Decision Tree achieved an accuracy of 26.0%, while Naïve Bayes attained 25.3%. Decision Tree also produced slightly higher precision, recall, and F1-score values than Naïve Bayes. These results indicate that Decision Tree performed relatively better in classifying menu acceptance levels on the dataset used. This study is expected to serve as a reference for evaluating and designing MBG menus that better align with students' eating habits and preferences in Nabire Regency. Furthermore, this study contributes a comparative analysis of the two algorithms to support future research and the development of decision support systems in nutrition. The findings also highlight the need to develop improved models to enhance the accuracy of menu acceptance classification.

Keywords: Classification, Decision Tree, Free Nutritious Meal Program, Naïve Bayes, Orange Data Mining.

Abstrak

Program Makan Bergizi Gratis (MBG) merupakan upaya pemerintah untuk meningkatkan gizi siswa, terutama di wilayah yang memiliki keterbatasan akses terhadap makanan bergizi, seperti di Kabupaten Nabire. Namun, penerimaan siswa terhadap menu yang disajikan beragam karena dipengaruhi oleh nilai gizi dan preferensi makanan. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja algoritma Naïve Bayes dan Decision Tree dalam mengklasifikasikan tingkat penerimaan menu MBG. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode pembelajaran terawasi pada 3.840 data hasil survei lapangan. Pengolahan data dilakukan menggunakan perangkat lunak Orange Data Mining, sedangkan evaluasi model dilakukan menggunakan validasi 10-fold. Hasil pengujian menunjukkan bahwa Decision Tree memperoleh akurasi 26,0%, sedangkan Naïve Bayes mencapai 25,3%. Decision Tree juga menghasilkan nilai precision, recall, dan F1-score yang sedikit lebih tinggi dibandingkan dengan Naïve Bayes. Berdasarkan hasil tersebut, Decision Tree menunjukkan kinerja yang relatif lebih baik dalam mengklasifikasikan tingkat penerimaan menu pada dataset yang digunakan. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi rujukan untuk mengevaluasi dan menyusun menu MBG yang lebih sesuai dengan kebiasaan dan preferensi siswa di Kabupaten Nabire. Selain itu, penelitian ini memberikan kontribusi melalui perbandingan kinerja kedua algoritma sebagai dasar bagi penelitian lanjutan dan pengembangan sistem pendukung keputusan di bidang gizi. Temuan ini juga menegaskan perlunya pengembangan model lanjutan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi penerimaan menu.

Kata Kunci: Decision Tree, Klasifikasi, Naïve Bayes, Orange Data Mining, Program Makan Bergizi Gratis.

1. PENDAHULUAN

Program Makan Bergizi Gratis (MBG) merupakan salah satu program prioritas pemerintah Indonesia yang bertujuan meningkatkan status gizi peserta didik melalui penyediaan makanan bergizi secara rutin sebagai upaya mendukung peningkatan kualitas sumber daya manusia dan kesehatan masyarakat [1]. Pelaksanaan

program ini juga telah diterapkan di Kabupaten Nabire melalui sekolah-sekolah penerima Program MBG dan Satuan Pelayanan Pemenuhan Gizi (SPPG). Meskipun demikian, keberhasilan program tidak hanya ditentukan oleh terpenuhinya standar kandungan gizi, tetapi juga oleh tingkat penerimaan peserta terhadap menu yang disajikan. Perbedaan preferensi individu, kebiasaan konsumsi yang dipengaruhi budaya lokal, serta persepsi terhadap rasa dan jenis makanan dapat memengaruhi tingkat penerimaan menu sehingga masih menjadi tantangan dalam pelaksanaan program [2][3]. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa evaluasi terhadap tingkat penerimaan menu perlu dilakukan sebagai dasar dalam menyusun menu yang tidak hanya memenuhi kebutuhan gizi, tetapi juga sesuai dengan preferensi peserta sehingga tujuan Program Makan Bergizi Gratis dapat tercapai secara optimal [4].

Di sisi lain, pendekatan tradisional dalam mengevaluasi penerimaan menu bergizi umumnya terbatas pada survei deskriptif yang tidak mampu memberikan gambaran prediktif mengenai pola penerimaan di masa depan[5]. Padahal, teknologi data mining dan machine learning menawarkan peluang untuk menganalisis data penerimaan menu secara lebih komprehensif, dengan mempertimbangkan parameter kandungan gizi sebagai variabel utama[6]. Algoritma klasifikasi seperti Naïve Bayes dan Decision Tree sssmemiliki relevansi tinggi dalam konteks ini karena mampu mengidentifikasi pola dan faktor dominan yang memengaruhi penerimaan menu [7]. Namun, belum banyak penelitian yang secara komparatif menguji kinerja kedua algoritma tersebut dalam konteks program makan bergizi gratis di Indonesia, khususnya di wilayah Papua [8]. Kekosongan ini menimbulkan kebutuhan mendesak untuk menghadirkan analisis berbasis data yang dapat mendukung pengambilan keputusan lebih tepat sasaran dalam perancangan menu bergizi gratis [9].

Walaupun program makan bergizi gratis telah dijalankan sebagai bagian dari upaya nasional untuk memperbaiki derajat kesehatan masyarakat, khususnya bagi pelajar di wilayah yang masih terbatas akses pangannya seperti Kabupaten Nabire, penelitian yang memanfaatkan pendekatan komputasi untuk menilai tingkat penerimaan terhadap menu yang disediakan masih sangat terbatas [10]. Penilaian yang selama ini dilakukan umumnya bertumpu pada survei konvensional yang bersifat deskriptif [11]. Metode tersebut hanya mampu menyajikan gambaran kondisi saat ini tanpa memberikan proyeksi mengenai kecenderungan penerimaan pada waktu mendatang [12]. Akibatnya, terdapat celah pengetahuan yang cukup besar, terutama dalam mengidentifikasi komponen gizi mana yang paling berperan dalam menentukan keberlanjutan penerimaan menu bergizi gratis [13].

Berangkat dari kondisi tersebut, diperlukan suatu model klasifikasi berbasis data yang dapat memetakan dan menentukan variabel kandungan gizi yang paling memengaruhi respons penerima manfaat [14]. Pendekatan menggunakan algoritma seperti Naïve Bayes dan Decision Tree dinilai relevan karena keduanya mampu mengekstraksi pola dari data serta mengungkap faktor dominan dalam perilaku konsumsi [15]. Meskipun demikian, studi yang membandingkan performa kedua algoritma tersebut secara langsung dalam konteks program makan bergizi gratis di Indonesia, terlebih di wilayah Papua, masih jarang ditemukan[16]. Ketiadaan penelitian komparatif ini memunculkan persoalan akademik sekaligus praktis, yakni metode mana yang memberikan tingkat akurasi dan efisiensi lebih baik dalam mengklasifikasikan penerimaan menu, serta bagaimana hasil analisis tersebut dapat dimanfaatkan untuk mendukung perancangan kebijakan gizi yang lebih sesuai dengan karakter sosial dan budaya masyarakat setempat [17].

