

Website Pencarian Lokasi Tempat Makan Terdekat Menggunakan Algoritma *Dijkstra* dan *K-Means Clustering*

Dimas A. Lumban Gaol¹⁾, Felicia Sylviana²⁾, Ressa Priskila³⁾

¹⁾²⁾³⁾Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Palangka Raya
Kampus Tanjung Nyaho, Jl. Yos Sudarso, Palangka Raya 73112

¹⁾dimaslumbangaol@gmail.com

²⁾felicia.upr@it.upr.ac.id

³⁾ressa@it.upr.ac.id

Abstrak

Pengguna yang berada di wilayah baru atau kawasan padat tempat makan sering kesulitan menemukan pilihan yang efisien karena tidak adanya pengelompokan spasial yang jelas dan rute yang optimal. Penelitian ini membangun sebuah website pencarian lokasi tempat makan terdekat yang mengintegrasikan algoritma K-Means Clustering dan Dijkstra. K-Means digunakan untuk mengelompokkan 114 data restoran di Kota Palangka Raya berdasarkan kedekatan geografis dan rating, sedangkan Dijkstra menghitung rute terpendek berbasis graf jaringan jalan dari posisi pengguna menuju restoran. Evaluasi kualitas cluster menggunakan Silhouette Coefficient dan Metode Elbow menentukan K=8 sebagai jumlah cluster optimal dengan nilai Silhouette 0,812. Akurasi rute diukur melalui Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dengan membandingkan jarak Dijkstra terhadap Google Maps pada 20 titik uji. Hasil menunjukkan MAPE sebesar 9,61% dengan korelasi Pearson 0,95, mengindikasikan akurasi yang baik. Pengujian blackbox terhadap seluruh fitur sistem menunjukkan hasil 100% berhasil. Sistem ini membuktikan bahwa integrasi clustering spasial dan perutean terpendek mampu menghadirkan rekomendasi tempat makan yang relevan, efisien, dan berbasis lokasi nyata.

Kata kunci: Dijkstra, K-Means Clustering, Pencarian Tempat Makan, Silhouette Coefficient, Website Berbasis Lokasi

Abstract

Users in unfamiliar or densely-packed dining areas often struggle to find efficient options due to the lack of clear spatial grouping and optimal routing. This study develops a nearest food location search website integrating K-Means Clustering and Dijkstra algorithms. K-Means clusters 114 restaurant records in Palangka Raya City based on geographic proximity and rating, while Dijkstra calculates the shortest path through a road network graph from the user's position to the target restaurant. Cluster quality evaluation using Silhouette Coefficient and the Elbow Method determined K=8 as the optimal cluster count with a Silhouette value of 0.812. Route accuracy was measured using Mean Absolute Percentage Error (MAPE) by comparing Dijkstra distances against Google Maps across 20 test points. Results show a MAPE of 9.61% with a Pearson correlation of 0.95, indicating good accuracy. Blackbox testing of all system features yielded a 100% pass rate. This system demonstrates that integrating spatial clustering and shortest-path routing can deliver relevant, efficient, and location-based restaurant recommendations.

Keywords: Dijkstra, K-Means Clustering, Location-Based Search, Restaurant Finder, Silhouette Coefficient.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mengubah pola perilaku masyarakat dalam mencari informasi, termasuk menemukan lokasi tempat makan. Pengguna kini mengandalkan smartphone dan web untuk menjawab kebutuhan situasional seperti "di sekitar saya ada tempat makan apa yang cepat dijangkau". Namun, platform yang tersedia masih menyajikan daftar panjang tanpa pengelompokan wilayah yang jelas, sehingga

waktu habis untuk menyaring pilihan. Rekomendasi pun sering ditentukan oleh rating atau popularitas, bukan kedekatan spasial [1].

