

Analisis Penempatan TPS Berdasarkan Kluster Jarak Menggunakan Algoritma Dijkstra

Zulkifli Halim¹ | Chyquitha Danuputri^{*2} | Fahrir Irhamna Rahman²

¹ Mahasiswa Program Studi Informatika,
Fakultas Teknik, Universitas
Muhammadiyah Makassar, Indonesia.
Email:
105841107121@student.unismuh.ac.id

² Program Studi Informatika, Fakultas Teknik,
Universitas Muhammadiyah Makassar,
Indonesia.
Email:
chyquithadanuputri@unismuh.ac.id
fachrim141020@unismuh.ac.id

Korespondensi:
*Chyquitha Danuputri
chyquithadanuputri@unismuh.ac.id

ABSTRAK

Pemetaan dan penempatan Tempat Pemungutan Suara (TPS) merupakan aspek penting dalam penyelenggaraan pemilihan umum karena berpengaruh langsung terhadap aksesibilitas pemilih dan efisiensi distribusi Daftar Pemilih Tetap (DPT). Permasalahan yang sering muncul adalah ketidakseimbangan jumlah DPT antar TPS serta jarak tempuh pemilih yang kurang optimal. Penelitian ini bertujuan untuk memetakan dan mengelompokkan TPS berdasarkan kluster jarak dengan mempertimbangkan distribusi DPT menggunakan pendekatan komputasional. Metode yang digunakan mengombinasikan algoritma *Dijkstra* untuk menghitung jarak terpendek antar titik wilayah dan algoritma *K-Means* untuk melakukan pengelompokan TPS berdasarkan kedekatan geografis. Data yang digunakan berupa data DPT tingkat RT/RW beserta koordinat geografisnya pada satu wilayah kelurahan sebagai studi kasus. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan klusterisasi berbasis jarak mampu menghasilkan pembagian TPS yang lebih terstruktur, seimbang dari sisi jumlah DPT, serta meningkatkan efisiensi jangkauan wilayah layanan TPS. Dengan demikian, metode yang diusulkan dapat menjadi alternatif pendukung pengambilan keputusan dalam perencanaan dan penataan TPS secara objektif dan berbasis data.

Kata Kunci: Pemetaan TPS, Daftar Pemilih Tetap, *Dijkstra*, *K-Means*, Kluster Jarak

ABSTRACT

Mapping and placement of polling stations are crucial aspects of election management, as they directly affect voter accessibility and the efficiency of voter distribution. Common challenges include imbalanced numbers of registered voters among polling stations and suboptimal travel distances for voters. This study aims to map and cluster polling stations based on distance while considering the distribution of registered voters using a computational approach. The proposed method combines the Dijkstra algorithm to calculate shortest paths between regional points and the K-Means algorithm to perform clustering based on geographical proximity. The dataset consists of registered voter data at the neighborhood level along with their geographic coordinates within a selected urban area as a case study. The results indicate that distance-based clustering produces a more structured distribution of polling stations, achieves a more balanced voter allocation, and improves service coverage efficiency. Therefore, the proposed approach can serve as a data-driven and objective decision-support method for planning and organizing polling station placement.

Keywords : *Polling Station Mapping, Registered Voters, Dijkstra Algorithm, K-Means Clustering, Distance-Based Clustering*

1 | PENDAHULUAN

Pemilihan umum merupakan salah satu proses penting dalam sistem demokrasi yang membutuhkan pengelolaan data pemilih secara efektif dan efisien. Salah satu komponen utama dalam penyelenggaraan pemilu adalah penentuan lokasi Tempat Pemungutan Suara (TPS) serta pengelompokan Daftar Pemilih Tetap (DPT) yang sesuai dengan wilayah tempat tinggal pemilih. Penentuan distribusi TPS yang tidak optimal dapat menyebabkan jarak tempuh pemilih menjadi terlalu jauh,

ketidakseimbangan jumlah pemilih pada TPS tertentu, serta berpotensi menimbulkan ketidakefisienan dalam pelaksanaan pemungutan suara. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan berbasis data yang mampu membantu proses pemetaan dan pengelompokan pemilih secara lebih sistematis dan terstruktur (Sugiyono, 2017).

