

Analisis Stabilitas Koordinat Pelanggan PT PLN dengan Variansi dan DBSCAN Clustering: Studi Kasus Pontianak

Coordinate Stability Analysis of PT PLN Customers with Variance and DBSCAN Clustering: Pontianak Case Study

Oktavia Arnelliza Ayu^{1*}, Agus Haryadi², Nilamsari Kusumastuti³,
Muhammad Faqih Dzulqarnain⁴

^{1,3}Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Tanjungpura Pontianak

Jl.Prof. Dr. H. Hadari Nawawi, Pontianak78124, Kalimantan Barat, Indonesia.

²PT.PLN Pontianak, Kalimantan Barat, Indonesia

⁴Politeknik Aisyiyah Pontianak, Kalimantan Barat, Indonesia

*Corresponding author: H1011211031@student.untan.ac.id

ABSTRAK

DOI:
[10.30595/jrst.v10i1.24866](https://doi.org/10.30595/jrst.v10i1.24866)

Article information:

Received:
13/12/2024

Revised:
15/12/2025

Accepted:
22/01/2026

PT PLN (Persero) merupakan perusahaan penyedia listrik utama di Indonesia yang mengandalkan pengelolaan data spasial yang akurat untuk mendukung berbagai operasi, seperti pengiriman tagihan listrik dan perencanaan perluasan jaringan. Data spasial yang akurat juga memainkan peran penting dalam pengambilan keputusan strategis terkait pengembangan jaringan di masa depan. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi titik koordinat yang stabil serta menganalisis hasil klasterisasi menggunakan DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) pada data spasial pelanggan pasca bayar di Kota Pontianak, dengan fokus pada jarak titik koordinat geografis rumah pelanggan. Dataset yang digunakan mencakup informasi titik koordinat rumah pelanggan pasca bayar PT PLN (Persero) Kota Pontianak dari Februari hingga Juli 2024. Analisis variansi diterapkan untuk menentukan titik koordinat yang dianggap stabil, sementara DBSCAN digunakan untuk menentukan klaster dan mengidentifikasi noise berdasarkan kepadatan data. Dengan parameter epsilon (ϵ) sebesar 0,0036 dan minimum points (minPts) sebanyak 15, hasil menunjukkan dua cluster utama yaitu cluster pertama terdiri dari 50 titik dan cluster kedua terdiri dari 18 titik koordinat lokasi rumah pelanggan. Selain itu, tidak ada noise yang terdeteksi dalam data set. Hasil penelitian ini memberikan manfaat strategis bagi PT PLN. Klaster utama memungkinkan PLN dapat memprioritaskan pengembangan jaringan di area dengan kepadatan pelanggan tinggi guna menjaga kualitas layanan tetap optimal. Sementara itu, meskipun tidak terdeteksi noise pada penelitian ini, jika terdapat area dengan kepadatan rendah pada analisis lain, strategi khusus perlu dirancang untuk mendukung peningkatan layanan di area tersebut.

Kata Kunci: Cluster, DBSCAN, Koordinat, Variansi.

ABSTRACT

PT PLN (Persero) is a major electricity provider in Indonesia that relies on accurate spatial data management to support various operations, such as electricity bill delivery and network expansion planning. Accurate spatial data also plays an important role in making strategic decisions regarding future network development. This research aims to identify stable coordinate points and analyze clustering results using DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) on postpaid customer spatial data in Pontianak City, with a focus on the geographic coordinate point distance of customer homes. The dataset used includes information on the home coordinates of postpaid customers of PT PLN (Persero) Pontianak City from February to July 2024. Variance analysis was applied to determine which coordinate points were considered stable, while DBSCAN was used to determine clusters and identify noise based on data density. With an epsilon parameter of 0.0036 and minimum points (minPts) of 15, the results show two main clusters, the first cluster consists of 50 points and the second cluster consists of 18 coordinate points of customer house locations. In addition, no noise was detected in the data set. The results of this research provide strategic benefits for PT PLN. The main cluster allows PLN to prioritize network development in areas with high customer density to maintain optimal service quality. Meanwhile, although no noise was detected in this study, if there are low-density areas in other analyses, special strategies need to be designed to support service improvement in these areas.

Keywords: Cluster, DBSCAN, Coordinates, Variance.

1. PENDAHULUAN

Perusahaan Listrik Negara (PLN) merupakan Badan Usaha Milik Negara (BUMN) di bidang kelistrikan yang ada di seluruh Indonesia (Tritamtama & Purwitasari, 2023). PLN memiliki tujuan utama untuk menyediakan pelayanan kelistrikan yang berkualitas dan efisien bagi seluruh masyarakat Indonesia. Visi PLN adalah menjadikan perusahaan listrik terkemuka se-Asia Tenggara dan 1 pilihan pelanggan untuk solusi energi. Untuk mencapai hal tersebut, misi PLN adalah menjalankan bisnis kelistrikan dan bidang lain yang berkaitan, berorientasi pada kepuasan pelanggan, anggota perusahaan dan pemegang saham, menjadikan tenaga listrik sebagai media untuk meningkatkan kualitas kehidupan masyarakat, mengupayakan agar tenaga listrik menjadi pendorong kegiatan ekonomi dan menjalankan kegiatan usaha yang berwawasan lingkungan. Untuk mewujudkan visi dan misi tersebut, PLN perlu mengelola data spasial secara akurat untuk memastikan pengiriman tagihan listrik tepat waktu kepada pelanggan, merencanakan pemeliharaan jaringan listrik guna meminimalkan gangguan serta merencanakan pengembangan infrastruktur listrik yang lebih efisien.

