

Sistem Rekomendasi Laptop Menggunakan Metode Collaborative Filtering Dan Weighted Product Pada Toko Online Indojaya Computer

Devfris Dhimas Permana Putra¹, Daniel Swanjaya², Rizky Aswi Ramdhani³

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹devfrisdhimaspp@gmail.com, ²daniel@unpkediri.ac.id, ³rizky_aswi@unpkediri.ac.id

Abstrak – Perkembangan teknologi informasi yang semakin pesat dari tahun ke tahun membawa tantangan besar bagi pengguna dalam pengambilan keputusan yang efektif. Salah satu solusi yang berkembang adalah sistem rekomendasi, di mana sistem ini menjadi alat bantu untuk memberikan rekomendasi produk yang relevan bagi pengguna. Penelitian ini mengimplementasikan metode Collaborative Filtering dan Weighted Product untuk membangun sistem rekomendasi pada toko online Indojaya Computer. Pengujian hasil akhir sistem rekomendasi menggunakan metrik Top K-Accuracy telah didapatkan Top-1 dan Top-2 Accuracy, akurasi mencapai 100%. Namun, pada Top-3 Accuracy, akurasi turun menjadi 66.67%. Akurasi meningkat lagi pada Top-4 (75.00%) dan Top-5 (80.00%). Top-6 hingga Top-10, akurasi berfluktuasi dan terus meningkat hingga mencapai 100%. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem rekomendasi mampu memberikan hasil yang relevan, terutama pada peringkat teratas. Sistem yang dikembangkan memiliki beberapa keunggulan, seperti kemampuan menangani berbagai kriteria, termasuk harga, jumlah terjual, jumlah view, dan rating produk, sehingga rekomendasi menjadi lebih relevan dengan kebutuhan pelanggan. Namun, terdapat beberapa kelemahan, seperti keterbatasan dalam menangani pengguna baru (cold start) pada metode Collaborative Filtering dan perlunya optimalisasi bobot kriteria pada Weighted Product untuk meningkatkan akurasi rekomendasi. Penelitian ini memberikan wawasan untuk pengembangan lebih lanjut agar sistem rekomendasi dapat memberikan hasil yang lebih akurat dan sesuai dengan kebutuhan pengguna.

Kata Kunci — Sistem Rekomendasi, Collaborative Filtering, Weighted Product, E-commerce

1. PENDAHULUAN

Sistem rekomendasi merupakan model aplikasi yang berdasarkan hasil observasi, Sistem akan memenuhi kebutuhan dan permintaan pengguna. Oleh karena itu sistem rekomendasi membutuhkan model rekomendasi agar yang direkomendasikan oleh system sesuai dengan kebutuhan pengguna, Lewat rekomendasi pengguna membuat keputusan yang tepat saat memutuskan produk yang akan digunakan [1]. Sistem rekomendasi adalah merupakan sistem yang dapat memberikan rekomendasi pada suatu item tertentu yang dapat digunakan untuk membantu pengguna sistem dalam mengambil suatu keputusan[2]. Sistem pemberi rekomendasi berguna untuk memberikan rekomendasi produk yang akan yang dipilih berdasarkan preferensi masa lalu, riwayat pembelian, dan informasi demografis [3]. Sistem rekomendasi dapat dikatakan sebagai sebuah perangkat lunak yang memberikan prediksi berupa pilihan item kepada pengguna sesuai dengan karakteristik dan preferensi pengguna dengan tujuan sebagai sistem pendukung keputusan untuk pengguna dapat menyukai suatu item. Kriteria yang digunakan untuk penentuan sistem rekomendasi produk tidak hanya terbatas pada single kriteria seperti rating yang diberikan oleh pengguna, tetapi dapat menggunakan multi kriteria [4] Sebagian besar keberhasilan pemasaran e-commerce disebabkan oleh penerapan sistem rekomendasi yang mempersonalisasi pengalaman pelanggan di sektor e-commerce. Sistem rekomendasi e-commerce dapat membantu platform dalam menyediakan data yang paling relevan kepada pelanggan pada waktu yang paling tepat, meningkatkan loyalitas konsumen, dan memberikan pengalaman pembelian yang lebih nyaman [5]. Salah satu permasalahan customer pada e-commerce adalah sulitnya menemukan produk yang diinginkan untuk dibeli. Sistem rekomendasi mampu menangani permasalahan tersebut dengan cara menganalisis data profil customer untuk menyaring produk yang sesuai dengan profil customer kemudian merekomendasikannya kepada customer tersebut. Untuk mengetahui hubungan antara produk dengan pengguna maka dapat memanfaatkan sistem rekomendasi [6]. Dengan penjelasan yang telah dipaparkan dapat disimpulkan bahwa sistem rekomendasi adalah suatu sistem yang membantu pengguna dalam mengambil keputusan, dengan adanya sistem ini memungkinkan untuk membangun loyalitas pembeli.

Collaborative filtering melakukan penyaringan data berdasarkan kemiripan karakteristik konsumen sehingga mampu memberikan informasi yang baru kepada konsumen karena sistem memberikan informasi berdasarkan pola satu kelompok konsumen yang hampir sama [7]. *Weighted Product* adalah metode penyelesaian dengan menggunakan perkalian untuk menghubungkan rating atribut, dimana rating atribut harus dipangkatkan

terlebih dahulu dengan bobot atribut yang bersangkutan [8]. Top K-Accuracy juga dapat digunakan dalam sistem rekomendasi untuk mengevaluasi Top-K Accuracy, yaitu seberapa sering item yang benar (label aktual) muncul dalam daftar K rekomendasi teratas yang dihasilkan oleh sistem [9]. Dengan diterapkannya kedua metode ini pada sistem rekomendasi akan membantu dan memudahkan pengguna dalam membuat keputusan.