Perkembangan teknologi informasi dan analisis data memungkinkan penerapan berbagai metode komputasi untuk menyelesaikan permasalahan pengelompokan data dalam skala besar dengan memanfaatkan pustaka *machine learning* seperti *Scikit-learn* (*Scikit-learn Developers*, 2023). Salah satu metode yang sering digunakan adalah algoritma *K-Means Clustering*, yang merupakan teknik pengelompokan data tanpa label (*unsupervised learning*) yang bekerja dengan membagi data ke dalam beberapa kelompok berdasarkan tingkat kemiripan karakteristik tertentu (Han et al., 2012). Metode ini telah banyak digunakan dalam berbagai bidang, seperti pemetaan wilayah, pengelompokan dokumen, hingga analisis data sosial. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa algoritma *K-Means* dapat digunakan untuk melakukan pemetaan wilayah berdasarkan indikator tertentu secara efektif (Cahyati, 2017), serta mampu mengelompokkan dokumen atau data teks berdasarkan karakteristik yang dimilikinya (Hudin, 2018). Selain itu, penelitian lain juga menunjukkan bahwa metode *K-Means* dapat digunakan untuk melakukan analisis pengelompokan pada berbagai jenis data, termasuk data sosial dan kependudukan (Zen, 2025). Pengembangan metode *K-Means* juga terus dilakukan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi proses pengelompokan data (Zhao et al., 2020).

Dalam konteks pemetaan pemilih, beberapa penelitian telah memanfaatkan metode clustering untuk meningkatkan efisiensi pengelompokan data pemilih. Penerapan algoritma *K-means* mampu meningkatkan model pengelompokan data pemilih sehingga distribusi pemilih menjadi lebih terstruktur (Aldi et al., 2025). Selain itu, metode klasterisasi juga dapat digunakan untuk memetakan lokasi TPS secara lebih sistematis berdasarkan distribusi pemilih di suatu wilayah (Cahyani, 2025).

Selain pengelompokan data pemilih, faktor jarak tempuh antara pemilih dan TPS juga menjadi aspek penting yang perlu dipertimbangkan. Untuk menghitung jarak tempuh secara lebih realistis, dapat digunakan algoritma pencarian jalur terpendek seperti algoritma *Dijkstra*, yang mampu menentukan rute dengan jarak minimum pada suatu jaringan graf (Li et al., 2021). Pendekatan serupa juga digunakan dalam estimasi waktu tempuh perjalanan berbasis jaringan jalan dengan memanfaatkan data peta digital (Wang & Xu, 2017). Dalam penelitian ini, jaringan jalan diperoleh dari data *OpenStreetMap* yang dapat diakses dan dianalisis menggunakan pustaka *OSMnx* dalam bahasa pemrograman *Python* (Boeing, 2017; *OpenStreetMap Contributors*, 2024). *OSMnx* memungkinkan proses pengambilan, pembangunan, serta analisis jaringan jalan secara otomatis, termasuk analisis struktur jaringan jalan secara spasial (Boeing, 2021), sehingga dapat digunakan untuk menghitung jarak tempuh berdasarkan kondisi jaringan jalan yang sebenarnya. Penggunaan data spasial dan jaringan jalan juga menjadi salah satu pendekatan penting dalam analisis geografis modern untuk memahami pola aktivitas manusia dan mobilitas wilayah (Yu & Shaw, 2016). Hasil analisis ini selanjutnya dapat divisualisasikan menggunakan pustaka pemetaan berbasis *Python* seperti *Folium* (*Folium Developers*, 2024).

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk melakukan pemetaan DPT dan penentuan lokasi TPS berdasarkan klaster jarak dengan menggunakan kombinasi algoritma *K-Means Clustering* dan *Dijkstra*. Metode *K-Means* digunakan untuk mengelompokkan data pemilih berdasarkan lokasi tempat tinggal, sedangkan algoritma *Dijkstra* digunakan untuk menghitung jarak terpendek antara titik pemilih dan lokasi TPS melalui jaringan jalan. Dengan pendekatan ini diharapkan dapat dihasilkan pemetaan distribusi TPS yang lebih optimal, sehingga jarak tempuh pemilih menjadi lebih efisien dan distribusi jumlah pemilih pada setiap TPS menjadi lebih seimbang.