Data spasial adalah data yang memuat unsur geografis yang dapat diidentifikasi dan memiliki acuan lokasi berdasarkan titik koordinat. Data ini mempunyai sistem koordinat acuan tertentu dan bagian penting yang berbeda

yaitu informasi lokasi (spasial) dan informasi deskriptif (atribut). Data spasial mencakup beberapa parameter antara lain posisi latitude dan longitude (Hajar dkk., 2021). Dalam era digital saat ini, pengelolaan data spasial menjadi sangat penting untuk meningkatkan efisiensi operasional dan kualitas layanan, termasuk dalam pengelolaan jaringan listrik oleh PT PLN. Pada praktiknya, data lokasi pelanggan PLN bersifat dinamis dan dapat mengalami perubahan koordinat dari waktu ke waktu akibat proses kesalahan pencatatan maupun pergeseran posisi pengukuran. Tanpa verifikasi stabilitas koordinat, analisis spasial berpotensi menghasilkan interpretasi yang kurang akurat dalam perencanaan jaringan. Namun, pendekatan yang umum digunakan masih terbatas pada analisis persebaran satu periode atau pemeriksaan jarak sederhana, sehingga belum mampu mengidentifikasi konsistensi koordinat secara temporal. Hal ini menunjukkan perlunya metode yang tidak hanya mengelompokkan data berdasarkan kedekatan spasial, tetapi juga mempertimbangkan kestabilan posisi koordinat secara statistik. Variansi adalah ukuran seberapa jauh data menyebar dari rata-ratanya. Variansi memberikan gambaran tentang seberapa besar penyebaran data dalam satu set. Semakin besar variansi, semakin besar perbedaan nilai data rata-rata. Pendekatan variansi digunakan untuk mengukur sebaran dan konsistensi data spasial, titik yang mendekati nilai variansi menunjukkan bahwa titik koordinat tersebut stabil dan dapat

diandalkan (Amalia dkk., 2023). Identifikasi titik koordinat stabil (titik yang relatif konstan) sangat penting dalam pengelolaan data spasial, termasuk lokasi rumah pelanggan yang harus diketahui dengan tepat.

Clustering adalah teknik pengelompokan data yang melibatkan pembagian satu set objek data ke dalam subset yang disebut cluster (Saptadi dkk., 2024). Tujuan dari clustering adalah untuk mengelompokkan data ke dalam kumpulan yang terbatas berdasarkan kesamaan karakteristik (Arofah dkk., 2024). Objek atau data yang terdapat dalam satu cluster seharusnya memiliki kemiripan satu sama lain dan berbeda dengan objek atau data dalam cluster lainnya (Sulianta, 2023). Pada data spasial, pendekatan density based clustering dinilai lebih sesuai karena mampu mengidentifikasi cluster dengan kepadatan yang bervariasi serta menangani data tidak konsisten (noise) secara lebih fleksibel dibandingkan metode berbasis partisi seperti K-Means (Yang dkk., 2022).

Salah satu algoritma yang masuk dalam kategori density-based clustering adalah DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*), dimana metode clustering yang efektif untuk mengelompokkan titik koordinat berdasarkan kepadatan, yang memungkinkan identifikasi pola dalam data yang tidak konsisten (noise) (Yanto dkk., 2024). Metode ini tidak memerlukan penentuan jumlah cluster sebelumnya, tetapi menggunakan parameter epsilon dan minPts untuk menentukan kepadatan cluster (Izhari, 2020). Epsilon adalah jarak maksimum antara dua titik sehingga keduanya dapat dianggap sebagai tetangga. Epsilon tersebut untuk menentukan radius lingkaran dalam ruang data sehingga titik-titik yang berada didalam lingkaran dengan radius epsilon dianggap saling berdekatan. Sedangkan minPts adalah jumlah minimum titik yang diperlukan untuk membentuk sebuah cluster (termasuk titik pusat itu sendiri). MinPts tersebut untuk menentukan kepadatan minimum yang diperlukan untuk mengidentifikasi suatu area sebagai cluster. DBSCAN juga tidak bergantung pada urutan titik-titik didalam data. Dalam metode ini juga memiliki kelemahan yaitu algoritma DBSCAN sensitif terhadap parameter epsilon dan minPts dan tidak dapat mengelompokkan kumpulan data secara akurat dengan kepadatan yang bervariasi (Carudin, et al, 2024). DBSCAN dapat membantu

mengidentifikasi kelompok pelanggan yang berada dalam jarak dekat satu sama lain, meskipun ada beberapa data yang tidak konsisten (noise).

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma DBSCAN dalam pemetaan lokasi rumah pelanggan dalam pengelolaan jaringan listrik oleh PT. PLN di Kota Pontianak. Dengan menggunakan data spasial pelanggan yang mencakup koordinat geografis dan informasi terkait lainnya, penelitian ini akan mengidentifikasi cluster lokasi pelanggan dengan kategori sama yang dapat diinterpretasikan sebagai lokasi pelanggan utama. Hasil ini diharapkan dapat menghasilkan informasi lokasi yang lebih akurat dan pemetaan lokasi tersebut dapat dijadikan prioritas wilayah dalam pengelolaan layanan jaringan listrik oleh PT PLN yang lebih efisien.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini dimulai dengan tahap awal pengumpulan data yaitu data sekunder. Data sekunder adalah sumber data yang tidak langsung didapatkan dari objek. Data sekunder yaitu data arsip atau yang telah dikumpulkan oleh perusahaan/organisasi menjadi sampel (Sholihin & Puspita Ghaniy Anggraini, 2021). Dalam penelitian ini, data diperoleh dari PT.PLN Pontianak yaitu data lokasi rumah pelanggan pasca bayar PT. PLN (Persero) Kota Pontianak periode Februari hingga Juli tahun 2024 yang memuat koordinat geografis (latitude dan longitude). Data yang didapat berupa data rumah pelanggan sebanyak 68 titik.

