

Penerapan Algoritma Hybrid pada Sistem Rekomendasi Makanan Berdasarkan Preferensi Pengguna

Victoria Valensita Robert¹, Muhammad Rizky Pribadi²

^{1,2}Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer dan Rekayasa, Universitas Multi Data Palembang
Jl. Rajawali No. 14 Palembang, Indonesia

victoriavalensitarobert_2226250110@mhs.mdp.ac.id¹, rizky@mdp.ac.id²

Abstrak. Perkembangan platform digital telah meningkatkan ketergantungan masyarakat dalam memilih resep makanan, namun kondisi ini sering menyebabkan informasi berlebih yang menyulitkan pengguna dalam menentukan pilihan yang sesuai dengan preferensi dan kebutuhan mereka. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem rekomendasi makanan berbasis pendekatan hibrida dengan mengintegrasikan penyaringan berbasis konten dan penyaringan kolaboratif menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors pada dataset Food.com Recipes and Reviews. Metode pelaksanaan penelitian diawali dengan tahap prapemrosesan data yang meliputi pembersihan duplikasi, penanganan missing value, normalisasi data numerik, serta pembersihan teks. Analisis konten dilakukan dengan membangun representasi fitur resep berdasarkan bobot kata, sedangkan analisis perilaku pengguna dilakukan melalui pemodelan matriks interaksi pengguna dan resep untuk mengidentifikasi kesamaan preferensi. Teknik analisis yang digunakan dalam penelitian ini adalah pengukuran tingkat ketepatan rekomendasi untuk mengevaluasi relevansi hasil rekomendasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pendekatan penyaringan berbasis konten menghasilkan tingkat ketepatan rata-rata sebesar 86%, sementara pendekatan penyaringan kolaboratif menghasilkan 81%. Integrasi kedua metode melalui pendekatan hibrida bertingkat mampu meningkatkan kinerja sistem dengan tingkat ketepatan mencapai 95%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa sistem rekomendasi hibrida yang diusulkan mampu menghasilkan rekomendasi yang lebih relevan dengan memanfaatkan kesamaan karakteristik resep dan pola preferensi pengguna secara bersamaan.

Kata Kunci: Sistem Rekomendasi, Makanan, Content Based Filtering, Collaborative Filtering, Filter Hibrida

Abstract. The development of digital platforms has increased people's reliance on online media for selecting food recipes; however, this condition often leads to information overload, making it difficult for users to determine choices that match their preferences and needs. This study aims to develop a food recipe recommendation system based on a hybrid approach by integrating content-based filtering and collaborative filtering using the K-Nearest Neighbors algorithm on the Food.com Recipes and Reviews dataset. The research methodology begins with a data preprocessing stage, including duplicate removal, handling of missing values, numerical data normalization, and text cleaning. Content analysis is conducted by constructing feature representations of recipes based on term weighting, while user behavior analysis is performed by modeling the user-recipe interaction matrix to identify preference similarities. The analytical technique applied in this study is the measurement of recommendation precision to evaluate the relevance of the generated recommendations. The experimental results show that the content-based filtering approach achieves an average precision of 86%, while the collaborative filtering approach yields 81%. The integration of both methods through a tiered hybrid approach significantly improves system performance, achieving a precision of 95%. These results indicate that the proposed hybrid recommendation system is capable of producing more relevant recommendations by simultaneously leveraging recipe characteristics and collective user preference patterns.

Keywords: Recommendation System, Food, Content Based Filtering, Collaborative Filtering, Hybrid Filtering

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mengubah perilaku masyarakat dalam memilih makanan [1], di mana pengguna kini semakin bergantung pada platform digital yang menyediakan ribuan rekomendasi resep [2]. Meskipun mudah diakses, kondisi ini sering menyebabkan *information overload*, sehingga pengguna kesulitan menentukan pilihan yang sesuai dengan selera, kebutuhan gizi, dan keterbatasan diet [3]. Perubahan gaya hidup pasca pandemi turut memperkuat kebutuhan



akan sistem rekomendasi makanan yang adaptif, Studi Gabal et al. menunjukkan bahwa 37,2% orang dewasa mengalami perubahan kebiasaan makan dan peningkatan perhatian terhadap gizi, termasuk kecenderungan memasak di rumah [4]. Pada saat yang sama, penelitian kesehatan masyarakat seperti Amerzadeh et al. mengungkapkan bahwa penyakit tidak menular (NCD) menyumbang lebih dari 73% kematian global dan 62% DALYs, di mana pola makan tidak sehat menjadi salah satu faktor risiko utama [5]. Kondisi tersebut mendorong individu untuk memilih makanan secara lebih selektif, namun proses pengambilan keputusan tetap tidak mudah karena banyaknya faktor yang harus dipertimbangkan secara bersamaan.

