

Penerapan Metode *Hybrid Filtering* Dalam Sistem Rekomendasi Menu Di Coffee Shop Teppi Rasa

Bintang Alan Bukhari^{1*}, Sri Sumarlinda², Bangun Prajadi Cipto Utomo³

¹Program Studi Teknik Informatika
Universitas Duta Bangsa
^{1*}220103146@mhs.udb.ac.id

²Program Studi Teknik Informatika
Universitas Duta Bangsa
²sri_sumarlinda @udb.ac.id

³Program Studi Teknik Informatika
Universitas Duta Bangsa
³bangun_prajadi@udb.ac.id

Abstrak— Pesatnya pertumbuhan industri coffee shop memicu persaingan bisnis yang ketat dan menimbulkan masalah penumpukan informasi (information overload) bagi pelanggan dalam memilih menu. Penelitian ini bertujuan untuk merancang, mengimplementasikan, dan menguji sistem rekomendasi menu personal berbasis website pada Teppi Rasa Coffee & Eatery melalui integrasi metode hybrid filtering. Metode pengembangan sistem yang digunakan adalah Waterfall, dengan menerapkan algoritma Weighted Hybrid Filtering yang menggabungkan jalur Content-Based Filtering (CBF) melalui Cosine Similarity dan Collaborative Filtering (CF) berbasis tren popularitas global. Komposisi bobot linear ditetapkan secara konsisten sebesar $\alpha = 0.6$ untuk komponen CBF dan $\beta = 0.4$ untuk komponen CF, dengan nilai pembatas popularitas maksimal (N_{max}) dikonfigurasi sebesar 50. Hasil simulasi komputasi komparatif pada akun pelanggan Bintang membuktikan bahwa sistem mampu menghasilkan daftar Top-8 Recommendations yang seimbang, di mana menu Americano menempati peringkat teratas dengan Hybrid Score 92.9% (didominasi preferensi kopi internal), sementara menu Taro Latte dari kategori baru tetap berhasil direkomendasikan pada peringkat ke-8 dengan skor 24% murni dari jalur tren pasar eksternal. Evaluasi fungsionalitas menggunakan Black Box Testing menunjukkan tingkat keberhasilan mutlak sebesar 100% tanpa adanya diskrepansi data desimal pada antarmuka. Sistem ini terbukti secara ilmiah dapat menjadi instrumen keputusan yang adaptif bagi pelanggan, ditandai dengan keberhasilan merekomendasikan produk lintas kategori melalui kontribusi skor CF hingga 40% meskipun skor CBF sebesar 0%, sekaligus mengatasi kelemahan overspecialization pada sistem rekomendasi tunggal.

Kata kunci— Black Box Testing, Framework Laravel, Hybrid Filtering, Sistem Rekomendasi, Website.

Abstract— The rapid growth of the coffee shop industry has triggered intense business competition and caused information overload for customers in choosing menus. This study aims to design, implement, and test a web-based personal menu recommender system at Teppi Rasa Coffee & Eatery through the integration of hybrid filtering methods. The system development method used is the Waterfall model, applying the Weighted Hybrid Filtering algorithm which integrates the Content-Based Filtering (CBF) path via Cosine Similarity and the Collaborative Filtering (CF) path based on global popularity trends. The linear weight composition is consistently set at $\alpha = 0.6$ for the CBF component and $\beta = 0.4$ for the CF component, with the maximum popularity ceiling threshold (N_{max}) configured at 50. The results of the comparative computational simulation on customer Bintang's account prove that the system is able to generate a balanced Top-8 Recommendations list, where the Americano menu ranks first with a Hybrid Score of 92.9% (dominated by internal coffee preferences), while the Taro Latte menu from a new category is still successfully recommended at the 8th rank with a score of 24% purely from the external market trend path. Functional evaluation using Black Box Testing showed an absolute success rate of 100% without any decimal data discrepancies on the user interface. This system is scientifically proven to be an adaptive decision-making instrument for customers, as evidenced by its success in recommending cross-category products through a CF score contribution of up to 40% despite a 0% CBF score, while simultaneously overcoming the overspecialization weakness in single recommender systems.

Keywords— Black Box Testing, Hybrid Filtering, Recommender System, Laravel Framework, Website.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan industri kuliner, khususnya segmen *coffee shop*, di Indonesia mengalami pertumbuhan yang sangat pesat dalam beberapa tahun terakhir. Berdasarkan data yang disampaikan Asosiasi Eksportir dan Industri Kopi Indonesia (AEKI), konsumsi kopi di Indonesia terus meningkat dengan rata-rata pertumbuhan tahunan sebesar 8%, dan pada tahun 2023 jumlah outlet coffee shop di Indonesia telah melampaui 20.000 gerai, meningkat

secara signifikan dibandingkan periode sebelumnya [1]. Fenomena pertumbuhan ini menimbulkan persaingan bisnis yang semakin ketat, termasuk pada Teppi Rasa Coffee & Eatery, sehingga pelaku usaha dituntut untuk berinovasi secara berkelanjutan guna mempertahankan loyalitas pelanggan dan meningkatkan efisiensi operasional [2]. Salah satu kendala utama yang dihadapi pelanggan saat berkunjung adalah penumpukan informasi (information overload) akibat banyaknya variasi

menu yang ditawarkan, sehingga memicu hambatan dalam proses pengambilan keputusan pemilihan menu [3].

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan berupa sistem rekomendasi menjadi solusi yang paling relevan dalam menyajikan saran menu yang bersifat personal dan kontekstual [4]. Secara umum, terdapat dua pendekatan klasik yang populer digunakan dalam membangun sistem rekomendasi, yaitu *Content-Based Filtering* (CBF) dan *Collaborative Filtering* (CF) [5]. Pendekatan CBF bekerja dengan cara menganalisis kemiripan karakteristik konten dari item yang pernah dibeli pengguna di masa lalu menggunakan teknik seperti *Cosine Similarity* [6]. Meskipun andal dalam menangani pengguna yang memiliki preferensi spesifik, metode CBF memiliki kelemahan inheren berupa *overspecialization*, di mana sistem cenderung memberikan rekomendasi yang terlalu monoton dan kaku tanpa mempertimbangkan variasi pilihan baru [7]. Sebaliknya, metode CF menyajikan rekomendasi berdasarkan pola interaksi atau popularitas item di kalangan komunitas pengguna lain, namun sangat bergantung pada kepadatan data transaksi sehingga kerap menghadapi kendala kelangkaan data (*data sparsity*) dan masalah awal sistem (*cold-start problem*) ketika berhadapan dengan item atau pengguna baru yang belum memiliki riwayat interaksi [8].

