

Sistem Rekomendasi Wisata Kuliner Labuan Bajo dengan Perbandingan Metode *Similarity Content-based Filtering*

Labuan Bajo Culinary Tourism Recommendation System: A Comparison of Content-Based Filtering Similarity Methods

¹Sergius Septiade Masmur*, ²Ika Nur Fajri, ³Arif Nur Rohman

^{1,2,3}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas komputer, Universitas Amikom Yogyakarta

^{1,2,3}Jl. Ring Road Utara Condong Catur, Sleman, 55283, Indonesia

*e-mail: masmursergius@mail.com, fajri@amikom.ac.id, arifrahman@amikom.ac.id

(received: 4 August 2026, revised: 15 August 2026, accepted: 16 August 2026)

Abstrak

Labuan Bajo sebagai destinasi wisata super prioritas nasional mengalami pertumbuhan kunjungan wisatawan yang signifikan, didominasi wisatawan mancanegara, yang turut mendorong berkembangnya sektor kuliner dengan jumlah restoran yang terus bertambah. Hal ini menyebabkan wisatawan mengalami kesulitan memilih tempat kuliner yang sesuai dengan keinginan mereka di antara banyaknya pilihan yang tersedia. Penelitian sistem rekomendasi wisata kuliner sebelumnya hanya menggunakan satu teknik pengukuran kemiripan tanpa mengevaluasi efektivitasnya dibandingkan teknik lainnya. Penelitian ini bertujuan membangun sistem rekomendasi wisata kuliner di Labuan Bajo menggunakan metode Content-Based Filtering, sekaligus membandingkan tiga teknik pengukuran kemiripan, yaitu Cosine Similarity, Euclidean Distance, dan Jaccard Similarity, untuk menentukan teknik yang menghasilkan rekomendasi paling relevan. Data diperoleh melalui teknik scraping terhadap 150 restoran di Labuan Bajo, meliputi atribut kategori dan rating, yang selanjutnya diolah menjadi matriks fitur untuk perhitungan kemiripan antar item. Evaluasi dilakukan menggunakan Precision@5 dengan kriteria relevansi berdasarkan kesamaan kategori dan kedekatan nilai rating, dilanjutkan dengan Wilcoxon Signed-Rank Test untuk menguji signifikansi statistik antarmetode. Hasil pengujian menunjukkan Cosine Similarity dan Euclidean Distance menghasilkan precision setara sebesar 0,6947, lebih tinggi dibandingkan Jaccard Similarity sebesar 0,6320, dengan perbedaan yang terbukti signifikan secara statistik ($p < 0,001$). Sistem selanjutnya diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web menggunakan framework CodeIgniter, sehingga pengguna dapat memilih metode similarity dan melihat rekomendasi restoran secara interaktif. Penelitian ini menunjukkan bahwa mempertimbangkan atribut rating, tidak hanya kategori, memberikan hasil rekomendasi yang lebih relevan dibandingkan pendekatan berbasis kategori semata.

Kata kunci: *content-based filtering, cosine similarity, wisata kuliner, labuan bajo, sistem rekomendasi.*

Abstract

Labuan Bajo, designated as a national super-priority tourism destination, has experienced significant growth in tourist arrivals, predominantly driven by international visitors. This growth has also contributed to the expansion of the culinary sector, with the number of restaurants continuing to increase. As a result, tourists may face difficulties in selecting culinary destinations that match their preferences among the wide range of available options. Previous culinary tourism recommendation studies have generally employed a single similarity measurement technique without evaluating its effectiveness against alternative techniques. This study aims to develop a culinary tourism recommendation system for Labuan Bajo using a Content-Based Filtering approach while comparing three similarity measurement techniques—Cosine Similarity, Euclidean Distance, and Jaccard Similarity—to identify the technique that produces the most relevant recommendations. Data were collected through web scraping from 150 restaurants in Labuan Bajo, including category and rating attributes, and were subsequently transformed into a feature matrix for calculating item-to-item similarity. The system was evaluated using Precision@5, with relevance determined based on category similarity and rating proximity, followed by the Wilcoxon Signed-Rank Test to assess the

<http://sistemesi.ftik.unisi.ac.id>

statistical significance of differences among the methods. The results show that Cosine Similarity and Euclidean Distance achieved an identical Precision@5 score of 0.6947, outperforming Jaccard Similarity, which achieved a score of 0.6320. The difference was statistically significant ($p < 0.001$). The recommendation system was subsequently implemented as a web application using the CodeIgniter framework, allowing users to select a similarity method and interactively view restaurant recommendations. The findings demonstrate that incorporating rating attributes, in addition to category information, can produce more relevant recommendations than a category-only approach.

Keywords: content-based filtering, cosine similarity, culinary tourism, labuan bajo, recommendation system.

1 Pendahuluan

Sebagai salah satu destinasi wisata super prioritas nasional, Labuan Bajo terus menunjukkan tren kunjungan yang meningkat setiap tahunnya. Data Dinas Pariwisata Provinsi NTT mencatat, sepanjang tahun 2025 saja, kunjungan ke Kabupaten Manggarai Barat menembus angka 500.008 wisatawan lebih dari separuhnya, tepatnya 341.955 orang, berasal dari mancanegara [1], [13]. Angka ini menunjukkan bahwa Labuan Bajo bukan lagi sekadar destinasi lokal, melainkan sudah menjadi tujuan wisata berskala internasional. Tingginya volume dan keragaman asal wisatawan tersebut turut mendorong pertumbuhan sektor kuliner sebagai penunjang aktivitas pariwisata di kawasan ini, tercatat sedikitnya 111 rumah makan dan restoran resmi beroperasi di Labuan Bajo menurut data Perhimpunan Hotel dan Restoran Indonesia (PHRI) DPC Manggarai Barat [2].

Topik sistem rekomendasi kuliner berbasis CBF sendiri bukan hal baru di ranah penelitian Sistem Informasi Indonesia. Ambil contoh Hartatik dkk. [3] yang mengangkat kasus wisata kuliner Yogyakarta, atau Husna dkk. [4] yang fokus ke Gunungkidul, keduanya sama-sama mengandalkan kemiripan konten sebagai dasar rekomendasi. Pola serupa juga terlihat pada penelitian Faurina dan Sitanggang [5] di Bali maupun Mondri dkk. [6] lewat aplikasi Mangan. Penelitian-Penelitian tersebut secara umum memanfaatkan data lokasi kuliner dari platform peta digital dan menghitung kemiripan antar item menggunakan satu teknik pengukuran, yaitu cosine similarity berbasis fitur kategori dan deskripsi tempat.

Meskipun pendekatan CBF sudah banyak diterapkan, mayoritas penelitian yang ada hanya mengandalkan satu teknik pengukuran kemiripan tanpa membandingkan efektivitasnya dengan teknik lain, secara empiris teknik mana yang paling optimal untuk karakteristik data beragam. Padahal, penelitian pada domain lain menunjukkan bahwa penelitian teknik pengukuran kemiripan berpengaruh terhadap akurasi hasil rekomendasi, sebagaimana yang ditunjukkan Ilyasa dan Yamasari dalam perbandingan Cosine Similarity dan Euclidean Distance pada sistem rekomendasi buku [7]. Permasalahan ini menjadi lebih relevan di Labuan Bajo, karena karakter kulinernya sangat heterogen, mulai dari kuliner khas lokal hingga restoran bergaya internasional yang tumbuh seiring tingginya kunjungan wisatawan mancanegara, sehingga wisatawan mengalami kesulitan memilih tempat kuliner yang sesuai preferensi di antara banyaknya pilihan yang tersedia.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan membangun sistem rekomendasi wisata kuliner di Labuan Bajo menggunakan metode Content-Based Filtering, dengan fitur kategori kuliner dan rating sebagai dasar penghitungan kemiripan antar item. Ketiga teknik similarity yang dibandingkan dipilih karena mewakili pendekatan yang berbeda: Cosine Similarity sebagai teknik paling umum pada penelitian CBF sebelumnya, Euclidean Distance yang sensitif terhadap skala fitur, dan Jaccard Similarity yang secara khusus dirancang untuk data biner seperti hasil one-hot encoding pada penelitian ini.

