

## **CLUSTERING DAFTAR PEMILIH TETAP (DPT) DI DESA KEREMBONG PADA PILKADA 2024 MENGGUNAKAN ALGORITMA K-MEANS DENGAN RAPIDMINER**

**Samsul Arifin<sup>1</sup>, Yuan Sa'adati<sup>2</sup>, Asno Azzawagama Firdaus<sup>3</sup>, M. Afriansyah<sup>4</sup>, Joni Saputra<sup>5</sup>**

<sup>1,5</sup> Program Studi Teknologi Informasi, Universitas Qamarul Huda Badaruddin, Lombok Tengah

<sup>2,3,4</sup> Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Qamarul Huda Badaruddin, Lombok Tengah

**Diterima pada 10 Agustus 2025, Direvisi pertama pada 10 September 2025, Disetujui pada 15 September, Diterbitkan daring pada 2 November 2025**

**Abstract:** Regional Head Elections (Pilkada) are a crucial element in a democratic system that demands accurate and efficient management of the Permanent Voter List (DPT). This study aims to cluster the Permanent Voter List (DPT) in Kerembong Village for the 2024 Pilkada using the K-Means algorithm with the help of RapidMiner. The background of this study is the continued discovery of voter placement that does not match the hamlet domicile, thus potentially reducing voter participation. The research method includes data preprocessing, converting categorical data to numeric using the Nominal to Numerical operator, implementing K-Means clustering with a value of  $K = 12$ , and evaluating the results using the Davies-Bouldin Index (DBI). The total data used was 5,554 voters. The clustering results showed that all data were successfully grouped into 12 clusters representing similar residential location patterns. The DBI value of 0.093 indicates good separation between clusters. A comparative analysis of the data before and after clustering also showed that there were polling stations that experienced an increase in the number of voters of up to 70.11% (TPS 6) and a decrease of up to 43.12% (TPS 7), while polling stations 9 and 12 remained stable. The conclusion of this study is that the KMeans algorithm is effective in assisting the General Elections Commission (KPU) in rearranging voter distribution so that polling station placement is more targeted, logistics are more efficient, and voter participation can be increased.

**Keywords:** clustering, K-Means, DPT, RapidMiner, local election.

**Abstrak:** Pemilihan Kepala Daerah (Pilkada) merupakan elemen krusial dalam sistem demokrasi yang menuntut pengelolaan Daftar Pemilih Tetap (DPT) secara akurat dan efisien. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan Daftar Pemilih Tetap (DPT) di Desa Kerembong pada Pilkada 2024 menggunakan algoritma K-Means dengan bantuan RapidMiner. Latar belakang penelitian ini adalah masih ditemukannya penempatan pemilih yang tidak sesuai dengan domisili dusun, sehingga berpotensi menurunkan partisipasi pemilih. Metode penelitian meliputi tahap pra-pemrosesan data (preprocessing), konversi data kategorikal menjadi numerik dengan operator Nominal to Numerical, pelaksanaan clustering K-Means dengan nilai  $K = 12$ , serta evaluasi hasil menggunakan Davies-Bouldin Index (DBI). Jumlah data yang digunakan sebanyak 5.554 pemilih. Hasil clustering menunjukkan bahwa seluruh data berhasil dikelompokkan ke dalam 12 klaster yang mewakili pola lokasi tempat tinggal serupa. Nilai DBI sebesar 0.093 menunjukkan pemisahan antar klaster yang baik. Analisis perbandingan data sebelum dan sesudah clustering juga menunjukkan adanya TPS yang mengalami peningkatan jumlah pemilih hingga 70,11% (TPS 6) dan penurunan hingga 43,12% (TPS 7), sedangkan Tps 9 dan Tps 12 tetap stabil. Kesimpulan dari penelitian ini adalah algoritma KMeans efektif membantu Komisi Pemilihan Umum (KPU) dalam menata ulang distribusi pemilih agar penempatan TPS lebih tepat sasaran, logistik lebih efisien, dan partisipasi pemilih dapat meningkat.

