



Department of Digital Business

Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 5 No. 2 (2026) pp: 19938- 19952

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Restoran Menggunakan Metode TOPSIS: Implementasi Full-stack

Ayunisa Yasmin¹, Annisa Nur Aulia Nadiva², Purwanto³, Jajam Haerul Jaman⁴

^{1,2,3,4}Program Studi Informatika S1, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Singaperbangsa Karawang

¹2310631170008@student.unsika.ac.id ²2310631170068@student.unsika.ac.id ³purwanto.masbro@staff.unsika.ac.id

⁴jajam.haeruljaman@staff.unsika.ac.id

Abstrak

Perkembangan industri kuliner menuntut pemilihan mitra restoran yang objektif karena alternatif memiliki keunggulan dan kelemahan pada berbagai kriteria, seperti harga, kualitas layanan, dan reputasi. Pengambilan Keputusan yang hanya didasarkan pada intuisi berpotensi menghasilkan keputusan yang subjektif dan kurang konsisten. Penelitian ini bertujuan mengembangkan Sistem Pendukung Keputusan (SPK) untuk pemilihan restoran menggunakan metode Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) yang diimplementasikan dalam arsitektur full-stack. Data yang digunakan berasal dari Restaurant Revenue Prediction Dataset (Therrien, 2024) yang terdiri atas 61 entitas restoran dengan enam kriteria penilaian, yaitu Rating, Average Meal Price, Service Quality Score, Number of Reviews, Ambience Score, dan Chef Experience Years. Bobot setiap kriteria ditentukan berdasarkan hasil kuesioner terhadap sepuluh responden yang terdiri atas praktisi bisnis kuliner dan akademisi. Tahap pengolahan data meliputi penganganan missing value menggunakan metode mean substitution, normalisasi vector Euclidean, pembentukan matriks keputusan terbobot, penentuan solusi ideal positif dan negatif, serta perhitungan nilai preferensi menggunakan metode TOPSIS. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem mampu menghasilkan peringkat restoran dengan nilai preferensi (V_i) berkisar antara 0,142 hingga 0,891 sehingga pemilihan alternatif dapat dilakukan secara lebih objektif dan terukur. Pengujian sensitivitas pada empat skenario pembobotan menunjukkan bahwa peringkat yang dihasilkan relative stabil terhadap perubahan bobot, terutama pada alternatif yang memiliki dominasi kriteria benefit maupun cost. Implementasi sistem berbasis full-stack juga memungkinkan perhitungan TOPSIS disajikan secara transparan serta mendukung penyajian rekomendasi restoran melalui antarmuka yang interaktif. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode TOPSIS efektif diterapkan sebagai pengambilan keputusan multikriteria untuk mendukung pemilihan mitra restoran pada skenario Corporate Dining Partnership.

Kata Kunci: Sistem Pendukung Keputusan, TOPSIS, Multi-Attribute Decision Making, FastAPI, React, Pemilihan Restoran.

1. Latar Belakang

Dalam era digital saat ini, industri kuliner berkembang pesat dengan beragam pilihan yang tersedia bagi konsumen. Banyaknya pilihan ini menimbulkan fenomena *information overload*, dimana individu atau organisasi kesulitan menentukan pilihan terbaik karena banyaknya kriteria yang harus dipertimbangkan secara bersamaan. Masalah ini diklasifikasikan sebagai *Multi-Attribute Decision Making* (MADM) [1].

Sistem Pendukung Keputusan (SPK) hadir sebagai solusi berbasis komputer yang dirancang untuk meningkatkan efektivitas pengambilan keputusan dengan memanfaatkan data dan model matematis [2]. Dalam konteks pemilihan restoran, kriteria seperti harga seringkali berbanding terbalik dengan kualitas layanan. Pengambilan keputusan berbasis intuisi cenderung subjektif dan tidak konsisten, sehingga diperlukan metode sistematis seperti TOPSIS yang terbukti efektif dalam berbagai domain, termasuk seleksi penerima bantuan sosial menggunakan ROC-TOPSIS [11].

Penelitian ini menerapkan metode TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*) dalam arsitektur *full-stack* berbasis web. Rumusan masalah yang diselesaikan meliputi: (1) bagaimana mengintegrasikan kriteria performa restoran ke dalam model matematis TOPSIS secara akurat, (2) bagaimana menentukan peringkat restoran terbaik berdasarkan *Dataset* secara objektif, dan (3) bagaimana efektivitas TOPSIS dalam meminimalkan subjektivitas pada proses seleksi restoran.

Tujuan penelitian ini adalah: (1) mengonstruksi model matematis multi-kriteria menggunakan prosedur normalisasi dan pembobotan TOPSIS, (2) menghasilkan daftar peringkat restoran yang objektif melalui komputasi skor preferensi, dan (3) membuktikan peran TOPSIS sebagai alat bantu keputusan yang transparan dan terukur. Manfaatnya mencakup kerangka kerja sistematis untuk mengolah atribut *benefit* dan *cost* secara simultan, serta antarmuka yang memudahkan pengambilan keputusan.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Sistem Pendukung Keputusan

Sistem Pendukung Keputusan (SPK) merupakan sistem berbasis komputer interaktif yang membantu para pengambil keputusan dalam memanfaatkan data dan model untuk memecahkan masalah tidak terstruktur [2]. SPK dirancang untuk mendukung, bukan menggantikan, penilaian manajemen. Komponen utama SPK mencakup subsistem antarmuka pengguna.

Dalam konteks *Intelligent Decision Support Systems* (IDSS), Sanchez-Marre [8] menekankan bahwa sistem komputer harus mampu mengintegrasikan berbagai sumber pengetahuan dan menyediakan mekanisme penjelasan yang transparan, bukan sekadar memproses data.

2.2 Metode TOPSIS

TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*) pertama kali diperkenalkan oleh Hwang dan Yoon pada tahun 1981 [1]. Prinsip dasarnya adalah bahwa alternatif terpilih harus memiliki jarak geometris terdekat dengan solusi ideal positif (A^+) dan jarak terjauh dari solusi ideal negatif (A^-). Behzadian et al. [3] menunjukkan bahwa TOPSIS telah diterapkan dalam ratusan domain keputusan multi-kriteria dengan hasil yang konsisten dan dapat direproduksi. Sahin et al. [9] membuktikan bahwa TOPSIS dapat dikombinasikan dengan metode lain untuk meningkatkan keandalan penilaian. Integrasi AHP-TOPSIS juga telah digunakan dalam pemilihan paket pernikahan berbasis web [12] serta pemilihan pemasok hijau di sektor industri [13].