Berdasarkan penjelasan yang telah dipaparkan, penulis membantu membuat sebuah sistem rekomendasi yang dirancang untuk memudahkan pekerjaan penjual serta memberikan alat bantu kepada pembeli yang akan memecahkan masalah terkait sulitnya memilih produk pada saat ingin membeli. Pembuatan sistem rekomendasi menggunakan metode *Collaborative Filtering* dan *Weighted Product* dirancang untuk platform berbasis web dan setelah hasil keluar akan di evaluasi tingkat keakuratannya menggunakan K-Accuracy.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Toko Online

Toko online merupakan tempat proses pembelian barang atau jasa dari mereka yang menawarkan barang atau jasa melalui internet dimana penjual dan pembeli belum pernah melakukan kontak secara fisik ataupun bertemu. Barang yang diperjual belikan ditawarkan melalui display gambar yang telah di sediakan pada suatu website atau toko maya[10]. Proses jual beli pada toko online, pembeli memilih barang yang diinginkan pembeli. Setelah itu pembeli melakukan pembayaran kepada penjual melalui rekening bank yang bersangkutan. Setelah proses pembayaran di terima, penjual berkewajiban untuk mengirim barang pesanan pembeli ke alamat tujuan yaitu alamat pembeli [11]. Dapat disimpulkan bahwa toko online merupakan suatu tempat untuk melakukan jual beli secara tidak langsung yang informasi tentang produk, toko, dan juga pembayarannya dapat kita akses dimana dan kapan saja.

2.2 Collaborative Filtering

Sistem collaborative adalah metode yang digunakan untuk memprediksi kegunaan item berdasarkan penilaian pengguna sebelumnya [12]. Collaborative filtering merupakan proses penyarangan atau pengevaluasian item dengan menggunakan opini dari orang lain. Ide utamanya adalah untuk mengeksploitasi informasi mengenai perilaku di masa lampau maupun opini dari suatu komunitas pengguna yang kemudian digunakan untuk memprediksi item mana yang akan disukai atau menarik bagi seorang pengguna[13]. Berikut adalah contoh rumus *pearson correlation* (1) untuk menentukan nilai kemiripan antara produk i dan j

$$S(i, j) = \frac{\sum_{u \in U} (V_{u,i} - \bar{V}_u)(V_{u,j} - \bar{V}_u)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (V_{u,i} - \bar{V}_u)^2} \sqrt{\sum_{u \in U} (V_{u,j} - \bar{V}_u)^2}} \dots\dots\dots(1)$$

Pada rumus (1) pada bagian pembilang \bar{V}_u merupakan rata rata jumlah view produk yang diberikan pengguna atau u kepada semua produk. Sedangkan bagian penyebut berfungsi sebagai penormalisasi dan memastikan skor kolerasi tidak berlebihan.

2.3 Weighted Product

Weighted Product adalah keputusan analisi multi-kriteria yang populer dan merupakan metode pengambilan keputusan multi-kriteria. Pemilihan metode *Weighted Product* (WP) didasarkan juga atas kemampuannya dalam memberikan solusi optimal dalam sistem pemeringkatan [14]. Metode *Weighted Product* bekerja dengan cara perkalian untuk menghubungkan rating pada setiap atribut, dimana rating tersebut harus dipangkatkan terlebih dahulu dengan bobot atribut yang berhubungan [15]. Berikut adalah langkah-langkah rumus yang digunakan untuk perhitungan metode *Weighted Product*.

- a. Perbaiki bobot.

$$W_j = \frac{w_j}{\sum w_j} \dots\dots\dots(2)$$

Rumus (2) berguna untuk melakukan normalisasi atau perbaikan bobot dan menentukan kategori dari masing-masing kriteria yang termasuk dalam kriteria benefit atau cost.

- b. Menentukan Vektor S

$$S_i = \prod_{j=1}^n X_{ij}^{W_j} \dots\dots\dots(3)$$

Penentuan vector S dengan mengalikan seluruh kriteria dengan alternatif hasil dari perbaikan yang telah dilakukan sebelumnya.

c. Menentukan nilai vektor V

$$V_i = \frac{\prod_{j=1}^n X_{ij}^{W_j}}{\prod_{j=1}^n X_{ij} * W_j} \dots \dots \dots (4)$$

Menentukan nilai Vektor V yang digunakan untuk perangkingan dari masing-masing jumlah nilai vector S dengan seluruh nilai vector S yang ada.

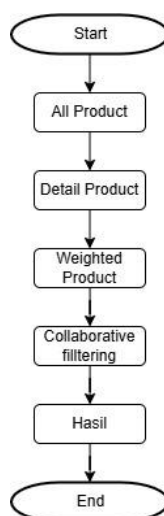
2.4 Top K-Accuracy

Top K-Accuracy adalah metrik fleksibel yang dapat diterapkan baik pada model klasifikasi berbasis KNN maupun dalam evaluasi sistem rekomendasi berbasis urutan relevansi. Tujuan utama dari Top K-Accuracy adalah untuk membantu memilih nilai K yang optimal atau mengevaluasi performa sistem pada rekomendasi teratas [16]. dalam sistem rekomendasi, Top K-Accuracy sering diterjemahkan sebagai evaluasi Top-K, yaitu mengukur kemampuan sistem dalam menyediakan rekomendasi yang relevan dalam daftar teratas K item. Dalam hal ini, Top K-Accuracy tidak hanya melihat ketepatan hasil, tetapi juga relevansi rekomendasi yang diberikan kepada pengguna. Sebagai contoh, pada aplikasi *e-commerce*, Top K-Accuracy digunakan untuk menentukan seberapa sering produk yang benar-benar diinginkan pengguna muncul dalam rekomendasi K teratas [17]. Top K-Accuracy adalah metode evaluasi yang digunakan untuk mengukur kinerja suatu model atau sistem dengan menilai kecocokannya berdasarkan sejumlah parameter tertentu, yang direpresentasikan oleh nilai K sebagai batas peringkat. [18]. Berdasarkan penjelasan yang telah dipaparkan dapat diambil kesimpulan bahwa Top K-Accuracy merupakan suatu metrik yang dapat digunakan pada model klasifikasi atau dalam evaluasi sistem rekomendasi, yang fungsi utamanya adalah membantu mengoptimalkan performa sistem rekomendasi. Berikut adalah rumus (4) untuk menghitung Top K-Accuracy.

