

Sistem Rekomendasi Menu Makanan Berbasis Content-Based Filtering dan XGBoost untuk Optimasi Kebutuhan Nutrisi Personal

¹Erpiana, ²Syafrijon, ³Yeka Hendriyani, ⁴Vera Irma Delianti

^{1,2,3,4} Program Studi Informatika, Departemen Teknik Elektronika, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

*Corresponding Author e-mail: erpianapia@gmail.com

Received: April 2026; Revised: April 2026; Published: May 2026

Abstrak

Pemilihan menu makanan yang sesuai dengan kebutuhan nutrisi personal masih menjadi persoalan praktis, terutama ketika pengguna harus menyeimbangkan preferensi rasa, jenis bahan, metode memasak, dan target makronutrisi. Penelitian ini bertujuan merancang dan mengevaluasi sistem rekomendasi menu makanan berbasis aplikasi Android yang mengintegrasikan Content-Based Filtering dan XGBoost untuk optimasi kebutuhan nutrisi. Sistem menghitung kebutuhan energi pengguna menggunakan rumus Revised Harris-Benedict berdasarkan usia, jenis kelamin, berat badan, tinggi badan, dan tingkat aktivitas fisik. Content-Based Filtering digunakan untuk menyaring kandidat lauk berdasarkan jenis bahan utama, cita rasa, dan metode memasak menggunakan cosine similarity berbobot, sedangkan XGBoost Regressor digunakan untuk menilai kesesuaian nutrisi setiap kombinasi menu nasi, lauk, sayur, dan buah. Model dilatih menggunakan 500 profil pengguna simulasi dan 1.000 kombinasi menu sehingga terbentuk 500.000 data pelatihan. Hasil pengujian menunjukkan akurasi perhitungan nutrisi sebesar 99,96% terhadap perhitungan manual dengan rata-rata selisih 0,24 kkal. Model XGBoost menghasilkan MAE 0,0285, RMSE 0,0360, R^2 0,9465, Spearman Rank Correlation 0,9654, Top-3 Accuracy 1,0000, dan NDCG@3 0,9922. Pengujian Black Box mencapai keberhasilan 98,6%, sedangkan pengujian pengguna memperoleh skor 4,47 dari skala 5. Temuan ini menunjukkan bahwa integrasi penyaringan berbasis preferensi dan penilaian nutrisi berbasis machine learning mampu menghasilkan rekomendasi menu yang adaptif, terukur, dan relevan bagi pengguna dewasa sehat.

Kata kunci: Content-Based Filtering; kebutuhan nutrisi; rekomendasi menu makanan; sistem rekomendasi; XGBoost

Food Menu Recommendation System Based on Content-Based Filtering and XGBoost for Personal Nutritional Needs Optimization

Abstract

Selecting meals that match personal nutritional needs remains a practical challenge because users must balance food preference, ingredient type, cooking method, and macronutrient targets simultaneously. This study aims to design and evaluate an Android-based food menu recommendation system that integrates Content-Based Filtering and XGBoost for nutritional needs optimization. The system calculates users' energy requirements using the Revised Harris-Benedict equation based on age, sex, body weight, height, and physical activity level. Content-Based Filtering filters side-dish candidates using weighted cosine similarity based on main ingredient type, taste, and cooking method, while XGBoost Regressor evaluates the nutritional suitability of each complete menu combination consisting of rice, side dish, vegetables, and fruit. The model was trained using 500 simulated user profiles and 1,000 menu combinations, resulting in 500,000 training records. The test results show that the nutritional calculation achieved 99.96% accuracy compared with manual calculation, with an average difference of 0.24 kcal. The XGBoost model obtained an MAE of 0.0285, RMSE of 0.0360, R^2 of 0.9465, Spearman Rank Correlation of 0.9654, Top-3 Accuracy of 1.0000, and NDCG@3 of 0.9922. Black Box testing reached a 98.6% success rate, while user testing achieved an average score of 4.47 out of 5. These findings indicate that integrating preference-based filtering and machine learning-based nutritional scoring can produce adaptive, measurable, and relevant menu recommendations for healthy adult users.

Keywords: Content-Based Filtering; food menu recommendation; nutritional needs; recommendation system; XGBoost

How to Cite: Erpiana, E., Syafrijon, S., Hendriyani, Y. ., & Delianti, V. I. . (2026). Sistem Rekomendasi Menu Makanan Berbasis Content-Based Filtering dan XGBoost untuk Optimasi Kebutuhan Nutrisi Personal. *Journal of Authentic Research*, 5(2), 3412-3424. <https://doi.org/10.36312/r3ne6g79>



<https://doi.org/10.36312/r3ne6g79>

Copyright© 2026, Erpiana et al.

This is an open-access article under the [CC-BY-SA](#) License.



PENDAHULUAN

Keseimbangan nutrisi merupakan salah satu fondasi utama dalam menjaga kesehatan individu karena kecukupan energi dan makronutrisi berperan langsung dalam metabolisme, fungsi fisiologis, daya tahan tubuh, dan produktivitas harian. Pola makan sehat tidak hanya berkaitan dengan kecukupan kalori, tetapi juga dengan prinsip kecukupan, keseimbangan, moderasi, dan keberagaman pangan. World Health Organization menegaskan bahwa diet sehat berperan dalam pencegahan malnutrisi dan penyakit tidak menular seperti diabetes, penyakit jantung, stroke, dan kanker, serta menekankan bahwa kebutuhan diet dapat berbeda menurut usia, jenis kelamin, gaya hidup, aktivitas fisik, konteks budaya, dan ketersediaan pangan lokal. Dalam konteks Indonesia, persoalan ini semakin penting karena perubahan gaya hidup, peningkatan konsumsi makanan praktis, dan kemudahan akses terhadap makanan melalui layanan digital dapat memperluas pilihan makanan, tetapi belum tentu meningkatkan kualitas keputusan makan. Andriyani et al. (2024) menunjukkan bahwa konsumsi makanan cepat saji pada orang dewasa Indonesia berkaitan dengan pola asupan energi yang tinggi, sedangkan Survei Kesehatan Indonesia menunjukkan bahwa prevalensi obesitas dewasa dan rendahnya konsumsi sayur-buah masih menjadi isu kesehatan masyarakat (Badan Kebijakan Kesehatan Kemenkes, 2023). Dengan demikian, masalah mendasar yang dihadapi masyarakat bukan lagi sekadar ketersediaan makanan, melainkan kemampuan memilih menu yang sesuai dengan kebutuhan tubuh, preferensi pribadi, dan prinsip gizi seimbang.