Berbagai penelitian sebelumnya telah menerapkan algoritma Naïve Bayes dan Decision Tree untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi pada berbagai bidang serta menunjukkan bahwa kedua algoritma memiliki tingkat akurasi yang baik dalam proses pengambilan keputusan berbasis data [18]. Namun, penelitian-penelitian tersebut umumnya berfokus pada objek dan karakteristik data yang berbeda, sehingga hasilnya belum dapat menggambarkan performa kedua algoritma dalam mengklasifikasikan tingkat penerimaan menu Program Makan Bergizi Gratis berdasarkan karakteristik peserta dan kandungan gizi menu [19]. Selain itu, evaluasi Program Makan Bergizi Gratis masih banyak dilakukan menggunakan pendekatan deskriptif sehingga belum mampu mengidentifikasi secara objektif faktor-faktor yang memengaruhi tingkat penerimaan peserta maupun menghasilkan model prediksi yang dapat dimanfaatkan sebagai pendukung pengambilan keputusan[20]. Berdasarkan kondisi tersebut, masih terdapat celah penelitian mengenai perbandingan kinerja algoritma Naïve Bayes dan Decision Tree dalam klasifikasi tingkat penerimaan menu Program Makan Bergizi Gratis, khususnya di Kabupaten Nabire. Oleh karena itu, penelitian ini membandingkan kedua algoritma tersebut untuk memperoleh metode dengan tingkat akurasi dan efisiensi yang lebih baik dalam mengklasifikasikan penerimaan menu bergizi gratis [21].

Di samping itu, penelitian ini juga bertujuan untuk menelaah parameter gizi yang memberikan pengaruh paling besar terhadap tingkat penerimaan menu [22]. Hasil identifikasi tersebut diharapkann dapat menjadi rujukan dalam penyusunan kebijakan dan perancangan menu yang lebih tepat sasaran [23]. Dengan memanfaatkan pendekatan komputasional, temuan yang dihasilkan tidak hanya berkontribusi pada pengembangan ilmu pengetahuan, tetapi juga menawarkan rekomendasi yang aplikatif bagi pengelola program makan bergizi gratis di Nabire [24]. Rekomendasi yang didasarkan pada analisis data ini diharapkan mampu mendukung penyempurnaan komposisi menu agar selaras dengan kebutuhan nutrisi sekaligus mempertimbangkan preferensi sosial dan budaya masyarakat, sehingga keberlangsungan dan efektivitas program dapat terus ditingkatkan [25].

Sejumlah penelitian sebelumnya telah menyoroti Program Makan Bergizi Gratis maupun penerapan machine learning di bidang gizi. Kajian terkait Program MBG menunjukkan bahwa evaluasi program masih berfokus pada pemenuhan kandungan gizi dan aspek kebijakan, sehingga rekomendasi yang dihasilkan lebih banyak terkait kualitas menu yang disediakan [26]. Akibatnya, masih terdapat celah penelitian yang cukup jelas, terutama karena terbatasnya studi yang membandingkan kinerja algoritma klasifikasi seperti Naïve Bayes dan Decision Tree dalam menganalisis penerimaan menu bergizi di Indonesia, khususnya di Papua yang memiliki karakter sosial budaya yang khas [27]. Selain itu, minimnya penggunaan data jangka panjang dan model analitik yang dapat mendukung perumusan kebijakan menyebabkan rekomendasi yang dihasilkan belum sepenuhnya menjawab kebutuhan praktis pelaksana program [28]. Kondisi ini menunjukkan pentingnya penelitian yang tidak hanya berkontribusi pada pengembangan keilmuan, tetapi juga menghadirkan model prediktif yang dapat dijadikan dasar dalam merancang kebijakan gizi yang lebih tepat sasaran dan berkelanjutan [29].

Penelitian ini memberikan sumbangan akademik melalui analisis perbandingan dua metode klasifikasi yang cukup populer, yakni Naïve Bayes dan Decision Tree, untuk menilai tingkat penerimaan terhadap menu makan bergizi gratis [30]. Pemilihan kedua algoritma didasarkan pada perbedaan karakteristik dalam melakukan klasifikasi. Naïve Bayes dipilih karena memiliki komputasi yang sederhana, efisien, serta mampu memberikan hasil klasifikasi yang baik pada dataset dengan dimensi tinggi. Sebaliknya, Decision Tree dipilih karena dapat membentuk aturan keputusan yang mudah dipahami dan mampu menangani keterkaitan antar atribut tanpa bergantung pada asumsi independensi. Dengan membandingkan kedua algoritma tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi metode yang paling sesuai dalam mengklasifikasikan tingkat penerimaan menu berdasarkan karakteristik peserta, kandungan gizi, dan preferensi menu. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang umumnya menerapkan kedua algoritma pada objek klasifikasi lain atau hanya menitikberatkan pada evaluasi program secara deskriptif, penelitian ini mengembangkan model klasifikasi yang secara khusus dirancang untuk menganalisis tingkat penerimaan menu Program Makan Bergizi Gratis di Kabupaten Nabire [31]. Dengan karakteristik sosial budaya dan kondisi akses pangan yang khas, hasil penelitian ini diharapkan memberikan bukti empiris mengenai algoritma yang paling efektif untuk mendukung evaluasi menu serta menjadi dasar pengambilan keputusan dalam penyusunan menu yang lebih sesuai dengan kondisi masyarakat setempat. [32].

Oleh karena itu, penelitian ini tidak hanya memperkaya pengembangan penerapan machine learning dalam ranah kesehatan masyarakat, tetapi juga menghadirkan sudut pandang yang kontekstual sesuai dengan karakteristik wilayah yang memiliki keberagaman sosial budaya [33]. Temuan penelitian diharapkan dapat dimanfaatkan sebagai landasan pengambilan keputusan berbasis data dalam merancang menu yang lebih selaras dengan kebutuhan gizi dan preferensi masyarakat setempat, sehingga efektivitas serta keberlanjutan program makan bergizi gratis dapat terus ditingkatkan [34].

2. METODE PENELITIAN.

Penelitian ini dilaksanakan melalui serangkaian tahapan yang dirancang secara sistematis untuk mencapai tujuan penelitian [35]. Setiap tahapan memiliki peran yang saling berkaitan, mulai dari pengumpulan referensi, pengolahan data, hingga evaluasi hasil klasifikasi [36]. Proses tersebut dilakukan untuk memperoleh model yang mampu mengidentifikasi tingkat penerimaan menu Program Makan Bergizi Gratis (MBG) di Kabupaten Nabire berdasarkan karakteristik kandungan gizinya [37]. Secara umum, tahapan penelitian meliputi studi literatur, pengumpulan data, pra-pemrosesan data, pembagian data menggunakan metode 10-Fold Cross Validation, penerapan algoritma Naïve Bayes dan Decision Tree, serta evaluasi performa model [38]. Tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.