Guna mengeliminasi kelemahan dari masing-masing metode tunggal tersebut, pendekatan *Hybrid Filtering* dinilai mampu meningkatkan kualitas, relevansi, dan akurasi rekomendasi secara signifikan dengan menggabungkan keunggulan kedua metode [9]. Di antara berbagai teknik penggabungan, metode *Weighted Hybrid Filtering* menjadi pendekatan yang paling adaptif karena meleburkan komponen nilai prediksi dari CBF dan CF secara linear menggunakan pembobotan tetap [10]. Pendekatan ini terbukti menghasilkan tingkat akurasi tertinggi dibandingkan metode tunggal, sebagaimana dibuktikan pada penelitian sistem rekomendasi *coffee shop* di mana pendekatan hybrid mencapai nilai *Precision@5* sebesar 0,92, mengungguli metode tunggal *collaborative* (0,76) maupun *content-based* (0,82) [11]. Melalui skema pembobotan linear ini, sistem mampu menghasilkan variasi rekomendasi yang seimbang antara selera personal pelanggan dan tren popularitas pasar aktual [12].

Di sisi lain, industri kuliner Indonesia juga memanfaatkan teknologi berbasis web sebagai kanal utama interaksi pelanggan. Pengembangan sistem berbasis website menggunakan *framework* Laravel dengan metode *Waterfall* dinilai sangat ideal karena menyediakan arsitektur komponen yang terstruktur,

pengelolaan basis data yang aman, serta kemampuan mengeksekusi komputasi algoritma *backend* dengan latensi yang rendah [13]. Penelitian sebelumnya membuktikan bahwa kombinasi Laravel dan pengujian *Black Box Testing* efektif menghasilkan sistem pemesanan dan rekomendasi kuliner yang valid secara fungsional [14]. Lebih lanjut, sistem rekomendasi paket menu berbasis website pada industri kuliner yang menerapkan analisis pola transaksi terbukti mampu membantu pelanggan membuat keputusan pembelian yang lebih tepat dan relevan [15].

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk merancang, mengimplementasikan, dan menguji sistem rekomendasi menu pada Teppi Rasa Coffee & Eatery menggunakan metode *Weighted Hybrid Filtering* berbasis website dengan *framework* Laravel. Kebaruan (*novelty*) dari penelitian ini terletak pada penerapan transparansi nilai komputasi berupa penyajian komponen *Cosine Similarity* dan normalisasi popularitas global langsung pada antarmuka pengguna, serta pengujian performa algoritma menggunakan basis data riwayat transaksi riil dari objek penelitian. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi instrumen pengambilan keputusan yang adaptif bagi pelanggan dalam memilih menu, sekaligus meningkatkan daya saing digital industri kuliner lokal.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian menjelaskan langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian, meliputi jenis dan sumber data, metode pengumpulan data, alur sistem rekomendasi, serta penjelasan terstruktur terhadap algoritma *Hybrid Filtering* yang diterapkan pada sistem rekomendasi menu Teppi Rasa Coffee & Eatery.

A. Jenis dan Sumber Data

1. Jenis Data

Jenis data yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari:

a) Data Primer

Data primer dikumpulkan secara langsung dari Coffee Shop Teppi Rasa sebagai objek penelitian. Data yang diperoleh meliputi data transaksi penjualan menu selama periode Mei–Juni 2026 yang terdiri dari 330 transaksi, 199 pelanggan unik, dan 30 jenis produk menu yang tersebar dalam 8 kategori yaitu *Coffee*, *Signature*, *Single Origin*, *Non Coffee*, *Mocktail*, *Food*,

Bottle 250ml, dan *Bottle 500ml*. Rincian distribusi 30 produk ke dalam 8 rumpun kategori tersebut disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Kategori dan Varian Menu Coffee Shop Teppu Rasa

No	Nama Kategori	Jumlah Menu	Contoh Varian Menu
1	Coffee	7	Americano, Bittersweet, Cappucino,
2	Signature	3	Cinnamon Coffee, Taro Presso, Butterscotch
3	Single Origin	2	V60 Gayo, V60 Kintamani
4	Non Coffee	4	Taro Latte, Dark Chocolate, Thai Tea
5	Mocktail	4	Cold Brew Strawberry, Senja Merona
6	Food	4	Cookies Rasa, Dimsum Ori, Kentang Goreng
7	Bottle 250ml	3	Caramel Macchiato 250ml, Coffee Aren 250ml
8	Bottle 500ml	3	Caramel Macchiato 500ml, Butterscotch 500ml

b) Data Sekunder

Data sekunder diperoleh dari berbagai referensi berupa jurnal ilmiah dan penelitian terdahulu yang membahas sistem rekomendasi berbasis *Hybrid Filtering*, *Cosine Similarity*, dan *Collaborative Filtering* sebagai landasan teori dan pendukung perancangan sistem.

2. Sumber Data

Sumber data primer diperoleh melalui observasi langsung dan dokumentasi transaksi penjualan di Coffee Shop Teppu Rasa yang berlokasi di Jl. Sumpah Pemuda No. 60C, Kadipiro, Banjarsari, Surakarta. Sumber data sekunder diperoleh dari jurnal ilmiah yang relevan dan dapat dipertanggungjawabkan secara akademis.

Untuk memberikan gambaran mengenai struktur data riwayat yang diproses oleh algoritma, cuplikan representatif dari data transaksi pelanggan ditampilkan pada Tabel 2.

