

**PEMETAAN ZONA RAWAN AKSI UNJUK RASA
MENGUNAKAN METODE DBSCAN DAN OPTICS PADA
WILAYAH HUKUM POLRESTA BANDA ACEH**

TUGAS AKHIR

**Diajukan Oleh
Angga Saputra Anwar
220705042**

**Mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi
Program Studi Teknologi Informasi**



**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI AR-RANIRY
BANDA ACEH
TAHUN 2026/1448 HIJRIAH**

LEMBAR PERSETUJUAN

PEMETAAN ZONA RAWAN AKSI UNJUK RASA MENGUNAKAN METODE DBSCAN DAN OPTICS PADA WILAYAH HUKUM POLRESTA BANDA ACEH

TUGAS AKHIR

Diajukan kepada Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri (UIN) Ar-Raniry Banda Aceh
Sebagai salah satu Beban Studi Memperoleh Gelar Sarjana (S1)
Dalam Ilmu Teknologi Informasi

Oleh :

Angga Saputra Anwar
NIM 220705042

Mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi
Program Studi Teknologi Informasi

Disetujui untuk Dimunaqasyahkan oleh :

Pembimbing I,


Dr. Hendri Ahmadian, M.I.M.
NIP. 198301042014031002

Pembimbing II,


Mulkan Fadhli, S.T., M.T.
NIP. 198811282020121006

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknologi Informasi,


Malahayati, M.T.
NIP. 198301272015032003

LEMBAR PENGESAHAN

PEMETAAN ZONA RAWAN AKSI UNJUK RASA MENGUNAKAN METODE DBSCAN DAN OPTICS PADA WILAYAH HUKUM POLRESTA BANDA ACEH

TUGAS AKHIR

Telah Diuji oleh Panitia Ujian Munaqasyah Tugas Akhir
Fakultas Sains dan Teknologi UIN Ar-Raniry Banda Aceh dan Dinyatakan Lulus
Serta Diterima Sebagai Salah Satu Beban Studi Program Sarjana (S1)
Dalam Program Studi Teknologi Informasi

Pada Hari/Tanggal: Senin, 10 Agustus 2026 M

26 Safar 1448 H

Di Darussalam, Banda Aceh

Panitia Ujian Munaqasyah Tugas Akhir:

Ketua,

Sekretaris,

Dr. Hendri Ahmadian, M.I.M.

Mulkan Fadhli, S.T., M.T.

NIP. 198301042014031002

NIP. 198811282020121006

Penguji I,

Penguji II,

Khairan AR, M.Kom.

Malahayati, M.T.

NIP. 198607042014031001

NIP. 198301272015032003

Mengetahui:

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Ar-Raniry Banda Aceh



Prof. Dr. Ir. Muhammad Dirhamsyah, M.T., IPU

NIP. 196210021988111001

LEMBAR PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Angga Saputra Anwar
NIM : 220705042
Program Studi : Teknologi Informasi
Fakultas : Sains dan Teknologi
Judul : Pemetaan Zona Rawan Aksi Unjuk Rasa Menggunakan Metode DBSCAN Dan OPTICS Pada Wilayah Hukum Polresta Banda Aceh

Dengan ini menyatakan bahwa dalam penulisan tugas akhir ini, saya:

1. Tidak menggunakan ide orang lain tanpa mampu mengembangkan dan mempertanggungjawabkan;
2. Tidak melakukan plagiasi terhadap naskah karya orang lain;
3. Tidak menggunakan karya orang lain tanpa menyebutkan sumber asli atau tanpa izin pemilik karya;
4. Tidak memanipulasi dan memalsukan data;
5. Mengerjakan sendiri karya ini dan mampu bertanggungjawab atas karya ini.

Bila dikemudian hari ada tuntutan dari pihak lain atas karya saya, dan telah melalui pembuktian yang dapat dipertanggungjawabkan dan ternyata memang ditemukan bukti bahwa saya telah melanggar pernyataan ini, maka saya siap dikenai sanksi berdasarkan aturan yang berlaku di Fakultas Sains dan Teknologi UIN Ar-Raniry Banda Aceh. Demikian pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya dan tanpa paksaan dari pihak manapun.

Banda Aceh, 12 Agustus 2026

Yang Menyatakan,



Angga Saputra Anwar

ABSTRAK

Pemeliharaan Keamanan dan Ketertiban Masyarakat (Kamtibmas) di wilayah hukum Polresta Banda Aceh dihadapkan pada tantangan pengolahan ratusan data laporan gangguan keamanan yang masih dilakukan secara manual. Pendekatan konvensional ini cenderung statis, rentan terhadap subjektivitas pengamat, dan gagal merepresentasikan dinamika pergeseran zona rawan konflik secara akurat. Penelitian ini bertujuan untuk merancang Sistem Pendukung Keputusan (SPK) pemetaan keamanan menggunakan pendekatan Spatial Data Mining. Algoritma density-based clustering, yakni DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) dan OPTICS (Ordering Points To Identify the Clustering Structure), diterapkan dan dibandingkan untuk memetakan variasi kepadatan dari 51 titik koordinat lokasi unjuk rasa selama periode 2023–2025. Proses komputasi diawali dengan normalisasi Z-Score dan penentuan parameter jarak ketetanggaan optimal menggunakan kurva k-NN distance plot, yang menghasilkan nilai $\epsilon = 1.05$ dan $\text{MinPts} = 4$. Hasil pengujian menunjukkan algoritma DBSCAN secara tegas membentuk 2 kluster rawan makro dan mengidentifikasi 5 titik anomali (noise) dengan nilai validitas Silhouette Coefficient sebesar 0.49. Di sisi lain, algoritma OPTICS menunjukkan keunggulan analitis yang lebih adaptif dengan mengekstraksi struktur kepadatan ke dalam 9 sub-kluster hierarkis mikro, mencatatkan nilai Silhouette Coefficient sebesar 0.32. Kesimpulan dari penelitian ini membuktikan bahwa algoritma DBSCAN efektif untuk perumusan kebijakan patroli skala makro, sedangkan algoritma OPTICS direkomendasikan untuk resolusi pemetaan tingkat lanjut dalam mengalokasikan personel pada titik-titik vital yang saling berdempetan secara presisi.

Kata Kunci: *Konflik Sosial, Pemetaan Spasial, Data Mining, DBSCAN, OPTICS, Silhouette Coefficient.*

ABSTRACT

Maintaining public security and order (Kamtibmas) within the jurisdiction of the Banda Aceh City Police (Polresta) faces challenges regarding the collection of hundreds of security disturbance reports, a process currently performed manually. This approach tends to be purely statistical, susceptible to observer subjectivity, and fails to accurately represent the shifting dynamics of conventional conflict-prone zones. This study aims to design a security mapping Decision Support System (DSS) utilizing a Spatial Data Mining approach. Density-based clustering algorithms—specifically DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) and OPTICS (Ordering Points To Identify the Clustering Structure)—were applied and compared to map density variations across 51 protest location coordinates recorded between 2023 and 2025. The computational process began with Z-Score normalization and the determination of optimal neighborhood distance parameters using a k-NN distance plot curve, yielding values of $\epsilon = 1.05$ and $\text{MinPts} = 4$. Test results indicate that DBSCAN clearly formed two macro-level high-risk clusters and identified five anomaly points (noise), achieving a Silhouette Coefficient of 0.49. Conversely, OPTICS demonstrated superior analytical adaptability by extracting density structures into nine hierarchical micro-sub-clusters, recording a Silhouette Coefficient of 0.32. The study concludes that DBSCAN is effective for formulating macro-scale patrol policies, whereas OPTICS is recommended for finer-grained resolution when precisely allocating personnel to closely clustered vital locations.

Keywords: Social Conflict, Spatial Mapping, Data Mining, DBSCAN, OPTICS, Silhouette Coefficient

KATA PENGANTAR

Bismillahirrahmanirrahim.

Puji dan syukur senantiasa penulis panjatkan kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, karunia, serta kemudahan, sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan Tugas Akhir yang berjudul "Pemetaan Zona Rawan Aksi Unjuk Rasa Menggunakan Metode DBSCAN dan OPTICS pada Wilayah Hukum Polresta Banda Aceh". Shalawat beserta salam tak lupa pula kita sanjungkan ke pangkuan Nabi Besar Muhammad SAW, yang telah membawa umat manusia dari alam kebodohan ke alam yang penuh dengan ilmu pengetahuan.

Penyusunan Tugas Akhir ini merupakan salah satu syarat untuk menyelesaikan studi jenjang Strata Satu (S1) dan memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Ar-Raniry Banda Aceh

Selama proses penyusunan penelitian ini, penulis menyadari bahwa banyak sekali tantangan dan rintangan yang dihadapi. Namun, berkat bimbingan, arahan, doa, dan dukungan dari berbagai pihak, Tugas Akhir ini akhirnya dapat diselesaikan dengan baik. Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati, penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Teristimewa untuk kedua orang tua tercinta, atas segala doa yang tak pernah putus, pengorbanan, cinta kasih, serta dukungan baik moril maupun materiel yang sangat luar biasa. Dukungan bapak yang senantiasa memfasilitasi dan memotivasi jalannya penelitian ini sangatlah berarti bagi penulis. Terima kasih juga kepada abang saya, yang selalu memberikan semangat, nasihat, dan dukungan tanpa henti kepada penulis hingga sampai di titik ini..
2. Bapak Dr. Hendri Ahmadian, M.I.M., yang telah berkenan menjadi pembimbing akademik sekaligus pembimbing tugas akhir penulis, terima kasih atas segala waktu, kesabaran, nasihat, serta arahan yang sangat berharga dalam membimbing penulis sejak awal perkuliahan hingga selesainya Tugas Akhir ini.
3. Bapak Mulkan Fadhli, S.T., M.T., yang bertindak sebagai pembimbing tugas akhir penulis yang telah memberikan bimbingan, masukan, arahan, dan dukungan sehingga tugas akhir ini dapat diselesaikan dengan baik.

4. Seluruh Bapak dan Ibu Dosen Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Ar-Raniry. Terima kasih atas segala ilmu pengetahuan, wawasan, dan pengalaman yang telah diberikan kepada penulis.
5. Selama proses penyusunan tugas akhir, Ibu Cut Ida Rahmadiana, S.Si., seorang staf Program Studi Teknologi Informasi, telah memberikan bantuan dan dukungan dalam berbagai mata kuliah akademik..
6. Teman perjuangan 27Brother.historie yang sudah menganggap pertemanan ini layaknya keluarga, dan juga teman-teman dari Program Studi Teknologi Informasi angkatan 2022 serta teman-teman dekat yang telah memberikan semangat, doa, dukungan, bantuan, dan kerja sama kepada penulis selama masa studi hingga penyusunan tugas ini.

Penulis dengan jujur mengakui bahwa masih banyak kekurangan dalam tugas akhir ini, baik dari segi penulisan teknis maupun konten. Oleh karena itu, penulis dengan rendah hati menerima kritik dan saran yang bermanfaat untuk pengembangan di masa depan. Terakhir, semoga tugas akhir ini menjadi amal baik yang tercatat sebagai amal baik di mata Allah SWT dan bermanfaat bagi penulis dan pembaca. Rabbal 'Alamin ya Aamiin.

Banda Aceh, 23 Juli 2026

Penulis,

Angga Saputra Anwar

NIM. 220705042

DAFTAR	ISI
ABSTRAK	i
ABSTRACT	ii
KATA PENGANTAR.....	iii
DAFTAR ISI	v
DAFTAR GAMBAR	viii
DAFTAR TABEL.....	ix
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Manfaat Penelitian	4
1.5 Batasan Penelitian.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 Penelitian Terdahulu	5
2.2 Konflik Sosial dan Pemetaan Keamanan.....	9
2.2.1 Definisi Konflik Sosial.....	9
2.2.2 Urgensi Pemetaan Spasial Kriminologi	9
2.3 Knowledge Discovery in Databases	10
2.4 Konsep Algoritman DBSCAN.....	11
2.4.1 Parameter Utama DBSCAN.....	12
2.4.2 Klasifikasi Titik pada DBSCAN.....	13
2.5 Konsep Algoritma OPTICS	14
2.5.1 Metrik Jarak Pada OPTICS.....	14
2.5.2 Reachability Plot.....	15
2.6 Pengujian Validitas Silhouette Coefficient.....	16
2.7 Lingkungan Komputasi Pemrograman R	16
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	18

3.1 Jenis Penelitian.....	18
3.2 Kerangka Kerja Penelitian	18
3.3 Pengumpulan Data	20
3.4 Skenario Pemodelan dan Eksperimen.....	22
3.4.1 Pembersihan dan Transformasi Data (Preprocessing).....	22
3.4.2 Penentuan Parameter Epsilon dan <i>MinPts</i>	23
3.4.3 Eksekusi Algoritma DBSCAN dan OPTICS	24
3.5 Parameter Evaluasi Validitas	25
3.6 Alat dan Bahan Penelitian.....	25
3.7 Jadwal Penelitian	27
BAB IV Hasil dan pembahasan	28
4.1 Analisis Deskriptif	28
4.2 Standarisasi Data Geospasial	32
4.2.1 Penerapan Metode <i>Z-Score Normalization</i>	32
4.2.2 Hasil Transformasi Koordinat.....	33
4.3 Penentuan Parameter <i>Epsilon</i> (ϵ) untuk DBSCAN	34
4.4 Hasil Klasterisasi dengan Metode DBSCAN	35
4.4.1 Distribusi Hasil Klasterisasi.....	36
4.4.2 Visualisasi Pemetaan Geografis Zona Rawan	38
4.5 Hasil Klasterisasi dengan Metode OPTICS.....	39
4.5.1 Pembentukan <i>Reachability Plot</i>	40
4.5.2 Ekstraksi Hierarki dan Visualisasi Pemetaan Klaster	41
4.6 Pengujian Validitas menggunakan <i>Silhouette Coefficient</i>	42
4.6.1 Evaluasi Validitas Algoritma DBSCAN	42
4.6.2 Evaluasi Validitas Algoritma OPTICS.....	43
4.7 Analisis Perbandingan Kinerja DBSCAN dan OPTICS	45
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	47
5.1 Kesimpulan	47

5.2 Saran	47
DAFTAR PUSTAKA	49



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 KDD Flowchart	11
Gambar 2. 2 Ilustrasi Core Point, Border Point, dan Noise Point pada DBSCAN13	
Gambar 2. 3 Visualisasi Reachability Plot pada Algoritma OPTICS.....	15
Gambar 3. 1 Alur Tahapan Penelitian.....	19
Gambar 3. 2 Snippet Skrip Preprocessing Data Koordinat pada Rstudio	23
Gambar 3. 3 Visualisasi Kurva k-NN Distance Plot untuk Penentuan Epsilon.....	24
Gambar 3. 4 Eksekusi Skrip dan Hasil Visualisasi Reachability Plot OPTICS	25
Gambar 4. 1 Visualisasi Kurva K-NN Distance Plot Penentuan Parameter ϵ	35
Gambar 4. 2 Peta Pemetaan Klaster Wilayah Rawan Konflik Sosial (DBSCAN)	39
Gambar 4. 3 Visualisasi Reachability Plot 51 Titik Konsentrasi Unjuk Rasa	40
Gambar 4. 4 Peta Pemetaan Hierarki Klaster Wilayah Rawan (OPTICS)	41
Gambar 4. 5 Visualisasi Silhouette Plot Algoritma DBSCAN.....	43
Gambar 4. 6 Visualisasi Silhouette Plot Algoritma OPTICS	44



DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terkait.....	5
Tabel 3. 1 Sampel Ekstraksi Data Riil Koordinat Lokasi Kejadian Unjuk Rasa (2023-2025)	21
Tabel 3. 2 Spesifikasi Perangkat Keras (Hardware)	26
Tabel 3. 3 Spesifikasi Perangkat Lunak dan Library.....	26
Tabel 3. 4 Jadwal Kegiatan Penelitian (Gantt Chart)	27
Tabel 4. 1 Rekapitulasi Volume Massa Unjuk Rasa (2023–2025)	28
Tabel 4. 2 Distribusi Lokasi Berdasarkan Akumulasi Massa	29
Tabel 4. 3 Hasil Standarisasi Z-Score Titik Lokasi Unjuk Rasa	33
Tabel 4. 4 Pengujian Sensitivitas Parameter Epsilon ϵ pada DBSCAN.....	36
Tabel 4. 5 Rekapitulasi Hasil Eksekusi Klasterisasi Algoritma DBSCAN	37
Tabel 4. 6 Komparasi Kinerja Kuantitatif Algoritma DBSCAN dan OPTICS	45



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pemeliharaan Keamanan dan Ketertiban Masyarakat (Kamtibmas) merupakan salah satu pilar fundamental dalam menjamin stabilitas sosial dan pertumbuhan ekonomi suatu daerah. Di era modern, pendekatan kepolisian dalam mencegah tindak kejahatan dan konflik sosial telah bertransformasi dari sekadar reaktif menjadi prediktif (*informed policing*). Pendekatan ini sangat bergantung pada pemanfaatan rekam jejak data historis kejadian untuk memprediksi potensi gangguan di masa depan (Cesario et al., 2023). Kepolisian Resor Kota (Polresta) Banda Aceh, sebagai instansi penegak hukum utama di ibu kota Provinsi Aceh, setiap harinya menerima, mencatat, dan mengelola ratusan data laporan gangguan keamanan yang mencakup perselisihan antarwarga, unjuk rasa, hingga tawuran kelompok. Secara kumulatif, kumpulan laporan ini membentuk sebuah ekosistem *Basis data historis multi-tahun* spasial yang menyimpan pola tersembunyi mengenai tren dan distribusi lokasi kerawanan konflik sosial (Polresta Banda Aceh, 2024).