Perbandingan ketiganya memberi kontribusi konseptual berupa bukti empiris bahwa efektivitas teknik similarity tidak bersifat universal, melainkan bergantung pada karakteristik distribusi data, khususnya ketika kategori data tidak merata. Kontribusi ini melengkapi penelitian CBF wisata kuliner sejenis yang umumnya langsung memakai satu teknik similarity tanpa mempertimbangkan kesesuaiannya terhadap karakteristik data, sekaligus menjadi acuan praktis bagi pengembangan sistem rekomendasi berbasis CBF pada domain serupa.

2 Tinjauan Literatur

Kajian Content-Based Filtering (CBF) untuk pariwisata dan kuliner di Indonesia sebenarnya sudah cukup ramai, sebagian besar masih berfokus pada kota besar dan destinasi yang sudah populer. Hartatik dkk. [3] membangun sistem rekomendasi kuliner Yogyakarta menggunakan kemiripan deskripsi tempat, tetapi hanya menerapkan satu teknik similarity tanpa perbandingan. Husna dkk. [4] menerapkan pendekatan serupa untuk destinasi wisata alam di Gunungkidul, dengan keterbatasan yang sama.

Faurina dan Sitanggang [5] menggabungkan CBF dengan collaborative filtering untuk wisata Bali, namun kombinasi ini tetap tidak disertai pengujian untuk memastikan teknik similarity mana yang paling optimal. Mondy dkk. [6] mengembangkan aplikasi Mangan untuk rekomendasi kuliner, namun pengujiannya masih sederhana dan tidak membandingkan teknik similarity apa pun. Di luar domain wisata, Azizah dan Rozi [8] menerapkan CBF untuk rekomendasi produk kosmetik, dan Muliadi serta Lestari [9] menggunakan pendekatan typicality-based untuk rekomendasi tempat makan. Kedua penelitian ini membuktikan CBF dapat diterapkan lintas domain, namun keduanya juga tidak menguji lebih dari satu teknik pengukuran kemiripan.

Perbandingan teknik similarity justru lebih banyak dibahas di luar domain wisata dan kuliner. Ilyasa dan Yamasari [7] membandingkan Cosine Similarity dan Euclidean Distance pada sistem rekomendasi buku, dan menemukan bahwa pilihan teknik berpengaruh terhadap akurasi meski tidak selalu signifikan. Singh dkk. [10] menemukan pola serupa pada sistem rekomendasi film dengan membandingkan cosine similarity dan KNN. Kedua penelitian ini menunjukkan bahwa perbandingan teknik similarity penting dilakukan, hanya saja pendekatan ini belum diterapkan pada penelitian CBF untuk wisata kuliner.

Selain CBF, Sukiakhy dan Jummi [11] menggunakan Simple Additive Weighting untuk rekomendasi objek wisata di Aceh berdasarkan pembobotan kriteria, bukan kemiripan konten. Salsabilla dkk. [12] menerapkan CBF untuk wisata Kabupaten Pekalongan, diterbitkan pada jurnal yang sama dengan target publikasi penelitian ini.

Tabel 1 Perbandingan penelitian terdahulu

Penelitian	Metode Similarity	Kekurangan
Hartatik dkk. [3] (2021)	Item-Based Collaborative Filtering	Hanya menggunakan satu teknik similarity, tidak ada perbandingan efektivitas antarteknik
Husna dkk. [4] (2024)	Content-Based Filtering (cosine similarity)	Fokus pada objek wisata umum, bukan kuliner spesifik; tidak mengevaluasi teknik similarity alternatif
Faurina dan Sitanggang [5] (2023)	Content-Based Filtering + Collaborative Filtering	Menggabungkan dua pendekatan, namun tidak menguji teknik similarity berbeda dalam komponen CBF-nya
Mondy dkk. [6] (2019)	Content-Based Filtering (cosine similarity)	Pengujian sistem masih sederhana, tanpa evaluasi kuantitatif berbasis metrik precision/recall
Azizah dan Rozi [8] (2024)	Content-Based Filtering (cosine similarity)	Diterapkan pada domain produk kosmetik, bukan pariwisata/kuliner; satu teknik similarity saja
Muliadi dan Lestari [9] (2019)	Typicality-Based Collaborative Filtering	Tidak membandingkan dengan teknik similarity lain; rentan terhadap masalah cold-start
Ilyasa dan Yamasari [7]	Perbandingan Cosine Similarity dan	Diterapkan pada domain rekomendasi buku, belum diuji pada domain pariwisata/kuliner

(2023)	Euclidean Distance	
Salsabilla dkk. [12] (2025)	Content-Based Filtering	Studi kasus wisata umum Kabupaten Pekalongan, tidak spesifik kuliner; satu teknik similarity
Nurpila dkk. [15] (2024)	Content-Based Filtering	Studi kasus wisata umum Kabupaten Rembang, tidak spesifik kuliner; satu teknik similarity saja
Penelitian ini	Cosine Similarity, Euclidean Distance, dan Jaccard Similarity (dibandingkan)	–

Tabel 1 merangkum posisi penelitian ini dibandingkan penelitian terdahulu. Sebagian besar penelitian CBF pada domain pariwisata dan kuliner hanya mengandalkan satu teknik similarity tanpa evaluasi perbandingan, sementara penelitian yang membandingkan teknik similarity (Ilyasa dan Yamasari [7]) justru dilakukan di luar domain pariwisata. Penelitian ini mengisi kekosongan tersebut dengan menghadirkan perbandingan tiga teknik similarity secara khusus pada domain wisata kuliner.

Dari semua penelitian yang disebutkan di atas, ada satu hal yang cukup mencolok yaitu nyaris tidak ada yang mempertanyakan pilihan teknik similarity-nya sendiri. Cosine similarity seolah jadi "default" yang dipakai begitu saja, padahal Ilyasa dan Yamasari [7] maupun Singh dkk. [10] sudah membuktikan bahwa teknik pengukuran kemiripan itu berpengaruh ke hasil akhir, hanya saja temuan ini belum pernah diuji dalam konteks wisata kuliner. Penelitian ini mencoba mengisi bagian yang terlewatkan itu dengan menerapkan CBF di Labuan Bajo, sambil sekaligus membandingkan Cosine, Euclidean, dan Jaccard Similarity langsung terhadap data riil terhadap sesuatu yang setahu penulis belum pernah dilakukan pada studi kasus wisata kuliner di Indonesia.

3 Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode Content-Based Filtering (CBF) [14] untuk membangun sistem rekomendasi wisata kuliner.. Selain menerapkan CBF, penelitian ini juga membandingkan tiga teknik pengukuran kemiripan yaitu Cosine Similarity, Euclidean Distance, dan Jaccard Similarity, tujuannya untuk mengetahui teknik mana yang menghasilkan rekomendasi paling relevan pada karakteristik data kuliner Labuan Bajo.

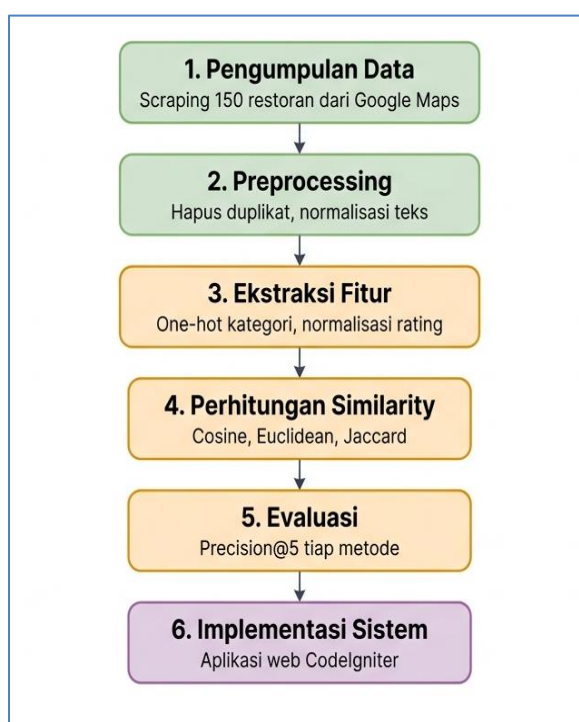
Ruang lingkup dan objek penelitian: Objek penelitian ini adalah restoran dan tempat kuliner yang beroperasi di wilayah Labuan Bajo, Kabupaten Manggarai Barat, Provinsi Nusa Tenggara Timur. Penelitian ini hanya mendapat 150 restoran yang terdaftar di Google Maps pada rentang waktu pengambilan data, tanpa membedakan skala usaha dari restoran hotel berbintang hingga warung makan kecil, selama tempat tersebut memiliki data kategori, rating, dan alamat yang lengkap.

