P-ISSN : 2580-4316
E-ISSN : 2654-8054 https://doi.org/10.37817/ikraith-informatika.v10i3

Sistem Rekomendasi Toko Belanja Daring Berbobot Ditentukan Pengguna dengan Simple Additive Weighting

1Muhammad Fikri Saliim
1Program Studi Informatika, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta
E-mail: 18523061@students.uii.ac.id

ABSTRAK

Sistem pendukung keputusan (SPK) untuk memilih toko belanja daring umumnya memakai satu set bobot kriteria yang sama bagi semua pengguna, sehingga prioritas pribadi pembeli tidak terwakili. Penelitian ini membangun SPK berbasis web yang menempatkan penentuan bobot pada tangan pengguna dan memakai metode *Simple Additive Weighting* (SAW) sebagai mesin perhitungan. Sistem dibangun dengan PHP 8.2, kerangka kerja Laravel 12, dan basis data SQLite, dengan logika SAW dipisahkan ke dalam kelas layanan tersendiri agar dapat diuji terpisah dari antarmuka. Pengujian dilakukan dua arah: akurasi perhitungan dibandingkan terhadap hitungan manual, dan fungsionalitas diperiksa melalui pengujian *black box* otomatis. Pada data simulasi tiga toko, urutan peringkat keluaran sistem sama dengan hasil hitungan manual, dengan selisih nilai preferensi terbesar 0,0001 yang berasal dari pembulatan bobot ternormalisasi pada hitungan manual. Seluruh 40 pengujian fungsional dengan 105 asersi lulus. Uji sensitivitas atas 625 kombinasi bobot pada *dataset* delapan toko menunjukkan bahwa peringkat pertama ditempati tiga toko berbeda, namun 615 kombinasi di antaranya hanya menghasilkan dua toko, sehingga pengaruh bobot terhadap hasil sangat besar dan pengisian bobot yang kurang tepat dapat mengubah rekomendasi secara drastis.

Kata kunci: sistem pendukung keputusan, *simple additive weighting*, rekomendasi toko daring, bobot ditentukan pengguna, validasi

ABSTRACT

Decision support systems for choosing online stores commonly apply a single set of criteria weights to every user, so individual buyer priorities are not represented. This study builds a web-based decision support system that places weight determination in the hands of the user and employs the *Simple Additive Weighting* (SAW) method as its calculation engine. The system is built with PHP 8.2, the Laravel 12 framework, and an SQLite database, with the SAW logic separated into a dedicated service class so that it can be tested independently of the interface. Testing proceeds in two directions: calculation accuracy is compared against manual computation, and functionality is examined through automated *black box* testing. On simulated data of three stores, the ranking produced by the system matches the manual computation, with a largest preference-value difference of 0.0001 arising from rounding of normalized weights in the manual computation. All 40 functional tests with 105 assertions pass. A sensitivity test over 625 weight combinations on an eight-store *dataset* shows that the top rank is occupied by three different stores, yet 615 of those combinations yield only two stores, indicating that weights strongly influence the outcome and that poorly chosen weights can change the recommendation drastically.

Keywords: decision support system, *simple additive weighting*, online store recommendation, user-defined weight, validation

1. PENDAHULUAN

Belanja daring sudah menjadi kebiasaan harian di Indonesia, bukan lagi pilihan cadangan. Bank Indonesia memprakirakan nilai transaksi *e-commerce* nasional tumbuh 2,8 persen menjadi Rp487 triliun pada 2024 dan 3,3 persen menjadi Rp503 triliun pada 2025 (Bank Indonesia, 2023). Sementara itu, Badan Pusat Statistik menerbitkan publikasi *Statistik E-Commerce 2024* yang menyajikan perkembangan *e-commerce* dari perspektif bisnis *e-commerce* (Badan Pusat Statistik, 2025). Laporan e-Conomy SEA 2025 memperkirakan ekonomi digital Indonesia hampir mencapai 100 miliar dolar Amerika Serikat pada 2025, dengan *e-commerce* sebagai penyumbang terbesar (Google et al., 2025). Di balik pertumbuhan itu, pembeli justru menghadapi masalah baru: jumlah toko dan penjual yang harus dipilih terus bertambah.