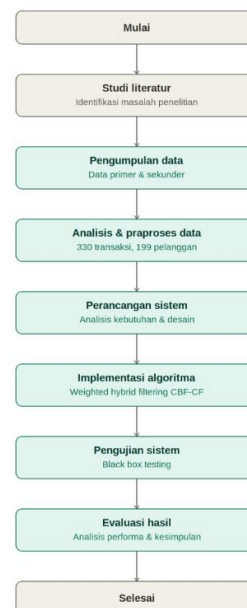
Tabel 2. Cuplikan Sampel Data Transaksi Pelanggan

Nama Pelanggan	Produk	Kategori
Bintang	Cappucino	Coffee
Bintang	Caramel Cappucino	Coffee
Bintang	Bittersweet	Coffee
Bintang	Senja Merona	Mocktail
Lidya	Bittersweet	Non Coffee
Lidya	Coffee Aren	Coffee

Keterangan: Tabel di atas hanya merupakan cuplikan sampel data awal. Total keseluruhan populasi riwayat yang menjadi basis data komputasi sistem berjumlah 330 transaksi

B. Alur Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan melalui serangkaian tahapan yang terstruktur, mulai dari identifikasi masalah hingga penarikan kesimpulan akhir. Alur penelitian secara keseluruhan digambarkan melalui diagram pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Diagram Penelitian

Berdasarkan Gambar X, tahapan penelitian yang dilakukan dijabarkan sebagai berikut:

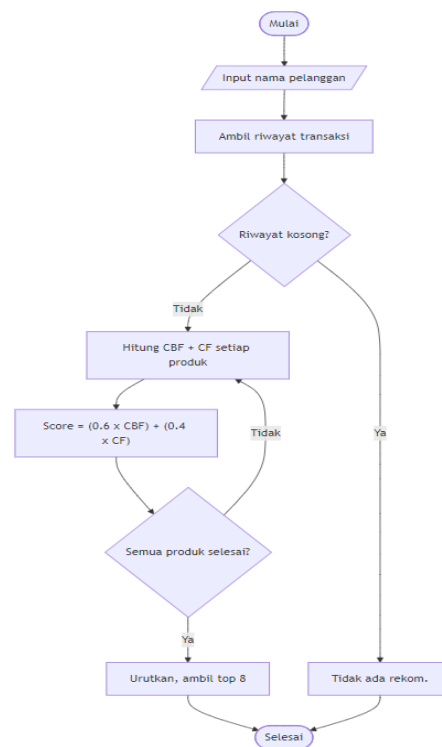
- 1. Studi Literatur:** Tahap awal penelitian diawali dengan identifikasi masalah dan studi literatur terhadap jurnal ilmiah serta penelitian terdahulu yang membahas metode *Hybrid Filtering*, *Content-Based Filtering* (CBF), dan *Collaborative Filtering* (CF) sebagai landasan teori.
- 2. Pengumpulan Data:** Peneliti mengumpulkan data primer berupa data transaksi penjualan menu Coffee Shop Teppu Rasa periode Mei–Juni 2026, serta data sekunder dari referensi jurnal ilmiah yang relevan.
- 3. Analisis dan Praproses Data:** Data transaksi yang terkumpul, terdiri dari 330 transaksi, 199 pelanggan unik, dan 30 jenis produk menu, dianalisis dan diolah untuk dijadikan basis data komputasi sistem rekomendasi.
- 4. Perancangan Sistem:** Sistem dirancang menggunakan metode pengembangan *Waterfall*, dimulai dari tahap analisis

kebutuhan dan desain arsitektur sistem rekomendasi.

5. **Implementasi Algoritma:** Algoritma *Weighted Hybrid Filtering* yang menggabungkan komponen CBF (*Cosine Similarity*) dan CF (rasio popularitas) diimplementasikan ke dalam sistem berbasis *website* menggunakan *framework* Laravel dan basis data MySQL.
6. **Pengujian Sistem:** Sistem yang telah dibangun diuji menggunakan metode *Black Box Testing* untuk memastikan seluruh fungsionalitas berjalan sesuai dengan yang diharapkan.
7. **Evaluasi Hasil:** Hasil pengujian dan performa sistem dianalisis untuk mengukur efektivitas metode *Weighted Hybrid Filtering* dalam menghasilkan rekomendasi menu yang personal dan variatif, sekaligus menjadi dasar penarikan kesimpulan penelitian.

C. Alur Algoritma Sistem Rekomendasi

Proses penentuan rekomendasi menu pada Teppei Rasa Coffee & Eatery dilakukan melalui tahapan komputasi yang terstruktur. Alur logika berjalan mulai dari identifikasi data riwayat transaksi konsumen hingga pembentukan peringkat nilai kombinasi akhir. Alur kerja algoritma *Weighted Hybrid Filtering* tersebut digambarkan melalui *flowchart* pada Gambar 1.



Gambar 2. Flowchart Alur Algoritma Weighted Hybrid Filtering

Berdasarkan Gambar 2, tahapan kerja dari sistem rekomendasi ini dijabarkan sebagai berikut:

1. **Input Identitas:** Sistem meminta masukan berupa nama pelanggan yang akan mengakses fitur.
2. **Pengambilan Riwayat:** Sistem melakukan *query* ke basis data untuk mengambil seluruh log riwayat transaksi masa lalu dari pelanggan bersangkutan.
3. **Pengecekan Kondisi (Riwayat Kosong?):** Sistem memeriksa ketersediaan data transaksi. Jika data kosong (pelanggan baru), sistem langsung diarahkan menuju kondisi tidak ada rekomendasi personal (*cold-start*) lalu proses selesai. Jika data ditemukan, proses berlanjut ke tahap kalkulasi.
4. **Perhitungan Komponen CBF dan CF:** Untuk setiap produk kandidat yang tersedia, sistem menghitung nilai kedekatan konten (*Content-Based Filtering*) dan nilai popularitas global (*Collaborative Filtering*) secara simultan.
5. **Peleburan Linier Terbobot:** Nilai dari kedua jalur tersebut dilebur ke dalam satu formula tunggal menggunakan konstanta

bobot linear tetap ($\alpha = 0.6$ dan $\beta = 0.4$) untuk menghasilkan *Hybrid Score*.

