

SKRIPSI

PENERAPAN METODE DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) UNTUK MENGELOMPOKKAN POTENSI LAHAN KELAPA DI PROVINSI SULAWESI BARAT

APPLICATION OF DBSCAN (DENSITY-BASED SPATIAL CLUSTERING OF APPLICATIONS WITH NOISE) METHOD TO GROUP COCONUT LAND POTENTIAL IN WEST SULAWESI PROVINCE

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
Sarjana Komputer



Disusun Oleh:

ARYA NUGRAHA KALILI

D0219310

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS SULAWESI BARAT

2025

USULAN PENELITIAN

PENERAPAN METODE DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) UNTUK MENGELOMPOKKAN POTENSI LAHAN KELAPA DI PROVINSI SULAWESI BARAT



Disusun Oleh:

ARYA NUGRAHA KALILI

D0219310

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS SULAWESI BARAT

MAJENE

2025

**LEMBAR PERSETUJUAN
SKRIPSI**

**LEMBAR PERSETUJUAN
SKRIPSI**

**PENERAPAN METODE DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of
Applications with Noise*) UNTUK MENGELOMPOKKAN POTENSI
LAHAN KELAPA DI PROVINSI SULAWESI BARAT**

Telah dipersiapkan dan disusun oleh

ARYA NUGRAHA KALILI
NIM : D02 19 310

Telah dipertahankan di depan penguji

Pada tanggal 16 Oktober 2025

Pembimbing

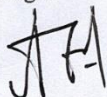
Pembimbing I



Arnita Irianti, S.Si., M.Si

NIP : 198708062018032001

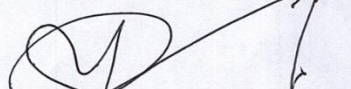
Pembimbing II



Nuralamsah Zulkarnaim, S.Kom., M.Kom.

NIP : 19891014201931013

Penguji I



Muh. Rafli Rasvid, S.Kom., M.T

NIP. 199804022024061001

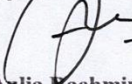
Penguji II



Wawan Firgiawan, S.T., M.Kom.

NIDK : 8948080023

Penguji III



Siti Aulia Rachmini, S.T., M.T.

NIP : 198207062008042003

LEMBAR PENGESAHAN

LEMBAR PENGESAHAN

PENERAPAN METODE DBSCAN (*DENSITY-BASED SPATIAL CLUSTERING OF APPLICATIONS WITH NOISE*) UNTUK MENGELOMPOKKAN POTENSI LAHAN KELAPA DI PROVINSI SULAWESI BARAT



Telah diberikan dan disetujui oleh:

Pembimbing I

Arnita Irianti, S.Si., M.Si
NIP : 198708062018032001

Dekan Fakultas Teknik
Universitas Sulawesi Barat

Prof. Dr. Ir. Hafsah Nirwana, M.T
NIP : 19640405199003200

Pembimbing II

Nuralamsah Zulkarnaim, S.Kom., M.Kom
NIP : 19891014201931013

Koordinator Program Studi Informatika

Muh. Rafi Rasvid, S.Kom., M.T.
NIP : 198808182022031006

PERNYATAAN ORSINALITAS

PERNYATAAN ORSINALITAS

Saya menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa sepanjang pengetahuan saya, di dalam naskah skripsi ini tidak terdapat karya ilmiah yang pernah diajukan oleh orang lain untuk memperoleh gelar akademik di suatu perguruan tinggi, dan tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis disitasi dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar referensi.

Apabila ternyata di dalam naskah skripsi ini dapat dibuktikan terdapat unsur-unsur plagiasi, saya bersedia skripsi ini digugurkan dan gelar akademik yang telah saya peroleh (sarjana) dibatalkan, serta diproses sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku (UU No. 20 Tahun 2003, Pasal 25 ayat 2 dan Pasal 70).

Majene, 16 Oktober 2025



Arya Nugraha Kalili
NIM : D02 19 310

KATA PENGANTAR

Bismillahirrohmaanirohiim

Assalamulaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya. Sholawat dan salam kita haturkan kepada Nabi besar Muhammad SAW sehingga penulis dapat menyusun proposal penelitian yang berjudul **“PENERAPAN METODE DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) UNTUK MENGELOMPOKKAN POTENSI LAHAN KELAPA DI PROVINSI SULAWESI BARAT”**. Penyusunan proposal ini disusun sebagai salah satu syarat untuk persyaratan menyelesaikan ujian akhir mahasiswa pada program Strata- 1 Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Sulawesi Barat.