Pilihan yang banyak tidak otomatis memudahkan. Setiap toko membawa kombinasi atribut yang berbeda, dan atribut-atribut itu sering saling bertentangan. Toko dengan harga paling murah belum tentu ratingnya bagus. Toko dengan kualitas produk terbaik belum tentu mengirim cepat. Pembeli yang membandingkan semuanya secara manual cenderung menimbang satu-dua kriteria saja, biasanya harga, lalu mengabaikan sisanya. Keputusan seperti itu sulit dipertanggungjawabkan dan tidak konsisten: pada hari berbeda, dengan suasana berbeda, orang yang sama bisa memilih toko yang berbeda untuk kebutuhan yang sama.

Persoalan ini masuk kategori keputusan semi-terstruktur. Sebagian prosedurnya bisa dihitung, sebagian lagi bergantung preferensi orang yang memutuskan. Sistem pendukung keputusan (SPK) dirancang tepat untuk situasi semacam ini, yaitu membantu pengambil keputusan menimbang data dan model tanpa mengambil alih kendali keputusan (Power, 2008; Sharda et al., 2020). Penerapannya sudah luas, mulai dari pemilihan penerima bantuan, seleksi pemasok, sampai penentuan karyawan terbaik (Oetama & Armando, 2023; Sorongan et al., 2025).

Untuk masalah banyak kriteria, keluarga metode *Multi Criteria Decision Making* (MCDM) menjadi rujukan umum. Salah satu anggotanya yang paling banyak dipakai adalah *Simple Additive Weighting* (SAW). SAW bekerja dengan menjumlahkan perkalian bobot kriteria dan nilai ternormalisasi setiap alternatif (Taherdoost, 2023). Metode ini dipilih pada penelitian ini karena tiga alasan praktis. Pertama, langkahnya sederhana sehingga pembeli awam bisa mengikuti prosesnya sampai selesai. Kedua, beban komputasinya ringan, sehingga cocok dijalankan pada aplikasi web yang menuntut respons cepat. Ketiga, hasilnya mudah dijelaskan; pengguna bisa melihat mengapa satu toko lebih unggul daripada toko lain. Bandingkan dengan AHP yang menuntut perbandingan berpasangan antar kriteria, atau TOPSIS yang melibatkan jarak terhadap solusi ideal sehingga lebih sulit diterjemahkan bagi pengguna non-teknis.

P-ISSN : 2580-4316
E-ISSN : 2654-8054 https://doi.org/10.37817/ikraith-informatika.v10i3

Penelitian SAW sebelumnya sudah banyak, tetapi ada pola yang berulang. Sebagian besar menempatkan SAW pada kasus seleksi internal organisasi, misalnya seleksi karyawan, evaluasi pemasok, penentuan penerima pinjaman, maupun pemilihan paket wisata dan perangkat keras (Sorongan et al., 2025; Oetama & Armando, 2023; Salsabilla & Siregar, 2024; Kurnia et al., 2023; Simbolon et al., 2024; Hutama, 2023). Bobot kriteria umumnya ditetapkan peneliti sekali di awal dan tidak berubah setelah sistem berjalan. Jumlah alternatif yang dibandingkan pun biasanya kecil, tiga sampai lima unit. Beberapa studi yang menempatkan SAW sebagai mesin rekomendasi untuk konsumen sudah mulai muncul, seperti rekomendasi kafe dan pemilihan menu kafe (Arkan et al., 2025; Pohan & Sutopo, 2023), pemilihan laptop gaming di *e-commerce* (Sinaga & Susilawati, 2025), pemilihan produk perawatan kulit (Trisdiatin & Wahyuni, 2025), serta preferensi marketplace (Arnetta & Pakereng, 2023), tetapi semuanya masih memakai satu set bobot tetap untuk semua pengguna. Padahal kebutuhan pembeli berbeda-beda: ada yang mengutamakan harga, ada yang mengutamakan kecepatan kirim.

