

**OPTIMALISASI DISTRIBUSI PEMILIH TERHADAP TPS
MENGUNAKAN METODE *CLUSTERING FUZZY C-MEANS***

PROPOSAL SKRIPSI

Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Menyusun Skripsi
Program Studi Informatika



**SONY ACHMAD DJALIL
105841105321**

PROGRAM STUDI INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR

2025

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah Subhanahu Wa Ta'ala atas limpahan rahmat, hidayah, dan karunia-Nya yang senantiasa mengiringi langkah penulis. Berkat kesehatan, kemudahan, dan kesabaran yang diberikan-Nya, penulis dapat menyelesaikan laporan skripsi yang berjudul:

OPTIMASI PEMBAGIAN TPS BERBASIS WILAYAH RT/RW DENGAN PENDEKATAN ALGORITMA K-MEANS CLUSTERING

Shalawat dan salam semoga senantiasa tercurah kepada Nabi Muhammad Shallallahu 'alaihi wasallam, suri teladan sepanjang zaman, yang telah membawa umat manusia dari era kegelapan menuju zaman yang terang benderang dengan ilmu pengetahuan.

Penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan, dukungan, dan doa dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan penuh rasa hormat dan kerendahan hati, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Kedua orang tua tercinta, Bapak **Nasrum** dan Ibu **Nurhayati**, atas cinta, doa, serta dukungan moral, material, dan spiritual yang tak pernah surut dalam setiap langkah kehidupan penulis.
2. Ibu **Dr. Ir. Hj. Nurnawati, S.T., M.T., I.P.M.**, selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar, atas dukungan dan kebijaksanaannya.
3. Bapak **Muhyiddin AM Hayat, S.Kom., M.T.**, selaku Ketua Program Studi Informatika, juga selaku Dosen pembimbing II yang telah memberikan motivasi dan arahan selama proses akademik dan penyusunan peoposal ini.
4. Bapak **Ir. Muhammad Faisal, S.SI., M.T., Ph.D., IPM**, selaku Dosen Pembimbing I, atas bimbingan, kesabaran, dan masukan yang sangat berharga selama penyusunan skripsi ini.
5. Seluruh dosen Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar, atas ilmu, pengalaman, dan dedikasi selama masa perkuliahan.

6. Rekan-rekan seperjuangan **angkatan 2021**, Program Studi Informatika, atas kebersamaan, dukungan, dan semangat yang selalu menginspirasi.
7. Teman-teman ***International Class B*** Informatika 2021 tercinta, yang telah banyak memberikan dukungan dan semangat bagi sapri (saya pribadi).
8. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu, namun telah memberikan bantuan baik secara langsung maupun tidak langsung dalam proses penyusunan skripsi ini.

Penulis berharap karya ini dapat memberikan manfaat bagi siapa pun yang membaca dan mengembangkan penelitian di bidang serupa. Meski masih jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu, dengan tulus hati penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun demi perbaikan dan pengembangan karya ini di masa yang akan datang.

Skripsi ini lahir dari rasa panik, secangkir kopi tiap malam, dan doa orang tua. Dan Alhamdulillah, akhirnya jadi juga.

Billahi fii sabilil haq, fastabiqul khairat.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.`

Makassar, 2 Juni 2025

Sony Achmad Djalil

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR.....	i
DAFTAR ISI.....	iii
DAFTAR TABEL	iv
DAFTAR GAMBAR.....	v
BAB I PENDAHULUAN.....	1
A. Latar Belakang.....	1
B. Rumusaan Masalah.....	2
C. Tujuan Peniltian.....	2
D. Manfaat Peniltian.....	3
E. Ruang Lingkup Peniltian	4
F. Sistematika Penulisan	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
A. Landasan Teori	7
B. Penelitian Terkait.....	15
C. Kerangka Pikir.....	16
BAB III METODE PENELITIAN	18
A. Tempat dan Waktu Penelitian.....	18
B. Alat dan Bahan	18
C. Rancangan penelitian.....	19
D. Teknik Pengujian Sistem	22
E. Teknik Analisis Data	23
DAFTAR PUSTAKA	27

DAFTAR TABEL

Tabel 1. Atribut Proses <i>Clustering</i>	4
Tabel 2. Penelitian Terkait	15
Tabel 3. Waktu Penelitian	18
Tabel 4. Data Input RT.....	24
Tabel 5. Data Pemilih.....	24

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Kerangka Pikir.....	17
Gambar 2. <i>Flowchart</i> Rancangan Penelitian	19
Gambar 3. Ilustrasi Hasil <i>Clustering</i>	26

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Pemilihan Umum (PEMILU) adalah pilar utama pada negara yang menganut sistem demokrasi. Menurut Kim (2020), keberhasilan proses pemungutan suara sangat dipengaruhi oleh keputusan spasial yakni lokasi Tempat Pemungutan Suara (TPS). Perubahan atau penempatan TPS akan menimbulkan biaya transportasi dan biaya pencarian bagi pemilih dapat mempengaruhi aksesibilitas, yang pada gilirannya berdampak langsung pada tingkat partisipasi dan pemerataan.

Pada tingkat kelurahan, penentuan TPS selama ini masih dilakukan secara manual dengan mengelompokkan warga berdasarkan alamat, RT, RW, dan Kartu Keluarga (KK) (Zulfan Najib et al., 2024a). Pendekatan manual tersebut memakan waktu lama dan rentan kesalahan misalnya, satu KK bisa terpisah ke TPS berbeda atau penempatan TPS jauh dari domisili pemilih serta belum didukung sistem pengelolaan data pemilih yang memadai. Kondisi yang terjadi berpotensi menghambat penyelenggaraan Pemilu yang efisien dan adil.

Dalam upaya meningkatkan akurasi dan efisiensi penentuan TPS, algoritma *Fuzzy C-Means (FCM)* hadir sebagai solusi berbasis *soft clustering*, dikarenakan kemampuannya memperkenankan setiap data pemilih memiliki derajat keanggotaan ke beberapa TPS sekaligus, sehingga *cluster* wilayah TPS dapat dibuat lebih adaptif terhadap pola sebaran yang tumpang tindih, di mana setiap titik data diberi nilai *membership* antara 0 dan 1 untuk tiap pusat klaster, menciptakan *soft assignment* yang mampu merefleksikan ketidakpastian batas antar zona (Khrissi et al., 2021).

Salah satu parameter kunci dalam FCM adalah parameter “*m*”, yang disebut *fuzzifier* dan di atur pada awal algoritma bersama jumlah klaster “*C*” serta kriteria berhenti. Parameter “*m*” ini mengontrol tingkat *noise* pembagian klaster nilai “*m*” yang lebih tinggi memperbesar area tumpang-tindih antar TPS, sedangkan nilai “*m*” lebih rendah mendekatkan pembagian pada *hard clustering* (Zhang et al., 2021a).

Dengan demikian, pengaturan parameter “ m ” menjadi sarana fleksibel untuk menyesuaikan sensitivitas algoritma terhadap perbedaan kepadatan pemilih dan zona transisi antar TPS.

FCM dapat memodifikasi fungsi objektif agar *cluster* minoritas lebih representatif atau menambahkan klaster noise untuk menampung data ekstrem yang telah diusulkan dalam literatur (Gupta et al., 2021a).

Penelitian ini akan memfokuskan pada implementasi FCM dalam hal memudahkan penerapan dan kecukupan akurasi pada skala RT/RW. Pendekatan yang di gunakan diharapkan dapat mengoptimalkan distribusi terhadap TPS, dengan meminimalkan rata-rata jarak pemilih ke TPS dan mengurangi kesalahan penempatan KK, serta menyediakan kerangka yang sederhana untuk dievaluasi dan diadopsi oleh penyelenggara Pemilu.