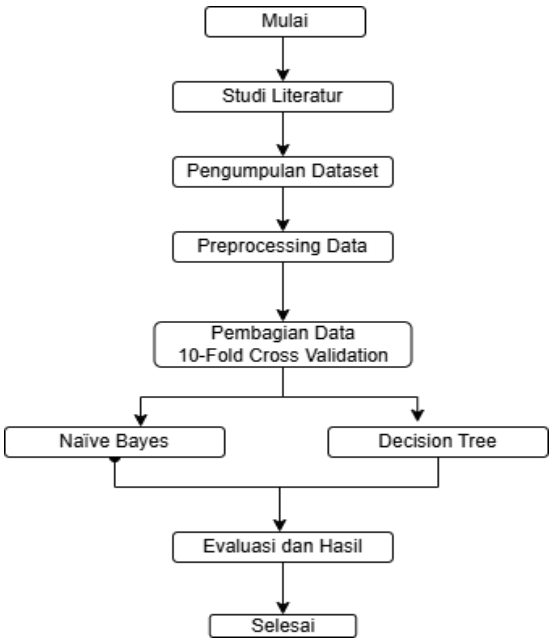
2.1. Studi Literatur

Pada awal penelitian, dilakukan studi literatur agar memahami konsep data mining, machine learning, serta metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini. Referensi diambil dari berbagai sumber ilmiah seperti jurnal, prosiding, dan buku yang membahas algoritma Naïve Bayes, Decision Tree, 10-Fold Cross Validation, serta Confusion Matrix. Hasil dari penelitian literatur digunakan sebagai dasar dalam memilih metode penelitian, menyusun langkah-langkah analisis, serta membantu dalam memahami dan menafsirkan hasil klasifikasi tingkat penerimaan program makan bergizi gratis di Kabupaten Nabire.

2.2. Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dilakukan untuk memperoleh himpunan data yang digunakan dalam klasifikasi. Dataset penelitian mencakup 3.840 catatan penerimaan menu Program Makan Bergizi Gratis (MBG) di Kabupaten Nabire, yang diperoleh dari sekolah penerima program serta Satuan Pelayanan Pemenuhan Gizi (SPPG). Pengumpulan data berlangsung antara Maret hingga Mei 2026. Dataset tersebut memuat atribut sekolah, jenjang pendidikan, usia, jenis kelamin, serta kandungan gizi menu yang mencakup karbohidrat, protein, lemak, vitamin, dan mineral. Selain itu, terdapat atribut penilaian menu berupa rasa, aroma, tekstur, dan porsi. Variabel target penelitian adalah tingkat penerimaan menu yang dikategorikan ke

dalam empat kelas: Sangat Diterima (945 data), Diterima (949 data), Kurang Diterima (982 data), dan Tidak Diterima (964 data). Distribusi data antar kelas relatif seimbang sehingga tidak menimbulkan masalah ketidakseimbangan kelas (class imbalance) yang berarti. Seluruh data kemudian diperiksa kelengkapan dan konsistensinya sebelum masuk ke tahap pra-pemrosesan dan klasifikasi.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Tabel 1. Deskripsi Atribut Dataset

No	Atribut	Keterangan
1	Jenjang Pendidikan	Tingkat pendidikan penerima program (SD, SMP, SMK)
2	Umur	Usia peserta program
3	Jenis Kelamin	Laki-laki atau Perempuan
4	Karbohidrat	Tingkat kandungan karbohidrat pada menu
5	Protein	Tingkat kandungan protein pada menu
6	Lemak	Tingkat kandungan lemak pada menu
7	Vitamin	Tingkat kandungan vitamin pada menu
8	Mineral	Tingkat kandungan mineral pada menu
9	Preferensi Rasa	Tingkat kesukaan peserta terhadap menu
10	Preferensi Menu	Respon peserta terhadap menu yang disajikan
11	Kesesuaian Porsi	Penilaian peserta terhadap ukuran porsi makanan
12	Tingkat Penerimaan	Kelas target yang terdiri dari Sangat Diterima, Diterima, Kurang Diterima, dan Tidak Diterima

Data penelitian terdiri atas beberapa atribut, yaitu usia dan jenis kelamin peserta, kandungan nutrisi menu yang mencakup karbohidrat, protein, lemak, vitamin, dan mineral, serta preferensi peserta terhadap menu yang diterima. Variabel tingkat penerimaan ditetapkan sebagai target klasifikasi yang dianalisis dengan metode Naïve Bayes dan Decision Tree.

2.3. Pra-Pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan data dilakukan untuk meningkatkan kualitas dataset sebelum digunakan pada proses klasifikasi. Langkah ini bertujuan untuk memastikan data yang digunakan lebih akurat, konsisten, dan sesuai dengan format yang dibutuhkan oleh perangkat lunak Orange Data Mining.

Tabel 2. Contoh Dataset Sebelum Pra-Pemrosesan

Umur	Jenis Kelamin	Karbohidrat	Protein	Lemak	Preferensi Rasa	Preferensi Menu	Porsi	Tingkat Penerimaan
18	Perempuan	Sedang	Sedang	Tinggi	Tidak Suka	Tidak Suka	Pas	Sangat Diterima
18	Laki-laki	Sedang	Tinggi	Rendah	Suka	Suka	Pas	Tidak Diterima

Umur	Jenis Kelamin	Karbohidrat	Protein	Lemak	Preferensi Rasa	Preferensi Menu	Porsi	Tingkat Penerimaan
16	Laki-laki	Rendah	Tinggi	Tinggi	Suka	Tidak Suka	Pas	Kurang Diterima
16	Laki-laki	Sedang	Rendah	Rendah	Suka	Suka	Kurang	Kurang Diterima
17	Laki-laki	Rendah	Tinggi	Sedang	Tidak Suka	Suka	Pas	Kurang Diterima

Data yang tersedia masih berupa data mentah sehingga perlu dilakukan beberapa tahapan pengolahan terlebih dahulu. Pada penelitian ini, proses prapemrosesan mencakup seleksi data, pembersihan data, dan transformasi data. Rangkuman setiap tahapan dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Tahapan Pra-Pemrosesan Data

Tahapan	Deskripsi
Data Selection	Memilih atribut yang digunakan dalam proses klasifikasi berdasarkan tujuan penelitian
Data Cleaning	Memeriksa data yang kosong, duplikat, atau tidak konsisten
Data Transformation	Menyesuaikan format data agar dapat diproses oleh Orange Data Mining
Data Validation	Memastikan seluruh atribut siap digunakan dalam proses klasifikasi

Pada tahap *Data Selection*, dipilih atribut yang relevan dengan tujuan penelitian, yaitu usia, jenis kelamin, kandungan gizi menu (karbohidrat, protein, lemak, vitamin, dan mineral), serta aspek penilaian menu berupa rasa, aroma, tekstur, dan porsi. Atribut yang tidak memiliki keterkaitan langsung dengan proses klasifikasi tidak disertakan dalam pembentukan model.

Tahap *Data Cleaning* dilakukan untuk menilai kualitas data, termasuk pemeriksaan terhadap kemungkinan adanya nilai kosong, duplikasi, maupun ketidaksesuaian format. Hasil verifikasi menunjukkan bahwa seluruh 3.840 data memiliki atribut lengkap, bebas dari duplikasi, dan konsisten dalam format, sehingga tidak diperlukan proses imputasi maupun penghapusan data. Selanjutnya, dilakukan analisis terhadap potensi *outlier* pada atribut numerik, yaitu usia. Berdasarkan pemeriksaan, nilai usia berada dalam rentang yang sesuai dengan karakteristik peserta Program Makan Bergizi Gratis, sehingga tidak ditemukan nilai ekstrem yang memerlukan penanganan khusus.