2.2 Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan dalam menginterpretasikan hasil. Pertama, jumlah sampel yang digunakan relatif kecil, yaitu hanya sebanyak 68 titik koordinat, sehingga temuan yang diperoleh lebih mencerminkan kondisi dataset yang spesifik daripada pola umum yang dapat digeneralisasi. Kedua, seluruh data bersumber dari wilayah Kota Pontianak yang memiliki karakteristik tata ruang dan dinamika spasial tersendiri, sehingga hasil analisis mungkin tidak dapat diterapkan secara langsung pada wilayah lain dengan kondisi geografis dan kepadatan berbeda. Keterbatasan ini

menegaskan bahwa generalisasi hasil harus dilakukan dengan hati-hati dan memberikan peluang bagi penelitian selanjutnya untuk memperluas ukuran sampel maupun wilayah kajian.

2.3 Menghitung Variansi Latitude dan Longitude

Setelah data dikumpulkan, akan dihitung variansi koordinat untuk setiap titik dalam data tersebut. Variansi dihitung secara terpisah untuk koordinat latitude dan longitude. Variansi adalah ukuran seberapa jauh data menyebar dari rata-ratanya. Variansi memberikan gambaran tentang seberapa besar keragaman atau penyebaran data dalam satu set. Semakin besar variansi, semakin besar perbedaan nilai data rata-rata (Amalia dkk., 2023).

Rumus variansi sampel (s^2) yang digunakan adalah:

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

Keterangan:

s^2 adalah variansi sampel,
 n adalah jumlah bulan dalam sampel,
 x_i adalah nilai data ke- i dalam sampel,
 \bar{x} adalah rata-rata sampel.

Selanjutnya, dilakukan analisis terhadap nilai selisih kuadrat latitude dan longitude setiap bulan, yang mendekati nilai variansi, untuk mengidentifikasi titik-titik yang dianggap stabil. Titik-titik ini menunjukkan bahwa posisi titik tersebut tidak mengalami perubahan signifikan.

2.4 Metode DBSCAN Clustering

Selanjutnya, algoritma DBSCAN digunakan untuk clustering data dalam pembentukan cluster. DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) adalah algoritma clustering yang mengelompokkan data berdasarkan kepadatan wilayahnya dan mampu memisahkan *noise* atau *outlier* dari *cluster* utama (Salsabila & Iswari, 2024). Algoritma ini menggunakan dua parameter utama: Epsilon (Eps) yang merupakan jarak maksimum antara dua titik yang masih dianggap sebagai tetangga, dan MinPts yang merupakan jumlah minimum titik yang harus ada dalam radius Eps untuk membentuk sebuah cluster (Ester & Krieger, t.t.).

DBSCAN memiliki beberapa kelebihan yang membuatnya menjadi pilihan yang efektif dalam

mengatasi beberapa tantangan dalam analisis kluster (Gholizadeh dkk., 2021). Salah satunya yaitu metode ini tahan terhadap bentuk kluster yang beragam, mampu mengidentifikasi dan memisahkan kluster dengan bentuk yang kompleks atau tidak teratur. DBSCAN juga memiliki beberapa kekurangan, yaitu metode ini sensitif terhadap parameter seperti nilai epsilon dan minimum points.

DBSCAN dipilih karena kemampuannya untuk menangani dataset dengan variasi bentuk cluster dan memisahkan noise, sehingga sesuai untuk analisis titik koordinat pelanggan yang memiliki pola distribusi yang beragam (Carudin, Marisa, Murnawan, Reba, Koibur, Thantawi, dkk., 2024).

Berikutnya metode clustering DBSCAN menemukan cluster-cluster dengan cara (Muhima dkk., 2022):

1. DBSCAN menelusuri cluster-cluster dengan memeriksa jarak dari tiap-tiap point dalam database. Jika jarak dari point p mengandung lebih dari MinPts, cluster baru dengan p sebagai core object diciptakan.
2. Kemudian DBSCAN secara iteratif mengumpulkan secara langsung objek-objek *density reachable* dari core object tersebut, di mana mungkin melibatkan penggabungan dari beberapa cluster-cluster *density reachable*.

Berikut adalah cara komputasi algoritma DBSCAN (Berliana dkk., 2023).