Meskipun volume data yang dimiliki sangat melimpah, proses pengolahan dan pemetaan daerah rawan konflik di wilayah hukum Polresta Banda Aceh saat ini masih cenderung dilakukan secara konvensional melalui rekapitulasi data tabular atau *spreadsheet*. Pendekatan manual ini memiliki keterbatasan yang signifikan, terutama dalam menangani data dengan dimensi spasial (koordinat lintang dan bujur) yang berskala besar. Analisis konvensional seringkali gagal mendeteksi korelasi non-linear antar kejadian dan sangat rentan terhadap tingkat subjektivitas pengamat di lapangan (Tan et al., 2020). Persebaran konflik sosial yang tidak merata sangat dipengaruhi oleh perbedaan kondisi geografis, sosial, dan ekonomi, sehingga pemetaan yang hanya mengandalkan rekapitulasi angka tidak mampu memberikan gambaran visual yang komprehensif.

Ketidakmampuan dalam mengolah data spasial secara akurat berdampak langsung pada efektivitas strategi pencegahan yang dilakukan oleh pihak kepolisian. Peta kerawanan yang dihasilkan secara manual cenderung bersifat statis dan kurang mampu merepresentasikan dinamika pergeseran zona konflik yang sesungguhnya. Hal ini seringkali berujung pada inefisiensi alokasi sumber daya personel kepolisian, di mana penentuan rute patroli rutin dan penempatan pos

pengamanan menjadi kurang tepat sasaran (Sherman, 1995). Oleh karena itu, diperlukan suatu inovasi teknologi yang mampu mengubah tumpukan data mentah tersebut menjadi informasi geospasial yang objektif guna mendukung pengambilan keputusan strategis.

Sebagai solusi sistem untuk mengatasi permasalahan tersebut, penerapan teknologi *Data Mining* dengan pendekatan *Spatial Clustering* (pengelompokan spasial) menjadi penting. *Clustering* atau pengelompokan merupakan salah satu metode dalam sistem pembelajaran mesin yang bekerja tanpa memerlukan data acuan awal (*unsupervised learning*). Metode ini bertugas memisahkan data ke dalam beberapa kelompok yang berbeda berdasarkan tingkat kemiripan ciri-cirinya (Tan et al., 2020). Dalam konteks pemetaan keamanan, teknik ini mampu mempartisi suatu wilayah ke dalam beberapa zonasi (seperti zona rawan, waspada, dan aman) secara otomatis berdasarkan proksimitas jarak dan konsentrasi frekuensi kejadian, sehingga memberikan dasar analisis yang kuat berlandaskan fakta data aktual (*data-driven*). Secara tradisional, algoritma berbasis jarak seperti K-Means sering digunakan untuk pengelompokan data, namun metode ini memiliki kelemahan fundamental jika diterapkan pada data spasial perkotaan yang kompleks. K-Means mengelompokkan data berdasarkan jarak terhadap titik pusat (*centroid*), yang memaksa kluster untuk selalu berbentuk sferis (bulat) dan sangat sensitif terhadap data pencilan (*outlier*) (Kanagala & Krishnaiah, 2016). Pada kenyataannya, sebaran titik konflik sosial di Banda Aceh tidak berbentuk pola geometris yang beraturan, melainkan mengikuti alur jalan raya, batas kawasan pemukiman, atau terpusat pada titik keramaian tertentu dengan bentuk yang tidak beraturan (*arbitrary shapes*). Selain itu, insiden konflik seringkali terjadi secara acak di wilayah yang biasanya aman, yang jika diproses menggunakan metode konvensional akan membiaskan hasil pemetaan secara keseluruhan.

Menyadari keterbatasan tersebut, pendekatan *density-based clustering* atau klusterisasi berbasis kepadatan merupakan metode yang relevan dan rasional untuk menganalisis data spasial kepolisian. Algoritma DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) adalah metode yang mampu mengelompokkan titik-titik data yang berdekatan secara padat, mendeteksi kluster dengan bentuk tidak beraturan, dan secara efektif mengisolasi data anomali sebagai *noise*. Namun, DBSCAN menggunakan parameter jarak ambang (epsilon) yang konstan, sehingga seringkali kesulitan dalam menangani dataset dengan variasi tingkat kepadatan yang ekstrem antar wilayah. Untuk menyempurnakan hal tersebut, metode OPTICS (*Ordering Points To Identify the Clustering Structure*) diterapkan karena algoritma ini tidak memerlukan penentuan nilai epsilon secara

tetap, sehingga jauh lebih adaptif dan fleksibel dalam mendeteksi struktur klaster dengan kepadatan yang tidak seragam.

Berdasarkan urgensi dan landasan teoritis di atas, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan efektivitas algoritma DBSCAN dan OPTICS dalam memetakan pola penyebaran zona rawan konflik sosial di Provinsi Aceh, khususnya di wilayah hukum Polresta Banda Aceh. Proses pengolahan data spasial, analisis pembentukan klaster, serta komparasi kualitas algoritma menggunakan *Silhouette Coefficient* akan dieksekusi sepenuhnya melalui bahasa pemrograman R pada lingkungan RStudio. Hasil visualisasi pemetaan ini diharapkan dapat berfungsi sebagai Sistem Pendukung Keputusan (*Decision Support System*) yang presisi bagi Polresta Banda Aceh dalam merumuskan kebijakan patroli dan strategi mitigasi konflik yang lebih terarah, efektif, dan efisien.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, terdapat beberapa permasalahan utama yang ingin diselesaikan dalam penelitian ini:

- 1) Bagaimana perbandingan hasil pemetaan wilayah rawan konflik sosial antara metode DBSCAN dan OPTICS dalam mengatasi variasi tingkat kepadatan data di wilayah hukum Polresta Banda Aceh?
- 2) Metode klasterisasi manakah yang terbukti lebih sesuai, akurat, dan memiliki kualitas struktur *cluster* paling optimal jika dievaluasi serta dikomparasikan menggunakan pengujian validitas *Silhouette Coefficient* pada RStudio?

1.3 Tujuan Penelitian

Dari hasil perumusan masalah yang telah dipaparkan, penelitian ini bertujuan untuk mencapai sasaran sebagai berikut:

- 1) Mengevaluasi dan membandingkan kinerja algoritma DBSCAN dan OPTICS dalam mendeteksi klaster berstruktur kompleks, mengidentifikasi titik anomali (*noise*), serta memetakan sebaran kejadian konflik sosial yang memiliki variasi tingkat kepadatan tidak seragam secara geografis.
- 2) Melakukan perbandingan secara kuantitatif terhadap hasil pengelompokan yang diperoleh dari komputasi metode DBSCAN dan OPTICS guna menentukan algoritma yang paling direkomendasikan untuk sistem pemetaan strategis kepolisian.

1.4 Manfaat Penelitian

Sejalan dengan tujuan yang telah ditetapkan, penelitian ini diharapkan memberikan manfaat sebagai berikut:

- 1) Memberikan bukti empiris mengenai perbandingan tingkat efektivitas algoritma *density-based clustering* (DBSCAN dan OPTICS) dalam memetakan data spasial yang memiliki variasi kepadatan, sehingga dapat memperkaya literatur dan keilmuan di bidang *Data Mining*.
- 2) Menghasilkan luaran berupa pemetaan digital zonasi wilayah rawan yang objektif dan *data-driven*, yang dapat dimanfaatkan sebagai sistem pendukung keputusan strategis untuk mengoptimalkan rute patroli, alokasi personel, dan pencegahan eskalasi konflik sosial.

1.5 Batasan Penelitian

Untuk menjaga fokus dan ketercapaian tujuan penelitian, maka penelitian ini memiliki beberapa batasan sebagai berikut:

- 1) Data yang digunakan merupakan data dari Satuan Intelijen Keamanan (Satintelkam) Polresta Banda Aceh.
- 2) Variabel yang dianalisis dalam proses komputasi pembentukan kluster (*clustering*) murni dibatasi pada atribut geospasial, yaitu titik koordinat lokasi tempat kejadian perkara (*Latitude* dan *Longitude*).
- 3) Seluruh tahapan pemrosesan data, pemodelan algoritma DBSCAN dan OPTICS, hingga visualisasi pemetaan spasial dilakukan menggunakan bahasa pemrograman R pada perangkat lunak *RStudio*.
- 4) Evaluasi dan validasi kualitas hasil pengelompokan wilayah dari kedua algoritma hanya diukur secara internal menggunakan parameter pengujian *Silhouette Coefficient*.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Bagian ini meninjau berbagai penelitian terdahulu yang berfokus pada penerapan algoritma *Data Mining*, khususnya arsitektur *density-based clustering* seperti DBSCAN dan OPTICS pada berbagai variasi dataset. Pembahasan diarahkan untuk menyoroti keunggulan dan keterbatasan masing-masing algoritma dalam menangani anomali data (*outlier*) serta data dengan variasi kepadatan tinggi. Tinjauan ini menjadi landasan untuk mengidentifikasi celah penelitian (*research gap*) guna menegaskan urgensi teknis dan kebaruan (*novelty*) dari implementasi kedua algoritma tersebut pada kasus pemetaan spasial keamanan.

Tabel 2. 1 Penelitian Terkait

NO	Judul & Peneliti	Metode	Kesimpulan
1	<i>Comparative Analysis of DBSCAN, OPTICS, and Agglomerative Clustering Methods for Identifying Disease Distribution Patterns;</i> (Setiawan et al., 2025)	DBSCAN, OPTICS, Agglomerative.	Menunjukkan bahwa DBSCAN dan OPTICS sangat berguna dalam mendeteksi <i>outlier</i> spasial. Namun, OPTICS memberikan hasil klaster yang lebih adaptif pada variasi kepadatan data kesehatan.
2	<i>Penerapan Metode OPTICS dan ST-DBSCAN untuk Klasterisasi Data Kesehatan;</i> (Hastuti et al., 2024)	OPTICS, ST-DBSCAN.	Menyimpulkan bahwa metode OPTICS memberikan hasil klaster yang lebih konsisten dan informatif dengan nilai evaluasi <i>Silhouette</i> yang lebih tinggi dibandingkan DBSCAN.

NO	Judul & Peneliti	Metode	Kesimpulan
3	<i>Analisis Metode DBSCAN dalam Mendeteksi Data Outlier;</i> (Armiady, 2022)	DBSCAN.	Membuktikan bahwa DBSCAN efektif mendeteksi anomali melalui konsep <i>density-reachable</i> . Namun, DBSCAN dinilai kurang optimal jika jarak antar titik bervariasi, sehingga direkomendasikan penggunaan parameter dinamis.
4	<i>A comparative study of K-Means, DBSCAN and OPTICS;</i> (Kanagala & Krishnaiah, 2016)	K-Means, OPTICS.	Menunjukkan algoritma OPTICS mampu mendeteksi struktur kepadatan data spasial yang lebih natural tanpa memaksa data <i>noise</i> masuk ke dalam kluster seperti yang terjadi pada algoritma K-Means.
5	<i>Analisis Metode Clustering Dengan Algoritma Density-Based Spatial Clustering of Application With Noise (DBSCAN) untuk Pengelompokan Cyberbullying di Instagram;</i> (Sujatmiko, 2023)	DBSCAN.	Pengujian algoritma DBSCAN menggunakan <i>Davies-Bouldin Index</i> menunjukkan kemampuan superior algoritma ini dalam memisahkan anomali data (diidentifikasi sebagai <i>noise</i>) secara otomatis.
6	<i>Kajian Penentuan Nilai Epsilon Optimal Pada Algoritma DMDBSCAN Dan</i>	DBSCAN.	Penentuan parameter batas radius (<i>Epsilon</i>) menggunakan kurva jarak ketetanggaan (<i>k-NN distance plot</i>) terbukti meningkatkan akurasi

NO	Judul & Peneliti	Metode	Kesimpulan
	<i>Pemetaan Daerah Rawan Gempa Bumi;</i> (Pakuani & Kurniawan, 2021)		pemetaan wilayah secara signifikan.
7	<i>OPTICS-Based Clustering of East Java Regencies and Cities by Divorce Factors;</i> (Nurhalizah et al., 2025)	OPTICS.	Metode OPTICS berhasil mengekstraksi kluster yang memiliki struktur hierarkis spasial yang kompleks tanpa perlu mendefinisikan batas radius yang kaku sejak awal komputasi.
8	<i>Penerapan Algoritma Density Based Spatial Clustering Algorithm With Noise (DBSCAN) Untuk Pengelompokan Penyakit Pasien;</i> (Puspitasari, 2022)	DBSCAN.	Implementasi DBSCAN berbasis kepadatan terbukti berhasil mengisolasi data anomali dengan iterasi penentuan <i>core point</i> yang sangat presisi pada sebaran titik lokasi rekam medis.
9	<i>Detecting Multi-Density Urban Hotspots in a Smart City: Approaches, Challenges and Applications;</i> (Cesario et al., 2023)	DBSCAN.	Membuktikan bahwa DBSCAN sangat efektif memetakan <i>hotspot</i> kriminalitas yang bentuknya tidak beraturan (mengikuti pola jalan raya dan gang) dan berhasil mengabaikan kejadian acak sebagai <i>noise</i> .

NO	Judul & Peneliti	Metode	Kesimpulan
10	<i>OPTICS: ordering points to identify the clustering structure;</i> (Ankerst et al., 1999)	OPTICS.	Menunjukkan bahwa OPTICS lebih unggul dalam menyajikan visualisasi hierarki kepadatan (melalui <i>Reachability Plot</i>) pada wilayah yang memiliki variasi tingkat kepadatan jalan yang ekstrem dibandingkan DBSCAN.

Berdasarkan sintesis pada Tabel 2.1, berbagai studi komparatif telah mengonfirmasi karakteristik dan keunggulan spesifik dari algoritma DBSCAN dan OPTICS dalam pemrosesan data spasial.

- 1) Penanganan Outlier & Noise, Armiady (2022) dan Sujatmiko (2023) secara konsisten menemukan bahwa DBSCAN sangat andal dalam memfilter data anomali (noise) yang sering mengganggu hasil klasterisasi pada metode konvensional seperti K-Means.
- 2) Fleksibilitas Kepadatan Data, Hastuti dkk. (2024) dan Setiyawan & Barkah (2025) menyoroti kelemahan DBSCAN yang kaku terhadap satu nilai parameter Epsilon, di mana metode OPTICS terbukti mampu mengatasi hal tersebut dan jauh lebih stabil dalam memetakan data dengan tingkat kepadatan yang bervariasi.
- 3) Optimasi Parameter, Pakuani & Kurniawan (2021) menekankan pentingnya evaluasi k-NN distance plot untuk menentukan parameter jarak secara objektif alih-alih sekadar menebak nilai Epsilon.
- 4) Deteksi Klaster Tidak Beraturan (Arbitrary Shapes), Cesario dkk. (2023) dan Ankerst dkk. (1999) mempertegas bahwa algoritma berbasis kepadatan sangat ideal untuk data geospasial di wilayah perkotaan karena mampu mendeteksi bentuk klaster yang mengikuti pola infrastruktur jalan (tidak beraturan), yang mana hal ini sangat relevan dengan pola penyebaran konflik sosial di lapangan.