$$Top\ K\ Accuracy = \frac{Jumlah\ Prediksi\ Benar\ di\ K\ Teratas}{Jumlah\ Total\ Sampel} \dots \dots \dots (4)$$

2.5 Flowchart Sistem Rekomendasi

Sistem rekomendasi ini memiliki sebuah flowchart untuk menggambarkan alur sistemnya. Flowchart merupakan gambaran berbentuk suatu grafik yang disertai Flowchart adalah sebuah gambar atau bagan yang digunakan untuk menggambarkan alur atau tahapan langkah-langkah dari suatu program secara sistematis. Flowchart juga menunjukkan hubungan antar proses yang terjadi, termasuk pernyataan atau keputusan di dalamnya, yang direpresentasikan melalui berbagai simbol khusus sesuai dengan fungsi masing-masing. [19]. Berikut Flowchart sistem rekomendasi pada toko online Indojaya Computer



Gambar 1. Flowchart Sistem Rekomendasi

Pada gambar 1 dijelaskan bahwa, sistem rekomendasi ini dimulai dengan menampilkan semua produk yang tersedia di database (All Product). Dari daftar tersebut, sistem menampilkan informasi detail untuk setiap produk, seperti harga, jumlah terjual, rating, dan jumlah view (Detail Product). Data produk ini diproses menggunakan dua

metode yang berbeda untuk menghasilkan rekomendasi secara independen. Pertama, metode Weighted Product digunakan untuk menghitung skor produk berdasarkan bobot yang diberikan pada kriteria tertentu, seperti harga dan rating, sehingga menghasilkan daftar rekomendasi yang relevan berdasarkan atribut produk. Kedua, metode Collaborative Filtering menganalisis pola interaksi pengguna, seperti transaksi atau rating, untuk memberikan rekomendasi berdasarkan kesamaan preferensi antar pengguna atau antar produk. Hasil dari kedua metode ini disajikan secara terpisah kepada pengguna, memungkinkan pengguna untuk melihat rekomendasi yang dihasilkan dari masing-masing pendekatan (Hasil). Akhirnya, sistem rekomendasi selesai dijalankan (End).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Implementasi Collaborative Filtering

Pada penelitian ini, metode Collaborative Filtering diterapkan untuk memberikan rekomendasi produk berdasarkan data interaksi pengguna terhadap alternatif produk yang tersedia. Tabel 1 menunjukkan data alternatif produk yang digunakan dalam simulasi, mencakup nama produk dan ID produk sebagai referensi unik. Alternatif produk ini terdiri dari 10 jenis produk, termasuk Lenovo Thinkpad X1 Carbon 6th, HP EliteBook 725 G4, dan produk lainnya yang terdaftar dalam tabel.

Tabel 1.Data Alternatif

Alternatif/Produk	ID Produk
Lenovo Thinkpad X1 Carbon 6th	18
HP EliteBook 725 G4	21
Lenovo Thinkpad L13	15
HP ProBook 11 G1	12
Lenovo Thinkpad L15	16
Lenovo Thinkpad X1 Carbon 5th	17
Toshiba Dynabook R73	20
Toshiba Dynabook U63	9
HP ProBook 11 G2	13
Toshiba Dynabook R63	19

Selanjutnya, data interaksi antara pengguna dan alternatif produk direpresentasikan dalam bentuk matriks, seperti ditampilkan pada Tabel 2. Matriks ini mencatat jumlah produk yang dilihat oleh masing-masing pengguna, di mana baris menunjukkan ID pengguna (U1, U3, U5, dst.), sedangkan kolom menunjukkan ID produk (A18, A21, A15, dst.). Sebagai contoh, pengguna U1 telah melihat produk A18 sebanyak 18 kali, A21 sebanyak 6 kali, dan A15 sebanyak 8 kali. Namun, pengguna U1 belum pernah melihat produk A20, A9, A13, dan A19, sehingga sistem perlu memprediksi skor preferensi untuk produk-produk ini berdasarkan kesamaan dengan pengguna lain.

Tabel 2. Matriks Alternatif dan User

	A18	A21	A15	A12	A16	A17	A20	A9	A13	A19
U1	18	6	8	4	0	0	0	1	0	0
U3	13	17	5	5	4	2	2	0	5	0
U5	4	2	11	0	1	0	3	0	2	0
U6	0	1	4	5	1	2	0	8	0	0
U7	0	1	4	2	0	6	0	2	1	2
U8	3	3	3	9	7	0	1	13	3	0
...
U30	2	0	2	0	11	0	0	0	0	0
U31	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Matriks ini menjadi dasar perhitungan untuk menentukan tingkat kesamaan antara pengguna serta memprediksi produk mana yang kemungkinan besar relevan untuk direkomendasikan kepada pengguna tertentu. Proses perhitungan dilakukan menggunakan pendekatan *Cosine Similarity* untuk menghitung kesamaan antar pengguna

berdasarkan pola interaksi yang terekam dalam matriks. Untuk simulasi perhitungan menggunakan metode Collaborative Filtering peneliti mengambil U1(user 1) dan U3(user2) sebagai contoh. Berikut langkah-langkah simulasi perhitungan menggunakan rumus 1.