1. Lakukan inialisasi parameter MinPts dan ϵ .
2. Untuk menentukan nilai ϵ menggunakan k-distance graph yaitu dengan menghitung jarak ke-k terdekat dari setiap titik data, mengurutkan nilai-nilai jarak tersebut secara menurun, lalu memvisualisasikannya dalam bentuk grafik. Titik dimana kurva mulai menurun (elbow) menjadi acuan untuk memilih nilai ϵ yang optimal (Yolandari dkk., 2025).
3. Pilih titik awal atau p secara acak
4. Hitung semua jarak titik yang terhubung dengan p menggunakan persamaan Euclidean distance, yaitu

$$Distance = \sqrt{(X_i - X_c)^2 + (Y_i - Y_c)^2}$$

Keterangan:

X_i dan Y_i : Koordinat dari titik yang sedang diproses

X_c dan Y_c : Koordinat dari titik pusat cluster

5. Jika jumlah titik yang memiliki jarak kurang dari atau sama dengan ϵ dengan titik p lebih dari MinPts, maka titik p dianggap sebagai titik inti (*core point*) dan membentuk sebuah kelompok (*cluster*).
6. Lakukan Langkah 3-4 secara berulang hingga semua titik diproses

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Kestabilan Titik Koordinat

Kestabilan titik koordinat latitude dan longitude akan ditentukan dengan pendekatan variansi. Variansi dihitung untuk masing-masing koordinat latitude dan longitude secara terpisah untuk setiap titik. Berdasarkan data set yang ada selanjutnya menggunakan tools *python* dengan *google colab* memasukkan data set tersebut dan melihat hasil titik koordinat yang stabil selama 6 bulan.

1. Rata-rata (*Mean*)

- Rata-rata untuk Latitude (A1)

$$\begin{aligned}\tilde{x} &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \\ \tilde{x} &= \frac{-0.0988868 + \dots + (-0.0989337)}{6} \\ &= -0,0989097167\end{aligned}$$

- Rata-rata untuk Longitude (A1)

$$\begin{aligned}\tilde{y} &= \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} \\ \tilde{y} &= \frac{109,3409913 + \dots + 109.3049972}{6} \\ &= 109,34099273\end{aligned}$$

2. Variansi (*Variance*)

- Variansi untuk data Latitude (A1)

$$\begin{aligned}S^2 &= \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \tilde{x})^2}{n - 1} \\ S^2 &= \frac{(-0.0988868 - (-0,0989097167))^2 + \dots +}{6 - 1} \\ &\quad \frac{(-0.0989337 - (-0,0989097167))^2}{6 - 1} \\ &= \frac{0,00000000052517513889 + \dots + 0,00000000057519867889}{5}\end{aligned}$$

$$= 0,0000000001631481666666669$$

- Variansi untuk data Longitude (A1)

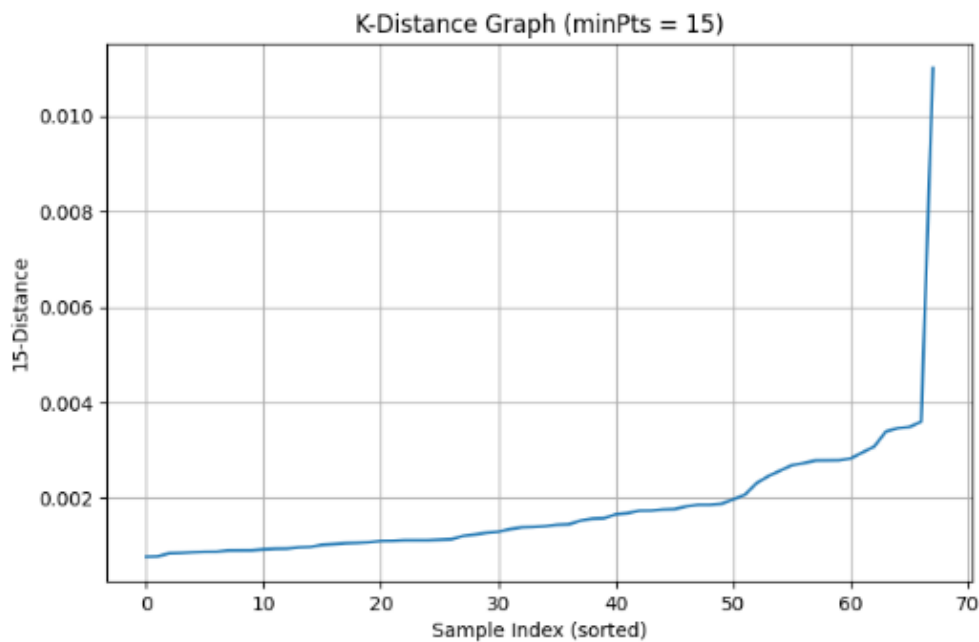
$$\begin{aligned}S^2 &= \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y})^2}{n - 1} \\ S^2 &= \frac{(109.3409913 - 109,34099273)^2 + \dots +}{6 - 1} \\ &\quad \frac{(109.3409741 - 109,34099273)^2}{6 - 1} \\ &= \frac{0,000000000020449 + \dots + 0,0000000003470769}{5} \\ &= 0,00000000014323586665761\end{aligned}$$

Proses perhitungan variansi diulangi untuk pelanggan lainnya sehingga diperoleh masing-masing nilai variansi latitude dan longitude setiap pelanggan.