**Kata kunci:** Klastering, K-Means, DPT, RapidMiner, Pilkada.

## 1. PENDAHULUAN

Teknologi informasi telah menjadi elemen penting dalam mendukung berbagai proses administrasi pemerintahan, termasuk penyelenggaraan pemilu. Pemanfaatan teknologi digital mampu meningkatkan akurasi, transparansi, dan efisiensi dalam pengelolaan data pemilih serta proses rekapitulasi[1], [2]. Selain itu, inovasi digital dalam sistem pemilu juga membantu mempercepat pengolahan data dan mengurangi risiko kesalahan manusia[3]. Dalam konteks Pilkada, penerapan teknologi informasi menjadi semakin penting mengingat kebutuhan akan manajemen data pemilih yang tepat, komprehensif, dan mudah diverifikasi[4].

Pemilihan Kepala Daerah (Pilkada) merupakan salah satu wujud demokrasi langsung yang memberikan kesempatan kepada masyarakat untuk memilih pemimpin daerah secara partisipatif[5]. Keberhasilan Pilkada sangat bergantung pada akurasi Daftar Pemilih Tetap (DPT), yang berfungsi memastikan hak pilih masyarakat dapat terpenuhi tanpa hambatan[6]. Pengelolaan DPT yang tidak tepat dapat menyebabkan berbagai permasalahan seperti pemilih ganda, pemilih tidak valid, hingga ketidaktepatan penempatan TPS yang berdampak pada rendahnya partisipasi pemilih.

Permasalahan seperti ketidaksesuaian lokasi memilih dengan domisili pemilih masih sering ditemukan dalam penyelenggaraan pemilu, terutama di wilayah pedesaan. Kesalahan ini dapat memengaruhi efektivitas logistik pemilu serta menghambat kemudahan akses pemilih ke TPS. Oleh karena itu, pemanfaatan analisis data spasial dan teknik pengelompokan (clustering) menjadi salah satu solusi yang dapat digunakan untuk

mengorganisasi pemilih berdasarkan kedekatan wilayah tempat tinggal[7].

Algoritma K-Means merupakan salah satu teknik clustering yang paling populer karena sifatnya yang sederhana, cepat, dan efektif untuk memetakan data dalam jumlah besar[8]. Algoritma ini bekerja dengan mengelompokkan data berdasarkan jarak ke centroid, sehingga cocok digunakan untuk mengelompokkan data pemilih berdasarkan alamat atau wilayah geografis[9]. Selain itu, RapidMiner sebagai perangkat analisis data telah banyak digunakan untuk implementasi K-Means karena menyediakan visualisasi hasil clustering yang jelas dan mudah diinterpretasikan[10].

Dengan mempertimbangkan pentingnya pengelolaan DPT yang akurat, penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan Daftar Pemilih Tetap (DPT) Desa Kerembong pada Pilkada 2024 menggunakan algoritma K-Means di RapidMiner. Pengelompokan ini diharapkan mampu membantu KPU dalam menata ulang distribusi pemilih agar penempatan TPS sesuai dengan kedekatan lokasi dusun pemilih. Dengan demikian, penyelenggaraan Pilkada dapat berlangsung lebih efisien, tepat sasaran, dan mampu meningkatkan partisipasi masyarakat.