- a. Ambil data awal
Tahap pertama yang harus dilakukan adalah mengambil data relevan untuk menghitung kesamaan antara User 1 dan User U3.

Tabel 3. Data awal

	A18	A21	A15	A12	A16
U1	18	6	8	4	0
U3	13	17	5	5	4

- b. Hitung rata-rata (\bar{v})
Rata-rata nilai untuk setiap pengguna dihitung:

$$\bar{v}_{U1} = \frac{18+6+8+4+0}{5} = 7,2$$

$$\bar{v}_{U3} = \frac{13+17+5+4+0}{5} = 7,8$$

Dari perhitungan rata-rata telah didapatkan rata-rata $u_1 = 7,2$ dan $u_2 = 7,8$

- c. Hitung Selisih Nilai dengan Rata-Rata
Untuk setiap produk, hitung selisih nilai dengan rata-rata:

Tabel 4. Hitung Selisih nilai dengan rata-rata

Alternatif	$v_{u1} - \bar{v}_{u1}$	$v_3 - \bar{v}_{u3}$
A18	$18-7.2 = 10.8$	$13-7.8 = 5.2$
A21	$6-7.2 = -1.2$	$17-7.8 = 9.2$
A15	$8-7.2 = 0.8$	$5-7.8 = -2.8$
A12	$4-7.2 = -3.2$	$4-7.8 = -3.8$
A16	$0-7.2 = -7.2$	$0-7.8 = -7.8$

- d. Menghitung pembilang
Kalikan selisih nilai untuk setiap produk, lalu jumlahkan:

$$\begin{aligned} \text{Pembilang} &= (10.8 \cdot 5.2) + (-1.2 \cdot 9.2) + (0.8 \cdot -2.8) + (-3.2 \cdot -3.8) + (-7.2 \cdot -7.8) \\ \text{Pembilang} &= 56.16 + (-11.04) + (-2.24) + 12.16 + 56.16 = 111.2 \end{aligned}$$

Dari proses penghitungan yang telah dilakukan telah didapatkan pembilang yaitu **111.2**

- e. Menghitung Penyebut
Hitung akar kuadrat dari jumlah kuadrat selisih nilai untuk masing-masing pengguna. Berikut proses perhitungannya :

Untuk U_1 :

$$\begin{aligned} \text{Penyebut}_{u1} &= \sqrt{(10.8)^2 + (-1.2)^2 + (0.8)^2 + (-3.2)^2 + (-7.2)^2} \\ \text{Penyebut}_{u1} &= \sqrt{116.64 + 1.44 + 0.64 + 10.24 + 51.84} = \sqrt{180.8} \approx 13.45 \end{aligned}$$

Untuk U_3 :

$$\begin{aligned} \text{Penyebut}_{u3} &= \sqrt{(5.2)^2 + (9.2)^2 + (-2.8)^2 + (-3.8)^2 + (-7.8)^2} \\ \text{Penyebut}_{u3} &= \sqrt{27.04 + 84.64 + 7.84 + 14.44 + 60.84} = \sqrt{194.8} \approx 13.95 \end{aligned}$$

Dari perhitungan penyebut yang telah dilakukan telah didapatkan 2 hasil yaitu untuk $U_1 = 13.45$ dan untuk $U_3 = 13.95$ Hasil perhitungan penyebut nantinya akan digunakan untuk menghitung kesamaan antar user dengan cara dikalikan kedua hasilnya.

f. Menghitung kesamaan antar user ($S(i, j)$)

$$S(U1, U3) = \frac{111.2}{13.45 \cdot 13.95}$$

$$S(U1, U3) = \frac{111.2}{187.74} \approx 0,592$$

Hasil perhitungan menggunakan metode Collaborative Filtering menunjukkan bahwa tingkat kesamaan antara User U1 dan User U3 adalah 0.592. Nilai ini menunjukkan hubungan positif sedang, artinya kedua pengguna memiliki preferensi yang cukup mirip terhadap produk. Proses perhitungan akan dilakukan berulang kepada tiap user guna mencari user dengan preferensi yang serupa.

3.2 Implementasi Weighted Product

Pada metode Weighted Product (WP), setiap alternatif dievaluasi berdasarkan kriteria tertentu yang memiliki bobot dan jenis penilaian (cost atau benefit). Tabel di atas menunjukkan implementasi metode WP dengan empat kriteria utama, yaitu Harga Produk (C1), Produk Terjual (C2), Jumlah Produk View (C3), dan Rating (C4). Masing-masing kriteria memiliki bobot yang mencerminkan tingkat kepentingannya dalam pengambilan keputusan.

Bobot kriteria pada Tabel 5 diperoleh dari wawancara langsung dengan pemilik toko Indojoya Computer, yang memiliki pemahaman mendalam tentang faktor-faktor yang memengaruhi penjualan produk di toko mereka. Kriteria Harga Produk (C1), yang bertipe cost, memiliki bobot tertinggi sebesar 4 karena biaya merupakan faktor penting yang perlu diminimalkan. Sementara itu, kriteria Produk Terjual (C2), Jumlah Produk View (C3), dan Rating (C4), yang bertipe benefit, memiliki bobot masing-masing 3, 2, dan 1. Bobot ini menggambarkan prioritas pemilik toko, di mana harga produk menjadi faktor paling krusial, diikuti oleh jumlah produk yang terjual, jumlah view, dan rating. Implementasi ini memastikan bahwa metode WP dapat menyeimbangkan berbagai aspek penting dalam proses evaluasi, sesuai dengan kebutuhan bisnis Indojoya Computer.