Sistem rekomendasi dapat dijadikan sebagai solusi untuk membantu pengguna dalam membuat keputusan yang lebih baik. *Content-Based Filtering* (CBF) dan *Collaborative Filtering* (CF) adalah dua metode yang biasa digunakan. CBF merekomendasikan resep berdasarkan kemiripan atribut konten, seperti bahan dan kategori [6], sedangkan CF menggunakan kesamaan perilaku antar pengguna [7], salah satunya melalui algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN). Namun, masing-masing teknik memiliki keterbatasan saat digunakan secara terpisah. CBF cenderung menghasilkan rekomendasi yang monoton (*overspecialization*), sementara CF menghadapi permasalahan *data sparsity* akibat keterbatasan interaksi pengguna, terutama pada platform resep berskala besar

Berbagai penelitian sebelumnya telah berupaya meningkatkan kualitas sistem rekomendasi makanan, namun masing-masing masih menyisakan keterbatasan yang relevan dengan domain resep. Penelitian oleh Yap et al. menggabungkan metode *Collaborative Filtering* berbasis KNN dengan teknik reduksi dimensi SVD untuk mengatasi permasalahan *data sparsity* dan memperoleh nilai MAE sebesar 0.83 [8], tetapi model ini tidak memanfaatkan fitur konten resep seperti bahan atau kategori sehingga rekomendasinya kurang kontekstual dan tidak dapat menangkap karakteristik semantik antar resep. Sholikhah dan Asmumin menerapkan *collaborative filtering* dan algoritma *FP-Growth* yang digunakan untuk menemukan *association rules* antara resep yang sering muncul bersama dalam preferensi pengguna. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode *collaborative filtering* menghasilkan nilai akurasi rekomendasi sebesar 0.6, sedangkan *FP-Growth* menghasilkan akurasi sebesar 79.1% [9], namun pendekatan tersebut hanya menemukan pola kemunculan bersama antar resep tanpa memahami kedekatan makna antar bahan atau deskripsi sehingga tidak cocok untuk rekomendasi makanan yang bergantung pada fitur konten yang kaya. Febrywinata et al. menerapkan metode *Content-Based Filtering* berbasis KNN untuk sistem rekomendasi masakan berdasarkan ketersediaan bahan, yang terbukti efektif dalam memberikan rekomendasi sesuai kondisi pengguna dengan presisi sebesar 80% [6], tetapi model ini hanya bertumpu pada kesamaan konten sehingga mengalami *overspecialization*, yaitu cenderung merekomendasikan resep yang terlalu mirip dan kurang mampu menangani variasi preferensi pengguna. Penelitian oleh Bahri et al. mengimplementasikan *Collaborative Filtering* pada aplikasi *EatAja* dengan hasil akurasi sebesar 80.63% [7], tetapi performansinya sangat bergantung pada banyaknya *rating*, sehingga sistem menjadi tidak stabil ketika data interaksi pengguna sedikit. Permatasari dan Hardiani menggunakan algoritma KNN untuk rekomendasi makanan rendah natrium bagi penderita hipertensi dan memperoleh tingkat akurasi sebesar 99% [10], namun pemodelan dengan KNN dilakukan pada *dataset* berskala kecil dan terstruktur, sehingga performanya belum teruji pada *dataset* besar dan kompleks seperti *Food.com* yang memiliki variasi resep dan perilaku pengguna yang jauh lebih beragam.

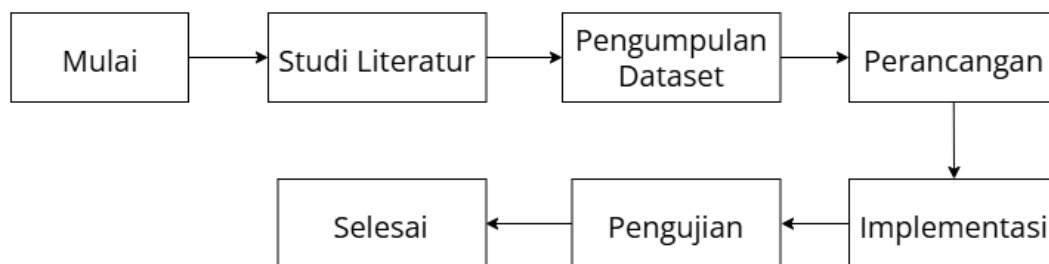
Dari penelitian terdahulu dapat disimpulkan bahwa algoritma CBF maupun CF berbasis KNN dapat bekerja dengan efektif dalam sistem rekomendasi makanan, tetapi sebagian besar masih berfokus pada satu pendekatan dan belum memanfaatkan integrasi antara informasi konten dan perilaku pengguna secara optimal. Selain itu, belum banyak penelitian yang menerapkan pendekatan hybrid pada *dataset* berskala besar dan kompleks seperti *Food.com* yang memiliki keragaman resep, ulasan, dan preferensi pengguna. Kondisi ini menunjukkan adanya *research gap* terkait kebutuhan akan sistem rekomendasi *hybrid* yang mampu mengatasi *sparsity*, mengurangi *overspecialization*, s



Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem rekomendasi makanan berbasis hybrid dengan mengombinasikan analisis konten menggunakan TF-IDF dan pemodelan perilaku pengguna berbasis KNN pada dataset *Food.com*, sehingga mampu menghasilkan rekomendasi yang lebih relevan, dan sesuai dengan preferensi pengguna.