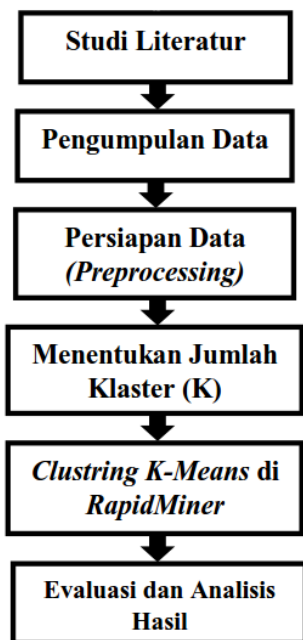
## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini termasuk dalam kategori penelitian kuantitatif deskriptif karena data yang dianalisis terdiri dari angka-angka yang secara objektif menggambarkan fenomena tertentu. Tujuannya adalah untuk pengumpulan data numerik dan pengelompokan Daftar Pemilih Tetap (DPT) berdasarkan alamat atau dusun dengan Tempat Pemungutan Suara (TPS) di dusunnya masing-masing menggunakan

algoritma K-Means dengan alat bantu RapidMiner.

## 2.1 Alur Penelitian

Kerangka penelitian meliputi perumusan masalah, kajian literatur, pengumpulan dan persiapan data (preprocessing), penentuan jumlah kluster (K), penerapan algoritma k-means di RapidMiner, serta evaluasi dan analisis hasil clustering.



1. Studi Literatur: Studi literatur yang dilakukan oleh peneliti ini dengan mencari sumber penelitian dari jurnal, buku, dan website, serta membaca literatur tentang algoritma K-Means, RapidMiner, dan data mining. Dan juga membaca laporan penelitian sebelumnya yang terkait dengan penelitian ini.
2. Data yang digunakan adalah Daftar Pemilih Tetap (DPT) Desa Kerembong, Kecamatan Janapria, Kabupaten Lombok Tengah, sebanyak 5.554 pemilih. Data diperoleh secara resmi dari Komisi Pemilihan Umum (KPU) Kabupaten Lombok Tengah. Dataset ini memuat informasi alamat/dusun, TPS, dan lokasi TPS.

3. Persiapan Data (Preprocessing): Untuk memastikan data siap digunakan, lakukan pembersihan data, mencangkup penghapusan data kosong atau duplikat serta mengubah data menjadi format numerik agar dapat diproses oleh algoritma K-Means di RapidMiner.
4. Menentukan Jumlah Kluster (K): Menentukan jumlah Kluster menggunakan Davies Bouldin Index (DBI). Menurut Fathurrahman et al., [9] Davies-Bouldin Index (DBI), DBI merupakan salah satu metode validasi cluster untuk evaluasi kuantitatif dari hasil clustering. Metode ini ditemukan pertama kali oleh David L. Davies dan Donald. Pada tahun 1979, Pengukuran ini bertujuan memaksimalkan jarak intercluster antara satu cluster dengan cluster yang lain.

Rumus:

$$\sqrt{(X_1 - Y_1)^2 + (X_2 - Y_2)^2 + (X_3 - Y_3)^2}$$

Rumus Euclidean Distance yang digunakan untuk menghitung jarak terpendek antara dua titik dalam ruang tiga dimensi. Jarak ini diperoleh dengan mengkuadratkan selisih masing-masing koordinat, menjumlahkannya, lalu diakarkan. Perhitungan tersebut menggambarkan seberapa dekat atau jauh dua data, sehingga sangat berguna dalam algoritma clustering seperti K-Means untuk menentukan titik data mana yang lebih dekat dengan centroid suatu kluster.

5. Clustering K-Means di Rapidminer: Algoritma K-Means digunakan karena sederhana, cepat, dan efektif untuk pengelompokan berbasis jarak. Adapun Langkah-langkah Algoritma K-Means [11]:
  - a. Menentukan Jumlah Kluster (K)  
Pertama harus menentukan jumlah kluster yang akan digunakan.
  - b. Menentukan *Centroid* Awal

*Centroid* awal dipilih secara acak dari data yang ada.

- c. Menghitung Jarak Setiap Data ke *Centroid*

Hitung jarak data ke setiap *centroid* menggunakan *Euclidean Distance*.

- d. Mengelompokkan Data  
Data dikelompokkan ke klaster dengan jarak terdekat ke *centroid*.