Masalah tersebut menjadi lebih kompleks karena kebutuhan nutrisi bersifat personal. Dua individu dengan pilihan makanan yang sama dapat memiliki kebutuhan energi dan makronutrisi yang berbeda akibat perbedaan usia, jenis kelamin, berat badan, tinggi badan, dan tingkat aktivitas fisik. Dalam praktik sehari-hari, pengguna sering kali hanya mempertimbangkan rasa, kebiasaan, harga, atau kemudahan akses ketika memilih menu, sementara informasi gizi yang tersedia tidak selalu mudah diterjemahkan menjadi keputusan makan yang konkret. Bisma et al. (2021) menekankan pentingnya perhitungan kebutuhan kalori personal sebagai pendamping gaya hidup sehat, sedangkan Rizal et al. (2024) menunjukkan bahwa estimasi kebutuhan metabolik perlu memperhitungkan karakteristik tubuh dan aktivitas. Kondisi ini menunjukkan adanya kesenjangan antara informasi gizi dan keputusan konsumsi: pengguna mungkin mengetahui bahwa makanan sehat penting, tetapi tetap mengalami kesulitan menentukan kombinasi makanan yang mendekati target kalori, protein, lemak, dan karbohidrat per waktu makan.

Perkembangan aplikasi digital sebenarnya membuka peluang untuk mengatasi kesenjangan tersebut. Aplikasi makanan, layanan pesan antar, dan sistem pencatatan diet telah membuat pengguna semakin akrab dengan teknologi dalam aktivitas makan sehari-hari. Namun, banyak aplikasi masih berfokus pada pencatatan manual makanan, kalkulasi kalori setelah konsumsi, atau rekomendasi berdasarkan popularitas dan preferensi umum. Pendekatan seperti ini belum sepenuhnya menjawab persoalan utama dalam rekomendasi makanan personal, yaitu bagaimana sistem dapat menyaring banyak pilihan makanan menjadi menu yang disukai pengguna sekaligus sesuai dengan target nutrisi individual. Dalam domain rekomendasi makanan, tantangan ini lebih rumit dibandingkan rekomendasi hiburan atau belanja, karena kualitas rekomendasi tidak hanya ditentukan oleh relevansi preferensi, tetapi juga oleh implikasi kesehatan dan kesesuaian komposisi nutrisi. Bondevik et al. (2023) menunjukkan bahwa food recommender systems merupakan

domain yang kompleks karena melibatkan keragaman data, metode, preferensi, dan evaluasi, serta sebagian sistem masih mengabaikan atribut personal pengguna.

Sistem rekomendasi menjadi pendekatan yang relevan karena mampu membantu pengguna menyaring banyak alternatif menjadi beberapa pilihan yang lebih sesuai. Mahajan dan Kaur (2024) menegaskan bahwa variasi pilihan makanan dan gaya hidup modern meningkatkan kebutuhan terhadap sistem rekomendasi makanan sebagai alat bantu dalam memilih makanan yang lebih tepat, khususnya dalam konteks manajemen kesehatan dan nutrisi. Namun, sistem rekomendasi makanan yang efektif perlu memenuhi dua syarat sekaligus. Pertama, sistem harus mampu menangkap preferensi eksplisit pengguna, misalnya jenis bahan utama, cita rasa, dan metode memasak. Kedua, sistem harus mampu menilai kesesuaian menu terhadap kebutuhan nutrisi personal, bukan hanya menampilkan makanan yang mirip dengan selera pengguna. Yang et al. (2017) melalui Yum-me juga menekankan bahwa rekomendasi makanan yang personal harus mampu menjembatani dua tujuan yang sering bertentangan, yaitu makanan yang menarik bagi selera pengguna dan makanan yang memenuhi ekspektasi nutrisi. Oleh karena itu, pendekatan rekomendasi makanan tidak cukup hanya berbasis kemiripan konten atau preferensi, tetapi perlu mengintegrasikan mekanisme evaluasi nutrisi yang terukur.

Penelitian terdahulu telah mengembangkan berbagai pendekatan untuk rekomendasi makanan. Pangestu et al. (2025) menggunakan Content-Based Filtering untuk merekomendasikan makanan sehat berdasarkan kalori pengguna, sehingga kontribusinya terletak pada pencocokan antara item makanan dan kebutuhan kalori. Namun, pendekatan yang berfokus pada total kalori masih memiliki keterbatasan karena dua menu dengan jumlah kalori yang serupa dapat memiliki distribusi protein, lemak, dan karbohidrat yang berbeda. Almas et al. (2024) menggabungkan kebutuhan nutrisi dan Content-Based Filtering dengan K-Nearest Neighbor, tetapi pendekatan tersebut masih perlu diperkuat dalam penilaian menu lengkap yang terdiri atas beberapa komponen makanan. Widianjari et al. (2025) mengembangkan sistem rekomendasi resep dengan Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering, tetapi rekomendasi resep tidak selalu identik dengan rekomendasi menu makan lengkap yang mempertimbangkan target nutrisi per waktu makan. Dengan demikian, studi-studi tersebut menunjukkan potensi sistem rekomendasi makanan, tetapi belum sepenuhnya menyelesaikan persoalan integrasi antara preferensi eksplisit pengguna, pembentukan menu lengkap, dan penilaian kesesuaian nutrisi berbasis target personal.

