

BeWise: Aplikasi Rekomendasi Produk Makanan dan Minuman Kemasan Berdasarkan Analisis Kandungan Nutrisi dengan Menggunakan *Machine Learning*

1st Hoka Cristian Son

School of Electrical Engineering

Telkom University

Bandung, Indonesia

hokacristian@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Adam Wisnu Pradana

School of Electrical Engineering

Telkom University

Bandung, Indonesia

adamwisnup@student.telkomuniversity.ac.id

3rd Aulia Aushaf Abidah

School of Electrical Engineering

Telkom University

Bandung, Indonesia

auliaaushaf@student.telkomuniversity.ac.id

4th Raihan Putra Darmawan

School of Electrical Engineering

Telkom University

Bandung, Indonesia

raihanrmdarmawan@student.telkomuniversity.ac.id

5th Suryo Adhi Wibowo

School of Electrical Engineering

Telkom University

Bandung, Indonesia

suryoadhiwibowo@telkomuniversity.ac.id

Abstrak — Konsumsi makanan dan minuman kemasan telah menjadi bagian integral dari gaya hidup modern, namun kurangnya pemahaman tentang kandungan nutrisi dalam produk-produk tersebut menimbulkan kekhawatiran serius terhadap kesehatan jangka panjang. Berdasarkan survei yang telah dilakukan, sebanyak 88% responden merasa khawatir dengan dampak konsumsi produk kemasan terhadap kesehatan, sementara 72,8% masih mengalami kesulitan dalam memilih produk yang sesuai dengan kebutuhan nutrisi mereka. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini mengembangkan aplikasi BeWise, sebuah platform rekomendasi produk makanan dan minuman kemasan berdasarkan analisis kandungan nutrisi dengan pendekatan *machine learning*. Aplikasi ini mengimplementasikan *fuzzy logic* untuk mengklasifikasikan produk ke dalam kategori *Nutri-Score* (A-E) berdasarkan parameter nutrisi seperti energi, lemak jenuh, gula, natrium, protein, dan serat. Dengan fitur pemindaian *barcode* yang terintegrasi dengan ML Kit, pengguna dapat dengan mudah mendapatkan informasi nutrisi produk secara instan dan menerima rekomendasi alternatif yang lebih sehat berdasarkan preferensi mereka. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *machine learning* yang dikembangkan mencapai akurasi 90% dalam mengklasifikasikan *Nutri-Score* produk, dengan performa API yang stabil pada waktu respons rata-rata 422,85 ms bahkan dalam kondisi beban tinggi. Pengujian *usability* menggunakan *System Usability Scale* (SUS) menghasilkan skor 86,1 dalam kategori sangat baik, mengindikasikan bahwa aplikasi dirancang dengan mempertimbangkan kemudahan penggunaan bagi berbagai kalangan masyarakat.

Kata kunci— Aplikasi, *Fuzzy Logic*, *Machine Learning*, Nutrisi, *Nutri-Score*

I. PENDAHULUAN

Dalam konteks kesehatan masyarakat, perhatian utama dalam memilih makanan dan minuman kemasan sering kali hanya tertuju pada kandungan gula, sementara aspek gizi lainnya seperti kadar karbohidrat, protein, lemak, vitamin, mineral, serat, air, dan kalori sering kali diabaikan [1]. Berdasarkan Undang-Undang Nomor 18 Tahun 2012 tentang Pangan, aspek gizi tersebut didefinisikan sebagai zat atau senyawa yang terdapat dalam pangan dan bermanfaat bagi pertumbuhan serta kesehatan manusia. Dengan semakin beragamnya pilihan produk yang tersedia, penting untuk memahami bahwa kualitas nutrisi suatu produk tidak hanya ditentukan oleh kandungan gula, tetapi juga oleh keseluruhan kandungan nutrisinya [2].

Banyak minuman kemasan di Indonesia mengandung gula yang melebihi batas rekomendasi harian. Misalnya, satu botol teh kemasan dengan takaran saji 350 ml bisa mengandung hingga 42 gram gula. Padahal, Kementerian Kesehatan menyarankan batas konsumsi gula per hari adalah 50 gram atau sekitar 4 sendok makan [3]. Selain itu, banyak produk kemasan yang mengandung lemak jenuh, natrium, dan bahan tambahan lainnya dalam jumlah yang berlebihan, yang dapat meningkatkan risiko penyakit kronis.

Data menunjukkan bahwa dalam satu dekade terakhir, prevalensi obesitas di Indonesia telah meningkat sebesar 18%, dan produk makanan serta minuman kemasan dengan kandungan gula, lemak, dan natrium yang tinggi berkontribusi besar terhadap peningkatan angka ini [4]. Selain obesitas, konsumsi berlebih makanan dan minuman kemasan yang kaya akan lemak jenuh dan natrium juga berhubungan erat dengan peningkatan risiko penyakit kardiovaskular dan hipertensi [5]. Data dari *World Health Organization* (WHO) mencatat bahwa konsumsi natrium

yang melebihi batas rekomendasi harian (2.000 mg per hari) berkontribusi pada lebih dari 3 juta kematian akibat penyakit kardiovaskular setiap tahunnya secara global [6].