6. **Looping Validasi:** Proses kalkulasi skor diulang secara berkala hingga seluruh produk kandidat di dalam basis data selesai diproses.
7. **Urutan Top-8:** Setelah semua produk memiliki bobot skor, sistem melakukan pengurutan (*sorting*) dari nilai tertinggi ke terendah, lalu mengekstrak 8 menu terbaik sebagai hasil keluaran final kepada pengguna, dan proses selesai.

D. Implementasi Sistem

Sistem rekomendasi menu *Coffee Shop* ini dibangun berbasis web menggunakan bahasa pemrograman PHP dengan arsitektur *framework* Laravel 12. Pengelolaan basis data dilakukan menggunakan MySQL, sementara perancangan antarmuka visual dibangun menggunakan HTML, CSS, dan JavaScript. Sistem ini memiliki fitur utama berupa pengenalan identitas pelanggan secara otomatis berdasarkan nama yang terdaftar pada riwayat transaksi penjualan. Hasil akhir dari pemrosesan algoritma dipersonalisasi secara langsung dan disajikan pada antarmuka pengguna dalam bentuk daftar peringkat *Top-8 Recommendations* yang dilengkapi dengan transparansi persentase bobot skor kecocokan (*Hybrid Score*).

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Penelitian

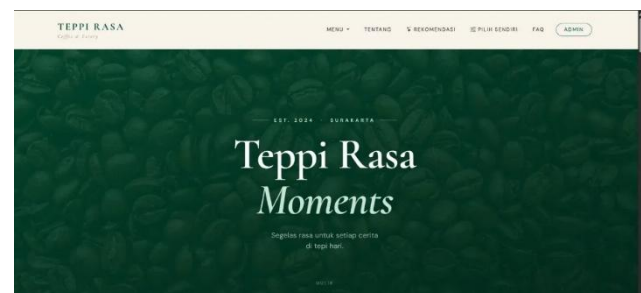
Hasil penelitian berupa sistem rekomendasi menu pada *Coffee Shop* *Teppi Rasa* yang diimplementasikan dalam bentuk aplikasi berbasis website menggunakan *framework* Laravel dan basis data MySQL. Sistem dirancang untuk membantu pelanggan dalam memilih menu yang sesuai dengan preferensi mereka berdasarkan riwayat transaksi dengan menerapkan metode *Hybrid Filtering* yang menggabungkan *Content-Based Filtering* (CBF) dan *Collaborative Filtering* (CF). Penerapan metode ini menghasilkan formulasi *Hybrid Score*, yang secara komputasi berhasil mengintegrasikan kedekatan selera personal pengguna (bobot $\alpha = 0.6$) dengan tren popularitas menu secara global (bobot $\beta = 0.4$). Hasil penggabungan ini terbukti efektif mengatasi kelemahan *overspecialization*, sehingga sistem tidak

hanya merekomendasikan menu yang monoton, tetapi juga mampu menawarkan variasi produk populer secara luwes. Selanjutnya, dari sisi rekayasa perangkat lunak, metode pengembangan sistem menggunakan *Waterfall* yang dilaksanakan secara berurutan mulai dari analisis kebutuhan, desain sistem, implementasi, hingga pengujian.

Sistem memiliki beberapa fitur utama yaitu halaman menu utama, halaman rekomendasi personal, serta tabel detail perhitungan *Hybrid Score* yang menampilkan transparansi proses komputasi kepada pengguna. Sistem secara otomatis mengenali pelanggan berdasarkan nama yang diinputkan saat transaksi, kemudian menganalisis riwayat pembelian untuk menghasilkan rekomendasi yang bersifat personal.

1. Antarmuka Halaman Utama Website

Halaman utama dirancang sebagai titik masuk (*landing page*) awal bagi pelanggan sebelum mengakses fitur personalisasi menu. Tampilan halaman utama *website* *Teppi Rasa* diperlihatkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Tampilan Halaman Utama Website *Teppi Rasa*

Gambar 3 merupakan tampilan halaman utama *website* *Teppi Rasa*. Terdapat navigasi menu utama yang meliputi Menu, Rekomendasi, Tentang Kami, FAQ, dan tombol Admin. Halaman ini menjadi titik masuk pelanggan sebelum mengakses fitur rekomendasi dengan memasukkan nama identitas.

2. Antarmuka Halaman Rekomendasi Personal Bagian Atas

Tampilan bagian atas halaman rekomendasi yang menampilkan kartu produk kategori *Coffee* dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Tampilan Halaman Rekomendasi Bagian Atas

Gambar 4 menampilkan empat kartu produk pertama dari kategori *Coffee* yang memperoleh *Hybrid Score* tertinggi untuk pelanggan bernama Bintang. Setiap kartu menampilkan foto produk, label kategori, *progress bar Hybrid Score*, serta presentase nilai komponen CBF dan CF. Halaman rekomendasi ini juga memuat sapaan personal serta kotak informasi bobot parameter tetap yang digunakan sistem ($\alpha = 0.6$ dan $\beta = 0.4$).

3. Antarmuka Halaman Rekomendasi Personal Bagian Bawah

Tampilan bagian bawah halaman rekomendasi yang menampilkan produk kategori *Mocktail* dan *Non Coffee* dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Tampilan Halaman Rekomendasi Bagian Bawah

Gambar 5 menampilkan empat kartu produk berikutnya dari kategori *Mocktail* dan *Non Coffee*. Sistem menampilkan total Top-8 Recommendations yang diperbarui secara otomatis setiap ada transaksi baru masuk. Sistem menggunakan total data produk aktif yang tersebar ke dalam 8 rumpun kategori utama meliputi *Coffee*, *Signature*, *Single Origin*, *Non Coffee*, *Mocktail*, *Food*, *Bottle 250ml*, dan *Bottle 500ml*.