Nilai selisih kuadrat latitude dan longitude setiap bulan yang mendekati variansi merupakan titik koordinat yang stabil. Dalam penelitian ini, variansi digunakan sebagai indikator fluktuasi rata-rata untuk menilai kestabilan koordinat pelanggan dari bulan ke bulan. Dengan membandingkan nilai selisih kuadrat setiap titik terhadap nilai variansi, diperoleh titik yang pola pergerakannya paling mendekati tingkat perubahan umum seluruh data, sehingga titik tersebut dianggap paling representatif terhadap dinamika koordinat selama periode pengamatan. Pendekatan ini relevan dalam konteks data pelanggan PLN, di mana perubahan kecil pada koordinat lebih sering disebabkan oleh proses pencatatan atau pemutakhiran data daripada perpindahan lokasi sebenarnya. Meskipun bukan metode konvensional dalam analisis spasial, penggunaan variansi sebagai ukuran pendukung memberikan sudut pandang tambahan dalam memahami stabilitas relatif titik koordinat dan membantu mengidentifikasi titik yang mencerminkan fluktuasi yang wajar dan konsisten. Jadi dari 6 bulan tersebut yang nilai selisih kuadrat nya mendekati masing-masing nilai variansi pada idpel A1 adalah pada bulan April sehingga titik koordinat yang stabil adalah (-0,0989337, 109,3409741). Berikut hasil kestabilan titik koordinat dengan menggunakan Python dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 1 Hasil Kestabilan Titik Koordinat

IDPEL	Most Stable Latitude	Latitude Month	Most Stable Longitude	Longitude Month
A1	-0,0989337	APR	109,3409741	APR
A2	-0,0978367	APR	109,3397428	APR
A3	-0,097334	MAR	109,3390771	APR
A4	-0,0972369	MAR	109,3390654	FEB
A5	-0,0972295	FEB	109,3390684	FEB
...
A62	-0,0886652	FEB	109,3443518	MAR
A63	-0,0886253	MAR	109,3446626	APR
A64	-0,0887434	APR	109,344659	FEB
A65	-0,0889439	MAR	109,344909	MAR
A66	-0,0880793	APR	109,3434585	MAR
A67	-0,0968921	MAR	109,3436471	APR
A68	-0,088109	FEB	109,3430119	APR



Gambar 1 Grafik *K-distance Graph*

3.2 Perhitungan Metode DBSCAN Clustering

Setelah memperoleh data titik koordinat yang stabil, selanjutnya mengidentifikasi pengelompokan titik koordinat tersebut menggunakan metode DBSCAN Clustering.

Metode ini dipilih karena kemampuannya dalam mengidentifikasi *cluster* dengan bentuk yang tidak teratur dan memisahkan *noise* dari *cluster*. Berikut perhitungan DBSCAN Clustering tersebut:

1. Inisialisasi titik pusat menggunakan data koordinat yang pertama, yaitu (-0,0989337, 109,3409741).
2. Pembentukan radius ϵ di sekitar titik pusat.

Parameter yang digunakan ialah nilai epsilon dan minimum points (minPts). Menentukan nilai parameter epsilon menggunakan metode k-distance graph. Menghitung jarak tetangga ke-minPts terdekat untuk setiap titik. mencari titik tekuk dari grafik yang menunjukkan perubahan tajam dalam kemiringan dianggap sebagai nilai epsilon yang optimal.

Berdasarkan Gambar 1, dengan nilai minPts = 15 terlihat bahwa titik tekuk terjadi disekitar jarak 0.0036 yang ditetapkan sebagai nilai epsilon. Pemilihan minPts sebanyak 15 mengacu pada rekomendasi teoretis DBSCAN yang menyarankan minPts ≥ 10 untuk data berdimensi rendah dan dataset dunia nyata. Pada data geospasial, variasi posisi umumnya tinggi sehingga diperlukan nilai minPts yang lebih besar agar hanya area dengan kepadatan nyata yang teridentifikasi sebagai cluster. Secara empiris, minPts = 15 menghasilkan struktur cluster yang stabil serta meminimalkan noise.

3. Perhitungan jarak dari titik pusat dengan semua titik lain. Untuk perhitungan jarak tersebut, digunakan rumus *Euclidean Distance* sebagai berikut:

$$\sqrt{(X_i - X_c)^2 + (Y_i - Y_c)^2}$$

Dengan X_i adalah koordinat *Longitude* pada data ke-i, X_c adalah koordinat *Longitude* pada data yang dijadikan titik pusat, Dengan Y_i adalah koordinat *Latitude* pada data ke-i, Y_c adalah koordinat *Latitude* pada data yang dijadikan titik pusat.

Untuk perhitungan jarak dengan *core point* yang pertama adalah:

$$\begin{aligned} & \sqrt{(X_2 - X_1)^2 + (Y_2 - Y_1)^2} \\ = & \sqrt{(109,3397248 - 109,3409741)^2 + (-0,0978367 - (-0,0989337))^2} \\ & = \sqrt{0,00000156075049 + 0,000001203409} \\ & = 0,00166257616066151989078274508462 \end{aligned}$$