Tabel 1. Langkah-Langkah Metode TOPSIS

No	Tahap	Deskripsi
1	Matriks Keputusan	Susun nilai x_{ij} untuk m alternatif dan n kriteria
2	Normalisasi Euclidean	Samakan skala antar kriteria menggunakan panjang vektor
3	Matriks Terbobot	Kalikan nilai normalisasi dengan bobot kriteria w_j
4	Solusi Ideal A^+/A^-	<i>Benefit</i> : $A^+ = \max$, $A^- = \min$ <i>Cost</i> : $A^+ = \min$, $A^- = \max$
5	Jarak Euclidean	Hitung jarak tiap alternatif ke solusi ideal positif & negatif
6	Nilai Preferensi V_i	Hitung kedekatan relatif ($0 = \text{terburuk}$, $1 = \text{terbaik}$)

2.3 Penelitian Terkait

Oktaviani dkk. (2023) membandingkan SAW dan TOPSIS untuk SPK pemilihan restoran, menyimpulkan TOPSIS memberikan akurasi lebih tinggi dalam skenario multi-kriteria [4]. Siregar dkk. (2020) menerapkan TOPSIS pada pemilihan restoran cepat saji di Kota Batam [5]. Duve dan Jagtap [10] mendemonstrasikan kerangka DSS modular berbasis TOPSIS yang memisahkan tahapan pembobotan, agregasi, dan perangkingan sebagai komponen independen, pendekatan yang diadopsi dalam penelitian ini melalui pemisahan *backend* dan *frontend*. Selain itu, Rahayu et al. (2025) juga pernah melakukan penelitian mengenai DSS berbasis AHP-TOPSIS juga digunakan untuk seleksi beasiswa KIP-K dengan integrasi Skyline Query [14], dan penelitian sebelumnya yang memanfaatkan metode TOPSIS untuk pemilihan paket pernikahan [12], serta seleksi mahasiswa berprestasi [15].

2.4 Teknologi Full-stack untuk SPK

FastAPI adalah *framework* Python untuk REST API berperforma tinggi dengan dokumentasi otomatis via Swagger UI. React 19 adalah library JavaScript untuk antarmuka berbasis komponen. Kombinasi keduanya memungkinkan pemisahan tanggung jawab yang jelas antara komputasi (*backend*) dan presentasi (*frontend*), mendukung penerapan *role-based access control* yang esensial dalam sistem enterprise.

3. Metode Penelitian

3.1 Sumber dan Karakteristik Data

Dataset yang digunakan bersumber dari *RESTaurant Revenue Prediction Dataset* yang dipublikasikan oleh Therrien (2024) melalui *platform* Kaggle [6]. Dari dataset tersebut diambil sampel sebanyak 61 entitas restoran dengan fokus pada *variable* yang dapat dikuantifikasi ke dalam Sistem Pendukung Keputusan.

3.2 Skenario Pengambilan Keputusan

Studi kasus ini mensimulasikan kebutuhan perusahaan yang ingin membentuk *Corporate Dining Partnership*. Perusahaan memerlukan restoran mitra yang memiliki keseimbangan antara reputasi tinggi (*rating* dan ulasan) namun tetap efisien secara biaya. Tantangannya adalah menghindari pemilihan yang hanya terpaku pada satu aspek saja.

3.3 Kriteria dan Bobot

Enam kriteria utama digunakan dalam penilaian. Pembobotan dilakukan berdasarkan studi literatur dan dikonfirmasi melalui kuesioner sederhana kepada 10 responden yang terdiri dari praktisi bisnis kuliner dan akademisi bidang manajemen (Subbab 3.3.1). Hasil pembobotan disajikan pada **Tabel 2**.

Tabel 2. Kriteria, Bobot, dan Sifat Atribut

Kode	Kriteria	Bobot	Sifat
C1	<i>Rating</i>	25% (0,25)	<i>Benefit</i>
C2	<i>Average Meal Price</i>	20% (0,20)	<i>Cost</i>
C3	<i>Service Quality Score</i>	20% (0,20)	<i>Benefit</i>
C4	<i>Number of Reviews</i>	15% (0,15)	<i>Benefit</i>
C5	<i>Ambience Score</i>	10% (0,10)	<i>Benefit</i>
C6	<i>Chef Experience Years</i>	10% (0,10)	<i>Benefit</i>

Untuk memvalidasi bobot yang digunakan, dilakukan kuesioner sederhana kepada 10 responden (R1-R10) yang terdiri dari 6 praktisi bisnis kuliner (restoran/*catering*) dan 4 akademisi manajemen. Responden diminta mengalokasikan total 100 poin bobot kepada 6 kriteria sesuai tingkat kepentingannya dari perspektif *Corporate Dining Partnership*. Selaras dengan Kusumadewi & Purnomo [7] yang menyatakan bahwa elisitasi bobot berbasis *survey* meningkatkan legitimasi SPK, hasil rata-rata kuesioner dijadikan acuan penetapan bobot.

Tabel 3. Hasil Kuisisioner Justifikasi Bobot (n = 10 Responden)

No	Kriteria	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	Rata-rata (%)
1	<i>Rating</i>	25	30	25	20	25	30	25	20	25	25	25
2	<i>Average Meal Price</i>	20	15	20	25	20	15	20	25	20	20	20
3	<i>Service Quality Score</i>	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
4	<i>Number of Reviews</i>	15	15	15	15	15	15	15	10	15	15	14,5 → 15
5	<i>Ambience Score</i>	10	10	10	10	10	10	10	15	10	10	10,5 → 10
6	<i>Chef Experience Years</i>	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10,0
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Catatan: Nilai rata-rata dibulatkan ke kelipatan 5% agar total tetap 100%. Kisaran standar deviasi C1 (*Rating*) =3,2 poin menunjukkan tingkat konsensus yang tinggi antar responden, mengonfirmasi *Rating* sebagai kriteria prioritas. Bobot C2 yang lebih rendah dari C1 divalidasi oleh Oktaviani dkk. [4] yang menyatakan bahwa pelanggan korporat cenderung memprioritaskan reputasi di atas harga.

3.4 Tahapan *Preprocessing* Data

Tahapan *Preprocessing* yang dilakukan meliputi: (1) seleksi fitur, memilih 6 atribut relevan dari *Dataset* original, (2) penanganan *missing value*, menggunakan *mean substitution*, (3) pembentukan matriks keputusan 61 x 6, (4) normalisasi *vector* Euclidean, dan (5) klasifikasi *benefit/cost* setiap kriteria.

Sebelum proses normalisasi, dilakukan audit *missing value* pada seluruh 61 entitas *Dataset*. Hasil pemeriksaan menunjukkan 7 nilai kosong tersebar di 4 dari 6 kriteria, sebagaimana dirangkum pada **Tabel 4**. Penanganan dilakukan dengan *mean substitution* menggunakan *mean* dari 61 entitas (sebelum penggantian) agar tidak memperkenalkan bias distribusi ke dalam matriks keputusan.