Untuk menjawab kebutuhan ini, penelitian mengusulkan integrasi K-Means Clustering dan Dijkstra dalam satu sistem berbasis web yang mobile-friendly. K-Means berperan mengelompokkan restoran secara spasial sehingga pengguna dapat langsung fokus pada cluster terdekat [2]. Setelah cluster terdekat dipilih, Dijkstra menghitung jalur terpendek pada graf jaringan jalan menuju kandidat restoran dalam cluster tersebut [3]. Pendekatan dua tahap ini mengurangi beban kognitif pengguna dan menghasilkan rute yang efisien secara jarak, bukan sekadar popularitas. Tabel 1 menyajikan perbandingan penelitian terdahulu yang menjadi landasan penelitian ini.

Tabel 1. Ringkasan Penelitian Terdahulu

No	Penulis & Tahun	Metode	Hasil Utama	Relevansi
1	Chakradhari et al. (2024)	Dijkstra – optimasi rute distribusi	Efisiensi rute +20%	Menegaskan relevansi Dijkstra pada sistem navigasi berbasis lokasi nyata
2	Wang et al. (2023)	Dijkstra – kendaraan otonom	Rute dinamis real-time	Menunjukkan skalabilitas Dijkstra pada jaringan jalan yang berubah
3	Kurniawan et al. (2022)	K-Means – clustering tempat makan	Pengelompokan kuliner per kecamatan	Membuktikan efektivitas K-Means untuk domain restoran yang serupa
4	Kristanto et al. (2024)	Recursive K-Means – rekomendasi dinamis	Cluster adaptif terhadap perubahan data	Menjadi acuan pengembangan clustering adaptif pada penelitian ini

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 K-Means Clustering

K-Means adalah algoritma unsupervised learning yang mengelompokkan data ke dalam K cluster berdasarkan jarak Euclidean terhadap centroid. Algoritma ini bekerja secara iteratif: menginisialisasi centroid, menugaskan tiap titik ke centroid terdekat, memperbarui centroid, dan mengulang hingga konvergensi [4]. Pada penelitian ini, fitur yang digunakan adalah latitude, longitude, dan rating yang telah dinormalisasi menggunakan Min-Max Scaling agar ketiga fitur berkontribusi seimbang.

2.2 Algoritma Dijkstra

Dijkstra adalah algoritma klasik pencarian jalur terpendek pada graf berbobot non-negatif. Algoritma memulai dari simpul sumber, mengeksplor simpul dengan jarak terkecil menggunakan priority queue, dan memperbarui jarak simpul tetangga hingga semua simpul dikunjungi [3]. Dalam penelitian ini, graf dibangun dari data segmen jalan OSRM (*Open Source Routing Machine*) dengan bobot jarak geodesik Haversine.

2.3 Silhouette Coefficient

Silhouette Coefficient mengukur kualitas cluster dengan membandingkan kekompakan intra-cluster (a) dan pemisahan antar-cluster (b). Nilai berkisar dari -1 hingga 1, di mana nilai $> 0,7$ menunjukkan cluster yang baik dan $> 0,8$ sangat baik [5]. Metode Elbow digunakan sebagai pelengkap, mengidentifikasi K di mana penurunan Inertia mulai melambat secara signifikan.