Berdasarkan hasil survei yang telah dilakukan di lingkungan sekitar, sebanyak 88% responden merasa khawatir dengan dampak jangka panjang dari konsumsi makanan dan minuman kemasan terhadap kesehatan mereka, menunjukkan adanya kesadaran akan risiko kesehatan. Meskipun demikian, mayoritas responden (72,8%) masih mengalami kesulitan dalam memilih produk yang sesuai dengan kebutuhan nutrisi mereka, yang mencerminkan tantangan dalam memahami dan menerapkan informasi gizi yang ada pada label. Untuk mengatasi hal ini, sebanyak 84,8% responden menyatakan bahwa mereka terkadang atau sering membandingkan kandungan nutrisi antara produk kemasan, meskipun proses ini masih belum optimal.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini menggunakan pendekatan *Design Thinking* sebagai kerangka pengembangan sistem yang berpusat pada pengguna. *Design Thinking* merupakan proses yang mengutamakan pemahaman mendalam terhadap kebutuhan dan tantangan pengguna serta iterasi solusi yang optimal, yang terbagi menjadi lima tahap: *empathize*, *define*, *ideate*, *prototype*, dan *test*.

II. KAJIAN TEORI

A. Machine Learning

Machine learning merupakan subset dari *artificial intelligence* yang memungkinkan sistem untuk secara otomatis belajar dan meningkatkan performanya melalui pengalaman tanpa diprogram secara eksplisit [7]. Paradigma ini memungkinkan komputer mengidentifikasi pola dalam data dan membuat prediksi atau keputusan berdasarkan pola tersebut. Terdapat tiga kategori utama dalam *machine learning*: *supervised learning* (pembelajaran dengan data berlabel), *unsupervised learning* (pembelajaran tanpa label untuk menemukan pola tersembunyi), dan *reinforcement learning* (pembelajaran melalui *trial-and-error* dengan sistem *reward*) [8].

B. Fuzzy Logic

Logika *fuzzy* adalah paradigma komputasi yang memungkinkan representasi ketidakpastian dan ambiguitas dalam sistem pengambilan keputusan. Berbeda dengan logika boolean tradisional yang hanya mengenal nilai benar atau salah, *fuzzy logic* mengakomodasi tingkat kebenaran dalam rentang kontinu antara 0 hingga 1 [9]. Sistem *fuzzy* terdiri dari tiga komponen utama: fuzzifikasi (konversi input *crisp* menjadi *fuzzy sets*), *inference engine* (aplikasi aturan *fuzzy*), dan defuzzifikasi (konversi *output fuzzy* menjadi nilai *crisp*) [10]. Keunggulan *fuzzy logic* terletak pada kemampuannya meniru pola pemikiran manusia yang cenderung tidak absolut, sehingga cocok diimplementasikan pada sistem yang memerlukan fleksibilitas dalam pengambilan keputusan berdasarkan *multiple criteria* dengan tingkat kepentingan yang bervariasi [11].

C. Mobile Application

Aplikasi *mobile* adalah software yang dirancang khusus untuk beroperasi pada perangkat *mobile* seperti *smartphone* dan *tablet* [23]. Platform ini menawarkan aksesibilitas tinggi

karena dapat diakses kapan saja dan di mana saja, memanfaatkan fitur-fitur *native* perangkat seperti GPS, kamera, dan sensor lainnya. Penelitian menunjukkan bahwa *mobile applications* telah menjadi platform utama untuk interaksi digital dengan tingkat *engagement* yang tinggi [24].

Pengembangan aplikasi *mobile* dapat dilakukan melalui pendekatan *native (platform-specific)*, *hybrid (cross-platform dengan web technologies)*, atau *cross-platform frameworks*. Setiap pendekatan memiliki *trade-off* antara *performance*, *development time*, dan *maintenance complexity* [25]. Keunggulan aplikasi *mobile* terletak pada *user engagement* yang tinggi, *push notification capabilities*, dan integrasi yang *seamless* dengan ekosistem perangkat *mobile*. Hal ini menjadikannya pilihan strategis untuk solusi yang memerlukan interaksi *frequent* dan *real-time* dengan pengguna [26].

D. Website

Sebagai pilar fundamental dalam ekosistem digital, *website* merupakan aplikasi berbasis *web* yang dapat diakses melalui *web browser* tanpa memerlukan instalasi khusus [27]. Karakteristik ini memberinya keunggulan inheren dalam hal aksesibilitas universal dan kompatibilitas lintas platform, memastikan pengalaman pengguna yang konsisten baik di perangkat desktop maupun *mobile*. Dari sisi pengembangan, kemudahan dalam proses *deployment* dan pemeliharaan menjadi nilai tambah yang signifikan, di mana pembaruan konten atau fungsionalitas dapat dipublikasikan secara instan dan menjangkau seluruh pengguna secara serentak. Oleh karena itu, *website* tidak hanya berfungsi sebagai repositori informasi, tetapi juga berevolusi menjadi wajah digital utama (*primary digital storefront*), pusat interaksi, dan platform krusial untuk membangun citra merek, menjangkau pasar yang luas, serta mendorong konversi dan tujuan bisnis secara efektif.