Jumlah 150 restoran pada penelitian ini bukan merupakan populasi keseluruhan restoran di Labuan Bajo, melainkan sampel yang diperoleh melalui pencarian sistematis pada Google Maps menggunakan variasi kata kunci pencarian yang mencakup wilayah Kampung Ujung, Wae Kelambu, dan sekitarnya. Berdasarkan data Perhimpunan Hotel dan Restoran Indonesia (PHRI) DPC Manggarai Barat, tercatat sedikitnya 111 restoran resmi terdaftar di Labuan Bajo [2], sehingga 150 data yang diperoleh termasuk warung dan kedai yang aktif di Google Maps namun tidak terdaftar resmi, dapat dikatakan mencakup proporsi signifikan dari populasi restoran yang ada. Validasi terhadap hasil scraping dilakukan melalui proses deduplikasi berdasarkan tautan unik tiap restoran, verifikasi rentang nilai rating (1–5) sesuai skala asli Google Maps, serta pengecekan validitas koordinat lokasi, sebagaimana dijelaskan pada tahap preprocessing. Penelitian ini menyadari adanya potensi bias karena hanya menggunakan satu sumber data, yaitu Google Maps, sehingga restoran yang tidak memiliki keberadaan digital yang memadai pada platform tersebut berpotensi tidak terwakili dalam dataset.

Tempat dan waktu penelitian: Pengambilan data dilakukan secara daring terhadap listing restoran di kawasan Labuan Bajo yang terdaftar pada Google Maps. Proses scraping, pengolahan data, dan pengujian sistem dilakukan pada semester genap tahun akademik 2025/2026.

Alat dan bahan penelitian: Penelitian ini menggunakan beberapa alat berupa perangkat keras (laptop dengan koneksi internet) dan perangkat lunak yang terdiri dari: Google Collaboratory sebagai lingkungan eksekusi kode Python untuk proses scraping dan perhitungan similarity; pustaka Python meliputi Selenium untuk otomasi pengambilan data, Pandas untuk pengolahan data tabular, serta Scikit-learn dan SciPy untuk perhitungan cosine similarity, euclidean distance, dan jaccard similarity; XAMPP sebagai lingkungan server lokal; MySQL sebagai sistem manajemen basis data; serta CodeIgniter sebagai framework PHP untuk implementasi antarmuka sistem berbasis web. Bahan penelitian berupa data atribut restoran (nama, kategori, rating, jumlah ulasan, alamat, koordinat) yang diperoleh dari Google Maps. Perlu dicatat bahwa atribut jumlah ulasan pada akhirnya tidak digunakan dalam perhitungan similarity karena mengalami kendala ekstraksi data, sebagaimana dijelaskan pada subbagian 4.2.

Rancangan kegiatan: Penelitian ini dilaksanakan melalui enam tahap sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1, yaitu pengumpulan data, preprocessing, ekstraksi fitur, perhitungan similarity, evaluasi, dan implementasi sistem. Keenam tahap ini dijelaskan secara rinci pada bagian berikut.



Gambar 1 Alur metode penelitian

Gambar 1 menunjukkan enam tahap penelitian, dimulai dari pengumpulan data hingga implementasi sistem. Tahap pengumpulan data, preprocessing, dan ekstraksi fitur (ditandai warna hijau) merupakan tahap persiapan data. Tahap perhitungan similarity dan evaluasi (warna oranye) merupakan tahap analisis inti yang menjadi kontribusi utama penelitian ini. Tahap terakhir (warna ungu) adalah implementasi hasil ke dalam sistem berbasis web.

Teknik pengumpulan data: Data restoran diperoleh melalui teknik scraping terhadap Google Maps, mencakup wilayah Labuan Bajo dan sekitarnya. Proses ini menghasilkan 150 data restoran dengan atribut nama, kategori kuliner, rating, jumlah ulasan, alamat, serta koordinat lokasi. Namun, atribut jumlah ulasan tidak berhasil terekstraksi secara konsisten pada seluruh data, sehingga tidak disertakan pada tahap ekstraksi fitur (lihat subbagian 4.2). Pemilihan Google Maps sebagai sumber data didasari ketersediaan atribut yang lengkap dan cakupan restoran yang luas untuk wilayah Labuan Bajo dibandingkan sumber lain.

Definisi operasional variabel: Beberapa variabel dalam penelitian ini didefinisikan sebagai berikut. *Kategori* adalah label jenis kuliner suatu restoran sebagaimana tercantum di Google Maps (misalnya

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

"seafood restaurant", "cafe", "restaurant"), digunakan sebagai fitur kategorikal dalam perhitungan similarity sekaligus sebagai kriteria relevansi pada evaluasi. *Rating* adalah nilai rata-rata penilaian pengguna Google Maps terhadap suatu restoran, berskala 1 hingga 5, digunakan sebagai fitur numerik. *Jumlah ulasan* adalah total jumlah penilaian yang diterima suatu restoran, mencerminkan tingkat popularitas atau eksposur restoran tersebut di Google Maps. *Skor similarity* adalah nilai numerik antara 0 hingga 1 yang menyatakan tingkat kemiripan antara dua restoran berdasarkan vektor fitur yang telah diekstraksi. *Precision@5* adalah metrik evaluasi yang menyatakan proporsi rekomendasi relevan di antara lima rekomendasi teratas yang diberikan sistem.

Teknik analisis data: Data mentah hasil scraping diproses melalui tahap preprocessing terlebih dahulu, mencakup penghapusan duplikat berdasarkan kombinasi nama dan alamat, pengisian nilai kosong (rating diisi rata-rata, kategori diisi label "tidak diketahui"), normalisasi teks, serta validasi rentang nilai rating yang dibatasi 1–5 sesuai skala asli Google Maps.

Setelah bersih, setiap restoran direpresentasikan sebagai vektor fitur numerik. Berbeda dari penelitian CBF pada umumnya yang mengandalkan teks deskripsi dan pembobotan TF-IDF, penelitian ini mengubah kategori kuliner menjadi representasi biner lewat one-hot encoding, sedangkan rating dinormalisasi ke rentang 0–1 menggunakan Min-Max Scaling agar setara skala dengan fitur kategorikal. Pendekatan ini dipilih karena atribut yang tersedia dari Google Maps bersifat terstruktur, bukan teks bebas, sehingga representasi berbasis atribut dinilai lebih sesuai dibanding representasi berbasis teks.

Dari vektor fitur yang terbentuk, kemiripan antara restoran dihitung dengan tiga teknik berbeda. Cosine Similarity mengukur sudut antara dua vektor fitur, sebagaimana dirumuskan pada persamaan (1):

$$\cos(A, B) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} \quad (1)$$

Euclidean Distance mengukur jarak lurus antara dua titik pada ruang fitur, kemudian dikonversi menjadi nilai similarity supaya setara arah interpretasinya dengan dua teknik lain, seperti ditunjukkan pada persamaan (2):

$$\text{sim}_{\text{euclidean}}(A, B) = \frac{1}{1 + \sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i - B_i)^2}} \quad (2)$$

Jaccard Similarity dihitung khusus dari fitur kategorikal hasil one-hot encoding, karena teknik ini secara definisi dirancang untuk data biner, bukan data kontinu seperti rating, sebagaimana dirumuskan pada persamaan (3):

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (3)$$

Karena tidak tersedia data rating eksplisit per pengguna sebagai ground truth, evaluasi dilakukan menggunakan Precision@5 dengan kriteria relevansi ganda: sebuah rekomendasi dianggap relevan jika kategori kulinernya sama dengan item acuan dan selisih ratingnya tidak lebih dari 0,5. Kriteria ini merupakan proksi (proxy) yang merepresentasikan kemiripan konten secara objektif, namun belum tentu mencerminkan preferensi subjektif pengguna secara langsung, mengingat penelitian ini belum melibatkan evaluasi berbasis pengguna (user study).