Penelitian ini mengisi celah tersebut dengan menempatkan SAW sebagai mesin rekomendasi yang bobotnya ditentukan sendiri oleh pengguna, bukan oleh peneliti. Yang dimaksud bobot ditentukan pengguna dalam penelitian ini adalah bobot yang diisi langsung oleh pengguna pada setiap penilaian, bukan bobot yang dihitung atau diadaptasi secara otomatis oleh sistem dari perilaku, konteks, atau profil pengguna. Tiga hal yang menjadi tujuan sekaligus kontribusi penelitian ini adalah sebagai berikut. Pertama, merancang sistem pendukung keputusan berbasis web yang merekomendasikan toko belanja daring menggunakan SAW dengan bobot yang ditentukan pengguna pada setiap penilaian. Kedua, mengimplementasikan logika SAW pada lapisan terpisah dari antarmuka agar validitas matematisnya bisa diuji secara independen. Ketiga, memvalidasi keluaran sistem terhadap perhitungan manual dan menguji fungsionalitasnya melalui pengujian *black box* otomatis.

2. METODOLOGI

Penelitian ini mengikuti tahapan *waterfall*: penentuan kebutuhan, perancangan, implementasi, lalu pengujian. Tahap kebutuhan menghasilkan rumusan masalah dan daftar kriteria penilaian. Tahap perancangan mencakup alur sistem, struktur basis data, dan rancangan antarmuka. Tahap implementasi mengubah rancangan menjadi aplikasi web beserta lapisan perhitungan SAW. Tahap pengujian memeriksa dua hal sekaligus: kesesuaian hasil perhitungan terhadap hitungan manual, dan kelengkapan fungsi sistem terhadap skenario yang sudah ditetapkan.

Kriteria penilaian ditetapkan sebanyak empat, sesuai Tabel 1. Dua kriteria bersifat *benefit* karena nilainya makin besar makin baik, dua kriteria lain bersifat *cost* karena nilainya makin kecil makin baik. Penetapan sifat kriteria ini penting karena menentukan rumus normalisasi yang dipakai.

Tabel 1. Kriteria penilaian

Kriteria	Kode	Sifat	Skala

P-ISSN : 2580-4316
https://doi.org/10.37817/ikraith-informatika.v10i3 E-ISSN : 2654-8054

Rating toko	C1	Benefit	1–5
Kualitas produk	C2	Benefit	0–100
Harga produk	C3	Cost	Rupiah
Estimasi pengiriman	C4	Cost	Hari

Bobot mentah diperoleh dari masukan pengguna pada rentang 1 sampai 5, dan nilai di luar rentang itu ditolak oleh sistem. Pada penelitian ini bobot dibatasi pada bilangan bulat 1 sampai 5, sehingga seluruh ruang kombinasi yang diuji berjumlah 5 pangkat 4, yaitu 625 kombinasi. Bobot ini bukan bobot akhir, sebab masih harus dinormalkan supaya jumlahnya satu. Persamaan (1) menunjukkan normalisasi bobot, dengan wj adalah bobot ternormalisasi kriteria ke-j dan bj adalah bobot mentah yang diisi pengguna.

$$wj = bj / \Sigma bj \quad (1)$$

Matriks keputusan yang berisi nilai setiap alternatif pada setiap kriteria dinormalkan memakai Persamaan (2) untuk kriteria *benefit* dan Persamaan (3) untuk kriteria *cost*. Dalam kedua persamaan tersebut, xij adalah nilai alternatif ke-i pada kriteria ke-j, sedangkan max(xj) dan min(xj) adalah nilai terbesar dan terkecil pada kolom kriteria ke-j.

$$rij = xij / max(xj) \quad \text{(benefit)} \quad (2)$$

$$rij = min(xj) / xij \quad \text{(cost)} \quad (3)$$

Terakhir, nilai preferensi setiap alternatif dihitung dengan menjumlahkan hasil perkalian matriks ternormalisasi dan bobot ternormalisasi, seperti pada Persamaan (4). Alternatif dengan nilai Vi terbesar menempati peringkat pertama.