METODOLOGI PENELITIAN

Untuk meminimalisir kesalahan selama proses penelitian, perancangan metode diterapkan terlebih dahulu. Tahapan metodologi penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Metodologi Penelitian

1. Studi Literatur

Tahapan ini dimulai dengan melakukan pembelajaran literatur berupa jurnal dan artikel terkait topik penelitian ini, yaitu penerapan algoritma *hybrid* pada sistem rekomendasi makanan berdasarkan preferensi pengguna.

2. Pengumpulan Dataset

Pada tahap ini, dilakukan proses pengumpulan *dataset* publik dari *platform Kaggle*, yaitu “*Food.com Recipes and Reviews*” [11]. Dataset ini terdiri atas dua *file* utama, yaitu *recipes* dan *reviews*. *File recipes* memuat informasi deskriptif terkait resep makanan, seperti nama resep, kategori, bahan, kata kunci, dan deskripsi, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 1 yang menampilkan lima baris pertama dari data *recipes*.

Tabel 1. Lima Baris Pertama *File Recipes*

Recipe Id	Name	Author Id	Author Name	Description	Recipe Category	Keywords	Recipe Ingredient Parts	Aggregated Rating
38	Low-Fat Berry Blue Frozen Dessert	1533	Dancer	Make and share this Low-Fat Berry Blue Frozen Dessert recipe from Food.com.	Frozen Desserts	c("Dessert", "Low Protein", "Low Cholesterol", "Healthy", "Free Of...", "Summer", "Weeknight", "Free...	c("blueberries", "granulated sugar", "vanilla yogurt", "lemon juice")	4.5
39	Biryani	1567	elly9812	Make and share this Biryani recipe from Food.com.	Chicken Breast	c("Chicken Thigh & Leg", "Chicken", "Poultry", "Meat", "Asian", "Indian", "Weeknight", "Stove Top")	c("saffron", "milk", "hot green chili peppers", "onions", "garlic", "clove", "peppercorns", "cardamo...	3
40	Best Lemonade	1566	Stephen Little	This is from one of my first Good House Keeping	Beverages	c("Low Protein", "Low Cholesterol", "Healthy",	c("plain tomato juice", "cabbage", "onion",	4.5



				cookbooks. You must use a *zester* in order to avo...		"Summer", "< 60 Mins")	"carrots", "celery")	
41	Carina's Tofu-Vegetable Kebabs	1586	Cyclopz	This dish is best prepared a day in advance to allow the ingredients to soak in the marinade overni...	Soy/Tofu	c("Beans", "Vegetable", "Low Cholesterol", "Weeknight", "Broil/Grill", "Oven")	c("graham cracker crumbs", "sugar", "butter", "sugar", "cornstarch", "salt", "milk", "vanilla extrac...	1
42	Cabbage Soup	1538	Duckie067	Make and share this Cabbage Soup recipe from Food.com.	Vegetable	c("Low Protein", "Vegan", "Low Cholesterol", "Healthy", "Winter", "< 60 Mins", "Easy")	c("chicken", "butter", "flour", "milk", "celery", "button mushrooms", "green pepper", "canned pimien...	5

Sementara itu, *file reviews* berisi data interaksi antara pengguna dan resep makanan dalam bentuk pemberian *rating*, yang merepresentasikan preferensi pengguna terhadap resep tertentu. Contoh lima baris pertama dari data reviews ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Lima Baris Pertama *File Reviews*

ReviewId	RecipeId	AuthorId	AuthorName	Rating	Review
2	992	2008	gayg msft	5	better than any you can get at a restaurant!
7	4384	1634	Bill Hilbrich	4	I cut back on the mayo, and made up the difference with sour cream to adjust the stiffness of the di...
9	4523	2046	Gay Gilmore ckpt	2	i think i did something wrong because i could taste the cornstarch in the finished product.
13	7435	1773	Malarkey Test	5	easily the best i have ever had. juicy flavorful, not dry. the vegetables retain crispness as well...
14	44	2085	Tony Small	5	An excellent dish.