Dalam menyusun proposal ini, walaupun banyak kesulitan dan hambatan yang penulis alami, namun berkat adanya dukungan, dorongan dan semangat dari orang terdekat di sekitar, sehingga penulis mampu menyelesaikan penyusunan skripsi ini. Oleh karena itu, penulis pada kesempatan mengucapkan terima kasih sedalam – dalamnya kepada:

1. Allah Subhanahu Wata’ala yang telah melancarkan segala urusan kami sehingga studi ini bisa kami selesaikan dengan baik.
2. Kepada Orang tua dan saudara – saudara saya, atas semua doa dan bantuan finansial yang senantiasa diberikan guna kelancaran penulis dalam menyelesaikan pendidikan serta seluruh keluarga yang senantiasa memberikan dukungan kepada penulis.
3. Ibu **Dr.Ir. Hafsah Nirwana, M.T.** selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Sulawesi Barat.
4. Bapak **Ir. Sugiarto Cokrowibowo, S.Si., M.T** selaku wakil dekan I Fakultas Teknik Universitas Sulawesi Barat
5. Bapak **Muh. Fahmi Rustan, S.Kom.,M.T** selaku Wakil Dekan III Fakultas Teknik Universitas Sulawesi Barat

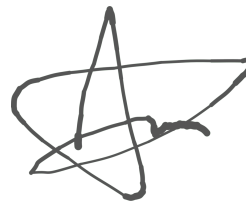
6. Bapak **Muh. Rafli Rasyid, S.Kom., M.T.**, selaku Koordinator Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Sulawesi Barat.
7. Bapak **Nuralamsah Zulkarnaim, S.Kom., M.Kom** selaku dosen pembimbing pertama saya, dengan arahan, tenaga, dan pikiran yang selalu membimbing penulis dalam menyelesaikan tulisan ini.
8. Ibu **Arnita Irianti, S.Si., M.Si** selaku dosen pembimbing kedua saya, dengan arahan, tenaga, dan pikiran yang selalu membimbing penulis dalam menyelesaikan tulisan ini.
9. Seluruh dosen serta staf Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Sulawesi Barat.
10. Teman – teman seperjuangan angkatan 2019 yang telah banyak memberikan bantuan dan dukungan kepada penulis selama perkuliahan sampai pada tahap penyusunan ini.

Tugas akhir ini tidak luput dari berbagai kekurangan. Maka dari itu, penulis mengharapkan saran dan kritik demi kesempurnaan dalam perbaikannya sehingga akhirnya laporan tugas akhir ini dapat memberikan manfaat bagi bidang yang terkait dan mengembangkan lebih lanjut. Akhir kata, semoga skripsi ini bermanfaat bagi pembaca dan bantuan yang telah diberikan kepada penulis bernilai ibadah disisi Allah SWT.

Wassalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Majene, 16 Oktober 2025

Penulis



ARYA NUGRAHA KALILI

NIM : D02 19 310

ABSTRAK

Arya Nugraha Kalili. Penerapan metode DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) untuk mengelompokkan potensi lahan kelapa di Provinsi Sulawesi Barat. dibimbing oleh **Arnita Irianti S.Si., M.Si.,** dan **Nuralamsah Zulkarnaim S.Kom., M.Kom**

Provinsi Sulawesi Barat memiliki potensi besar dalam pengembangan komoditas kelapa, namun pemanfaatannya belum optimal karena kurangnya analisis spasial yang terstruktur. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan potensi lahan kelapa menggunakan algoritma *Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise* (DBSCAN) sebagai pendekatan data mining untuk analisis spasial pertanian. Data yang digunakan merupakan data simulasi (*dummy*) yang menyerupai data dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan Dinas Perkebunan Provinsi Sulawesi Barat, dengan variabel utama yaitu luas lahan, produksi, dan produktivitas. Setelah melalui tahapan data preprocessing dan normalisasi *Min-Max*, diperoleh parameter optimal $\epsilon = 0,767$ dan $\text{MinPts} = 5$, dengan nilai *Silhouette Coefficient* sebesar 0,3101, yang menunjukkan kualitas klasterisasi cukup baik untuk data spasial dengan variasi kepadatan tinggi. Hasil analisis menghasilkan enam cluster utama dan satu kelompok noise, yang masing-masing mewakili tingkat potensi lahan dari tinggi hingga rendah. Visualisasi hasil pengelompokan melalui peta *Geographic Information System* (GIS) menunjukkan pola distribusi spasial yang konsisten antara produktivitas kelapa dan kondisi wilayah, di mana daerah dataran rendah memiliki potensi yang lebih tinggi dibandingkan daerah pegunungan. Temuan ini menegaskan bahwa algoritma DBSCAN efektif untuk mengidentifikasi pola alami data spasial tanpa menentukan jumlah cluster di awal, serta dapat mendukung pengambilan keputusan berbasis data bagi pemerintah daerah dalam pengembangan sektor perkebunan kelapa secara berkelanjutan di Provinsi Sulawesi Barat.

KATA KUNCI : DBSCAN, *Clustering*, Potensi Lahan Kelapa, Data Spasial, Sulawesi Barat, *Silhouette Coefficient*.