Di sisi lain, perkembangan machine learning memungkinkan sistem menilai hubungan nonlinier antara kebutuhan nutrisi pengguna dan komposisi aktual menu. XGBoost merupakan salah satu metode gradient boosting yang banyak digunakan karena kemampuannya membangun model prediktif berbasis pohon keputusan secara efisien, menangani pola data yang kompleks, dan mengendalikan kompleksitas model melalui regularisasi. Chen dan Guestrin (2016) memperkenalkan XGBoost sebagai sistem tree boosting yang skalabel dan efektif untuk berbagai tugas prediktif. Dalam konteks nutrisi dan kesehatan, XGBoost telah digunakan untuk klasifikasi status gizi, prediksi berat badan berbasis pola hidup, serta penilaian kategori atau kualitas nutrisi makanan (Erkamim et al., 2024; Mujiyono et al., 2025; Kondaparthi et al., 2025; Reddy & Vannala, 2025). Studi terbaru juga menunjukkan kecenderungan penggunaan model ensemble, termasuk XGBoost, dalam sistem rekomendasi nutrisi yang mempertimbangkan profil personal dan preferensi pengguna. Meskipun demikian, penggunaan XGBoost saja tidak otomatis menjadi

kebaruan ilmiah. Nilai ilmiahnya harus diletakkan pada bagaimana model tersebut diposisikan dalam alur rekomendasi, variabel apa yang dievaluasi, dan apakah model tersebut memberikan nilai tambah dibandingkan penilaian berbasis aturan sederhana.

State of the art dalam rekomendasi makanan personal bergerak ke arah sistem yang semakin health-aware, multi-objective, dan interpretable. Sistem rekomendasi modern tidak hanya berupaya memprediksi makanan yang disukai pengguna, tetapi juga mengoptimalkan beberapa tujuan secara bersamaan, seperti preferensi, kesehatan personal, keberagaman nutrisi, dan keterjelasan alasan rekomendasi. Zhang et al. (2024) misalnya menekankan bahwa banyak platform rekomendasi makanan masih lebih memprioritaskan preferensi pengguna daripada aspek kesehatan, sehingga diperlukan sistem yang secara eksplisit menggabungkan tujuan preferensi, healthiness, dan nutritional diversity. Posisi penelitian ini berada dalam arah tersebut, tetapi dengan fokus yang lebih spesifik dan terukur untuk konteks pengguna dewasa sehat di Indonesia. Penelitian ini tidak mengembangkan sistem klinis untuk pasien dengan kondisi medis tertentu, melainkan prototipe rekomendasi menu sekali makan yang memadukan data fisik pengguna, preferensi eksplisit, dan penilaian kesesuaian kalori serta makronutrisi berdasarkan rujukan komposisi pangan lokal.

Berdasarkan kesenjangan tersebut, kebaruan penelitian ini tidak ditempatkan semata-mata pada penggunaan Content-Based Filtering dan XGBoost, tetapi pada desain alur rekomendasi dua tahap yang menghubungkan preferensi makanan dan optimasi nutrisi dalam satu proses terintegrasi. Tahap pertama menggunakan Content-Based Filtering untuk menyaring kandidat lauk berdasarkan atribut yang langsung dipahami pengguna, yaitu jenis bahan utama, cita rasa, dan metode memasak. Tahap ini penting karena lauk sering menjadi pusat preferensi dalam pilihan menu harian, sehingga penyaringan awal dapat menjaga relevansi rekomendasi terhadap selera pengguna. Tahap kedua membentuk kombinasi menu lengkap yang terdiri atas nasi, lauk, sayur, dan buah, kemudian menilai kedekatannya terhadap target kalori, protein, lemak, dan karbohidrat per waktu makan menggunakan XGBoost Regressor. Dengan demikian, sistem tidak hanya merekomendasikan makanan yang mirip dengan preferensi pengguna, tetapi juga memeringkat menu berdasarkan kesesuaian nutrisi terhadap kebutuhan personal.

Penelitian ini bertujuan merancang, membangun, dan mengevaluasi sistem rekomendasi menu makanan berbasis Android yang mengintegrasikan Content-Based Filtering dan XGBoost untuk mendukung optimasi kebutuhan nutrisi personal. Secara ilmiah, penelitian ini berkontribusi pada pengembangan model rekomendasi makanan dua tahap yang menggabungkan penyaringan berbasis preferensi, perhitungan kebutuhan energi personal, pembentukan menu lengkap, dan penilaian nutrisi berbasis machine learning. Secara praktis, penelitian ini menghasilkan prototipe aplikasi yang dapat membantu pengguna dewasa sehat memperoleh alternatif menu sekali makan yang lebih terarah berdasarkan data fisik dan preferensi makanan. Ruang lingkup penelitian dibatasi pada pengguna dewasa sehat usia 18–59 tahun, komponen nutrisi berupa kalori dan makronutrisi, rekomendasi untuk satu kali waktu makan, serta data gizi yang bersumber dari Tabel Komposisi Pangan Indonesia. Dengan pembatasan tersebut, temuan penelitian ini perlu dipahami sebagai kontribusi awal pada sistem rekomendasi nutrisi personal, bukan sebagai sistem diagnosis atau terapi diet untuk kondisi medis khusus. Perumusan ini juga sejalan dengan catatan reviewer agar klaim kontribusi dibuat lebih hati-hati, terutama karena naskah menggunakan data simulasi dan pengujian pengguna terbatas