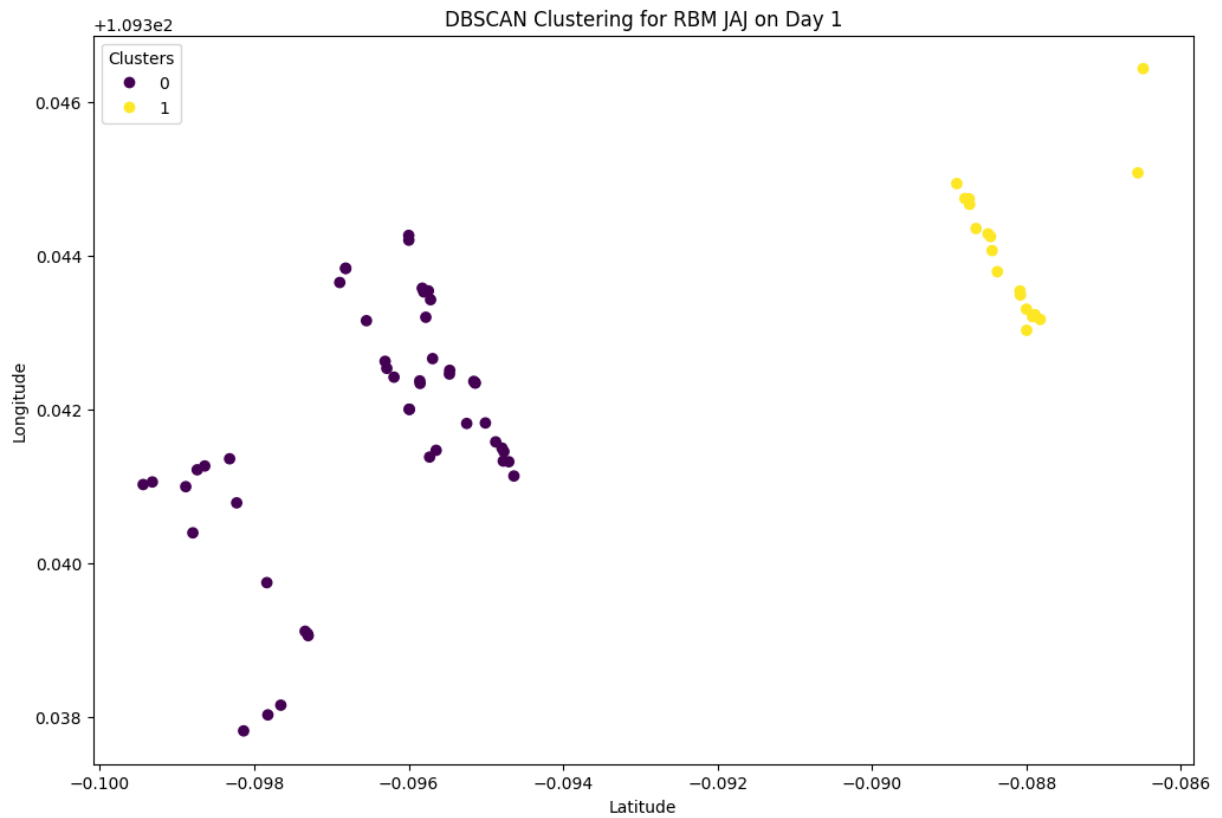
Penelusuran dilakukan hingga semua titik telah dihitung jaraknya dengan titik pusat.

4. Setelah mencari semua jarak, pilih titik yang kepadatannya dapat dicapai atau jarak dari titik ini ke titik pusat $\leq \epsilon$, dan bandingkan titik yang kepadatannya $\geq \text{MinPts}$ dapat dicapai.
5. Setelah titik inti pertama mengidentifikasi titik yang kepadatannya dapat dicapai, dilakukan langkah 2- 4 untuk titik inti berikutnya. Penentuan titik inti berikutnya dipilih dari titik-titik yang kepadatannya dapat dicapai pada titik inti pertama.
6. Setelah semua titik kepadatan yang dapat diproses, maka akan terlihat noise dari data tersebut. *Noise* dalam hal ini adalah koordinat pelanggan yang berubah-ubah dibandingkan titik lainnya, artinya *noise* titik ini berada jauh di luar jangkauan ϵ .
7. Setelah semua titik diproses, maka akan terlihat *cluster* yang terbentuk dan *noise*-nya. Keanggotaan *cluster* terbentuk dari titik-titik yang kepadatannya dapat dicapai, sedangkan *noise* terbentuk dari titik-titik yang kepadatannya tidak dapat dicapai.