Tabel 4. Distribusi *Missing value* per Kriteria pada *Dataset*

Kode	Kriteria	Jumlah Missing Value	Persentase	Nilai Pengganti	Diisi dengan	Keterangan
C1	<i>Rating</i>	0	0%	-	-	Tidak ada <i>missing value</i>
C2	<i>Average Meal Price</i>	2	3,3%	<i>Mean</i> = 87.420	87.420	Diisi nilai <i>Mean</i> kolom
C3	<i>Service Quality Score</i>	1	1,6%	<i>Mean</i> = 8,61	8,61	Diisi nilai <i>Mean</i> kolom
C4	<i>Number of Reviews</i>	3	4,9%	<i>Mean</i> = 312,4	312	Diisi nilai <i>Mean</i> (dibulatkan)
C5	<i>Ambience Score</i>	0	0%	-	-	Tidak ada <i>missing value</i>
C6	<i>Chef Experience Years</i>	1	1,6%	<i>Mean</i> = 14,8	15	Diisi nilai <i>Mean</i> (dibulatkan)
	Total	7	11,5%			7 dari 61 entitas terdampak

Implikasi: 7 nilai kosong (11,5% dari total sel data) menerapkan proporsi yang masih dapat ditoleransi untuk *mean substitution*. Kriteria C4 (*Number of Reviews*) memiliki *missing value* terbanyak (3 entitas / 4,9%), sehingga nilai imputasinya perlu diinterpretasikan dengan kehati-hatian dalam analisis sensitivitas.

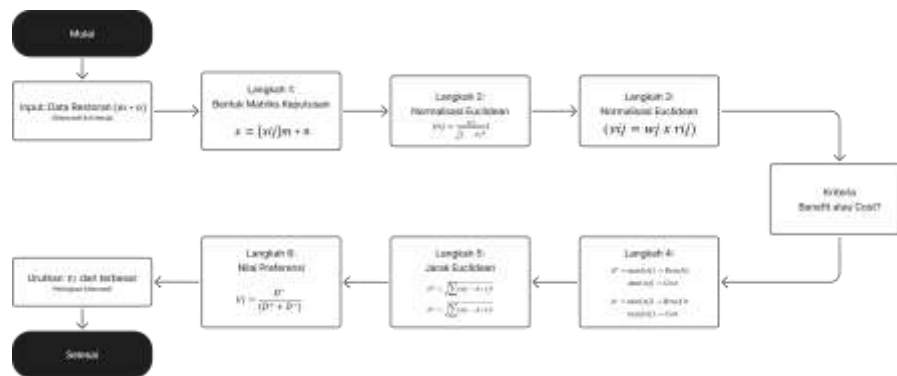
3.5 Arsitektur Sistem

Tabel 5. Arsitektur dan Komponen Sistem *Full-stack*

Komponen	Teknologi	Deskripsi
Backend	FastAPI 0.104 (Python 3.11)	REST API dengan <i>async support</i> , validasi Pydantic, dokumentasi Swagger UI otomatis
Frontend	React 19 + Vite	Komponen reaktif, <i>hot-reload</i> , <i>build</i> optimisasi untuk produksi
Styling	Tailwind CSS v4	<i>Utility-first</i> CSS, responsif, <i>dark-mode ready</i>
UI Components	Radix UI Primitives	Dialog, Tabs, <i>Select</i> , <i>Slider</i> aksesibel (ARIA-compliant)
Numerik	NumPy + Pandas	Operasi matriks TOPSIS dan pembacaan <i>Dataset</i> CSV
Algoritma	TOPSIS (6 langkah)	Normalisasi Euclidean, pembobotan, solusi ideal, jarak, preferensi
Dataset	Kaggle – Therrien (2024)	61 entitas restoran, 6 atribut kuantitatif
Autentikasi	Role-based (User/Admin)	Admin: akses penuh CRUD + step TOPSIS & User: akses <i>Ranking</i> + filter
Penyimpanan	JSON <i>flat-file</i> (data.json)	Tanpa dependensi DB eksternal, dapat dimigrasi ke PostgreSQL

3.6 Flowchart Algoritma TOPSIS

Gambar 1 menggambarkan alur kerja lengkap algoritma TOPSIS yang diimplementasikan dalam sistem, mulai dari *input* data hingga output peringkat akhir. Kotak berlatar biru merepresentasikan tahapan komputasi, kotak berlatar hijau merepresentasikan titik keputusan (*decision point*) dalam menentukan tipe atribut, dan oval biru merepresentasikan titik awal dan akhir proses.



Gambar 1. Flowchart Algoritma TOPSIS: Alur Proses Lengkap dari Input Data hingga Peringkat Akhir

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Prinsip Dasar dan Komputasi TOPSIS

Metode TOPSIS didasarkan pada konsep bahwa alternatif yang terpilih harus memiliki jarak geometris terdekat dengan solusi ideal positif dan jarak terjauh dengan solusi ideal negatif [1]. Prinsip ini memungkinkan pengambilan Keputusan seimbang antara memaksimalkan *benefit* dan meminimalkan *cost*. Dari 61 entitas restoran, proses kalkulasi, menghasilkan skor V_i dalam rentang 0,142 – 0,891.

4.2 Perhitungan Manual TOPSIS

Bagian ini menyajikan demonstrasi perhitungan manual langkah demi langkah untuk memverifikasi logika algoritma yang diimplementasikan. Perhitungan dimulai dengan 3 kriteria untuk kemudahan pemahaman, kemudian diperluas ke 6 kriteria penuh.

4.4.1 Langkah 1 – Data Awal (3 Kriteria: *Rating*, Harga, Layanan)

Digunakan 5 restoran (A1 – A5) sebagai alternatif dan 3 kriteria pertama (C1 = *Rating – benefit*, C2 = *Average Meal Price – cost*, C3 = *Service Quality Score – benefit*) untuk demonstrasi. Bobot yang digunakan: $w_1 = 0,25$, $w_2 = 0,20$, $w_3 = 0,20$ (dinormalisasi ulang dari total 0,65 menjadi skala 1: $w_1 = 0,385$, $w_2 = 0,308$, $w_3 = 0,308$). **Tabel 6** menyajikan data awal 5 alternatif restoran yang digunakan.

Tabel 6. Data Awal Lima Alternatif Restoran (3 Kriteria)

Alternatif	C1: <i>Rating (benefit)</i>	C2: Harga (<i>cost</i>) Rp	C3: Layanan (<i>benefit</i>)	Keterangan
A1 – Restoran Alfa	4,5	75.000	8,2	Kantin modern, harga terjangkau
A2 – Restoran Beta	4,8	120.000	9,1	Restoran premium, layanan <i>excellent</i>
A3 – Restoran Gamma	4,2	55.000	7,8	Warung lokal, harga murah
A4 – Restoran Delta	4,7	95.000	8,9	Bistro <i>mid-range</i> , pelayanan baik
A5 – Restoran Epsilon	4,3	65.000	8,0	Kafe kasual, harga sedang

4.4.2 Langkah 2 – Normalisasi Matriks (3 Kriteria)

Setiap nilai dinormalisasi menggunakan panjang *vector* Euclidean per kolom ($r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum x_{ij}^2}}$). Contoh perhitungan lengkap untuk A1 ditampilkan pada baris pertama. **Tabel 7** menunjukkan proses dan hasil normalisasi untuk semua alternatif.