METODE

Penelitian ini merupakan penelitian terapan dengan pendekatan pengembangan sistem menggunakan Prototype Model. Model ini dipilih karena pengembangan sistem rekomendasi membutuhkan proses iteratif untuk memvalidasi kebutuhan pengguna, logika perhitungan nutrisi, dan kualitas rekomendasi yang dihasilkan. Tahapan pengembangan mengacu pada lima fase, yaitu communication, quick plan, modeling quick design, construction of prototype, serta deployment, delivery, and feedback. Pada tahap communication, kebutuhan fungsional dan non-fungsional sistem diidentifikasi, mencakup input profil pengguna, input preferensi makanan, perhitungan kebutuhan energi, penyaringan lauk, pembentukan kombinasi menu, penilaian kesesuaian nutrisi, serta penyimpanan riwayat rekomendasi. Pendekatan prototipe relevan karena memungkinkan perbaikan rancangan antarmuka, struktur basis data, dan modul algoritmik berdasarkan hasil pengujian dan umpan balik pengguna (Adelard et al., 2025; Saputra et al., 2023).

Data makanan yang digunakan berasal dari Tabel Komposisi Pangan Indonesia sebagai rujukan nilai energi dan makronutrisi makanan. Data dikelompokkan menjadi nasi atau makanan pokok, lauk, sayur, dan buah. Setiap item makanan memiliki atribut nutrisi berupa kalori, protein, lemak, dan karbohidrat, serta atribut deskriptif untuk lauk berupa jenis bahan utama, cita rasa, dan metode memasak. Untuk pelatihan XGBoost, penelitian membangun dataset sintetis yang menggabungkan 500 profil pengguna simulasi berusia 18–59 tahun dan 1.000 kombinasi menu acak, sehingga terbentuk 500.000 baris data pelatihan. Selain itu, pengujian sistem melibatkan 15 responden untuk validasi perhitungan nutrisi, evaluasi kedekatan rekomendasi, dan User Acceptance Testing. Responden dipilih secara acak dengan mempertimbangkan variasi usia dan tingkat aktivitas fisik, karena kedua faktor tersebut memengaruhi kebutuhan energi pengguna.

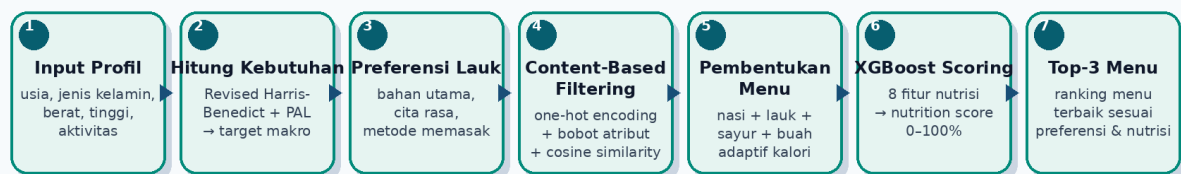
Prosedur kerja sistem dimulai dari input data fisik pengguna, yaitu usia, jenis kelamin, berat badan, tinggi badan, dan tingkat aktivitas fisik. Sistem menghitung Basal Metabolic Rate menggunakan rumus Revised Harris-Benedict, kemudian mengalikan hasilnya dengan Physical Activity Level untuk memperoleh Total Daily Energy Expenditure (Roza & Benedict, 1984). Target satu kali makan ditetapkan sebesar 35% dari kebutuhan energi harian, dengan distribusi makronutrisi 15% protein, 25% lemak, dan 60% karbohidrat sesuai prinsip distribusi makronutrisi untuk individu dewasa sehat dan pedoman gizi seimbang (Kementerian Kesehatan RI, 2024; Ronitawati et al., 2022). Nilai energi dikonversi menjadi gram menggunakan faktor Atwater, yaitu 4 kkal per gram protein dan karbohidrat serta 9 kkal per gram lemak. Rumus utama yang digunakan adalah: $TEE = BMR \times PAL$; $Protein = (15\% \times \text{target kalori})/4$; $Lemak = (25\% \times \text{target kalori})/9$; $Karbohidrat = (60\% \times \text{target kalori})/4$.

Content-Based Filtering diimplementasikan untuk menyaring kandidat lauk berdasarkan preferensi pengguna. Tiga atribut preferensi, yaitu jenis bahan utama, cita rasa, dan metode memasak, dikodekan dengan one-hot encoding. Untuk menegaskan bahwa bahan utama merupakan identitas utama lauk, atribut jenis bahan utama diberi bobot 3, sedangkan cita rasa dan metode memasak diberi bobot 1. Skor kemiripan antara vektor preferensi pengguna dan vektor lauk dihitung menggunakan cosine similarity. Sepuluh lauk dengan skor tertinggi dipilih sebagai kandidat pembentukan menu. Setiap kandidat lauk kemudian dikombinasikan dengan nasi, sayur, dan buah. Pemilihan sayur dan buah dilakukan secara adaptif berdasarkan sisa alokasi kalori, yaitu sayur dari tiga kandidat

terdekat dengan 40% sisa kalori dan buah dari tiga kandidat terdekat dengan 60% sisa kalori setelah sayur ditambahkan. Alur ini menjaga keseimbangan antara personalisasi preferensi dan kedekatan nutrisi.

Model XGBoost Regressor digunakan untuk memprediksi nutrition score setiap kombinasi menu. Delapan fitur input digunakan dalam model, terdiri atas empat target kebutuhan pengguna per sekali makan dan empat nilai nutrisi aktual menu. Label target berada pada rentang 0–1 dan dihitung berdasarkan kedekatan nutrisi aktual terhadap target pengguna, kesesuaian distribusi makronutrisi, serta penalti pada kalori berlebih atau proporsi lemak yang terlalu tinggi. Model dilatih dengan parameter $n_estimators = 300$, $learning_rate = 0,05$, $max_depth = 5$, $subsample = 0,8$, $colsample_bytree = 0,8$, $min_child_weight = 5$, $reg_alpha = 0,1$, dan $reg_lambda = 1,0$. Dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Evaluasi model menggunakan Mean Absolute Error, Root Mean Squared Error, R^2 , Spearman Rank Correlation, Top-3 Accuracy, dan NDCG@3. Sistem juga diuji melalui Black Box Testing terhadap 37 skenario serta User Acceptance Testing berbasis skala Likert 1–5 untuk menilai kegunaan, kemudahan, kualitas rekomendasi, dan kepuasan tampilan (Rambe & Prihantoro, 2022).