2.4 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

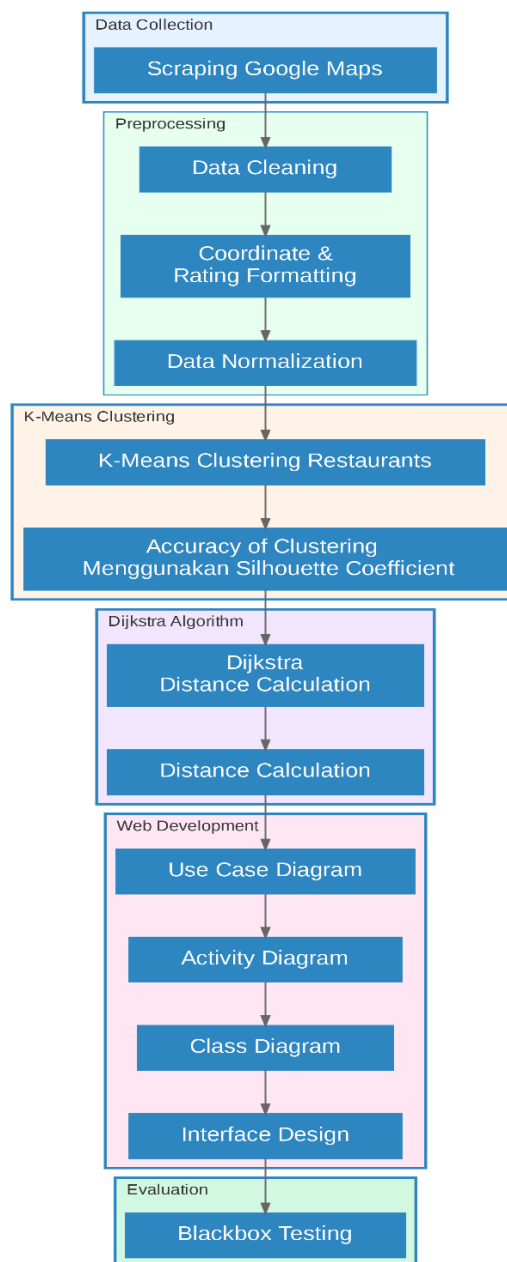
MAPE mengukur akurasi estimasi secara proporsional terhadap nilai aktual. Nilai $MAPE < 10\%$ dikategorikan sebagai akurasi sangat baik [6]. Pada penelitian ini MAPE digunakan untuk mengukur kedekatan jarak Dijkstra terhadap jarak rute Google Maps sebagai ground truth.

2.5 Pengembangan Web

Sistem dibangun menggunakan PHP sebagai backend, HTML/CSS untuk antarmuka, Python untuk proses analisis data (scraping, preprocessing, clustering), serta Leaflet.js untuk visualisasi peta interaktif. Data lokasi restoran diperoleh melalui web scraping Google Maps menggunakan Selenium WebDriver.

3. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian terdiri dari lima tahap utama yang dilaksanakan secara berurutan: pengumpulan data, preprocessing, K-Means Clustering, perhitungan jarak Dijkstra, dan pengembangan web. Gambar 1 menunjukkan diagram tahapan penelitian secara keseluruhan.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

3.1 Pengumpulan Data

Data restoran diperoleh melalui scraping Google Maps menggunakan Selenium WebDriver. Atribut yang dikumpulkan meliputi nama restoran, rating, jumlah ulasan, kisaran harga, kategori, jam operasional, dan tautan Google Maps. Koordinat latitude dan longitude diekstrak dari tautan. Hasil scraping menghasilkan 114 data restoran di wilayah Kota Palangka Raya.

3.2 Preprocessing

Preprocessing mencakup tiga tahap: (1) Data Cleaning – penghapusan karakter encoding rusak, pemisahan rating dari kategori, dan penghapusan kolom tidak relevan; (2) Coordinate dan Rating Formatting – konversi koordinat ke desimal numerik dan normalisasi format waktu tutup menjadi HH:MM; (3)

Normalisasi Data – penerapan Min-Max Scaling pada fitur latitude, longitude, dan rating ke rentang [0,1] agar tidak terjadi dominasi fitur dalam perhitungan K-Means.

3.3 K-Means Clustering

K-Means dijalankan menggunakan fitur latitude, longitude, dan rating_norm (rating yang telah dinormalisasi). Penentuan K optimal dilakukan dengan dua metode: Silhouette Coefficient dan Metode Elbow, pada rentang K=2 hingga K=10. Tabel 2 menampilkan parameter konfigurasi K-Means yang digunakan.