4. hasil matematis formula *weighted hybrid filtering*

Metode *Hybrid Filtering* menggabungkan keunggulan *Content-Based Filtering* (CBF) dan *Collaborative Filtering* (CF) untuk menghasilkan peringkat rekomendasi yang dipersonalisasi. Nilai kesesuaian konten (CBF) dihitung menggunakan rumus *Cosine Similarity* berbasis kedekatan kategori produk, sedangkan nilai kolaboratif (CF) dihitung dari rasio tren popularitas produk di lingkungan kafe. Pendekatan penggabungan menggunakan metode *Weighted Hybrid* dengan formula pada Persamaan (1).

$$Score_{hybrid} = \alpha \times Score_{CBF} + \beta \times Score_{CF} \quad (1)$$

Keterangan: $\alpha = 0.6$ merupakan konstanta bobot untuk komponen *Content-Based Filtering*, $\beta = 0.4$ merupakan konstanta bobot untuk komponen *Collaborative Filtering*, dengan syarat ketetapan akumulasi total bobot $\alpha + \beta = 1.0$. Nilai CBF diperoleh dari perhitungan nilai kosinus sudut antara vektor preferensi transaksi pelanggan (A) dan vektor karakteristik biner produk (B) menggunakan rumus pada Persamaan (2).

$$CBF = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \times \|B\|} \quad (2)$$

Vektor A merepresentasikan frekuensi akumulasi pembelian historis pelanggan di dalam susunan 8 dimensi kategori, sedangkan Vektor B merupakan representasi biner (one-hot encoding) dari kategori produk kandidat yang bernilai 1 pada indeks kategorinya dan 0 pada indeks lainnya. Untuk komponen popularitas global (CF) dihitung menggunakan fungsi pembatas nilai minimum (*min-thresholding*) dari rasio jumlah pembeli unik seperti pada Persamaan (3).

$$Score_{CF} = \min\left(\frac{n}{N_{max}}, 1.0\right) \quad (3)$$

Keterangan: n merupakan total jumlah pelanggan unik luar yang telah membeli produk kandidat tersebut, dan $N_{max} = 50$ merupakan

nilai pembatas popularitas maksimal yang diinisialisasi oleh sistem berdasarkan nilai pendekatan frekuensi produk terlaris aktual (menu *Cappucino* dengan 49 pelanggan unik).

Sebagai bentuk pembuktian keabsahan formula komputasi, dilakukan simulasi perhitungan manual menggunakan basis sampel akun pelanggan "bintang". Dari pangkalan data transaksi riil, bintang tercatat memiliki riwayat membeli 4 produk yaitu 3 varian menu kategori *Coffee* (*Cappucino*, *Caramel Cappucino*, *Bittersweet*) dan 1 varian menu kategori *Mocktail* (Senja Merona). Data riwayat tersebut membentuk Vektor Preferensi Pengguna $A = [3, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0]$ dengan panjang nilai magnitudo vektor:

$$\begin{aligned} \|A\| &= \sqrt{3^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 1^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2} = \\ &= \sqrt{10} \approx 3.1623 \end{aligned} \tag{4}$$

Contoh simulasi perhitungan manual untuk menu produk kandidat *Americano* (kategori *Coffee*) yang tercatat memiliki jumlah transaksi unik luar sebanyak $n = 45$ dijabarkan melalui tahapan berikut:

1. **Komponen *Content-Based Filtering* (Skor CBF):** Vektor karakteristik biner produk *Americano* adalah $B = [1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]$ dengan $\|B\| = 1.0$ Hasil operasi perkalian titik (*dot product*) menghasilkan nilai $A \cdot B = 3$.

$$\text{Skor CBF} = \frac{3}{3,1623 \times 1,0} \approx 0,9487 \approx 94,9\% \tag{5}$$

2. **Komponen *Collaborative Filtering* (Skor**

CF): Rasio popularitas dihitung terhadap batas maksimal nilai $N_{\max} = 50$

$$\text{Skor CF} = \min\left(\frac{45}{50}, 1.0\right) = 0.9000 \text{ (90\%)} \tag{6}$$

3. **Peleburan Linier Terbobot (*Hybrid Score*):** Kedua komponen nilai dilebur berdasarkan alokasi persentase bobot tetap sistem ($\alpha = 0.6$ dan $\beta = 0.4$).

$$\begin{aligned} \text{Hybrid Score} &= (0,6 \times 0,9487) + (0,4 \times 0,9000) \\ &= 0,5692 + 0,3600 \\ &= 0,9292 \text{ (ditampilkan sistem 92,9\%)} \end{aligned} \tag{7}$$

Melalui pembuktian matematis ini, menu kandidat *Americano* terbukti memperoleh nilai prioritas rekomendasi akhir mutlak sebesar **92.9%**.

5. Analisis Hasil Komputasi dan Transparansi Nilai

Guna meninjau karakteristik performa penyaringan algoritma secara menyeluruh, rekapitulasi data log keluaran dari antarmuka tabel detail komputasi internal sistem untuk daftar *Top-8 Recommendations* pada akun pelanggan Bintang ditampilkan pada Gambar 4.

Detail Perhitungan Hybrid Score

$\text{Score} = (\alpha \times \text{CBF}) + (\beta \times \text{CF}) = \alpha \cdot \text{dot}(A, B) + \beta \cdot \frac{\text{dot}(A, B)}{\|A\| \cdot \|B\|} = \alpha \cdot \text{dot}(A, B) + \beta \cdot \frac{\text{dot}(A, B)}{\sqrt{N_{\max}}} = N_{\max} \cdot \text{Score}$

Produk	Kategori	$\alpha \cdot B$	$\ B\ $	CBF dot(A, B)	α	CF dot(A, B) / $\sqrt{N_{\max}}$	$\alpha \cdot \text{CBF}$ (dot)	$\beta \cdot \text{CF}$ (dot)	Hybrid Score
Americano	Coffee	3	0.9231	94.8%	45 (1)	90%	50.8%	36%	92.9%
Caffe Latte	Coffee	3	0.9231	94.8%	45 (1)	90%	50.8%	36%	92.9%
Spanish Latte	Coffee	3	0.9231	94.8%	36 (1)	72%	50.8%	28.8%	91.7%
Coffe Aren	Coffee	3	0.9231	94.8%	30 (1)	60%	50.8%	24%	90.8%
Cinta Merah Jambu	Mocktail	1	0.9231	31.6%	23 (1)	48%	19%	16.4%	57.4%
Senja Merona	Mocktail	1	0.9231	31.6%	22 (1)	44%	19%	15.6%	56.6%
Cold Brew Apel	Mocktail	1	0.9231	31.6%	18 (1)	36%	19%	14.4%	55.4%
Taro Latte	Non Coffee	0	0.9231	0%	30 (1)	60%	0%	24%	24%