Tabel 5. Data Kriteria

Kode Kriteria	Nama Kriteria	Bobot	Jenis Kriteria
C1	Harga produk	4	cost
C2	Produk terjual	3	benefit
C3	Jumlah produk view	2	benefit
C4	Rating	1	benefit

Kriteria yang dijelaskan pada Tabel 5. digunakan sebagai dasar untuk mengevaluasi setiap alternatif produk yang tercantum dalam Tabel 6. Masing-masing alternatif dievaluasi berdasarkan nilai pada setiap kriteria, yang meliputi harga produk, jumlah produk terjual, jumlah produk yang dilihat (view), dan rating. Setiap alternatif memiliki nilai yang berbeda untuk masing-masing kriteria, yang akan digunakan dalam proses normalisasi dan perhitungan menggunakan metode Weighted Product.

Tabel 6. Data Alternatif

Alternatif/Produk	K1	K2	K3	K4
Lenovo Thinkpad X1 Carbon 6th	3.900.000	10	100	4
HP EliteBook 725 G4	2.400.000	3	73	3
Lenovo Thinkpad L13	3.000.000	9	99	4
HP ProBook 11 G1	2.050.000	3	43	4
Lenovo Thinkpad L15	4.300.000	5	79	4
Lenovo Thinkpad X1 Carbon 5th	3.900.000	3	59	3
Toshiba Dynabook R73	1.800.000	4	58	3
Toshiba Dynabook U63	2.800.000	3	52	3
HP ProBook 11 G2	2.000.000	4	24	3
Toshiba Dynabook R63	2.600.000	4	28	3

Data Alternatif pada Tabel 6 adalah opsi yang dapat dipertimbangkan atau dipilih dalam suatu keputusan atau analisis tertentu. Data alternatif ini digunakan juga untuk simulasi perhitungan dalam penelitian ini. Berikut adalah 3 langkah simulasi perhitungan dengan metode weighted product pada penelitian ini.

a. Perbaikan bobot

W merupakan bobot dari setiap kriteria yang akan dijadikan perhitungan. Bobot awal dari setiap kriteria adalah $W = 4,3,2,1$. Berikut adalah perbaikan bobot dengan rumus (2).

$$W1 = \frac{4}{4 + 3 + 2 + 1} = \frac{4}{10} = 0,4$$

$$W2 = \frac{3}{4 + 3 + 2 + 1} = \frac{3}{10} = 0,3$$

$$W3 = \frac{2}{4 + 3 + 2 + 1} = \frac{2}{10} = 0,2$$

$$W4 = \frac{1}{4 + 3 + 2 + 1} = \frac{1}{10} = 0,1$$

Setelah nilai W telah ditentukan dilakukanlah normalisasi/perbaikan sesuai jenis kriteria yaitu cost dan benefit, tiap kriteria yang berjenis cost akan dikalikan dengan -1 sedangkan yang berjenis benefit akan dikalikan 1. Pada tabel 1 telah dijelaskan bahwa hanya ada 1 kriteria yang berjenis cost yaitu C1(Harga Produk) sedangkan C2(Jumlah Terjual), C3(Subscribe), C4(Rating) berjenis benefit.

$$W1 = 0,4 * (-1) = -0,4$$

$$W2 = 0,3 * 1 = 0,3$$

$$W3 = 0,2 * 1 = 0,2$$

$$W4 = 0,1 * 1 = 0,1$$

b. Menentukan nilai Vektor (S)

Nilai Vektor merupakan hasil dari normalisasi nilai setiap alternatif. Nilai vektor diperoleh dari melalui perkalian nilai alternatif dipangkatkan dengan bobot kriteria (W). Perhitungan ini bertujuan untuk menentukan nilai S sebelum dilakukan normalisasi. Berikut adalah langkah-langkah perhitungannya.

$$S1 = (3900000^{0,4})(10^{0,3})(100^{0,2})(4^{0,1}) = 5,658$$

$$S2 = (2400000^{0,4})(3^{0,3})(73^{0,2})(3^{0,1}) = 4,868$$

$$S3 = (3000000^{0,4})(9^{0,3})(99^{0,2})(4^{0,1}) = 5,591$$

$$S4 = (2050000^{0,4})(3^{0,3})(43^{0,2})(4^{0,1}) = 4,664$$

$$S5 = (4300000^{0,4})(5^{0,3})(79^{0,2})(4^{0,1}) = 5,168$$

$$S6 = (3900000^{0,4})(3^{0,3})(59^{0,2})(3^{0,1}) = 4,769$$

$$S7 = (1800000^{0,4})(4^{0,3})(58^{0,2})(3^{0,1}) = 4,888$$

$$S8 = (2800000^{0,4})(3^{0,3})(52^{0,2})(3^{0,1}) = 4,713$$

$$S9 = (2000000^{0,4})(4^{0,3})(24^{0,2})(3^{0,1}) = 4,523$$

$$S10 = (2600000^{0,4})(4^{0,3})(28^{0,2})(3^{0,1}) = 4,582$$

Total nilai vektor (S) setelah dijumlah adalah **49,424**

c. Menentukan nilai bobot (V)

Pada Weighted Product V merupakan hasil preferensi dari setiap pilihan, dan nilai bobot V adalah hasil preferensi dibagi dengan total nilai Si yang sudah dijelaskan dengan jumlah sebagai berikut:

$$V1 = \frac{5,65}{49,424} = 0,114$$

$$V2 = \frac{4,86}{49,424} = 0,098$$

$$V3 = \frac{5,59}{49,424} = 0,113$$

$$V4 = \frac{4,66}{49,424} = 0,094$$

$$V5 = \frac{5,16}{49,424} = 0,105$$

$$V6 = \frac{4,76}{49,424} = 0,096$$

$$V7 = \frac{4,88}{49,424} = 0,099$$

$$V8 = \frac{4,71}{49,424} = 0,095$$

$$V9 = \frac{4,52}{49,424} = 0,092$$

$$V10 = \frac{4,58}{49,424} = 0,093$$

Setelah nilai bobot diperoleh, Langkah selanjutnya adalah menentukan rangking dari setiap alternatif. Nilai bobot tertinggi hingga terendah diurutkan sesuai ranking dari setiap alternatif tersebut. Hasil Perhitungannya adalah sebagai berikut :