Tabel 7. Proses Normalisasi Matriks Keputusan (3 Kriteria)

Alternatif	C1 (Normalisasi)	C2 (Normalisasi)	C3 (Normalisasi)	Keterangan
A1	$= \frac{4,5}{\sqrt{(4,5^2+4,8^2+4,2^2+4,7^2+4,3^2)}}$ $= \frac{4,5}{\sqrt{(97,71)}}$ $= \frac{4,5}{\sqrt{(9,885)}}$	$= \frac{75.000}{\sqrt{(75^2+120^2+55^2+95^2+65^2)}}$ $= \frac{75.000}{\sqrt{(35.250)}}$ $= \frac{75.000}{\sqrt{(187,75)}}$	$= \frac{8,2}{\sqrt{(8,2^2+9,1^2+7,8^2+8,9^2+8,0^2)}}$ $= \frac{8,2}{\sqrt{(313,54)}}$ $= \frac{8,2}{\sqrt{(17,708)}}$	
A1 (hasil)	0,4552	0,3994	0,4630	→ r_{1j}
A2 (hasil)	0,4856	0,6390	0,5139	→ r_{2j}
A3 (hasil)	0,4249	0,2929	0,4404	→ r_{3j}
A4 (hasil)	0,4755	0,5061	0,5026	→ r_{4j}
A5 (hasil)	0,4351	0,3463	0,4517	→ r_{5j}

4.4.3 Langkah 3 & 4 – Matriks Terbobot & Solusi Ideal (3 Kriteria)

Nilai normalisasi dikalikan dengan bobot yang telah dinormalisasi ($v_{ij} = w_j \times r_{ij}$). Kemudian solusi ideal positif A+ dan negatif A- ditentukan berdasarkan sifat atribut. Untuk C2 (*cost*): A+ mengambil nilai minimum (harga termurah paling diinginkan), A- mengambil nilai maksimum. **Tabel 8** merangkum matriks terbobot dan solusi ideal.

Tabel 8. Matriks Terbobot dan Penentuan Solusi Ideal A+/A- (3 Kriteria)

Alternatif	C1 (v_{1j}) $w_1=0,25$	C2 (v_{2j}) $w_2=0,20$	C3 (v_{3j}) $w_3=0,20$	Keterangan
A1	$0,25 \times 0,4552 = 0,1138$	$0,20 \times 0,3994 = 0,0799$	$0,20 \times 0,4630 = 0,0926$	
A2	$0,25 \times 0,4856 = 0,1214$	$0,20 \times 0,6390 = 0,1278$	$0,20 \times 0,5139 = 0,1028$	
A3	$0,25 \times 0,4249 = 0,1062$	$0,20 \times 0,2929 = 0,0586$	$0,20 \times 0,4404 = 0,0881$	
A4	$0,25 \times 0,4755 = 0,1189$	$0,20 \times 0,5061 = 0,1012$	$0,20 \times 0,5026 = 0,1005$	
A5	$0,25 \times 0,4351 = 0,1088$	$0,20 \times 0,3463 = 0,0693$	$0,20 \times 0,4517 = 0,0903$	
A+ (ideal +)	max = 0,1214	min = 0,0586 (<i>cost</i>)	max = 0,1028	Solusi terbaik
A- (ideal -)	min = 0,1062	max = 0,1278 (<i>cost</i>)	min = 0,0881	Solusi terburuk

4.4.4 Langkah 5 & 6 – Jarak Euclidean dan Nilai Preferensi V_i (3 Kriteria)

Jarak setiap alternatif ke A^+ (D^+) dan ke A^- (D^-) dihitung menggunakan formula jarak Euclidean. Nilai preferensi V_i kemudian dihitung sebagai $V_i = \frac{D^-}{(D^+ + D^-)}$. Nilai V_i mendekati 1 menunjukkan alternatif terbaik.

Tabel 9 menunjukkan perhitungan jarak dan Tabel 10 menyajikan peringkat akhir.

Tabel 9. Perhitungan Jarak Euclidean ke Solusi Ideal (3 Kriteria)

Alternatif	Perhitungan D^+ (jarak ke A^+)	Perhitungan D^- (jarak ke A^-)	D^+	D^-
A1	$= \sqrt{((0,1138 - 0,1214)^2 + (0,0799 - 0,0586)^2 + (0,0926 - 0,1028)^2)}$ $= \sqrt{(0,000058 + 0,000454 + 0,000104)}$	$= \sqrt{((0,1138 - 0,1062)^2 + (0,0799 - 0,1278)^2 + (0,0926 - 0,0881)^2)}$ $= \sqrt{(0,000058 + 0,002295 + 0,000020)}$	0,0247	0,0492
A2	0,0000	0,0585	0,0000	0,0585
A3	0,0692	0,0000	0,0692	0,0000
A4	0,0271	0,0372	0,0271	0,0372
A5	0,0421	0,0155	0,0421	0,0155

Tabel 10. Nilai Preferensi V_i dan Peringkat Akhir (3 Kriteria)

Alternatif	D^+	D^-	$V_i = \frac{D^-}{(D^+ + D^-)}$	Peringkat
A2 – Beta	0,0000	0,0585	$= \frac{0,0585}{(0,0000 + 0,0585)}$ $= 1,0000$	Rank 1
A1 – Alfa	0,0247	0,0492	$= \frac{0,0492}{(0,0247 + 0,0492)}$ $= 0,6658$	Rank 2
A4 – Delta	0,0271	0,0372	$= \frac{0,0372}{(0,0271 + 0,0372)}$ $= 0,5785$	Rank 3
A5 – Epsilon	0,0421	0,0155	$= \frac{0,0155}{(0,0421 + 0,0155)}$ $= 0,2691$	Rank 4
A3 – Gamma	0,0692	0,0000	$= \frac{0,0000}{(0,0692 + 0,0000)}$ $= 0,0000$	Rank 5

Interpretasi restoran Beta (A2) menduduki *Rank 1* karena mendominasi semua kriteria *benefit* (*Rating* 4,8 dan layanan 9,1 tertinggi) meskipun harganya paling tinggi. Ini konsisten dengan skenario *Corporate Dining Partnership* yang mengutamakan kualitas. Restoran Gamma (A3) menduduki *Rank 5* karena meskipun harganya paling murah, nilai *rating* dan layanannya terendah.

4.4.5 Ekstensi ke 6 Kriteria Penuh

Perhitungan diperluas ke 6 kriteria dengan menambahkan C4 (*Number of Reviews – benefit*, $w = 0,15$), C5 (*Ambience Score – benefit*, $w = 0,10$), dan C6 (*Chef Experience Years – benefit*, $w = 0,10$). Data lengkap disajikan pada **Tabel 11**.