$$Vi = \Sigma (wj \times rij) \quad (4)$$

Rancangan sistem memakai arsitektur tiga lapis: antarmuka, lapisan logika, dan basis data. Pemisahan ini bukan sekadar kerapian struktur. Logika SAW diletakkan pada sebuah layanan tersendiri yang tidak bergantung pada tampilan, sehingga perhitungannya bisa diuji langsung tanpa harus membuka halaman web. Basis data terdiri atas lima tabel, yaitu tabel pengguna, tabel alternatif yang menyimpan data toko, tabel kriteria, tabel bobot masukan, dan tabel hasil perhitungan. Dua tabel terakhir berfungsi sebagai riwayat, sehingga setiap kalkulasi yang pernah dijalankan pengguna dapat dilacak kembali.

Terdapat dua aktor dalam sistem. Admin bertugas mengelola data toko dan data kriteria, termasuk mengubah sifat kriteria apabila diperlukan. Pengguna mengisi bobot, menjalankan kalkulasi, lalu membaca hasil peringkat. Sistem juga menyediakan ekspor hasil rekomendasi ke berkas CSV agar pengguna dapat menyimpan hasilnya.

Strategi pengujian dibagi dua. Pengujian akurasi membandingkan keluaran sistem terhadap perhitungan manual pada data simulasi, dengan catatan seluruh langkah manual dikerjakan mengikuti rumus yang sama. Bobot dinilai pada rentang bilangan bulat 1 sampai 5, mengikuti kaidah umum penilaian kepentingan kriteria dalam metode SAW (Adriyendi, 2015). Pengujian fungsional memakai pendekatan *black box* yang diotomatiskan melalui PHPUnit, mencakup skenario normal maupun skenario masukan tidak valid.

P-ISSN : 2580-4316
E-ISSN : 2654-8054 https://doi.org/10.37817/ikraith-informatika.v10i3

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sistem dibangun menggunakan PHP 8.2 dengan kerangka kerja Laravel 12 dan basis data SQLite. Logika perhitungan ditempatkan pada kelas layanan tersendiri yang menyediakan tiga fungsi utama: normalisasi bobot, normalisasi matriks keputusan, dan perhitungan nilai preferensi. Pemisahan ini terbukti berguna saat pengujian, sebab perhitungan bisa diverifikasi tanpa menjalankan antarmuka sama sekali.

Pengujian akurasi memakai data simulasi tiga toko dengan bobot mentah 4, 3, 5, dan 2 untuk C1 sampai C4. Hasil normalisasi bobot melalui Persamaan (1) menghasilkan 0,2857; 0,2143; 0,3571; dan 0,1429, dengan jumlah tepat satu. Matriks keputusan pada Tabel 2 kemudian dinormalkan memakai Persamaan (2) dan (3).

Tabel 2. Matriks keputusan data simulasi

Alternatif	C1 (benefit)	C2 (benefit)	C3 (cost)	C4 (cost)
Toko A	4	85	150.000	3
Toko B	5	90	200.000	2
Toko C	3	80	120.000	4

Ketiga toko pada Tabel 2 adalah tiga entri pertama dari *dataset* delapan toko yang dipakai pada Tabel 4, sehingga penamaan hurufnya dipertahankan sama: Toko A sampai Toko C di sini merujuk pada Toko A sampai Toko C di sana. Nama toko yang sesungguhnya tidak ditampilkan karena data yang dipakai merupakan data simulasi.

Nilai preferensi hasil perhitungan manual disandingkan dengan hasil sistem pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan hasil manual dan hasil sistem

Alternatif	Nilai manual	Nilai sistem	Selisih	Peringkat
Toko B	0,8572	0,8571	0,0001	1
Toko A	0,8119	0,8119	0,0000	2
Toko C	0,7905	0,7905	0,0000	3