Kebaruan penelitian ini terletak pada komparasi langsung antara DBSCAN dan OPTICS pada domain kriminologi dan konflik sosial perkotaan, yang belum banyak dieksplorasi secara mendalam pada penelitian-penelitian sebelumnya (yang

mayoritas berfokus pada data medis dan kemiskinan). Oleh karena itu, penelitian ini berupaya mengisi kesenjangan tersebut dengan merancang sistem pemetaan spasial menggunakan titik koordinat laporan kepolisian. Penelitian ini tidak hanya bertujuan mengelompokkan data kerawanan, tetapi juga memberikan bukti empiris mengenai keandalan OPTICS dalam menangani kompleksitas kepadatan pemukiman di Banda Aceh guna menghasilkan Decision Support System yang tangguh bagi operasional Polresta.

2.2 Konflik Sosial dan Pemetaan Keamanan

2.2.1 Definisi Konflik Sosial

Konflik sosial secara konseptual merujuk pada segala bentuk perseteruan, benturan fisik, maupun ketegangan non-fisik yang melibatkan dua atau lebih pihak di dalam struktur interaksi masyarakat (Soekanto, 2012). Dalam ruang lingkup perkotaan, eskalasi dari konflik-konflik ini seringkali dipicu oleh berbagai variabel determinan, mulai dari disparitas ekonomi, perebutan sumber daya ruang, sentimen antarkelompok, hingga provokasi massal di ruang publik (Tilly, 2012). Jika tidak diredam dan diintervensi secara cepat, letupan-letupan konflik lokal ini berpotensi membesar secara eksponensial, merusak fasilitas umum, dan mengancam stabilitas Keamanan dan Ketertiban Masyarakat (Kamtibmas) secara masif (Cohen & Felson, 1979).

Oleh karena itu, mendefinisikan konflik sosial dalam konteks keamanan publik tidak hanya sebatas memahami bentuk dan motif pelanggarnya secara kualitatif, tetapi juga menuntut analisis kuantitatif terhadap dimensi ruang dan waktu kejadiannya (Brantingham & Brantingham, 1981). Tumpukan laporan kejadian historis yang dikelola oleh pihak kepolisian menyimpan jejak rekam spasial yang penting. Melalui pendekatan data spasial, aparat keamanan dapat memecah kompleksitas konflik sosial menjadi variabel-variabel titik koordinat yang dapat dikalkulasi secara matematis, yang pada akhirnya bermuara pada penyusunan strategi mitigasi yang lebih taktis dan presisi (Pezzuchi, 2008).

2.2.2 Urgensi Pemetaan Spasial Kriminologi

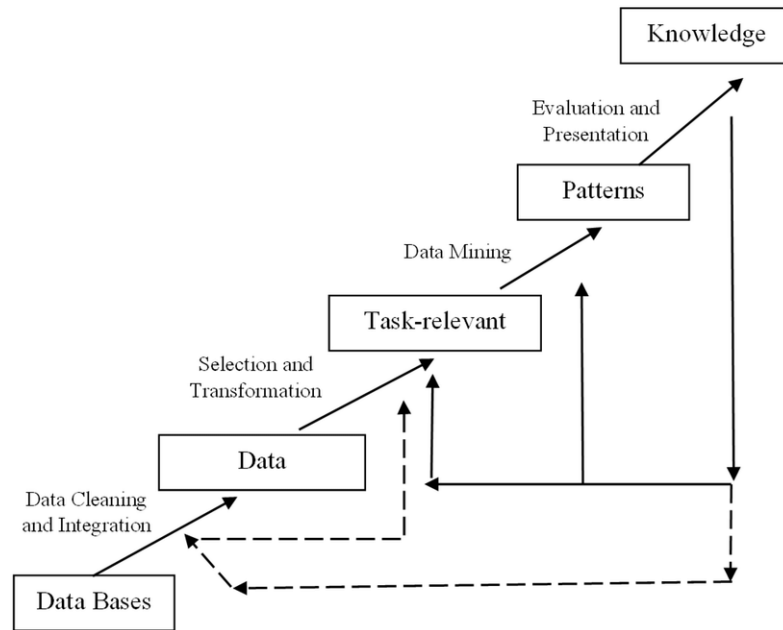
Dalam perspektif disiplin kriminologi lingkungan (*Environmental Criminology*), tindak kejahatan dan konflik sosial disepakati tidak terjadi secara vakum, spontan, atau acak (*random*) di seluruh penjuru tata ruang kota (Brantingham & Brantingham, 1981). Sebaliknya, insiden-insiden pelanggaran hukum tersebut memiliki kecenderungan alamiah untuk mengelompok (*clustered*) pada titik-titik kerawanan tertentu yang secara akademis dikenal dengan istilah

hotspots (Sherman, 1995). Berdasarkan Teori Aktivitas Rutin (*Routine Activity Theory*), suatu insiden terjadi ketika tiga probabilitas bertemu di ruang spasial yang sama: bertemunya niat pelaku yang termotivasi, ketersediaan target yang rentan, dan ketiadaan atau minimnya pengawasan dari aparat keamanan (Cohen & Felson, 1979).

Kondisi infrastruktur dan tata ruang perkotaan, seperti kawasan padat penduduk dengan tata letak gang yang rumit, area yang minim penerangan jalan, atau konsentrasi pusat hiburan, bertindak sebagai katalisator yang mempertemukan ketiga elemen kerawanan tersebut (Cesario et al., 2023). Oleh karena itu, pemetaan berbasis koordinat geografis (*Latitude* dan *Longitude*) menggunakan algoritma komputasi menjadi instrumen analisis yang sangat esensial. Pemetaan ini memungkinkan kepolisian untuk beralih dari pengamanan reaktif menuju pengamanan prediktif, di mana aparat penegak hukum dapat memvisualisasikan pergeseran pola penyebaran konflik secara visual, memprediksi titik rawan baru, dan pada gilirannya mendistribusikan armada patroli secara jauh lebih rasional dan tepat sasaran (Pezzuchi, 2008).

2.3 Knowledge Discovery in Databases

Perkembangan pesat teknologi informasi di era modern telah melahirkan ekosistem *Basis data historis multi-tahun*, di mana data pelaporan instansi, termasuk kepolisian, terkumpul dalam volume dan kecepatan yang signifikan. Namun, data mentah tersebut tidak akan memberikan nilai strategis atau operasional jika tidak diolah secara sistematis. Di sinilah peran *Data Mining* sebagai inti dari siklus *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) menjadi penting (Tan et al., 2020). KDD merupakan suatu metodologi komprehensif yang dirancang secara khusus untuk mengekstraksi informasi, mengidentifikasi pola tersembunyi (*hidden patterns*), dan menghasilkan pengetahuan baru yang valid, bermanfaat, serta dapat diinterpretasikan dari dalam basis data yang sangat besar.



Gambar 2. 1 KDD Flowchart

Sumber : (Monika et al., 2022)

Tahapan dalam siklus KDD diuraikan secara berurutan sebagai sebuah saluran (*pipeline*) pemrosesan data (Tan et al., 2020). Tahap pertama adalah *Data Cleaning*, yakni proses pembersihan data dari anomali data (*noise*) dan nilai yang hilang (*missing values*) agar tidak menimbulkan bias pada perhitungan matematis. Kedua, *Data Integration*, yaitu penggabungan berbagai format pelaporan ke dalam satu basis data terpusat. Ketiga, *Data Transformation*, berupa normalisasi dan penskalaan koordinat spasial agar kompatibel dengan model matematika metrik jarak. Keempat, *Data Mining*, yakni tahapan krusial di mana penerapan algoritma *Clustering* dieksekusi untuk mengekstraksi zonasi kelompok secara otomatis. Kelima, *Pattern Evaluation & Presentation*, yang berfungsi untuk mengevaluasi kualitas pola kluster menggunakan indeks validitas statistik dan menyajikannya dalam bentuk antarmuka visual seperti grafik atau peta kerawanan digital.

2.4 Konsep Algoritman DBSCAN

Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) merupakan salah satu algoritma *unsupervised learning* yang menduduki posisi paling fundamental dalam disiplin klasterisasi berbasis kepadatan ruang. Berbeda dengan algoritma partisional tradisional seperti K-Means yang membagi data berdasarkan nilai titik pusat rata-rata (*centroid*), DBSCAN memiliki paradigma yang berbeda. Algoritma ini mendefinisikan sebuah kluster murni sebagai sekumpulan objek data yang saling terhubung secara padat (*dense region*), dan

dipisahkan oleh wilayah dengan tingkat kepadatan rendah yang dikategorikan sebagai derau atau *noise* (Sander et al., 1998).

Keunggulan utama yang membedakan DBSCAN dari algoritma lainnya adalah kemampuannya yang luar biasa dalam mendeteksi dan mengkonstruksi kluster dengan rupa yang tidak beraturan (*arbitrary shapes*) (Sujatmiko, 2023). Dalam konteks pemetaan riil tata ruang perkotaan, zona kerawanan konflik sosial nyaris tidak pernah berbentuk lingkaran sempurna. Pola sebaran tersebut secara empiris sering melengkung mengikuti alur jaringan jalan raya atau menyebar mengikuti kontur batas kawasan padat penduduk. DBSCAN dirancang untuk memetakan bentuk topologi alamiah ini secara presisi, sekaligus secara otomatis mendeteksi dan mengabaikan kejadian-kejadian acak yang terisolasi dari kepadatan utama.

2.4.1 Parameter Utama DBSCAN

Untuk dapat mengeksekusi komputasi pembentukan kluster spasial, algoritma DBSCAN sangat bergantung pada kalibrasi dan inisialisasi dua parameter global yang bertindak sebagai prasyarat utama pembentuk kepadatan (Sander et al., 1998). Parameter yang pertama adalah Epsilon (ϵ), yang memegang peranan sebagai ambang batas radius spasial maksimal untuk mendefinisikan area ketetanggaan (*neighborhood*) atau batas toleransi jarak dari suatu titik observasi. Parameter krusial yang kedua adalah *MinPts* (*Minimum Points*), yang merepresentasikan syarat minimal jumlah titik data (insiden konflik) yang wajib terkandung di dalam jangkauan radius ϵ tersebut, agar suatu area spasial berhak diklasifikasikan sebagai wilayah padat.

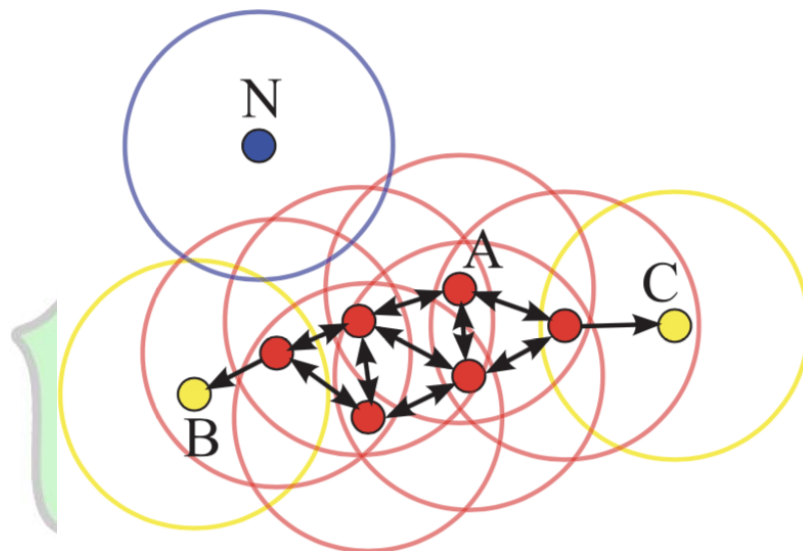
Dalam proses penentuan ketetanggaan dan radius kepadatan tersebut, kalkulasi jarak kedekatan spasial antar titik observasi dieksekusi menggunakan metrik jarak matematis murni. Pada ruang proyeksi dua dimensi spasial, metrik komputasi yang lazim digunakan adalah *Euclidean Distance* (Pakuani & Kurniawan, 2021), yang secara matematis dapat dilihat pada persamaan (1)

$$d(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2}$$

Dimana parameter $d(p, q)$ secara pasti merepresentasikan hasil kalkulasi jarak *Euclidean* antara dua titik lokasi unjuk rasa. Sementara itu, variabel p_i dan q_i merepresentasikan nilai numerik koordinat geografis, yakni *Latitude* (lintang) dan *Longitude* (bujur) dari masing-masing titik p dan titik q .

2.4.2 Klasifikasi Titik pada DBSCAN

Selama proses iterasi algoritma berlangsung, DBSCAN melakukan evaluasi terhadap kepadatan lokal dari setiap baris data koordinat berdasarkan parameter ϵ dan $MinPts$. Melalui evaluasi matematis tersebut, seluruh titik insiden di dalam basis data akan diklasifikasikan secara hierarkis ke dalam tiga kategori komponen (Sander et al., 1998). Kategori pertama adalah *Core Point* (Titik Inti). Status ini diberikan kepada titik observasi yang berhasil menjangkau atau memiliki titik tetangga dengan jumlah lebih dari atau sama dengan nilai $MinPts$ di dalam area ϵ batas radius miliknya. Titik-titik inti inilah yang kemudian menjadi fondasi sentral dari pertumbuhan sebuah kluster kerawanan.



Gambar 2. 2 Ilustrasi *Core Point*, *Border Point*, dan *Noise Point* pada DBSCAN

Sumber : (Tan et al., 2020)

Kategori komponen yang kedua adalah *Border Point* (Titik Batas), yang mengacu pada titik observasi yang jumlah tetangganya gagal memenuhi ambang batas $MinPts$, namun posisinya secara spasial masih dapat dijangkau di dalam radius ϵ milik sebuah *Core Point*. Adapun kategori yang ketiga adalah *Noise Point* (Titik Derau), yaitu titik pencilan ekstrem yang gagal memenuhi kualifikasi sebagai *Core Point* maupun *Border Point*. Dalam kerangka analisis intelijen dan konflik sosial, penemuan *Noise Point* ini sangat informatif karena ia merepresentasikan anomali, seperti insiden tunggal yang terjadi secara insidental di wilayah yang secara historis tergolong aman (Armiady, 2022).

2.5 Konsep Algoritma OPTICS

Meskipun algoritma DBSCAN terbukti sangat tangguh untuk berbagai aplikasi pemodelan spasial, algoritma ini menyimpan satu kelemahan inheren: DBSCAN menggunakan satu setelan nilai ambang batas kepadatan (ϵ) secara statis dan global untuk seluruh dataset (Ankerst et al., 1999). Dalam skenario pemetaan riil kota Banda Aceh, sebaran kepadatan data pelaporan seringkali memiliki variasi yang sangat ekstrem. Jika menggunakan DBSCAN, peneliti harus memilih antara mendeteksi kluster padat tetapi kehilangan kluster renggang, atau sebaliknya. Untuk menanggulangi limitasi krusial inilah algoritma *Ordering Points To Identify the Clustering Structure* (OPTICS) dikembangkan dan diposisikan sebagai suksesor yang menyempurnakan DBSCAN.

Metode OPTICS mengatasi problema parameter kaku tersebut dengan cara mengubah arsitektur pemrosesan klasternya. Alih-alih langsung mempartisi data secara biner ke dalam kluster-kluster terpisah, OPTICS memproses seluruh titik data spasial untuk mengekstraksi dan menata struktur kepadatan intrinsik dari basis data tersebut tanpa menetapkan jumlah kluster sebelumnya (Ankerst et al., 1999). Output sistem dari algoritma ini adalah penciptaan sebuah urutan hierarkis linear dari seluruh titik koordinat, yang secara akurat merepresentasikan lanskap topologi kepadatan wilayah. Pendekatan analitik ini memungkinkan analisis kepolisian untuk memvisualisasikan struktur kluster dari berbagai tingkat spektrum resolusi kepadatan secara bersamaan, menjadikannya model yang jauh lebih adaptif (Hastuti et al., 2024).