Tahap *Data Transformation* dilakukan dengan menyesuaikan tipe data agar sesuai dengan kebutuhan perangkat lunak Orange Data Mining. Seluruh atribut kategorik dipertahankan dalam bentuk kategorik dan dapat diproses langsung oleh Orange melalui representasi internal, tanpa memerlukan proses *encoding* manual seperti *One-Hot Encoding* atau *Label Encoding*. Normalisasi maupun standardisasi tidak diterapkan karena sebagian besar atribut berupa data kategorik, sementara atribut numerik hanya mencakup usia dengan rentang nilai yang relatif sempit sehingga tidak memengaruhi proses klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes dan Decision Tree. Tahap terakhir adalah *Data Validation*, yaitu memastikan seluruh atribut telah memiliki tipe data yang sesuai, bebas dari nilai hilang maupun duplikasi, serta siap digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi di Orange Data Mining.

2.4. Pembagian Data dan Cross Validation

Evaluasi kinerja model pada penelitian ini dilakukan dengan menerapkan teknik 10-fold cross-validation. Pemilihan metode tersebut didasarkan pada kemampuannya dalam menghasilkan pengukuran performa yang lebih konsisten serta meminimalkan potensi bias yang dapat muncul akibat pembagian data yang kurang proporsional. Dalam penerapannya, seluruh dataset dibagi menjadi sepuluh kelompok data dengan jumlah yang relatif seimbang. Setiap kelompok secara bergantian berperan sebagai data pengujian, sementara sembilan kelompok lainnya digunakan untuk melatih model. Tahapan ini diulang sebanyak sepuluh kali sehingga setiap bagian data memperoleh kesempatan yang sama untuk digunakan sebagai data uji.

Tabel 4. Ilustrasi Proses 10-Fold Cross Validation

Kfold	Cross Validation									
1	Test	Train	Train	Train	Train	Train	Train	Train	Train	Train
2	Train	Test	Train	Train	Train	Train	Train	Train	Train	Train
3	Train	Train	Test	Train	Train	Train	Train	Train	Train	Train
4	Train	Train	Train	Test	Train	Train	Train	Train	Train	Train
5	Train	Train	Train	Train	Test	Train	Train	Train	Train	Train
6	Train	Train	Train	Train	Train	Test	Train	Train	Train	Train
7	Train	Train	Train	Train	Train	Train	Test	Train	Train	Train
8	Train	Train	Train	Train	Train	Train	Train	Test	Train	Train
9	Train	Train	Train	Train	Train	Train	Train	Train	Test	Train
10	Train	Train	Train	Train	Train	Train	Train	Train	Train	Test

Melalui mekanisme tersebut, seluruh data dapat berkontribusi baik dalam proses pelatihan maupun pengujian pada putaran yang berbeda. Nilai evaluasi akhir diperoleh dengan menghitung rata-rata hasil dari seluruh pengujian yang telah dilakukan. Dengan demikian, performa model yang dihasilkan dapat menggambarkan kondisi dataset secara lebih akurat dan menyeluruh. Penerapan 10-Fold Cross Validation dalam penelitian ini dimaksudkan untuk memberikan dasar evaluasi yang adil dan objektif dalam membandingkan kinerja algoritma Naïve Bayes dan Decision Tree, karena kedua algoritma diuji menggunakan skema pembagian data yang sama.

2.5. Algoritma Naïve Bayes

Naïve Bayes merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang bekerja berdasarkan pendekatan probabilitas dengan memanfaatkan Teorema Bayes. Algoritma ini digunakan untuk memperkirakan kemungkinan suatu data termasuk ke dalam kelas tertentu berdasarkan karakteristik yang dimilikinya. Dalam penerapannya, Naïve Bayes mengasumsikan bahwa setiap atribut bersifat independen atau tidak saling memengaruhi satu sama lain. Meskipun asumsi tersebut tidak selalu terpenuhi pada data nyata, algoritma ini tetap mampu memberikan performa yang baik pada berbagai kasus klasifikasi.

Salah satu keunggulan Naïve Bayes adalah proses perhitungannya yang relatif sederhana sehingga mampu melakukan klasifikasi dengan cepat meskipun jumlah data yang digunakan cukup besar. Selain itu, algoritma ini juga mudah diterapkan dan memiliki kebutuhan komputasi yang lebih rendah dibandingkan beberapa metode klasifikasi lainnya.

Pada penelitian ini, algoritma Naïve Bayes digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat penerimaan menu Program Makan Bergizi Gratis berdasarkan atribut yang terdapat pada dataset. Probabilitas suatu data termasuk ke dalam kelas tertentu dihitung menggunakan Teorema Bayes yang ditunjukkan pada Persamaan. Rumus dasar yang digunakan ditunjukkan pada Persamaan 1.

$$P(C \mid X) = \frac{P(X|C) \cdot P(C)}{P(X)} \tag{1}$$

Pada Persamaan (1), $P(C \mid X)$ merepresentasikan peluang bahwa data X termasuk ke dalam kelas C. Sementara itu, $P(X \mid C)$ menunjukkan kemungkinan munculnya atribut Xpada kelas tertentu, $P(C)$ menggambarkan probabilitas awal (prior) dari kelas tersebut, dan $P(X)$ merupakan probabilitas kemunculan atribut Xsecara umum. Berdasarkan hasil perhitungan, sistem akan memilih kelas dengan nilai probabilitas tertinggi sebagai keluaran proses klasifikasi. Dalam konteks penelitian ini, hasil klasifikasi digunakan untuk menetapkan kategori tingkat penerimaan menu, yang terdiri atas empat kelas: Sangat Diterima, Diterima, Kurang Diterima, dan Tidak Diterima.

2.6. Algoritma Decision Tree

Decision Tree merupakan metode klasifikasi yang memanfaatkan representasi berbentuk pohon untuk mengelompokkan data berdasarkan karakteristik atau atribut yang dimiliki. Mekanisme kerjanya dilakukan secara bertingkat dengan menentukan atribut yang memiliki kontribusi paling besar dalam membedakan kelas data. Atribut tersebut kemudian digunakan sebagai dasar pembentukan cabang-cabang pohon, di mana setiap cabang menggambarkan kondisi atau nilai tertentu dari suatu atribut, sedangkan simpul akhir (leaf) menunjukkan kategori atau kelas hasil klasifikasi.

Salah satu alasan metode ini banyak digunakan adalah karena hasil klasifikasinya dapat diterjemahkan menjadi aturan keputusan yang sederhana dan mudah dipahami. Selain itu, Decision Tree mampu mengolah data yang berbentuk kategorikal maupun numerik tanpa memerlukan proses yang rumit. Metode ini juga dapat menunjukkan atribut yang paling penting dalam proses pengambilan keputusan. Dengan karakteristik tersebut, Decision Tree sering diterapkan dalam berbagai penelitian klasifikasi karena mampu memberikan tingkat ketepatan yang baik sekaligus menghasilkan model yang mudah diinterpretasikan.