2 | METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan analisis spasial untuk memetakan distribusi Daftar Pemilih Tetap (DPT) dan lokasi Tempat Pemungutan Suara (TPS) di Kelurahan Borong, Kecamatan Manggala, Kota Makassar. Metode yang diterapkan menggabungkan algoritma *K-Means* untuk mengelompokkan RT berdasarkan kedekatan spasial sesuai kebutuhan jumlah TPS pada setiap RW, serta algoritma *Dijkstra* untuk menghitung jarak terpendek antara RT dan TPS berdasarkan jaringan jalan aktual. Data yang digunakan berupa data DPT, koordinat geografis RT, dan data jaringan jalan yang diperoleh dari *OpenStreetMap*. Seluruh proses pengolahan data, perhitungan jarak, dan visualisasi hasil dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* dengan dukungan pustaka analisis data dan pemetaan.

2.1 | Lokasi Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan di Kelurahan Borong, Kecamatan Manggala, Kota Makassar, Provinsi Sulawesi Selatan. Wilayah ini dipilih sebagai lokasi penelitian karena memiliki jumlah DPT yang cukup besar serta persebaran RT dan RW yang beragam, sehingga sesuai untuk penerapan analisis spasial dalam pemetaan DPT dan penentuan lokasi TPS.

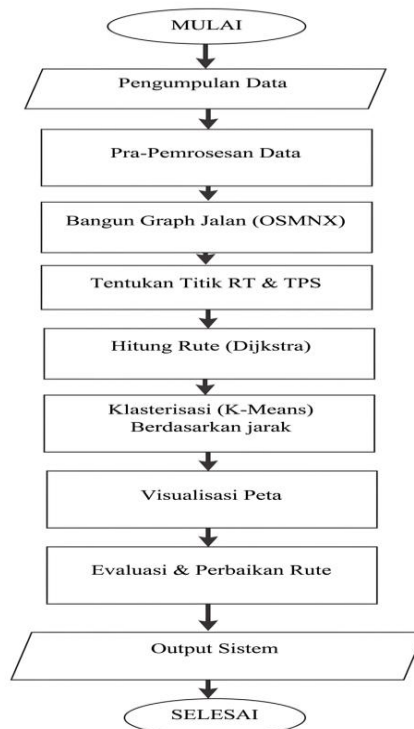
2.2 | Teknik Pengumpulan Data

Data yang digunakan diperoleh dari sumber resmi dan data pendukung berbasis geospasial. Data utama berupa Daftar Pemilih Tetap (DPT) Kelurahan Borong yang mencakup informasi RT, RW, serta jumlah pemilih pada setiap RT. Data ini digunakan untuk mengetahui distribusi pemilih dan sebagai dasar dalam penentuan kebutuhan jumlah TPS pada masing-masing wilayah. Selain itu, data koordinat geografis RT diperoleh dari data administrasi wilayah dan diolah untuk mendapatkan titik representatif setiap RT dalam bentuk lintang (*latitude*) dan bujur (*longitude*). Data geospasial jaringan jalan dikumpulkan melalui *OpenStreetMap (OSM)* dengan bantuan pustaka *OSMnx*, yang digunakan untuk membangun graf jaringan jalan sebagai dasar perhitungan jarak terpendek menggunakan algoritma *Dijkstra*.

2.3 | Perancangan Sistem

Perancangan sistem pada penelitian ini bertujuan untuk menggambarkan alur kerja sistem dalam melakukan pemetaan DPT dan penentuan lokasi TPS berdasarkan kluster jarak. **Gambar 1** menunjukkan flowchart sistem yang terdiri dari sebagai berikut:

- Mulai.
- Pengumpulan Data meliputi: Data DPT dan Data koordinat RT/RW
- Pra-pemrosesan Data meliputi: Pembersihan data dan Agregasi titik RT per RW
- Pembuatan *Graph OSMNX*, mengambil jaringan jalan.
- Penentuan titik RT dan TPS meliputi:
 - menentukan *centroid* RT
 - menentukan koordinat TPS.
- Perhitungan jarak terpendek meliputi:
 - mencari node terdekat dari RT
 - node terdekat dari TPS
- Klasterisasi (*K-Means*) berdasarkan jarak, input mariks, jumlah kluster.
- Visualisasi pemetaan yaitu titik RT, titik TPS, garis rute terpendek, warna kluster per TPS.
- Evaluasi dan analisis meliputi:
 - mengecek RT tanpa rute
 - menghapus garis yang tidak sesuai
- Output sistem meliputi peta digital, table jarak, kluster wilayah TPS
- Selesai.