2.5.1 Metrik Jarak Pada OPTICS

Dalam upaya mengkonstruksi urutan hierarkis spasial tersebut, algoritma OPTICS memperkenalkan dua formulasi metrik jarak yang sangat spesifik (Ankerst et al., 1999). Metrik yang pertama dikenal sebagai *Core Distance* (Jarak Inti), yang secara teknis didefinisikan sebagai jarak minimum yang diperlukan dari sebuah titik p , agar di dalam luasan radiusnya terkandung tepat sejumlah *MinPts* titik observasi tetangga. Jika titik observasi tersebut tidak mampu memenuhi syarat ambang batas *MinPts*, maka nilai *core distance*-nya dinyatakan tidak terdefinisi, seperti yang ditunjukkan pada persamaan (2).

$$\begin{aligned} \text{core-distance}_{\epsilon, \text{MinPts}}(p) &= \begin{cases} \text{UNDEFINED} & \text{jika } |N_{\epsilon}(p)| < \text{MinPts} \\ \text{jarak ke tetangga ke-} \text{MinPts} & \text{jika sebaliknya} \end{cases} \end{aligned}$$

Metrik jarak lanjutan yang kedua adalah *Reachability Distance* (Jarak Keterjangkauan). Formulasi ini mendeskripsikan seberapa mudah dua titik saling

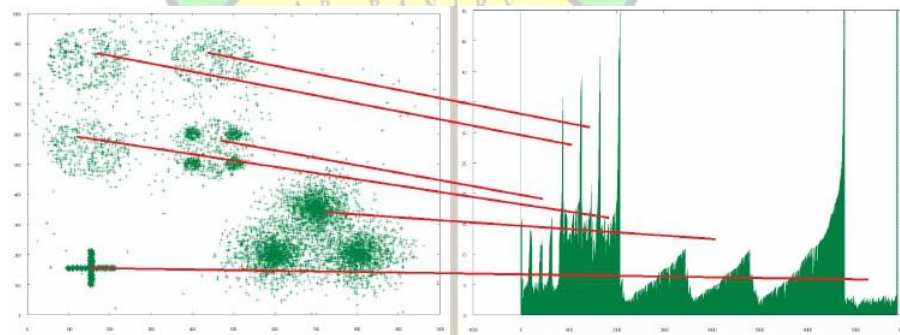
terhubung dengan mempertimbangkan jarak antar titik dan *core distance* mereka. Nilainya diekstraksi dari nilai yang paling maksimum antara *core distance* milik titik referensi p , dengan jarak *Euclidean* yang sebenarnya antara titik p dan titik target o . Mekanisme tersebut merupakan rekayasa matematis untuk mengunci kestabilan algoritma, sekaligus mencegah terjadinya penggabungan dua kluster kerawanan yang sebenarnya berbeda.

$$reachability - distance_{\epsilon, MinPts}(o, p) = \begin{cases} UNDEFINED & \text{jika } |N_{\epsilon}(p)| < MinPts \\ \max(core - distance(p), d(p, o)) & \text{jika sebaliknya} \end{cases}$$

2.5.2 Reachability Plot

Karakteristik unik dari algoritma OPTICS adalah bahwa keluaran primer dari komputasinya bukanlah sebaran label kluster eksplisit, melainkan sebuah visualisasi instrumen grafis dua dimensi yang dikenal dengan nama *Reachability Plot* (Ankerst et al., 1999). Pada arsitektur grafik ini, sumbu horizontal (X) merepresentasikan indeks dari titik-titik data yang telah diurutkan berdasarkan kedekatan dan tingkat kepadatannya, sementara sumbu vertikal (Y) menampilkan besaran nilai *Reachability Distance*.

Metode pembacaan *Reachability Plot* sangatlah intuitif. Titik-titik observasi yang terdeteksi memiliki nilai *Reachability Distance* yang sangat rendah (mendekati angka nol) mengindikasikan bahwa titik-titik kejadian tersebut terletak sangat berdekatan satu sama lain, menandakan lahirnya sebuah pusat kepadatan spasial (Setiyawan et al., 2025). Secara visual pada grafik, deretan titik padat ini akan bergerombol membentuk siluet pola "lembah" (*valleys*). Semakin lebar ukuran lembah dan semakin dalam tekanannya, maka hal tersebut merepresentasikan semakin masifnya tingkat kepadatan kluster kerawanan di area tersebut.



Gambar 2. 3 Visualisasi *Reachability Plot* pada Algoritma OPTICS

Sumber : (Iván & Grolmusz, 2014)

2.6 Pengujian Validitas Silhouette Coefficient

Langkah komputasi krusial setelah algoritma DBSCAN dan OPTICS mengeksekusi partisi spasial adalah melakukan validasi matematis menggunakan *Silhouette Coefficient*. Indeks ini mengevaluasi akurasi *clustering* dengan mengukur seberapa baik titik-titik objek dikelompokkan (Rousseeuw, 1987). Pengujian ini menilai tingkat kohesi (seberapa dekat sebuah titik dengan teman satu klasternya) berbanding dengan separasi (seberapa jauh titik tersebut dari klaster tetangga terdekatnya)

Rumus perhitungan *Silhouette Score* untuk suatu titik i dirumuskan secara pasti sebagai berikut:

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}}$$

Dimana parameter variabel $a(i)$ merepresentasikan angka rata-rata jarak dari titik i ke seluruh titik rekanannya yang berada di dalam satu klaster yang sama. Sementara itu, parameter $b(i)$ mengekstraksi rata-rata jarak minimum terdekat dari titik i menuju ke titik-titik di klaster tetangga terluar (Rousseeuw, 1987).

Skor akhir dari perhitungan metrik *Silhouette* ini berada pada rentang nilai di antara -1 hingga 1. Jika skor akhir mendekati 1, ini mengindikasikan bahwa objek berada dalam *cluster* yang sesuai dan terpisah jelas dari klaster lain. Jika nilai mendekati 0, berarti objek tidak memiliki kepastian mengenai kelompoknya (berada di perbatasan). Terakhir, apabila kalkulasi melahirkan nilai mendekati -1, hal ini menandakan bahwa objek kemungkinan besar berada di *cluster* yang salah (Rousseeuw, 1987).

Sebagai standar interpretasi untuk mengevaluasi kualitas struktur klaster, penelitian ini mengacu pada klasifikasi yang dirumuskan oleh Kaufman dan Rousseeuw (1990). Menurut standar tersebut, skor *Silhouette* pada rentang 0.26 hingga 0.50 dikategorikan sebagai *weak structure and could be artificial* (struktur lemah/cukup), 0.51 hingga 0.70 sebagai *reasonable structure* (struktur wajar/baik), dan 0.71 hingga 1.00 sebagai *strong structure* (struktur kuat/sangat baik).

2.7 Lingkungan Komputasi Pemrograman R

Seluruh konstruksi arsitektur *Data Mining* dan evaluasi metrik dalam penelitian ini secara eksklusif dirancang dan dieksekusi menggunakan bahasa pemrograman R di bawah lingkungan *Integrated Development Environment* (IDE) RStudio. Bahasa R secara universal telah dikukuhkan sebagai standar industri untuk

komputasi statistik presisi dan visualisasi data sains (R Development Core Team, 2011).

Ekosistem bahasa R menyediakan pustaka modul (*libraries package*) spasial spesifik yang telah matang. Infrastruktur program menyandarkan diri pada library `dbscan`, yang secara *native* menyediakan prosedur fungsional algoritma `dbscan()` dan `optics()`. Selain itu, library `FNN` dilibatkan untuk memfasilitasi komputasi algoritma *k-Nearest Neighbors* dalam merender *k-NN distance plot*. Sebagai penunjang visualisasi, library `ggplot2` dan `factoextra` disinergikan untuk mentransformasi hasil pemetaan sebaran koordinat dan mengekstraksi *Reachability Plot* ke dalam grafik beresolusi tinggi yang memenuhi standar publikasi akademis.



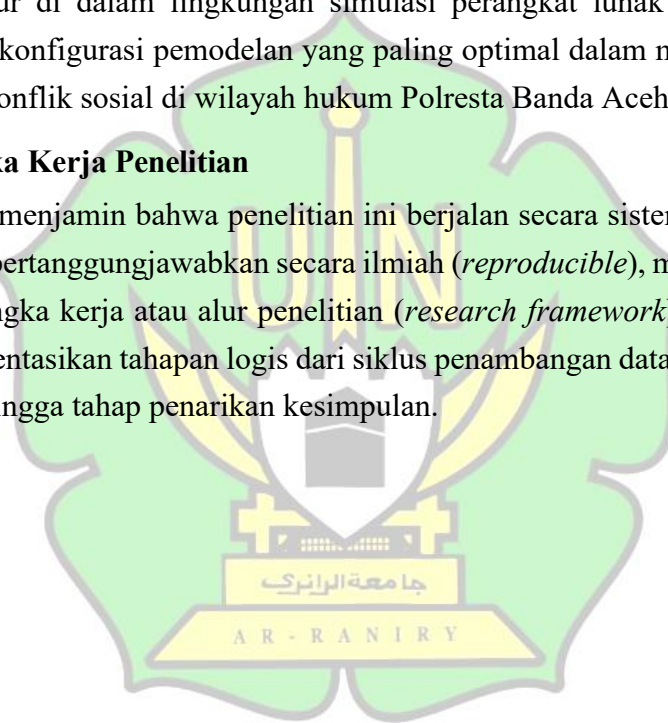
BAB III METODOLOGI PENELITIAN

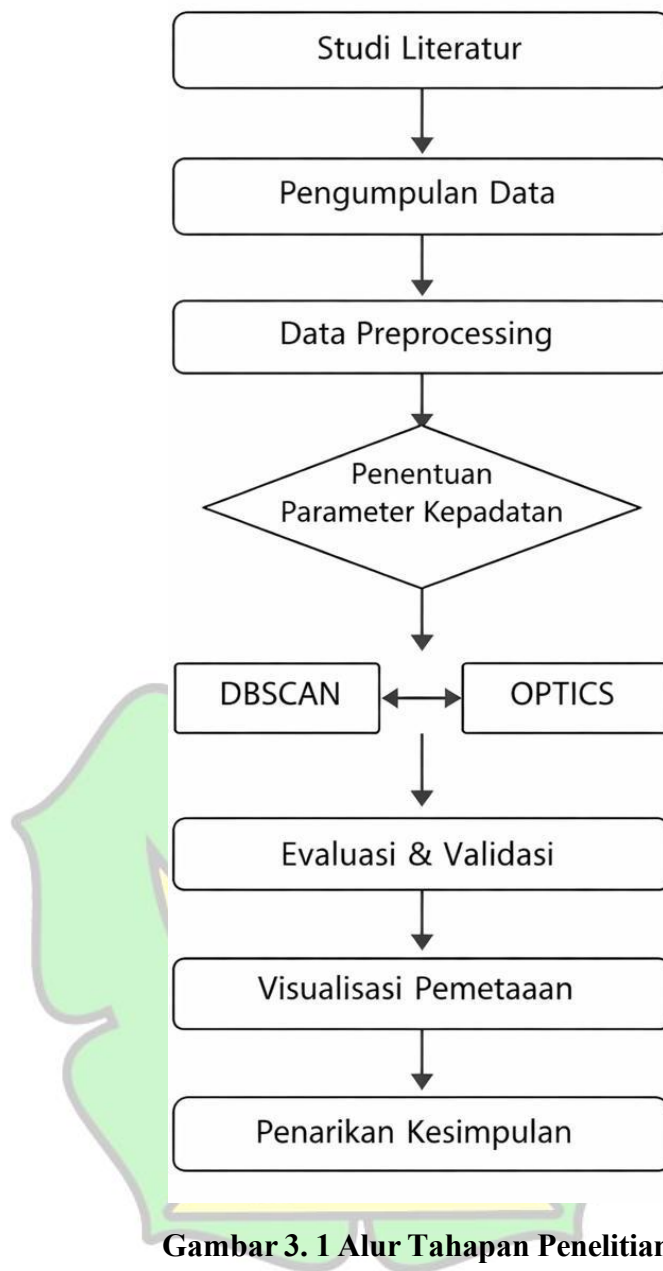
3.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini diklasifikasikan sebagai penelitian kuantitatif eksperimental yang mengadopsi pendekatan analitik *Spatial Data Mining* (Penambangan Data Spasial). Fokus utama dari penelitian ini bersifat komparatif dan eksploratif, di mana peneliti akan melakukan serangkaian eksperimen komputasi untuk menguji, mengukur, dan membandingkan tingkat efektivitas dua algoritma *density-based clustering*, yakni DBSCAN dan OPTICS. Pendekatan eksperimental ini dipilih karena peneliti memanipulasi parameter algoritma (seperti *Epsilon* dan *MinPts*) secara terukur di dalam lingkungan simulasi perangkat lunak (RStudio) untuk menemukan konfigurasi pemodelan yang paling optimal dalam memetakan zonasi kerawanan konflik sosial di wilayah hukum Polresta Banda Aceh.

3.2 Kerangka Kerja Penelitian

Untuk menjamin bahwa penelitian ini berjalan secara sistematis, terstruktur, dan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah (*reproducible*), maka dirancanglah sebuah kerangka kerja atau alur penelitian (*research framework*). Kerangka kerja ini merepresentasikan tahapan logis dari siklus penambangan data, mulai dari tahap inisialisasi hingga tahap penarikan kesimpulan.





Gambar 3. 1 Alur Tahapan Penelitian

Berdasarkan Gambar 3.1, tahapan operasional penelitian diuraikan sebagai berikut:

- 1) Studi Literatur, Melakukan tinjauan mendalam terhadap jurnal-jurnal kriminologi spasial, buku teks *Data Mining*, serta dokumentasi resmi bahasa pemrograman R guna membangun landasan teoretis yang kokoh terkait algoritma DBSCAN, OPTICS, dan metrik *Silhouette*.
- 2) Pengumpulan Data, Melakukan akuisisi data sekunder berupa *log* pelaporan kejadian konflik sosial yang bersumber dari Satintelkam Polresta Banda Aceh.

- 3) Data Preprocessing, Melakukan pembersihan data (*data cleaning*) dari entri yang duplikat atau memiliki nilai kosong (*missing values/NA*), serta melakukan ekstraksi atribut geospasial (titik *Latitude* dan *Longitude*) ke dalam matriks data frame di Rstudio.
- 4) Penentuan Parameter Kepadatan, Mencari nilai optimal untuk radius *Epsilon* (ϵ) menggunakan kurva *k-Nearest Neighbors (k-NN) Distance Plot*, serta menetapkan nilai *MinPts* berdasarkan dimensi dataset.
- 5) Eksekusi Clustering (Paralel):
 - a. Menerapkan fungsi komputasi `dbscan()` pada matriks koordinat spasial.
 - b. Menerapkan fungsi komputasi `optics()` pada matriks koordinat spasial yang sama untuk mengekstraksi *Reachability Plot*.
- 6) Evaluasi dan Validasi, Mengkalkulasi nilai indeks *Silhouette Coefficient* untuk kedua hasil algoritma guna membandingkan kualitas kohesi dan separasi klasternya
- 7) Visualisasi Pemetaan, Memproyeksikan hasil klasterisasi ke atas peta digital interaktif Kota Banda Aceh untuk keperluan analisis intelijen kepolisian.
- 8) Penarikan Kesimpulan, Mensintesis hasil komparasi untuk menentukan algoritma mana yang paling direkomendasikan untuk Sistem Pendukung Keputusan kepolisian.