Dengan demikian, penerapan FCM pada distribusi pemilih diharapkan dapat mempercepat proses pengelompokan dibandingkan cara manual, serta meningkatkan pemerataan dan akurasi alokasi TPS. Melalui pengaturan zona transisi pemilih, penanganan data *outlier*, dan penyesuaian tingkat *fuzziness* sesuai kepadatan penduduk, dapat menghasilkan sistem yang efektif bagi penyelenggara pemilu.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan konteks permasalahan yang telah dijelaskan di atas, permasalahan pokok yang dihadapi adalah:

1. Bagaimana menentukan optimum *cluster* sebagai acuan kebutuhan jumlah TPS?
2. Bagaimana metode *Clustering Fuzzy C-Means* dapat mengelompokkan pemilih terhadap TPS?
3. Bagaimana visualisasi hasil *Clustering* dapat di gunakan untuk evaluasi distribusi pemilih terhadap TPS?

C. Tujuan Penelitian

Berdasarkan uraian rumusan masalah tersebut, maka dirumuskan tujuan penelitian tersebut:

1. Untuk menentukan jumlah klaster optimal sebagai acuan kebutuhan penetapan jumlah dan lokasi TPS yang efisien.
2. Untuk memahami cara kerja metode *Clustering Fuzzy C-Means* dalam mengelompokkan pemilih berdasarkan karakteristik spasial dan demografis ke dalam klaster-klaster TPS.
3. Untuk memvisualisasikan hasil *Clustering Fuzzy C-Means* sebagai alat evaluasi distribusi pemilih terhadap TPS sehingga memudahkan analisis kesetaraan beban pemilih dan jarak tempuh.

D. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian yang akan didapatkan dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Kontribusi Penelitian Terhadap Penulis

Penulis akan memperoleh pemahaman mendalam tentang konsep dan penerapan algoritma *Fuzzy C-Means*, mulai dari tahap inisialisasi, penentuan parameter *fuzzifier*, hingga evaluasi hasil clustering. Proses implementasi dan analisis performa FCM pada data pemilih juga akan meningkatkan keterampilan pemrograman, pengolahan data spasial, serta pemahaman tentang metode evaluasi klaster. Secara akademis, penelitian ini menjadi kontribusi orisinal dalam bidang komputasi pemilu dan data science, yang dapat menjadi landasan teoretis dan metodologis bagi skripsi maupun studi lanjutan di masa mendatang.

2. Kontribusi Penelitian Terhadap Masyarakat

Bagi masyarakat khususnya penyelenggara Pemilu di tingkat RW/RT hasil penelitian ini menyediakan alat bantu yang praktis dan akurat untuk merencanakan lokasi TPS. Dengan meminimalkan jarak rata-rata pemilih ke TPS dan menyeimbangkan beban pemilih per TPS, diharapkan proses pemungutan suara menjadi lebih efisien, nyaman, dan merata. Selain itu, visualisasi hasil clustering dalam bentuk peta tematik atau dashboard interaktif dapat meningkatkan transparansi dan memudahkan pengambilan keputusan, sehingga partisipasi masyarakat dalam Pemilu dapat meningkat

dan potensi kesalahan penempatan pemilih dapat diminimalkan.

3. Kontribusi Penelitian Terhadap Komisi Pemilihan Umum (KPU)

Penelitian ini memberikan KPU alat bantu berbasis data untuk perencanaan dan penentuan lokasi TPS yang objektif, menggantikan proses manual yang selama ini rentan subjektivitas. Dengan model *FCM*, KPU dapat menyusun panduan teknis termasuk kriteria jarak maksimum, kapasitas pemilih per TPS, dan *threshold fuzzifier* yang bersifat replikasi dan mudah diadaptasi oleh panitia di berbagai tingkatan wilayah.

E. Ruang Lingkup Penelitian

Ruang lingkup penelitian ini dibatasi pada penerapan metode *Clustering Fuzzy C-Means* untuk mengoptimalkan distribusi pemilih ke TPS. Fokus utama terletak pada implementasi algoritma *Fuzzy C-Means* dan penempatan TPS yang meminimalkan jarak rata-rata pemilih.

Adapun atribut yang akan di gunakan dalam proses clustering di uraikan pada tabel 1 atribut proses *clustering*

Tabel 1. Atribut Proses *Clustering*

No	Atribut	Keterangan
1	Nomor Kartu Keluarga (NKK)	Nomor identifikasi unik untuk setiap unit keluarga
2	Rukun Tetangga (RT)	Unit administratif terkecil yang menunjukkan lokasi geografis kelompok rumah tangga
3	Kelurahan	Unit administratif yang lebih besar di atas RT/RW
4	Batas Kiri	Informasi spasial yang mendefinisikan batas geografis sebelah kiri dari area domisili pemilih atau kelompok pemilih

5	Batas kanan	Informasi spasial untuk batas geografis sebelah kanan area domisili pemilih
6	Batas Depan	Informasi spasial yang menunjukkan batas geografis bagian depan dari area domisili pemilih
7	Batas Belakang	Informasi spasial untuk batas geografis bagian belakang dari area domisili pemilih
8	Latitude	Koordinat geografis garis lintang yang menunjukkan posisi Utara-Selatan dari lokasi domisili pemilih
9	Longitude	Koordinat geografis garis bujur yang menunjukkan posisi Timur-Barat dari lokasi domisili pemilih

F. Sistematika Penulisan

Struktur proposal penelitian ini dirancang dalam tiga bab komprehensif sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan dasar ilmiah dari dilaksanakannya penelitian, termasuk perumusan masalah, tujuan yang ingin dicapai, serta kontribusi potensial dari penelitian ini. Selain itu, bab ini juga membatasi ruang lingkup permasalahan, menguraikan metode penelitian yang digunakan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini mengulas landasan teori yang menjadi pijakan penelitian, mencakup metode, algoritma, serta konsep-konsep utama yang relevan. Di samping itu, bab ini juga membandingkan hasil penelitian terdahulu yang berkaitan sebagai referensi dan bahan pertimbangan.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini memaparkan secara rinci tahapan pelaksanaan penelitian, termasuk penentuan waktu dan tempat, peralatan serta bahan yang digunakan, rancangan sistem penelitian, hingga metode analisis data yang digunakan untuk menginterpretasikan hasil penelitian.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Landasan Teori

1. Tempat Pemungutan Suara (TPS)

Tempat Pemungutan Suara (TPS) merupakan unit fundamental dalam arsitektur penyelenggaraan pemilihan umum, berfungsi sebagai lokasi fisik di mana warga negara yang memiliki hak pilih dapat menyalurkan aspirasi politiknya secara langsung. Keberadaan TPS yang terdefinisi dengan baik menjadi prasyarat bagi kelancaran dan legitimasi proses pemungutan suara, memastikan bahwa setiap pemilih mendapatkan hak pilihnya (Najiba & Hawignyo, 2024). Penentuan TPS yang tepat dan mudah dijangkau menjadi salah satu kunci untuk mendorong partisipasi pemilih.

Penentuan lokasi dan pembentukan TPS tidak dapat dilakukan secara teracak, melainkan harus mengacu pada serangkaian kriteria yang telah ditetapkan guna menjamin efektivitas dan pemerataan. Kriteria tersebut, sebagaimana diatur dalam regulasi penyelenggaraan pemilu, mencakup aspek-aspek seperti batas maksimal jumlah pemilih per TPS untuk menghindari kepadatan, kemudahan aksesibilitas bagi seluruh lapisan masyarakat, pertimbangan geografis wilayah, serta prinsip untuk tidak memisahkan anggota keluarga dalam satu Kartu Keluarga ke TPS yang berbeda (Zulfan Najib et al., 2024b), dimana mengacu pada Peraturan KPU No. 7 Tahun 2022. Pemenuhan kriteria ini bertujuan untuk mengoptimalkan partisipasi pemilih dan meminimalkan potensi kendala teknis pada hari pemungutan suara.