Hanya Toko B yang menunjukkan selisih, yaitu 0,0001 pada digit desimal terakhir, sedangkan urutan peringkat kedua cara sama sekali tidak berbeda. Selisih itu muncul karena perhitungan manual memakai bobot ternormalisasi yang dibulatkan lebih dulu menjadi empat angka desimal (0,2857; 0,2143; 0,3571; 0,1429) supaya mudah dibaca, sementara sistem memakai nilai penuh tanpa pembulatan antara. Nilai Toko B yang sesungguhnya adalah 0,857160 pada perhitungan manual dan 0,857143 pada perhitungan sistem. Selisih sekecil ini tidak mengubah kesimpulan apa pun, dan hasilnya sebenarnya bisa diduga sejak awal, sebab SAW tidak mengandung unsur acak: masukan yang sama akan selalu melahirkan keluaran yang sama. Justru karena itu, pengujian akurasi tidak cukup dikerjakan sekali lalu ditinggalkan. Verifikasi yang sama ditanam sebagai pengujian unit di dalam kode, sehingga begitu rumus pada lapisan layanan tersentuh perubahan, penyimpangan hasil akan muncul sendiri saat pengujian dijalankan.

Setelah data simulasi, sistem diuji dengan *dataset* yang lebih besar, yaitu

https://doi.org/10.37817/ikraith-informatika.v10i3
P-ISSN : 2580-4316
E-ISSN : 2654-8054

delapan toko, untuk melihat apakah peringkat tetap dapat dihasilkan ketika jumlah alternatif bertambah. Hasilnya ditampilkan pada Tabel 4, memakai set bobot yang sama.

Tabel 4. Hasil peringkat pada dataset delapan toko

Peringkat	Toko	Nilai preferensi
1	Toko D	0,8726
2	Toko B	0,8571
3	Toko F	0,8239
4	Toko E	0,8152
5	Toko A	0,8119
6	Toko C	0,7905
7	Toko H	0,7898
8	Toko G	0,7873

Perlu dicatat bahwa Toko B memperoleh 0,8572 secara manual pada data simulasi tiga toko, sedangkan pada *dataset* delapan toko nilainya 0,8571. Selisih satu pada digit terakhir ini bukan kesalahan perhitungan, melainkan akibat pembulatan bobot ternormalisasi pada pengujian manual; penjelasan lengkapnya sudah diuraikan pada bagian Tabel 3. Yang berubah hanyalah siapa yang menempati posisi teratas ketika alternatif lain ikut dibandingkan.

Pada *dataset* delapan toko, Toko D menempati peringkat pertama, bukan Toko B. Hal ini masuk akal karena Toko D memiliki kualitas produk dan estimasi pengiriman yang kompetitif dengan harga lebih rendah, sementara Toko B unggul pada rating dan kualitas tetapi paling mahal di antara kedelapan toko. Justru inilah yang ingin ditunjukkan oleh sistem: ketika pilihan bertambah, kriteria *cost* memberi tekanan lebih besar pada toko berharga tinggi.

Pengujian fungsional dijalankan terhadap seluruh skenario yang sudah ditetapkan pada tahap perancangan. Dari 40 pengujian yang dieksekusi, terdapat 105 asersi, dan seluruhnya lulus. Tabel 5 merangkum skenario utama.

Tabel 5. Ringkasan hasil pengujian fungsional

No	Fungsi	Skenario	Hasil
1	Autentikasi admin	Memasukkan kredensial pada form login	Sesuai
2	Input bobot	Mengisi keempat kolom bobot pada formulir perhitungan	Sesuai
3	Validasi bobot kosong	Mengosongkan seluruh kolom bobot	Sesuai
4	Penayangan peringkat	Mengirim bobot valid	Sesuai
5	Kelola data toko	Menambah, mengubah, menghapus toko	Sesuai
6	Kelola sifat kriteria	Mengubah sifat kriteria benefit/cost	Sesuai
7	Uji sensitivitas bobot	Menjalankan 625 kombinasi bobot pada dataset delapan toko	Sesuai

Pengujian juga menyentuh batas yang belum dirancang di awal, yaitu bobot lebih besar dari lima. Masukan semacam itu ditolak dan muncul peringatan pada formulir. Bobot di luar rentang itu sebenarnya tidak merusak proporsi antar kriteria, sebab

P-ISSN : 2580-4316
E-ISSN : 2654-8054 https://doi.org/10.37817/ikraith-informatika.v10i3

normalisasi pada Persamaan (1) tetap menjaga proporsi yang sama selama seluruh bobot bernilai positif. Yang dibatasi adalah ruang preferensi yang tersedia bagi pengguna, sekaligus menjaga agar penilaian tetap konsisten dengan skala kepentingan yang sudah ditetapkan.