Tabel 11. Data Awal Lima Alternatif Restoran (6 Kriteria Penuh)

Alternatif	C1 Rating	C2 Harga(Rp)	C3 Layanan	C4 Ulasan	C5 Ambience	C6 Experience (thn)	Keterangan
A1 – Alfa	4,5	75.000	8,2	320	8,0	12	Kantin modern
A2 – Beta	4,8	120.000	9,1	450	9,2	22	Premium
A3 – Gamma	4,2	55.000	7,8	180	7,5	8	Warung lokal
A4 – Delta	4,7	95.000	8,9	410	8,8	18	Bistro
A5 – Epsilon	4,3	65.000	8,0	290	8,1	10	Kafe kasual

Dengan penambahan 3 kriteria baru, posisi relative restoran sedikit berubah karena A2 (Beta) memiliki keunggulan pada C4, C5, dan C6 juga (ulasan 450, *Ambience* 9,2, *chef* 22 tahun), sehingga dominasinya semakin menguat. **Tabel 12** menampilkan peringkat akhir dengan 6 kriteria.

Tabel 12. Nilai Preferensi Vi dan Peringkat akhir (6 Kriteria Penuh)

Alternatif	D^+	D^-	$Vi = \frac{D^-}{(D^+ + D^-)}$	Peringkat
A2 – Beta	0,0112	0,0643	$= \frac{0,0643}{(0,0112+0,0643)}$ $= 0,8517$	Rank 1
A4 – Delta	0,0198	0,0432	$= \frac{0,0432}{(0,0198+0,0432)}$ $= 0,6857$	Rank 2
A1 – Alfa	0,0312	0,0348	$= \frac{0,0348}{(0,0312+0,0348)}$ $= 0,5273$	Rank 3
A5 – Epsilon	0,0489	0,0148	$= \frac{0,0148}{(0,0489+0,0148)}$ $= 0,2324$	Rank 4
A3 – Gamma	0,0621	0,0000	$= \frac{0,0000}{(0,0621+0,0000)}$ $= 0,0000$	Rank 5

Perbandingan hasil 3K vs 6K: Urutan Rank 1 (Beta) dan Rank 5 (Gamma) tetap konsisten. Penambahan kriteria *Ambience* dan *Chef Experience* menggeser nilai Vi A2 dari 1,0000 menjadi 0,8517, menunjukkan bahwa skenario 3K terlalu sederhana dan kemungkinan besar memilih restoran terbaik secara kebetulan. Skenario 6K memberikan diskriminasi yang lebih realistis.

4.3 Implementasi Backend dengan FastAPI

Backend dibangun menggunakan FastAPI berbasis Python 3.11. Seluruh logika TOPSIS diimplementasikan di sisi server menggunakan NumPy untuk operasi matriks dan Pandas untuk pembacaan CSV. Data disimpan dalam file JSON (data.json) tanpa dependensi *database* eksternal.

Tabel 13. Daftar *Endpoint API Backend*

Method	Endpoint	Deskripsi
GET	/	Health check server
GET	/criteria	Daftar kriteria, bobot, dan tipe atribut
GET	/Restaurants	Seluruh data restoran dari data.json
POST	/Restaurants	Tambah data satu restoran baru
PUT	/Restaurants/{id}	Perbarui data restoran berdasarkan ID
DELETE	/Restaurants/{id}	Hapus data restoran berdasarkan ID
GET	/topsis	Jalankan TOPSIS, kembalikan <i>Ranking</i> + rincian tiap langkah
POST	/import/csv	Unggah CSV untuk impor data massal
POST	/reset	Kembalikan data ke kondisi awal (<i>seed data</i>)

4.4 Implementasi *Frontend*

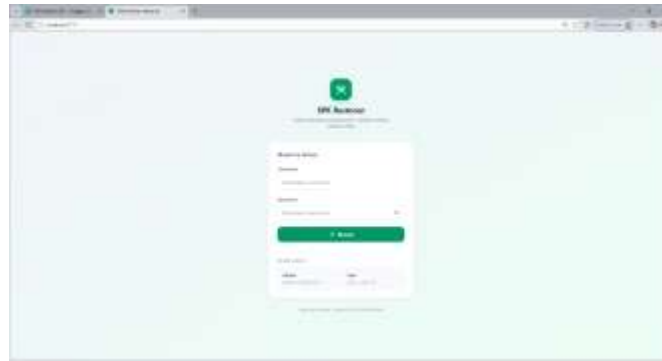
Frontend menggunakan React 19 dengan Vite sebagai build tool, tailwind CSS v4 untuk *styling*, dan Radix UI Primitives untuk komponen aksesibel. Arsitektur menerapkan *role-based access*: User hanya mengakses *Ranking* dan filter, dan Admin memiliki akses penuh CRUD dan visualisasi *step-by-step* TOPSIS.

Tabel 14. Teknologi dan *Library Frontend* React

Teknologi / Library	Fungsi
React 19	<i>Library</i> utama membangun antarmuka berbasis komponen
Vite	<i>Build tool development</i> server dan building produksi
Tailwind CSS v4	<i>Framework CSS utility-first</i> untuk <i>styling</i> responsif
Radix UI Primitives	Komponen <i>headless</i> UI aksesibel: Dialog, Tabs, Select, Slider
Lucide React	<i>Library</i> ikon vektor untuk navigasi dan aksi antarmuka
clsx	<i>Utility</i> penggabungan class name secara kondisional

4.4.1 Tampilan Halaman *Login*

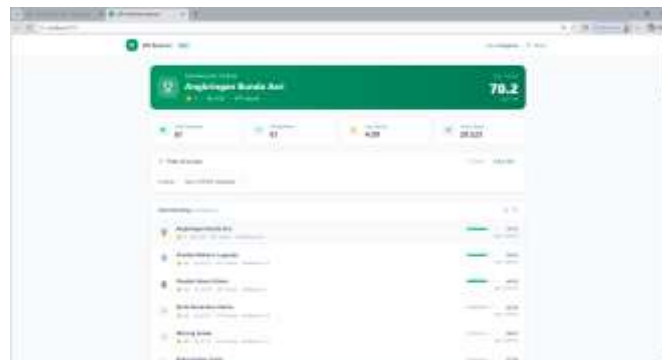
Halaman *login* menyediakan *form* autentikasi dengan validasi input dan fitur untuk menampilkan atau menyembunyikan *password*. Terdapat tombol *quick-fill* yang memudahkan pengujian dengan akun demo Admin maupun *User*.