GAMBAR 1 Flowchart Perancangan Sistem

2.4 | Perancangan Basis Data

Sistem menggunakan dua table utama:

TABEL 1 Format RT

NO	Kolom	Keterangan
1	RW	Nomor RW
2	RT	Nomor RT
3	rt_latitude	Koordinat latitude RT
4	rt_longitude	Koordinat longitude RT
5	jumlah_dpt	Jumlah pemilih
6	cluster_tps	TPS tujuan RT
7	jarak_ke_tps_meter	Jarak tempuh ke TPS

TABEL 2 Format TPS

NO	Kolom	Keterangan
1	RW	Nomor RW
2	Cluster_tps	Nomor TPS dalam RW
3	Tps_latitude	Koordinat TPS
4	Tps_longitude	Koordinat TPS
5	Total_dpt	Total DPT TPS
6	Jumlah_rt	Jumlah RT dalam TPS

2.5 | Teknik Pengujian Sistem

Teknik pengujian sistem dalam penelitian ini bertujuan untuk memastikan bahwa sistem yang dikembangkan mampu melakukan pemetaan DPT ke TPS secara akurat, logis, dan sesuai dengan kondisi jaringan jalan di lapangan.

- Pengujian Kualitas Data (*Data Validation Testing*)
- Pengujian Algoritma *Dijkstra* (*Route & Distance Testing*)
- Pengujian Algoritma *K-Means* (*Clustering Testing*)
- Pengujian Visualisasi Peta (*Visualization Testing*)
- Validasi Hasil (*Result Validation*)

2.6 | Teknik Analisis Data

Teknik analisis data dalam penelitian ini dilakukan secara bertahap dan sistematis untuk menghasilkan pemetaan RT ke TPS berdasarkan jarak jaringan jalan serta keseimbangan jumlah DPT. Analisis data dilakukan melalui lima tahap utama, yaitu:

- Analisis Deskriptif Data DPT
 - Analisis jumlah DPT per RT dan RW
 - Penentuan jumlah TPS per RW
- Analisis Spasial Koordinat RT
 - Pembersihan dan validasi koodinat
 - Pemetaan awal RT
- Analisis Klaster dengan *K-Means*
 - Penentuan jumlah kluster (K)
 - Penerapan *K-Means* per RW
- Analisis Jarak Berbasis Jaringan (*Dijkstra*)
 - Pembentukan graf *OSMNX*
 - Penentuan node terdekat
 - Perhitungan jarak terpendek
- Analisis Keseimbangan Beban TPS
 - Perhitungan total DPT per TPS
 - Evaluasi kapasitas TPS
- Analisis Visualisasi dan Interpretasi Peta
 - Kesesuaian rute dengan kluster
 - Keterbacaan peta

3 | HASIL

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi *algoritma K-Means* dan *Dijkstra* mampu menghasilkan pemetaan TPS yang lebih terstruktur, seimbang, dan berbasis jarak tempuh aktual. Hasil visualisasi pada **Gambar 2** memperlihatkan sebagai berikut, Garis merah dari polygon dengan koordinat Kelurahan Borong secara realtime dari koordinat dan Titik hijau sebagai centroid atau titik tengah.



GAMBAR 2 Peta Polygon Kelurahan Borong

3.1 | Deskripsi Data Penelitian

Data utama yang digunakan dalam penelitian ini adalah data DPT Kelurahan Borong yang diperoleh dalam format CSV (`dpt_borong.csv`). Berdasarkan hasil pengolahan awal data, **Tabel 3** diperoleh ringkasan sebagai berikut: Total RW di Kelurahan Borong: sesuai jumlah unik pada kolom RW, Total RT (kombinasi RW-RT): hasil dari penghapusan duplikasi pasangan RW dan RT, Total DPT: jumlah keseluruhan baris dalam dataset