Tabel 7. bobot V dengan Ranking

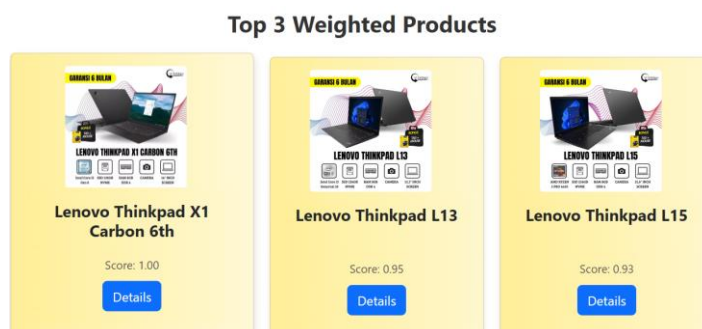
Alternatif	V	Bobot V	Ranking
Lenovo Thinkpad X1 Carbon 6th	V1	0,114	1
HP EliteBook 725 G4	V2	0,098	6
Lenovo Thinkpad L13	V3	0,113	2
HP ProBook 11 G1	V4	0,094	8
Lenovo Thinkpad L15	V5	0,105	3
Lenovo Thinkpad X1 Carbon 5th	V6	0,096	7
Toshiba Dynabook R73	V7	0,099	4
Toshiba Dynabook U63	V8	0,095	5
HP ProBook 11 G2	V9	0,092	10
Toshiba Dynabook R63	V10	0,093	9

Pada Tabel 7 menyajikan hasil perhitungan bobot akhir (V) dan peringkat alternatif produk menggunakan metode Weighted Product (WP). Nilai bobot V diperoleh dengan mempertimbangkan bobot setiap kriteria, jenis kriteria (cost atau benefit), dan nilai kriteria pada masing-masing alternatif. Hasil perhitungan menunjukkan bahwa Lenovo Thinkpad X1 Carbon 6th memiliki nilai bobot V tertinggi sebesar 0,114, sehingga menempati peringkat pertama sebagai alternatif terbaik. Peringkat kedua ditempati oleh Lenovo Thinkpad L13 dengan nilai bobot V sebesar 0,113, sedangkan HP EliteBook 725 G4 berada di peringkat keenam dengan nilai bobot V sebesar 0,098

3.3 Implementasi Hasil Rekomendasi Sistem

Pada implementasi hasil sistem rekomendasi pada toko online Indojaya Computer, akan dijelaskan tentang hasil sistem yang telah dibuat serta pembahasan terkait pengujian metode *Collaborative Filltering* dan *Weighted Product*.

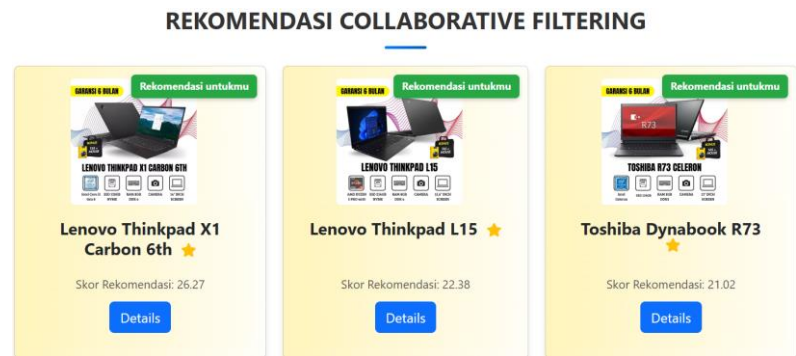
a. Hasil Akhir Weighted Product



Gambar 2. Hasil Akhir Weighted Product

Pada gambar 2 merupakan hasil pengolahan seluruh alternatif atau produk berdasarkan 4 kriteria yang disebutkan sebelumnya yaitu Harga Produk, Jumlah Terjual, Subscribe, dan Rating. Pada halaman hasil akhir ini dijelaskan bahwa hasil perankingan menggunakan metode *Weighted Product* yang pertama adalah produk Lenovo Thinkpad X1 Carbon 6th dengan skor 1.00, produk yang kedua adalah Lenovo Thinkpad L13 dengan skor 0,95. dan yang ketiga adalah Lenovo Thinkpad L15 dengan skor 0,93. Hasil akhir didapatkan setelah dilakukannya perhitungan berdasarkan kriteria terhadap seluruh alternatif

b. Hasil Akhir Collaborative Filltering



Gambar 3. Hasil Akhir Collaborative Filltering

Gambar 3 menampilkan hasil dari penerapan metode Collaborative Filtering untuk memberikan rekomendasi produk. Metode ini menggunakan atribut utama berupa jumlah produk yang sering dilihat oleh pengguna lain. Dari hasil perhitungan, rekomendasi teratas diberikan kepada produk Lenovo Thinkpad X1 Carbon 6th dengan skor rekomendasi tertinggi, yaitu 26.27. Rekomendasi berikutnya adalah Lenovo Thinkpad L15 dengan skor 22.38. Sementara itu, pada peringkat ketiga adalah Lenovo Thinkpad X1 Carbon 5th, yang memiliki skor 21.02. Skor yang tertera di gambar 3 ini didapatkan dari perbandingan hasil keseluruhan pengguna dan diakumulasikan, sehingga menghasilkan skor rekomendasi yang tinggi.