3.3 Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data yang diterapkan dalam penelitian ini adalah metode observasi tidak langsung melalui studi dokumentasi instansi yang bersifat formal dan autentik. Objek data yang diakuisisi merupakan data sekunder berupa log laporan hasil kegiatan pengamanan unjuk rasa dan gangguan Keamanan dan Ketertiban Masyarakat (Kamtibmas). Spesifikasi data difokuskan pada kasus konflik sosial yang melibatkan mobilisasi massa, seperti aksi unjuk rasa, perselisihan antar kelompok, dan protes warga yang terjadi di dalam yurisdiksi wilayah hukum Polresta Banda Aceh.

Dataset ini mencakup periode pelaporan yang komprehensif, mulai dari tahun 2023 hingga awal tahun 2025. Proses akuisisi data dilakukan melalui koordinasi

resmi dengan Satuan Intelijen Keamanan (Satintelkam) Polresta Banda Aceh, di mana data mentah diekspor dari basis data operasional kepolisian ke dalam format *Comma Separated Values* (.csv) dan *Microsoft Excel* (.xlsx). Data mentah tersebut kemudian melalui tahap seleksi untuk mengisolasi variabel-variabel kunci yang dibutuhkan dalam pemodelan spasial.

Atribut utama yang diekstraksi murni difokuskan pada dimensi keruangan (*spatial dimensions*), yaitu nama lokasi kejadian, kecamatan, serta koordinat geospasial berupa titik lintang (*Latitude*) dan titik bujur (*Longitude*). Transformasi dari alamat tekstual menjadi koordinat numerik ini penting agar data dapat diproses oleh algoritma DBSCAN dan OPTICS yang berbasis pada perhitungan metrik jarak Euclidean.

Sebagai bukti autentikasi data dan representasi dari struktur dataset yang akan dieksekusi, Tabel 3.1 berikut menampilkan cuplikan (*sample*) ekstraksi data riil laporan kejadian aksi unjuk rasa di wilayah hukum Polresta Banda Aceh.

Tabel 3. 1 Sampel Ekstraksi Data Riil Koordinat Lokasi Kejadian Unjuk Rasa (2023-2025)

No	Titik Kumpul / Lokasi Insiden	Kecamatan	Titik Lintang (Lat)	Titik Bujur (Long)
1	Gedung DPRA (Dewan Perwakilan Rakyat Aceh)	Kuta Alam	5.564500	95.328900
2	Kantor Gubernur Provinsi Aceh	Syiah Kuala	5.578900	95.342100
3	Bundaran Simpang Lima Banda Aceh	Kuta Alam	5.558200	95.319400
4	Kantor Kejaksaan Tinggi (Kejati) Aceh	Lueng Bata	5.532100	95.311200
5	Kantor Mahkamah Syariah Aceh	Syiah Kuala	5.571400	95.337800
6	Kantor DPW Nasdem Provinsi Aceh	Ulee Kareng	5.556700	95.345600

7	Kantor Dinas Syariat Islam Prov. Aceh	Syiah Kuala	5.575600	95.340100
8	Gedung Baitul Mal Aceh (BMA)	Kuta Alam	5.561200	95.321000
9	Simpang Mesra (Pintu Gerbang USK)	Syiah Kuala	5.579500	95.351200
10	Kawasan Tugu Simpang Jam	Baiturrahman	5.550100	95.315600

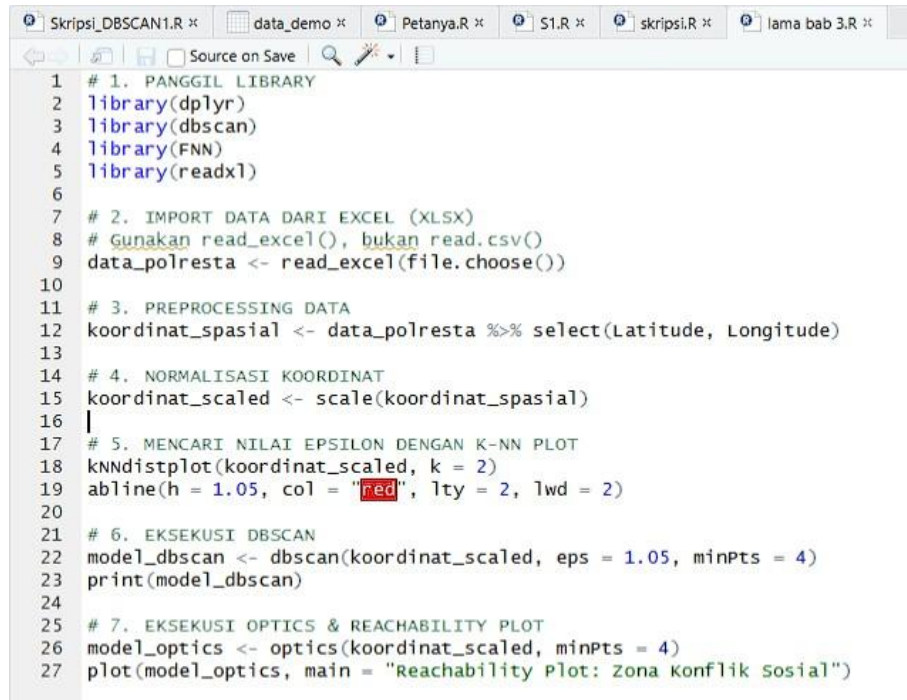
Sumber : (Data Primer Satintelkam Polresta Banda Aceh yang diolah kembali, 2026).

Data yang tersaji pada Tabel 3.1 di atas merupakan representasi dari populasi data yang lebih besar yang mencakup ratusan kejadian selama tiga tahun terakhir. Keseluruhan dataset ini nantinya akan diimpor ke dalam lingkungan RStudio untuk dilakukan proses pembersihan data (*Data Cleaning*) dan normalisasi sebelum masuk ke tahap pengelompokan menggunakan metode *density-based clustering*.

3.4 Skenario Pemodelan dan Eksperimen

3.4.1 Pembersihan dan Transformasi Data (Preprocessing)

Data mentah dari kepolisian seringkali mengandung *noise* administratif seperti salah ketik format koordinat atau sel yang dibiarkan kosong. Di dalam RStudio, tahapan *preprocessing* ini dieksekusi menggunakan fungsi `read.csv()` untuk memuat dataset. Selanjutnya, operasi pembersihan dilakukan dengan mengekstrak secara spesifik atribut keruangan menggunakan perintah `select(Latitude, Longitude)` dari *library* `dplyr`. Matriks koordinat tersebut kemudian distandarisasi menggunakan fungsi `scale()` agar tidak menimbulkan bias komputasi saat mesin menghitung jarak metrik *Euclidean*.



```

1 # 1. PANGGIL LIBRARY
2 library(dplyr)
3 library(dbSCAN)
4 library(FNN)
5 library(readxl)
6
7 # 2. IMPORT DATA DARI EXCEL (XLSX)
8 # Gunakan read_excel(), bukan read.csv()
9 data_polresta <- read_excel(file.choose())
10
11 # 3. PREPROCESSING DATA
12 koordinat_spasial <- data_polresta %>% select(Latitude, Longitude)
13
14 # 4. NORMALISASI KOORDINAT
15 koordinat_scaled <- scale(koordinat_spasial)
16
17 # 5. MENCARI NILAI EPSILON DENGAN K-NN PLOT
18 knndistplot(koordinat_scaled, k = 2)
19 abline(h = 1.05, col = "red", lty = 2, lwd = 2)
20
21 # 6. EKSEKUSI DBSCAN
22 model_dbSCAN <- dbSCAN(koordinat_scaled, eps = 1.05, minPts = 4)
23 print(model_dbSCAN)
24
25 # 7. EKSEKUSI OPTICS & REACHABILITY PLOT
26 model_optics <- optics(koordinat_scaled, minPts = 4)
27 plot(model_optics, main = "Reachability Plot: Zona Konflik Sosial")

```

Gambar 3. 2 Snippet Skrip Preprocessing Data Koordinat pada Rstudio

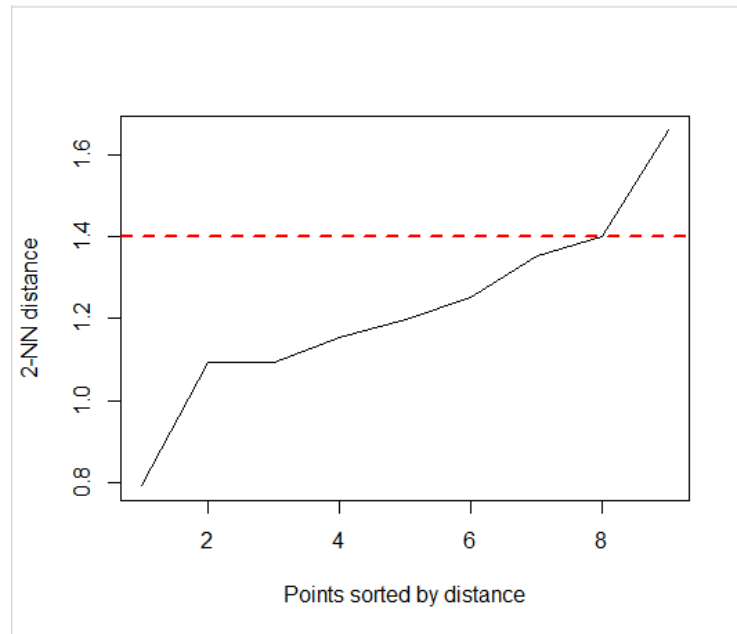
Secara konseptual, arsitektur aliran data pada tahapan *preprocessing* di atas berjalan melalui urutan langkah sebagai berikut:

1. Data Laporan Mentah, mengimpor data rekapan historis dari Polresta Banda Aceh yang berformat Excel (.xlsx) ke dalam system.
2. Pembersihan Data (Cleaning), menyeleksi dan memisahkan secara khusus atribut keruangan, yaitu titik koordinat Latitude dan Longitude, dari kolom tabel lainnya.
3. Normalisasi Data (Z-Score), menyamakan skala angka koordinat tersebut agar tidak terjadi ketimpangan (bias) saat mesin algoritma menghitung jarak wilayah.
4. Data Siap Olah, menghasilkan matriks data geospasial bersih yang siap dieksekusi ke dalam mesin algoritma DBSCAN dan OPTICS.

3.4.2 Penentuan Parameter Epsilon dan *MinPts*

Keberhasilan klasterisasi algoritma *density-based* sangat dipengaruhi oleh kalibrasi parameter awal. Untuk parameter *MinPts*, aturannya mengacu pada dimensi spasial dengan rumus $MinPts \geq 2 \times Dimensi$. Karena penelitian ini menggunakan 2 dimensi spasial (Latitude dan Longitude), maka *MinPts* akan diinisialisasi pada nilai 4. Untuk menentukan parameter jarak ambang batas *Epsilon*

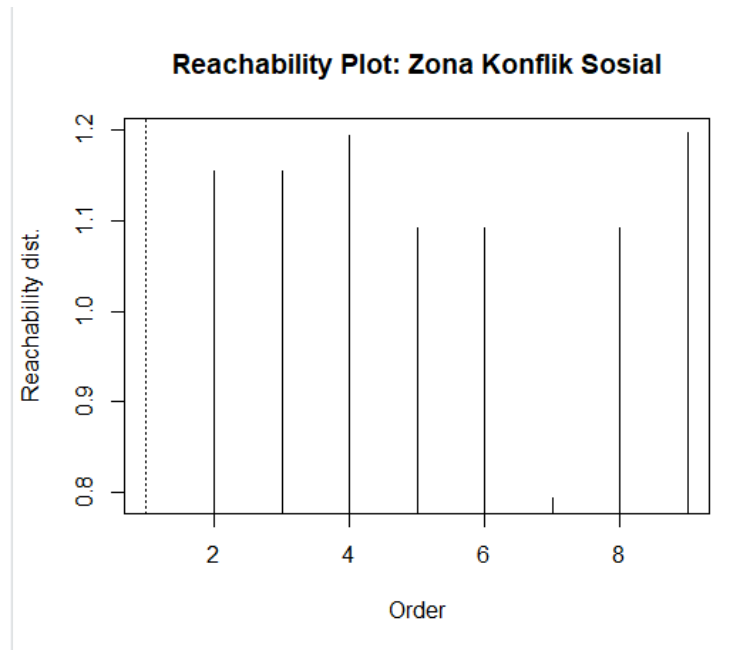
(ϵ) secara objektif, sistem merender grafik *k-NN Distance Plot* menggunakan *library FNN*. Nilai (ϵ) yang paling optimal ditentukan dengan mengidentifikasi titik belok tertajam (*elbow point*) pada kurva jarak ketetanggaan tersebut.



Gambar 3. 3 Visualisasi Kurva *k-NN Distance Plot* untuk Penentuan Epsilon

3.4.3 Eksekusi Algoritma DBSCAN dan OPTICS

Pada fase pemodelan inti, matriks koordinat yang telah diproses akan dieksekusi ke dalam mesin algoritma. Pemodelan DBSCAN diaktifkan dengan memanggil fungsi `dbscan()` untuk mempartisi data secara tegas (*hard clustering*) ke dalam label klaster dan mengisolasi titik *noise*. Secara paralel, pemodelan OPTICS dieksekusi menggunakan fungsi `optics()` untuk mengekstraksi struktur kepadatan hierarkis tanpa mengunci batasan *Epsilon* yang kaku. Hasil komputasi OPTICS ini kemudian dirender menggunakan fungsi `plot()` untuk menampilkan *Reachability Plot*, di mana lembah (*valleys*) pada grafik merepresentasikan titik-titik kepadatan zona rawan konflik.



Gambar 3. 4 Eksekusi Skrip dan Hasil Visualisasi *Reachability Plot*
OPTICS

3.5 Parameter Evaluasi Validitas

Setelah label klaster dihasilkan oleh kedua algoritma, tahapan selanjutnya adalah memvalidasi tingkat akurasi klaster tersebut. Karena penelitian ini bersifat *unsupervised* (tidak memiliki label kebenaran mutlak dari polisi), maka pengujian dilakukan menggunakan metrik validasi internal *Silhouette Coefficient*. Di dalam lingkungan RStudio, kalkulasi ini dieksekusi menggunakan fungsi `silhouette()` yang terintegrasi di dalam `library cluster`.

Skrip program akan menghitung jarak intra-klaster dan jarak antar-klaster untuk setiap titik kejadian, kemudian menghasilkan *Silhouette Score* global berupa nilai desimal antara -1 hingga 1. Penarikan kesimpulan akan didasarkan pada komparasi skor tersebut: algoritma yang mencetak skor *Silhouette* agregat paling mendekati angka 1 akan dinobatkan sebagai algoritma spasial yang paling tangguh, berkinerja tinggi, dan paling relevan untuk diimplementasikan ke dalam arsitektur sistem pemetaan Polresta Banda Aceh.

3.6 Alat dan Bahan Penelitian

Untuk menunjang kelancaran eksekusi algoritma dan perenderan grafik resolusi tinggi, penelitian ini membutuhkan spesifikasi perangkat keras dan tumpukan perangkat lunak (*software stack*) yang mumpuni.

Tabel 3. 2 Spesifikasi Perangkat Keras (*Hardware*)

Komponen Perangkat Keras	Spesifikasi Minimum / Digunakan
<i>Processor</i> (CPU)	AMD Ryzen 7 6800H with Radeon Graphics
<i>Random Access Memory</i> (RAM)	16.0 GB DDR4
Penyimpanan (<i>Storage</i>)	SSD 512 GB
Arsitektur Sistem	64-Bit x64-based processor

Tabel 3. 3 Spesifikasi Perangkat Lunak dan *Library*

Perangkat Lunak / <i>Library</i>	Fungsi dan Kegunaan dalam Penelitian
OS Windows 11	Sistem Operasi dasar.
R (Versi 4.x) & RStudio	Bahasa pemrograman inti dan <i>Integrated Development Environment</i> (IDE) untuk analisis statistik.
<i>Package</i> : dbscan	Menyediakan arsitektur fungsi C++ <i>backed</i> untuk mengeksekusi komputasi algoritma DBSCAN dan OPTICS secara cepat.
<i>Package</i> : cluster & FNN	Mengeksekusi validasi <i>Silhouette Coefficient</i> dan membangun grafik <i>k-NN distance plot</i> .
<i>Package</i> : ggplot2 & factoextra	Mesin perender (<i>rendering engine</i>) untuk memvisualisasikan data <i>Reachability Plot</i> dan grafik analitik statistik.