$$\text{Precision@5} = \frac{\text{jumlah rekomendasi relevan pada top-5}}{5} \quad (4)$$

Nilai Precision@5 dihitung menggunakan persamaan (4) untuk seluruh restoran dalam dataset, kemudian dirata-rata untuk mendapatkan skor akhir tiap teknik similarity. Hasil perhitungan similarity dan evaluasi selanjutnya diimplementasikan ke dalam aplikasi web berbasis framework CodeIgniter, dengan database MySQL untuk menyimpan data restoran dan matriks similarity yang sudah dihitung sebelumnya. Sistem memungkinkan pengguna memilih satu restoran acuan, lalu menampilkan lima rekomendasi restoran termirip berdasarkan teknik similarity yang dipilih, sehingga perbandingan ketiga teknik yang menjadi kontribusi utama penelitian ini dapat dirasakan langsung oleh pengguna. Untuk menguji apakah perbedaan Precision@5 antara metode signifikan secara statistik, dilakukan Wilcoxon Signed-Rank Test terhadap nilai Precision@5 per restoran antar pasangan metode. Uji nonparametrik ini dipilih karena nilai Precision@5 bersifat diskrit dan terbatas pada rentang tertentu, sehingga asumsi normalitas pada uji parametrik seperti paired t-test tidak terpenuhi.

4 Hasil dan Pembahasan

4.1 Hasil Pengumpulan Data

Proses scraping terhadap Google Maps menghasilkan 150 data restoran di wilayah Labuan Bajo. Data mencakup atribut nama, kategori, rating, alamat, serta koordinat lokasi. Data hasil scraping ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2 Data hasil scraping

ID	Nama	Kategori	Rating	Alamat
1	Taman Laut Handayani Seafood Restaurant	Seafood restaurant	4.6	Jl. Ande Bole No.9, Labuan Bajo
2	La Moringa Labuan Bajo	Restaurant	4.9	Jl. Trans Flores, Labuan Bajo
3	MIMAMORI Cafe Labuan Bajo	Coffee shop	4.8	Jl. Soekarno Hatta, Labuan Bajo
4	Baccalá	Mediterranean restaurant	4.8	Jl. Mutiara, Labuan Bajo
5	Pondok Mai Ceng'go Labuan Bajo	Indonesian restaurant	4.6	Jl. Alo Tanis, Labuan Bajo
150	TPI Kampung Ujung	Market	4.0	GV7H+Q7R, Jl. Reklamasi Pantai

Dari 150 data yang diperoleh, teridentifikasi 35 kategori kuliner yang berbeda. Kategori "Restaurant" mendominasi dengan 39 entri (26%), diikuti Cafe (19 entri), Seafood restaurant (17 entri), Coffee shop dan Indonesian restaurant (masing-masing 10 entri), sementara sisanya tersebar ke lebih dari 25 kategori lain dengan jumlah 1 hingga 5 entri. Dominasi kategori "Restaurant" ini mengindikasikan bahwa Google Maps kerap memberi label generik pada tempat kuliner yang sebenarnya memiliki kekhasan tersendiri, sehingga berpotensi mempengaruhi hasil similarity berbasis kategori, sebagaimana dibahas pada subbagian 4.5.

4.2 Hasil Preprocessing

Tahap preprocessing dilakukan untuk memastikan data bebas dari duplikasi, nilai kosong, dan koordinat tidak valid. Ringkasan hasilnya ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3 Ringkasan hasil preprocessing

Proses	Jumlah Baris Terdampak
Data awal (sebelum cleaning)	150
Duplikat dihapus	0
Kategori kosong diisi "Tidak diketahui"	4
Baris tanpa koordinat dihapus	0
Data akhir (setelah cleaning)	150

Hasil pada Tabel 3 menunjukkan bahwa data hasil scraping relatif bersih dan tidak ditemukan duplikat maupun baris tanpa koordinat, sementara 4 restoran (2,7%) memiliki kategori kosong yang kemudian diisi label "Tidak diketahui" agar tetap dapat diproses pada tahap ekstraksi fitur. Selain itu, ditemukan bahwa atribut jumlah ulasan pada seluruh data tidak berhasil terekstraksi dengan sehingga bernilai kosong secara konsisten pada seluruh 150 baris. Oleh sebab itu, atribut ini tidak disertakan pada tahap ekstraksi fitur, dan penelitian ini selanjutnya hanya menggunakan atribut kategori dan rating sebagai dasar perhitungan similarity.

4.3 Hasil Ekstraksi Fitur

Kategori kuliner diubah menjadi representasi biner melalui one-hot encoding, menghasilkan 35 kolom kategorikal, sedangkan rating dinormalisasi ke rentang 0–1 menggunakan Min-Max Scaling. Proses ini menghasilkan matriks fitur berukuran 150 baris dan 36 kolom fitur. Cuplikan hasilnya ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4 Matriks fitur hasil ekstraksi

ID	Nama	Rating (normalisasi)	kat_Seafood restaurant	kat_Restaurant	kat_Coffee shop
1	Taman Laut Handayani	0.852	True	False	False
2	La Moringa	0.963	False	True	False
3	MIMAMORI Cafe	0.926	False	False	True

Tabel 4 menjelaskan bagaimana tiap restoran direpresentasikan sebagai vektor kombinasi nilai kategori dan nilai rating. Dengan hanya dua atribut yang membentuk vektor fitur, dan salah satunya (kategori) menghasilkan 35 kolom biner sementara rating hanya 1 kolom, kontribusi kategori terhadap perhitungan similarity secara struktural menjadi jauh lebih dominan dibandingkan rating. Kondisi ini konsisten dengan temuan Ilyasa dan Yamasari [7], yang menyebutkan bahwa dimensi dan skala fitur dapat memengaruhi hasil similarity meskipun algoritmanya sama. Ketimpangan dimensi ini tidak hanya berdampak pada perhitungan secara numerik, tetapi juga menjelaskan mengapa Cosine dan Euclidean Similarity menghasilkan urutan rekomendasi yang identik, sebagaimana dibahas pada subbagian 4.4 dan 4.5. Secara matematis, apabila sebagian besar dimensi vektor berupa nilai biner yang identik antara dua item, baik sudut antarvektor (yang diukur Cosine) maupun jarak antarvektor (yang diukur Euclidean) sama-sama didominasi oleh kecocokan pada 35 kolom kategori tersebut, sementara kontribusi satu kolom rating yang telah dinormalisasi ke rentang 0–1 menjadi terlalu kecil untuk mengubah urutan kemiripan yang dihasilkan. Dengan demikian, ketika proporsi fitur sangat timpang (35 berbanding 1), kedua teknik similarity yang secara teori memiliki pendekatan berbeda cenderung menghasilkan peringkat yang sama.

4.4 Hasil Perhitungan Similarity

Dari matriks fitur yang terbentuk, similarity antar restoran dihitung memakai tiga teknik: Cosine Similarity dan Euclidean Distance yang memakai seluruh fitur (kategori dan rating), serta Jaccard Similarity yang khusus dihitung dari fitur kategorikal saja. Dari 150 restoran yang diuji, hanya 7 diantaranya (4,7%) yang top-5 rekomendasinya persis sama di ketiga teknik artinya mayoritas kasus, ketiga teknik ini benar-benar menghasilkan urutan yang berbeda, meski sumber datanya identik. Sebagai ilustrasi restoran "Taman Laut Handayani Seafood Restaurant" (kategori Seafood restaurant, rating 4,6) sebagai ilustrasi konkret, ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5 Contoh hasil perhitungan similarity untuk restoran "taman laut handayani seafood restaurant"

Peringkat	Cosine Similarity	Skor	Euclidean Similarity	Skor	Jaccard Similarity	Skor
1	KISIK Seafood and Grill	1,0000	Samalona Seafood	1,0000	Arema Sari Laut: Rajanya Ikan Kuah	1,0000
2	Samalona Seafood	1,0000	Arema Sari Laut: Rajanya Ikan Kuah	1,0000	Wisata Kuliner Kampung Ujung	1,0000
3	Arema Sari Laut: Rajanya Ikan Kuah	1,0000	KISIK Seafood and Grill	0,9302	Sangkar Lobster	1,0000
4	BERKAT SEAFOOD	0,9999	BERKAT SEAFOOD	0,8696	Samalona Seafood	1,0000
5	Artomoro Restaurant and Grill	0,9998	Artomoro Restaurant and Grill	0,8696	Warung Seafood Labuan Bajo	1,0000

Lima peringkat teratas dari Cosine dan Euclidean Similarity relatif serupa, didominasi restoran seafood dengan rating berdekatan, seperti KISIK Seafood and Grill dan Samalona Seafood. Sebaliknya, Jaccard Similarity menghasilkan skor sempurna (1,0000) pada lima restoran sekaligus, meskipun beberapa di antaranya memiliki kualitas yang jauh berbeda. Hal ini terjadi karena Jaccard Similarity hanya mempertimbangkan kesamaan kategori tanpa memperhitungkan rating, sehingga restoran dengan kategori yang sama akan selalu dianggap identik.