Sebagai titik sentral pelaksanaan pemungutan dan penghitungan suara, TPS menjadi arena kerja utama bagi Kelompok Penyelenggara Pemungutan Suara (KPPS). KPPS bertindak sebagai garda terdepan yang melayani hak pilih masyarakat dan bertanggung jawab atas seluruh proses teknis di TPS, mulai dari persiapan, pelaksanaan pencoblosan, hingga penghitungan awal perolehan suara (Ilham et al., 2024). Kualitas dan integritas KPPS dalam menjalankan tugasnya di TPS secara langsung memengaruhi persepsi publik terhadap kredibilitas hasil pemilu.

Peran pengawasan menjadi krusial dalam memastikan seluruh tahapan pemungutan dan penghitungan suara di TPS berlangsung sesuai dengan asas-asas pemilu yang demokratis. Panitia Pengawas Tempat Pemungutan Suara (PTPS) dibentuk secara khusus untuk menjalankan fungsi pengawasan melekat di setiap TPS, mulai dari persiapan, pelaksanaan pemungutan suara, hingga proses penghitungan dan rekapitulasi awal (Sosial et al., 2025). Kehadiran PTPS bertujuan untuk mencegah dan menindak potensi pelanggaran, serta menjaga kemurnian suara pemilih di tingkat paling dasar.

Skala masif pemilu di Indonesia, yang melibatkan jutaan pemilih, secara langsung menentukan tingginya jumlah TPS yang harus didirikan secara nasional. Kebutuhan logistik pemilu yang signifikan pada tingkat daerah, sebagaimana dinyatakan oleh Najiba & Hawignyo (2024) menunjukkan bahwa alokasi sumber daya dan distribusi harus disesuaikan secara merata pada TPS. Efisiensi pengelolaan distribusi menjadi salah satu faktor kunci bagi kelancaran penyelenggaraan Pemilu.

2. PEMILU

Penyelenggaraan Pemilihan Umum (Pemilu) di Indonesia menghadapi berbagai tantangan administratif dan teknis, terutama dalam aspek penentuan TPS yang efisien dan merata. Pendekatan manual yang selama ini diterapkan seringkali kurang optimal, sebagaimana Zulfan Najib et al. (2024) menyatakan bahwa pendekatan manual memakan waktu dan kurang optimal, dimana satu KK bisa terpisah ke TPS berbeda atau penempatan TPS jauh dari domisili pemilih serta belum didukung sistem pengelolaan data pemilih yang memadai. Kondisi ini menggarisbawahi urgensi penerapan solusi komputasional, seperti metode *clustering*, untuk meningkatkan akurasi dan efektivitas distribusi pemilih, yang pada akhirnya mendukung kualitas penyelenggaraan pemilu secara keseluruhan.

Di luar aspek teknis administratif, pemilu sebagai manifestasi pemerataan rakyat harus senantiasa berlandaskan pada prinsip-prinsip fundamental demokrasi. Sebagaimana ditekankan oleh dalam Kristian Sumual et al. (2023) Pelaksanaan pemilihan umum di Indonesia harus berasaskan pada asas Langsung, Umum,

Bebas, Rahasia, Jujur, dan Adil atau biasa disingkat LUBER dan JURDIL dimana asas ini merupakan asas fundamental dalam pelaksanaan pemilihan umum di Indonesia. Penegakan prinsip-prinsip ini menjadi krusial untuk menjaga integritas proses elektoral dan memastikan bahwa hasil pemilu benar-benar mencerminkan kehendak rakyat, yang memerlukan pengawasan ketat dari lembaga seperti Bawaslu serta partisipasi aktif dari masyarakat.

Dinamika Pemilu juga tidak terlepas dari bagaimana preferensi dan atribut kandidat dari kontestasi sebelumnya dapat memengaruhi standar dan seleksi pemimpin di masa mendatang. Dalam analisis dinamika Pemilu Galuh Larasati et al. (2023) menyoroti bagaimana keputusan pemilihan pemimpin di masa lalu yang didasarkan pada faktor-faktor seperti popularitas, latar belakang profesional, atau status sosial kandidat, serta kecenderungan pilihan pemilih saat itu berdampak pada pembentukan preferensi publik terhadap kriteria pemimpin ideal dalam pemilu berikutnya.

4. Pemilih

Pemilih merupakan subjek sentral dalam penyelenggaraan Pemilu yang demokratis, karena melalui merekalah kedaulatan rakyat sesungguhnya diwujudkan. Akurasi data pemilih menjadi prasyarat fundamental untuk menjamin bahwa setiap warga negara yang berhak dapat menyalurkan suaranya. Permasalahan terkait daftar pemilih, seperti data yang tidak akurat atau pemilih yang tidak terdaftar, merupakan isu krusial yang dapat melemahkan fondasi demokrasi, sebagaimana diidentifikasi oleh Yandra et al. (2025) dalam analisisnya mengenai ketidakakuratan data pemilu. Upaya untuk memastikan *Final Voter List* DPT yang komprehensif, mutakhir, dan akurat menjadi tanggung jawab utama penyelenggara Pemilu. Kualitas DPT yang buruk, seperti adanya pemilih ganda atau pemilih yang tidak memenuhi syarat namun masih terdaftar, tidak hanya berpotensi menimbulkan kecurangan tetapi juga menimbulkan distribusi yang tidak merata pada hasil pemilu.

Partisipasi aktif pemilih dalam setiap tahapan pemilu, termasuk dalam proses pengawasan, merupakan peran penting untuk mewujudkan pemilu yang

berintegritas. Gokma Toni Parlindungan S (2023) menyebutkan bahwa melalui pendidikan pengawasan, pemilih dapat berperan aktif dan bertanggung jawab dalam menjaga integritas pemilu, mengawasi pelaksanaannya, serta melaporkan dan menindaklanjuti pelanggaran yang terjadi. Kesadaran pemilih akan hak dan kewajibannya, serta pemahaman mengenai mekanisme pemilu yang benar, akan mendorong terciptanya lingkungan pemilu yang lebih sehat dan transparan. Oleh karena itu, pemberdayaan pemilih melalui edukasi dan sosialisasi menjadi investasi jangka panjang bagi penguatan demokrasi.

Perilaku memilih (*voting behavior*) seorang pemilih dipengaruhi oleh berbagai faktor kompleks, termasuk preferensi ideologis, sentimen keagamaan, hingga atribut personal kandidat. Salim (2022) dalam penelitiannya mengenai dukungan politik Islam menunjukkan bagaimana dukungan politik Islam lebih memengaruhi perilaku memilih di provinsi dengan minoritas muslim dibandingkan di provinsi dengan mayoritas muslim, yang mengindikasikan bahwa konteks sosial dan identitas kelompok dapat memainkan peran signifikan dalam menentukan pilihan politik. Pemahaman terhadap dinamika perilaku pemilih ini menjadi peran penting bagi partai politik dalam merumuskan strategi kampanye dan bagi analis politik dalam memprediksi hasil pemilu serta memahami tren partisipasi politik di masyarakat.

5. *Clustering (Unsupervised Learning)*

Clustering atau analisis klaster merupakan salah satu pendekatan dalam unsupervised learning, di mana sistem secara otomatis mengelompokkan data ke dalam beberapa klaster berdasarkan kemiripan atau pola tertentu di dalam sebuah data, tanpa memerlukan label atau kategori yang sudah ditentukan sebelumnya (Dalmaijer et al., 2022).

Penelitian terdahulu oleh Sattler et al. (2021), menyatakan bahwa metode ini sangat relevan dalam mengatasi populasi atau objek yang beragam ke dalam kelompok-kelompok yang homogen secara internal namun berbeda secara eksternal. Artinya, meskipun data terdiri dari berbagai karakteristik, *clustering* mampu membentuk struktur yang terorganisir berdasarkan kemiripan antar data.

Dalam konteks distribusi pemilih, metode clustering sangat relevan karena dapat membantu mengelompokkan pemilih berdasarkan kedekatan wilayah, karakteristik demografis, atau informasi keluarga NKK secara objektif dan efisien, sehingga lebih adil dan akurat.