ABSTRACT

Arya Nugraha Kalili. *Application of the DBSCAN method (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) for grouping coconut land potential in West Sulawesi Province. Supervised by Arnita Irianti S.Si., M.Si., and Nuralamsah Zulkarnaim S.Kom., M.Kom*

West Sulawesi Province has significant potential for coconut cultivation development; however, its utilization has not been optimal due to the lack of structured spatial analysis. This study aims to classify coconut land potential using the Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) algorithm as a data mining approach for agricultural spatial analysis. The data used are simulated (dummy) data modeled after datasets from the Central Bureau of Statistics (BPS) and the Plantation Agency of West Sulawesi Province, with key variables including land area, production, and productivity. After undergoing data preprocessing and Min-Max normalization, the optimal parameters were determined as $\epsilon = 0.767$ and $\text{MinPts} = 5$, with a Silhouette Coefficient value of 0.3101, indicating moderate clustering quality for spatial data with high density variation. The analysis produced six main clusters and one noise group, each representing different levels of land potential from high to low. Visualization through a Geographic Information System (GIS) map revealed consistent spatial patterns between coconut productivity and topographical conditions, where lowland areas showed higher potential compared to mountainous regions. These findings confirm that the DBSCAN algorithm is effective in identifying the natural structure of spatial data without requiring a predefined number of clusters and can support data-driven decision-making for local governments in planning sustainable coconut plantation development across West Sulawesi Province.

KEYWORDS: *DBSCAN, Clustering, Coconut Land Potential, Spatial Data, Silhouette Coefficient, West Sulawesi, Dummy Data.*

DAFTAR ISI

LEMBAR PERSETUJUAN SKRIPSI	iii
LEMBAR PENGESAHAN	iv
PERNYATAAN ORSINALITAS	v
KATA PENGANTAR.....	vi
ABSTRAK.....	8
ABSTRACT.....	9
DAFTAR ISI	10
DAFTAR GAMBAR.....	12
DAFTAR TABEL.....	13
BAB I PENDAHULUAN.....	14
1.1 Latar Belakang.....	14
1.2 Rumusan Masalah.....	16
1.3 Tujuan Penelitian	16
1.4 Manfaat Penelitian	16
1.5 Batasan Masalah	17
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	18
2.1 Landasan Teori.....	18
2.1.1 Sistem	18
2.1.2 DBSCAN (<i>Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise</i>)	18
2.1.3 HTML (<i>Hyper Text Markup Language</i>).....	19
2.1.4 PHP (<i>PHP Hypertext Preprocessor</i>).....	19
2.1.5 XAMPP.....	20
2.2 Tinjauan Pustaka	21
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	32
3.1 Jenis Penelitian.....	32
3.2 Metode Pengumpulan Data.....	32
3.2.1 Metode	32
3.2.2 Jenis Data	33
3.3 Tahapan Penelitian.....	33
3.3.1 Studi Literatur	33
3.3.2 Studi Lapangan.....	34
3.3.3 Analisis data	34

3.3.4	Pembuatan Sistem.....	34
3.3.5	Pengujian sistem.....	34
3.3.6	Implementasi.....	34
3.4	Perancangan Sistem	35
3.4.1	Flowchart Sistem.....	35
3.4.2	<i>Flowchart</i> alur tahap <i>Metode DBSCAN</i>	37
<i>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....</i>		39
4.1	Hasil Penelitian.....	39
4.2	Hasil Simulasi DBSCAN	42
4.3	Hasil Evaluasi Cluster	44
4.4	Perhitungan Manual DBSCAN.....	47
4.5	Pembahasan.....	50
<i>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....</i>		52
5.1	Kesimpulan.....	52
5.2	Saran.....	52
<i>DAFTAR PUSTAKA</i>		54

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 HTML	19
Gambar 2.2 PHP	20
Gambar 2.3 XAMPP	20
Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian	33
Gambar 3. 2 Flowchart Sistem	35
Gambar 3. 3 Flowchart Alur Metode DBSCAN.....	37
Gambar 4.1 Preprosesing Data	40
Gambar 4.2 Normalisasi Data	42
Gambar 4.3. Visualisasi Hasil Klasterisasi Potensi Lahan Kelapa di Provinsi Sulawesi Barat (Sumber: Hasil Pengolahan Data, 2024).....	45

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Tinjauan Pustaka.....	21
Tabel 4.1 Data dari Dinas Perkebunan Daerah Sulawesi Barat.....	39
Tabel 4.2 Dummy Data Perkebunan Kelapa Provinsi Sulawesi Barat	39
Tabel 4.3. Hasil Penentuan Nilai Epsilon Berdasarkan K-Distance Percentile (MinPts = 5)	43
4.4 Data Hasil Normalisasi.....	47
Tabel 4.5 Perhitungan jarak dengan rumus Euclidean Distance	48
Tabel 4.6 Jumlah tetangga tiap titik ($\epsilon = 0.767$)	48
Tabel 4.7 Kategori titik berdasarkan hasil perhitungan manual DBSCAN.....	49