3. Perancangan

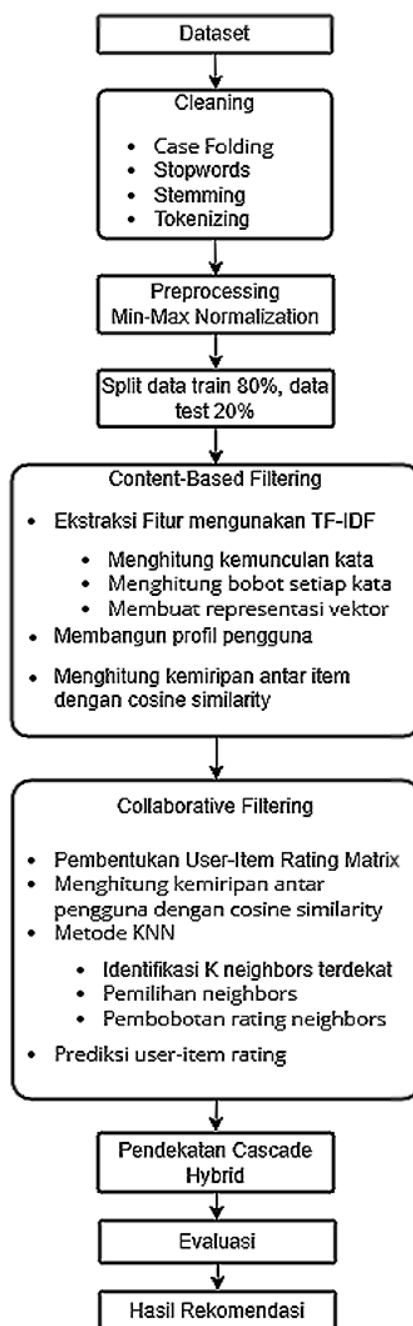
Tahap perancangan pada penelitian ini diawali dengan proses input dataset, yang kemudian dilanjutkan dengan *preprocessing* dan *data cleaning* untuk meningkatkan kualitas data sebelum pemodelan. Tahapan *preprocessing* meliputi penghapusan data duplikat guna mencegah bias perhitungan kemiripan, penanganan *missing value* pada atribut berbasis teks, serta penyesuaian *outlier* pada atribut *rating* untuk menjaga konsistensi distribusi nilai. Selain itu, dilakukan pembersihan teks yang mencakup *case folding*, *tokenization*, *stopwords removal*, serta *stemming* atau *lemmatization* guna menyederhanakan dan menyeragamkan representasi kata. Atribut numerik seperti *AggregatedRating* dan *Rating* kemudian dinormalisasi menggunakan metode *min-max normalization* untuk menyelaraskan skala nilai dan mempertahankan jarak relatif antar preferensi pengguna.

Selanjutnya, dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) pada atribut teks untuk membentuk representasi vektor konten resep, diikuti



dengan perhitungan kemiripan menggunakan *cosine similarity* sebagai dasar penerapan *Content-Based Filtering* (CBF). Untuk pendekatan *Collaborative Filtering* (CF), dibangun *user-item rating matrix* yang merepresentasikan interaksi pengguna dengan resep, kemudian diterapkan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) berbasis *cosine distance* untuk mengidentifikasi pengguna dengan preferensi serupa. Evaluasi model dilakukan menggunakan skema pembagian data *train-test* dengan rasio 80:20.

Pendekatan hybrid yang digunakan adalah *cascade hybrid*, di mana *Content-Based Filtering* berperan sebagai pembangkit kandidat rekomendasi awal, sementara *Collaborative Filtering* berfungsi sebagai penyaring lanjutan untuk meningkatkan relevansi rekomendasi berdasarkan pola perilaku pengguna. Skema perancangan sistem rekomendasi penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Skema Perancangan Sistem Rekomendasi



4. Implementasi

Pada tahapan ini dilakukan implementasi sistem rekomendasi sesuai dengan rancangan yang telah disusun pada tahap sebelumnya. Implementasi mencakup penerapan metode *Content-Based Filtering*, *Collaborative Filtering* berbasis algoritma *K-Nearest Neighbors*, serta integrasi keduanya melalui pendekatan *hybrid cascade*. Sistem diimplementasikan untuk memproses data uji dan menghasilkan daftar rekomendasi resep makanan yang disesuaikan dengan preferensi pengguna.

5. Pengujian

Sistem rekomendasi yang telah diimplementasikan selanjutnya dilakukan pengujian menggunakan metrik *precision* untuk menilai kinerja dan efektivitas metode yang digunakan. Pengujian bertujuan untuk mengevaluasi performa pendekatan *hybrid cascade* serta membandingkannya dengan model tunggal, yaitu *Content-Based Filtering* dan *Collaborative Filtering* berbasis *K-Nearest Neighbors*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan dataset dari Kaggle dengan judul *Food.com Recipes and Reviews* yang terdiri atas dua bagian utama, yaitu data resep (*recipes*) dan data ulasan (*reviews*). Data resep memuat informasi deskriptif berupa *name*, *description*, *recipe category*, *keywords*, dan *recipe ingredients parts*, sedangkan data ulasan merepresentasikan interaksi pengguna terhadap resep dalam bentuk pemberian rating dan *review* [11]. Sebelum digunakan, seluruh data melalui tahap preprocessing yang meliputi pembersihan duplikasi, penanganan *missing value*, normalisasi data numerik, serta *text preprocessing* berupa *case folding*, *tokenization*, *stopwords removal*, dan *stemming/lemmatization*. Tahapan ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data dan memastikan konsistensi representasi fitur yang digunakan dalam sistem rekomendasi.