Perangkat Lunak / <i>Library</i>	Fungsi dan Kegunaan dalam Penelitian
<i>Package:</i> leaflet / mapview	Melakukan proyeksi koordinat kluster secara <i>overlay</i> ke atas peta digital interaktif (<i>Mapbox/OpenStreetMap</i>).

3.7 Jadwal Penelitian

Pelaksanaan penelitian, mulai dari tahap inisialisasi penyusunan proposal hingga penyelesaian laporan Tugas Akhir, direncanakan memakan waktu kurang lebih 4 hingga 5 bulan. Rincian alokasi waktu penjadwalan tersebut dijabarkan pada Tabel *Gantt Chart* berikut :

Tabel 3. 4 Jadwal Kegiatan Penelitian (*Gantt Chart*)

Tahapan Kegiatan	Bulan 1	Bulan 2	Bulan 3	Bulan 4	Bulan 5
Studi Literatur dan Penyusunan Proposal					
Pengumpulan Data historis (Polresta Banda Aceh)					
Tahap Preprocessing Data di Rstudio					
Komputasi Pemodelan DBSCAN dan OPTICS					
Evaluasi metrik silhouette dan Analisi Peta					
Penyusunan Laporan dan sidang akhir					

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif merupakan tahapan krusial untuk memberikan gambaran umum mengenai karakteristik dataset yang diolah sebelum dieksekusi ke dalam pemodelan spasial. Pada penelitian ini, data yang dianalisis mencakup 51 titik lokasi unjuk rasa di wilayah hukum Polresta Banda Aceh, dengan meninjau dinamika volume konsentrasi massa selama periode tahun 2023 hingga 2025.

Dinamika eskalasi massa demonstrasi di Kota Banda Aceh menunjukkan fluktuasi yang signifikan selama tiga tahun terakhir. Rangkuman pergerakan volume massa tersebut disajikan secara rinci pada Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Rekapitulasi Volume Massa Unjuk Rasa (2023–2025)

Tahun	Total Estimasi Massa	Konsentrasi tertinggi	Jumlah Massa Puncak	Tren/status
2023	7.892 Orang	Bundaran Simpang Lima	2.845 Orang	Basis awal
2024	4.684 Orang	Gedung DPRA	1.988 Orang	Menurun
2025	11.823 Orang	Gedung DPRA	4.026 Orang	Meningkat Tajam

Berdasarkan Tabel 4.1, terlihat adanya penurunan mobilisasi massa pada tahun 2024 yang memiliki korelasi dengan tahapan Pemilu dan Pilkada Serentak, di mana fokus pergerakan massa terdistribusi ke wilayah asal masing-masing. Namun, angka tersebut melonjak tajam pada tahun 2025 dengan total keterlibatan mencapai 11.823 orang. Hal ini menjadikan pemetaan zonasi rawan secara keruangan menjadi penting untuk mengantisipasi potensi eskalasi lanjutan di masa depan.

Dalam memetakan wilayah menggunakan algoritma spasial, entitas lokasi perlu diidentifikasi secara menyeluruh dan presisi. Dari proses penyaringan (*data cleaning*), teridentifikasi 51 titik koordinat valid yang secara konsisten menjadi sasaran penyampaian aspirasi massal di wilayah hukum Polresta Banda Aceh. Tabel

4.2 berikut menampilkan distribusi keseluruhan dari 51 titik lokasi tersebut berdasarkan total akumulasi massa selama tiga tahun terakhir.

Tabel 4. 2 Distribusi Lokasi Berdasarkan Akumulasi Massa

No	Titik Konsentrasi (Lokasi Insiden)	Total Akumulasi Massa
1	Gedung DPRA / DPR Aceh	7.515 Orang
2	Bundaran Simpang Lima	4.663 Orang
3	Kantor Gubernur Aceh	3.195 Orang
4	Stadion H. Dimurthala	3.000 Orang
5	Masjid Raya Baiturrahman	991 Orang
6	Kantor KEMENKUMHAN Aceh	618 Orang
7	Gedung Balai Meuseuraya Aceh (BMA)	600 Orang
8	Universitas Abulyatama	570 Orang
9	Kantor KAJATI Aceh	484 Orang
10	Kantor Walikota Banda Aceh	462 Orang
11	Rumah Sakit Umum Daerah Zainal Abidin	350 Orang
12	Kantor DPRK Aceh	210 Orang
13	Dinas Pemberdayaan Masyarakat dan Gampong Aceh	200 Orang
14	Taman Bustanussalatin	180 Orang
15	Area Car Free Day Banda Aceh	150 Orang
16	MAPOLDA ACEH	108 Orang
17	Pendopo Gubernur Aceh	100 Orang

No	Titik Konsentrasi (Lokasi Insiden)	Total Akumulasi Massa
18	Taman Ratu Safiatuddin	86 Orang
19	Mahkamah Syariah Banda Aceh	60 Orang
20	Tugu BSI Simpang JAM Banda Aceh	50 Orang
21	Kantor ESDM Provinsi Aceh	50 Orang
22	Hotel Hermes Banda Aceh	50 Orang
23	Kantor Keuchik Kampung Baru	50 Orang
24	Kejaksaan Negeri Banda Aceh	50 Orang
25	Kantor Kementerian Agraria dan Tata Ruang/Badan Pertanahan Nasional (ATR/BPN) Aceh	46 Orang
26	Dinas Pendidikan Dayah Aceh	46 Orang
27	Halaman Gerai Pizza Hut Banda Aceh	45 Orang
28	Halaman KFC Simpang Lima Banda Aceh	45 Orang
29	Kantor Dinas Syariat Islam Aceh	37 Orang
30	Pengadilan Tinggi Negeri Aceh	33 Orang
31	Kantor Dinas Penanaman Modal dan Pelayanan Terpadu Satu Pintu (DPMPTSP) Aceh	32 Orang
32	Kantor Perumahan Rakyat dan Kawasan Permukiman (PERKIM) Aceh	31 Orang
33	Pengadilan Tipikor Banda Aceh	30 Orang
34	Bank Syariah Indonesia (BSI) Aceh	30 Orang

No	Titik Konsentrasi (Lokasi Insiden)	Total Akumulasi Massa
35	Kantor Dinas Kesehatan Aceh	29 Orang
36	Kantor Panitia Pengawas Pemilihan (PANWASLIH) Aceh	25 Orang
37	Kantor Dinas Budaya dan Pariwisata (DISBUDPAR) Aceh	20 Orang
38	PLN Unit Induk Daerah (IUD) Aceh	20 Orang
39	Universitas Muhammadiyah Aceh	19 Orang
40	Kantor Dinas Pekerjaan Umum dan Perumahan Rakyat (PUPR) Aceh	17 Orang
41	Kantor Dinas Pertanahan Aceh	15 Orang
42	Polresta Banda Aceh	15 Orang
43	SAR Aceh PT Pertamina (Persero)	15 Orang
44	Kantor Pengawasan dan Pelayanan Bea dan Cukai Aceh	10 Orang
45	Kantor Dinas Pengairan Aceh	10 Orang
46	Kantor Komite Olahraga Nasional Indonesia (KONI) Aceh	8 Orang
47	Kantor Komisi Independen Pemilihan (KIP) Banda Aceh	7 Orang
48	Kantor Dinas Perpustakaan dan Kearsipan Aceh	7 Orang
49	Kantor Balai Pelaksana Pemilihan Jasa Konstruksi (BP2JK) Wilayah Aceh	6 Orang

No	Titik Konsentrasi (Lokasi Insiden)	Total Akumulasi Massa
50	Kantor Dinas Pemuda dan Olahraga Aceh	6 Orang
51	Kantor Dinas Kelautan dan Perikanan (DKP) Aceh	3 Orang

Merujuk pada Tabel 4.2 secara keseluruhan, dapat dideskripsikan bahwa pergerakan massa memiliki skala yang sangat fluktuatif, mulai dari angka ribuan yang terkonsentrasi di instansi pemerintahan tingkat provinsi hingga skala satuan puluhan yang menysar titik-titik layanan spesifik. Sebaran 51 lokasi observasi ini menjangkau jantung Kota Banda Aceh hingga wilayah administratif sekitarnya. Karena analisis deskriptif pada tabel di atas belum mampu mendeteksi batas kedekatan jarak antar-wilayah secara keruangan, ke-51 titik tersebut selanjutnya diproses menggunakan algoritma komputasi *clustering*.

4.2 Standarisasi Data Geospasial

Algoritma DBSCAN dan OPTICS mengandalkan perhitungan metrik jarak *Euclidean* untuk menentukan tingkat kepadatan dan kedekatan antar-titik kejadian. Mengingat variabel koordinat *Latitude* dan *Longitude* memiliki rentang desimal yang sempit, data geospasial tersebut mutlak distandarisasi untuk mencegah dominasi varians selama proses kalkulasi di dalam mesin pencarian jarak.

4.2.1 Penerapan Metode *Z-Score Normalization*

Penelitian ini mengimplementasikan metode *Z-Score Normalization* guna mengubah nilai koordinat mentah menjadi skala terstandarisasi yang memiliki nilai rata-rata (*mean*) 0 dan standar deviasi 1. Transformasi sistem dieksekusi menggunakan fungsi `scale()` pada perangkat lunak RStudio dengan persamaan matematis sebagai berikut:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

Keterangan :

z = Nilai koordinat terstandarisasi

x = Nilai koordinat aktual (*Latitude* atau *Longitude*)

μ = Rata – rata populasi koordinat dari dataset

σ = Standar deviasi populasi koordinat

4.2.2 Hasil Transformasi Koordinat

Tabel 4.3 di bawah ini menampilkan representasi hasil ekstraksi dan standarisasi *Z-Score* dari lokasi insiden yang siap diproses oleh algoritma keruangan.

Tabel 4. 3 Hasil Standarisasi Z-Score Titik Lokasi Unjuk Rasa

No	Lokasi Insiden	Latitude	Longitude	Standarisasi <i>Lat</i> (Z-Score)	Standarisasi <i>Long</i> (Z-Score)
1	Kantor Gubernur Aceh	5.570215	95.340772	1.083720	0.698329
2	Kantor Dinas Kelautan dan Perikanan Aceh (DKP)	5.578630	95.322888	1.713100	-0.402731
3	SAR Aceh PT Pertamina (Persero)	5.557481	95.325234	0.131320	-0.258306
4	Gedung DPRA / DPR Aceh	5.557194	95.326151	0.109866	-0.201850
5	Kantor KAJATI Aceh	5.523666	95.329357	-2.397690	-0.004500
6	Kantor Kementerian Agraria dan Tata Ruang/Badan Pertanahan Nasional (ATR/BPN) Aceh	5.575507	95.355615	1.479510	1.612190
7	Kantor DPRK Aceh	5.550870	95.318061	-0.363082	-0.699925
8	Kantor Walikota Banda Aceh	5.549652	95.317997	-0.454395	-0.701941
9	Masjid Raya Baiturrahman	5.552885	95.319141	-0.213054	-0.636652

No	Lokasi Insiden	Latitude	Longitude	Standarisasi <i>Lat</i> (Z-Score)	Standarisasi <i>Long</i> (Z-Score)
10	Bundaran Sim pang Lima	5.556038	95.321774	0.023115	-0.470946

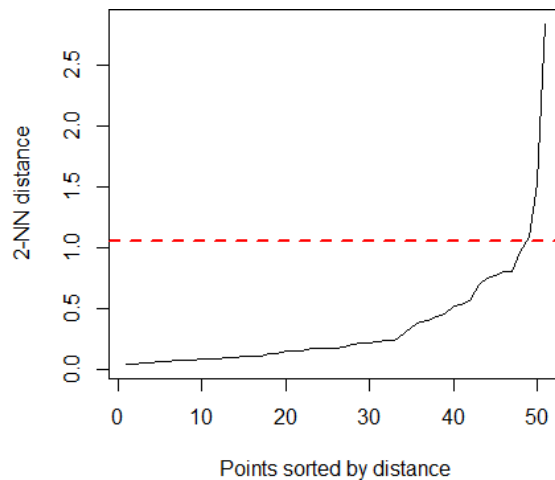
Transformasi angka-angka pada Tabel 4.3 mengindikasikan bahwa sistem telah sukses mengonversi posisi koordinat ke dalam proporsi rasio yang setara (berpusat di angka 0). Nilai ini menjamin validitas dan objektivitas mesin *Density-Based* dalam mendeteksi batas ketetanggaan wilayah pada pengujian K-NN berikutnya.

4.3 Penentuan Parameter *Epsilon* (ϵ) untuk DBSCAN

Keberhasilan algoritma *Density-Based* dalam memetakan zona rawan sangat bergantung pada kalibrasi dua parameter global: *MinPts* dan *Epsilon* (ϵ). Penentuan parameter *MinPts* (batas minimum titik tetangga) didasarkan pada aturan *Rule of Thumb* untuk data geospasial, yaitu $MinPts \geq 2 \times Dimensi$. Mengingat penelitian ini menggunakan dimensi spasial 2D (*Latitude* dan *Longitude*), maka parameter ditetapkan sebesar **MinPts = 4**. Peningkatan nilai ini dari standar *default* bertujuan untuk memperketat syarat terbentuknya klaster, sehingga mencegah munculnya klaster mikro atau artefak yang hanya berisi satu titik (*singleton cluster*).

Dalam proses komputasi ketetanggaan, penelitian ini menggunakan metrik jarak *Euclidean* pada data yang telah distandarisasi (*Z-Score*). Meskipun metrik *Haversine* secara teoretis lebih akurat untuk mengukur lengkungan permukaan bumi, penggunaan *Euclidean* masih sangat relevan dan rasional untuk diterapkan. Hal ini didasarkan pada justifikasi bahwa cakupan area penelitian hanya terpusat di wilayah hukum Polresta Banda Aceh (sekitar 64 Km^2). Pada radius geografis tingkat kota (skala mikro) yang relatif sempit tersebut, tingkat distorsi kelengkungan bumi sangat kecil dan dapat diabaikan, sehingga algoritma komputasi dapat berjalan jauh lebih ringan dan optimal.

Berdasarkan komputasi menggunakan matriks data yang telah distandarisasi (*Z-Score*), grafik hasil pemodelan K-NN *Distance Plot* dapat dilihat pada Gambar 4.1.



Gambar 4. 1 Visualisasi Kurva K-NN *Distance Plot* Penentuan Parameter ϵ

Berdasarkan visualisasi pada Gambar 4.1, sumbu X merepresentasikan urutan 51 titik konsentrasi kejadian unjuk rasa, sedangkan sumbu Y menunjukkan jarak pasti ke tetangga terdekatnya dalam skala *Z-Score*. Untuk mengekstraksi nilai ϵ yang paling optimal, evaluasi difokuskan pada pencarian titik *elbow* (titik tekuk), yakni area di mana kurva mengalami lonjakan jarak secara tajam dan tiba-tiba yang ditandai dengan garis putus-putus berwarna merah.

Kurva pada Gambar 4.1 memperlihatkan tren peningkatan yang landai dan stabil pada sebagian besar titik, yang mengindikasikan bahwa data lokasi unjuk rasa memiliki tingkat kedekatan keruangan yang solid. Namun, ketika mencapai indeks titik akhir, kurva mengalami eskalasi vertikal secara drastis. Lonjakan tajam (titik *elbow*) ini secara spesifik terjadi pada ordinat jarak 1.05.

Oleh karena itu, penelitian ini menetapkan nilai $\epsilon = 1.05$ sebagai batas radius kepadatan spasial (*Epsilon*) yang akan dieksekusi secara perhitungan komputer pada algoritma DBSCAN. Titik-titik insiden yang memiliki jarak antar-tetangga melampaui rentang nilai 1.05 (berada di atas garis merah) akan diidentifikasi dan diklasifikasikan oleh algoritma sebagai derau (*noise* / anomali).