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Provinsi Sulawesi Barat merupakan salah satu wilayah di Indonesia yang memiliki potensi besar dalam pengembangan komoditas kelapa, khususnya kelapa dalam, yang menjadi salah satu tanaman perkebunan unggulan daerah. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2023, total produksi kelapa di Provinsi Sulawesi Barat mencapai 33.851 ton, dengan Kabupaten Polewali Mandar sebagai penyumbang terbesar, yaitu sekitar 17.498 ton atau 51,7% dari total produksi provinsi. Selain itu, Kabupaten Majene juga menunjukkan potensi signifikan dengan luas areal pertanaman kelapa mencapai 42.947 hektar, diikuti oleh Kabupaten Mamuju Tengah dan Pasangkayu sebagai wilayah yang terus mengalami peningkatan produktivitas.

Meskipun memiliki potensi yang cukup besar, pemanfaatan lahan kelapa di Sulawesi Barat belum berjalan secara optimal. Sebagian besar petani masih menerapkan sistem budidaya tradisional dengan pengolahan hasil terbatas pada produk dasar seperti kopra dan minyak kelapa mentah. Kondisi ini menyebabkan nilai tambah ekonomi yang rendah dan belum mampu mendorong peningkatan kesejahteraan petani secara signifikan. Selain itu, belum adanya analisis spasial yang terstruktur mengenai persebaran potensi lahan kelapa menyebabkan pemerintah daerah kesulitan dalam menyusun kebijakan pengembangan wilayah berbasis data.

Dalam konteks pengelolaan sumber daya pertanian modern, teknologi informasi dan analisis data berperan penting dalam mendukung proses perencanaan dan pengambilan keputusan. Salah satu pendekatan yang efektif digunakan untuk menganalisis data spasial adalah metode *Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise* (DBSCAN). Metode ini memiliki kemampuan mengelompokkan data berdasarkan tingkat kerapatan (*density*) dan mendeteksi data yang menyimpang (*noise*) tanpa memerlukan jumlah kluster yang ditentukan sejak awal. Keunggulan ini menjadikan DBSCAN lebih fleksibel

dibandingkan metode lain seperti K-Means, terutama ketika digunakan pada data dengan distribusi yang tidak seragam.

Sejumlah penelitian terdahulu menunjukkan bahwa DBSCAN dapat diterapkan secara efektif dalam bidang pertanian dan lingkungan. Misalnya, penelitian oleh (Qadrini et al., 2020) berhasil menerapkan DBSCAN untuk mengelompokkan potensi lahan padi di Karawang berdasarkan produktivitas dan kondisi lahan. Penelitian oleh (Kristianto et al., 2020) juga menunjukkan keberhasilan metode ini dalam mengelompokkan wilayah pesisir berdasarkan tingkat risiko bencana, sedangkan studi oleh (Nikil Gowda A. M. & Ashalatha, 2024) memperlihatkan efektivitas DBSCAN dalam mengklasifikasikan data hasil pertanian yang bersifat heterogen. Berdasarkan hasil-hasil tersebut, penerapan DBSCAN pada analisis potensi lahan kelapa di Sulawesi Barat diharapkan mampu memberikan peta klasifikasi wilayah yang lebih akurat dan representatif.

Penelitian ini menggunakan tiga variabel utama, yaitu luas lahan, produksi, dan produktivitas, yang diambil dari data Dinas Perkebunan dan BPS Provinsi Sulawesi Barat. Ketiga variabel ini dipilih karena secara langsung mencerminkan kemampuan dan hasil aktual lahan kelapa dalam mendukung produksi. Melalui penerapan metode DBSCAN, penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan wilayah berdasarkan tingkat potensi lahan kelapa, sehingga dapat menghasilkan peta zonasi yang menggambarkan kategori potensi tinggi, sedang, dan rendah. Hasil pengelompokan ini diharapkan dapat menjadi dasar bagi pemerintah daerah dalam perencanaan pembangunan sektor perkebunan secara berkelanjutan, serta membantu optimalisasi pemanfaatan sumber daya lahan kelapa di Provinsi Sulawesi Barat.

Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berkontribusi dalam pengembangan ilmu pengetahuan di bidang data mining dan analisis spasial, tetapi juga memberikan manfaat praktis bagi pemerintah dan masyarakat dalam mendukung kebijakan pengembangan komoditas kelapa yang lebih efektif, efisien, dan berbasis data.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana penerapan algoritma DBSCAN dalam mengelompokkan potensi lahan kelapa di Provinsi Sulawesi Barat?
2. Apa saja karakteristik yang membedakan setiap kelompok hasil clustering dari lahan kelapa tersebut?
3. Bagaimana kualitas hasil *clustering* yang dihasilkan oleh metode DBSCAN berdasarkan evaluasi *cluster*?