Alur Sistem Rekomendasi Menu Makanan Personal



Gambar 1. Alur kerja sistem rekomendasi menu makanan personal

HASIL DAN PEMBAHASAN

Sistem yang dikembangkan berhasil direalisasikan sebagai aplikasi Android dengan arsitektur client-server. Flutter digunakan sebagai antarmuka pengguna, Flask sebagai backend pemrosesan, dan MySQL sebagai basis data. Antarmuka pengguna memfasilitasi registrasi, login, input profil fisik, pemilihan preferensi makanan, permintaan rekomendasi, tampilan detail nutrisi, dan penyimpanan riwayat menu. Sementara itu, admin memiliki akses ke dashboard, manajemen pengguna, dan manajemen data makanan. Arsitektur ini memisahkan lapisan presentasi dari proses komputasi sehingga pemrosesan rekomendasi, perhitungan nutrisi, dan eksekusi model XGBoost dapat dilakukan di backend. Pemisahan ini sejalan dengan praktik pengembangan aplikasi modern, terutama ketika aplikasi membutuhkan integrasi machine learning dan layanan data yang dapat dipanggil melalui API (Suherlan et al., 2025; Ridwan & Sancoko, 2025).

Penyaringan awal berbasis Content-Based Filtering menunjukkan bahwa sistem mampu menyesuaikan kandidat lauk dengan preferensi eksplisit pengguna. Pembobotan

atribut membuat jenis bahan utama menjadi faktor paling dominan, sementara rasa dan metode memasak berfungsi sebagai pembeda sekunder. Strategi ini penting karena preferensi bahan biasanya lebih menentukan penerimaan pengguna daripada variasi rasa atau teknik pengolahan. Ketika kombinasi preferensi terlalu spesifik dan dataset tidak menyediakan bahan yang sepenuhnya sama, sistem tetap menampilkan alternatif dengan skor kemiripan tertinggi. Temuan ini menunjukkan bahwa model tidak berhenti pada kondisi data terbatas, tetapi melakukan fallback berbasis similarity. Namun, keterbatasan variasi data juga menjelaskan mengapa pada sebagian kasus pilihan bahan tertentu, seperti bebek, dapat memunculkan alternatif protein lain. Secara konseptual, hal tersebut merupakan konsekuensi dari sistem berbasis konten yang bergantung pada kelengkapan atribut item (Warta et al., 2025; Widayanti et al., 2023).

Tabel 1. Hasil evaluasi model XGBoost

Metrik Evaluasi	Nilai	Interpretasi
Mean Absolute Error (MAE)	0,0285	Rata-rata selisih skor prediksi dan aktual sangat kecil
Root Mean Squared Error (RMSE)	0,0360	Kesalahan prediksi keseluruhan rendah
R ²	0,9465	Model menjelaskan 94,65% variasi pola data
Spearman Rank Correlation	0,9654	Urutan prediksi sangat dekat dengan urutan ideal
Top-3 Accuracy	1,0000	Menu terbaik selalu masuk dalam tiga rekomendasi teratas
NDCG@3	0,9922	Ketepatan urutan rekomendasi pada posisi teratas sangat tinggi

Evaluasi XGBoost menunjukkan performa prediksi dan perangkingan yang kuat. Nilai R² sebesar 0,9465 mengindikasikan bahwa model mampu menangkap sebagian besar pola hubungan antara target kebutuhan pengguna dan kandungan nutrisi aktual menu. MAE 0,0285 dan RMSE 0,0360 memperlihatkan bahwa kesalahan prediksi skor relatif kecil, sedangkan Spearman Rank Correlation 0,9654 menunjukkan bahwa urutan menu hasil prediksi hampir selaras dengan urutan ideal. Dalam sistem rekomendasi, kualitas urutan menjadi sangat penting karena pengguna hanya melihat beberapa opsi teratas. Oleh sebab itu, Top-3 Accuracy 1,0000 dan NDCG@3 0,9922 menjadi temuan kunci: sistem tidak hanya memprediksi skor yang dekat, tetapi juga mampu menempatkan menu bernilai gizi terbaik pada posisi rekomendasi atas. Hasil ini konsisten dengan karakteristik XGBoost yang efektif untuk menangani hubungan nonlinier dan mengontrol kompleksitas model melalui regularisasi (Mujiyono et al., 2025; Suhartono & Engel, 2022).

Akurasi perhitungan nutrisi juga memperkuat validitas sistem. Dari 15 responden yang digunakan dalam validasi manual, rata-rata selisih antara hasil sistem dan perhitungan manual hanya 0,24 kkal, atau setara dengan akurasi 99,96%. Selisih ini berasal dari pembulatan angka desimal dalam implementasi Python dan tidak mengubah keputusan rekomendasi secara substantif. Ketepatan ini penting karena modul perhitungan kebutuhan energi menjadi dasar seluruh proses berikutnya. Jika target kalori dan makronutrisi salah, maka skor XGBoost dan ranking rekomendasi juga akan bias. Dengan demikian, validasi terhadap rumus Revised Harris-Benedict menunjukkan bahwa sistem telah mengimplementasikan logika nutrisi secara konsisten untuk berbagai profil pengguna.