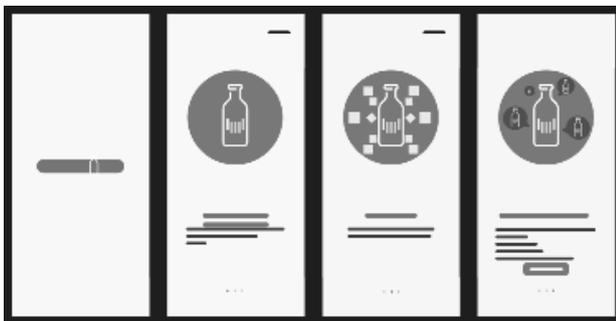
E. Express JS

Express.js adalah *web application framework* untuk Node.js yang menyediakan *robust set of features* untuk pengembangan *web* dan *mobile applications* [30]. *Framework* ini mengadopsi *philosophy minimalist* dan *unopinionated*, memberikan fleksibilitas tinggi kepada *developer* dalam merancang arsitektur aplikasi. Penelitian oleh Zhang et al. menunjukkan bahwa Node.js, sebagai platform *underlying* Express.js, mampu membangun aplikasi *web* dengan *fast response speed* dan *easy expansion* [31].

Express.js menawarkan *powerful routing system*, *middleware support*, dan *template engine integration* yang memungkinkan pengembangan API yang *efficient* dan *maintainable*. *Framework* ini juga mendukung berbagai *authentication strategies* dan *security best practices*. Studi oleh Liu et al. mendemonstrasikan bagaimana Express *supervision system* berbasis NodeJS dapat menangani *large data visualization* dengan *performance* yang optimal [32].

F. Railway

Railway adalah *cloud platform* yang menyediakan *infrastructure-as-a-service* dengan fokus pada *developer experience* dan *deployment simplicity* [36]. Platform ini menawarkan *automatic scaling*, *built-in monitoring*, dan *seamless integration* dengan populer *development tools* dan



GAMBAR 2
(Desain Halaman Landing Page)

C. Metode Pengukuran Yang Sesuai

Setelah menentukan spesifikasi, verifikasi solusi diperlukan untuk memastikan solusi memenuhi spesifikasi yang ada. Proses verifikasi ini melibatkan berbagai rancangan khusus metode dan prosedur. Setiap metodenya dirancang untuk menguji kesesuaian sistem dengan spesifikasi yang telah ditentukan. Penjelasan rinci mengenai proses ini dapat ditemukan pada poin-poin berikut.

1. Kemudahan Pengguna

Kemudahan pengguna menentukan sejauh mana pengguna dapat memahami dan mengoperasikan aplikasi tanpa kesulitan. Pengujian dilakukan dengan melibatkan pengguna langsung dan menggunakan survei untuk memperoleh umpan balik. Detail mekanisme pengukurannya disajikan pada tabel berikut.

TABEL 2
(Mekanisme Pengukuran Kemudahan Pengguna)

Hal	Keterangan
Rincian yang Diukur	Kemudahan Pengguna
Metode Pengukuran	<i>System Usability Scale</i>
Mekanisme Pengukuran	Setiap pengguna akan memberikan penilaian sesuai dengan pertanyaan yang diberikan dengan parameter 1-5 yang secara berurutan mempunyai makna sangat tidak setuju sampai sangat setuju.

Tabel 1 menjelaskan mekanisme pengukuran kemudahan pengguna melalui metode *System Usability Scale* (SUS). Dalam pengujian ini, pengguna akan memberikan penilaian berdasarkan pertanyaan standar SUS dengan skala 1–5, yang merepresentasikan tingkat kesetujuan mereka terhadap pengalaman menggunakan aplikasi. Hasil dari survei ini kemudian diolah untuk mendapatkan skor akhir yang mencerminkan tingkat kemudahan pengguna aplikasi BeWise.

2. Perlindungan Data Pribadi (*user*)

Perlindungan data adalah prioritas dalam menjaga keamanan informasi pribadi pengguna dari akses tidak sah. Pengujian ini bertujuan memastikan standar keamanan diterapkan secara optimal pada aplikasi. Mekanisme pengukuran perlindungan data dirinci dalam tabel berikut.

TABEL 3
(Mekanisme Pengukuran Perlindungan Data Pribadi)

Hal	Keterangan
Rincian yang Diukur	Perlindungan Data Pribadi (<i>user</i>)
Metode Pengukuran	Perbandingan hasil hashing dari inputan <i>password</i> pengguna.
Mekanisme Pengukuran	Input awal akan di- <i>hashing</i> dan dibandingkan dengan hasil <i>hashing</i> di <i>database</i> untuk memastikan validitasnya.

Seperti dijelaskan pada Tabel 2, pengujian perlindungan data pribadi dilakukan dengan membandingkan hasil hashing inputan pengguna dengan data hashing yang tersimpan di database. Pendekatan ini memastikan bahwa sistem tidak menyimpan data sensitif secara langsung dan memverifikasi keamanan autentikasi pengguna secara optimal.

3. Ketepatan Rekomendasi

Ketepatan rekomendasi menjadi salah satu keunggulan utama aplikasi untuk memberikan hasil yang relevan dan bermanfaat. Pengujian ini mengevaluasi algoritma rekomendasi dalam menghasilkan rekomendasi produk berdasarkan *Nutri-Score* yang lebih baik. Detail pengukurannya terdapat pada tabel berikut.