Dalam penelitian ini, algoritma Decision Tree diterapkan untuk menentukan kategori tingkat penerimaan menu pada Program Makan Bergizi Gratis berdasarkan data yang telah dikumpulkan. Pembentukan struktur pohon dilakukan melalui perhitungan nilai entropi dan information gain pada setiap atribut yang digunakan. Nilai Entropy berfungsi untuk mengukur tingkat ketidakpastian atau keragaman data dalam suatu kelompok, sedangkan Information Gain digunakan untuk menilai seberapa besar kemampuan suatu atribut dalam memisahkan data sehingga dapat dipilih sebagai node terbaik pada pohon keputusan. Entropy dihitung menggunakan Persamaan 2.

$$Entropy(S) = -\sum_{i=1}^{n} p_i \log_2 p_i \tag{2}$$

Pada Persamaan (2), *Entropy(S)* menggambarkan tingkat ketidakpastian dalam himpunan data S. Nilai $p_i$merepresentasikan proporsi data pada kelas ke-i, sedangkan $n$menunjukkan jumlah total kelas dalam dataset. Entropy yang rendah menandakan bahwa data dalam suatu kelompok memiliki homogenitas tinggi.

Sebaliknya, nilai Entropy yang tinggi mengindikasikan adanya ketidakpastian yang signifikan, sehingga diperlukan proses pemisahan lebih lanjut untuk membentuk kelompok data yang lebih seragam. Sementara Information Gain dirumuskan dengan Persamaan 3.

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{v} \frac{|S_v|}{|S|} Entropy(S_v) \quad (3)$$

Pada Persamaan (3), *Gain(S,A)* merepresentasikan nilai *Information Gain* dari atribut A. Nilai *Entropy(S)* menunjukkan tingkat ketidakpastian sebelum data dipisahkan, sedangkan S_v adalah subset data yang terbentuk berdasarkan nilai atribut tertentu. Simbol $| S_v |$ menyatakan jumlah data pada subset tersebut, sementara $| S |$ menunjukkan total data dalam keseluruhan dataset. Adapun *Entropy(S_v)* menggambarkan tingkat ketidakpastian pada masing-masing subset. Atribut dengan nilai *Information Gain* tertinggi akan dipilih sebagai simpul utama dalam pembentukan pohon keputusan. Proses ini dilakukan secara berulang hingga seluruh data dapat diklasifikasikan ke dalam kelas yang sesuai atau sampai tercapai kondisi penghentian pembentukan pohon.

Dalam penelitian ini, hasil klasifikasi yang dihasilkan oleh algoritma Decision Tree digunakan untuk menentukan kategori tingkat penerimaan menu yang terdiri atas Sangat Diterima, Diterima, Kurang Diterima, dan Tidak Diterima. Selanjutnya, performa algoritma dibandingkan dengan Naïve Bayes untuk mengetahui metode yang memberikan hasil klasifikasi terbaik pada dataset yang digunakan.

2.7. Evaluasi Menggunakan Confusion Matrix

Evaluasi dilakukan untuk mengetahui seberapa baik kemampuan algoritma klasifikasi dalam menentukan tingkat penerimaan menu pada Program Makan Bergizi Gratis. Dalam penelitian ini, pengecekan seberapa baik model bekerja dilakukan dengan menggunakan Confusion Matrix, yaitu cara menilai model dengan membandingkan hasil yang dikeluarkan model dengan data sebenarnya. Dengan cara ini, kita bisa mengetahui seberapa baik model tersebut dalam mengklasifikasikan data dan berapa banyak kesalahan yang terjadi selama proses prediksi.

Confusion Matrix terdiri dari empat komponen utama, yaitu True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). True Positive menunjukkan berapa banyak data yang berhasil diprediksi sebagai kelas positif dan sesuai dengan kondisi sebenarnya. True Negative adalah data yang diprediksi sebagai kelas negatif dan ternyata benar sesuai dengan data sebenarnya. Sementara itu, False Positive adalah data yang diberi kategori positif, padahal kondisi sebenarnya termasuk kategori negatif. Sebaliknya, False Negative adalah data yang diperkirakan masuk ke kategori negatif, meskipun pada kondisi sebenarnya termasuk ke dalam kategori positif.

Tabel 5. Confusion Matrix

Prediksi / Aktual	Positif	Negatif
Positif	True Positive (TP)	False Positive (FP)
Negatif	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Berdasarkan nilai yang diperoleh dari Confusion Matrix, beberapa metrik evaluasi dapat dihitung untuk mengetahui performa model klasifikasi. Metrik yang digunakan dalam penelitian ini meliputi Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score, yang ditunjukkan pada Persamaan 4-7.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (4)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (5)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (6)$$

$$F1\text{-}Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (7)$$

Nilai Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score yang diperoleh dari proses evaluasi selanjutnya digunakan untuk membandingkan performa algoritma Naïve Bayes dan Decision Tree dalam mengklasifikasikan tingkat penerimaan menu Program Makan Bergizi Gratis di Kabupaten Nabire. Algoritma dengan nilai evaluasi terbaik akan dianggap sebagai model yang paling sesuai untuk digunakan pada dataset penelitian ini.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN.

3.1. Hasil Pengujian Algoritma Naïve Bayes

Pengujian pertama dilakukan menggunakan algoritma Naïve Bayes dengan menerapkan metode 10-Fold Cross-Validation pada dataset penelitian yang berjumlah 3.840 data. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui kemampuan algoritma dalam mengklasifikasikan tingkat penerimaan menu Program Makan Bergizi Gratis berdasarkan atribut yang digunakan dalam penelitian. Hasil evaluasi algoritma Naïve Bayes ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Evaluasi Algoritma Naïve Bayes

Metrik Evaluasi	Nilai
AUC	0,503
Accuracy	0,253
Precision	0,253
Recall	0,253
F1-Score	0,252
MCC	0,004

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, algoritma Naïve Bayes memiliki tingkat akurasi sebesar 25,3%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model masih belum mampu dengan baik dalam mengenali pola-pola yang bisa membedakan setiap kategori penerimaan menu. Selain itu, nilai Precision, Recall, dan F1-Score yang hampir sama menunjukkan bahwa kemampuan model dalam memprediksi setiap kelas masih kurang baik.

Tabel 7. Confusion Matrix Algoritma Naïve Bayes

Aktual	Diterima	Kurang Diterima	Sangat Diterima	Tidak Diterima	Jumlah
Diterima	234	296	180	239	949
Kurang Diterima	262	263	200	257	982
Sangat Diterima	234	238	190	283	945
Tidak Diterima	225	259	195	285	964
Jumlah	955	1056	765	1064	3840

Berdasarkan Confusion Matrix, terlihat bahwa masih terdapat cukup banyak data yang terklasifikasi ke kelas yang berbeda dari kelas sebenarnya. Hal ini mengindikasikan bahwa hubungan antara atribut yang digunakan dan variabel target belum dapat dipelajari secara optimal oleh algoritma Naïve Bayes. Salah satu penyebabnya dapat berasal dari karakteristik data lapangan yang memiliki variasi tinggi sehingga pola antarkelas menjadi sulit dibedakan.