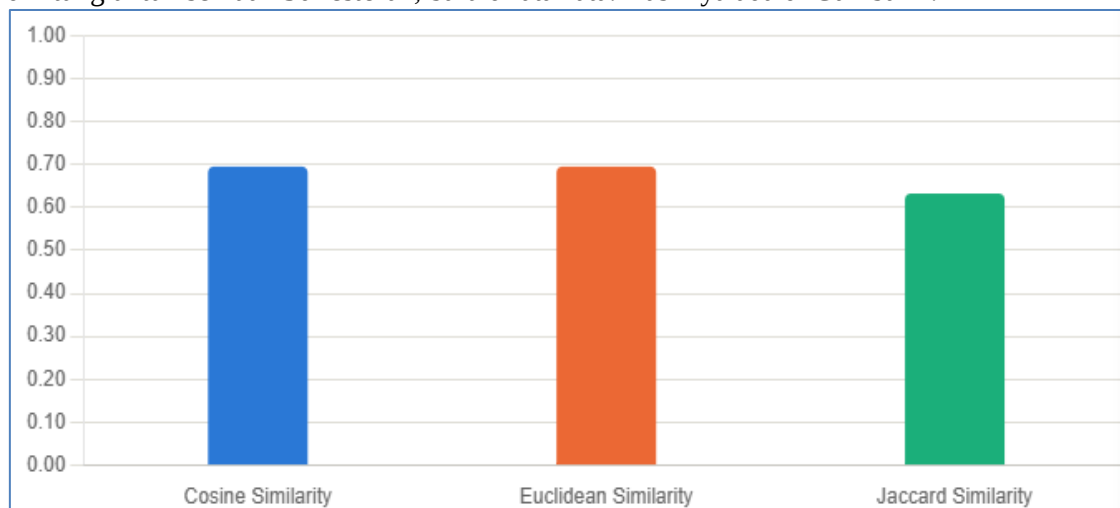
Temuan pada Tabel 5 bukan merupakan kasus terisolasi. Dari 22.350 pasangan restoran dalam dataset, sebanyak 2.364 pasangan (10,58%) memperoleh skor Jaccard Similarity sempurna (1,0000), jauh lebih tinggi dibandingkan Cosine maupun Euclidean Similarity yang hampir tidak pernah menghasilkan skor sempurna karena rating dua restoran jarang bernilai identik. Proporsi ini sejalan dengan temuan pada subbagian 4.1, di mana 39 restoran (26% dari total data) berbagi kategori "Restaurant" yang sama. Bagi Jaccard Similarity, seluruh restoran dengan kategori tersebut otomatis dianggap identik satu sama lain, terlepas dari perbedaan rating yang mungkin signifikan di antara mereka. Kondisi ini menunjukkan keterbatasan mendasar dalam mengandalkan kategori semata: ketika data didominasi oleh satu atau dua kategori besar, Jaccard Similarity kehilangan kemampuan untuk membedakan kemiripan yang sesungguhnya dari kesamaan kategori yang kebetulan terjadi.

Sebagai ilustrasi lebih lanjut dari keterbatasan tersebut, restoran "Warung Seafood Labuan Bajo" yang memiliki rating 2,3 — jauh di bawah rata-rata — tetap menempati peringkat kelima dengan skor sempurna 1,0000 pada Jaccard Similarity, sejajar dengan "Sangkar Lobster" (rating 3,4) dan "Samalona Seafood" (rating 4,6), sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 5. Ketiga restoran tersebut memiliki kualitas yang jelas tidak sebanding, namun karena kategorinya sama-sama "Seafood restaurant", Jaccard Similarity menganggap ketiganya identik. Sebaliknya, Cosine dan Euclidean Similarity sama sekali tidak menampilkan restoran dengan rating 2,3 tersebut pada lima peringkat teratas, menjadi bukti konkret bahwa penyertaan atribut rating pada perhitungan similarity efektif mencegah sistem merekomendasikan tempat yang secara kategori sesuai namun memiliki kualitas yang jauh dari layak.

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

4.5 Hasil Evaluasi

Evaluasi dilakukan pakai Precision@5, dengan kriteria "relevan" yang cukup ketat: kategori harus sama dengan restoran acuan, dan selisih rating tidak boleh lebih dari 0,5. Angka ini dihitung untuk semua 150 restoran, baru dirata-rata. Hasilnya ada di Gambar 2.



Gambar 2 Perbandingan precision@5 tiga metode similarity

Cosine dan Euclidean Similarity menghasilkan Precision@5 yang setara, yaitu 0,6947, sementara Jaccard Similarity tertinggal dengan nilai 0,6320, selisih sebesar 0,0627 dari dua teknik lainnya. Untuk memastikan selisih tersebut tidak terjadi secara kebetulan, dilakukan Wilcoxon Signed-Rank Test terhadap nilai Precision@5 tiap restoran, bukan sekadar terhadap nilai rata-ratanya. Hasil uji antara Cosine dan Euclidean Similarity tidak dapat dihitung, karena nilai p-value tidak terdefinisi akibat Precision@5 keduanya identik pada setiap restoran tanpa terkecuali, bukan hanya identik pada nilai rata-rata. Temuan ini memperkuat bukti bahwa kedua metode menghasilkan hasil yang setara secara struktural, bukan sekadar kebetulan pada hasil akhirnya. Sementara itu, perbedaan Cosine dan Euclidean masing-masing terhadap Jaccard Similarity menghasilkan p-value di bawah 0,001, jauh di bawah ambang batas signifikansi 0,05. Hasil ini membuktikan bahwa selisih performa Jaccard Similarity terhadap dua metode lainnya bersifat signifikan secara statistik, bukan sekadar variasi acak.

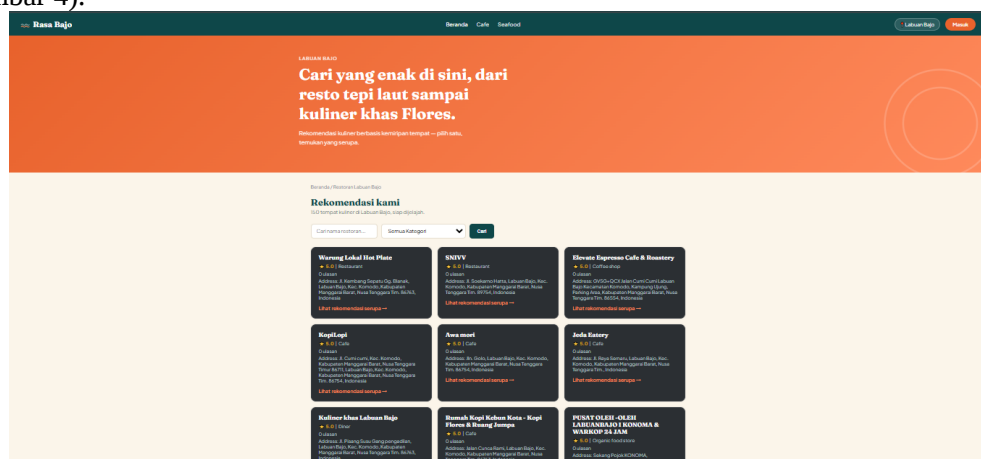
Ilyasa dan Yamasari [7] sebelumnya menemukan gejala serupa pada sistem rekomendasi buku, di mana pemilihan teknik similarity berpengaruh terhadap akurasi meskipun selisihnya tidak selalu signifikan. Penelitian CBF wisata kuliner yang menjadi pembanding dalam penelitian ini, yaitu Hartatik dkk. [3] dan Husna dkk. [4], sejak awal hanya menggunakan satu teknik similarity, sehingga isu perbandingan antarteknik belum pernah dibahas sebelumnya pada domain kuliner. Pada kasus Labuan Bajo, penelitian ini menunjukkan secara empiris bahwa rating merupakan atribut yang penting, didukung oleh bukti signifikansi statistik yang jelas.