TABEL 3 Total Data

No	Indikator	Nilai
1	Total RW	12
2	Total RT	63
3	Total DPT	13.834

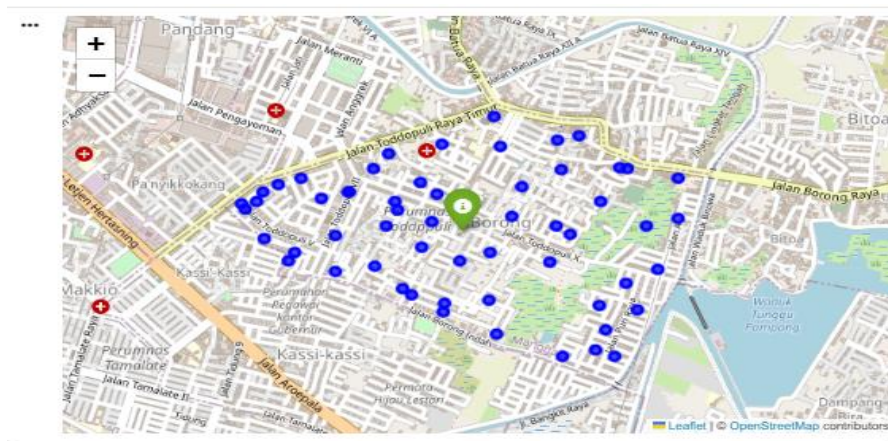
Penentuan jumlah TPS per RW berdasarkan total DPT dengan ketentuan bahwa hal ini mengikuti regulasi dari KPU dimana pada setiap TPS maksimal hanya menampung 600 DPT per TPS Pada **Tabel 4** diperoleh ringkasan sebagai berikut, RW, `total_dpt_rw`, `total pemilih dalam rw`, `jumlah_tps_rw`, `total tps dalam rw`, `rata_dpt_per_tps`, `rata-rata pemilih per tps`

TABEL 4 TPS per RW

No	RW	total_dpt_rw	jumlah_tps_rw	rata_dpt_per_tps
1	1	1299	3	433
2	2	1537	3	512
3	3	1733	3	577
4	4	1048	2	524
5	5	676	2	338
6	6	1083	2	541
7	7	1172	2	586
8	8	1096	2	548
9	9	1672	3	557
10	10	623	2	311
11	11	848	2	424
12	12	1047	2	523

3.2 | Hasil Klasterisasi RT menggunakan K-Means

Pada **Gambar 3** menunjukkan hasil visualisasi yang terdiri dari 2 keterangan utama meliputi, titik biru yang menunjukkan RT, dari data yang sudah dikemukakan terdapat 63 RT maka ada 63 titik biru pada peta dan titik hijau sebagai Centroid Kelurahan Borong,



GAMBAR 3 Sebaran RT Berdasarkan Koordinat

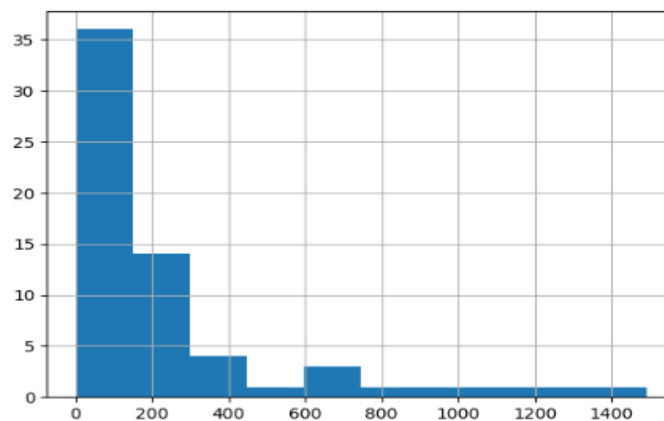
3.3 | Perhitungan Jarak Berbasis Jaringan Jalan (Dijkstra)

Untuk mendapatkan jarak yang lebih realistis, perhitungan jarak RT ke TPS tidak menggunakan jarak garis lurus, tetapi jarak berdasarkan jaringan jalan. **Tabel 4** menghasilkan hasil perhitungan jarak sebagai berikut, *Count* = jumlah data RT, *Mean* = rata-rata jarak ke TPS, *Std* = standar deviasi jarak antar RT, *Min* = lokasi RT sama dengan TPS, 25% = data yang memiliki jarak, 50% = setengah data memiliki jarak, 75% = data yang memiliki jarak, *Max* = jarak terjauh

TABEL 4 Jarak ke TPS

NO	Keterangan	Jarak_ke_tps_meter
1	count	63.000000
2	mean	222.080681
3	std	321.771983
4	min	0.000000
5	25%	0.000000
6	50%	122.059095
7	75%	257.951256
8	max	1492.149323

Pada **Gambar 4** terdiri dari diagram dengan sebagai berikut:sumbu x (jarak dalam meter) dan sumbu y (jumlah RT).