4.4 Hasil Klasterisasi dengan Metode DBSCAN

Tahap komputasi inti dalam penelitian ini adalah penerapan algoritma *Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise* (DBSCAN) untuk

mengeksktraksi dan mengidentifikasi batas zona rawan konflik sosial secara keruangan.

4.4.1 Distribusi Hasil Klasterisasi

Sebelum menetapkan struktur klaster final, penelitian ini melakukan pengujian sensitivitas terhadap nilai batas radius ϵ untuk membuktikan bahwa titik *elbow* (1.05) pada kurva K-NN merupakan nilai yang paling optimal. Simulasi komputasi dilakukan dengan menggeser nilai ϵ di bawah dan di atas titik *elbow* dengan mempertahankan $MinPts = 4$. Hasil simulasi disajikan pada Tabel 4.4 berikut.

Tabel 4. 4 Pengujian Sensitivitas Parameter Epsilon ϵ pada DBSCAN

NO	Skenario Uji	Konfigurasi Parameter	Jumlah Klaster	Jumlah <i>Noise</i>	Skor <i>Silhouette</i>	Status Evaluasi
1	ϵ Diperketat	$\epsilon = 0.8$, $MinPts = 4$	2 Klaster	7 Titik	0.465	<i>Under-clustered</i> . Terlalu banyak lokasi valid yang dibuang sebagai derau (sebanyak 7 titik <i>noise</i>).
2	ϵ Optimal (<i>Elbow</i>)	$\epsilon = 1.05$, $MinPts = 4$	2 Klaster	5 Titik	0.490	Optimal . Struktur klaster dominan stabil dan akurasi <i>Silhouette</i> paling tinggi.

NO	Skenario Uji	Konfigurasi Parameter	Jumlah Klaster	Jumlah <i>Noise</i>	Skor <i>Silhouette</i>	Status Evaluasi
3	ε Diperlonggar	$\varepsilon = 1.2$, $MinPts = 4$	1 Klaster	4 Titik	N/A (0.0)	<i>Over-clustered</i> . Seluruh titik melebur menjadi satu klaster raksasa, gagal mendeteksi partisi wilayah.

Tabel pengujian sensitivitas di atas membuktikan bahwa konfigurasi parameter $\varepsilon = 1.05$ menghasilkan keseimbangan terbaik antara mempertahankan jumlah klaster dan meminimalisir titik derau, yang dibuktikan dengan perolehan skor *Silhouette* tertinggi sebesar 0.49.

Eksekusi algoritma dilakukan menggunakan perangkat lunak RStudio dengan menginjeksi matriks koordinat spasial 51 titik lokasi yang telah distandarisi (*Z-Score*). Komputasi ini dipandu oleh dua parameter global yang telah dikalibrasi secara presisi, yakni batas radius kedekatan spasial $\varepsilon = 1.05$ dan syarat minimum kepadatan titik $MinPts = 4$.

Berdasarkan hasil pemrosesan algoritma dengan pembaruan $MinPts = 4$, DBSCAN secara dinamis mempartisi 51 data observasi tersebut ke dalam dua klaster utama dan sekumpulan titik anomali (*noise*). Rangkuman luaran sistem tersebut disajikan secara rinci pada Tabel 4.5 berikut.

Tabel 4. 5 Rekapitulasi Hasil Eksekusi Klasterisasi Algoritma DBSCAN

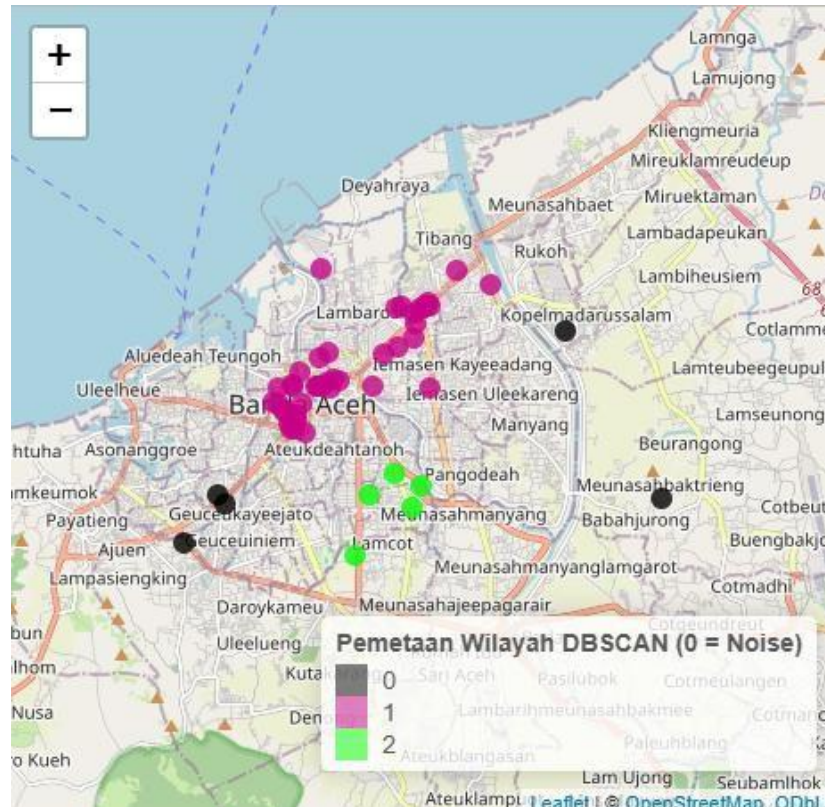
Label Klaster	Karakteristik Spasial	Jumlah Lokasi	Persentase
1	Klaster Zona Rawan Utama (Pusat Kota)	41 Lokasi	80.39%

Label Klaster	Karakteristik Spasial	Jumlah Lokasi	Persentase
2	Klaster Zona Rawan Sekunder	5 Lokasi	9.80%
0	<i>Noise</i> (Derau / Insiden Terisolasi)	5 Lokasi	9.80%
Total		51 Lokasi	100%

Merujuk pada probabilitas distribusi di Tabel 4.4, pergerakan demonstrasi di wilayah hukum Polresta Banda Aceh tidak hanya terpusat pada satu titik, melainkan terpecah menjadi dua zona kerawanan. Klaster 1 mendominasi sebagai zona rawan paling masif yang mengikat 41 lokasi strategis di pusat pemerintahan. Batas $\varepsilon = 1.05$ juga berhasil mendeteksi keberadaan Klaster 2 yang merangkum 5 lokasi. Sebagai antitesis dari zona padat tersebut, dengan diperketatnya syarat *MinPts* menjadi 4, algoritma mengidentifikasi 5 titik anomali keruangan yang secara definitif diklasifikasikan sebagai *Noise* (Label 0). Titik-titik ini gagal memenuhi kualifikasi kepadatan minimum di sekitarnya.

4.4.2 Visualisasi Pemetaan Geografis Zona Rawan

Untuk merepresentasikan hasil klasterisasi matematis ke dalam format tata ruang yang aplikatif, atribut koordinat dari keluaran (*output*) DBSCAN diproyeksikan ke atas peta geografis digital interaktif. Proses *overlay* ini dirender menggunakan integrasi pustaka fungsional *leaflet* di RStudio. Visualisasi peta ini diimplementasikan untuk menyediakan landasan interpretasi taktis bagi perencanaan alokasi pengamanan intelijen kepolisian.



Gambar 4. 2 Peta Pemetaan Klaster Wilayah Rawan Konflik Sosial (DBSCAN)

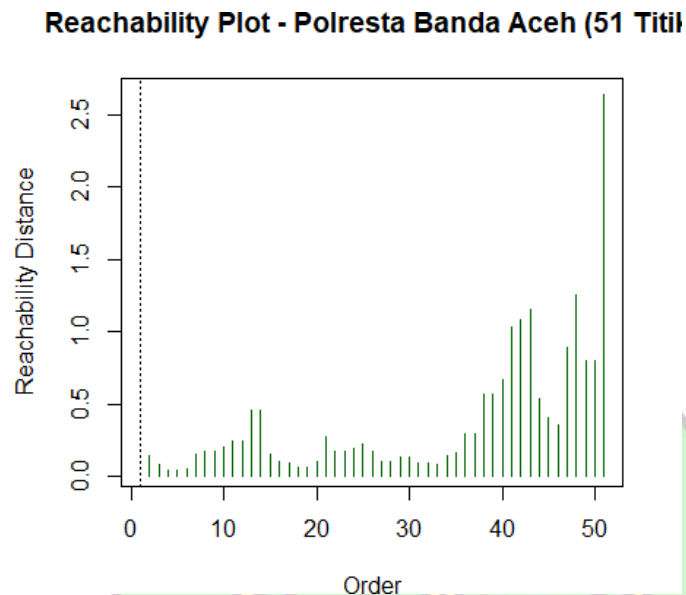
Berdasarkan Gambar 4.2, gradasi warna merepresentasikan fragmentasi wilayah rawan hasil identifikasi DBSCAN. Titik berwarna magenta/pink (Klaster 1) mengindikasikan episentrum rawan utama yang memusat di jantung Kota Banda Aceh. Titik berwarna hijau (Klaster 2) merepresentasikan klaster sekunder di sektor wilayah pinggiran. Sementara itu, 5 (lima) titik observasi yang direpresentasikan dengan warna hitam mengindikasikan klasifikasi *noise*, yang secara keruangan posisinya menyebar dan terisolasi dari pusat pergerakan massa.

4.5 Hasil Klasterisasi dengan Metode OPTICS

Sebagai metode analitis komplementer untuk mengevaluasi kompleksitas dan variasi kepadatan spasial (*varying density*), penelitian ini mengimplementasikan algoritma lanjutan, yakni *Ordering Points To Identify the Clustering Structure* (OPTICS). Berbeda dengan arsitektur DBSCAN yang mempartisi data berdasarkan satu nilai radius mutlak, algoritma OPTICS beroperasi dengan mengekstraksi struktur kepadatan data dari 51 titik lokasi secara hierarkis tanpa mengunci parameter ε di awal komputasi.

4.5.1 Pembentukan *Reachability Plot*

Algoritma OPTICS (dengan inisialisasi $MinPts = 4$) memproses seluruh titik koordinat spasial untuk mengkalkulasi *core-distance* dan *reachability-distance*. Struktur hierarkis yang dihasilkan divisualisasikan dalam bentuk instrumen grafis dua dimensi yang dikenal sebagai *Reachability Plot*.



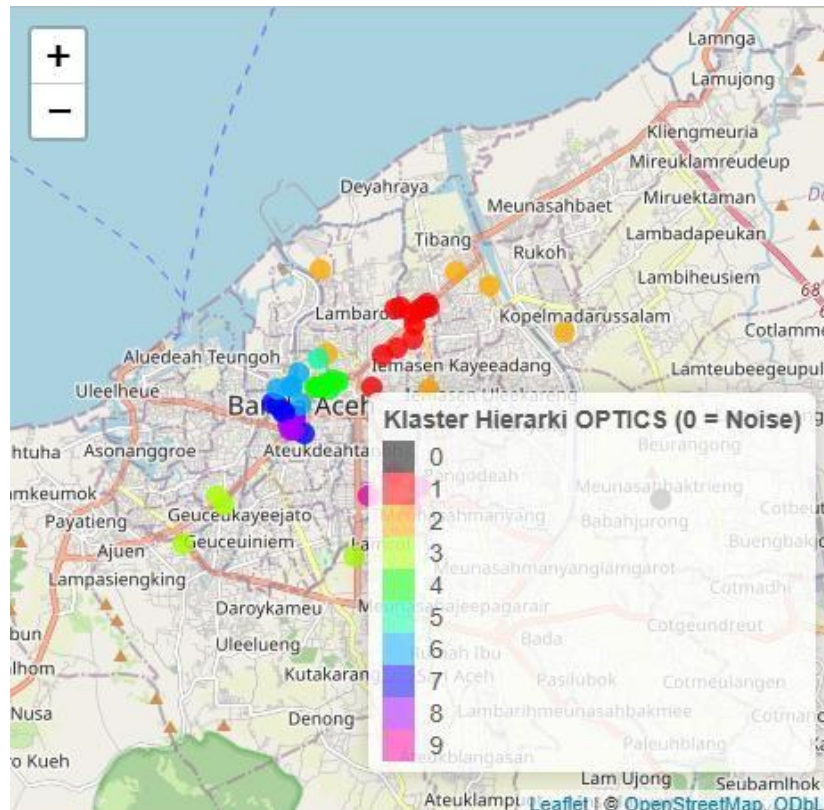
Gambar 4. 3 Visualisasi *Reachability Plot* 51 Titik Konsentrasi Unjuk Rasa

Berdasarkan visualisasi pada Gambar 4.3, sumbu X (Order) mendeskripsikan urutan komputasi 51 titik spasial yang telah diurutkan oleh algoritma berdasarkan tingkat kedekatan keruangannya. Sumbu Y (*Reachability Distance*) merepresentasikan jarak jangkauan antar-titik. Morfologi grafik tersebut menampilkan formasi "lembah" (*valleys*) yang mewakili klaster-klaster padat, dan beberapa "puncak" (*peaks*) yang mencuat tajam ke atas.

Dalam kaidah interpretasi spasial OPTICS, formasi lembah yang dalam merepresentasikan klaster wilayah yang kohesinya sangat padat dan saling berdekatan. Sebaliknya, formasi puncak/fluktuasi vertikal yang memotong lembah mengindikasikan batas pemisah antar-klaster atau mendeteksi titik anomali (*noise*) yang terisolasi jauh dari pusat kepadatan.

4.5.2 Ekstraksi Hierarki dan Visualisasi Pemetaan Klaster

Keunggulan utama OPTICS adalah kemampuannya dalam mendeteksi klaster di dalam klaster (sub-klaster). Melalui proses ekstraksi hierarki menggunakan metode toleransi kemiringan lembah (*Steepness/Xi method*), algoritma membedah peta kepadatan menjadi struktur penyebaran dengan karakteristik yang jauh lebih spesifik dibandingkan DBSCAN. Luaran ekstraksi spasial ini kemudian diproyeksikan ke atas peta interaktif.



Gambar 4. 4 Peta Pemetaan Hierarki Klaster Wilayah Rawan (OPTICS)

Pemetaan pada Gambar 4.4 mengilustrasikan perbedaan fundamental antara luaran OPTICS dan DBSCAN pada 51 dataset observasi. Jika DBSCAN merangkum pusat kota ke dalam satu Klaster 1 yang signifikan, algoritma OPTICS secara dinamis membedahnya menjadi beberapa sub-klaster spesifik (direpresentasikan dengan perbedaan warna).

Pengelompokan hierarkis ini merepresentasikan gradasi konsentrasi massa berdasarkan kelompok-kelompok instansi yang jaraknya benar-benar berdempetan secara mikro. Selain itu, sensitivitas algoritma ini menyebabkan lebih banyak titik yang dieksklusi sebagai derau (*noise*, direpresentasikan dengan warna hitam) dibandingkan dengan hasil DBSCAN. Titik-titik derau ini adalah wilayah yang

kepadatan tetangganya sangat renggang dan gagal memenuhi syarat kohesi sub-klaster di sekitarnya.

4.6 Pengujian Validitas menggunakan *Silhouette Coefficient*

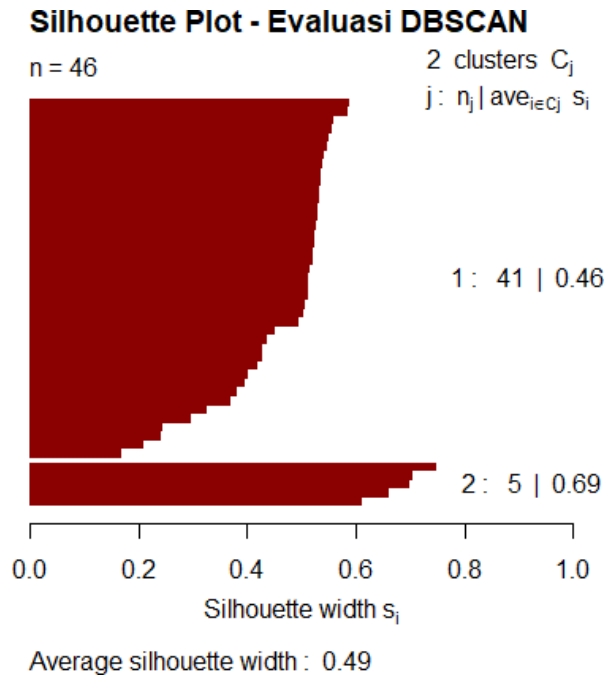
Tahap krusial setelah algoritma keruangan berhasil memetakan klaster kerawanan adalah melakukan validasi matematis secara internal. Mengingat penelitian pemetaan kerawanan sosial ini tidak memiliki label kelas kebenaran pasti, tingkat presisi algoritma diukur menggunakan metrik evaluasi *Silhouette Coefficient*.