1.3 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Menerapkan algoritma DBSCAN untuk mengelompokkan wilayah berdasarkan potensi lahan kelapa di Sulawesi Barat.
2. Menganalisis karakteristik masing-masing *cluster* hasil DBSCAN untuk mendapatkan informasi spasial yang bermanfaat.
3. Mengevaluasi hasil clustering menggunakan metode evaluasi seperti *Silhouette Coefficient* untuk menilai kualitas pengelompokan.

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

- a. **Manfaat Teoritis:** Memberikan kontribusi ilmiah dalam bidang data mining, khususnya pengembangan dan implementasi algoritma clustering DBSCAN untuk data spasial di sektor pertanian.
- b. **Manfaat Praktis:** Menjadi referensi bagi pemerintah daerah, Dinas Perkebunan, dan pemangku kepentingan lainnya dalam merencanakan pengembangan lahan kelapa berdasarkan wilayah potensial yang terklasterisasi secara ilmiah.
- c. **Manfaat Teknologis:** Mendorong pemanfaatan sistem informasi geografis (SIG) dan algoritma berbasis kepadatan dalam pemetaan wilayah agribisnis secara digital.

1.5 Batasan Masalah

Penelitian ini memiliki batasan sebagai berikut:

1. Data yang digunakan terbatas pada atribut spasial dan non-spasial yang tersedia seperti luas lahan, jenis tanah, curah hujan, dan produksi kelapa per wilayah.
2. Pengelompokan hanya dilakukan menggunakan satu metode clustering, yaitu DBSCAN.
3. Evaluasi cluster dilakukan dengan pendekatan *Silhouette Coefficient* tanpa perbandingan langsung dengan metode clustering lain seperti K-Means atau Hierarchical Clustering.
4. Visualisasi hasil clustering hanya dilakukan pada skala provinsi Sulawesi Barat, tidak mencakup daerah lain.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Landasan Teori

Pada penelitian ini membutuhkan data spasial dan klustering, Data spasial adalah data yang memiliki informasi lokasi geografis. Data ini biasanya direpresentasikan dalam bentuk koordinat (*latitude dan longitude*), dan sering digunakan dalam sistem informasi geografis (SIG). Dalam konteks pertanian, data spasial digunakan untuk memetakan lokasi lahan, serta potensi produktivitasnya. Klustering adalah teknik dalam data mining untuk mengelompokkan data ke dalam beberapa grup (klaster) berdasarkan kemiripan atau kedekatan karakteristik. Tujuan dari klustering adalah agar data dalam satu klaster memiliki kemiripan tinggi, sedangkan antar klaster berbeda signifikan. Ada beberapa indikator dalam membuat penelitian yaitu:

2.1.1 Sistem

Sistem secara umum dapat didefinisikan sebagai suatu kesatuan atau kumpulan elemen yang saling berinteraksi dan berkerja bersama untuk mencapai tujuan tertentu. Sistem terdiri dari komponen atau bagian-bagian yang saling terkait dan saling mempengaruhi, yang bekerja bersama dalam rangka mencapai fungsi atau tujuan yang diinginkan. sistem adalah suatu jaringan kerja dari prosedur yang saling berhubungan, berkumpul bersama-sama untuk melakukan sasaran tertentu.

Sistem adalah kumpulan perangkat keras, perangkat lunak, dan elemen-elemen lainnya yang saling berinteraksi untuk menjalankan fungsi atau tugas tertentu. Sistem teknologi dapat berupa sistem komputer, sistem jaringan, sistem basis data, sistem operasi, atau kombinasi dari beberapa komponen tersebut.

2.1.2 DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*)

DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) merupakan algoritma yang terpilih mendapatkan penghargaan *the test of the time award* pada tahun 2014 oleh ACM (*Association for Computing Machinery*) saat konferensi data mining. Algoritma DBSCAN dalam melakukan proses *clustering* untuk bentuk *cluster* yang tidak beraturan bisa lebih efisien dibandingkan

algoritma CLARANS. Proses clustering yang dilakukan berdasarkan tingkat kedekatan/ kerapatan jarak antar obyek dalam dataset sehingga masuk dalam kategori *density based clustering*. Kelebihannya algoritma ini adalah dapat mendeteksi *outlier/noise*, tidak perlu mendapatkan input awalan berupa jumlah *cluster* (k) seperti k-Means atau k-Medoids, dan dapat mengenali bentuk cluster yang sulit tidak beraturan. Kelemahannya algoritma ini adalah terkait penentuan dua nilai input ϵ dan minPts karena mempengaruhi hasil clustering (Nurina Sari et al. (2019)

2.1.3 HTML (*Hyper Text Markup Language*)

HTML (Hyper Text Markup Language) adalah bahasa *Markup* yang digunakan untuk membuat struktur dan konten halaman *web*. *HTML* memberikan kerangka dan elemen untuk menampilkan teks, gambar, video, tautan dan berbagai elemen lain di halaman web. *HTML*, yang dikembangkan oleh tim Berners-Lee di akhir 1991. *HTML* bekerja dengan cara menggunakan tag-tag tertentu yang dibaca oleh browser supaya halaman bisa ditampilkan dengan



benar.