Tabel 2. Parameter K-Means Clustering

Parameter	Nilai
Algoritma	K-Means (scikit-learn)
Fitur Input	latitude, longitude, rating_norm
Rentang K Uji	2 – 10
n_init	20
random_state	42
Metrik Evaluasi	Silhouette Coefficient + Inertia (Elbow)
K Terpilih	8 (Silhouette 0,812; Inertia elbow point)

3.4 Perhitungan Jarak Dijkstra

Graf jaringan jalan dibangun dari data segmen jalan OSRM dengan bobot jarak geodesik Haversine. Dijkstra dieksekusi dari koordinat pengguna menuju setiap restoran dalam cluster terdekat. Validasi akurasi dilakukan dengan membandingkan 20 hasil jarak Dijkstra terhadap jarak rute Google Maps menggunakan metrik MAE, MAPE, dan korelasi Pearson.

3.5 Pengembangan Web

Website dikembangkan menggunakan PHP (backend), HTML/CSS (antarmuka), dan Leaflet.js (peta interaktif). Sistem menyediakan dua antarmuka: (1) Halaman User – pencarian restoran berdasarkan lokasi dan filter rating, visualisasi cluster, dan rute Dijkstra; (2) Halaman Admin – CRUD data restoran dan fitur re-clustering. Pengujian fungsional dilakukan melalui blackbox testing pada seluruh fitur utama.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Preprocessing

Dataset awal hasil scraping sebanyak 114 data restoran mengandung karakter encoding rusak, format teks tidak terstandarisasi, dan kolom tidak relevan. Setelah proses data cleaning, 114 entri tetap dipertahankan karena tidak ditemukan data duplikasi atau data kosong pada atribut utama. Setelah coordinate formatting, setiap restoran memiliki kolom Restaurant ID, Nama, Rating (float), Latitude, Longitude, dan Closing Time dalam format HH:MM yang konsisten. Normalisasi Min-Max Scaling selanjutnya menyamakan skala ketiga fitur untuk keperluan clustering.

4.2 Hasil K-Means Clustering

4.2.1 Penentuan Jumlah Cluster

Evaluasi dilakukan menggunakan dua metode untuk K=2 hingga K=10. Tabel 3 menyajikan nilai Inertia (Metode Elbow) dan Tabel 4 menyajikan nilai Silhouette Coefficient.

Tabel 3. Nilai Inertia dari Setiap K (Metode Elbow)

K	Inertia
2	557,229
3	453,314
4	411,929
5	323,860
6	310,639
7	314,687

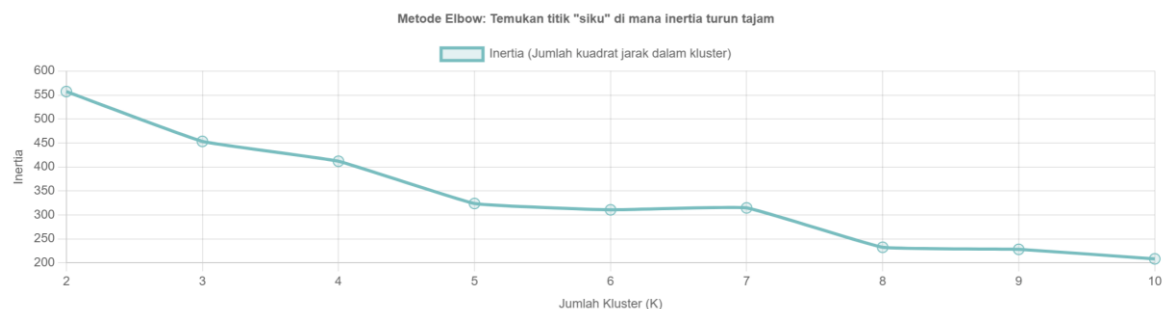
8	232,546
9	228,241
10	208,438

Tabel 4. Nilai Silhouette dari Setiap K

K	Silhouette
2	0,553045
3	0,616861
4	0,584365
5	0,629321
6	0,664790
7	0,728677
8	0,812071
9	0,879203
10	0,923051

Berdasarkan Tabel 3, titik elbow terjadi pada K=8 (Inertia 232,546) di mana penurunan mulai melambat. Nilai Silhouette pada K=8 sebesar 0,812 (Tabel 4) menunjukkan kualitas cluster sangat baik. Meskipun K=9 dan K=10 menghasilkan Silhouette lebih tinggi, K=8 dipilih sebagai kompromi optimal antara kualitas cluster dan kemudahan interpretasi zona wilayah dalam sistem. Gambar 2 memvisualisasikan kurva Silhouette dan grafik Elbow.