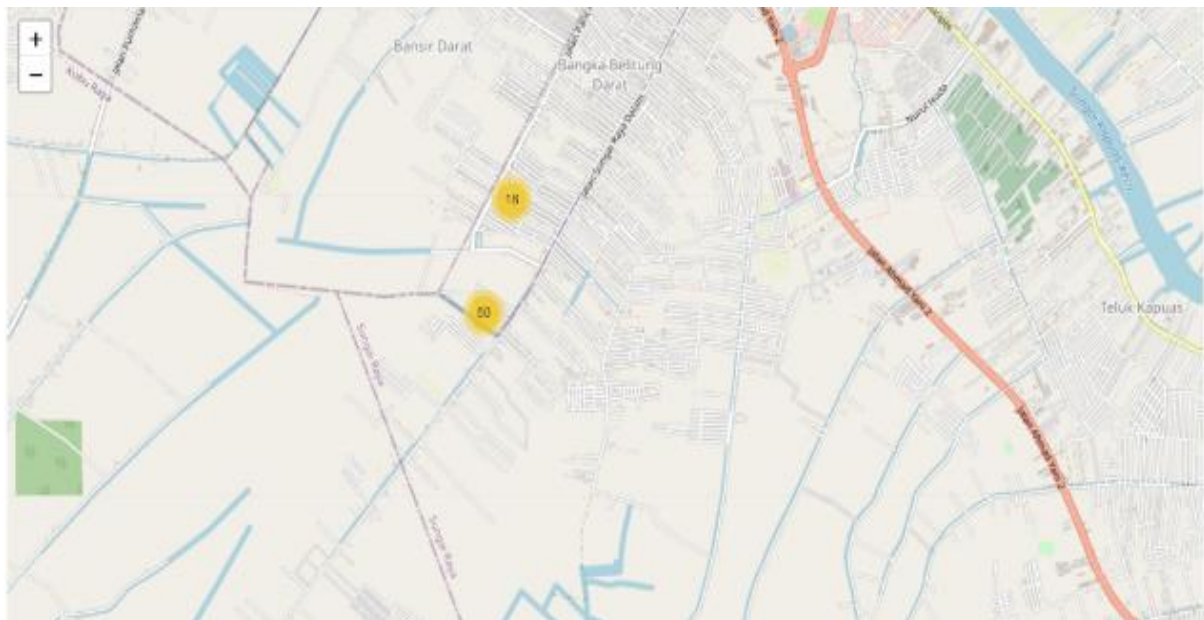
3.3 Hasil Analisis DBSCAN Clustering

Berdasarkan perhitungan diatas, diperoleh hasil visualisasi DBSCAN Clustering menggunakan *python* (Gambar 2). Gambar 2 menunjukkan hasil *clustering* dari data koordinat pelanggan. Sebagian besar pelanggan berada dalam dua *cluster* utama, yang ditandai dengan angka 0 dan 1.

Terlihat pada gambar 3 menjelaskan bahwa hasil DBSCAN Clustering dengan $\epsilon = 0.005$ dan MinPts = 15 membentuk dua *cluster* utama yaitu *cluster* satu terdiri dari 50 titik dan *cluster* kedua terdiri dari 18 titik koordinat lokasi rumah pelanggan. Hal ini menunjukkan bahwa kedekatan spasial sebagian besar titik analisis cukup signifikan untuk dikelompokkan ke dalam *cluster* yang sama, yang menunjukkan adanya stabilitas dalam posisi rumah pelanggan, yang berarti posisinya relatif tidak berubah selama periode analisis. Stabilitas ini penting karena dapat mencerminkan konsistensi dalam penggunaan layanan



Gambar 2 Visualisasi DBSCAN Clustering



Gambar 3 Visualisasi map DBSCAN Clustering

Tabel 2 Hasil dari pengidentifikasian titik koordinat

IDPEL	Most Stable Latitude	Most Stable Longitude	cluster
A1	-0,09893	109,341	0
A2	-0,09784	109,3397	0
A3	-0,09733	109,3391	0
A4	-0,09724	109,3391	0
A5	-0,09723	109,3391	0
...
A62	-0,08867	109,3444	1
A63	-0,08863	109,3447	1
A64	-0,08874	109,3447	1
A65	-0,08894	109,3449	1
A66	-0,08808	109,3435	1
A67	-0,09689	109,3436	0
A68	-0,08811	109,343	1

Dari sudut pandang pengelolaan jaringan listrik, cluster terbentuk karena lokasi tersebut secara demografis padat, secara tata ruang merupakan kawasan permukiman/ekonomi, dan secara teknis memang menjadi konsentrasi pelanggan PLN sehingga kedua *cluster* ini dapat mewakili wilayah dengan kepadatan pelanggan stabil yang dapat dijadikan fokus pemeliharaan infrastruktur. Selain itu, DBSCAN juga dapat mengidentifikasi titik-titik yang tidak termasuk dalam *cluster* (disebut sebagai *noise*).

Dalam penelitian ini, tidak ada *noise* yang diperoleh. Hal ini menunjukkan bahwa persebaran pelanggan PLN di Pontianak cukup homogen dan sesuai dengan karakter kota yang padat, sehingga seluruh titik berada dalam jarak kedekatan yang wajar. Hal ini juga dapat menandakan bahwa parameter DBSCAN (nilai epsilon dan minPts) sudah selaras dengan kondisi spasial wilayah tersebut. Namun, bila di masa depan muncul *noise*, hal itu dapat menjadi indikator adanya perubahan pola permukiman, pertumbuhan area baru, atau ketidaksesuaian data koordinat yang memerlukan validasi. *Noise* juga berpotensi memengaruhi akurasi perencanaan jaringan dan estimasi beban, sehingga dapat menjadi sinyal bagi PLN untuk

memperbarui data spasial dan menyesuaikan strategi pengelolaan infrastrukturnya. Hasil dari pengidentifikasian titik koordinat rumah pelanggan pasca bayar dapat dilihat pada tabel 2.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan pada identifikasi titik koordinat stabil rumah pelanggan pasca bayar di PT. PLN (Persero) ULP Kota Pontianak periode Februari hingga Juli tahun 2024 menggunakan pendekatan variansi dan DBSCAN Clustering. Berdasarkan analisis variansi, titik koordinat dengan variansi terendah dianggap stabil. DBSCAN kemudian digunakan untuk mengelompokkan titik-titik koordinat yang stabil dengan Parameter yang digunakan ialah epsilon (ϵ) sebesar 0.0036 dan minimum points (minPts) sebanyak 15, menghasilkan dua cluster utama yaitu cluster satu terdiri dari 50 titik dan cluster kedua terdiri dari 18 titik koordinat lokasi rumah pelanggan serta tidak ada *noise* yang teridentifikasi.