Gambar 2.1 HTML

(Sumber : <https://images.app.goo.gl/1VFPk5wxgdbRt3RK8>)

2.1.4 PHP (*PHP Hypertext Preprocessor*)

PHP adalah singkatan dari "*Hypertext Preprocessor*", sebuah Bahasa pemrograman *scripting server-side* yang digunakan untuk membangun aplikasi *web* dinamis dan *interaktif*.

PHP juga mendukung banyak jenis *database*, seperti *MySQL*, *PostgreSQL*, dan *Oracle* sehingga memungkinkan pengembang untuk

membuat aplikasi *web* yang lebih kompleks dan fungsional. Tidak hanya itu, Bahasa pemrograman ini juga memiliki banyak kerangka kerja (*framework*) yang dapat digunakan oleh pengembang untuk mempercepat proses pembuatan aplikasi *web*.

Sebagai bahasa penulisan skrip atau bahasa yang mengotomatiskan eksekusi *task*, *PHP* sebenarnya mirip dengan *JavaScript* dan *Python*. Namun yang membedakannya adalah *PHP* digunakan untuk komunikasi di sisi *server*. Sedangkan, *JavaScript* digunakan untuk *frontend* dan *backend*, serta *Python* hanya untuk sisi *server* (*backend*).



Gambar 2.2 PHP

(Sumber : <https://www.php.net/download-logos.php>)

2.1.5 XAMPP

XAMPP (*X* (*cross-platform*), *Apache*, *MySQL*, *PHP* dan *Perl*) merupakan media atau *web server localhost* yang bisa digunakan secara *offline*. *XAMPP* menyediakan lingkungan pengembangan *web* yang digunakan untuk membuat, menguji dan mengembangkan aplikasi *web*. *XAMPP* ini memiliki berbagai program dan mendukung berbagai sistem operasi yang umum digunakan, seperti *Linux*, *Windows*, *MacOS*, dan *Solaris*.



Gambar 2.3 XAMPP

(Sumber : <https://www.pngwing.com/en/free-png-azwvl/download>)

2.2 Tinjauan Pustaka

Tabel 2.1 Tinjauan Pustaka

No	Judul, Penulis, Tahun	Penelitian Sekarang	Persamaan	Perbedaan
1	Penerapan Clustering pada Aplikasi Pendeteksi Kemiripan Dokumen Teks Bahasa Indonesia (Kambey et al., 2020)	Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa aplikasi pendeteksi tingkat kemiripan mendapat hasil yang tidak tepat atau kurang akurasi ketika menerapkan metode clustering dibandingkan saat tidak menerapkan metode tersebut. Tetapi waktu yang dibutuhkan aplikasi untuk proses mendapat hasil kemiripan lebih sedikit atau lebih cepat waktu komputasinya ketika menerapkan metode clustering dibandingkan saat tidak menerapkan metode tersebut.	Persamaan: Kedua skripsi menggunakan pendekatan clustering untuk pengelompokan data dengan tujuan membantu pengambilan keputusan berbasis data.	Jenis data, bidang aplikasi, proses preprocessing, dan keluaran penelitian sangat berbeda. Skripsi pertama fokus pada data spasial, sedangkan yang kedua pada data teks.
2	Implementation DBSCAN algorithm to clustering satellite surface temperature data in Indonesia (Kristianto et al., 2020)	Penelitian ini membuktikan bahwa algoritma DBSCAN memiliki kemampuan yang baik dalam melakukan clustering, dibuktikan dengan hasil pengelompokan yang sesuai dengan kenyataan, di mana kabupaten/kota yang dikelompokkan	Kedua penelitian menggunakan algoritma DBSCAN untuk clustering data spasial, menangani noise, dan mengidentifikasi pola pada wilayah geografis tertentu	Fokus data dan tujuan penelitian berbeda. Skripsi tentang lahan kelapa berorientasi pada agrikultur dan potensi lahan di tingkat provinsi, sedangkan skripsi tentang suhu satelit lebih relevan untuk klimatologi dan analisis pada