3.1 Uji Sensitivitas Bobot

Untuk memastikan bobot benar-benar menentukan hasil, bukan sekadar diklaim, dilakukan uji sensitivitas. Empat kriteria dengan bobot bilangan bulat pada rentang 1 sampai 5 menghasilkan 5 pangkat 4, yaitu 625 kemungkinan kombinasi bobot. Seluruh kombinasi dijalankan pada *dataset* delapan toko, lalu dicatat toko mana yang menempati peringkat pertama.

Tabel 6. Sebaran peringkat pertama pada 625 kombinasi bobot, dataset delapan toko

Toko peringkat pertama	Jumlah kombinasi	Persentase
Toko D	345	55,2%
Toko B	270	43,2%
Toko C	10	1,6%

Tiga toko berbeda pernah menempati peringkat pertama, dan tidak satu pun memperoleh nilai preferensi tertinggi pada seluruh kombinasi. Hasil ini menegaskan bahwa urutan rekomendasi memang berubah mengikuti prioritas yang dimasukkan pengguna. Toko D dan Toko B mendominasi karena keduanya unggul pada banyak kriteria sekaligus, sedangkan Toko C hanya menempati peringkat pertama pada 10 kombinasi, seluruhnya ketika bobot harga bernilai 4 atau 5 sekaligus bobot estimasi pengiriman diturunkan ke nilai terendah. Harga Toko C memang paling murah, tetapi rating dan estimasi pengirimannya paling lemah di antara kedelapan toko, sehingga harga harus dijadikan prioritas utama dan kecepatan pengiriman diabaikan sama sekali sebelum Toko C menempati peringkat pertama. Sebaliknya, tidak semua toko berperingkat bawah dapat memperoleh nilai preferensi tertinggi. Uji sensitivitas pada *dataset* ini memperlihatkan bahwa Toko A dan Toko G tidak mungkin menempati peringkat pertama, sebab keduanya tidak berada di dalam selubung cembung keenam toko lainnya. Berapa pun bobot positif yang dimasukkan, nilai preferensi kedua toko tersebut selalu lebih rendah daripada sedikitnya satu toko lain. Prosedur ini ditanam sebagai pengujian otomatis, sehingga klaim bobot ditentukan pengguna dapat diverifikasi ulang kapan saja tanpa bergantung pada perhitungan manual.

Acuan normalisasi diambil dari nilai maksimum dan minimum pada tiap kolom kriteria dari kedelapan toko. Nilai ternormalisasi pada Tabel 3 sama dengan nilai pada Tabel 4 bukan karena sifat umum SAW, melainkan karena Toko B dan Toko C merupakan pemegang nilai maksimum dan nilai minimum pada kriteria yang bersangkutan, dan keduanya tetap ikut dibandingkan pada kedua tabel. Apabila alternatif pemegang nilai ekstrem dikeluarkan dari perbandingan, nilai ternormalisasi toko lain ikut berubah; yang tetap hanyalah acuan normalisasi yang dipakai.

Uji sensitivitas ini menghasilkan tiga implikasi. Pertama, sebaran peringkat pertama tidak merata: 615 dari 625 kombinasi (98,4 persen) hanya menghasilkan dua toko, sedangkan satu toko hanya muncul

pada 10 kombinasi (1,6 persen). Artinya pengaruh bobot terhadap hasil sangat besar, dan pengisian bobot yang kurang tepat dapat mengubah rekomendasi secara drastis. Kedua, sejumlah toko hanya dapat menempati peringkat pertama pada susunan bobot yang sangat sempit, sehingga pengguna tidak mungkin menemukannya tanpa panduan. Karena itu, sistem rekomendasi dengan bobot yang ditentukan pengguna sebaiknya menyediakan nilai awal atau *preset*, bukan menyerahkan seluruh bobot dalam keadaan kosong kepada pengguna. Ketiga, sistem menjamin rekomendasi konsisten dengan prioritas yang dimasukkan pengguna, tetapi tidak menjamin rekomendasi tersebut paling tepat. Batas ini perlu disadari agar bobot yang ditentukan pengguna tidak disalahartikan sebagai personalisasi otomatis.