Tabel 2. Ringkasan validasi perhitungan nutrisi dan kedekatan rekomendasi

Aspek Pengujian	Hasil Utama	Makna Temuan
Validasi kalori sistem vs manual	Rata-rata selisih 0,24 kkal; akurasi 99,96%	Implementasi rumus kebutuhan energi berjalan konsisten
Sampel deviasi rekomendasi Top-1	0,22%–7,36% pada lima sampel yang ditampilkan	Menu rekomendasi umumnya mendekati target kalori pengguna

Nutrition Balance Score sampel	70,34%–88,93%	Sistem mempertimbangkan keseimbangan makronutrisi, tidak hanya total kalori
--------------------------------	---------------	---

Tabel 3. Sampel evaluasi kedekatan nutrisi menu rekomendasi

Pengguna	Target Kalori	Menu Top-1	Kalori Menu	Deviasi	NBS
Hendra Dinata	910	Nasi, Belut Goreng, Gudeg, Arbei	912	0,22%	83,11%
Wahyu Adeputra A	872	Nasi, Bebek Goreng, Taoge Goreng, Jeruk Bali	864	0,92%	87,24%
Triana Kartika	807	Nasi, Ikan Asar Merah, Soto, Buah Naga	788	2,35%	87,97%
Putri Rahmadani	584	Nasi, Gurame Asam Manis, Gambas Lodeh, Arbei	627	7,36%	70,34%
Syafadri Putra	625	Nasi, Telur Ayam, Terong Asam, Belimbing	634,5	1,52%	88,93%

Kedekatan rekomendasi Top-1 terhadap target target kalori memperlihatkan bahwa sistem mampu membentuk menu yang relatif sesuai dengan kebutuhan pengguna meskipun komposisi makanan tersedia dalam basis data terbatas. Pada lima sampel, deviasi kalori berkisar antara 0,22% hingga 7,36%, sedangkan NBS berada pada rentang 70,34% hingga 88,93%. Nilai deviasi yang berbeda antar pengguna terjadi karena variasi profil fisik, preferensi bahan, dan ketersediaan item makanan. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem tidak mengejar kesamaan kalori secara tunggal, tetapi juga mempertimbangkan proporsi makronutrisi. Strategi ini lebih tepat untuk konteks gizi karena dua menu dengan total kalori sama dapat memiliki kualitas nutrisi berbeda apabila komposisi protein, lemak, dan karbohidrat tidak seimbang (Kementerian Kesehatan RI, 2024; Ronitawati et al., 2022).

Pengujian fungsional Black Box menunjukkan tingkat keberhasilan 98,6% dari 37 skenario. Sebanyak 36 skenario berhasil dan satu skenario berstatus sebagian berhasil pada modul rekomendasi menu. Kasus sebagian berhasil terjadi ketika sistem memunculkan protein berbeda dari preferensi khusus pengguna, misalnya pilihan bebek yang terkadang memunculkan ayam. Hasil ini tidak menunjukkan kegagalan fungsi utama, tetapi menandakan keterbatasan variasi dataset. Dari sudut pandang sistem rekomendasi, temuan tersebut penting karena memperlihatkan bahwa kualitas data makanan menjadi faktor pembatas utama setelah logika algoritmik bekerja. Semakin lengkap variasi bahan, rasa, dan metode memasak dalam basis data, semakin tinggi peluang sistem menghasilkan rekomendasi yang tepat secara preferensi sekaligus nutrisi.

Tabel 4. Rekapitulasi pengujian Black Box

Modul	Total Skenario	Berhasil	Sebagian	Gagal	Persentase
Autentikasi	8	8	0	0	100%
Profil Pengguna	5	5	0	0	100%
Perhitungan Nutrisi	4	4	0	0	100%
Preferensi Makanan	5	5	0	0	100%
Rekomendasi Menu	4	3	1	0	88%
Detail Menu	4	4	0	0	100%
Stabilitas Sistem	4	4	0	0	100%
Konektivitas	3	3	0	0	100%
Total	37	36	1	0	98,6%

Tabel 5. Ringkasan hasil User Acceptance Testing

Variabel Penilaian	Rata-rata Skor	Kategori
Kegunaan	4,52	Sangat Setuju
Kemudahan	4,58	Sangat Setuju
Hasil Rekomendasi	4,31	Setuju
Tampilan dan Kepuasan	4,49	Sangat Setuju
Rata-rata Keseluruhan	4,47	Sangat Layak

User Acceptance Testing memberikan skor rata-rata 4,47 dari skala 5 dan berada pada kategori sangat layak. Skor tertinggi muncul pada aspek kemudahan, yaitu 4,58, yang menunjukkan bahwa alur penggunaan aplikasi dapat dipahami responden. Skor hasil rekomendasi sebesar 4,31 tetap berada pada kategori setuju, tetapi lebih rendah dibanding aspek lain. Perbedaan ini selaras dengan masukan responden mengenai perlunya penambahan variasi menu. Dengan kata lain, penerimaan pengguna terhadap aplikasi sudah baik, tetapi peningkatan kelengkapan data makanan akan menjadi faktor penting untuk memperkuat kepuasan terhadap hasil rekomendasi. Temuan ini memperlihatkan bahwa keberhasilan sistem rekomendasi gizi tidak hanya ditentukan oleh akurasi model, tetapi juga oleh pengalaman pengguna, kejelasan informasi nutrisi, dan keragaman item yang tersedia.