		<p>dalam grup merupakan wilayah yang pernah mengalami kebakaran hutan dan lahan. Misalnya, pada cluster 0, wilayah seperti Rokan Hilir, Pelalawan, Kampar, Rokan Hulu, Bengkalis, Indragiri Hulu, Indragiri Hilir, Kuantan Singingi, Pekanbaru, Siak, Dumai, dan Kepulauan Meranti merupakan daerah yang pernah mengalami kebakaran hutan dan lahan. Sedangkan pada cluster 3, wilayah seperti Kuantan Singingi, Indragiri Hilir, dan Pelalawan memiliki suhu permukaan yang tinggi dan ditemukan banyak titik api.</p> <p>Hasil clustering algoritma DBSCAN sangat bergantung pada nilai epsilon (eps) atau radius serta jumlah titik minimum dalam proses pengelompokan. Oleh karena itu, diperlukan evaluasi untuk menentukan cluster terbaik, salah satunya dengan Silhouette Coefficient. Nilai yang mendekati 1 menunjukkan cluster yang optimal.</p>		cakupan nasional. Skala data dan jenis atribut data juga berbeda (lahan vs. suhu permukaan)
--	--	---	--	---

3	<p>Metode K-Means dan DBSCAN pada Pengelompokan Data Dasar Kompetensi Laboratorium ITS Tahun 2017 (Qadrini et al., 2020)</p>	<p>Berdasarkan analisis data dan pembahasan tentang Dasar Capaian Laboratorium Semester I Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya Tahun 2017, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:</p> <p>1. Hasil analisis Metode Elbow untuk pengelompokan K-Means dan DBSCAN menghasilkan jumlah kelompok yang optimal adalah 4 kelompok</p> <p>2. Metode Pengelompokan terbaik adalah Metode DBSCAN dengan nilai Silhouette Coefficient sebesar 0,72 dengan $\text{eps} = 5.5$ dan $\text{Minpts} = 1$.</p>	<p>Keduanya menggunakan DBSCAN untuk clustering dan berfokus pada analisis hasil pengelompokan untuk memberikan wawasan yang relevan dengan bidang aplikasinya.</p>	<p>Skripsi tentang potensi lahan kelapa berfokus pada data geografis untuk aplikasi agrikultur, sedangkan skripsi tentang kompetensi laboratorium menganalisis data akademik non-spasial. Skripsi kedua juga membandingkan metode clustering (K-Means vs. DBSCAN), sementara skripsi pertama hanya menggunakan DBSCAN.</p>
4	<p>DGBPSO-DBSCAN: An Optimized Clustering Technique Based on Supervised/Unsupervised Text Representation (Abdulsahib et al., 2024)</p>	<p>DGBDC secara signifikan mengurangi ukuran dokumen dan menghilangkan fitur yang redundan serta tidak relevan, sehingga secara efektif menurunkan dimensi data dan menciptakan lingkungan yang lebih kondusif bagi algoritma DBSCAN. Tujuan utama dari penelitian ini adalah meningkatkan efisiensi algoritma dengan mengatasi tantangan data</p>	<p>Keduanya memanfaatkan DBSCAN untuk clustering dan menangani noise, serta berfokus pada analisis pola dalam dataset kompleks.</p>	<p>DBSCAN untuk potensi lahan kelapa berfokus pada data geografis dengan aplikasi agrikultur, sedangkan DGBPSO-DBSCAN digunakan pada data teks untuk aplikasi analisis dokumen. Skripsi tentang teks juga melibatkan optimalisasi tambahan (DGBPSO) untuk meningkatkan hasil clustering, sementara skripsi tentang</p>

		<p>berdimensi tinggi.</p> <p>Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode representasi teks yang digunakan (DGBDC) secara efektif mengatasi masalah dimensi tinggi dengan menyaring fitur dokumen yang tidak relevan. Dengan demikian, penerapan algoritma DBSCAN pada fitur yang dihasilkan oleh DGBDC menjadi lebih efisien karena hanya menghitung fitur yang paling relevan. Selain itu, DGBDC menghilangkan fitur teks yang redundan dan tidak relevan, sehingga mengurangi kompleksitas waktu yang sering menjadi masalah utama dalam algoritma DBSCAN.</p>		<p>lahan kelapa hanya menggunakan DBSCAN standar.</p>
5	<p>A Comparative Study of Multivariate Clustering Algorithms for Climate Variables and Chickpea Production in Dharwad District of Karnataka, India (Nikil Gowda A. M. &</p>	<p>Dalam studi komprehensif ini yang mengeksplorasi hubungan kompleks antara faktor iklim dan produksi kacang chickpea di distrik Dharwad, tiga teknik clustering terkenal, yaitu DBSCAN, K-Means, dan Hierarchical Clustering, diterapkan secara mendalam. Hasil penelitian dengan jelas</p>	<p>Keduanya adalah studi agrikultur berbasis clustering yang menggunakan data multivariat untuk mengidentifikasi pola atau kelompok yang relevan dengan faktor lingkungan dan hasil agrikultur.</p>	<p>Penelitian tentang lahan kelapa fokus pada satu algoritma (DBSCAN) untuk clustering data geografis di Sulawesi Barat, sedangkan penelitian tentang produksi kacang arab di Dharwad membandingkan beberapa algoritma clustering (multimodel approach)</p>