$\alpha \cdot B$ = Dot produk vektor preferensi user & vektor produk (bina row)
 $\|B\|$ = Panjang vektor preferensi user
 $\text{dot}(A, B)$ = Panjang vektor produk (bina row) & bina row user
 α = jumlah pelanggan unik lain yang membeli produk ini
 $N_{\max} = 50$ = Jumlah dari produk terpopuler (Cappucino) oleh 49 pelanggan unik
Hybrid Score = CBF + CF

Gambar 6. Tabel detail perhitungan Hybrid Score pada Antarmuka Website Teppi Rasa

Data hasil eksekusi program yang disajikan secara transparan oleh antarmuka sistem pada Gambar 6 kemudian dirangkum ke dalam struktur bentuk matriks performa nilai untuk mempermudah analisis data seperti yang tertera pada Tabel 3.

Tabel 3. Transparansi Nilai Komputasi Top-8 Pelanggan Bintang

Peringkat	Nama Menu	Kategori	A.B
1	Americano	Coffe	3
2	Caffe Latte	Coffe	3
3	Spanish Latte	Coffe	3
4	Coffe Aren	Coffe	3
5	Cinta Merah Jambu	Mocktail	1
6	Senja Merona	Mocktail	1
7	Cold Brew Apel	Mocktail	1
8	Taro Latte	Non Coffe	0

6. Hasil Pengujian Fungsionalitas Sistem

Untuk memastikan bahwa seluruh fungsi komputasi dan logika penyaringan di atas tidak hanya valid secara teori matematika melainkan juga berjalan stabil saat dioperasikan oleh

pengguna, dilakukan pengujian fungsionalitas sistem. Pengujian ini menggunakan metode *Black Box Testing* dengan pendekatan *Use Case Testing* guna mengevaluasi ketepatan luaran fitur tanpa perlu menguji struktur kode internalnya. Rincian skenario beserta hasil pengujian fungsionalitas sistem dirangkum pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pengujian Fungsionalitas Sistem (Black Box Testing)

No	Fitur / Fungsi Sistem	Skenario Pengujian	Hasil Pengujian Riil	Status
1	Pengenalan pelanggan berdasarkan nama	Pengguna memasukkan nama yang terdaftar dalam riwayat transaksi	Sistem berhasil mengidentifikasi pengguna "bintang" dan memuat riwayat pembelian dengan benar	Sesuai
2	Pembentukan Vektor A preferensi pengguna	Sistem membangun vektor A dari riwayat transaksi pengguna dengan dimensi kategori	Vektor A = [3,0,0,0,1,0,0,0] terbentuk dengan benar sesuai frekuensi pembelian per kategori	Sesuai
3	Perhitungan CBF menggunakan Cosine Similarity	Menghitung $\cos(\theta)$ antara vektor preferensi pengguna dan vektor produk	$CBF = 0.9487$ untuk kategori Coffee, 0.3162 untuk Mocktail, 0.0 untuk Non Coffee — sesuai perhitungan manual	Sesuai
4	Perhitungan CF menggunakan normalisasi popularitas	Menghitung $CF = \frac{\min(n/N)}{\max, 1.0)}$ untuk setiap produk	$CF = 0.90$ (n=45), 0.80 (n=40), 0.72 (n=36), dst. Tidak ada produk yang mencapai $CF = 1.0$ secara prematur	Sesuai
5	Penggabungan skor Weighted Hybrid	Menghitung Score = $(0.6 \times CBF) + (0.4 \times CF)$	Americano: $(0.6 \times 0.9487) + (0.4 \times 0.90) = 0.5692 + 0.36 = 0.9292$ — konsisten dengan tampilan antarmuka	Sesuai

6	Pengurutan produk berdasarkan skor tertinggi	Sistem menampilkan 8 rekomendasi dari skor tertinggi ke terendah	Urutan (92.9%) →Americano → Caffe Latte (88.9%) → ... → Taro Latte (24%) sesuai harapan	Sesuai
7	Filter produk yang sudah dibeli	Produk yang sudah pernah dibeli tidak muncul dalam rekomendasi	Produk yang sudah dibeli tidak muncul dalam rekomendasi yang ditampilkan	Sesuai

B. Pembahasan

Berdasarkan data komputasi yang dihasilkan oleh sistem (seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3), karakteristik kerja dari metode Weighted Hybrid Filtering pada objek penelitian dapat dikaji dan divalidasi silang dengan teori sistem rekomendasi pada literatur. Secara keseluruhan, perpaduan komponen linear dari *Content-Based Filtering* (CBF) dan *Collaborative Filtering* (CF) terbukti bekerja secara optimal dalam memberikan rekomendasi yang seimbang. Analisis mendalam terhadap luaran sistem dapat diuraikan ke dalam tiga temuan utama:

- 1. **Validasi Teori Content-Based Filtering pada Klaster Preferensi Internal**
Pada peringkat 1 hingga 4 (Klaster Dominasi Preferensi Internal), sistem secara mutlak merekomendasikan rumpun kategori *Coffee* (seperti *Americano*, *Caffe Latte*, dan *Spanish Latte*). Fenomena ini didorong oleh nilai kemiripan konten yang sangat tinggi ($CBF = 94.9\%$). Secara komputasi, nilai maksimal ini dicapai karena vektor representasi produk kandidat memiliki irisan dimensi yang teridentifikasi identik dengan vektor preferensi historis pengguna yang memang didominasi oleh pembelian produk kopi. Hasil ini sejalan dengan teori yang menyatakan bahwa penggunaan kalkulasi jarak vektor (seperti *Cosine Similarity*) pada metode CBF sangat unggul dalam mengenali dan memetakan pola selera spesifik

pengguna secara presisi berdasarkan kemiripan atribut item di masa lalu. Pemetaan personalisasi tingkat tinggi ini sangat krusial diimplementasikan pada sistem pemesanan kuliner berbasis web guna memastikan pelanggan selalu mendapatkan saran menu yang relevan dengan rekam jejak konsumsi mereka.