Perkembangan teknik clustering modern tidak hanya fokus pada membentuk klaster, dalam penelitiannya Wang et al. (2021) memperkenalkan metode *Contrastive Clustering (CC)* yang menunjukkan bahwa baris dan kolom dalam matriks dapat mewakili data individu dan klaster secara bersamaan. Dengan cara ini, proses representasi dan pengelompokan dilakukan secara terintegrasi dalam satu sistem *end-to-end*.

Pendekatan ini memaksimalkan penerapan pada data yang berdimensi tinggi atau kompleks, seperti data pemilih dengan berbagai atribut wilayah, keluarga, dan status kependudukan. Dengan demikian, struktur klaster yang dihasilkan dapat lebih akurat

6. *Fuzzy C-Means*

Dalam perkembangan analisis data kontemporer, berbagai pendekatan terus dikembangkan untuk menggali informasi dan struktur yang terkandung dalam himpunan data. Salah satu metode pengelompokan *clustering* yang telah mapan dan sering menjadi dasar bagi pengembangan teknik analisis lebih lanjut adalah algoritma *Fuzzy C-Means (FCM)*. Kelebihan yang terdapat pada FCM adalah memiliki kemampuan pengelompokan data yang telah teruji. Relevansinya dalam analisis data modern tercermin dari penggunaannya sebagai fondasi untuk membangun metode-metode baru yang lebih canggih, seperti algoritma *Shape Fuzzy C-Means (SFCM)* yang bertujuan untuk tidak hanya memanfaatkan kapabilitas *clustering* tetapi juga untuk mengungkap relasi dan bentuk global data melalui integrasi dengan teknik lain (Wang et al., 2021).

Operasionalisasi FCM dilakukan melalui proses optimasi iteratif terhadap suatu fungsi tujuan. Fungsi ini biasanya bertujuan untuk meminimalkan variasi intra-klaster dengan mengevaluasi jarak setiap data ke sentroid klaster, yang diberi bobot berdasarkan nilai keanggotaan *fuzzy* yang telah dipangkatkan. Setiap iterasi dalam

FCM melibatkan dua langkah utama yaitu penghitungan ulang posisi sentroid dan pembaruan matriks keanggotaan, yang terus berlanjut hingga kondisi konvergen atau batasan iterasi terpenuhi. Sebuah elemen penting dalam FCM adalah parameter *fuzzifier* biasa disimbolkan “ m ”, sebuah nilai yang lebih besar dari satu. Parameter “ m ” ini menentukan seberapa kabur atau tumpang tindih pembagian antar kluster semakin besar nilai “ m ”, semakin gradual transisi antar kluster, sedangkan nilai “ m ” yang mendekati 1 akan menghasilkan pengelompokan yang menyerupai hasil dari *hard clustering* (Zhang et al., 2021b). Oleh karena itu, penentuan nilai “ m ” dan jumlah kluster “ c ” yang sesuai sangat memengaruhi kualitas pengelompokan yang dihasilkan, berikut merupakan langkah-langkah perhitungan FCM:

- a. Input:
 - Data ke dalam *cluster x* dalam bentuk matriks $n \times m$
 - n = jumlah sampel
 - m = jumlah atribut
 - X_{ij} = data ke- i ($i = 1, 2, \dots, n$) dengan atribut j ($j = 1, 2, \dots, m$)
- b. Parameter:
 - c = jumlah *cluster*
 - w = bobot (biasanya eksponen > 1)
 - Max-Iterasi = jumlah iterasi maksimum
 - ξ = nilai error toleransi
 - Fungsi Tujuan Awal = 0
 - Iterasi pertama $t = 1$

Langkah Algoritma:

- a. Inisialisasi Matriks Partisi U Secara Acak
Untuk setiap data ke- i dan kluster ke- k , nilai derajat keanggotaan awal μ_{ik} diinisialisasi secara acak.
- b. Hitung Total Derajat Keanggotaan Q_j , di tulis pada rumus 1:

$$Q_j = \sum_{i=1}^n \mu_{ij} \quad (1)$$

- c. Perhitungan Pusat *Cluster*, di tulis menggunakan rumus 2:

$$u_k = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_{ik}^w \cdot x_i}{\sum_{i=1}^n \mu_{ik}^w} \quad (2)$$

Keterangan:

- u_k = pusat klaster ke- k
 - μ_{ik} = derajat keanggotaan data ke- i terhadap klaster ke- k
 - w = bobot (biasanya 2)
 - x_i = data ke- i
- d. Hitung Fungsi Objektif (Tujuan), di tulis dengan rumus 3:

$$P_t = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n \mu_{ik}^w \cdot ||x_i - u_k||^2 \quad (3)$$

Keterangan:

- P_t = fungsi objektif pada iterasi ke- t
 - x_i = data ke- i
 - u_k = pusat *cluster* ke- k
- e. Perbarui Derajat Keanggotaan, di tulis menggunakan rumus 4:

$$\mu_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{||x_i - u_k||}{||x_i - v_j||} \right)^{\frac{2}{w-1}}} \quad (4)$$

Keterangan:

- $||x_i - u_k||$ = jarak Euclidean antara data ke- i dan pusat *cluster* ke- k
- f. Batas literasi di tulis dengan rumus 5:
- Jika $|P_t - P_{t-1}| < \xi < \xi$ atau $t > \text{MaxIter}$, maka proses dihentikan. (5)

Kelebihan FCM dalam mengakomodasi pemerataan batas dan memberi representasi keanggotaan yang tidak biner membuatnya cocok untuk beragam bidang, termasuk dalam optimasi alokasi spasial. FCM dapat memodelkan distribusi pemilih terhadap TPS dengan lebih baik daripada metode yang memaksakan alokasi tunggal. Namun, perlu dicatat bahwa performa FCM standar dapat dipengaruhi oleh keberadaan *noise* atau data pencilan (Gupta et al., 2021).

1. Optimalisasi *Cluster Elbow*

Penentuan jumlah kluster yang optimal merupakan langkah fundamental dalam analisis pengelompokan data *clustering*, yang bertujuan untuk mengidentifikasi struktur dalam himpunan data sebelum algoritma pengelompokan utama diaplikasikan. Salah satu pendekatan heuristik yang populer dan sering digunakan untuk estimasi jumlah *cluster* adalah *Elbow Method*. Prinsip kerja metode ini melibatkan eksekusi algoritma *clustering*, secara berulang untuk berbagai jumlah kluster “*k*” yang berbeda. Untuk setiap nilai “*k*”, evaluasi seperti *Sum of Squared Errors (SSE)* atau distorsi dihitung. Sebagaimana dinyatakan oleh Hashish et al. (2023), metode siku menentukan jumlah kluster terbaik dengan menjalankan algoritma FCM. Nilai *Sum of Square Error (SSE)* dihitung untuk setiap jumlah kluster yang diasumsikan, dan perbedaan paling signifikan yang membentuk sudut seperti siku menunjukkan jumlah kluster yang paling optimal.

Berikut rumus *Sum of Square Error (SSE)* yang di gunakan dalam metode *Cluster Elbow*:

$$SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{x_i \in C_i} D(x_i, C_i)^2 \quad (6)$$

Keterangan:

- *k* = Jumlah *Cluster*
- $x_i \in C_i$ = Nilai keanggotaan titik data x_i ke pusat kelompok C_i
- C_i = Pusat *cluster* ke-*i*
- $D(x_i, C_i)$ = Jarak dari titik x_i ke kelompok C_i

Penelitian Shi et al. (2021) mengungkapkan bahwa, analis berpengalaman pun tidak dapat secara jelas mengidentifikasi titik siku dari kurva yang dipetakan ketika kurva tersebut cukup mulus dengan titik siku yang ambigu. Dimana ambiguitas ini dapat mengarah pada interpretasi yang beragam dan berpotensi menghasilkan penentuan jumlah kluster yang kurang akurat. Keterbatasan ini mendorong perlunya kehati-hatian dalam penggunaan metode siku sebagai penentu jumlah kluster dan pengembangan serta penggunaan metode evaluasi komplementer. Seperti yang dikemukakan oleh Surangsirat et al. (2022) yang menggunakan skor *Silhouette* dan

indeks *Davies Bouldin* sebagai pendukung, untuk memberikan konfirmasi silang dan menghasilkan keputusan yang lebih informatif.