Hasil ini menunjukkan bahwa Collaborative Filtering berhasil mengidentifikasi produk yang paling relevan dengan preferensi pengguna berdasarkan data aktivitas mereka, seperti jumlah view atau interaksi dengan produk. Dengan demikian, sistem rekomendasi ini dapat memberikan saran yang mendukung keputusan belanja pengguna.

3.4 Pengujian K-Accuracy

Pengujian akurasi dalam penelitian ini dilakukan untuk mengukur sejauh mana hasil sistem rekomendasi yang telah dikembangkan sesuai dengan data yang dimiliki oleh pemilik toko online IndoJaya Computer. Pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja sistem, sehingga menghasilkan rekomendasi yang relevan, berdasarkan ranking yang telah dibuat. Proses pengujian dilakukan dengan membandingkan data hasil sistem rekomendasi dengan data aktual dari pemilik toko.

Tabel 8. Pengujian dengan K-Accuracy

Sistem		Owner	
Alternatif	Ranking	Alternatif	Ranking
Lenovo Thinkpad X1 Carbon 6th	1	Lenovo Thinkpad X1 Carbon 6th	1
Lenovo Thinkpad L13	2	Lenovo Thinkpad L13	2
Lenovo Thinkpad L15	3	Lenovo Thinkpad L15	5
Toshiba Dynabook R73	4	Toshiba Dynabook R73	4
Toshiba Dynabook U63	5	Toshiba Dynabook U63	6
HP EliteBook 725 G4	6	HP EliteBook 725 G4	3
Lenovo Thinkpad X1 Carbon 5th	7	Lenovo Thinkpad X1 Carbon 5th	10
HP ProBook 11 G1	8	HP ProBook 11 G1	7
Toshiba Dynabook R63	9	Toshiba Dynabook R63	8
HP ProBook 11 G2	10	HP ProBook 11 G2	9

Tabel 8. menunjukkan perbandingan ranking antara sistem rekomendasi dan data aktual dari pemilik. Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi sejauh mana hasil rekomendasi sistem mendekati preferensi pemilik toko dengan menggunakan metrik K-Accuracy. Proses penghitungan akan dilakukan dengan membandingkan kesesuaian peringkat antara sistem dan pemilik pada K peringkat teratas.

Hasil Top-K Accuracy:
Top-1 Accuracy: 100.00%
Top-2 Accuracy: 100.00%
Top-3 Accuracy: 66.67%
Top-4 Accuracy: 75.00%
Top-5 Accuracy: 80.00%
Top-6 Accuracy: 100.00%
Top-7 Accuracy: 85.71%
Top-8 Accuracy: 87.50%
Top-9 Accuracy: 88.89%
Top-10 Accuracy: 100.00%

Gambar 4. Hasil Top K-Accuracy

Berdasarkan Gambar 4 hasil Top K-Accuracy menunjukkan tingkat kecocokan antara sistem rekomendasi dan data wawancara dengan pemilik berdasarkan 10 peringkat teratas. Pada Top-1 dan Top-2 Accuracy, akurasi mencapai 100%, yang berarti semua data rekomendasi sistem pada peringkat pertama dan kedua sepenuhnya sesuai dengan data aktual pemilik. Namun, pada Top-3 Accuracy, akurasi turun menjadi 66.67%, menunjukkan bahwa hanya dua dari tiga peringkat teratas yang sesuai. Akurasi meningkat lagi pada Top-4 (75.00%) dan Top-5 (80.00%), yang mencerminkan peningkatan kecocokan dengan penambahan jumlah peringkat. Untuk Top-6 hingga Top-10, akurasi berfluktuasi hingga mencapai 100% pada Top-10, yang menunjukkan bahwa seluruh rekomendasi dalam sepuluh peringkat teratas hampir sepenuhnya sesuai dengan pemilik. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem rekomendasi mampu memberikan hasil yang relevan, terutama pada peringkat teratas.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan perancangan sistem yang dilakukan mulai dari tahap awal hingga implementasi, peneliti menyimpulkan bahwa:

1. Sistem yang telah dibuat mampu memberikan kemudahan dan membantu dalam merekomendasikan produk pada toko online Indojaya Computer. Sistem ini dirancang untuk digunakan oleh calon pembeli sebagai alat bantu dalam memilih produk berdasarkan kriteria yang telah ditentukan, yaitu Harga Produk, Jumlah Terjual, Jumlah Tampilan (View), dan Rating Produk, juga membantu memilih produk berdasarkan preferensi pengguna lain.
2. Dalam pengujian akurasi menggunakan Top K-Accuracy telah didapatkan Top-1 dan Top-2 Accuracy, akurasi mencapai 100%, data rekomendasi sistem pada peringkat pertama dan kedua telah sepenuhnya sesuai dengan data pemilik. Namun, terjadi penurunan akurasi pada Top-3 Accuracy, akurasi turun menjadi 66.67%, akurasi meningkat lagi pada Top-4 (75.00%) dan Top-5 (80.00%), yang mencerminkan peningkatan kecocokan dengan penambahan jumlah peringkat. Untuk Top-6 hingga Top-10, akurasi terus meningkat dengan puncak akurasi 100% pada Top-10, yang menunjukkan bahwa seluruh rekomendasi dalam sepuluh peringkat teratas hampir sepenuhnya sesuai.