Sistem rekomendasi yang dikembangkan menerapkan pendekatan *hybrid cascade* dengan mengombinasikan metode *Content-Based Filtering* dan *Collaborative Filtering* berbasis algoritma *K-Nearest Neighbors*. Pada pendekatan ini, *Content-Based Filtering* berperan sebagai *candidate generator* yang menghasilkan rekomendasi awal berdasarkan kesamaan konten antar resep, sedangkan *Collaborative Filtering* digunakan sebagai *candidate validator* untuk menyaring rekomendasi berdasarkan kemiripan preferensi pengguna. Pendekatan *cascade* ini bertujuan untuk mengurangi kelemahan masing-masing metode tunggal, khususnya keterbatasan *overspecialization* pada *Content-Based Filtering* dan permasalahan *cold-start* pada *Collaborative Filtering*.

Pengujian pertama dilakukan terhadap model *Content-Based Filtering* dengan menggunakan 10 resep yang dipilih secara acak sebagai *query*. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *precision* untuk mengukur tingkat relevansi rekomendasi yang dihasilkan. Tabel 3 merupakan hasil pengujian terhadap model *content-based filtering*.

Tabel 3. Hasil Pengujian *Content-Based Filtering*

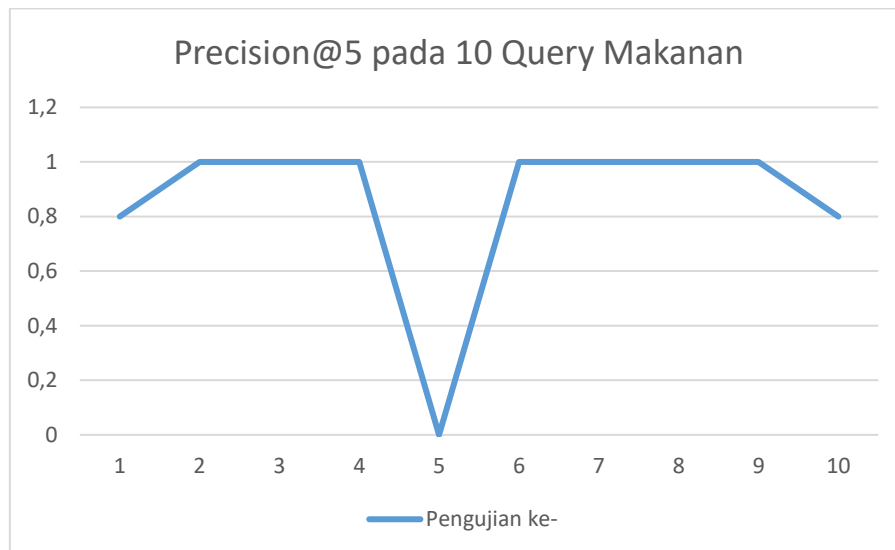
Pengujian ke-	Resep yang diuji	Hasil rekomendasi	Precision
1	Stromboli Squares	Pop 'em Pizza Bites, Caramelized Onion Pizzas, Low Carb Deep Dish Pizza, Zucchini Mozzarella Quiche, Anne's Garlic Knots	80%
2	Sweet & Nutty Thumbprint Cookies	Lemon Krisp Cookies, Oat n' Toffee Cookies, Melt In Your Mouth Pecan Puffs, Maple Krispie Cookies, M&M's Party Cookies	100%
3	Apple Cider	Sore-and-strep-throat-away Gargle,	100%



	Vinegar and Honey Vinaigrette Dressing	Healthy Apple Cider Vinegar Tea, Not My Mom's Carrot/Raisin/Apple Salad, Apple Pear Cucumber Salad, Citrus Vinaigrette	
4	Crispy Herb Baked Chicken	Lemony Garlic-Butter Chicken Breasts, Simply Baked Chicken Parmesan, Breaded Ranch or Ranchero Chicken, Ranch Chicken, Russian Crock Pot Chicken	100%
5	Quick Cider Vinegar Dressing	Rainwater Dressing, Easy Cucumber, Tomato and Onion Salad, Chinese Spicy Beef Lettuce Wraps, The Ultimate Greek Salad, Lettuce Wraps	0%
6	Butter Pecan Pie Squares	Chunky Pecan Pie Bars, Caramel Pecan Bars, Nestle' Chewy Butterscotch Brownies, Chocolate Chip Brownies, Paula Deen's Brown Sugar Chewies	100%
7	Cottage Cheese Pancakes for 1	Cottage Scrambled Eggs, Cottage Cheese Pancakes, Easy Breakfast Pancakes, Tender Whole Wheat Yogurt Pancakes, Pancakes	100%
8	Smothered Chicken with Creamy Mushroom Gravy	Buffalo Chicken Pizza, Chicken Breast With Honey-Balsamic Glaze, Garlic Chicken, Chicken Breasts Lombardi, Crispy Baked Chicken Breasts	100%
9	Seared Tuna Steak W/Wasabi-Green Onion Mayo	Ginger-Marinated Tuna Steaks, Seared Ahi Tuna Glazed With Wasabi Butter, grilled wasabi tuna, Low-Fat Teriyaki Grilled Tuna Steaks, Grilled Tuna Steak	100%
10	Garden Tomato Vegetable Soup	Moroccan Lentil Soup, Garden Vegetable Soup, Oven Roasted Vegetables (South Beach), Olive Garden Pasta E Fagioli Soup in a Crock Pot (Copycat), Italian Roasted Vegetables	80%
Rata-rata			86%