Metrik ini mengkalkulasi rasio perbandingan antara tingkat kohesi (seberapa erat suatu titik lokasi berdekatan dengan titik lain di dalam klasternya sendiri) dan tingkat separasi (seberapa jauh titik tersebut terisolasi dari klaster tetangganya). Skor indeks validitas ini bergerak pada interval nilai -1 hingga 1. Semakin skor kumulatif mendekati angka 1, maka struktur pemetaan klaster dinilai semakin presisi dan optimal (*strong structure*).

Untuk menjawab rumusan masalah secara komprehensif, evaluasi *Silhouette Coefficient* dalam penelitian ini dieksekusi secara terpisah untuk membandingkan kinerja hasil algoritma DBSCAN dan OPTICS.

4.6.1 Evaluasi Validitas Algoritma DBSCAN

Berdasarkan komputasi metrik jarak *Euclidean* menggunakan pustaka fungsi `cluster` di RStudio, ekstraksi *Silhouette Plot* untuk hasil pembentukan klaster algoritma DBSCAN disajikan pada Gambar 4.5 berikut.



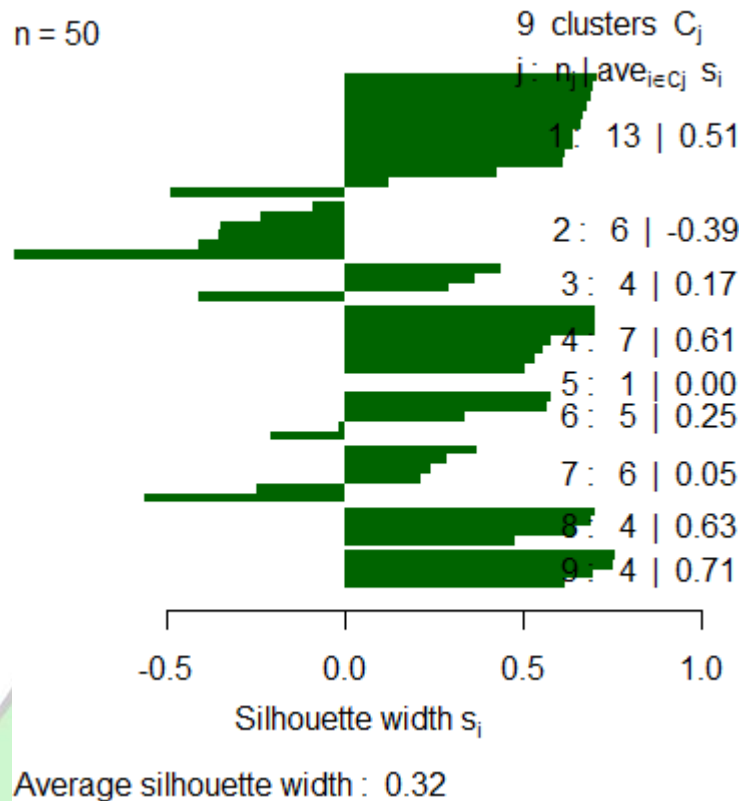
Gambar 4. 5 Visualisasi Silhouette Plot Algoritma DBSCAN

Merujuk pada hasil komputasi algoritma pada Gambar 4.5, nilai rata-rata akurasi (*Average Silhouette Width*) untuk algoritma DBSCAN berada pada angka **0.49**. Angka ini mengonfirmasi bahwa penentuan batas radius Epsilon ($\epsilon = 1.05$) telah berhasil membentuk pemisahan dua klaster utama secara tegas.

4.6.2 Evaluasi Validitas Algoritma OPTICS

Sementara itu, evaluasi indeks validitas yang sama juga dieksekusi terhadap 9 sub-klaster hierarkis yang dihasilkan oleh algoritma OPTICS. Hasil ekstraksi kurva evaluasinya divisualisasikan pada Gambar 4.6 berikut.

Silhouette Plot - Evaluasi OPTICS



Gambar 4. 6 Visualisasi Silhouette Plot Algoritma OPTICS

Merujuk pada ekstraksi grafik pada Gambar 4.6, nilai rata-rata akurasi (*Average Silhouette Width*) yang dihasilkan oleh OPTICS berada pada angka **0.32**.

Pada evaluasi algoritma OPTICS ini, teridentifikasi bahwa Kluster 2 mencatatkan skor *Silhouette* bernilai negatif, yakni **-0.39**. Nilai negatif ini secara matematis mengindikasikan adanya misklasifikasi parsial, di mana titik-titik di dalam Kluster 2 letaknya lebih dekat secara jarak ke pusat kluster tetangganya dibandingkan ke pusat klasternya sendiri. Namun, dalam konteks kriminologi spasial, fenomena ini bukanlah sebuah kegagalan algoritma. Titik-titik pada Kluster 2 ini merepresentasikan "area transisi" atau zona persinggungan (*overlapping*) yang mengambang di antara dua pusat kepadatan utama. Bagi operasional Polresta Banda Aceh, area dengan skor negatif ini justru memberikan temuan intelijen yang penting, karena area transisi tersebut seringkali berfungsi sebagai koridor mobilitas atau jalur pergerakan massa sebelum mereka berkumpul di titik episentrum utama.

Secara komparatif, berdasarkan standar interpretasi validitas kluster oleh Kaufman dan Rousseeuw (1990), perolehan skor DBSCAN (0.49) dan OPTICS

(0.32) sama-sama masih berada pada rentang kategori struktur yang cukup atau wajar (*weak/reasonable structure*). Mengingat lokasi objek vital di pusat Kota Banda Aceh letaknya sangat rapat dan berdekatan satu sama lain, wajar apabila tingkat separasi (jarak antar-klaster) tidak mencapai angka sempurna mendekati 1. Meskipun demikian, nilai ini memberikan justifikasi ilmiah bahwa pengelompokan wilayah rawan konflik di Polresta Banda Aceh telah terpartisi secara alamiah menyesuaikan kondisi geografis aslinya tanpa adanya distorsi data.

4.7 Analisis Perbandingan Kinerja DBSCAN dan OPTICS

Bagian akhir dari pembahasan Bab IV ini menyajikan sintesis komparatif terhadap karakteristik, arsitektur, dan luaran dari kedua algoritma spasial yang telah diujikan. Meskipun berangkat dari fondasi matematis penentuan jarak *Euclidean* yang identik, implementasi terhadap 51 titik konsentrasi unjuk rasa membuktikan bahwa DBSCAN dan OPTICS memproses struktur kepadatan (*density structure*) keruangan dengan kapabilitas yang berbeda.

Tabel 4.6 di bawah ini merangkum perbandingan komprehensif kinerja antara algoritma DBSCAN dan OPTICS berdasarkan hasil simulasi pada dataset primer.

Tabel 4. 6 Komparasi Kinerja Kuantitatif Algoritma DBSCAN dan OPTICS

NO	Indikator Evaluasi	Algoritma DBSCAN($\epsilon = 1.05, MinPts = 4$)	Algoritma OPTICS ($MinPts = 4$)
1	Jumlah Klaster Terbentuk	2 Klaster Makro	9 Sub-Klaster Hierarkis
2	Jumlah Titik Anomali (<i>Noise</i>)	5 Titik	1 Titik (Tengeksklusi)
3	Kemampuan Ekstraksi Hierarki	Tidak Ada (Hanya mendeteksi kepadatan datar)	Sangat Baik (Visualisasi melalui <i>Reachability Plot</i>)
4	Skor Validitas (<i>Silhouette Score</i>)	0.49	0.32

NO	Indikator Evaluasi	Algoritma DBSCAN($\epsilon = 1.05, MinPts = 4$)	Algoritma OPTICS ($MinPts = 4$)
5	Karakteristik Operasional	Menyatukan zona berdekatan menjadi satu "Zona Merah" gabungan secara tegas.	Membedah zona gabungan tersebut menjadi struktur kerawanan spesifik yang lebih rentan terhadap tumpang tindih.

Secara keseluruhan, perbandingan kinerja kedua algoritma menunjukkan kemampuan yang berbeda dalam menangani data pergerakan massa. Algoritma DBSCAN terbukti bekerja secara tegas berdasarkan satu patokan jarak utama. Hal ini membuatnya sangat baik untuk menggabungkan area padat menjadi satu kawasan zona merah berskala besar, seperti 41 lokasi di pusat kota. Namun, metode ini memiliki kelemahan karena tidak mampu melihat rincian kelompok kecil di dalam zona besar tersebut.

Di sisi lain, algoritma OPTICS menunjukkan keunggulan yang lebih luwes dalam memetakan kepadatan data yang berbeda-beda. Melalui bantuan grafik *Reachability Plot*, OPTICS tidak mengunci nilai jarak secara kaku di awal. Sebaliknya, metode ini mampu membedah kepadatan pusat kota menjadi 9 kelompok (*sub-klaster*) kecil yang mewakili posisi objek vital secara lebih rinci dan berdekatan.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis data, simulasi komputasi geospasial, serta pengujian validitas yang telah dilakukan terhadap 51 titik konsentrasi unjuk rasa di wilayah hukum Polresta Banda Aceh, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut.

1. Sebaran lokasi unjuk rasa di Kota Banda Aceh tidak terdistribusi secara acak, melainkan membentuk pola aglomerasi yang terkonsentrasi pada zona-zona vital. Metode DBSCAN dan OPTICS mengonfirmasi bahwa pusat pemerintahan (area DPRA, Kantor Gubernur, dan sekitarnya) merupakan episentrum utama kerawanan dengan densitas massa yang sangat tinggi.
2. Algoritma DBSCAN efektif dalam memetakan zona merah makro (membentuk 2 kluster utama), sementara algoritma OPTICS memberikan keunggulan analitis melalui deteksi hierarki sub-kluster yang lebih detail. Penggunaan OPTICS terbukti lebih adaptif dalam menangani variasi kepadatan data tanpa memerlukan kunci parameter jarak yang kaku, dengan nilai validitas *Silhouette Score* sebesar 0.32 yang menunjukkan pemisahan kluster yang rasional dan representatif untuk data tata ruang perkotaan.

5.2 Saran

Berdasarkan temuan dan keterbatasan penelitian, peneliti mengajukan beberapa rekomendasi bagi pihak terkait dan penelitian selanjutnya:

1. Untuk Polresta Banda Aceh, peta tematik hasil klasterisasi ini disarankan untuk diintegrasikan ke dalam Sistem Informasi Geografis (SIG) operasional kepolisian sebagai basis data pendukung pengambilan keputusan (*Decision Support System*) dalam penempatan personel pengamanan unjuk rasa secara taktis dan efisien.
2. Mengingat dinamika massa bersifat temporal, disarankan agar sistem pemetaan ini dikembangkan lebih lanjut dengan menambahkan variabel waktu (*time-series analysis*) agar pihak kepolisian tidak

hanya mengetahui lokasi kerawanan, tetapi juga kapan potensi eskalasi massa mencapai titik puncak.



DAFTAR PUSTAKA

- Ankerst, M., Breunig, M. M., Kriegel, H.-P., & Sander, J. (1999). OPTICS: ordering points to identify the clustering structure. *SIGMOD Rec.*, 28(2), 49–60. <https://doi.org/10.1145/304181.304187>
- Armiady, D. (2022). Analisis Metode DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise) dalam Mendeteksi Data Outlier. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(6 SE-Articles), 2158–2164. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i6.5080>
- Brantingham, P. J., & Brantingham, P. L. (1981). *Environmental criminology*. Sage Publications.
- Cesario, E., Lindia, P., & Vinci, A. (2023). Detecting Multi-Density Urban Hotspots in a Smart City: Approaches, Challenges and Applications. *Big Data and Cognitive Computing*, 7(1). <https://doi.org/10.3390/bdcc7010029>
- Cohen, L. E., & Felson, M. (1979). Social Change and Crime Rate Trends: A Routine Activity Approach. *American Sociological Review*, 44(4), 588. <https://doi.org/10.2307/2094589>
- Hastuti, S. H., Septiani, A., Hendrayani, H., & Nurmayanti, W. P. (2024). Penerapan Metode OPTICS dan ST-DBSCAN untuk Klasterisasi Data Kesehatan. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 8(1), 252–261.
- Iván, G., & Grolmusz, V. (2014). On dimension reduction of clustering results in structural bioinformatics. *Biochimica et Biophysica Acta - Proteins and Proteomics*, 1844(12), 2277–2283. <https://doi.org/10.1016/j.bbapap.2014.08.015>
- Kanagala, H. K., & Krishnaiah, V. V. J. R. (2016). A comparative study of K-Means, DBSCAN and OPTICS. *2016 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICCCI.2016.7479923>
- Monika, P., Ruchjana, B. N., & Abdullah, A. S. (2022). The implementation of the ARIMA-ARCH model using data mining for forecasting rainfall in

- Bandung city. *International Journal of Data & Network Science*, 6(4).
- Nurhalizah, C. D., Damaliana, A. T., & Prasetya, D. A. (2025). OPTICS-Based Clustering of East Java Regencies and Cities by Divorce Factors. *Journal of Information Systems and Technology Research*, 4(3), 113–123. <https://doi.org/10.55537/jistr.v4i3.1227>
- Pakuani, K. W., & Kurniawan, R. (2021). Kajian Penentuan Nilai Epsilon Optimal Pada Algoritma DMDBSCAN Dan Pemetaan Daerah Rawan Gempa Bumi Di Indonesia Tahun 2014-2020. *Seminar Nasional Official Statistics*, 2021(1), 991–1000. <https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2021i1.847>
- Pezzuchi, G. (2008). A Brief Commentary on “The Utility of Hotspot Mapping for Predicting Spatial Patterns of Crime.” *Security Journal*, 21(4), 291–292. <https://doi.org/10.1057/sj.2008.6>
- Polresta Banda Aceh. (2024). *Data Laporan Gangguan Kamtibmas dan Unjuk Rasa*.
- Puspitasari, D. A. (2022). *Penerapan Algoritma Density Based Spatial Clustering Algorithm With Noise (DBSCAN) Untuk Pengelompokan Penyakit Pasien*. UBP Karawang.
- R Development Core Team. (2011). *The R language definition*. 1.
- Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20(C), 53–65. [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7)
- Sander, J., Ester, M., Kriegel, H. P., & Xu, X. (1998). Density-based clustering in spatial databases: The algorithm GDBSCAN and its applications. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(2), 169–194. <https://doi.org/10.1023/A:1009745219419>
- Setiawan, D. T., Berlilana, B., & Barkah, A. S. (2025). Comparative Analysis of DBSCAN, OPTICS, and Agglomerative Clustering Methods for Identifying Disease Distribution Patterns in Banjarnegara Community Health Centers. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 6(3), 1229–1240.

<https://doi.org/10.52436/1.jutif.2025.6.3.4577>

Sherman, L. W. (1995). Hot Spots of Crime and Criminal Careers of Places. *Crime and Place*, 4, 35–52.

Soekanto, S. (2012). *Sosiologi: suatu pengantar*.

Sujatmiko, B. (2023). Analisis Metode Clustering dengan Algoritma Density-Based Spatial Clustering of Application With Noise (DBSCAN) untuk Pengelompokan Cyberbullying di Instagram. *JST (Jurnal Sains Dan Teknologi)*, 84.

Tan, P.-N., Steinbach, M., Karpatne, A., & Kumar, V. (2020). *Introduction to Data Mining* (2nd ed.). Pearson.

Tilly, C. (2012). The politics of collective violence. *The Politics of Collective Violence*, 1–276. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511819131>