B. Penelitian Terkait

Sejumlah penelitian terdahulu yang berkaitan dengan pemilih ini telah dirangkum dalam Tabel 2.

Tabel 2. Penelitian Terkait

No	Penelitian	Kontribusi
1	Najib, A. Z., Achmadi, S., dan Auliasari, K. (2024). Sistem Klasifikasi Data Penduduk Untuk Menentukan TPS Dengan Metode KNN Berbasis Website.	Mengidentifikasi masalah penentuan TPS manual dan mengusulkan sistem klasifikasi KNN untuk pemetaan pemilih, menunjukkan urgensi otomatisasi dan akurasi dalam penentuan TPS.
2	Wang, C., Pedrycz, W., Li, Z., dan Zhou, M. (2020). <i>Residual-driven Fuzzy C-Means Clustering for Image Segmentation</i> .	Mengembangkan kerangka kerja FCM yang digerakkan oleh residual untuk segmentasi citra, menunjukkan bahwa penanganan noise secara eksplisit dapat meningkatkan kinerja FCM, relevan untuk data pemilih yang mungkin mengandung outlier.
3	Gupta, A., Datta, S., dan Das, S. (2021). <i>Fuzzy Clustering to Identify Clusters at Different Levels of Fuzziness: An Evolutionary Multiobjective Optimization Approach</i> .	Mengusulkan Entropy c-Means (ECM) untuk mendapatkan tingkat fuzziness yang adaptif melalui optimasi multi-objektif, relevan untuk penentuan parameter FCM yang optimal dalam distribusi pemilih.
4	Dalmajer, E. S., Nord, C. L., dan Astle, D. E. (2022). <i>Statistical power for cluster analysis</i> .	Menganalisis kekuatan statistik algoritma clustering termasuk FCM, menemukan FCM berkinerja baik pada data dengan separasi antar kelompok yang jelas, mendukung pemilihan FCM untuk data pemilih dengan struktur spasial.
5	Zhang, Z., Liu, Z., Martin, A., Liu, Z., Zhou, K., dkk. (2021). <i>Dynamic Evidential Clustering Algorithm</i> .	Mengembangkan <i>Dynamic Evidential Clustering (DEC)</i> yang menggunakan dasar FCM untuk tahap awal,

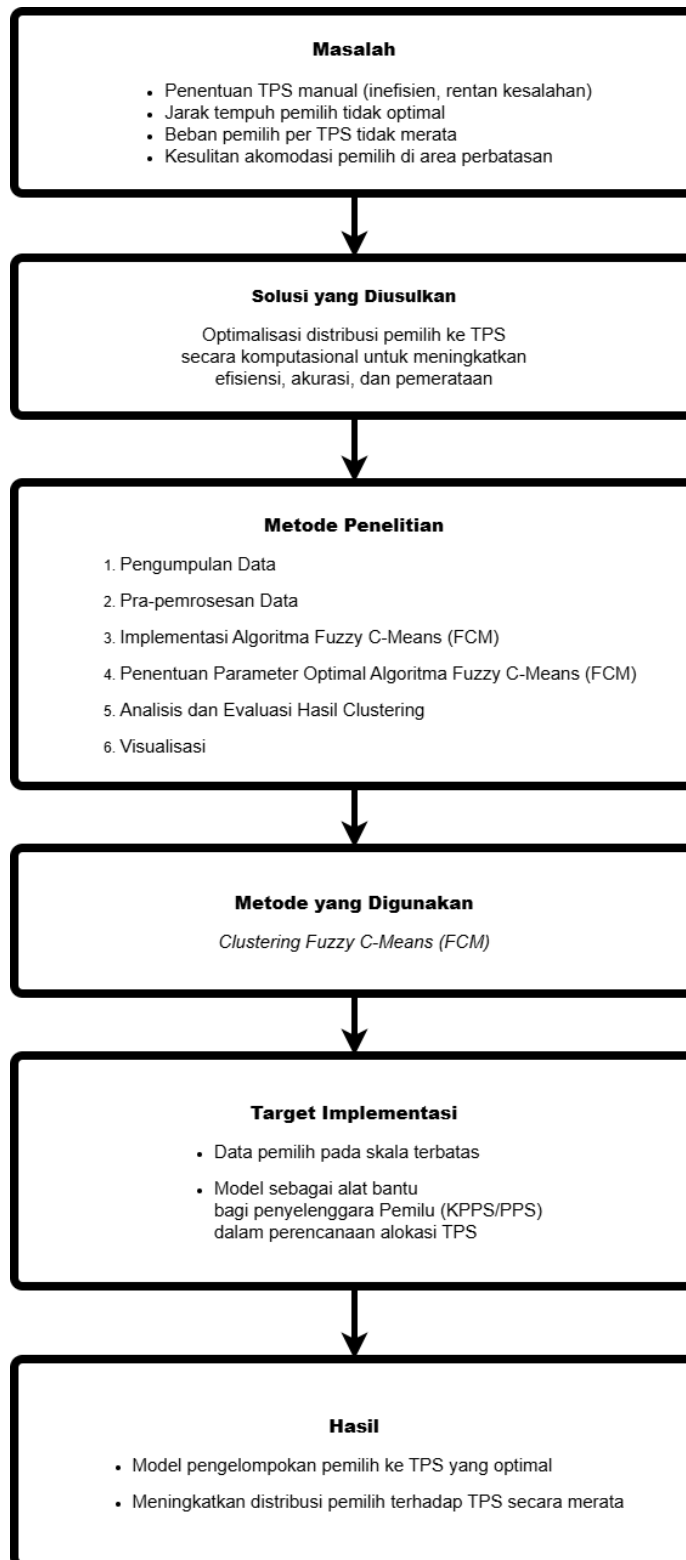
Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa algoritma *Fuzzy C-Means (FCM)* memiliki potensi tinggi dalam menangani data dengan karakteristik yang kompleks. Wang et al. (2021), dalam studinya menunjukkan bahwa penanganan terhadap *noise* dapat secara signifikan meningkatkan kinerja FCM. Temuan tersebut relevan, mengingat data pemilih di lapangan sering kali mengandung *outlier* atau data yang menyimpang. Selain itu, Zhang et al., (2021) menekankan bahwa efektivitas FCM dalam mengelompokkan data yang mengandung ketidakpastian, kondisi yang juga sering ditemui dalam distribusi data pemilih.

Pengaturan parameter internal FCM, khususnya tingkat *fuzziness*, yang sangat memengaruhi hasil pengelompokan. Gupta et al. (2021) dalam penelitiannya mengusulkan metode *Entropy C-Means (ECM)* yang menggunakan optimasi multi-objektif untuk menentukan nilai fuzziness secara adaptif. Pendekatan ini sangat relevan untuk menghasilkan pengelompokan yang lebih optimal, terutama pada data pemilih yang sangat beragam. Dukungan terhadap efektivitas FCM juga disampaikan oleh Dalmaijer et al. (2022), yang menunjukkan bahwa algoritma ini bekerja dengan baik pada data yang memiliki pemisahan kelompok yang jelas, sebuah kondisi yang cukup umum pada data pemilih berdasarkan wilayah.