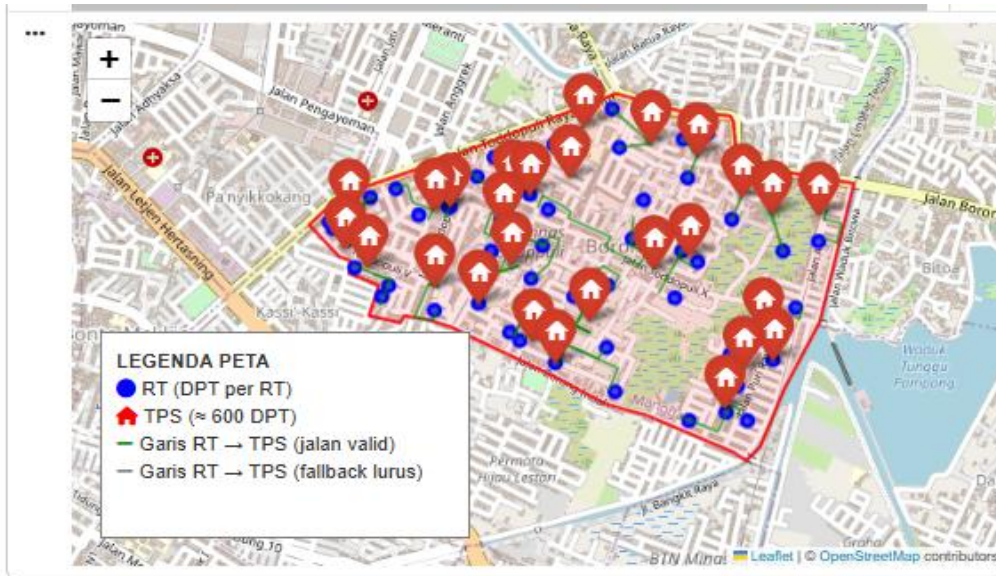


GAMBAR 4 Diagram Jarak dan Jumlah RT

3.4 | Visualisasi Peta dan Route

Visualisasi pada **Gambar 5** dilakukan menggunakan pustaka *Folium* dengan elemen berikut:

- Titik RT ditampilkan sebagai lingkaran biru.
- Titik TPS ditampilkan sebagai marker merah.
- Garis rute jalan dari RT ke TPS ditampilkan sebagai garis hijau mengikuti jaringan jalan.
- Batas Kelurahan Borong ditampilkan sebagai polygon transparan berwarna merah



GAMBAR 5 Visualisasi Peta TPS dan Route

4 | PEMBAHASAN

Hasil pemetaan DPT dan TPS pada penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis kluster jarak mampu memberikan solusi yang lebih rasional dalam penentuan lokasi TPS dibandingkan pendekatan konvensional. Penggunaan algoritma *K-Means* memungkinkan pengelompokan RT dalam satu RW berdasarkan kedekatan geografis, sehingga setiap TPS yang terbentuk melayani pemilih dalam radius yang relatif dekat. Hal ini sejalan dengan prinsip efisiensi akses pemilih terhadap TPS yang menjadi salah satu tujuan utama dalam penyelenggaraan pemilu.

Visualisasi hasil dalam bentuk peta digital memperkuat analisis spasial yang dilakukan. Peta menunjukkan keterkaitan yang jelas antara hasil klusterisasi RT, lokasi TPS yang terbentuk, serta jalur terpendek yang menghubungkan keduanya. Melalui visualisasi ini, dapat diamati bahwa sebagian besar RT memiliki jalur akses yang meskipun terdapat beberapa RT yang memiliki jarak tempuh lebih jauh akibat keterbatasan jaringan jalan atau kondisi geografis wilayah.

Secara keseluruhan, pembahasan hasil penelitian ini menegaskan bahwa kombinasi algoritma *K-Means* dan *Dijkstra* efektif digunakan dalam pemetaan TPS berbasis jarak. Pendekatan ini tidak hanya menghasilkan distribusi TPS yang lebih adil dan terukur, tetapi juga menyediakan dasar analitis yang kuat untuk mendukung pengambilan keputusan dalam perencanaan TPS secara objektif dan berbasis data spasial.