- e. Menghitung Ulang *Centroid* Baru  
Hitung rata-rata data dalam setiap klaster untuk mendapatkan *centroid* baru.

- f. Mengulangi Proses  
Lakukan iterasi dari langkah 3–5 sampai Tidak ada perubahan keanggotaan klaster, *Centroid* tidak berubah Atau jumlah iterasi maksimal tercapai.

6. Evaluasi dan Analisis Hasil: Hasil klaster dianalisis untuk melihat kesesuaiannya dengan pembagian dusun dan TPS. Jika pengelompokan mencerminkan lokasi pemilih dengan baik, maka hasilnya dianggap berhasil dan bermanfaat untuk penataan DPT.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Data

Penelitian ini menggunakan data Daftar Pemilih Tetap (DPT) Desa Kerembong, Kecamatan Janapria, Kabupaten Lombok Tengah, yang diperoleh dari KPU setempat dan mencakup 5.554 pemilih terverifikasi pada Pilkada 2024. Data ini tersebar di 12 TPS yang berada di berbagai dusun. Dengan menggunakan algoritma K-Means, dilakukan clustering berdasarkan kedekatan wilayah tempat tinggal guna mengelompokkan pemilih agar terdaftar di TPS sesuai dusunnya. Pendekatan ini bertujuan meningkatkan efisiensi distribusi pemilih, meminimalkan kesalahan penempatan TPS, dan mendukung kelancaran pemilu.

#### 3.2 Variabel yang digunakan

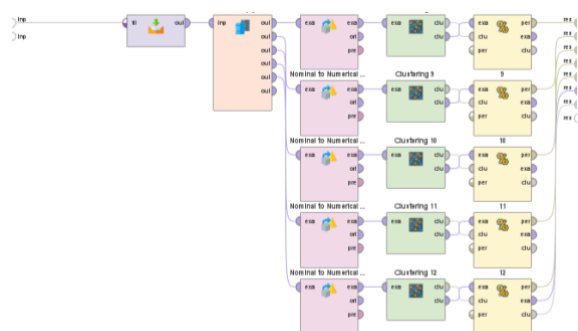
Penelitian ini menggunakan variable Dusun/Alamat, TPS, dan Lokasi TPS. Lihat Tabel 1. Variable yang digunakan.

Tabel 1. Variable

NO	DUSUN/ ALAMAT	TPS	LOKASI TPS
1.	DANASARI	1	DANASARI
2.	KEREMBONG TIMUR	2	KEREMBONG TIMUR
...	.....		.....
...	.....		.....
5553	KATON	12	KATON
5554	KATON	12	KATON

#### 3.3 Menentukan K Algoritma K-Means pada RapidMiner

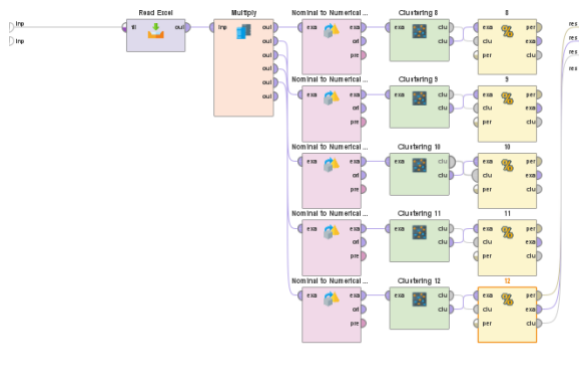
Untuk menentukan K Algoritma K-Means nya, Langkah pertamanya adalah membuat desain oprator untuk melihat nilai dari *Davies Bouldin Index (DBI)* terkecil.



Gambar 1 Desain Oprator pada Aplikasi RapidMiner

Berikut fungsi dari setiap oprator pada Gambar 1. Desain Oprator pada Aplikasi RapidMiner.