Dari beberapa penelitian terdahulu, penelitian ini mengambil langkah dengan menerapkan algoritma FCM secara spesifik dalam konteks optimalisasi distribusi pemilih ke TPS. Dengan memanfaatkan kemampuan FCM dalam mengelompokkan data berdasarkan karakteristik spasial dan demografis, penelitian ini bertujuan menghasilkan sistem distribusi TPS yang lebih efisien, adil, dan akurat

C. Kerangka Pikir

Kerangka Pikir adalah proses merancang atau menyusun struktur, komponen, dan alur kerja dari suatu sistem untuk memenuhi kebutuhan pengguna atau tujuan tertentu secara efektif dan efisien. Sebagaimana di tampilkan pada gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Pikir

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Tempat dan Waktu Penelitian

Penelitian ini akan dilaksanakan di Kantor Komisi Pemilihan Umum Daerah (KPUD) Kota Makassar, yang beralamat di Jalan Prumnas Raya, Kecamatan Manggala, Kota Makassar, Sulawesi Selatan, 90234. Proses waktu penelitian dilakukan mulai bulan Mei hingga bulan Juli 2025, seperti yang telah di uraikan pada tabel 3.

Tabel 3. Waktu Penelitian

NO.	KEGIATAN	MEI				JUNI				JULI			
		I	II	III	IV	I	II	III	IV	I	II	III	IV
1	Studi Literatur												
2	Penyusunan Proposal												
3	Pengumpulan Data												
4	Pengolahan Data												
5	Desain Sistem												
6	Pengujian Sistem												
7	Penulisan Laporan												

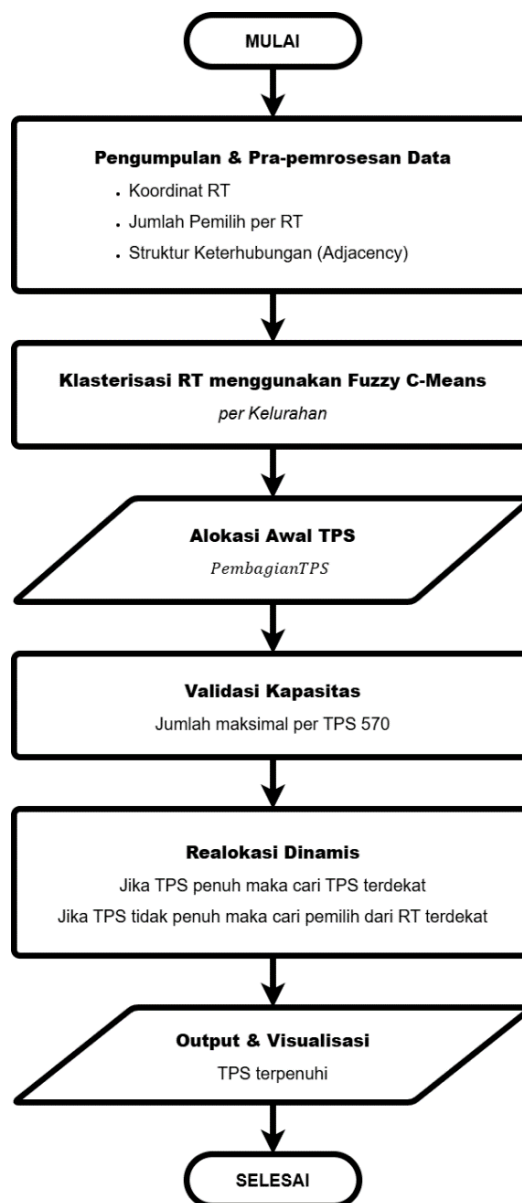
B. Alat dan Bahan

Adapun alat dan bahan yang di gunakan dalam penelitian ini:

1. *Hardware* (Perangkat Keras)
 - a. *Laptop Acer Nitro AN515-57*
2. *Software* (Perangkat Lunak)
 - a. *Text editor Visual Studio Code*
 - b. *Microsoft Exxel*
 - c. *Python*
 - d. *Jupiter*

C. Rancangan penelitian

Rancangan penelitian ini disusun sebagai sebuah proses sistematis untuk merancang dan menyusun struktur, komponen, serta alur kerja yang akan digunakan. Tujuannya adalah untuk memenuhi kebutuhan akan sistem pemerataan TPS yang lebih efektif dan efisien. Proses ini melibatkan pembuatan diagram, skema, dan spesifikasi teknis yang mendetail sebagaimana yang telah diuraikan dalam Gambar 2.



Gambar 2. Flowchart Rancangan Penelitian

Penjelasan *Flowchart* Rancangan Penelitian:

1. Mulai

Proses di mulai

2. Pengumpulan & Pra-pemrosesan Data

a. Koordinat RT:

Titik geografis dari setiap RT digunakan untuk menghitung jarak antar-RT, penting dalam proses klasterisasi dan alokasi TPS.

b. Jumlah Pemilih per RT:

Menyediakan informasi jumlah total pemilih yang terdaftar dalam setiap RT. Ini digunakan untuk memastikan bahwa kapasitas TPS tidak terlampaui.

c. Struktur Keterhubungan:

Informasi tentang RT mana yang bertetangga atau saling berdekatan, digunakan saat sistem perlu mencari TPS atau RT terdekat dalam proses rea

3. Klasterisasi RT menggunakan *Fuzzy C-Means*

RT dikelompokkan menjadi beberapa klaster menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means*, yang memungkinkan satu RT memiliki tingkat keanggotaan dalam lebih dari satu klaster.

4. Alokasi Awal TPS

Setelah RT dikelompokkan, sistem akan membagi pemilih dari klaster-klaster tersebut ke TPS sesuai kapasitas rata-rata.

5. Validasi Kapasitas

Selanjutnya melakukan pengecekan terhadap hasil alokasi awal untuk memastikan tidak ada TPS yang kelebihan kapasitas. Batas maksimal yang digunakan adalah 570 pemilih per TPS.

Jika ditemukan TPS yang melebihi batas, maka sistem melanjutkan ke tahap realokasi.

6. Realokasi Dinamis

Langkah ini merupakan inti dari penyesuaian pembagian TPS berdasarkan hasil validasi:

- a. Jika TPS dari RT tertentu penuh: Maka sistem akan mencari TPS lain terdekat yang belum penuh untuk menampung sisa pemilih.
- b. Jika TPS tertentu belum penuh: Maka sistem akan mencari pemilih dari RT terdekat untuk dipindahkan ke TPS tersebut.

Prinsipnya adalah menyeimbangkan jumlah pemilih agar semua TPS terisi seefisien mungkin tanpa melanggar batas kapasitas.

7. Output & Visualisasi

Setelah pembagian TPS selesai dan valid, hasil akhir akan divisualisasikan, misalnya:

- a. Peta distribusi TPS dan RT
- b. Statistik jumlah pemilih per TPS
- c. Matriks klasterisasi

Visualisasi ini memudahkan pihak penyelenggara KPU atau operator sistem untuk melihat hasil pembagian secara menyeluruh.

8. Selesai

Proses berakhir dengan TPS yang terisi sesuai kapasitas yang telah ditentukan.

Penjelasan Metode

Alokasi Pemilih dengan FCM dan Batasan Kapasitas serta Wilayah Administratif

Input:

- a. $X \in \mathbb{R}^{n \times d}$: Matriks fitur spasial dari nnn data pemilih
- b. A : Label administratif (misalnya kelurahan)
- c. θ : Batas kapasitas TPS (600 pemilih)
- d. c : Jumlah klaster yang diinginkan (jumlah unit TPS)
- e. m : Parameter *fuzziness* pada algoritma FCM

Output:

- a. Matriks keanggotaan klaster U
- b. Matriks alokasi akhir pemilih ke TPS T yang memenuhi batasan.