3.2. Hasil Pengujian Algoritma Decision Tree.

Pengujian berikutnya dilakukan mengunakan algoritma Decision Tree dengan dataset dan metode evaluasi yang sama. Algoritma ini membentuk struktur pohon kepuutusan berdasarkan atribut yang memiliki kemampuan terbaik dalam memisahkan data ke dalam kelas yang berbeda. Hasil evaluasi algoritma Decision Tree ditampilkan pada Tabel 7.

Tabel 8. Hasil Evaluasi Algoritma Decision Tree

Metrik Evaluasi	Nilai
AUC	0,509
Accuracy	0,260
Precision	0,259
Recall	0,260
F1-Score	0,257
MCC	0,013

Berdasarkan hasil pengujian, algoritma Decision Tree memperoleh nilai accuracy sebesar 26,0%. Nilai tersebut sedikit lebih tinggi daripada dengan algoritma Naïve Bayes. Selain accuracy, nilai Precision, Recall, F1-Score, dan MCC yang dihasilkan juga menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan metode sebelumnya.

Tabel 9. Confusion Matrix Algoritma Decision Tree.

Aktual	Diterima	Kurang Diterima	Sangat Diterima	Tidak Diterima	Jumlah
Diterima	315	238	195	201	949
Kurang Diterima	323	276	182	201	982
Sangat Diterima	287	251	222	185	945

Aktual	Diterima	Kurang Diterima	Sangat Diterima	Tidak Diterima	Jumlah
Tidak Diterima	301	261	218	184	964
Jumlah	1226	1026	817	771	3840

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 9, algoritma Decision Tree masih menunjukkan kesalahan klasifikasi pada seluruh kategori tingkat penerimaan menu. Kelas *Tidak Diterima* menjadi kategori yang paling sulit dikenali, karena hanya 184 dari 964 data yang berhasil diklasifikasikan dengan tepat. Sebagian besar data dalam kelas ini diprediksi sebagai *Diterima* sebanyak 301 data dan *Kurang Diterima* sebanyak 261 data. Selain itu, kelas *Sangat Diterima* juga mengalami tingkat misklasifikasi yang cukup tinggi, di mana 287 data terklasifikasi sebagai *Diterima* dan 251 data sebagai *Kurang Diterima*.

Pola kesalahan tersebut mengindikasikan adanya kemiripan karakteristik antar kelas, sehingga model Decision Tree kesulitan membentuk *decision boundary* yang optimal untuk memisahkan setiap kategori. Kesamaan nilai pada atribut kandungan gizi maupun preferensi menu menyebabkan data dari kelas berbeda memiliki pola yang hampir identik, sehingga meningkatkan kemungkinan terjadinya misklasifikasi. Kondisi ini sejalan dengan nilai *Accuracy* sebesar 26,0% dan *MCC* sebesar 0,013, yang menunjukkan bahwa kemampuan model dalam membedakan antar kelas masih rendah.

3.3. Perbandingan Kinerja Algoritma

Perbandingan performa dilakukan untuk mengetahui algoritma yang memberikan hasil terbaik dalam mengklasifikasikan tingkat penerimaan menu Program Makan Bergizi Gratis. Perbandingan dilakukan berdasarkan nilai AUC, Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, dan MCC yang diperoleh dari proses pengujian menggunakan 10-Fold Cross-Validation.

Tabel 10. Perbandingan Hasil Evaluasi Algoritma

Metrik	Naïve Bayes	Decision Tree
AUC	0,503	0,509
Accuracy	0,253	0,260
Precision	0,253	0,259
Recall	0,253	0,260
F1-Score	0,252	0,257
MCC	0,004	0,013

Berdasarkan Tabel 7, algoritma Decision Tree memperoleh nilai yang lebih tinggi pada seluruh metrik evaluasi dibandingkan dengan Naïve Bayes. Meskipun perbedaannya tidak terlalu besar, hasil tersebut menunjukkan bahwa Decision Tree memiliki kemampuan klasifikasi yang lebih baik pada dataset yang digunakan dalam penelitian ini.

Rendahnya nilai accuracy yang diperoleh kedua algoritma menunjukkan bahwa tingkat penerimaan menu tidak hanya dipengaruhi oleh atribut yang digunakan dalam penelitian. Faktor lain seperti kebiasaan makan peserta, preferensi individu terhadap jenis makanan tertentu, kondisi lingkungan, maupun faktor psikologis kemungkinan turut memengaruhi tingkat penerimaan menu, namun belum terakomodasi dalam dataset yang digunakan.

Temuan penelitian memperlihatkan bahwa klasifikasi tingkat penerimaan menu merupakan persoalan yang cukup kompleks karena dipengaruhi oleh beragam atribut yang saling berinteraksi, seperti kandungan gizi, karakteristik peserta, serta preferensi terhadap rasa, aroma, tekstur, dan porsi. Berdasarkan hasil evaluasi, algoritma Decision Tree memperoleh nilai *accuracy* sebesar 26,0%, sedikit lebih tinggi dibandingkan Naïve Bayes yang mencapai 25,3%.

Kinerja Decision Tree yang lebih unggul dapat dijelaskan melalui karakteristik algoritma yang mampu membentuk aturan keputusan berdasarkan hubungan antar atribut tanpa bergantung pada asumsi linearitas maupun independensi. Hal ini membuat Decision Tree lebih fleksibel dalam mengenali pola interaksi antara kandungan gizi dan preferensi peserta yang saling memengaruhi tingkat penerimaan menu.

Sebaliknya, Naïve Bayes bekerja dengan asumsi bahwa setiap atribut bersifat independen satu sama lain. Pada dataset penelitian ini, asumsi tersebut tidak sepenuhnya terpenuhi karena atribut seperti karbohidrat, protein, lemak, vitamin, mineral, serta preferensi rasa, aroma, tekstur, dan porsi memiliki keterkaitan yang dapat memengaruhi keputusan peserta. Ketidaksesuaian asumsi independensi tersebut berpotensi menghasilkan probabilitas yang kurang optimal sehingga performa Naïve Bayes sedikit lebih rendah dibandingkan Decision Tree.

Meskipun demikian, perbedaan akurasi kedua algoritma relatif kecil, yang menunjukkan bahwa kualitas atribut masih menjadi faktor penting dalam kemampuan model membedakan setiap kelas penerimaan menu. Penambahan atribut yang lebih representatif, seperti frekuensi konsumsi, kebiasaan makan, maupun faktor sosial ekonomi, serta peningkatan jumlah dan keragaman data pada penelitian berikutnya berpotensi menghasilkan model klasifikasi dengan akurasi yang lebih baik

3.4. Analisis dan Diskusi

Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree memiliki performa yang sedikit lebih unggul dibandingkan *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan tingkat penerimaan menu Program Makan Bergizi Gratis di Kabupaten Nabire. Perbedaan ini mengindikasikan bahwa karakteristik data pada penelitian lebih sesuai dimodelkan dengan pendekatan berbasis pohon keputusan. *Decision Tree* mampu membentuk aturan klasifikasi melalui kombinasi berbagai atribut, sehingga lebih efektif dalam mengenali keterkaitan antara karakteristik peserta, kandungan gizi, preferensi rasa, pilihan menu, dan ukuran porsi. Sebaliknya, *Naïve Bayes* bekerja dengan asumsi independensi antaratribut, sehingga kinerjanya dapat menurun ketika hubungan antarvariabel dalam dataset cukup kuat.