Secara keseluruhan, hasil penelitian memperlihatkan bahwa integrasi Content-Based Filtering dan XGBoost dapat menjawab celah pada sistem rekomendasi makanan yang sering hanya berfokus pada preferensi atau kalori. Sistem ini menempatkan preferensi pengguna sebagai tahap seleksi awal, lalu menggunakan model prediktif untuk memilih menu yang paling sesuai secara nutrisi. Kontribusi praktisnya adalah tersedianya prototipe aplikasi yang dapat membantu pengguna dewasa sehat memperoleh rekomendasi menu sekali makan berdasarkan data fisik dan preferensi makanan. Kontribusi ilmiahnya terletak pada desain alur rekomendasi dua tahap yang menggabungkan kemiripan konten, perhitungan kebutuhan energi, pembentukan menu adaptif, dan scoring nutrisi berbasis machine learning. Namun, penelitian ini masih memiliki keterbatasan pada cakupan pengguna, variasi dataset, dan komponen nutrisi yang hanya meliputi energi serta makronutrisi. Oleh karena itu, hasil penelitian perlu dipahami sebagai prototipe awal yang kuat, bukan sebagai sistem diagnosis atau terapi diet untuk kondisi medis khusus.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan membangun sistem rekomendasi menu makanan berbasis Android yang mengintegrasikan Content-Based Filtering dan XGBoost untuk mengoptimalkan kebutuhan nutrisi personal. Sistem menghitung kebutuhan energi menggunakan rumus Revised Harris-Benedict, menyaring kandidat lauk berdasarkan preferensi bahan utama, cita rasa, dan metode memasak, kemudian membentuk kombinasi menu lengkap yang dinilai menggunakan XGBoost. Hasil validasi menunjukkan akurasi perhitungan nutrisi 99,96% terhadap perhitungan manual, sedangkan model XGBoost memperoleh R^2 sebesar 0,9465, Spearman Rank Correlation 0,9654, Top-3 Accuracy 1,0000, dan NDCG@3 0,9922. Pengujian Black Box mencapai tingkat keberhasilan 98,6% dan UAT memperoleh skor 4,47 dari skala 5. Temuan ini membuktikan bahwa sistem mampu menggabungkan personalisasi preferensi dan penilaian nutrisi secara terintegrasi, sehingga dapat menjadi dasar pengembangan aplikasi rekomendasi makanan yang lebih adaptif, informatif, dan berorientasi pada keputusan makan yang sadar gizi.

REKOMENDASI

Pengembangan selanjutnya perlu memperluas dataset makanan agar sistem dapat menangani preferensi pengguna yang lebih spesifik dan menghasilkan variasi menu yang lebih kaya. Sistem juga dapat dikembangkan dari rekomendasi satu kali makan menjadi perencanaan menu harian atau mingguan, serta memasukkan mikronutrisi seperti vitamin dan mineral. Selain itu, cakupan pengguna dapat diperluas untuk kondisi kesehatan

khusus, seperti diabetes, hipertensi, alergi makanan, atau kebutuhan diet tertentu, dengan tetap melibatkan validasi ahli gizi. Dari sisi teknologi, pengembangan ke platform iOS dan web akan memperluas akses pengguna, sedangkan evaluasi longitudinal dapat digunakan untuk mengukur dampak sistem terhadap kebiasaan makan dan kepatuhan pengguna dalam jangka panjang.

ACKNOWLEDGMENT

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Program Studi Informatika, Departemen Teknik Elektronika, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Padang, serta seluruh responden yang telah berpartisipasi dalam pengujian sistem. Pernyataan pendanaan dan pihak pendukung lain dapat disesuaikan kembali sebelum naskah dikirimkan ke jurnal.

REFERENSI

- Adelard, R., Muthicahya, R., Wicaksono, E. S., Kenneth V, L., Narulita, S., & Sekarlangit. (2025). Implementasi metode pengembangan sistem prototype pada rancang bangun aplikasi marketplace Lensa Buana. *Bridge: Jurnal Publikasi Sistem Informasi dan Telekomunikasi*, 3(2), 69–81. <https://doi.org/10.62951/bridge.v3i2.424>
- Almas, L. Z., Susanti, Y., & Handjayani, S. S. (2024). Penerapan algoritma K-Nearest Neighbors dalam sistem rekomendasi makanan berdasarkan kebutuhan nutrisi dengan Content-Based Filtering. 24(1), 115–122.
- Andriyani, A., Lee, Y. Z., Win, K. K., Tan, C. K., Amini, F., Tan, E. S. S., Thiagarajah, S., Ng, E. S. C., & Ahmad Bustami, N. (2024). Fast food consumption, obesity and nutrient intake among adults in Indonesia. *Food Research*, 8, 55–65. [https://doi.org/10.26656/fr.2017.8\(S3\).5](https://doi.org/10.26656/fr.2017.8(S3).5)
- Badan Kebijakan Kesehatan Kemenkes. (2023). Daftar Frequently Asked Question seputar Hasil Utama SKI 2023. <https://www.badankebijakan.kemkes.go.id/daftar-frequently-asked-question-seputar-hasil-utama-ski-2023/hasil-utama-ski-2023/>
- Bisma, R., Nerisafitra, P., & Utami, A. W. (2021). Perancangan sistem perhitungan kebutuhan kalori sebagai pendamping gaya hidup sehat. *Journal of Emerging Information System and Business Intelligence (JEISBI)*, 2(4), 1–7.
- Erkamim, M., Tanniewa, A. M., AP, I., & Nurhayati, N. (2024). Analisis perbandingan metode AdaBoost, Gradient Boosting, dan XGBoost untuk klasifikasi status gizi pada balita. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 6(3), 1799–1807.
- Faurina, R., & Sitanggang, E. (2023). Implementasi metode Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering pada sistem rekomendasi wisata di Bali. *Techno.Com*, 22(4), 870–881. <https://doi.org/10.33633/tc.v22i4.8556>
- Hanifah, A. N., Firmansyah, & Zulaekah, S. (2025). Hubungan pengetahuan gizi seimbang dengan pemilihan makanan melalui aplikasi pesan antar makanan online pada mahasiswa Universitas Muhammadiyah Surakarta. *Jurnal Kesmas dan Gizi (JKG)*, 8(1), 576–585.
- Kementerian Kesehatan RI. (2024). Isi Piringku, panduan kebutuhan gizi seimbang harian. <https://ayosehat.kemkes.go.id/isi-piringku-kebutuhan-gizi-harian-seimbang>
- Kondaparthi, D., Mokshagna, K., & Ramakrishna, K. (2025). Leveraging machine learning for NOVA classification and Nutri-Score prediction. 15.