5. SARAN

Saran untuk penelitian pengembangan selanjutnya adalah dapat ditingkatkan dengan menambahkan fitur personalisasi, sehingga rekomendasi yang diberikan lebih relevan dengan preferensi individu pengguna. Selain itu, pengoptimalan bobot kriteria pada metode Weighted Product (WP) dapat dilakukan untuk memastikan hasil rekomendasi lebih akurat. Kemudian untuk metode Collaborative Filtering disarankan menggunakan algoritma paralel atau distributed computing. Dengan cara ini, sistem tetap efisien meskipun jumlah data bertambah signifikan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Oktavika, "Sistem Rekomendasi Wisata Dengan Menggunakan Algoritma Collaborative Filtering," *Teknologipintar.Org*, Vol. 3, 2023.
- [2] R. Rubangi, "Sistem Rekomendasi Pada Tokopedia Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbors," *Jurnal Teknik Komputer AMIK BSI*, Vol. 8, 2022.
- [3] S. Vanasius Willy Candra, "Penerapan Metode Weighted Product Pada Sistem Rekomendasi Pemilihan Laptop," *Smart Comp: Jurnalnya Orang Pintar Komputer*, Vol. 13, 2023.
- [4] S. F. S. Yuni Nurfiah, "Penerapan Metode Fuzzy Tsukamoto Pada Sistem Pemesanan Travel," *SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, Pp. 44-49, 2022.
- [5] A. Putri, A. Pebriani, J. R. Muhammad And H. S. Johannes, "PEMAANFAATAN APLIKASI TOKO ONLINE TERHADAP KEBUTUHAN KONSUMEN SELAMA PANDEMI COVID-19," *Journal UMI*, 2021.
- [6] A. Sanjaya, A. B. Setiawan, U. Mahdiah, I. N. Farida And A. R. Prasetyo, "PENGUKURAN KEMIRIPAN MAKNA MENGGUNAKAN COSINE SIMILARITY," *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, Vol. Vol. 10, No. No. 4, Pp. 747-752, 2023.
- [7] H. Februariyanti, A. D. Laksono, J. S. Wibowo And M. S. Utomo, "IMPLEMENTASI METODE COLLABORATIVE FILTERING UNTUK SISTEM REKOMENDASI PENJUALAN PADA TOKO MEDEL," *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, Vol. Vol 9, P. 1, 2021.
- [8] A. Tasia, I. N. Farida, E. T. Wijayanti And P. Kasih, "Sistem Rekomendasi Makanan Untuk Dietrendah Garam Menggunakan Metode Weighted Product," *INOTEK*, Vol. Vol. 8, 2024.
- [9] F. R. Hariri And L. W. Rochim, "Sistem Rekomendasi Produk Aplikasi Marketplace Berdasarkan Karakteristik Pembeli Menggunakan Metode User Based Collaborative Filtering," *TEKNIKA*, Vol. 11, 2022.
- [10] A. Maulana, I. M. Ashari And A. Does, "IMPLEMENTASI SISTEM REKOMENDASI PADA SISTEM INFORMASI SEMINAR," *Just IT : Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi Dan Komputer*, Vol. Vol.13, No. No. 3, Pp. 151-156, 2023.
- [11] S. R. Cholil, T. Handayani, R. Prathivi And T. Ardianita, "Implementasi Algoritma Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Klasifikasi Seleksi Penerima Beasiswa," *IJCIT: Indonesian Journal On Computer And Information Technology*, Vol. 6, 2021.
- [12] M. H. Adiansyah, M. Ahsan And A. E. Budianto, "IMPLEMENTASI METODE WEIGHTED PRODUCT SEBAGAI SISTEM REKOMENDASI PEMILIHAN DESTINASI WISATA DAN KULINER FAVORIT DI MALANG," *RAINSTEK : Jurnal Terapan Sains & Teknologi*, Vols. Vol 2, No 2, 2020.
- [13] Y. Suharya, Y. Herdiana And Z. Munawar, "SISTEM REKOMENDASI UNTUK TOKO ONLINE KECIL DAN MENENGAH," *TEMATIK : Jurnal Teknologi Informasi Komunikasi*, Vol. 8, 2021.
- [14] A. Humairoh, Y. Maulita And Nurhayati, "Penerapan Metode Weighted Product (WP) Dalam Pemilihan Varietas Bibit Unggul Tanaman Tebu," *JOURNAL OF COMPUTER SCIENCE AND INFORMATICS ENGINEERING (Cosie)*, Vol. No 1, 2022.
- [15] Almahmoodl And R. J. Kadhim, "Masalah Dan Solusi Dalam Sistem Rekomendasi Berbasis Pembelajaran Mendalam Dalam Bidang E-Commerce," *MDPI: Multidisciplinary Digital Publishing Institute*, Vol. No. 2, 2022.
- [16] M. R. Olii, M. H. Pratikno And J. N. Matheosz, "ONLINE SHOP SEBAGAI ALTERNATIF BERBELANJA MASYARAKAT KOTA MANADO," *Jurnal Holistik*, Vol. 13 No.4, 2020.
- [17] F. Akhmad, Y. H. Chrisnanto And P. N. Sabrina, "Perbandingan Improved K-Nearest Neighbour Dengan K-Nearest Neighbour Pada Analisis Sentimen Moda Raya Terpadu Jakarta," *IJESPG Journal*, Vol. 1, No. 3, 2023.
- [18] Sapriadi, "Perbandingan Kinerja K-Nearest Neighbor Dan Local Mean Distance K-Nearest Neighbor Pada Data Citra Covid-19," *Jurnal Politeknik Caltex Riau*, Vol. 9, No. 1, 2023.
- [19] S. Ayumida And Z. G. F. Mohammad Syamsul Azis, "Implementasi Program Admsinistrasi Pembayaran Berbasis Dekstop," *Jurnal Interkom: Jurnal Publikasi Ilmiah Bidang Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, Vol. 15, No. 2, 2020.