- Oprator Read Excel berfungsi sebagai input untuk memasukkan dataset.
- Oprator Multiply berfungsi untuk mempermudah pengujian ganda agar tidak perlu memasukkan oprator Read Excel kembali
- Oprator numinal to numerical digunakan untuk mengubah atribut atau fitur bertipe nominal (kategori) menjadi bentuk numerik (angka).
- Operator Clustering digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan kesamaan fitur-fitur tertentu tanpa label (unsupervised learning).
- Performance Distance mengacu pada metode pengukuran jarak atau kemiripan antar data yang digunakan dalam algoritma seperti K-Means.



**Gambar 2.** Desain Operator Jumlah k yang Sudah Ditentukan

Untuk menentukan jumlah k yang akan digunakan untuk menentukan banyaknya jumlah cluster yang di tentukan dengan nilai Davies Bouldin Terkecil, Lihat Tabel 2. Nilai Davies Bouldin pada setiap k. Maka, desain operatornya berubah menjadi seperti pada Gambar 2. Desain Operator jumlah k yang sudah ditentukan, hanya saja perbedaannya semua output di fokuskan pada operator Performance.

**Tabel 2.** Nilai Davies Bouldin pada Setiap k

Klaster (K)	Nilai Davies Bouldin
K=8	Davies Bouldin: 0.628
K=9	Davies Bouldin: 0.514
K=10	Davies Bouldin: 0.451
K=11	Davies Bouldin: 0.324
K=12	Davies Bouldin: 0.093

Setelah mengetahui nilai k yang terbaik dari nilai Davies Bouldin terkecil, yang diperoleh k = 12 dengan nilai Davies Bouldin 0.093, selanjutnya hanya perlu tinggal melanjutkan clustering pada nilai k yang terbaik.

### 3.4 Performance Vector

#### PerformanceVector

```

PerformanceVector:
Avg. within centroid distance: 0.047
Avg. within centroid distance_cluster_0: 0.017
Avg. within centroid distance_cluster_1: 0.146
Avg. within centroid distance_cluster_2: 0.049
Avg. within centroid distance_cluster_3: 0.000
Avg. within centroid distance_cluster_4: 0.039
Avg. within centroid distance_cluster_5: 0.034
Avg. within centroid distance_cluster_6: 0.017
Avg. within centroid distance_cluster_7: 0.158
Avg. within centroid distance_cluster_8: 0.000
Avg. within centroid distance_cluster_9: 0.000
Avg. within centroid distance_cluster_10: 0.042
Avg. within centroid distance_cluster_11: 0.055
Davies Bouldin: 0.093

```

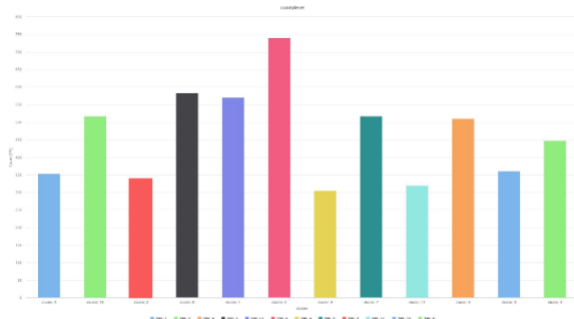
**Gambar 3.** Performance Vector k=12

Gambar 3. menunjukkan hasil evaluasi algoritma K-Means dengan jumlah klaster sebanyak dua belas (K=12) pada data Daftar Pemilih Tetap (DPT) di Desa Kerembong. Nilai rata-rata jarak centroid adalah 0.047, dengan nilai per klaster berkisar antara 0.000 hingga 0.158, yang mencerminkan tingkat kekompakan masing-masing klaster. Nilai *Davies-Bouldin Index* sebesar 0.093 menunjukkan kualitas pemisahan antar klaster



### 3.5 Hasil Clustering

Berikut adalah hasil yang diperoleh berdasarkan 12 cluster pada aplikasi RapidMiner.