- Magnisa Pohan, A., & Salya, A. (2025). Pengaruh UX Writing pada online food delivery GoFood terhadap purchase intention. *Journal of Accounting and Finance Management*, 5(6), 1415–1431. <https://doi.org/10.38035/jafm.v5i6.1334>
- Mujiyono, S., Sanjaya, U. P., Wibisono, I. S., & Setyowati, H. (2025). Prediksi fluktuasi berat badan berdasarkan pola hidup menggunakan model XGBoost dan Deep Learning. *Jurnal Algoritma*, 22(1), 221–233. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.22-1.2253>
- Murdiansyah, D. T. (2024). Prediksi stroke menggunakan Extreme Gradient Boosting. *JIKO (Jurnal Informatika dan Komputer)*, 8(2), 419–426. <https://doi.org/10.26798/jiko.v8i2.1295>
- Pangestu, F. M., Danianti, D., Wijaya, D. P., & Pramuntadi, A. (2025). Implementasi algoritma Content-Based Filtering untuk rekomendasi makanan sehat berdasarkan kalori pengguna. 7(4), 1669–1674.
- Rambe, A. R., & Prihantoro, H. (2022). Pengujian otomatis aplikasi mobile dengan teknik Black-box menggunakan Appium.
- Reddy, K. T., & Vannala, S. (2025). AI-powered personalized nutrition recommendation system using ensemble machine learning models.
- Ridwan, C. N. P., & Sancoko, S. D. (2025). Implementasi aplikasi Herbatrack untuk monitoring konsumsi minuman bernutrisi berbasis Android. 7(4), 1875–1884.
- Rizal, M., Gifari, N., & Arini, N. P. D. (2024). Comparison between measured and predicted basal metabolic rate in Indonesian adolescent female basketball players. *Amerta Nutrition*, 8(4), 567–573. <https://doi.org/10.20473/amnt.v8i4.2024.567-573>
- Ronitawati, P., Ayupradinda, B. F., Sitoayu, L., Sa'pang, M., & Nuzrina, R. (2022). Perencanaan menu, preferensi menu, terhadap biaya sisa makanan dan zat gizi yang hilang. *Jurnal Nutrisia*, 24(1), 21–28. <https://doi.org/10.29238/jnutri.v24i1.245>
- Roza, M., & Benedict, H. (1984). The Harris Benedict equation reevaluated: Resting energy requirements and the body cell mass. *The American Journal of Clinical Nutrition*, 40(1), 168–182. <https://doi.org/10.1093/ajcn/40.1.168>
- Sabiri, B., Khtira, A., El Asri, B., & Rhanoui, M. (2025). Hybrid quality-based recommender systems: A systematic literature review. *Journal of Imaging*, 11(1), 1–66. <https://doi.org/10.3390/jimaging11010012>
- Saputra, D., Dharmawan, W. S., Syarif, M., & Risdiansyah, D. (2023). Analisis & perancangan sistem informasi. Penerbit Insan Cendekia Mandiri.
- Suherlan, E., Arti, S., Nabilah, S., & Hazimah, Z. (2025). Penerapan Flask framework untuk deployment model machine learning dalam mendukung analisis adaptasi mahasiswa pada pembelajaran daring. *PINTER: Jurnal Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer*, 9(1), 110–117. <https://doi.org/10.21009/pinter.9.1.15>
- Suhartono, N. A., & Engel, V. J. L. (2022). Penerapan Extreme Gradient Boosting (XGBoost) dengan SMOTE untuk deteksi penipuan kartu kredit.
- Warta, M. D., Pramono, & Maulindar, J. (2025). Sistem rekomendasi kuliner ikonik Kota Solo menggunakan metode Content-Based Filtering. *Jurnal Teknologi Terpadu*, 11(1), 77–82.
- Widayanti, R., Chakim, M. H. R., Lukita, C., Rahardja, U., & Lutfiani, N. (2023). Improving recommender systems using hybrid techniques of Collaborative Filtering and Content-

- Based Filtering. *Journal of Applied Data Sciences*, 4(3), 289–302. <https://doi.org/10.47738/jads.v4i3.115>
- Widiantari, N. P. T., Suarjaya, I. M. A. D., & Rusjayanthi, N. K. D. (2025). Food recipe recommendation system with Content-Based Filtering and Collaborative Filtering methods. *Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*, 9(3), 1167–1176.
- World Health Organization. (2020). Healthy diet. WHO. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/healthy-diet>
- Bondevik, J. N., Bennin, K. E., Babur, Ö., & Ersch, C. (2023). A systematic review on food recommender systems. *Expert Systems with Applications*. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122166>
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785–794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- Mahajan, P., & Kaur, P. D. (2024). A systematic literature review of food recommender systems. *SN Computer Science*, 5, 174. <https://doi.org/10.1007/s42979-023-02537-y>
- Yang, L., Hsieh, C. K., Yang, H., Dell, N., Belongie, S., Cole, C., & Estrin, D. (2017). Yum-me: A personalized nutrient-based meal recommender system. *ACM Transactions on Information Systems*. <https://doi.org/10.1145/3072614>
- Zhang, Z., Wang, Z., Ma, T., Taneja, V. S., Nelson, S., Le, N. H. L., Murugesan, K., Ju, M., Chawla, N. V., Zhang, C., & Ye, Y. (2024). MOPI-HFRS: A multi-objective personalized health-aware food recommendation system with LLM-enhanced interpretation. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.08847>