2. Pemecahan Masalah *Overspecialization* melalui *Collaborative Filtering*

Untuk mengatasi kekakuan dari metode CBF, masuknya parameter CF terbukti membuahkan hasil empiris pada Klaster Eksplorasi Popularitas Eksternal (Peringkat 8). Menu *Taro Latte* dari kategori *Non Coffee* sukses direkomendasikan dengan perolehan skor 24%, meskipun pengguna sama sekali belum pernah memiliki riwayat pembelian pada kategori tersebut ($CBF = 0\%$). Nilai ini murni disumbangkan oleh kalkulasi jalur penimbangan tren pasar global ($\beta \times CF$) yang mengekstraksi rasio popularitas produk di kalangan komunitas pelanggan lain. Temuan ini secara praktis membuktikan teori yang menegaskan bahwa pendekatan *Hybrid* mampu mengeksplorasi selera baru di luar zona nyaman atau riwayat masa lalu pengguna, sekaligus memecahkan masalah *filter bubble* (keterisolasian rekomendasi) yang sering terjadi pada algoritma tunggal. Dalam konteks bisnis kedai kopi, kemampuan menggabungkan tren komunitas eksternal ini memungkinkan sistem untuk mengenalkan produk populer alternatif secara luwes, yang secara tidak langsung bertindak sebagai instrumen promosi dan *cross-selling* digital yang efektif.

3. Efektivitas Komposisi Bobot Linear pada Formula *Weighted Hybrid Filtering*

Penetapan komposisi bobot tetap $\alpha = 0.6$ untuk komponen CBF dan $\beta = 0.4$ untuk komponen CF bukan merupakan nilai arbitrer, melainkan sebuah keputusan desain algoritma yang secara empiris terbukti menghasilkan keseimbangan optimal antara dua kepentingan yang berbeda dalam satu formula tunggal. Bobot CBF yang lebih dominan (60%) mencerminkan filosofi

bahwa relevansi personal pengguna harus selalu menjadi prioritas utama dalam sebuah sistem rekomendasi kuliner, mengingat preferensi rasa bersifat sangat subjektif dan personal. Sementara itu, porsi CF sebesar 40% berperan sebagai penyeimbang yang cukup signifikan untuk memastikan sistem tidak sepenuhnya tertutup terhadap dinamika tren pasar eksternal. Efek nyata dari komposisi bobot ini tampak jelas pada distribusi *Hybrid Score* di Tabel 3. Menu-menu dari kategori yang sesuai preferensi historis pengguna mendapatkan amplifikasi skor yang kuat dari jalur CBF, sehingga menempati peringkat teratas secara konsisten. Di sisi lain, menu lintas kategori seperti *Taro Latte* tetap memiliki peluang muncul dalam daftar rekomendasi karena kontribusi CF sebesar 40% masih cukup besar untuk mengangkat skor produk yang memiliki popularitas tinggi di komunitas, meskipun nilai CBF-nya nol. Jika bobot CF ditetapkan lebih kecil, misalnya hanya 10–20%, produk-produk lintas kategori populer tersebut berpotensi tidak pernah mampu menembus ambang batas peringkat Top-8 sama sekali. Dengan demikian, skema pembobotan 60:40 yang diterapkan pada sistem ini terbukti menjadi titik keseimbangan yang tepat, di mana sistem tetap bersifat *user-centric* namun sekaligus cukup *market-aware* untuk memberikan variasi rekomendasi yang bermakna bagi pelanggan Teppi Rasa.

IV. KESIMPULAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, implementasi, dan pengujian yang telah dilakukan pada sistem rekomendasi menu di *Coffee Shop* Teppi Rasa, maka dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Sistem rekomendasi menu personal berbasis *website* berhasil dibangun menggunakan *framework* Laravel dan basis data MySQL dengan mengintegrasikan algoritma *Weighted Hybrid Filtering* (gabungan *Content-Based Filtering* dan *Collaborative Filtering*) secara akurat.

2. Penerapan metode *Weighted Hybrid Filtering* dengan komposisi bobot tetap $\alpha = 0.6$ dan terbukti secara ilmiah mampu menghasilkan daftar *Top-8 Recommendations* yang seimbang. Sistem secara presisi dapat memprioritaskan rumpun menu sesuai preferensi transaksi historis personal pelanggan melalui jalur CBF (seperti menu Americano dengan *Hybrid Score 92.9%*), sekaligus tetap mampu mengenalkan variasi produk populer lintas kategori yang belum pernah dibeli pelanggan sebelumnya melalui jalur CF (seperti menu Taro Latte dengan *Hybrid Score 24%*).
3. Hasil pengujian fungsionalitas menggunakan metode *Black Box Testing* dengan pendekatan *Use Case Testing* menunjukkan tingkat keberhasilan mutlak sebesar **100%**. Seluruh fungsi utama mulai dari pengenalan identitas pelanggan, pemetaan komponen vektor preferensi, kalkulasi *Cosine Similarity*, hingga transparansi visualisasi tabel detail perhitungan pada antarmuka sistem berjalan dengan stabil dan bebas dari diskrepansi data.

B. Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dicapai, beberapa saran yang dapat diajukan untuk pengembangan sistem rekomendasi ini pada penelitian selanjutnya yaitu dengan menambahkan parameter pembobotan dinamis atau adaptif pada komponen linear *Weighted Hybrid* agar konstanta a dan β dapat bergeser secara otomatis menyesuaikan tingkat keaktifan serta kuantitas log transaksi dari masing-masing pelanggan. Selain itu, pengembangan masa depan perlu memperluas dimensi karakteristik konten pada metode *Content-Based Filtering* tidak hanya berbasis rumpun kategori utama produk saja, melainkan melibatkan variabel detail spesifik seperti kemiripan bahan baku (*ingredients*), variasi rasa, dan rentang harga produk. Terakhir, sistem ini disarankan untuk dikembangkan agar mampu mengolah data masukan secara *real-time stream* sehingga menu rekomendasi dapat langsung diperbarui sesaat setelah pelanggan menyelesaikan transaksi di meja kasir tanpa perlu melakukan pemuatan ulang halaman (*page refresh*) secara manual.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Duta Bangsa atas dukungan fasilitas dan akademik yang telah diberikan selama masa penelitian. Apresiasi dan rasa hormat yang mendalam juga penulis sampaikan kepada Ibu Sri Sumarlinda dan Bapak Bangun Prajadi Cipto Utomo selaku dosen pembimbing yang telah meluangkan waktu untuk memberikan arahan, bimbingan, serta evaluasi komprehensif hingga naskah ini dapat diselesaikan dengan baik. Terakhir, ucapan terima kasih turut ditujukan kepada manajemen dan seluruh staf Teppi Rasa atas izin riset dan kerja samanya dalam menyediakan data transaksi riil yang menjadi fondasi utama pengujian sistem dalam penelitian ini.

REFERENSI

- [1] R. Ekawati, P. Yulianto, dan A. Mulyanto, "Journal of Systems Engineering and Management Game Theory Analysis of Business Strategies in the Coffee Shop Industry," vol. 5, no. 1, hal. 1–7, 2026.
- [2] T. Ridwansyah, B. Subartini, dan S. Sylviani, "Penerapan Metode Content-Based Filtering pada Sistem Rekomendasi," *Math Sci Appl J*, vol. 4, no. 2, hal. 70–77, 2024, doi: 10.22437/msa.v4i2.32136.
- [3] S. A. Gunarto, E. S. Honggara, dan D. D. Purwanto, "Website Sistem Rekomendasi dengan Content Based Filtering pada Produk Perawatan Kulit," *J Sist dan Teknol Inf*, vol. 11, no. 3, hal. 399, 2023, doi: 10.26418/justin.v11i3.59049.
- [4] S. A. Azzahra, S. Nurrahman, dan A. Saefullah, "Integrasi Kecerdasan Buatan Dalam Sistem Rekomendasi Produk Untuk e-commerce untuk menjaga relevansi, daya tarik, dan keunggulan bersaing mereka, sehingga," vol. 3, no. 1, hal. 21–28, 2024.
- [5] N. Azizah dan A. Fauzan, "Sistem Rekomendasi Produk Somethinc Menggunakan Metode No, V., Hal, J., Azizah, N., & Fauzan, A. (2024). Sistem Rekomendasi Produk Somethinc Menggunakan Metode Content-based Filtering. 6(3), 461–468.ode Content-based Filtering," vol. 6, no. 3, hal. 461–468, 2024.
- [6] R. Ardiansyah *et al.*, "Jurnal Computer Science and Information Technology (CoSciTech) Sistem Rekomendasi Buku Perpustakaan Sekolah menggunakan Metode Content-Based Filtering," *J Comput Sci Inf Technol (CoSciTech)*, vol. 4, no. 2, hal. 510–517, 2023.
- [7] J. M. Azri Saputra, L. M. Huizen, dan D. B. Arianto, "Sistem Rekomendasi Film pada Platform Streaming Menggunakan Metode Content-Based Filtering," *J Transform*, vol. 22, no. 1, hal. 10–21, 2024, doi: 10.26623/transformatika.v22i1.7041.
- [8] H. A. Firdaos, A. Sujjada, dan S. Somantri, "Melangkah ke Masa Depan Literasi Digital: Rancang Bangun Sistem Genusian Course Academy dengan Pendekatan Hybrid Collaborative Filtering dan Content-Based Filtering," *Briliant J Ris dan Konseptual*, vol. 10, no. 2, hal. 432–441, 2025, doi: 10.28926/briliant.v10i2.1957.
- [9] A. D. O. Putri, F. Fauziah, dan A. Iskandar, "Algoritma Content-Based Filtering Dan Algoritma Multilevel Feedback Queue Pada Proses Pemesanan Makanan Berbasis Web," *JIPI (Jurnal Ilm Penelit dan Pembelajaran Inform*, vol. 8, no. 1, hal. 266–280, 2023, doi: 10.29100/jipi.v8i1.3426.
- [10] M. B. Haikal, S. Nirwan, dan W. Resdiana, "PENGEMBANGAN SISTEM REKOMENDASI KOPI DENGAN METODE

- DEVELOPMENT OF A COFFEE RECOMMENDATION SYSTEM USING THE WEBSITE-BASED COLLABORATIVE FILTERING METHOD,” vol. 4, no. 3, hal. 271–281, 2025.
- [11] I. Zhafirah, F. Wajidi, dan A. A. A. Cirua, “(Collaborative dan Content Based) untuk Rekomendasi Kedai Kopi,” vol. IX, 2026.
- [12] Y. Muflihah dan M. W. Wardhani, “Implementasi Hybrid Filtering dalam Sistem Rekomendasi Berbasis Web untuk Persewaan Tenda Pesta,” *J Rekayasa Sist Inf dan Teknol*, vol. 1, no. 4, hal. 361–372, 2024, doi: 10.59407/jrsit.v1i4.814.
- [13] B. C. Nugroho dan A. P. Wibowo, “Penerapan Metode Waterfall pada Sistem E-Order Makanan dan Minuman Berbasis Web dan Mobile,” *J Inf Syst Res*, vol. 6, no. 1, hal. 533–544, 2024, doi: 10.47065/josh.v6i1.6052.
- [14] J. Marbun, S. Supiyanto, dan M. R. Sampebua, “Aplikasi Chatbot pada Sistem Informasi Layanan Jadwal Mata Kuliah Berbasis Web,” *J Teknol Sist Inf*, vol. 5, no. 2, hal. 163–172, 2025, doi: 10.35957/jtsi.v5i2.9125.
- [15] P. Aliya, S. Nurbaiti, A. Firdaus, F. Suparman, dan M. Pd, “SISTEM REKOMENDASI PEMBELIAN PEMBELIAN PAKET MAKANAN DAN MINUMAN MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI,” vol. 11, no. April, hal. 156–165, 2025.