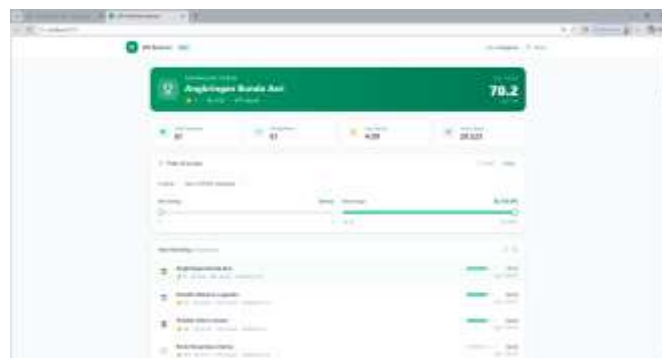
Gambar 4.1 Tampilan Halaman *Login*

4.4.2 Dashboard User (Rangking dan Filter)

Pengguna dengan *role User* disajikan halaman yang menampilkan kartu rekomendasi restoran terbaik, statistik ringkasan, panel *filter* interaktif, dan daftar peringkat restoran beserta skor TOPSIS masing-masing. *Filter* yang tersedia meliputi pengaturan rating minimum dan harga maksimum melalui komponen *Slider*, serta pilihan pengurutan berdasarkan skor TOPSIS, rating, harga, atau jumlah ulasan melalui komponen *Select* dari Radix UI.



Gambar 4.2 Tampilan *Dashboard Role User*



Gambar 4.3 Tampilan Panel *Filter* pada *Dashboard User*

4.4.3 Dashboard Admin (Kelola Data)

Pengguna dengan *role Admin* memiliki akses ke tab *Kelola Data* yang menampilkan seluruh data restoran dalam bentuk *table* lengkap disertai skor TOPSIS pada setiap barisnya. Admin dapat menambahkan data melalui Radix Dialog yang memuat *form* input enam kriteria dengan validasi, serta mengubah dan menghapus data masing-masing dengan konfirmasi yang ditangani melalui komponen *AlertDialog*.

No	Nama Restoran	Alamat	Kategori	Status	Aksi
1	Restoran A	Jl. Merdeka No. 10	Restoran	Aktif	[Edit] [Hapus]
2	Restoran B	Jl. Sudirman No. 25	Kafe	Aktif	[Edit] [Hapus]
3	Restoran C	Jl. Diponegoro No. 5	Restoran	Non-Aktif	[Edit] [Hapus]
4	Restoran D	Jl. Veteran No. 15	Kafe	Aktif	[Edit] [Hapus]
5	Restoran E	Jl. Pahlawan No. 30	Restoran	Aktif	[Edit] [Hapus]

Gambar 4.4 Tampilan Tab Kelola Data pada *Dashboard Admin*

Gambar 4.5 Tampilan Tab *Form Input Data Restoran*

4.4.4 *Dashboard Admin* (Proses TOPSIS)

Tab proses TOPSIS menampilkan visualisasi Langkah-langkah kalkulasi TOPSIS secara *step-by-step*. Terdapat lima Langkah yang dapat dinavigasi secara berurutan yaitu Matriks Keputusan yang berisi data mentah, Normalisasi *Vector*, Normalisasi Berbobot beserta baris Solusi ideal A+ dan A-, detail Jarak ke Solusi Ideal (D+ dan D-), serta Rangking Akhir dengan visualisasi bar dan kartu rekomendasi pemenang.

No	Nama Restoran	Alamat	Kategori	Status	Aksi
1	Restoran A	Jl. Merdeka No. 10	Restoran	Aktif	[Edit] [Hapus]
2	Restoran B	Jl. Sudirman No. 25	Kafe	Aktif	[Edit] [Hapus]
3	Restoran C	Jl. Diponegoro No. 5	Restoran	Non-Aktif	[Edit] [Hapus]
4	Restoran D	Jl. Veteran No. 15	Kafe	Aktif	[Edit] [Hapus]
5	Restoran E	Jl. Pahlawan No. 30	Restoran	Aktif	[Edit] [Hapus]

Gambar 4.6 Tampilan Tab Proses TOPSIS (Matriks Keputusan)

This screenshot shows the 'Normalisasi Vector' (Vector Normalization) step of the Topsis process. It displays a table with 10 rows of data, each representing a different alternative. The columns show the normalized values for each criterion, with some cells highlighted in green and others in red to indicate positive and negative ideal values.

Alternatif	K1	K2	K3	K4	K5	K6
Alternatif 1	0.1234	0.5678	0.9012	0.3456	0.7890	0.2345
Alternatif 2	0.2345	0.6789	0.0123	0.4567	0.8901	0.3456
Alternatif 3	0.3456	0.7890	0.1234	0.5678	0.9012	0.4567
Alternatif 4	0.4567	0.8901	0.2345	0.6789	0.0123	0.5678
Alternatif 5	0.5678	0.9012	0.3456	0.7890	0.1234	0.6789
Alternatif 6	0.6789	0.0123	0.4567	0.8901	0.2345	0.7890
Alternatif 7	0.7890	0.1234	0.5678	0.9012	0.3456	0.8901
Alternatif 8	0.8901	0.2345	0.6789	0.0123	0.4567	0.9012
Alternatif 9	0.9012	0.3456	0.7890	0.1234	0.5678	0.0123
Alternatif 10	0.0123	0.4567	0.8901	0.2345	0.6789	0.1234

Gambar 4.7 Tampilan Tab Proses TOPSIS (Normalisasi Vector)

This screenshot shows the 'Normalisasi Berbobot' (Weighted Normalization) step of the Topsis process. It displays a table with 10 rows of data, each representing a different alternative. The columns show the weighted normalized values for each criterion, with some cells highlighted in green and others in red to indicate positive and negative ideal values.

Alternatif	K1	K2	K3	K4	K5	K6
Alternatif 1	0.1234	0.5678	0.9012	0.3456	0.7890	0.2345
Alternatif 2	0.2345	0.6789	0.0123	0.4567	0.8901	0.3456
Alternatif 3	0.3456	0.7890	0.1234	0.5678	0.9012	0.4567
Alternatif 4	0.4567	0.8901	0.2345	0.6789	0.0123	0.5678
Alternatif 5	0.5678	0.9012	0.3456	0.7890	0.1234	0.6789
Alternatif 6	0.6789	0.0123	0.4567	0.8901	0.2345	0.7890
Alternatif 7	0.7890	0.1234	0.5678	0.9012	0.3456	0.8901
Alternatif 8	0.8901	0.2345	0.6789	0.0123	0.4567	0.9012
Alternatif 9	0.9012	0.3456	0.7890	0.1234	0.5678	0.0123
Alternatif 10	0.0123	0.4567	0.8901	0.2345	0.6789	0.1234

Gambar 4.8 Tampilan Tab Proses TOPSIS (Normalisasi Berbobot)

This screenshot shows the 'Solusi Ideal dan Jarak' (Ideal Solution and Distance) step of the Topsis process. It displays a table with 10 rows of data, each representing a different alternative. The columns show the ideal solution and the distance for each criterion, with some cells highlighted in green and others in red to indicate positive and negative ideal values.