TABEL 4
(Mekanisme Pengukuran Ketepatan Rekomendasi)

Hal	Keterangan
Rincian yang Diukur	Ketepatan Rekomendasi
Metode Pengukuran	Evaluasi berbasis validasi data uji
Mekanisme Pengukuran	Pengujian dilakukan dengan menggunakan data uji yang terpisah dari data pelatihan aturan <i>fuzzy logic</i> untuk mengevaluasi konsistensi dan keakuratan hasil rekomendasi berdasarkan <i>Nutri-Score</i> .

Tabel 3 merinci bahwa pengukuran ketepatan rekomendasi dilakukan melalui evaluasi berbasis validasi data uji. Dengan menggunakan data uji yang terpisah dari data pelatihan, pengujian memastikan algoritma *fuzzy logic* dapat menghasilkan rekomendasi yang akurat dan konsisten berdasarkan *Nutri-Score*, yang menjadi indikator kualitas utama aplikasi

4. Kecepatan Respons

Kecepatan respons aplikasi sangat penting untuk memberikan pengalaman pengguna yang optimal. Pengujian ini dilakukan untuk memastikan aplikasi dapat menampilkan informasi dan rekomendasi secara cepat tanpa hambatan. Mekanisme pengukurannya dijelaskan dalam tabel berikut.

TABEL 5
(Mekanisme Pengukuran Kecepatan Respons)

Hal	Keterangan
Rincian yang Diukur	Kecepatan Respons
Metode Pengukuran	<i>Stress Testing</i>

Hal	Keterangan
Mekanisme Pengukuran	Pengujian dilakukan pada API untuk mengukur waktu respon aplikasi dalam kondisi normal maupun tekanan tinggi.

Seperti tercantum dalam Tabel 4, mekanisme pengukuran kecepatan respons menggunakan metode stress testing pada API aplikasi. Pengujian ini mengukur waktu respon aplikasi baik dalam kondisi normal maupun saat berada di bawah tekanan tinggi, memastikan aplikasi BeWise tetap memberikan pengalaman pengguna yang optimal.

5. Fitur Informasi Nutrisi

Fitur informasi nutrisi dirancang untuk membantu pengguna memahami kandungan nutrisi dari produk yang dipindai. Pengujian ini bertujuan memastikan informasi yang disajikan mudah dipahami dan relevan. Mekanisme pengukuran fitur ini dapat dilihat pada tabel berikut.

TABEL 6
(Mekanisme Pengukuran Fitur Informasi Nutrisi)

Hal	Keterangan
Rincian yang Diukur	Fitur Informasi Nutrisi
Metode Pengukuran	Uji literatur
Mekanisme Pengukuran	Membandingkan informasi nutrisi yang ditampilkan aplikasi dengan sumber terpercaya seperti label resmi produk.

Tabel 5 menjelaskan bahwa uji literatur digunakan untuk memverifikasi keakuratan informasi nutrisi yang ditampilkan aplikasi. Pengujian ini membandingkan data nutrisi dari aplikasi dengan label resmi produk, memastikan bahwa informasi yang diberikan relevan dan dapat dipercaya oleh pengguna.

6. Variasi Produk

Aplikasi harus mampu menyediakan informasi untuk berbagai produk makanan kemasan yang relevan. Pengujian dilakukan untuk memastikan cakupan data produk yang luas. Mekanisme pengukurannya dijelaskan dalam tabel berikut.

TABEL 7
(Mekanisme Pengukuran Variasi Produk)

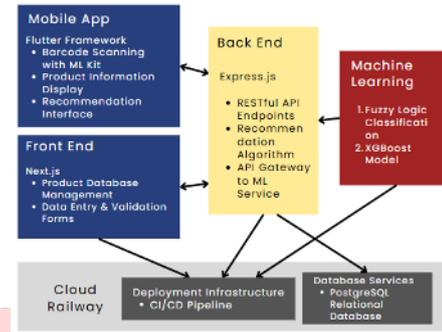
Hal	Keterangan
Rincian yang Diukur	Variasi Produk
Metode Pengukuran	Membandingkan data produk aplikasi dengan produk di swalayan
Mekanisme Pengukuran	Mengukur kesesuaian antara jumlah dan jenis produk pada database aplikasi dengan produk di swalayan.

Seperti dijelaskan pada Tabel 6, pengukuran variasi produk dilakukan dengan membandingkan data produk dalam database aplikasi dengan produk yang tersedia di swalayan. Proses ini memastikan bahwa aplikasi BeWise memiliki cakupan produk yang luas dan relevan, sehingga

mampu memenuhi kebutuhan pengguna terhadap berbagai informasi produk makanan kemasan.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Implementasi Aplikasi BeWise



GAMBAR 3
(Bagan Implementasi Aplikasi BeWise)

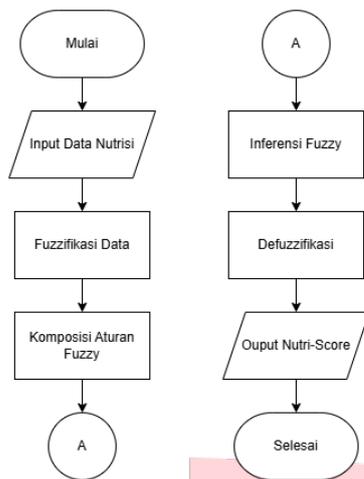
Implementasi aplikasi BeWise dirancang sebagai platform berbasis *mobile* dan *website* yang membantu pengguna menilai kandungan nutrisi produk makanan dan minuman kemasan. Arsitektur sistem BeWise terdiri dari beberapa komponen utama:

1. *Railway Cloud*: Platform *cloud* untuk *hosting website, backend, machine learning, database PostgreSQL* dan sistem autentikasi, menyediakan penyimpanan data yang aman dan skalabel.
2. *Mobile Application*: Aplikasi *mobile* menggunakan Flutter dengan antarmuka responsif untuk mengakses fitur penilaian nutrisi produk makanan.
3. *Backend*: *Server backend* yang menangani logika bisnis dan komunikasi antara *website, machine learning* dengan *database* melalui protokol HTTP.
4. *Website*: Platform *web admin* untuk pengelolaan sistem *database* produk.
5. *Machine Learning*: Menggunakan 2 Algoritma yaitu *fuzzy logic* untuk penilaian nutrisi, dan *XGBoost* untuk prediksi *Nutri-Score*.

B. Implementasi Model Nutri-Score

1. *Fuzzy Logic* untuk Penilaian Nutrisi

Penilaian kualitas gizi suatu produk makanan sering kali tidak bisa ditentukan secara kaku karena nilai nutrisi memiliki sifat kontinu dan kompleks dalam pengaruhnya terhadap kesehatan. Untuk mengatasi ketidakpastian dan variabilitas ini, digunakan pendekatan *fuzzy logic*, khususnya metode *Fuzzy Inference System (FIS)* tipe Mamdani, yang dirancang untuk meniru cara manusia membuat keputusan berdasarkan informasi yang tidak pasti atau samar. Dalam konteks ini, sistem *fuzzy* digunakan untuk mengklasifikasikan produk makanan ke dalam kategori *Nutri-Score (A hingga E)* secara fleksibel, dengan mempertimbangkan berbagai parameter gizi seperti energi, lemak jenuh, gula, natrium, protein, serat, dan kandungan buah/sayur.



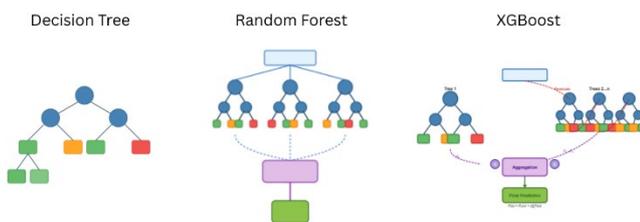
GAMBAR 4 (Flowchart Implementasi Fuzzy Logic)

$$f(x; a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right) \quad (1)$$

Formula matematika untuk fungsi ini juga ditampilkan pada (1) yang merupakan representasi matematis dari fungsi keanggotaan trapesium yang digunakan dalam sistem *fuzzy logic* untuk penilaian *Nutri-Score*. Formula ini menggunakan operasi *max* dan *min* untuk menentukan derajat keanggotaan suatu nilai *x* dalam himpunan *fuzzy*, dimana parameter *a* dan *d* menandai batas luar trapesium dengan nilai keanggotaan nol, sementara *b* dan *c* menandai batas dalam dengan nilai keanggotaan penuh (satu). Bagian $(x-a)/(b-a)$ menghitung tingkat kenaikan keanggotaan pada sisi kiri trapesium, konstanta 1 mewakili bagian datar dengan keanggotaan maksimal, dan $(d-x)/(d-c)$ menghitung penurunan keanggotaan pada sisi kanan, sedangkan fungsi *max* dengan 0 memastikan bahwa nilai keanggotaan tidak pernah negatif.

2. Model Machine Learning

Model yang dipilih untuk sistem BeWise adalah hasil dari proses evaluasi komprehensif terhadap beberapa algoritma *machine learning* yang berbeda. Dalam tahap pengembangan, penulis melakukan perbandingan sistematis antara berbagai model klasifikasi, dengan fokus utama pada *Decision Tree*, *Random Forest*, dan *XGBoost*, untuk mengidentifikasi pendekatan yang paling optimal dalam memprediksi kategori *Nutri-Score*.



GAMBAR 5 (Pemilihan Model Machine Learning)

TABEL 8

(Implementasi Model Machine Learning)

Model	Parameter
<i>Decision Tree</i>	<i>max_depth</i> (1,20) <i>min_samples_split</i> (2, 20) <i>min_samples_leaf</i> (1,10) <i>max_features</i> (0.1, 1.0) <i>criterion</i> (gini/entropy)
<i>Random Forest</i>	<i>n_estimators</i> (50, 300) <i>max_depth</i> (3, 20) <i>min_samples_split</i> (2, 20) <i>min_samples_leaf</i> (1, 20) <i>max_features</i> (0.1, 1.0)
<i>XGBoost</i>	<i>n_estimators</i> (50, 300) <i>max_depth</i> (3, 10) <i>learning_rate</i> (0.01, 0.3) <i>subsample</i> (0.5, 1.0) <i>colsample_bytree</i> (0.5, 1.0) <i>objective</i> ('multi:softmax') <i>eval_metric</i> ('mlogloss')

Pada Tabel 8, penulis menampilkan rentang pencarian parameter yang digunakan dalam proses *Bayesian Optimization* untuk masing-masing model. Semua model menggunakan *cross-validation* dengan 3 *fold* dan metrik evaluasi *F1-macro* untuk menemukan parameter optimal. Setelah optimasi, parameter terbaik akan digunakan untuk melatih model final yang kemudian dievaluasi menggunakan data uji dengan proporsi 20% dari *dataset*.