Temuan lain menyangkut transparansi. Sistem menampilkan setiap tahap perhitungan kepada pengguna: bobot ternormalisasi, matriks ternormalisasi, matriks tertimbang, sampai nilai akhir. Transparansi ini berbeda dari sistem rekomendasi yang hanya menampilkan hasil akhir tanpa penjelasan. Bagi pengguna, kemampuan menelusuri proses membangun kepercayaan terhadap rekomendasi yang diberikan.

Penelitian ini memiliki keterbatasan yang perlu disampaikan terbuka. Data yang dipakai masih berupa simulasi, sehingga belum mencerminkan variasi harga dan kualitas yang sesungguhnya terjadi di pasar. Nilai rating dan kualitas produk juga masih diisi secara manual oleh admin, belum ditarik otomatis dari sumber data toko. Lima dari delapan toko merupakan data tambahan yang disusun peneliti dengan rentang nilai berbeda-beda, bukan hasil pengumpulan dari pasar daring, sehingga tujuannya terbatas pada menguji perilaku peringkat ketika jumlah alternatif bertambah. Jumlah alternatif yang diuji baru delapan toko, sehingga perilaku sistem pada skala ratusan toko belum diketahui. Selain itu, penilaian kepuasan pengguna terhadap rekomendasi yang dihasilkan belum dilakukan dan menjadi pekerjaan lanjutan yang paling mendesak, disusul penyediaan *preset* bobot yang dapat dipilih langsung oleh pengguna. Karena seluruh data berupa simulasi, hasil peringkat dan uji sensitivitas menggambarkan perilaku algoritma pada *dataset* tersebut, bukan kinerja sistem rekomendasi pada data pasar yang sesungguhnya.

4. KESIMPULAN

Sistem pendukung keputusan berbasis web untuk merekomendasikan toko belanja daring berhasil dibangun dan bekerja sesuai rancangan. Penerapan metode SAW berjalan benar, dibuktikan oleh kesesuaian urutan peringkat keluaran sistem dengan perhitungan manual pada data simulasi, dengan selisih nilai preferensi terbesar 0,0001 akibat pembulatan manual. Seluruh 40 pengujian fungsional dengan 105 asersi juga lulus, termasuk pengujian terhadap masukan tidak valid.

Penempatan bobot pada tangan pengguna membuat rekomendasi menyesuaikan prioritas yang dimasukkan pengguna. Perubahan bobot terbukti mengubah urutan peringkat, sebagaimana ditunjukkan uji sensitivitas atas 625 kombinasi bobot, dan hal ini memperlihatkan

bahwa sistem tidak memaksakan satu set prioritas kepada semua orang. Pemisahan logika perhitungan dari antarmuka juga terbukti memudahkan pengujian, karena perhitungan dapat diverifikasi secara terpisah dari tampilan.

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Program Studi Informatika, Universitas Islam Indonesia atas dukungan selama penelitian ini berlangsung.

DAFTAR PUSTAKA

Adriyendi. (2015). Multi-attribute decision making using Simple Additive Weighting and Weighted Product in food choice. *International Journal of Information Engineering and Electronic Business*, *7*(6), 8–14. https://doi.org/10.5815/ijieeb.2015.06.02

Arkan, R., Safwandi, S., & Ar Razi, A. R. (2025). Implementation of the Simple Additive Weighting algorithm for café recommendations in Lhokseumawe City. *International Journal of Engineering, Science and Information Technology*, *5*(3), 73–79. https://doi.org/10.52088/ijesty.v5i3.885

Arnetta, E., & Pakereng, M. A. I. (2023). Preferensi terhadap marketplace menggunakan metode Simple Additive Weighting (SAW) (Studi kasus: Shopee dan Tokopedia). *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, *7*(1), 17–23. https://doi.org/10.35870/jtik.v7i1.660