Temuan ini sulit dibandingkan secara langsung dengan penelitian CBF wisata kuliner sejenis, karena Hartatik dkk. [3], Husna dkk. [4], maupun Mondy dkk. [6] seluruhnya hanya menggunakan satu teknik similarity sejak awal, sehingga tidak tersedia angka Precision@5 pembanding dari domain wisata yang dapat diadu langsung dengan hasil penelitian ini. Perbandingan yang dapat dilakukan adalah pada tingkat pola: ketiga penelitian tersebut, sebagaimana dataset Labuan Bajo, sama-sama mengandalkan data kategori dari platform peta digital yang rentan berlabel generik, sehingga kelemahan Jaccard Similarity yang ditemukan dalam penelitian ini berpotensi bukan merupakan kasus khusus Labuan Bajo, melainkan permasalahan umum ketika sistem CBF wisata kuliner dibangun dari data sejenis. Dibandingkan dengan domain di luar pariwisata, gejala bahwa teknik similarity berpengaruh terhadap akurasi juga sejalan dengan temuan Ilyasa dan Yamasari [7] pada domain rekomendasi buku, meskipun pada penelitian tersebut selisihnya tidak selalu signifikan, sementara pada penelitian ini perbedaannya signifikan secara tegas ($p < 0,001$). Perbedaan ini kemungkinan disebabkan oleh karakteristik fitur: dataset pada penelitian Ilyasa dan Yamasari

[7] kemungkinan memiliki dimensi fitur yang lebih seimbang, sedangkan dataset penelitian ini memiliki ketimpangan dimensi yang ekstrem (35 kolom kategori berbanding 1 kolom rating), sehingga ketika satu teknik (Jaccard) mengabaikan rating sepenuhnya, dampaknya terhadap akurasi menjadi jauh lebih terasa dibandingkan pada domain dengan struktur fitur yang lebih merata.

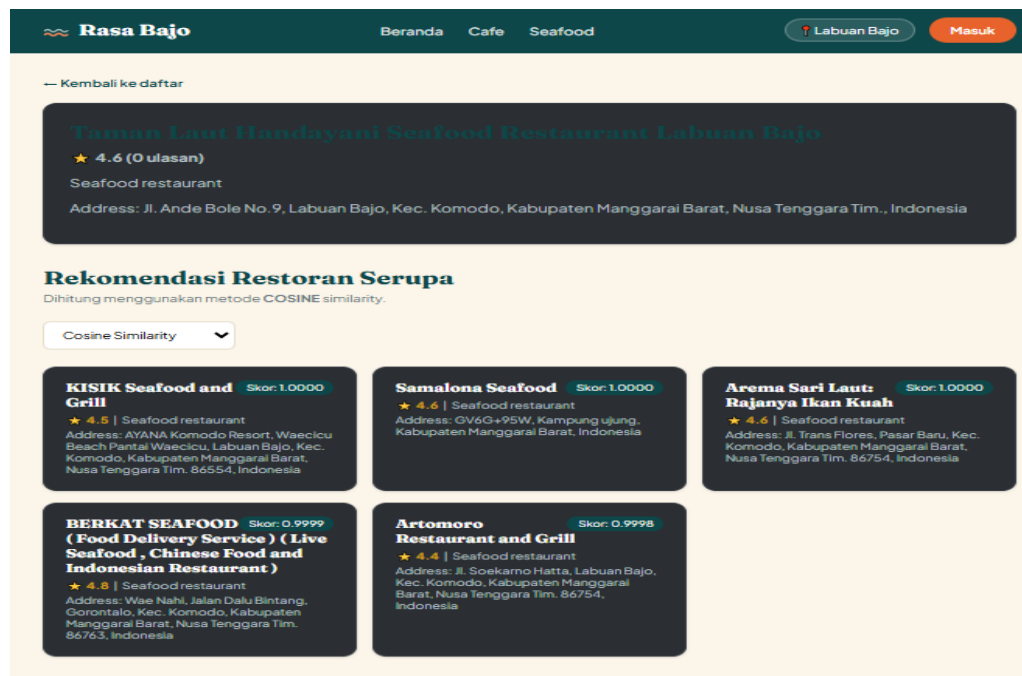
4.6 Hasil Implementasi Sistem

Hasil perhitungan similarity dan evaluasi selanjutnya diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis web. Sistem terdiri atas halaman utama yang menampilkan daftar restoran beserta fitur pencarian dan filter kategori (Gambar 3), serta halaman detail yang menampilkan lima rekomendasi restoran termirip beserta opsi pemilihan metode similarity secara interaktif (Gambar 4).



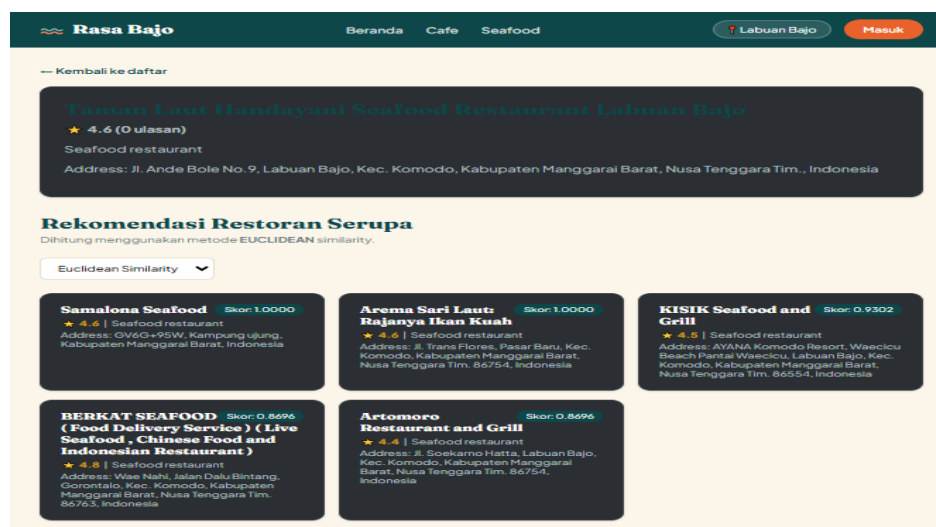
Gambar 3 Tampilan halaman utama sistem

Gambar 3 memperlihatkan halaman utama sistem, berisi daftar seluruh 150 restoran dalam bentuk kartu, lengkap dengan nama, rating, kategori, dan jumlah kartu yang bisa disaring lewat kotak pencarian maupun dropdown kategori di bagian atas. Susunan ini sengaja dibuat sederhana agar pengguna dapat langsung menjelajah tanpa harus login atau mengisi formulir terlebih dahulu (fitur login tetap tersedia secara opsional). Pengguna cukup melakukan scroll atau mencari nama restoran yang diminati, kemudian mengklik kartu restoran tersebut untuk melihat detail dan rekomendasinya, restoran "Taman Laut Handayani Seafood Restaurant" dipilih sebagai acuan, kemudian dicoba ketiga metode yang tersedia satu per satu.



Gambar 4 Rekomendasi dengan cosine similarity

Gambar 4 menampilkan Ketika metode Cosine Similarity dipilih, sistem menampilkan lima restoran dengan skor kemiripan tertinggi terhadap Taman Laut Handayani Seafood Restaurant (kategori Seafood restaurant, rating 4,6). Tiga peringkat teratas KISIK Seafood and Grill, Samalona Seafood, dan Arema Sari Laut: Rajanya Ikan Kuah sama-sama mendapat skor sempurna 1,0000, dengan rating berkisar 4,5 hingga 4,6, sangat berdekatan dengan restoran acuan. Dua peringkat berikutnya, BERKAT SEAFOOD (skor 0,9999) dan Artomoro Restaurant and Grill (skor 0,9998), skornya sedikit lebih rendah namun tetap mendekati sempurna, dengan rating masing-masing 4,8 dan 4,4. Pola ini menunjukkan bahwa Cosine Similarity konsisten memprioritaskan restoran dengan kombinasi kategori sejenis dan rating tinggi, sejalan dengan sifat teknik ini yang mempertimbangkan seluruh fitur (kategori dan rating) sekaligus.