C. Fitur Utama Aplikasi BeWise

Aplikasi BeWise menyediakan fitur utama berupa sistem rekomendasi produk makanan dan minuman kemasan yang terintegrasi dengan teknologi pemindaian *barcode*. Ketika pengguna melakukan *scanning barcode* pada produk, aplikasi akan menampilkan informasi detail produk secara komprehensif, termasuk kandungan nutrisi dan penilaian *Nutri-Score* yang membantu pengguna memahami kualitas nutrisi produk tersebut.

Selain menampilkan detail produk, aplikasi BeWise juga memberikan rekomendasi produk alternatif dalam kategori yang sama dengan label *Nutri-Score* yang lebih baik atau minimal setara dengan produk yang dipindai. Fitur rekomendasi ini memungkinkan pengguna untuk membuat pilihan konsumsi yang lebih sehat dengan menyediakan opsi produk makanan dan minuman kemasan yang memiliki nilai nutrisi superior, sehingga mendukung gaya hidup sehat dan keputusan pembelian yang lebih informatif.

D. Hasil Pengujian

1. Pengujian System Usability Scale (SUS)

System Usability Scale (SUS) digunakan untuk mengevaluasi tingkat kegunaan aplikasi BeWise dari perspektif pengguna. Pengujian dilakukan melalui formulir Google Form yang berisi sepuluh pertanyaan dengan skala lima poin dari "Sangat Tidak Setuju" hingga "Sangat Setuju", dimana lima pertanyaan bersifat positif dan lima lainnya negatif. Formulir disebarkan kepada responden umum berusia 15 tahun ke atas yang memiliki *smartphone* dan akses internet

memadai untuk mengevaluasi efektivitas dan fungsionalitas aplikasi.

Sebanyak 50 responden yang terdiri dari pengujian teh dan masyarakat umum telah berpartisipasi dalam pengujian SUS aplikasi BeWise. Hasil survei dihitung menggunakan rumus standar SUS dengan formula pada (2):

$$x_i = (Q_{1i} - 1) + (5 - Q_{2i}) + \dots + (Q_{9i} - 1) + (5 - Q_{10i}) \quad (2)$$

untuk setiap responden, kemudian dikalkulasi rata-rata menggunakan rumus pada (3):

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i \times 2.5) \quad (3)$$

Setelah seluruh data dianalisis, aplikasi BeWise memperoleh skor SUS sebesar 86,1 yang termasuk dalam kategori kelas B, menunjukkan tingkat *usability* yang baik dan dapat diterima oleh pengguna.

2. Pengujian Model Machine Learning

Pengujian model *machine learning* dilakukan dengan membandingkan tiga algoritma berbasis pohon keputusan (*Decision Tree*, *Random Forest*, dan *XGBoost*) menggunakan *scikit-learn* dan *XGBoost* di Google Colaboratory. *Decision Tree* digunakan sebagai model dasar sederhana, *Random Forest* sebagai pendekatan *ensemble* paralel, dan *XGBoost* sebagai teknik *boosting* sekuensial yang memperbaiki kesalahan prediksi secara iteratif. Data dibagi menggunakan stratified sampling menjadi set pelatihan (70%), validasi (15%), dan pengujian (15%), dengan parameter model dioptimalkan melalui *Bayesian Optimization*. Pengujian memanfaatkan infrastruktur Google Colaboratory (CPU Intel Xeon, GPU Tesla T4, 15GB VRAM, 13GB RAM, 80GB storage) untuk mempercepat proses pelatihan dan optimasi parameter. Performa ketiga model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk memberikan perbandingan komprehensif dalam prediksi *Nutri-Score*.

Pengujian terhadap tiga model *machine learning* menunjukkan perbedaan performa yang signifikan. Model *Decision Tree* mencapai akurasi 86,47% dengan parameter optimal $max_depth=20$, $min_samples_split=14$, $min_samples_leaf=10$, namun gagal memprediksi kelas 4 (kategori D) dengan *precision* dan *recall* 0,0. *Random Forest* menunjukkan peningkatan dengan akurasi 89,42% menggunakan 66 pohon berkedalaman 14, berhasil meningkatkan prediksi kelas minoritas dengan *F1-score* 0,36 untuk kelas 4. *XGBoost* membuktikan keunggulannya dengan akurasi tertinggi 90% menggunakan 89 pohon berkedalaman 4 dan learning rate 0,295, mencapai peningkatan dramatis pada kelas 4 dengan *F1-score* 0,57. *Confusion matrix XGBoost* menunjukkan dari 7 sampel kelas 4, model berhasil memprediksi 4 dengan benar, dibandingkan *Random Forest* yang hanya memprediksi 2 dengan benar dan *Decision Tree* yang tidak memprediksi satupun dengan benar. Hasil ini mengkonfirmasi keunggulan pendekatan *boosting* sekuensial *XGBoost* yang mampu memberikan perhatian lebih pada sampel-sampel sulit dari kelas minoritas, menjadikannya pilihan optimal untuk implementasi dalam aplikasi BeWise.