Badan Pusat Statistik. (2025). *Statistik e-commerce 2024*. Badan Pusat Statistik. https://www.bps.go.id/id/publication/2025/11/28/647323224ecc656c2933571b/e-commerce-statistics-2024.html

Bank Indonesia. (2023). *Pertemuan Tahunan Bank Indonesia 2023: Sinergi memperkuat ketahanan dan kebangkitan ekonomi nasional* (Siaran Pers No. 25/321/DKom). Departemen Komunikasi Bank Indonesia. https://www.bi.go.id/id/publikasi/ruang-media/news-release/Pages/sp_2532123.aspx

Google, Temasek, & Bain & Company. (2025). *e-Conomy SEA 2025: Indonesia report*. https://services.google.com/fh/files/misc/indonesia_e_conomy_sea_2025_report.pdf

Hutama, A. (2023). Simple Additive Weighting (SAW) method to provide recommendations for selection of Graphic Processing Unit (GPU). *Journal of Computer Science and Information Technology*, *9*(2), 101–106. https://doi.org/10.35134/jcsitech.v9i2.71

Kurnia, M. R. T., Mandala, E. P. W., & Prawiro, R. (2023). Decision support system for loan eligibility using the Simple Additive Weighting (SAW) method. *Journal of Computer Science and Information Technology*, *9*(4), 176–180. https://doi.org/10.35134/jcsitech.v9i4.84

Oetama, R. S., & Armando, F. J. (2023). Supplier evaluation at small-medium enterprise using

Simple Additive Weighting. *Journal of Information Systems and Informatics*, *5*(2), 467–480. https://doi.org/10.51519/journalisi.v5i2.479

Pohan, S. U. S., & Sutopo, J. (2023). Café menu selection recommendations using the Simple Additive Weighting (SAW) method. *Journal of Information System Research (JOSH)*, *5*(1), 271–280. https://doi.org/10.47065/josh.v5i1.4412

Power, D. J. (2008). Decision support systems: A historical overview. In *Handbook on Decision Support Systems 1* (pp. 121–140). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-48713-5_7

Salsabilla, N., & Siregar, H. F. (2024). Sistem pendukung keputusan pemilihan anggota HIMPROSI menggunakan metode Simple Additive Weighting. *Sistem Pendukung Keputusan dengan Aplikasi*, *3*(1), 13–24. https://doi.org/10.55537/spk.v3i1.752

Sharda, R., Delen, D., & Turban, E. (2020). *Analytics, data science, and artificial intelligence: Systems for decision support* (11th ed.). Pearson.

Simbolon, F. H., Pasaribu, M., & Siallagan, S. (2024). Decision support system in choosing tour packages and travel reservations using Simple Additive Weight (SAW) method on Berkat Hemat Wisata. *Journal of Data Science*, *2*(1), 22–31. https://doi.org/10.58471/jds.v2i01.4124

Sinaga, M. J., & Susilawati, I. (2025). Sistem pendukung keputusan pembelian laptop gaming di e-commerce dengan metode Simple Additive Weighting. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, *13*(3). https://doi.org/10.23960/jitet.v13i3.7264

Sorongan, D. L., Kainde, Q. C., & Kumajas, S. C. (2025). Web-based decision support system for determining the best employee using the Simple Additive Weighting method. *Indonesian Journal of Innovation Studies*, *26*(4). https://doi.org/10.21070/ijins.v26i4.1835

Taherdoost, H. (2023). Analysis of Simple Additive Weighting method (SAW) as a multi-attribute decision-making technique: A step-by-step guide. *Journal of Management Science & Engineering Research*, *6*(1), 21–24. https://doi.org/10.30564/jmser.v6i1.5400

Trisdiatin, S., & Wahyuni, E. G. (2025). Implementation of a web-based skincare decision support system using the Simple Additive Weighting method. *SISTEMASI*, *14*(5), 2500–2518. https://doi.org/10.32520/stmsi.v14i5.5505