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 1, diperoleh nilai precision yang bervariasi dengan rata-rata sebesar 86%. Sebagian besar query menghasilkan nilai precision yang tinggi, yang menunjukkan bahwa model *Content-Based Filtering* mampu merekomendasikan resep dengan kemiripan konten yang relevan berdasarkan deskripsi, bahan, dan kata kunci. Pola variasi nilai *precision* tersebut juga ditunjukkan pada Grafik 1.





Grafik 1. Pola Variasi Nilai Precision CBF

Dari grafik tersebut dapat dilihat bahwa hampir seluruh *query* memiliki tingkat ketepatan yang stabil, meskipun terdapat satu *query* dengan nilai *precision* yang sangat rendah. Kondisi ini mengindikasikan bahwa kesamaan konten saja belum sepenuhnya mampu merepresentasikan preferensi pengguna secara konsisten pada seluruh kasus.

Pengujian selanjutnya dilakukan pada model *Collaborative Filtering* berbasis *K-Nearest Neighbors* terhadap 10 pengguna terdekat. Evaluasi difokuskan pada metrik *precision* untuk menilai relevansi rekomendasi berdasarkan pola *rating* pengguna lain yang memiliki preferensi serupa. Tabel 4 merupakan hasil pengujian terhadap model *Collaborative Filtering*.

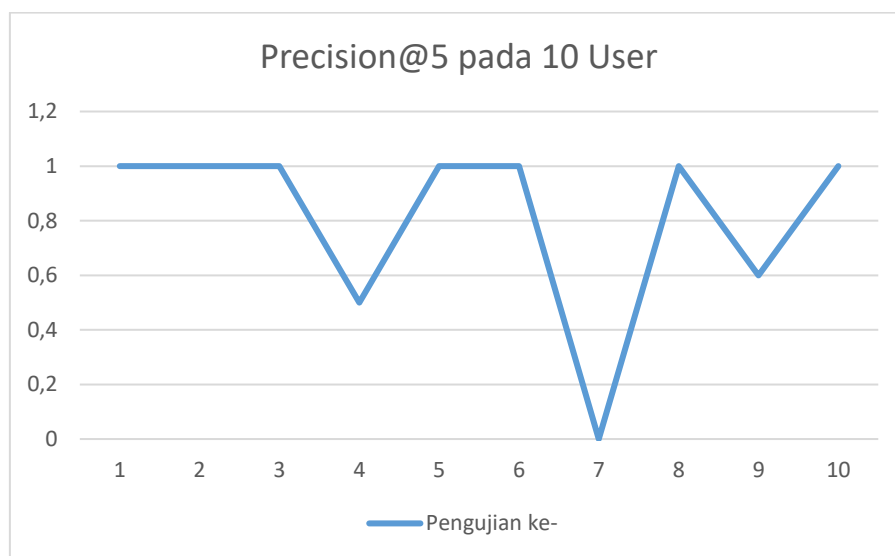
Tabel 4. Hasil Pengujian *Collaborative Filtering*

Pengujian ke-	Pengguna yang diuji	Hasil rekomendasi	Precision
1	2001034208	[2001436586, 2001947034, 2000899823, 2001960196, 2001034208]	100%
2	1311343	[204598, 567224, 633705, 73669, 1311343]	100%
3	1128903	[354044, 2864006, 1128903, 972482, 312244]	100%
4	2001952887	[244010, 394345, 2002228470, 60611, 296583]	50%
5	673057	[895628, 1374805, 223090, 190573, 673057]	100%
6	880309	[1094430, 1565333, 2001867185, 2308692, 1800253944]	100%
7	2407156	[1802582683, 916711, 132886, 195969, 39322]	0%
8	807838	[1953620, 2250768, 2001440557, 1504086, 2002834922]	100%
9	99678	[1803092329, 1802695281, 53689, 188547, 378445]	60%
10	2002395793	[2002136249, 2000361260,	100%



		2675028, 2000256598, 2002760887]	
Rata-rata			81%

Hasil pengujian pada Tabel 4 menunjukkan bahwa model *Collaborative Filtering* memperoleh nilai *precision* rata-rata sebesar 81%. Hasil ini mengindikasikan bahwa pendekatan tersebut cukup efektif dalam menangkap kesamaan preferensi pengguna berdasarkan pola rating historis. Variasi nilai *precision* pada tiap pengguna divisualisasikan pada Grafik 2, yang menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memperoleh nilai *precision* tinggi, namun terdapat beberapa pengguna dengan penurunan performa yang cukup signifikan. Nilai *precision* yang rendah, seperti pada pengguna “2001952887”, “2407156”, dan “99678”, mengindikasikan adanya keterbatasan data interaksi atau rendahnya tingkat kemiripan pola *rating* dengan pengguna lain, sehingga memengaruhi akurasi rekomendasi yang dihasilkan oleh model *Collaborative Filtering*.