	precision	recall	f1-score	support
1	1.00	0.84	0.91	19
2	0.89	0.93	0.91	59
3	0.90	0.90	0.90	63
4	0.57	0.57	0.57	7
5	0.95	0.95	0.95	22
accuracy			0.90	170
macro avg	0.86	0.84	0.85	170
weighted avg	0.90	0.90	0.90	170

GAMBAR 6

(Classification Report Hasil Evaluasi Model XGBoost)

3. Pengujian API Menggunakan K6

Pengujian API dilakukan menggunakan K6 untuk mengevaluasi performa dan keandalan sistem dalam memberikan prediksi *Nutri-Score* berdasarkan data nutrisi yang dikirimkan. K6 dipilih sebagai *tool* pengujian karena kemampuannya dalam melakukan *stress testing* dan *load testing* yang efektif untuk API dengan beban tinggi. Pengujian dilakukan pada laptop dengan spesifikasi Windows 11 64-bit, CPU Intel Core i7-9750H @2.60 GHz, RAM 8 GB, dan storage 512 GB, yang menyediakan lingkungan yang memadai untuk simulasi beban kerja yang realistis. Melalui otomatisasi pengujian *stress testing*, penulis dapat memastikan bahwa aplikasi BeWise mampu berkomunikasi dengan sistem lainnya secara efektif dan memberikan respons yang akurat serta konsisten, bahkan dalam kondisi beban tinggi dengan *multiple concurrent users*. Pengujian ini penting untuk memvalidasi kemampuan sistem dalam menangani *traffic* pengguna yang tinggi dan menjamin kestabilan layanan aplikasi.

4. Pengujian Black Box

Pengujian *Black Box* dilakukan untuk mengevaluasi hasil masukan dan keluaran dari aplikasi BeWise tanpa mengetahui struktur kode di balik aplikasi tersebut [50]. Tujuan utama dari pengujian ini adalah untuk memastikan bahwa aplikasi berfungsi sesuai dengan kebutuhan pengguna melalui pengujian seluruh fungsi yang ada pada setiap halaman dan fitur yang tersedia dalam aplikasi. Pengujian dilakukan menggunakan *smartphone* dengan spesifikasi Android 15, CPU Octa-core (1x2.63 GHz Cortex-A715 & 3x2.4 GHz Cortex-A715 & 4x1.8GHz Cortex-A510), GPU Adreno 720, RAM 8 GB, dan storage 128 GB yang menyediakan lingkungan pengujian yang representatif untuk pengguna umum.

Setelah pengujian dilakukan pada semua halaman dan fitur dalam aplikasi BeWise, hasilnya bahwa semua halaman aplikasi dan fitur aplikasi BeWise berjalan dengan baik dan sesuai dengan hasil yang diharapkan. Keberhasilan pengujian *Black Box* ini mengkonfirmasi bahwa aplikasi BeWise telah memenuhi spesifikasi fungsional yang ditetapkan dan siap untuk digunakan oleh pengguna akhir.

V. KESIMPULAN

Implementasi sistem rekomendasi produk makanan dan minuman kemasan berbasis analisis kandungan nutrisi dengan menggunakan *machine learning* pada aplikasi BeWise telah berhasil memberikan solusi yang efektif untuk meningkatkan kesadaran masyarakat terhadap kandungan nutrisi dalam produk kemasan. Penggunaan teknologi *fuzzy*

logic dan model *XGBoost* dalam mengklasifikasikan *Nutri-Score* produk menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi mencapai 90%, membuktikan bahwa pendekatan hibrida yang mengintegrasikan sistem inferensi *fuzzy* dan algoritma *machine learning* berbasis *boosting* mampu memberikan penilaian yang akurat terhadap kualitas nutrisi produk. Metode optimasi parameter dengan *Bayesian Optimization* terbukti lebih efisien dibandingkan teknik konvensional, menghasilkan sistem rekomendasi nutrisi yang memiliki dasar ilmiah yang kuat dan dapat diandalkan.

Fitur pemindaian *barcode* yang diintegrasikan dengan ML Kit berhasil memberikan pengalaman pengguna yang *seamless*, memungkinkan identifikasi produk secara instan tanpa memerlukan input manual. Pengujian *usability* dengan metode *System Usability Scale* menghasilkan skor 86,1 yang termasuk dalam kategori sangat baik, menunjukkan bahwa aplikasi dirancang dengan mempertimbangkan kemudahan penggunaan bagi berbagai kalangan masyarakat. API yang dikembangkan menunjukkan performa yang konsisten dan responsif dengan waktu respons rata-rata 422,85 ms yang memenuhi standar untuk aplikasi *real-time*, serta implementasi keamanan data melalui autentikasi JWT dan enkripsi *password* dengan *bcrypt* berhasil menjamin perlindungan informasi pengguna sesuai dengan standar keamanan yang berlaku. Melalui berbagai fitur yang dikembangkan, BeWise tidak hanya berfungsi sebagai alat bantu dalam memilih produk makanan dan minuman kemasan yang lebih sehat, tetapi juga berperan dalam meningkatkan literasi gizi masyarakat dan menunjukkan potensi yang signifikan sebagai solusi teknologi dalam mendukung gaya hidup sehat di era digital.