Inertia vs Jumlah Kluster



Gambar 2. Grafik Silhouette dan Elbow (K=2-10)

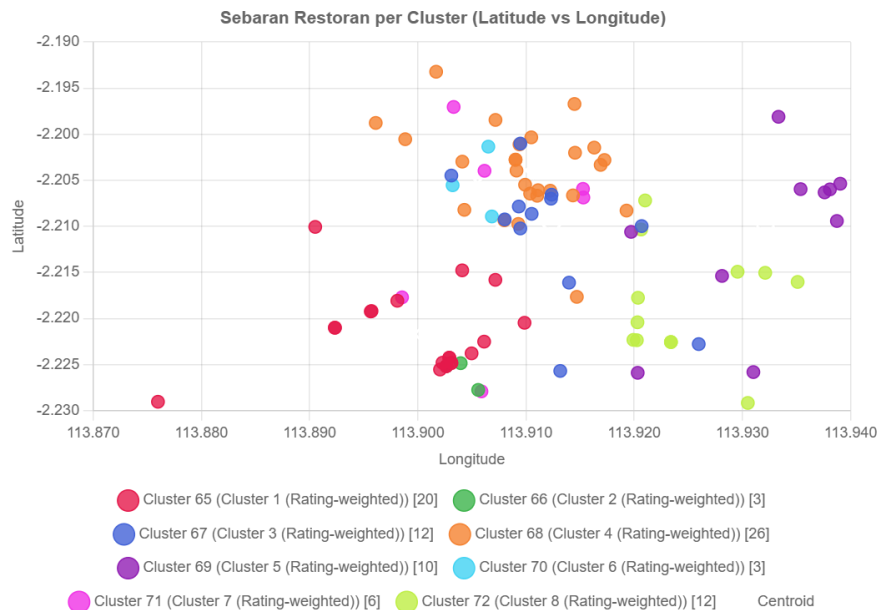
4.2.2 Distribusi Cluster (K=8)

Tabel 5 menampilkan distribusi jumlah restoran pada masing-masing cluster hasil K-Means dengan K=8. Cluster 4 memiliki jumlah restoran terbanyak (26 restoran), mencerminkan kepadatan kuliner di kawasan pusat kota. Cluster 2 dan 6 memiliki 3 restoran, menunjukkan titik terisolasi secara geografis.

Tabel 5. Distribusi Jumlah Restoran per Cluster (K=8)

Cluster ID	Nama Cluster	Jumlah Restoran
65	Cluster 1	20
66	Cluster 2	3
67	Cluster 3	12
68	Cluster 4	26
69	Cluster 5	10
70	Cluster 6	3
71	Cluster 7	6
72	Cluster 8	12

Gambar 3 menampilkan sebaran spasial restoran per cluster pada koordinat latitude–longitude. Cluster 4 (oranye) mendominasi kawasan tengah kota, sementara Cluster 5 dan 8 tersebar ke arah timur menunjukkan zona kuliner berkembang di pinggiran kota.



Gambar 3. Sebaran Spasial Restoran per Cluster (K=8)

4.3 Hasil Pengukuran Jarak Dijkstra

Tabel 6 menyajikan perbandingan lengkap antara jarak Dijkstra dan jarak Google Maps pada 20 restoran uji beserta nilai error absolut dan persentase error. Titik asal pengujian berada pada koordinat -2.206772 , 113.908915 .