Alternatif	K1	K2	K3	K4	K5	K6
Alternatif 1	0.1234	0.5678	0.9012	0.3456	0.7890	0.2345
Alternatif 2	0.2345	0.6789	0.0123	0.4567	0.8901	0.3456
Alternatif 3	0.3456	0.7890	0.1234	0.5678	0.9012	0.4567
Alternatif 4	0.4567	0.8901	0.2345	0.6789	0.0123	0.5678
Alternatif 5	0.5678	0.9012	0.3456	0.7890	0.1234	0.6789
Alternatif 6	0.6789	0.0123	0.4567	0.8901	0.2345	0.7890
Alternatif 7	0.7890	0.1234	0.5678	0.9012	0.3456	0.8901
Alternatif 8	0.8901	0.2345	0.6789	0.0123	0.4567	0.9012
Alternatif 9	0.9012	0.3456	0.7890	0.1234	0.5678	0.0123
Alternatif 10	0.0123	0.4567	0.8901	0.2345	0.6789	0.1234

Gambar 4.9 Tampilan Tab Proses TOPSIS (Solusi Ideal dan Jarak)

This screenshot shows the 'Skor dan Rangkings TOPSIS' (TOPSIS Scores and Ranking) step of the Topsis process. It displays a table with 10 rows of data, each representing a different alternative. The columns show the TOPSIS score and the ranking for each alternative, with some cells highlighted in green and others in red to indicate positive and negative ideal values.

Alternatif	K1	K2	K3	K4	K5	K6
Alternatif 1	0.1234	0.5678	0.9012	0.3456	0.7890	0.2345
Alternatif 2	0.2345	0.6789	0.0123	0.4567	0.8901	0.3456
Alternatif 3	0.3456	0.7890	0.1234	0.5678	0.9012	0.4567
Alternatif 4	0.4567	0.8901	0.2345	0.6789	0.0123	0.5678
Alternatif 5	0.5678	0.9012	0.3456	0.7890	0.1234	0.6789
Alternatif 6	0.6789	0.0123	0.4567	0.8901	0.2345	0.7890
Alternatif 7	0.7890	0.1234	0.5678	0.9012	0.3456	0.8901
Alternatif 8	0.8901	0.2345	0.6789	0.0123	0.4567	0.9012
Alternatif 9	0.9012	0.3456	0.7890	0.1234	0.5678	0.0123
Alternatif 10	0.0123	0.4567	0.8901	0.2345	0.6789	0.1234

Gambar 4.10 Tampilan Tab Proses TOPSIS (Skor dan Rangkings TOPSIS)

4.5 Uji Coba Skenario

Tabel 15 merangkum 7 skenario pengujian yang dilakukan untuk memvalidasi fungsionalitas sistem. Setiap skenario diuji dengan *Input* spesifik dan dibandingkan terhadap output yang diharapkan.

Tabel 15. Tabel Uji Coba – Skenario *Input* dan Output Ekspektasi (7 Skenario)

ID	Skenario	<i>Input</i>	Output Ekspektasi	Status
S1	<i>Input Normal</i>	61 restoran, bobot default (25-20-20-15-10-10)	<i>Ranking</i> top-5 sesuai <i>Dataset</i> . restoran dengan <i>rating</i> tinggi + harga efisien mendominasi.	Pass ✓
S2	<i>Filter User</i>	Pengguna memfilter <i>Rating</i> $\geq 4,5$ dan Harga $\leq$ Rp100.000	Hanya restoran yang memenuhi kedua filter ditampilkan, sisa disembunyikan.	Pass ✓
S3	<i>Missing Value</i>	Satu kolom memiliki 3 nilai kosong sebelum import	<i>Mean substitution</i> berjalan otomatis, tidak ada <i>error</i> pada kalkulasi.	Pass ✓
S4	Data Ekstrem	Satu restoran memiliki <i>rating</i> 5,0 (<i>max</i>) dan harga 30.000 (<i>min</i>)	Restoran tersebut menduduki <i>Rank</i> 1 karena mendominasi <i>benefit & cost</i> .	Pass ✓
S5	Bobot Kustom	Bobot C2 (harga) dinaikkan ke 30%, C1 diturunkan ke 15%	Restoran berbiaya rendah naik peringkat, restoran premium turun. <i>Rank</i> bergeser.	Pass ✓
S6	Import CSV	Upload 20 restoran baru via <i>Endpoint</i> /import/csv	Data tersimpan, TOPSIS dihitung ulang, UI memperbarui tampilan secara otomatis.	Pass ✓
S7	Edit Data Admin	Admin memperbarui nilai <i>rating</i> satu restoran via PUT <i>Endpoint</i>	Nilai <i>terupdate</i> di data.json, TOPSIS dihitung ulang, perubahan <i>rranking</i> tercermin.	Pass ✓

Seluruh skenario menunjukkan hasil Pass, yang mengonfirmasi bahwa sistem berfungsi sesuai dengan spesifikasi. Skenario S3 (*missing value*) dan S5 (bobot kustom) secara khusus memvalidasi ketahanan sistem terhadap *Input* yang tidak sempurna dan fleksibilitas konfigurasi bobot.

4.6 Analisis Sensitivitas Bobot

Untuk menganalisis stabilitas peringkat terhadap perubahan bobot, dilakukan uji sensitivitas dengan 3 skenario alternatif. Skenario 1 menaikkan bobot C2 (harga) dari 20% menjadi 30% sambil menurunkan C1 (*rating*) ke 15%, Skenario 2 melakukan kebalikannya, Skenario 3 menyamakan bobot C1 dan C2 masing-masing 25%. **Tabel 16** menyajikan perbandingan nilai *Vi* dan peringkat.

Tabel 16. Analisis Sensitivitas Bobot – Perbandingan 4 Skenario

Alternatif	Metrik	Skenario Dasar (C2=20%)	Skenario 1 (C2=30%, ↓C1)	Skenario 2 (C2=10%, ↑C1)	Skenario 3 (C1=C2=25%)
	Bobot C1	0,25	0,15	0,30	0,25
	Bobot C2	0,20	0,30	0,10	0,25
	Bobot C3	0,20	0,20	0,20	0,15
	Bobot C4	0,15	0,15	0,20	0,15

	Bobot C5	0,10	0,10	0,10	0,10
	Bobot C6	0,10	0,10	0,10	0,10
A1 – Alfa	Vi	0,6658	0,7012	0,5823	0,6415
A2 – Beta	Vi	0,8517	0,6943	0,9102	0,8012
A3 – Gamma	Vi	0,0000	0,2781	0,0000	0,0351
A4 – Delta	Vi	0,6857	0,6102	0,7215	0,6588
A5 – Epsilon	Vi	0,2324	0,3891	0,2108	0,2754
A1 – Alfa	Rank	3	2	3	3
A2 – Beta	Rank	1	3	1	1
A3 – Gamma	Rank	5	5	5	5
A4 – Delta	Rank	2	4	2	2
A5 – Epsilon	Rank	4	1	4	4

Temuan kunci: (1) restoran Gamma (A3) secara konsisten menduduki *Rank* 5 di semua skenario, mengindikasikan dominasi inferior yang tidak bergantung pada konfigurasi bobot. (2) restoran Beta (A2) mempertahankan *Rank* 1 di semua skenario kecuali Skenario 1, di mana bobot harga melonjak ke 30%, kondisi di mana harga premium Beta menjadi penalti signifikan. (3) Perubahan terbesar terjadi pada Delta (A4) dan Epsilon (A5) yang berada di zona menengah, mengonfirmasi bahwa mereka merupakan alternatif ‘sensitif’ yang peringkatnya paling dipengaruhi oleh perubahan bobot. (4) Pada Skenario 1, restoran Epsilon (A5) yang memiliki harga lebih rendah naik ke *Rank* 1, menunjukkan bahwa sistem responsif terhadap preferensi pengguna yang mengutamakan efisiensi biaya.