Dari penelitian ini diperoleh kesimpulan bahwa melalui pendekatan variansi dan DBSCAN Clustering, PT PLN dapat lebih efektif dalam

menentukan wilayah prioritas jaringan, terutama di area dengan jumlah pelanggan tinggi dan koordinat yang stabil. Selain itu, hasil klusterisasi yang muncul misalnya cluster satu terdiri dari 50 pelanggan dengan konsentrasi pelanggan terbesar dapat dijadikan dasar rekomendasi operasional yang lebih konkret, seperti penetapan lokasi tersebut sebagai target utama untuk inspeksi jaringan pada periode berikutnya, pelaksanaan pemeliharaan preventif pada gardu yang melayani pelanggan dalam kluster tersebut, serta optimasi rute petugas lapangan berdasarkan distribusi titik koordinat yang terkelompok. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya mengidentifikasi pola, tetapi juga memberikan arahan praktis bagi peningkatan efisiensi dan keandalan layanan PLN.

DAFTAR PUSTAKA

- Amalia, J., Fitriyaningsih, I., & Agnesia, Y. (2023). *Buku Ajar Probabilitas dan Statistika*. Nas Media Pustaka.
- Arofah, M., Purnamasari, A. I., & Ali, I. (2024). Implementasi Data Mining Untuk Clustering Jenis Obat Menggunakan Metode Algoritma K-Means Di Uptd Puskesmas Tegal Gubug. *Jati (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 1621–1628.
- Berliana, T. I., Budianita, E., Nazir, A., & Insani, F. (2023). Clustering Data Persediaan Barang Menggunakan Metode Elbow dan DBSCAN. *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, 5(2), 258. <https://doi.org/10.30865/json.v5i2.7089>
- Carudin, C., Marisa, M., Murnawan, M., Reba, F., Koibur, M., & ... (2024). *Buku Ajar Data Mining*. books.google.com. https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=m-QGEQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA65&dq=dbscan+clustering+dan+variansi+terendah&ots=d8IMSnlXjT&sig=rRZ0z0CBQs_r b1j1YDpC-rIYWSA
- Carudin, C., Marisa, M., Murnawan, M., Reba, F., Koibur, M. E., Thantawi, A. M., Halim, A., & Wattimena, F. Y. (2024). *Buku Ajar Data Mining*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia.
- Ester, M., & Kriegel, H.-P. (t.t.). *A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise*.
- Gholizadeh, N., Saadatfar, H., & Hanafi, N. (2021). K-DBSCAN: An improved DBSCAN algorithm for big data. *The Journal of supercomputing*, 77(6), 6214–6235.
- Hajar, A., Nabawi, I., Kartikawati, L., Yudana, F. R., Budi, S., & Prasetyantara, N. (2021). Pengolahan Data Spasial-Geolocation Untuk Menghitung Jarak 2 Titik. *Creative Information Technology Journal*, 8(1), 32. <https://doi.org/10.24076/citec.2021v8i1.265>
- Izhari, F. (2020). *Analisis Algoritma Dbscan Dalam Menentukan Parameter Epsilon Pada Clustering Data Numerik*.
- Muhima, R. R., Kurniawan, M., Kom, S., Kom, M., Anton Yudhana, S., & Sunardi, S. (2022). *Kupas Tuntas Algoritma Clustering: Konsep, Perhitungan Manual, dan Program*. Penerbit Andi.
- Salsabila, A., & Iswari, L. (2024). Identifikasi Pengelompokan Titik Penjemputan Dan Titik Pengantaran Perjalanan Taksi Menggunakan Algoritma Dbscan. *Edusaintek: Jurnal Pendidikan, Sains dan Teknologi*, 11(2), 739–755. <https://doi.org/10.47668/edusaintek.v11i2.1063>
- Saptadi, I. N. T. S., Kom, S., MT, M., Munawar, Z., Kom, M., Umalihayati, S., SKM, M. P., Kartika, I. M., SE, M., & Rizki, M. Y. (2024). *DATA MINING*. Cendikia Mulia Mandiri.
- Sholihin, M., & Puspita Ghanis Anggraini, S. (2021). *Analisis data penelitian menggunakan software STATA*. Penerbit Andi.
- Sulianta, F. (2023). *Basic Data Mining from A to Z*. books.google.com. <https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=JcLhEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR5&dq=dbscan+clustering+dan+variansi+terendah&ots=VnAxJhZHTq&sig=aCv12mRjJqgnVBOouXK3EiYvTTig>
- Tritamtama, K., & Purwitasari, D. (2023). Pengklasteran Data Pelanggan Dari Aplikasi Mobile Untuk Penentuan Strategi Pemasaran Produk PLN. *Journal*

of Information System ..., Query date:
2024-10-16 10:03:41.
<https://jurnal.istts.ac.id/index.php/insight/article/view/323>

- Yang, Y., Qian, C., Li, H., Gao, Y., Wu, J., Liu, C.-J., & Zhao, S. (2022). An efficient DBSCAN optimized by arithmetic optimization algorithm with opposition-based learning. *The Journal of Supercomputing*, 78(18), 19566–19604. <https://doi.org/10.1007/s11227-022-04634-w>
- Yanto, Y., Homaidi, A., & Lutfi, A. (2024). Implementasi Metode Clustering dengan Algoritma DBSCAN Untuk Identifikasi Sentra Industri Berbasis Google Map. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 8(3), 2112–2121. <https://doi.org/10.33379/gtech.v8i3.4959>
- Yolandari, N. A., Butarbutar, L. E., Rajagukguk, G. C. H., Zulfi, M. F., & Ramadhani, F. (2025). Analisis perbandingan K-means dan DBSCAN dalam pengelompokan data travel review ratings menggunakan evaluasi Silhouette Index dan Davies-Bouldin Index. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 13(3).