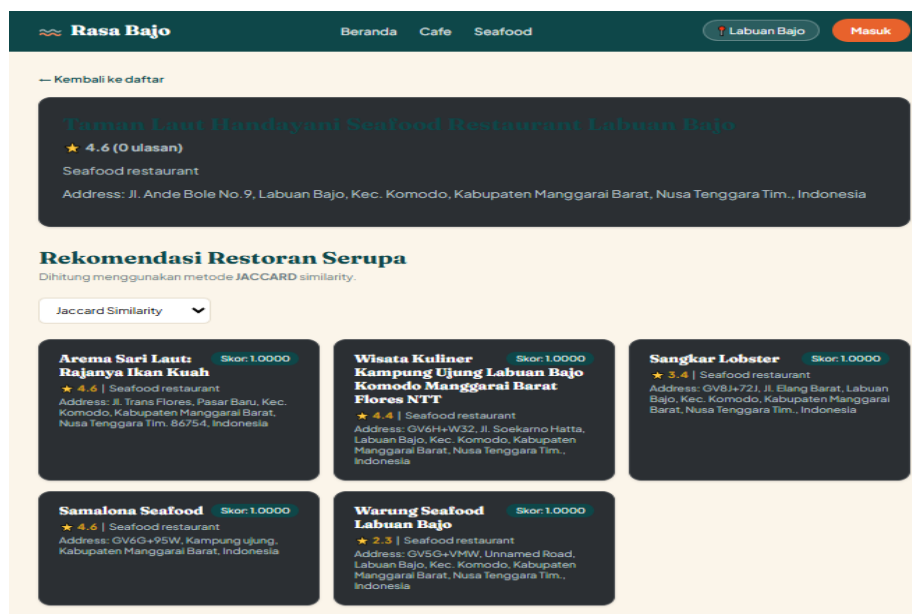


Gambar 5 Rekomendasi dengan euclidean similarity

Gambar 5 menampilkan metode Euclidean Similarity, daftar rekomendasi bertukar posisi dibandingkan Cosine, namun kelima restorannya sama persis: Samalona Seafood dan Arema Sari Laut naik ke posisi 1 dan 2 dengan skor sempurna 1,0000, sementara KISIK Seafood and Grill turun ke posisi 3 dengan skor 0,9302 — sedikit lebih rendah dibandingkan skornya di

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

Cosine Similarity (1,0000). BERKAT SEAFOOD dan Artomoro Restaurant and Grill tetap berada di dua posisi terakhir, kali ini dengan skor yang identik (0,8696). Pergeseran skor ini mengonfirmasi bahwa meskipun kedua teknik menghasilkan restoran yang sama, cara keduanya menghitung "seberapa mirip" tetap berbeda secara matematis — Euclidean lebih sensitif terhadap selisih kecil pada nilai rating dibandingkan Cosine.



Gambar 6 Rekomendasi dengan jaccard similarity

Gambar 6 Hasil paling berbeda muncul pada Jaccard Similarity. Kelima restoran yang direkomendasikan Arema Sari Laut, Wisata Kuliner Kampung Ujung, Sangkar Lobster, Samalona Seafood, dan Warung Seafood Labuan Bajo seluruhnya mendapat skor sempurna 1,0000, tanpa variasi sedikit pun. Yang mencolok, dua di antaranya memiliki rating jauh di bawah restoran acuan: Sangkar Lobster (rating 3,4) dan Warung Seafood Labuan Bajo (rating 2,3), bahkan yang terakhir ini sama sekali tidak muncul pada rekomendasi Cosine maupun Euclidean. Temuan ini secara visual menegaskan kelemahan mendasar Jaccard Similarity: karena hanya mengandalkan kesamaan kategori tanpa mempertimbangkan rating, restoran dengan kualitas jauh berbeda tetap dianggap "identik" selama kategorinya cocok.

4.7 Hasil Pengujian Sistem (Black Box Testing)

Untuk memastikan seluruh fungsi utama sistem berjalan sesuai rancangan, dilakukan pengujian fungsional menggunakan metode Black Box Testing. Pengujian ini berfokus pada kesesuaian antara input yang diberikan dan output yang dihasilkan sistem, tanpa meninjau struktur kode di dalamnya. Skenario pengujian mencakup fitur pencarian, filter kategori, serta perbandingan hasil rekomendasi antar metode similarity. Ringkasan hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6 Hasil black box testing

No	Skenario Pengujian	Input/Aksi	Hasil yang Diharapkan	Hasil Aktual	Status
1	Pencarian restoran berdasarkan nama	Mengetik nama restoran pada kotak pencarian (mis. "Samalona")	Sistem menampilkan restoran yang namanya sesuai dengan kata kunci	Sistem menampilkan restoran sesuai kata kunci	Berhasil
2	Filter restoran	Memilih	Sistem	Sistem	Berhasil

	berdasarkan kategori	kategori pada dropdown (mis. "Seafood")	menampilkan hanya restoran dengan kategori yang dipilih	menampilkan restoran sesuai kategori terpilih	
3	Menampilkan halaman utama	Membuka halaman awal sistem	Sistem menampilkan seluruh 150 restoran dalam bentuk kartu	Seluruh 150 restoran tampil dengan lengkap	Berhasil
4	Menampilkan detail restoran	Mengklik salah satu kartu restoran	Sistem menampilkan halaman detail berisi nama, rating, kategori, dan alamat	Halaman detail tampil sesuai data restoran yang dipilih	Berhasil
5	Rekomendasi dengan Cosine Similarity	Memilih "Cosine Similarity" pada dropdown metode	Sistem menampilkan 5 restoran dengan skor Cosine tertinggi	Sistem menampilkan 5 rekomendasi sesuai skor Cosine	Berhasil
6	Rekomendasi dengan Euclidean Similarity	Memilih "Euclidean Similarity" pada dropdown metode	Sistem menampilkan 5 restoran dengan skor Euclidean tertinggi	Sistem menampilkan 5 rekomendasi sesuai skor Euclidean	Berhasil
7	Rekomendasi dengan Jaccard Similarity	Memilih "Jaccard Similarity" pada dropdown metode	Sistem menampilkan 5 restoran dengan skor Jaccard tertinggi	Sistem menampilkan 5 rekomendasi sesuai skor Jaccard	Berhasil
8	Perpindahan antarmetode similarity	Mengganti pilihan metode pada dropdown tanpa reload halaman	Daftar rekomendasi diperbarui sesuai metode yang baru dipilih	Daftar rekomendasi berubah sesuai metode terpilih	Berhasil

Tabel 7 menunjukkan bahwa seluruh delapan skenario pengujian berjalan sesuai hasil yang diharapkan, sehingga fungsi utama sistem meliputi pencarian, filter kategori, serta perbandingan rekomendasi antar tiga metode similarity telah bekerja dengan baik. Pengujian

ini membuktikan kesiapan fungsional sistem, meskipun belum mencakup evaluasi dari sisi pengalaman pengguna (usability) seperti System Usability Scale (SUS) atau User Acceptance Test (UAT), sebagaimana dijelaskan pada bagian keterbatasan penelitian.