Tabel 6. Perbandingan Error Jarak Dijkstra dan Google Maps

No	Nama Restoran	Dijkstra (km)	Gmaps (km)	Error (km)	Error (%)
1	Trubus Resto & Cake	0,214	0,210	0,004	1,90
2	Warung Makan Gunawan Simp Kurun – Sei Hanyo	1,712	2,330	0,618	26,52
3	Rumah Makan Abang Jali	2,032	2,064	0,032	1,55
4	SAMBEL ULEG	2,634	3,026	0,392	12,96
5	Rumah Makan Ikan Bakar Pelangi 2	2,719	2,774	0,055	1,98
6	WARUNG HIKMAH ESTU	3,053	2,439	0,614	25,17
7	Warung Makan Jawa Timur	3,200	3,626	0,426	11,75
8	RM. Pelangi 1	3,293	3,364	0,071	2,11
9	Rumah Makan Pelangi Utama	3,079	3,500	0,421	12,03
10	Pancen Enak	3,467	3,860	0,393	10,18
11	Warung Mama Tari	3,468	4,114	0,646	15,70
12	Ronde Prambanan	3,581	4,076	0,495	12,14
13	Rumah Makan Abah Firhan 2	3,705	3,950	0,245	6,20
14	Mie Gacoan – George Obos	3,713	3,950	0,237	6,00
15	Warung Makan Vaganza88	3,768	4,100	0,332	8,10
16	Warung Makan Al-firdaus	3,770	4,100	0,330	8,05
17	Warung Lontong dan Nasi Kuning	3,888	4,200	0,312	7,43
18	BAKOEL COBEK	4,729	4,400	0,329	7,48

19	RM Ayam Penyet Surabaya	4,323	4,720	0,397	8,41
20	Angkringan Mbah Man	4,685	4,400	0,285	6,48
		Rata-rata		0,332 km	9,61%

Berdasarkan Tabel 6, nilai MAE sebesar 0,332 km menunjukkan rata-rata selisih absolut sekitar 332 meter per rute. Nilai MAPE 9,61% berada di bawah ambang 10% yang dikategorikan akurasi sangat baik [6]. Error tinggi (>20%) hanya terjadi pada dua titik (Warung Gunawan Simp Kurun dan Warung Hikmah Estu) akibat kompleksitas persimpangan dan jalan satu arah yang tidak sepenuhnya terrepresentasikan dalam graf. Korelasi Pearson sebesar 0,95 membuktikan hubungan linier yang sangat kuat antara jarak Dijkstra dan Google Maps.

4.4 Pengujian Blackbox

Pengujian blackbox dilakukan pada seluruh fitur utama sistem. Tabel 7 dan Tabel 8 merangkum hasil pengujian halaman User dan Admin.

Tabel 7. Hasil Pengujian Blackbox – Halaman User

No	Skenario Uji	Input	Hasil yang Diharapkan	Hasil Aktual	Status
1	Input lokasi otomatis (Geolocation)	Tekan tombol 'Use My Location'	Latitude/longitude terisi otomatis	Koordinat terisi dengan benar	✓ Berhasil
2	Input lokasi manual	Masukkan lat/Ing secara manual	Sistem menerima lokasi manual sebagai titik asal	Lokasi manual digunakan sebagai acuan	✓ Berhasil
3	Filter rating minimum	Rating minimum = 4.0	Hanya restoran rating ≥ 4.0 ditampilkan	Data tersaring sesuai batas rating	✓ Berhasil
4	Validasi form kosong	Submit tanpa nama/email	Pesan validasi error muncul	Form tidak diproses sampai lengkap	✓ Berhasil
5	Menjalankan clustering	Lokasi + dataset restoran	Cluster terdekat terpilih, daftar restoran difilter	Cluster terdekat dan daftar restoran tampil	✓ Berhasil
6	Tampil daftar restoran terdekat	Klik 'Search Restaurants'	Daftar restoran diurutkan berdasarkan jarak	Urutan jarak sesuai perhitungan sistem	✓ Berhasil
7	Hitung rute Dijkstra	Klik 'Dijkstra Route'	Polyline rute tampil di peta	Rute tampil dari titik asal ke restoran tujuan	✓ Berhasil
8	Integrasi peta Leaflet	Buka halaman peta	Peta Leaflet tampil, dapat zoom dan geser	Peta responsif dan interaktif	✓ Berhasil
9	Tombol 'Open in Maps'	Klik tombol	Google Maps terbuka di tab baru	Lokasi restoran sesuai di Google Maps	✓ Berhasil