Grafik 2. Pola Variasi Nilai *Precision* CF

Berdasarkan hasil pengujian terhadap metode *Content-Based Filtering* dan *Collaborative Filtering*, diketahui bahwa masing-masing pendekatan memiliki kelebihan dan keterbatasan. *Content-Based Filtering* mampu merekomendasikan item yang memiliki kesamaan karakteristik konten dengan item yang dipilih pengguna, namun cenderung mengabaikan preferensi kolektif pengguna lain. Sebaliknya, *Collaborative Filtering* efektif dalam menangkap pola preferensi pengguna berdasarkan kesamaan perilaku historis, tetapi performanya menurun ketika data interaksi pengguna terbatas. Oleh karena itu, integrasi kedua metode melalui pendekatan *hybrid cascade* menjadi relevan untuk meningkatkan kualitas rekomendasi. Gambar 3 menampilkan contoh hasil rekomendasi dari sistem *hybrid cascade*.

```
User ID      : 1168957
Query Resep : Grilled Veggie Shish Kabobs
Hybrid Recommendation (CBF → CF):
1. Hawaiian Chicken Kabobs
2. Crock Pot Sweet and Sour Chicken
3. Ginger Beef and Pineapple Skewers
4. Spinach and White Beans with Garlic
5. Parsley's Pineapple Burgers
6. Honey Garlic Pork Ribs
7. Venison Marinade
8. Outback Steakhouse Caesar Salad Dressing
9. Strawberry and Cream Cheese Parfait
10. Macaroni and Chicken Casserole
11. Broccoli 'n Red Peppers Stir Fried
12. Yummy Sesame Chicken Skewers
13. Black Pepper Sirloin Steak
14. Inside-Out Cheeseburgers
15. Salsa Chicken
16. Bbq Honeyed Prawns (shrimps)
17. Beef Teriyaki
18. Drop Dead Delicious Stuffed Zucchini
19. Most Excellent Grilled Chicken
20. Greek-Style Pork Kabobs
21. Grilled Lamb Chops
22. Hamburger Steaks
23. Sweet Chicken Skewers With a Peanut Dip
24. Bourbon Chicken
```

Gambar 3. Hasil *hybrid*

Gambar 3. menampilkan contoh hasil rekomendasi untuk seorang pengguna dengan *query* resep “*Grilled Veggie Shish Kabobs*”. Berdasarkan hasil tersebut, sistem mampu menghasilkan daftar rekomendasi yang tidak hanya memiliki kesamaan karakteristik bahan dan metode pengolahan, seperti berbagai variasi *kabobs*, *skewers*, dan menu berbasis panggang, tetapi juga relevan dengan preferensi pengguna lain yang memiliki pola interaksi serupa. Hal ini menunjukkan bahwa proses penyaringan *cascade* pada pendekatan *hybrid* mampu mengurangi rekomendasi yang kurang relevan yang sebelumnya mungkin muncul pada metode tunggal dan juga merekomendasikan makanan yang berpotensi disukai pengguna target.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa pendekatan *hybrid cascade* menghasilkan nilai *precision* sebesar 95%, yang lebih tinggi dibandingkan dengan penggunaan *Content-Based Filtering* maupun *Collaborative Filtering* secara terpisah. Peningkatan nilai *precision* ini menunjukkan bahwa sebagian besar makanan yang direkomendasikan oleh sistem *hybrid* memiliki relevansi yang baik terhadap kebutuhan dan preferensi pengguna. Dengan kata lain, integrasi kedua metode berhasil meningkatkan ketepatan rekomendasi dengan memanfaatkan keunggulan masing-masing pendekatan.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem rekomendasi resep makanan berbasis *hybrid cascade* dengan mengombinasikan metode *Content-Based Filtering* dan *Collaborative Filtering* berbasis algoritma *K-Nearest Neighbors*. Sistem dikembangkan menggunakan dataset *Food.com Recipes and Reviews* yang telah melalui tahapan *preprocessing* dan *text cleaning* untuk meningkatkan kualitas data dan representasi fitur. Pendekatan *Content-Based Filtering* digunakan untuk menghasilkan kandidat rekomendasi awal berdasarkan kesamaan konten resep, sementara *Collaborative Filtering* berperan sebagai penyaring lanjutan berdasarkan pola preferensi pengguna yang serupa.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode *Content-Based Filtering* memperoleh nilai *precision* rata-rata sebesar 86%, sedangkan metode *Collaborative Filtering* menghasilkan *precision* rata-rata sebesar 81%. Integrasi kedua metode melalui pendekatan *hybrid cascade* mampu