4.8 Analisis Kompleksitas

Selain dari sisi akurasi, ketiga teknik similarity juga dibandingkan dari sisi efisiensi komputasi, mencakup waktu eksekusi dan kebutuhan memori. Secara teoretis, ketiga teknik memiliki kompleksitas waktu yang setara secara asimtotik, yaitu $O(n^2 \cdot d)$, karena seluruhnya menghitung matriks similarity berukuran $n \times n$ dari n restoran dengan d dimensi fitur. Hasil pengukuran empiris pada dataset 150 restoran ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7 Perbandingan waktu komputasi dan kebutuhan memori

Metode	Waktu Komputasi	Kebutuhan Memori
Cosine Similarity	3,46 ms	175,78 KB
Euclidean Similarity	3,05 ms	175,78 KB
Jaccard Similarity	2,51 ms	175,78 KB

Tabel 7 menunjukkan bahwa ketiga metode membutuhkan waktu komputasi dalam orde milidetik untuk memproses 150 restoran, dengan Jaccard Similarity sedikit lebih cepat (2,51 ms) dibandingkan Euclidean (3,05 ms) dan Cosine (3,46 ms) — sejalan dengan dugaan teoretis bahwa Jaccard, yang hanya bekerja pada fitur biner, memiliki beban komputasi per pasangan yang lebih ringan. Namun demikian, selisih waktu ini (kurang dari 1 milidetik) tidak signifikan secara praktis pada skala data yang digunakan. Kebutuhan memori ketiga metode juga identik, karena sama-sama menghasilkan matriks similarity berukuran 150×150 dengan tipe data yang sama. Temuan ini mengindikasikan bahwa pada skala data 150 restoran, perbedaan efisiensi komputasi antarmetode praktis dapat diabaikan. Dengan demikian, pemilihan metode similarity untuk kasus serupa sebaiknya didasarkan pada pertimbangan akurasi sebagaimana dibahas pada subbagian 4.5, bukan pada efisiensi komputasi. Perbedaan efisiensi antarmetode berpotensi menjadi lebih relevan apabila diterapkan pada skala data yang jauh lebih besar, mengingat kompleksitas $O(n^2)$ menyebabkan waktu komputasi tumbuh secara kuadratik terhadap jumlah restoran.

5 Kesimpulan

Penelitian ini berhasil membangun sistem rekomendasi wisata kuliner Labuan Bajo menggunakan Content-Based Filtering, dengan Cosine Similarity dan Euclidean Similarity terbukti menghasilkan rekomendasi paling relevan dibandingkan Jaccard Similarity, ditunjukkan oleh $\text{Precision}@5$ sebesar 0,6947 berbanding 0,6320, dengan perbedaan yang signifikan secara statistik ($p < 0,001$).

Kontribusi utama penelitian ini adalah menghadirkan perbandingan empiris tiga teknik similarity pada domain wisata kuliner, sesuatu yang belum dilakukan pada penelitian sejenis, sekaligus mewujudkan hasilnya menjadi sistem rekomendasi berbasis web yang dapat digunakan langsung oleh pengguna untuk membandingkan hasil antarmetode. Penelitian ini memiliki keterbatasan pada jumlah fitur (kategori dan rating saja, karena atribut jumlah ulasan gagal terekstraksi), cakupan data (150 restoran di Labuan Bajo), evaluasi yang bersifat proksi tanpa melibatkan preferensi pengguna secara langsung, serta pengujian sistem yang telah mencakup Black Box Testing untuk memastikan fungsi utama berjalan sesuai rancangan, namun belum melibatkan evaluasi usability seperti System Usability Scale (SUS) atau User Acceptance Test (UAT) yang melibatkan pengguna langsung.

Penelitian selanjutnya disarankan menambahkan fitur lain seperti harga atau deskripsi menu, memperbaiki proses ekstraksi data ulasan, melibatkan evaluasi berbasis pengguna, melengkapi pengujian sistem dengan evaluasi usability formal seperti System Usability Scale (SUS) atau User Acceptance Test (UAT), dan menguji pendekatan serupa pada destinasi kuliner lain.

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

Referensi

- [1] Dinas Pariwisata dan Ekonomi Kreatif Provinsi Nusa Tenggara Timur, "Performa Pariwisata Nusa Tenggara Timur Tahun 2025 (Infografis Kunjungan Wisatawan Tahun 2025)," disparekraf.nttprov.go.id, Feb. 2026. [Online]. Available: <https://disparekraf.nttprov.go.id/index.php/2026/02/11/performa-pariwisata-nusa-tenggara-timur-tahun-2025infografis-kunjungan-wisatawan-tahun-2025/>
- [2] "Labuan Bajo Bersiap Sambut 1 Juta Wisatawan Mulai Tahun 2024," *Tourism for us*, Des. 2023 [online]. Available: <https://tourismforum.com/2023/12/21/labuan-bajo-sambut-1-juta-wisatawan-mulai-tahun-2024/>
- [3] Hartatik, S. D. Nurhayati, and W. Widayani, "Sistem Rekomendasi Wisata Kuliner di Yogyakarta dengan Metode *Item-based Collaborative Filtering*," *Journal Automation Computer Information System*, Vol. 1, No. 2, pp. 55–63, 2021.
- [4] S. O. S. Husna, I. N. Fajri, and Y. Pristyanto, "Sistem Rekomendasi Pariwisata Gunung Kidul berbasis *Web* menggunakan Metode *Content-Based Filtering*," *Jurnal Riset Sistem Informasi dan Teknologi Informasi (JURSISTEKNI)*, Vol. 6, No. 3, pp. 534–543, Sep. 2024.
- [5] R. Faurina and E. Sitanggang, "Implementasi Metode *Content-based Filtering* dan *Collaborative Filtering* pada Sistem Rekomendasi Wisata di Bali," *Techno.com*, Vol. 22, No. 4, 2023.
- [6] R. H. Mondy, A. Wijayanto, and W. Winarno, "*Recommendation System with Content-based Filtering Method for Culinary Tourism in Mangan Application*," *ITSMART: Jurnal Teknologi dan Informasi*, Vol. 8, No. 2, pp. 65–72, 2019.
- [7] M. D. H. Ilyasa and Y. Yamasari, "Perbandingan *Cosine Similarity* dan *Euclidean Distance* pada Model Rekomendasi Buku dengan Metode *Item-based Collaborative Filtering*," *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, Vol. 4, No. 3, pp. 264–274, 2023, DOI: 10.26740/jinacs.v4n03.p264-274.
- [8] N. Azizah and A. F. Rozi, "Sistem Rekomendasi Produk Somethinc menggunakan Metode *Content-based Filtering*," *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Bisnis*, Vol. 6, No. 3, pp. 461–468, Jun. 2024.
- [9] K. H. Muliadi and C. C. Lestari, "Rancang Bangun Sistem Rekomendasi Tempat Makan menggunakan Algoritma *Typicality based Collaborative Filtering*," *Techno.Com*, Vol. 18, No. 4, pp. 275–287, 2019, DOI: 10.33633/tc.v18i4.2515.
- [10] R. H. Singh, S. Maurya, T. Tripathi, T. Narula, and G. Srivastav, "*Movie Recommendation System using Cosine Similarity and KNN*," *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, Vol. 9, No. 5, pp. 556–559, 2020.
- [11] K. M. Sukiakhy and C. V. R. Jummi, "Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Objek Wisata Aceh menggunakan Metode *Simple Additive Weighting (SAW)*," *Jurnal Komputer dan Informatika*, Vol. 9, No. 1, pp. 80–94, Mar. 2021.
- [12] C. Salsabilla dan D. W. Utomo, "*Pekalongan Regency Tourism Recommendation System with Content based Filtering*," *Jurnal Sistem Informasi (SISTEMASI)*, Vol. 14, No. 1, p. 262, Jan. 2025, DOI: 10.32520/stmsi.v14i1.4839.
- [13] Labuan Bajo Catat 500.008 Kunjungan Wisatawan Sepanjang 2025, Juli Puncak Kunjungan dan Januari Terendah," *Labuan Bajo Voice*, Jan. 2026. [Online]. Available: <https://labuanbajovoice.com/labuan-bajo-catat-500-008-kunjungan-wisatawan-sepanjang-2025-juli-puncak-kunjungan-dan-januari-terendah/>
- [14] P. Lops, M. de Gemmis, and G. Semeraro, "*Content-based Recommender Systems: State of the Art and Trends*," in *Recommender Systems Handbook*, Boston, MA: Springer, 2011, pp. 73–105.
- [15] S. Nurpila, H. A. Ismail, dan S. A. Prakoso, "Rancang Bangun Rekomendasi Tempat Wisata di Kabupaten Rembang berbasis *Website* menggunakan Metode *Content based Filtering*," *Journal of Information Technology and Computer Science*, Vol. 7, No. 4, pp. 1149–1159, 2024