Tabel 8. Hasil Pengujian Blackbox – Halaman Admin

No	Skenario Uji	Input	Hasil yang Diharapkan	Hasil Aktual	Status
1	Login dengan kredensial benar	Username + password valid	Akses ke dashboard admin	Masuk ke dashboard berhasil	✓ Berhasil
2	Login dengan password salah	Username benar, password salah	Pesan error, akses ditolak	Pesan 'salah' tampil	✓ Berhasil
3	Tambah data restoran	Isi form lalu 'Save'	Data tersimpan, muncul di daftar	Restoran baru tampil di admin dan pencarian	✓ Berhasil

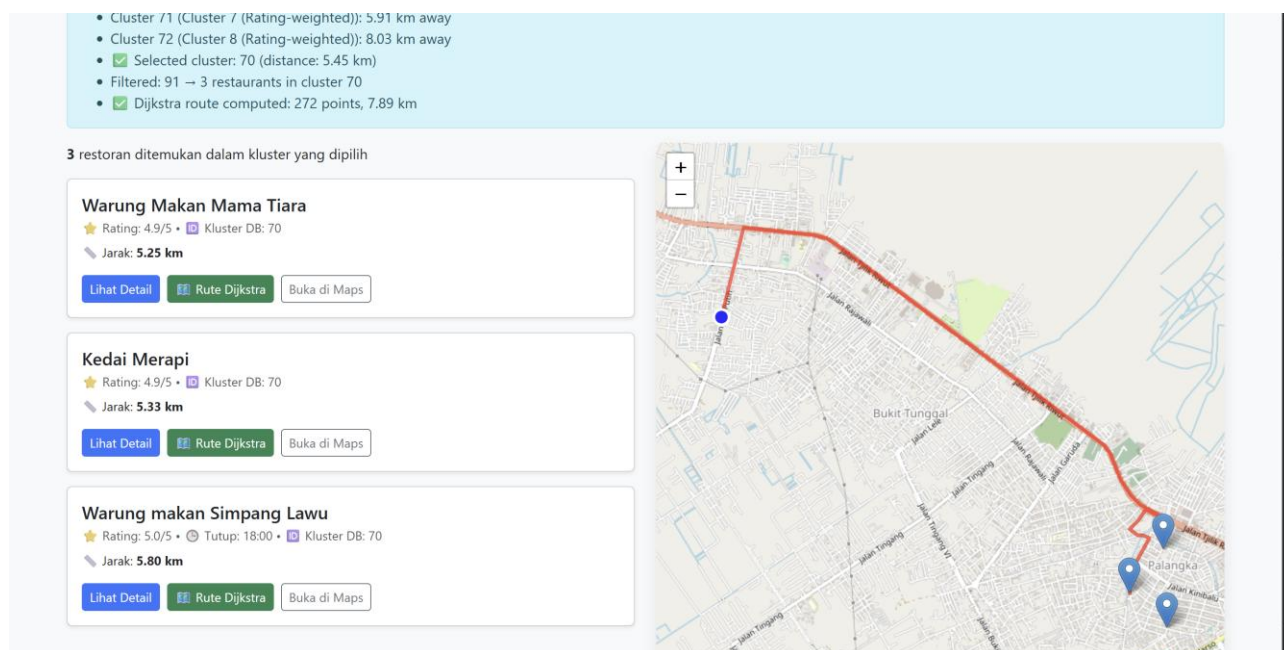
4	Ubah data restoran	Edit field lalu simpan	Perubahan terefleksi	Data terbaru di admin dan pencarian	✓ Berhasil
5	Hapus data restoran	Klik 'Delete' + konfirmasi	Restoran tidak muncul lagi	Terhapus dari admin dan pencarian	✓ Berhasil
6	Re-clustering	Klik 'Run Clustering'	Cluster_id restoran diperbarui	Proses selesai, cluster_id terbaru	✓ Berhasil

Seluruh 15 skenario uji (9 user + 6 admin) dinyatakan berhasil. Sistem mampu menangani input lokasi, clustering, perutean Dijkstra, visualisasi peta, CRUD restoran, dan re-clustering tanpa kegagalan fungsi. Hal ini membuktikan kesiapan fungsional sistem untuk digunakan dalam lingkungan nyata.