Procedure:

1. Klasterisasi FCM

- a. Inisialisasi matriks keanggotaan $U \in \mathbb{R}^{n \times c}$ randomly
 - b. Ulangi hingga konvergen:
 - c. Hitung centroid klaster C_j
 - d. Perbarui derajat keanggotaan u_{ij}
 - e. Perbarui centroid
2. Alokasi Awal TPS Berdasarkan Keanggotaan Maksimum
Untuk setiap pemilih i : Alokasikan ke klaster $j = \operatorname{argmax}_j u_{ij}$
 3. Penyesuaian Batasan Kapasitas dan Wilayah Administratif
Untuk setiap klaster j dalam masing-masing wilayah administratif::
 - a. Hitung jumlah pemilih yang dialokasikan N_j
 - b. Jika $N_j > \theta$:
 - Urutkan pemilih dalam klaster j berdasarkan nilai u_{ij} dari yang tertinggi
 - Pertahankan hanya θ pemilih teratas
 - Alokasikan sisa pemilih ke klaster dengan nilai keanggotaan tertinggi berikutnya dalam wilayah administratif yang sama
 4. Hasil Akhir
Keluarkan matriks $T \in \{0,1\}^{n \times c}$ yang menunjukkan keanggotaan TPS akhir untuk setiap pemilih

D. Teknik Pengujian Sistem

Teknik pengujian sistem merupakan tahapan krusial untuk memastikan bahwa sistem optimalisasi distribusi pemilih yang dikembangkan menggunakan metode *Clustering Fuzzy C-Means* dapat berfungsi sesuai dengan tujuan penelitian dan memberikan hasil yang valid. Pengujian akan dilakukan secara komprehensif meliputi beberapa aspek berikut:

1. Pengujian Fungsional (*Functional Testing*):
 - a. Tujuan: Memastikan setiap fungsi dalam sistem, mulai dari input data pemilih, proses klasterisasi FCM, hingga alokasi pemilih ke TPS dan visualisasi hasil, berjalan sesuai dengan spesifikasi yang telah dirancang.

- b. Metode: Akan dilakukan pengujian black-box dengan memberikan berbagai skenario input data misalnya, data dengan sebaran pemilih yang beragam, jumlah RT yang berbeda, batasan kapasitas TPS yang bervariasi dan memverifikasi output yang dihasilkan.
 - c. Kriteria Keberhasilan: Sistem mampu menghasilkan kluster TPS yang logis, tidak ada pemilih yang tidak teralokasi dan output visualisasi menampilkan informasi yang akurat.
2. Pengujian Kinerja (*Performance Testing*):
- a. Tujuan: Mengevaluasi efisiensi sistem dalam hal waktu komputasi yang dibutuhkan untuk melakukan proses klasterisasi dan alokasi TPS.
 - b. Metode: Sistem akan diuji dengan dataset pemilih dalam berbagai skala misalnya, data satu kelurahan, dan data RT/RW. Waktu yang dibutuhkan untuk setiap proses akan dicatat dan dianalisis.
3. Pengujian Hasil *Clustering*:
- a. Tujuan: Menilai kualitas kluster TPS yang dihasilkan oleh algoritma FCM. Pengujian yang dilakukan mencakup evaluasi terhadap seberapa optimal distribusi pemilih, dan pemerataan beban pemilih per TPS.

E. Teknik Analisis Data

Analisis data dalam penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas dan efisiensi metode *Clustering Fuzzy C-Means* (FCM) dalam proses alokasi pemilih terhadap TPS. Analisis dilakukan secara menyeluruh melalui pendekatan kuantitatif terhadap data input maupun hasil klasterisasi. Tahapan analisis data yang dirancang meliputi:

1. Analisis Karakteristik Data Awal (Input):
 - a. Sebelum proses clustering, akan dilakukan analisis deskriptif terhadap data pemilih yang digunakan. Ini meliputi analisis sebaran geografis pemilih berdasarkan koordinat Latitude dan Longitude, kepadatan pemilih RT/RW, dan karakteristik data administratif lainnya seperti Kelurahan dan informasi KK. Analisis ini bertujuan untuk memahami karakteristik dasar dataset yang

akan menjadi input bagi algoritma FCM dan mengidentifikasi potensi tantangan seperti, sebaran yang tidak merata atau adanya outlier spasial.

- b. Analisis struktur keterhubungan RT/RT digunakan sebagai pertimbangan dan dianalisis bagaimana struktur ini dapat memengaruhi pembentukan klaster.
- c. Analisa Data Input

Data input terdiri dari 2 kategori:

1. Data Input RT

Data Input RT yang di gunakan pada penelitian ini di ilustrasikan pada tabel 4.

Tabel 4. Data Input RT

Kode RT	Jalan	Lorong	Bata Depan	Batas Belakang	Batas Kanan	Batas Kiri	Lati tude	Longti tude
x(5)	x(11)	x(10)	x(6)	x(10)	x(6)	x(4)	x(9)	x(10)
x(5)	x(11)	x(10)	x(6)	x(10)	x(6)	x(4)	x(9)	x(10)

2. Data Pemilih

Data Pemilih yang di gunakan pada penelitian ini di ilustrasikan pada tabel 5.

Tabel 5. Data Pemilih

Kode KTP	NIK	Nama Pemilih	Jenis Kelamin	Tanggal Lahir	Alamat	RT/ RW	Kelurahan	NKK
x(15)	x(16)	x(18)	x(9)	x(10)	x(30)	x(5)	x(8)	x(16)
x(15)	x(16)	x(18)	x(9)	x(10)	x(30)	x(5)	x(8)	x(16)

Penjelasan tabel 4 dan 5:

Tabel 4 dan Tabel 5 merupakan rancangan awal format input data dalam penelitian ini. Tabel 4 mendeskripsikan elemen-elemen spasial dari wilayah RT, yang menjadi dasar dalam pemetaan wilayah pemilih. Sementara itu, Tabel 5 menyajikan struktur data individu pemilih yang mencakup identitas, lokasi tempat tinggal, dan data keluarga (NKK). Format x(n) menjelaskan panjang maksimal karakter yang diperlukan untuk masing-masing kolom data.

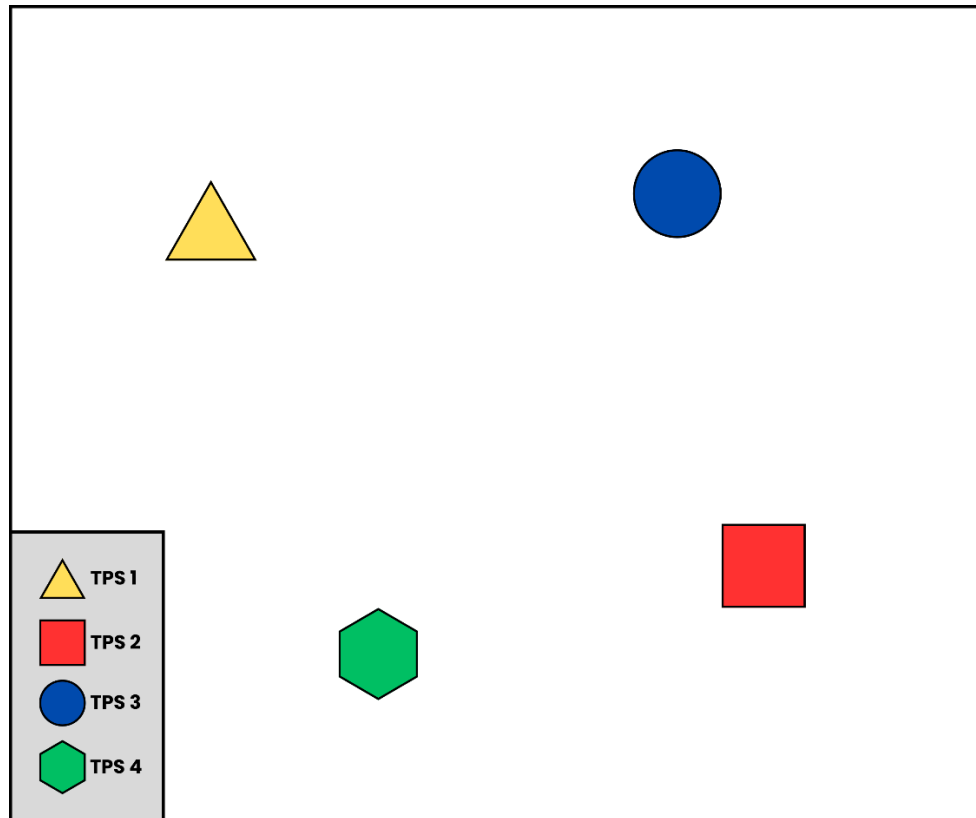
2. Analisis Kuantitatif Hasil Klasterisasi FCM:

- a. Evaluasi Jumlah Klaster Optimal: Jika metode *Elbow* atau metode serupa digunakan untuk menentukan jumlah *cluster* TPS yang optimal, hasil dari metode tersebut akan dianalisis. Ini melibatkan pengamatan grafik *SSE (Sum of Squared Errors)* atau metrik distorsi lainnya untuk mengidentifikasi titik siku yang menunjukkan jumlah klaster paling efektif sebelum terjadi *diminishing returns*.
- b. Analisis Distribusi Pemilih per TPS:
 - Pemerataan Beban: Menganalisis jumlah pemilih yang dialokasikan ke setiap TPS hasil klasterisasi. Akan dihitung statistik seperti rata-rata, standar deviasi, nilai minimum, dan maksimum jumlah pemilih per TPS untuk menilai sejauh mana pemerataan beban pemilih tercapai dan apakah ada TPS yang *overload* atau *underload* secara signifikan dibandingkan dengan kapasitas yang ditetapkan (misalnya, 570 pemilih per TPS).
 - Pemenuhan Batasan Kapasitas: Memverifikasi persentase TPS yang berhasil memenuhi batasan kapasitas maksimal yang telah ditentukan.

3. Analisis Kualitatif Hasil FCM

- a. Hasil klasterisasi akan di visualisasikan dalam bentuk peta yang menunjukkan lokasi RT, alokasi pemilih, dan lokasi pusat *cluster* TPS. Analisis visual akan dilakukan untuk menilai lokasi geografis dari klaster yang terbentuk, mempertimbangkan batas-batas administratif alami, aksesibilitas jalan, dan potensi hambatan geografis lainnya.

- b. Mengamati bagaimana algoritma FCM menangani pemilih atau RT yang berada di zona transisi atau perbatasan antar kluster potensial. Hasil *clustering* di ilustrasikan pada gambar 3.



Gambar 3. Ilustrasi Hasil *Clustering*

Gambar 3 mengilustrasikan visualisasi hasil proses *Clustering* menggunakan *algoritma Fuzzy C-Means* terhadap data spasial pemilih berdasarkan lokasi RT dan batas pemilih setiap TPS sebanyak 600. Visualisasi ini mempermudah evaluasi distribusi pemilih dengan memperhatikan sebaran spasial, kesetaraan beban pemilih per TPS, serta memastikan alokasi tidak melanggar batas administratif RT/RW.

DAFTAR PUSTAKA

- Dalmajer, E. S., Nord, C. L., & Astle, D. E. (2022). Statistical power for cluster analysis. *BMC Bioinformatics*, 23(1), 1–28. <https://doi.org/10.1186/s12859-022-04675-1>
- Galuh Larasati, Y., Fernando, H., Jubba, H., Abdullah, I., Darus, M. R., & Iribaram, S. (2023). Past preferences informing future leaders for Indonesian 2024 general elections. *Cogent Social Sciences*, 9(1). <https://doi.org/10.1080/23311886.2023.2229110>
- Gokma Toni Parlindungan S, M. M. G. (2023). Pendidikan Pengawasan Pemilu Bagi Masyarakat Untuk Mewujudkan Pemilu Berintegritas. *Ensiklopedia Education Review*, 5(1), 6–12.
- Gupta, A., Datta, S., & Das, S. (2021a). Fuzzy Clustering to Identify Clusters at Different Levels of Fuzziness: An Evolutionary Multiobjective Optimization Approach. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 51(5), 2601–2611. <https://doi.org/10.1109/TCYB.2019.2907002>
- Hashish, M. S., Hasanien, H. M., Ji, H., Alkuhayli, A., Alharbi, M., Akmaral, T., Turkey, R. A., Jurado, F., & Badr, A. O. (2023). Monte Carlo Simulation and a Clustering Technique for Solving the Probabilistic Optimal Power Flow Problem for Hybrid Renewable Energy Systems. *Sustainability (Switzerland)*, 15(1). <https://doi.org/10.3390/su15010783>
- Ilham, M., Kartini, D. S., & Yuningsih, N. Y. (2024). Strategi Pemerintahan Yang Dilakukan Komisi Pemilihan Umum Kota Pekanbaru Dalam Meningkatkan Kualitas Penyelenggara Pemilu Pada Pemilihan Presiden Dan Wakil Presiden Tahun 2019 (Studi Pada Kelompok Penyelenggara Pemungutan Suara). *Jurnal Academia Praja*, 7(1), 125–138. <https://doi.org/10.36859/jap.v7i1.1343>
- Khrissi, L., Satori, H., Satori, K., & El Akkad, N. (2021). An Efficient Image Clustering Technique based on Fuzzy C-means and Cuckoo Search Algorithm. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(6),

423–432. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120647>

Kim, K. (2020). A spatial optimization approach for simultaneously districting precincts and locating polling places. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(5). <https://doi.org/10.3390/ijgi9050301>

Kristian Sumual, A., Gerson Lontaan, M., & Supit, Y. (2023). Pelaksanaan Pemilu Di Indonesia Berdasarkan Perspektif Undang Undang Dasar 1945. *Journal of Law and Nation (JOLN)*, 2(Mei), 103–112.

Najiba, H. N., & Hawignyo. (2024). Strategi Penentuan Lokasi Warehouse Untuk Meningkatkan Efisiensi dan Efektivitas Pendistribusian Logistik Pada Pemilihan Umum Tahun 2024 di KPU. *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, 2024(6), 433–439.

Salim, D. P. (2022). The Islamic political supports and voting behaviors in majority and minority Muslim provinces in Indonesia. *Indonesian Journal of Islam and Muslim Societies*, 12(1), 85–110. <https://doi.org/10.18326/ijims.v12i1.85-110>

Sattler, F., Muller, K. R., & Samek, W. (2021). Clustered Federated Learning: Model-Agnostic Distributed Multitask Optimization under Privacy Constraints. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 32(8), 3710–3722. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2020.3015958>

Shi, C., Wei, B., Wei, S., Wang, W., Liu, H., & Liu, J. (2021). A quantitative discriminant method of elbow point for the optimal number of clusters in clustering algorithm. *Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking*, 2021(1). <https://doi.org/10.1186/s13638-021-01910-w>

Sosial, H., Pengabdian, J., & Volume, S. M. (2025). Available online at: <https://pkm.lpkd.or.id/index.php/Harmoni.1>.

Surangsriat, D., Sri-iesaranusorn, P., Chaiyaroj, A., Vateekul, P., & Bhidayasiri, R. (2022). Parkinson's disease severity clustering based on tapping activity on mobile device. *Scientific Reports*, 12(1), 1–11. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-06572-2>

- Wang, C., Pedrycz, W., Li, Z. W., & Zhou, M. C. (2021b). Residual-driven Fuzzy C-Means Clustering for Image Segmentation. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 8(4), 876–889. <https://doi.org/10.1109/JAS.2020.1003420>
- Yandra, A., Faridhi, A., Asnawi, E., Setiawan, H., Sudaryanto, & Yasir, I. M. (2025). How Can the Foundations of Democracy be Weakened? Case Study of Inaccuracy and Independency of Election Data in Indonesia. *Journal of Ecohumanism*, 4(1), 304–317. <https://doi.org/10.62754/joe.v4i1.5293>
- Zhang, Z., Liu, Z., Martin, A., Liu, Z., Zhou, K., Evidential, D., Zhang, Z., Liu, Z., Martin, A., Liu, Z., & Zhou, K. (2021a). *To cite this version : HAL Id : hal-03080938 Dynamic Evidential Clustering Algorithm.*
- Zulfan Najib, A., Achmadi, S., & Auliasari, K. (2024a). Sistem Klasifikasi Data Penduduk Untuk Menentukan Tempat Pemungutan Suara (Tps) Dengan Metode K-Nearest Neighbor (Knn) Berbasis Website. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 1323–1330. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i2.9130>