**Gambar 4.** clustering data Daftar Pemilih Tetap (DPT) dengan jumlah klaster sebanyak dua belas (K=12)

Gambar 4. Menunjukkan setiap batang pada diagram mewakili jumlah Tps yang tergolong ke dalam masing-masing klaster. Klaster 0 ditempatkan oleh Tps 3 yang berdsun di Kerembong Barat, Klaster 1 ditempatkan oleh Tps 12 yang berdsun di Katon, Klaster 2 ditempatkan oleh Tps 7 yang berdsun di Bangka, Klaster 3 ditempatkan oleh Tps 6 yang berdsun di Kuang Mayung, Klaster 4 ditempatkan oleh Tps 4 yang berdsun di Luang Tuna, Klaster 5 ditempatkan oleh Tps 1 yang berdsun di Danasari, Klaster 6 ditempatkan oleh Tps 10 yang berdsun di Juring Barat, Klaster 7 ditempatkan oleh Tps 5 yang berdsun di Montong Nangka, Klaster 8 ditempatkan oleh Tps 9 yang berdsun di Gemek, Klaster 9 ditempatkan oleh Tps 8 yang berdsun di Tubi, Klaster 10 ditempatkan oleh Tps 2 yang berdsun di Kerembong Timur, Sedangkan klaster 11 ditempatkan oleh TPS 11 yang berdsun di Juring Timur. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma K-Means berhasil mengelompokkan Alamat/Dusun dengan

Lokasi TPS ke dalam 12 klaster yang berbeda.

### 3.6 Cluster Model

#### Cluster Model

```
Cluster 0: 583 items
Cluster 1: 570 items
Cluster 2: 331 items
Cluster 3: 740 items
Cluster 4: 305 items
Cluster 5: 353 items
Cluster 6: 360 items
Cluster 7: 517 items
Cluster 8: 448 items
Cluster 9: 510 items
Cluster 10: 517 items
Cluster 11: 320 items
Total number of items: 5554
```

**Gambar 5.** Cluster Model dengan k=12

Gambar 5. menunjukkan hasil keluaran Cluster Model dari proses klasterisasi menggunakan algoritma K-Means dengan jumlah klaster sebanyak 12. Terlihat distribusi jumlah data (items) yang tergolong ke masing-masing klaster. Klaster 0 memiliki jumlah anggota yaitu 583 yang berdsun di Kerembong Barat, Klaster 1 memiliki jumlah anggota yaitu 570 yang berdsun di Katon, Klaster 2 memiliki jumlah anggota yaitu 331 yang berdsun di Bangka, Klaster 3 memiliki jumlah anggota yaitu 740 yang berdsun di Kuang Mayung, Klaster 4 memiliki jumlah anggota yaitu 305 yang berdsun di Loang Tuna, Klaster 5 memiliki jumlah anggota yaitu 353 yang berdsun di Danasari, Klaster 6 memiliki jumlah anggota yaitu 360 yang berdsun di Juring Barat, Klaster 7 memiliki jumlah anggota yaitu 517 yang berdsun di Montong Nangka, Klaster 8 memiliki jumlah anggota yaitu 448 yang berdsun di Gemek, Klaster 9 memiliki jumlah anggota yaitu 510 yang berdsun di Tubi, Klaster 10 memiliki

jumlah anggota yaitu 517 yang berdasar di Kerembong Timur, Sedangkan klaster 11 memiliki jumlah anggota yaitu 320 yang berdasar di Juring Timur. Hasil pengelompokan sebanyak 5.554 data ke dalam 12 klaster ini memperlihatkan bahwa keseluruhan data DPT dapat diorganisir secara optimal. Masing-masing klaster mengelompokkan alamat atau dusun dengan jumlah pemilih yang sebanding, sehingga dapat menjadi dasar dalam menentukan lokasi TPS yang efisien dan merata.