meningkatkan kinerja sistem secara signifikan dengan nilai *precision* mencapai 95%. Peningkatan ini menunjukkan bahwa sistem hybrid mampu menghasilkan rekomendasi yang lebih relevan dibandingkan penggunaan metode tunggal, karena mempertimbangkan kesamaan konten sekaligus preferensi pengguna secara kolektif. Dengan demikian, pendekatan *hybrid cascade* terbukti efektif dalam meningkatkan kualitas dan akurasi rekomendasi resep makanan.

Namun, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan yang dapat menjadi peluang pengembangan pada penelitian selanjutnya. Sistem rekomendasi yang dibangun masih mengandalkan kesamaan konten dan pola rating pengguna, sehingga belum sepenuhnya mempertimbangkan konteks dan preferensi spesifik pengguna, seperti kandungan nutrisi makanan dan waktu memasak. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk mengintegrasikan informasi kontekstual dan preferensi eksplisit pengguna ke dalam proses rekomendasi agar sistem mampu menghasilkan rekomendasi yang lebih personal dan relevan. Selain itu, pengembangan metode rekomendasi yang lebih kompleks, seperti *matrix factorization*, *neural collaborative filtering*, atau pendekatan berbasis *deep learning*, dapat dipertimbangkan untuk menangkap hubungan laten antara pengguna dan resep secara lebih akurat. Penerapan strategi hibrida lain, seperti *weighted hybrid* atau *switching hybrid*, juga berpotensi meningkatkan fleksibilitas dan kinerja sistem dibandingkan pendekatan *hybrid cascade* yang digunakan dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Urzais and W. Rachbini, "Pengaruh Informasi Digital Terhadap Perilaku Konsumen Dalam Penggunaan Aplikasi Online Food Delivery Di Indonesia," *Kohesi: Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 8, no. 8, pp. 1-10, 2025.
- [2] Y. Chen, Y. Guo, Q. Fan, Q. Zhang and Y. Dong, "Health-Aware Food Recommendation Based on Knowledge Graph and Multi-Task Learning," *Foods*, vol. 12, no. 10, 2023.
- [3] M. Peng, Z. Xu and H. Huang, "How Does Information Overload Affect Consumers' Online Decision Process? An Event-Related Potentials Study," *Frontiers in Neuroscience*, vol. 15, 2021.
- [4] H.-A. M. A. Gabal, "Lifestyle and eating habits changes among adults during COVID-19 era in Egypt: a population-based study," *BMC Nutrition*, vol. 10, no. 1, p. 52, 2024.
- [5] M. Amerzadeh, A. Takian, H. Pouraram, A. A. Sari and A. Ostovar, "Policy analysis of nutrition stewardship for prevention and control of Non-communicable diseases in Iran," *BMC Health Services Research*, vol. 23, no. 1, 2023.
- [6] E. Febrywinata, R. Az-Zahra and K. Nurfitri, "Sistem Rekomendasi Masakan Berdasarkan Ketersediaan Bahan Menggunakan Metode Content-Based Filtering dengan Algoritma K-Nearest Neighbors," *Jurnal Teknik Informatika dan Teknologi Informasi (JUTITI)*, vol. 5, no. 2, pp. 757-772, 2025.
- [7] M. Bahri, I. Jaya, B. Dirgantoro, Istikmal, U. Ahmad and R. Septiawan, "Implementasi Sistem Rekomendasi Makanan pada Aplikasi EatAja Menggunakan Algoritma Collaborative Filtering," *Multinetics : Jurnal Multimedia Networking Informatics*, vol. 7, no. 2, pp. 177-185, 2021.
- [8] Z.-T. Yap, S.-C. Haw and N. Ruslan, "Hybrid-based food recommender system utilizing KNN and SVD approaches," *Cogent Engineering*, vol. 11, no. 1, 2024.
- [9] Q. Sholikhah and Asmunin, "Sistem Rekomendasi Resep Makanan Dengan Metode Collaborative Filtering Dan FP-Growth Menggunakan API," *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, vol. 2, no. 2, pp. 86-93, 2020.



- [10] M. Permatasari and T. Hardiani, "Implementation Of The K-Nearest Neighbor Algorithm For Low Sodium Food Recommendations In Hypertension Patients," *Jurnal Riset Sistem Informasi dan Teknologi Informasi (JURSISTEKNI)*, vol. 7, no. 3, 2025.
- [11] Irkaal, "Food.com - Recipes and Reviews," Kaggle, 2020. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/irkaal/foodcom-recipes-and-reviews>. [Accessed 1 November 2025].