Temuan ini konsisten dengan sejumlah penelitian sebelumnya yang menegaskan bahwa *Decision Tree* memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data klasifikasi dengan keterkaitan atribut yang kompleks, khususnya di bidang gizi dan kesehatan. Di sisi lain, beberapa studi juga menekankan bahwa *Naïve Bayes* tetap unggul dari sisi kesederhanaan model dan efisiensi komputasi, meskipun kinerjanya sangat bergantung pada terpenuhinya asumsi independensi antaratribut. Hal ini menegaskan bahwa pemilihan algoritma klasifikasi tidak hanya ditentukan oleh karakteristik algoritma itu sendiri, tetapi juga harus disesuaikan dengan sifat dataset yang dianalisis.

Walaupun *Decision Tree* memberikan hasil terbaik dalam penelitian ini, tingkat akurasi yang diperoleh oleh kedua algoritma masih relatif rendah. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa penerimaan menu Program Makan Bergizi Gratis dipengaruhi oleh faktor yang lebih kompleks dibandingkan dengan atribut yang digunakan dalam penelitian. Faktor seperti kebiasaan makan, latar belakang sosial budaya, kualitas penyajian, serta kondisi lingkungan sekolah diduga turut memengaruhi tingkat penerimaan peserta. Oleh karena itu, penelitian lanjutan dapat mempertimbangkan penambahan atribut yang lebih representatif serta melakukan perbandingan dengan algoritma klasifikasi lain untuk meningkatkan kemampuan prediksi model. Dari sisi praktis, hasil penelitian ini dapat dijadikan dasar untuk mendukung evaluasi sekaligus penyusunan menu Program Makan Bergizi Gratis yang lebih sesuai dengan karakteristik peserta di Kabupaten Nabire.

4. KESIMPULAN.

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja algoritma Naïve Bayes dan Decision Tree dalam mengklasifikasikan tingkat penerimaan menu Program Makan Bergizi Gratis (MBG) di Kabupaten Nabire. Dengan menggunakan 3.840 data dan metode *10-Fold Cross-Validation* melalui perangkat lunak Orange Data Mining, penelitian ini memberikan gambaran empiris mengenai efektivitas kedua algoritma dalam konteks data gizi dan preferensi peserta.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa Decision Tree memiliki performa sedikit lebih baik dibandingkan Naïve Bayes, meskipun tingkat akurasi keduanya masih relatif rendah. Temuan ini menegaskan bahwa penerimaan menu tidak hanya dipengaruhi oleh atribut gizi dan preferensi dasar, tetapi juga oleh faktor lain yang belum tercakup dalam dataset, seperti kebiasaan makan, kondisi sosial ekonomi, dan budaya.

Kontribusi utama penelitian ini adalah memberikan bukti empiris tentang keterbatasan algoritma klasik dalam menangani data dengan interaksi atribut yang kompleks, sekaligus membuka peluang untuk eksplorasi algoritma yang lebih canggih pada penelitian selanjutnya. Selain itu, penelitian ini memperkuat dasar bagi pengembangan sistem pendukung keputusan di bidang gizi, khususnya dalam evaluasi dan penyusunan menu MBG yang lebih sesuai dengan karakteristik peserta. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya membandingkan performa algoritma, tetapi juga memberikan arah pengembangan metodologi klasifikasi dan sistem evaluasi program gizi dalam konteks lokal.

REFERENSI

[1] S. Hamzah and B. Hamzah, "Pemberdayaan Masyarakat melalui Gerakan Masyarakat Hidup Sehat (Germas) pada Mahasiswa di Kotamobagu," *Jurnal Pengabdi. Kesehat. Masy.*, vol. 2, no. 2, pp. 107–125, 2021.

[2] R. Van Kesteren and A. Evans, "Cooking without thinking: How understanding cooking as a practice can shed new light on inequalities in healthy eating," *Appetite*, vol. 147, p. 104503, 2020. doi: 10.1016/j.appet.2019.104503.

[3] W. Abdullah, "Evaluasi Program Perbaikan Gizi Pondok Pesantren Di Provinsi Lampung," UIN Raden Intan Lampung, 2022,

[4] T. F. Kardi and R. Kurniasari, "Efektivitas penggunaan media edukasi gizi terhadap pengetahuan overweight dan obesitas pada remaja sekolah: literature review," *Media Publik Promosi Kesehat. Indones.*, vol. 5, no. 5, pp. 482–486, 2022, doi: 10.56338/mppki.v5i5.2247.

[5] H. A. Rahmah, A. Anggraini, Y. P. Nilasari, and E. P. Salsabilla, "Analisis efektivitas program makan bergizi gratis di sekolah dasar Indonesia tahun 2025," *Integr. Perspect. Soc. Sci. J.*, vol. 2, no. 2 Mei, pp. 2855–2866, 2025.

[6] R. Ramadhani and T. Hidayat, "Metode machine learning untuk klasifikasi data gizi balita dengan algoritma Naïve Bayes, KNN, dan Decision Tree," *Jurnal SIMETRIS*, vol. 15, no. 1, pp. 57–68, 2024.

[7] S. Taufiq and W. Kurniawan, "Klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan Algoritma Naive Bayes Berdasarkan Pengukuran Antropometri," *Jurnal Ilmu Pengetauan. dan Teknologi.*, vol. 9, no. 1, pp. 1–5, 2025.

[8] M. A. R. Sabima, B. C. Octariadi, and R. W. S. Insani, "Klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan Algoritma Random Forest," *Jurnal Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 8, no. 1, pp. 95–99, 2026. doi:10.47233/jteksis.v8i1.2415.

[9] E. Najwa, T. S. Simanjuntak, M. G. Ramadhan, S. N. Rakhmah, F. A. Sariasih, and I. Sutoyo, "Penerapan machine learning untuk rekomendasi konsumsi makanan sehat berdasarkan data gizi pangan Indonesia," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 10, no. 1, pp. 341–348, 2026.

[10] U. Agustini, "Efektivitas dan tantangan kebijakan program makan bergizi gratis sebagai intervensi pendidikan di Indonesia," *J. Kiprah Pendidik.*, vol. 4, no. 3, pp. 362–368, 2025.

[11] M. R. Habib, L. G. Pratiwi, H. Hardiansyah, U. Rosidin, and H. Handoko, "Evaluasi implementasi program makan bergizi gratis (MBG) di Sekolah Dasar X Kota Bandar Lampung," *Didakt. Dwija Indria*, vol. 13, no. 6, pp. 963–969.

[12] R. Salleh, R. Rajikan, S. Shahar, M. R. Shahril, S. M. Elias, and N. A. Ahmad, "Nutrient profiling model towards recommendation of a healthy diet: A scoping review," 2023. *urnal Gizi dan Pangan*, vol. 18, no. 3, pp. 197–208, 2023. doi: 10.25182/jgp.2023.18.3.197-208.

[13] P. A. Sabrina, "Klasifikasi status gizi balita menggunakan metode Decision Tree dan K-Fold Cross Validation".