### 3.7 Perbandingan penempatan TPS

**Tabel 3.** Perbandingan TPS

Tps	Data Kpu	Data Clustering	Selisih	Keterangan
1	432	353	-79	Terjadi penurunan jumlah pemilih berdasarkan hasil clustering
2	470	517	+47	Terjadi peningkatan jumlah pemilih berdasarkan hasil clustering
3	529	583	+54	Terjadi peningkatan jumlah pemilih berdasarkan hasil clustering
4	345	305	-40	Terjadi penurunan jumlah pemilih berdasarkan hasil clustering
5	533	517	-16	Terjadi penurunan jumlah pemilih berdasarkan hasil clustering
6	435	740	+305	Terjadi peningkatan jumlah pemilih berdasarkan hasil clustering
7	560	331	-229	Terjadi penurunan jumlah pemilih yang sangat signifikan pada hasil clustering
8	544	510	-34	Terjadi penurunan jumlah pemilih berdasarkan hasil clustering
9	448	448	0	Tidak terdapat perbedaan antara data KPU dan hasil clustering

10	343	360	+17	Terjadi peningkatan jumlah pemilih berdasarkan hasil clustering
11	345	320	-25	Terjadi penurunan jumlah pemilih berdasarkan hasil clustering
12	570	570	0	Tidak terdapat perbedaan antara data KPU dan hasil clustering

Table 4. menunjukkan hasil clustering menunjukkan adanya perubahan jumlah pemilih pada beberapa TPS dibandingkan data KPU. TPS 6 mengalami peningkatan terbesar dari 435 menjadi 740 pemilih (+305) akibat perpindahan dari TPS 7, TPS 1, dan TPS 4. Sebaliknya, TPS 7 mengalami penurunan terbesar dari 560 menjadi 331 pemilih (-229). TPS lain juga mengalami perubahan, seperti TPS 1 turun 79 pemilih, TPS 2 naik 47 pemilih, TPS 3 naik 54 pemilih, TPS 4 turun 40 pemilih, TPS 5 turun 16 pemilih, TPS 8 turun 34 pemilih, TPS 10 naik 17 pemilih, dan TPS 11 turun 25 pemilih. Sementara itu, TPS 9 dan TPS 12 tetap stabil tanpa perubahan jumlah pemilih. Perbedaan distribusi ini menunjukkan bahwa algoritma K-Means efektif dalam menyesuaikan sebaran pemilih berdasarkan kedekatan lokasi, sehingga dapat meningkatkan efisiensi penempatan TPS dan mengurangi potensi ketidaksesuaian lokasi pemilih.

## KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma K-Means menggunakan aplikasi RapidMiner untuk mengelompokkan 5.554 data Daftar Pemilih Tetap (DPT) Desa Kerembong pada Pilkada 2024, dan hasil pengujian menggunakan Davies-Bouldin

Index (DBI) menunjukkan bahwa nilai terbaik terdapat pada  $K = 12$  dengan DBI sebesar 0.093 yang menandakan kualitas kluster baik dan pemisahan antar kelompok optimal. Proses clustering mampu mengelompokkan pemilih berdasarkan kesamaan lokasi tempat tinggal sesuai dusun, serta mengidentifikasi perubahan distribusi pemilih pada beberapa TPS dibandingkan data awal KPU, di mana beberapa TPS mengalami peningkatan atau penurunan signifikan sementara TPS lainnya tetap stabil. Temuan ini menunjukkan bahwa metode K-Means efektif membantu menata ulang distribusi pemilih agar penempatan TPS lebih tepat sasaran, efisien, serta mendukung peningkatan akurasi pendataan dan potensi kenaikan partisipasi pemilih pada pelaksanaan pemilu berikutnya.

## SARAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, disarankan agar Komisi Pemilihan Umum (KPU) pada tingkat desa maupun kabupaten memanfaatkan metode clustering seperti K-Means dalam proses evaluasi dan penataan distribusi pemilih untuk memastikan penempatan TPS lebih tepat sasaran dan sesuai dengan kedekatan wilayah pemilih. Penerapan analisis data secara berkala juga penting untuk mengurangi potensi kesalahan administrasi, seperti pemilih ganda atau ketidaksesuaian lokasi TPS. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menambahkan atribut lain seperti jarak geografis, partisipasi pemilih, atau faktor sosial ekonomi, serta membandingkan kinerja K-Means dengan algoritma clustering lain seperti DBSCAN atau Hierarchical Clustering untuk memperoleh

hasil yang lebih komprehensif. Integrasi analisis spasial berbasis GIS juga direkomendasikan agar visualisasi pola persebaran pemilih dapat ditampilkan lebih informatif dan mudah dipahami oleh pemangku kebijakan.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ari Wibowo, "Implementasi Penerapan E - Voting Dalam Rangka Transformasi Digital Pada Manajemen Pemilihan Umum di Indonesia," *Pros. Semin. Nas. Progr. Doktoral Ilmu Huk.*, pp. 15–25, 2024.
- [2] T. Y. Purnama, R. Catur, K. Dewi, and A. T. Haryani, "Peran Teknologi Digital Dalam Pemilihan Umum Demi Mewujudkan Pemilihan Umum Berintegritas," *J. Serambi Huk.*, vol. 18, no. 02, pp. 197–205, 2025.
- [3] D. Waruwu et al., "Analisis Peran Teknologi Digital Pada Proses Pelaksanaan Pemilu Serentak 2024," *J. Law, Adm. Sos. Sci.*, vol. 4, no. 5, pp. 776–784, 2024.
- [4] A. Ferdiansah, N. S. Alhadi, R. Anugroho, A. S. Cahyono, and L. Purnawati, "Efektivitas Aplikasi Sistem Informasi Data Pemilih (SIDALIH) Terhadap Pengelolaan Data Pemilih Pilkada 2024 di Kecamatan Karangrejo," *J. Sos. Polit. Hum.*, vol. 1, no. 3, pp. 1–9, 2024.
- [5] S. Kholiza, A. Siti, Z. Saragih, P. Nur, A. Zindan, and B. Hubi, "Tinjauan Peran Pendidikan Politik Dalam Kehidupan Demokrasi Generasi Z," vol. 8, no. 2, pp. 1461–1470, 2024.
- [6] M. I. Irwansyah, M. R. Shafaqa, F. H. Wicaksono, and A. M. Yasin, "Inovasi Teknologi Dalam Pengelolaan Pemilu Untuk Meningkatkan Efisiensi Dan Kepercayaan Publik," *J. Ilm. Pendidik. Dasar*, vol. 09, no. 04, pp. 251–261, 2024.



- [7] G. Fajriansyah, G. F. Nama, and Y. Mulyani, "Analisis Daftar Pemilih Tetap pada Hasil Rekapitulasi KPU Berdasarkan Usia Menggunakan Algoritma K-Means ( Studi Kasus : Kota Bandar Lampung )," vol. 15, no. 12557.
- [8] R. Fauziah and A. I. Purnamasari, "Implementasi Algoritma K-Means pada Kasus Kekerasan Anak dan Perempuan Berdasarkan Usia," 2023.
- [9] Fathurrahman, S. Harini, and R. Kusumawati, "Evaluasi Clustering K-Means Dan K-Medoid Pada Persebaran Covid-19 DI Indonesia Dengan Metode Davies-Bouldin Index (DBI)," *J. Mnemon.*, vol. 6, no. 2, pp. 117–128, 2023.
- [10] M. R. Nahjan, N. Heryana, and A. Voutama, "Implementasi Rapidminer Dengan Metode Clustering K-Means Untuk Analisa Penjualan Pada Toko Oj Cell," *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 101–104, 2023.
- [11] N. Hendrastuty, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means Clustering Dalam Evaluasi Hasil Pembelajaran Siswa," vol. 3, pp. 46–56, 2024.