5 | KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa pemetaan Daftar Pemilih Tetap (DPT) dan Tempat Pemungutan Suara (TPS) berbasis kluster jarak dapat dilakukan secara efektif dengan mengombinasikan algoritma *K-Means* dan *Dijkstra*. Algoritma *K-Means* mampu mengelompokkan RT dalam setiap RW berdasarkan kedekatan geografis serta menyeimbangkan jumlah pemilih pada setiap TPS sesuai dengan batas maksimum yang ditetapkan, sehingga distribusi beban pemilih menjadi lebih proporsional.

Dengan demikian, pendekatan yang diusulkan dalam penelitian ini bersifat objektif, terukur, dan berbasis data, serta memiliki potensi untuk diterapkan sebagai alat bantu perencanaan TPS pada skala kelurahan maupun wilayah administratif yang lebih luas. Selain itu, metode klusterisasi dapat dikembangkan menggunakan pendekatan spasial yang lebih canggih (misalnya *constrained K-Means* atau *DBSCAN*) serta simulasi skenario alternatif penempatan TPS, sehingga sistem tidak hanya berfungsi sebagai alat pemetaan, tetapi juga sebagai alat pengambilan keputusan yang lebih komprehensif dalam perencanaan TPS.

Daftar Pustaka

- Aldi, R., Ramadhan, A., & Wahyuni, A. (2025). Improving the voter list clustering model (DPT) using the K-means algorithm in Girinata Village. *Journal of Artificial Intelligence and Engineering Applications*, 4(1), 1–8. <https://ioinformatic.org/index.php/JAIEA/article/download/876/618>
- Boeing, G. (2017). OSMnx: New methods for acquiring, constructing, analyzing, and visualizing complex street networks. *Computers, Environment and Urban Systems*, 65, 126–139. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2017.05.004>
- Boeing, G. (2021). Urban spatial order: street network orientation, configuration, and entropy. *Applied Network Science*, 6(1), 1–19.
- Cahyani, A. D. (2025). Sistem pemetaan dan klasterisasi TPS di Kota Malang dengan algoritma K-Means++. *Jurnal Teknologi dan Sistem Tertanam*, 6(1), 45–52. <https://doi.org/10.33365/jtst.v6i1.4842>
- Cahyati, E. D. (2017). Implementasi K-Means clustering untuk pemetaan desa dan kelurahan di Kabupaten Bangkalan berdasarkan contraceptive prevalence rate dan tingkat pendidikan (Skripsi, Universitas Airlangga). Repositori Universitas Airlangga. <https://repository.unair.ac.id/62634/>
- Folium Developers. (2024). Folium: Python data visualization library. <https://python-visualization.github.io/folium/>
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.
- Hudin, M. S. (2018). Implementasi metode text mining dan K-Means clustering untuk pengelompokan dokumen skripsi (Studi kasus: Universitas Brawijaya) (Skripsi, Universitas Brawijaya). Repositori Universitas Brawijaya. <https://repository.ub.ac.id/14034/>
- Li, Y., Sun, J., & Chen, Y. (2021). Shortest path algorithm based on improved Dijkstra algorithm in traffic network. *Journal of Physics: Conference Series*, 1883, 012082. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1883/1/012082>
- OpenStreetMap Contributors. (2024). OpenStreetMap. <https://www.openstreetmap.org/>
- Scikit-learn Developers. (2023). Scikit-learn: Machine learning in Python. <https://scikit-learn.org/>
- Sugiyono. (2017). *Metode penelitian kuantitatif, kualitatif, dan R&D*. Alfabeta.
- Wang, F., & Xu, Y. (2017). Estimating O–D travel time matrix by Google Maps API: Implementation, advantages, and implications. *Annals of GIS*, 23(1), 1–11. <https://doi.org/10.1080/19475683.2016.1177175>
- Yu, H., & Shaw, S. L. (2016). Exploring potential human activities in physical and virtual spaces: A spatio-temporal GIS approach. *International Journal of Geographical Information Science*, 30(11), 2132–2152. <https://doi.org/10.1080/13658816.2016.1140795>
- Zhao, Z., Liu, H., & Gao, Y. (2020). Research on clustering algorithm optimization based on K-Means algorithm. *Journal of Physics: Conference Series*, 1544, 012166. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1544/1/012166>