REFERENSI

- [1] Undang-Undang Nomor 18 Tahun 2012, "Database Peraturan," JDIH BPK RI. [Online]. Available: <https://peraturan.bpk.go.id/Details/39100>
- [2] K. M. Gillespie, E. Kempes, M. J. White, and S. E. Bartlett, "The Impact of Free Sugar on Human Health—A Narrative Review," *Nutrients*, vol. 15, no. 4, p. 889, 2023.
- [3] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, "Cegah meningkatnya diabetes, jangan berlebihan konsumsi gula, garam, lemak," 2024. [Online]. Available: <https://kemkes.go.id/id/rilis-kesehatan/cegah-meningkatnya-diabetes-jangan-berlebihan-konsumsi-gula-garam-lemak>
- [4] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, "Laporan Nasional Riset Kesehatan Dasar (Riskesmas) 2023," Kemenkes, 2023.
- [5] A. W. Barclay, P. Petocz, J. McMillan-Price, V. M. Flood, T. Prvan, P. Mitchell, and J. C. Brand-Miller, "Glycemic index, glycemic load, and chronic disease risk—a meta-analysis of observational studies," *The American Journal of Clinical Nutrition*, vol. 87, no. 3, pp. 627-637, 2008.
- [6] World Health Organization, "Global Health Risks: Mortality and Burden of Disease Attributable to Selected Major Risks," 2022. [Online]. Available: <https://www.who.int/publications/i/item/9789241563871>
- [7] C. Kyrkou, P. Kolios, T. Theocharides, and M. Polycarpou, "Machine Learning for Emergency Management: A Survey and Future Outlook," *Proceedings of the IEEE*, vol. 111, no. 1, pp. 19-39, Jan. 2023.
- [8] S. K. Islam, M. M. Hossain Shuvo, J. Cheng, and B. I. Morshed, "Efficient Acceleration of Deep Learning Inference on Resource-Constrained Edge Devices: A Review," *Proceedings of the IEEE*, vol. 111, no. 1, pp. 40-65, Jan. 2023.
- [9] L. A. Zadeh, "Fuzzy logic," *IEEE Computer*, vol. 21, no. 4, pp. 83-93, Apr. 1988.
- [10] R. Saatchi, "Fuzzy Logic Concepts, Developments and Implementation," *Information*, vol. 15, no. 10, pp. 656, Oct. 2024.
- [11] K. Tanaka, "Introduction to fuzzy logic," in *Proc. IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, San Diego, CA, USA, 1992, pp. 1-14.
- [12] M. A. Rahman, S. Islam, and T. Ahmed, "Mobile Application Development: A Comprehensive Survey," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 142505-142520, 2020.
- [13] K. Patel, R. Sharma, and A. Gupta, "User Engagement in Mobile Applications: A Literature Review," *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 21, no. 8, pp. 2856-2869, Aug. 2022.
- [14] L. Chen, W. Wang, and X. Liu, "Cross-Platform Mobile Development: Performance Analysis and Best Practices," *IEEE Software*, vol. 38, no. 3, pp. 45-52, May 2021.
- [15] J. Smith, D. Brown, and M. Johnson, "Real-time Mobile Application Architecture for IoT Systems," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 9, no. 12, pp. 9234-9245, Jun. 2022.
- [16] T. Wilson, K. Davis, and R. Miller, "Modern Web Application Architecture: A Survey," *IEEE Computer*, vol. 55, no. 7, pp. 78-87, Jul. 2022.
- [17] Express.js, "Express - Node.js web application framework," Express.js Foundation, 2024. [Online]. Available: <https://expressjs.com/>
- [18] Y. Zhang, L. Wang, and H. Chen, "Research and Application of Node.js Core Technology," in *Proc. IEEE 4th International Conference on Computer and Communications*, Chengdu, China, 2021, pp. 1456-1460.
- [19] H. Liu, X. Ma, and Z. Yang, "Express supervision system based on NodeJS and MongoDB," in *Proc. IEEE 2nd International Conference on Computer and Communications*, Chengdu, China, 2017, pp. 2759-2763.

- [20] Railway Corp., "Railway Platform Documentation," Railway Corp., 2024. [Online]. Available: <https://docs.railway.app/>
- [21] S. Kumar, A. Patel, and R. Singh, "Comparative Analysis of Cloud Deployment Platforms for Modern Web Applications," IEEE Cloud Computing, vol. 9, no. 3, pp. 34-42, May 2022.
- [22] D. Williams, M. Jones, and K. Lee, "Infrastructure-as-a-Service Performance Evaluation for Small-Scale Applications," IEEE Transactions on Cloud Computing, vol. 10, no. 2, pp. 789-801, Apr. 2022.
- [23] H. M dan S. M.N, "A Review on Evaluation Metrics for Data Classification Evaluations," International Journal of Data Mining & Knowledge Management Process, vol. 5, no. 2, hlm. 01–11, Mar 2015, doi: 10.5121/ijdkp.2015.5201.
- [24] S. Milda Puspita dan N. Apriyanti, "The UI/UX Design with Design Thinking Method for The University Complaint Website", Information Technology International Journal, Mei 2023, doi: <https://doi.org/10.33005/itij.v1i1.2>.