[14] B. Al Qohar, Y. M. P. Tanga, and A. Y. Darmawan, "Machine learning techniques for classifying Indonesian foods and drinks by nutritional profiles," *J. Inf. Syst. Explor. Res.*, vol. 3, no. 1, pp. 23–38, 2025. doi:10.52465/joiser.v3i1.528.

[15] I. Febrianto and A. P. Sari, "Comparison of C4. 5 Decision Tree and Naive Bayes Algorithms for Classification of Nutritional Status in Stunting Toddlers," *IJCONSIST JOURNALS*, vol. 5, no. 1, pp. 25–31, 2023. doi:10.33005/ijconsist.v5i1.122.

[16] P. Handayani, A. C. Fauzan, and H. Harliana, "Machine Learning Klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan Algoritma Random Forest," *KLIK Kajan. Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 4, no. 6, pp. 3064–3072, 2024. doi:10.30865/klik.v4i6.1807.

[17] E. M. Barrett *et al.*, "Criterion validation of nutrient profiling systems: a systematic review and meta-analysis," *Am. J. Clin. Nutr.*, vol. 119, no. 1, pp. 145–163, 2024. doi:10.1016/j.ajcnut.2023.09.020.

[18] D. Kirk, E. Kok, M. Tufano, B. Tekinerdogan, E. J. M. Feskens, and G. Camps, "Machine learning in nutrition research," *Adv. Nutr.*, vol. 13, no. 6, pp. 2573–2589, 2022. doi:10.1093/advances/nmac103.

[19] R. R. R. Arisandi, B. Warsito, and A. R. Hakim, "Aplikasi na{\"\i}ve bayes classifier (nbc) pada klasifikasi status gizi balita stunting dengan pengujian k-fold cross validation," *Jurnal Gaussian*, vol. 11, no. 1, pp. 130–139, 2022. doi:10.14710/j.gauss.11.1.130-139.

[20] S. Taufiq, "Indonesian klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan Algoritma Naive Bayes Berdasarkan Pengukuran Antropometri," *Jurnal Ilmu Pengetauan. dan Teknologi*, vol. 9, no. 1, pp. 1–5, 2025.

[21] F. M. Hidayat, A. Yaqin, and others, "Penerapan Algoritma Na{\"\i}ve Bayes Untuk Klasifikasi Status Gizi Stunting Pada Balita," *DIELEKTRIKA*, vol. 11, no. 2, pp. 107–118, 2024. doi: 10.30649/dielektrika.v11i2.390.

[22] S. K. Ayd\in, R. H. Ali, S. Faiz, and T. A. Khan, "An integrated ai framework for personalized nutrition using machine learning and natural language processing for dietary recommendations," *Appl. Sci.*, vol. 15, no. 17, p. 9283, 2025. doi:10.3390/app15179283.

[23] D. M. Thomas *et al.*, "AI and machine learning in nutrition: the promise, the challenge, and recommendations," *Am. J. Clin. Nutr.*, 2025. doi:10.1016/j.ajcnut.2025.05.023.

[24] D. Tsolakidis, L. P. Gymnopoulos, and K. Dimitropoulos, "Artificial intelligence and machine learning technologies for personalized nutrition: a review," in *Informatics*, 2024, p. 62. doi:10.3390/informatics11030062.

[25] X. Wang, Z. Sun, H. Xue, and R. An, "Artificial intelligence applications to personalized dietary recommendations: a systematic review," in *Healthcare*, 2025, p. 1417. doi:10.3390/healthcare13091417.

[26] R. F. Syamsu, R. A. Putry, and N. M. Widyadhana, "Tinjauan nilai gizi dari program makan bergizi gratis (MBG) Presiden RI," *J. Gizi Nas.*, vol. 6, pp. 14843–14853, 2025. doi: 10.31004/jkt.v6i4.51554

[27] I. FEBRIANTO, "Komparasi Algoritma Decision Tree C4. 5 Dan Naive Bayes Pada Klasifikasi Status Gizi Balita Stunting," Universitas Pembangunan Nasional "VETERAN" Jawa Timur, 2023.

[28] A. Cascarano *et al.*, "Machine and deep learning for longitudinal biomedical data: a review of methods and applications," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 56, no. Suppl 2, pp. 1711–1771, 2023. doi: 10.31004/jkt.v6i4.51554

[29] C. Burgaz *et al.*, "The effectiveness of food system policies to improve nutrition, nutrition-related inequalities and environmental sustainability: a scoping review: Celia et al.," *Food Secur.*, vol. 15, no. 5, pp. 1313–1344, 2023.doi: 10.1007/s12571-023-01385-1

[30] K. E. Sembiring, Z. Indra, and D. Y. Niska, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Mengklasifikasikan Stunting Pada Anak Balita Berbasis Web Di Puskesmas Mayor Umar Damanik Kota Tanjungbalai," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika.*, vol. 8, no. 6, pp. 12438–12445, 2024. doi: 10.36040/jati.v8i6.11953

[31] T. P. Theodore Armand, K. A. Nfor, J.-I. Kim, and H.-C. Kim, "Applications of artificial intelligence, machine learning, and deep learning in nutrition: a systematic review," *Nutrients*, vol. 16, no. 7, p. 1073, 2024. doi: 10.3390/nu16071073

[32] J. F. Nisa and S. Sumarmi, "Evaluation of The Implementation of The Stunting Prevention Program: Literature Review," *Media Gizi Kesmas*, vol. 13, no. 2, pp. 853–862, 2024. doi: 10.20473/mgk.v13i2.2024.860-868

[33] S. A. Putri and R. A. Purnama, "Klasifikasi status gizi balita menggunakan metode Decision Tree dan K-Fold Cross Validation," *J. Inform.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–8, 2024. doi: 10.26555/jifo.v11i1.100

[34] W. Quan, J. Zhou, J. Wang, J. Huang, and L. Du, "Machine Learning-Driven Precision Nutrition: A Paradigm Evolution in Dietary Assessment and Intervention," *Nutrients*, vol. 18, no. 1, p. 45, 2025. doi: 10.3390/nu18010045

[35] R. Ratra and P. Gulia, "Experimental evaluation of open source data mining tools (WEKA and Orange)," *Int. J. Eng. Trends Technol.*, vol. 68, no. 8, pp. 30–35, 2020. doi: 10.14445/22315381/IJETT-V68I8P206S

[36] L. M. Bodnar, S. I. Kirkpatrick, and A. I. Naimi, "Machine learning can improve the development of evidence-based dietary guidelines," *Public Health Nutr.*, vol. 25, no. 9, pp. 2566–2569, 2022. doi: 10.1017/S1368980022001392

[37] S. M. Donovan *et al.*, "Personalized nutrition: perspectives on challenges, opportunities, and guiding principles for data use and fusion," *Crit. Rev. Food Sci. Nutr.*, vol. 65, no. 30, pp. 7151–7169, 2025. doi: 10.1080/10408398.2025.2461237

[38] E. K. Nurnawati, M. Sholeh, R. Y. Ariyana, and E. Almuntaha, "Comparison of Decision Tree and Na{\"\i}ve Bayes algorithms in classification models to determine lecturer performance using K Fold Cross Validation," *J. TAM (Technology Accept. Model.*, vol. 14, no. 2, pp. 152–157, 2023. doi: 10.5281/zenodo.10234567