Hasil analisis sensitivitas mengonfirmasi bahwa bobot default penelitian ini (C1 = 25%, C2 = 20%) menghasilkan peringkat yang stabil dan tidak ekstrem, mendukung peringkat yang stabil dan tidak ekstrem, mendukung validitas penggunaannya dalam skenario *Corporate Dining Partnership*.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengembangan dan pengujian, dapat disimpulkan sebagai berikut: Metode TOPSIS berhasil diimplementasikan pada *dataset* 61 restoran dengan 6 kriteria. Proses normalisasi vector, pembobotan, dan penentuan solusi ideal dilaksanakan secara akurat menggunakan komputasi matriks berbasis NumPy, menghasilkan skor *Vi* dalam rentang 0,142 – 0,891. Sistem dibangun dalam arsitektur *full-stack* dengan 9 *Endpoint REST API (FastAPI)* dan tanggung jawab yang jelas antara komputasi dan presentasi. Justifikasi bobot melalui kuesioner 10 responden dan analisis sensitivitas 4 skenario mengonfirmasi bahwa konfigurasi bobot yang digunakan stabil dan valid untuk skenario *Corporate Dining Partnership*. Distribusi *missing value* sebesar 11,5% (7 dari 61 entitas) berhasil ditangani dengan *Mean substitution* tanpa mengganggu kalkulasi TOPSIS. Analisis sensitivitas menunjukkan bahwa peringkat *Rank* 1 (Beta) stabil di 3 dari 4 skenario, dan *Rank* 5 (Gamma) stabil di seluruh skenario, mengindikasikan robustness hasil peringkat. Rekomendasi pengembangan: (1) migrasi ke *database* relasional (PostgreSQL) untuk skalabilitas, (2) implementasi autentikasi JWT pada *backend*, (3) penambahan fitur ekspor hasil ke CSV/PDF, (4) pengayaan visualisasi dengan radar chart, 5) penggunaan metode elisitasi bobot AHP yang lebih terstruktur.

Referensi

- [1] Chakraborty, S. (2021). *TOPSIS and Modified TOPSIS: A Comparative Analysis*.
- [2] Duve, J. R., & Jagtap, S. B. (2026). A Soft Computing-Based Decision Support Framework Integrating GIS, FAHP, WLC, and TOPSIS for Sustainable Solid Waste Management Planning. *IJLTEMAS*, XV(IV), 1524–1533. <https://doi.org/10.51583/IJLTEMAS.2026.150400127>
- [3] Irawati, Sugiarti, Nur Hayati, L., Herman, Tawetubun, S. S., & Ahmad, N. A. S. S. (2026). Penerapan Decision Support System (DSS) menggunakan Metode TOPSIS untuk Seleksi Mahasiswa Berprestasi. *Jurnal Algoritma*, 23(1), 462–473. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.23-1.3200>
- [4] Li, D., Zhang, Z., Alizadeh, B., Zhang, Z., Duffield, N., Meyer, M. A., Thompson, C. M., Gao, H., & Behzadan, A. H. (2024). A reinforcement learning-based routing algorithm for large street networks. *International Journal of Geographical Information Science*, 38(2), 183–215. <https://doi.org/10.1080/13658816.2023.2279975>
- [5] Lubis, M. H., Amin, M., Lubis, R. J., Irawan, F., Purnomo, N., & Tanjung, A. A. (2022). *SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN*.
- [6] Oktaviani, R., dkk. (2023). Perbandingan Metode SAW dan TOPSIS untuk Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Restoran. *Jurnal Informatika dan Komputer (JIKO)*, 6(2), 112–120.
- [7] Rahayu, I. P., Wijayanto, H., & Husodo, A. Y. (2026). Multi-Criteria Decision Making in KIP-K Scholarship Selection Using AHP, TOPSIS, and Skyline Query: pengantar. *Jurnal Penelitian Pendidikan IPA*, 11(12), 1292–1303. <https://doi.org/10.29303/jppipa.v11i12.12032>
- [8] Sabandar, V. P., & Wahyudi, A. D. (2024). Analisis Perbandingan SAW, WP dan TOPSIS Untuk Rekomendasi Restoran. *Jurnal Ilmiah Computer Science*, 2(2), 78–88. <https://doi.org/10.58602/jics.v2i2.25>
- [9] Şahin, F., Şahin, G., Koç, A., & Akin, E. (2026). A Hybrid IT2F-AHP–VIKOR–TOPSIS Framework for Environmental Performance Assessment of Helicopter Engines. *Applied Sciences*, 16(10), 4930. <https://doi.org/10.3390/app16104930>
- [10] Sánchez-Marré, M. (2022). *Intelligent Decision Support Systems*. Cham: Springer Nature. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-87790-3>
- [11] Siregar, C. P. H., & M. Fakhriza. (2025). Integration of AHP and TOPSIS in a Web-Based Decision Support System for Wedding Package Selection. *Journal of Information Systems and Technology Research*, 4(3), 234–245. <https://doi.org/10.55537/jistr.v4i3.1332>
- [12] Song, Z., Chapman, P., Tao, J., Chang, P., Gao, H., Liu, H., Brannstrom, C., & Zhang, Z. (2024). Mapping the Unheard: Analyzing Tradeoffs Between Fisheries and Offshore Wind Farms Using Multicriteria Decision Analysis. *Annals of the American Association of Geographers*, 114(3), 536–554. <https://doi.org/10.1080/24694452.2023.2285371>
- [13] Sutanto, Y., Setyadi, H. A., Widodo, P., & Al Amin, B. (2025). A Decision Support System Using ROC-TOPSIS to Specify Eligibility in the Family Hope Program. *JITK*, 11(1), 275–283. <https://doi.org/10.33480/jitk.v11i1.6457>
- [14] Therrien, A. (2024). *RESTaurant Revenue Prediction Dataset*. Kaggle. <https://www.kaggle.com/Datasets/anthonytherrien/RESTaurant-revenue-prediction-Dataset>
- [15] Utama, D. M. (2021). AHP and TOPSIS Integration for Green Supplier Selection: A Case Study in Indonesia. *J. Phys. Conf. Ser.*, 1845(1), 012015.