4.5 Implementasi Antarmuka Sistem

Gambar 4 menampilkan tampilan halaman pencarian dan hasil rekomendasi restoran berbasis cluster, sedangkan Gambar 5 menampilkan visualisasi rute Dijkstra pada peta Leaflet.

Gambar 4. Halaman Pencarian Restoran



Gambar 5. Visualisasi Rute Dijkstra pada Peta Interaktif Leaflet

5. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membangun website pencarian lokasi tempat makan terdekat yang mengintegrasikan K-Means Clustering dan algoritma Dijkstra. Tiga kesimpulan utama diperoleh: (1) K-Means Clustering dengan K=8 terbukti efektif mengelompokkan 114 restoran di Palangka Raya berdasarkan kedekatan geografis dan rating, menghasilkan nilai Silhouette 0,812 yang termasuk kategori sangat baik; (2) Algoritma Dijkstra berhasil menghitung rute terpendek dengan MAPE 9,61% dan korelasi Pearson 0,95 terhadap Google Maps, menunjukkan akurasi yang baik dan hubungan linier yang sangat kuat; (3) Seluruh fitur sistem lulus pengujian blackbox (100%), membuktikan bahwa sistem fungsional, stabil, dan siap digunakan. Integrasi kedua algoritma menghasilkan sistem rekomendasi berbasis lokasi yang mampu mengurangi beban kognitif pengguna, menyajikan pilihan terstruktur per wilayah, dan memberikan rute yang efisien secara jarak.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kurniawan, R. A., Hasibuan, M. S., Piramida, & Ramadhan, R. S. (2022). Penerapan algoritma K-Means untuk clustering tempat makan di Batubara. *COSIE*, 1(1), 10–18.
- [2] Kristanto, A., Oktavianto, W., & Nugroho, R. (2024). Model rekomendasi kunjungan menggunakan analisis recursive K-Means clustering. *Jurnal Aksara Informatika*, 10(1), 1–10.
- [3] Chakradhari, P., Sahdev, S., & Dwivedi, A. (2024). Study the optimization of Dijkstra's algorithm. *Journal of Ravishankar University, Part-B*, 37(2), 18.
- [4] Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern Recognition Letters*, 31(8), 651–666.
- [5] Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53–65.
- [6] Kim, S., & Kim, H. (2021). Evaluation of forecasting accuracy measures for transportation demand prediction. *Sustainability*, 13(12), 6712.
- [7] Wang, Y., Liu, Q., & Zhang, L. (2023). Real-time route optimization in autonomous vehicles using Dijkstra's algorithm. *International Journal of Smart Transportation*, 15(1), 45–59.
- [8] Li, S., Zhang, J., & Sun, X. (2021). Pathfinding optimization for public transportation systems using Dijkstra's algorithm. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 21(4), 300–311.
- [9] Batz, G. V., Geisberger, R., Sanders, P., & Vetter, C. (2020). Minimum time-dependent travel times with contraction hierarchies. *ACM Journal of Experimental Algorithmics*, 25, 1–24.
- [10] Delling, D., Goldberg, A. V., Pajor, T., & Werneck, R. F. (2021). Customizable route planning in road networks. *Transportation Science*, 55(1), 1–20.
- [11] Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L., & Stein, C. (2009). *Introduction to algorithms* (3rd ed.). MIT Press.
- [12] Garcia, S., Luengo, J., & Herrera, F. (2015). *Data preprocessing in data mining*. Springer.