	Ashalatha, 2024)	<p>menunjukkan keunggulan metode K-Means Clustering, yang secara konsisten mengungguli teknik lainnya berdasarkan berbagai indeks validitas, termasuk Silhouette Coefficient, Calinski-Harabasz Index, dan Davies-Bouldin Index, dengan menghasilkan tiga cluster yang optimal.</p> <p>Temuan ini memberikan wawasan berharga tentang dinamika sektor pertanian India yang penting serta dampak mendalam variabel iklim terhadap produksi chickpea di Dharwad. K-Means Clustering terbukti menjadi alat yang kuat untuk mengungkap pola tersembunyi dalam interaksi kompleks antara data pertanian dan meteorologi.</p> <p>Namun, penting untuk diingat bahwa pemilihan algoritma clustering sebaiknya disesuaikan dengan karakteristik dataset dan tujuan penelitian yang spesifik, sebagaimana ditunjukkan oleh sifat hasil yang beragam dalam studi ini dan</p>		<p>dengan data iklim dan hasil produksi. Tujuan spesifiknya juga berbeda: satu fokus pada potensi lahan, sedangkan yang lain pada hubungan antara iklim dan produksi tanaman.</p>
--	------------------	--	--	---

		penelitian serupa lainnya.		
6	Implementasi Algoritma DBScan dalam Pemngambilan Data Menggunakan Scatterplot (Fitrianah et al., n.d.)	<p>Penelitian ini telah berhasil mengimplementasikan metode analisis mengenai aplikasi algoritma spasial clustering pada data mahasiswa Universitas Mercu Buana. Algoritma yang dilakukan dalam penelitian adalah Density-based Spatial Clustering of Application with Noise. Pengujian untuk mengevaluasi implementasi tersebut dilakukan dengan eksperimen terhadap data mahasiswa Universitas Mercu Buana. Dari hasil pengujian, diperoleh kesimpulan sebagai berikut:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Pengujian penggunaan algoritma DBSCAN pada data mahasiswa Universitas Mercu Buana berhasil dilakukan dalam menentukan cluster dan noise berdasarkan alamat pada data mahasiswa Universitas Mercu Buana. 2. Penggunaan Scatterplot diperlukan dalam 	Keduanya menggunakan DBSCAN untuk clustering dan menghasilkan visualisasi data sebagai bagian dari analisis. Keduanya juga menangani noise atau outlier dalam data.	Skripsi tentang potensi lahan kelapa fokus pada data geografis untuk agrikultur, dengan hasil berupa peta wilayah potensial. Sedangkan skripsi tentang scatterplot lebih umum, fokus pada analisis pola dalam data menggunakan scatterplot tanpa spesifik pada data geografis atau aplikasi tertentu.

	<p>menentukan gambaran awal cluster yang terbentuk.</p> <p>3. Hasil cluster yang terbentuk sangat dipengaruhi oleh nilai epsilon dan Minimum Points. Dengan nilai epsilon yang semakin naik maka cluster yang terbentuk mengalami penurunan. Dengan nilai Minimum Points yang semakin naik maka cluster yang terbentuk mengalami perubahan yang kurang menentu.</p> <p>4. Perhitungan waktu berjalannya program juga dipengaruhi oleh nilai epsilon dan Minimum Points. Dengan nilai epsilon yang semakin naik maka waktu yang dibutuhkan lebih banyak. Sebaliknya jika Minimum Points yang semakin naik, maka waktu yang dibutuhkan lebih sedikit.</p> <p>5. Perhitungan nilai Silhouette Index dari tiap pengujian juga menghasilkan nilai yang berbeda. Dengan nilai epsilon yang semakin naik, maka nilai Silhouette Index mengalami perubahan yang tidak</p>		
--	---	--	--

		menentukan. Jika Minimum Points yang semakin naik, maka nilai Silhouette Index mengalami kenaikan.		
7	Klasterisasi Topik Skripsi Informatika Dengan Metode DBSCAN (Vladimir et al., 2022)	Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan metric cosine dengan fitur yang direduksi merupakan skenario terbaik diantara yang lain dengan nilai silhouette coefficient sebesar 0.88382763, nilai intracluster sebesar 0.08688583 dan nilai intercluster sebesar 0.74671096. Penelitian ini juga menunjukkan bahwa rata-rata outlier sebesar 89.96%. Dari penggunaan DBSCAN, dapat dilihat bahwa kualitas klaster sangat sensitif terhadap metric tetapi tidak sensitif terhadap kuantitas klaster dimana perubahan metric tidak menyebabkan perubahan klaster yang berarti. Di sisi lain, penggunaan DBSCAN memberikan korelasi yang positif antara epsilon dan intracluster dengan nilai sebesar 0.97669 dan juga menunjukkan korelasi yang negatif antara epsilon dan	Keduanya menggunakan DBSCAN sebagai metode clustering, menangani noise dalam data, dan menghasilkan cluster yang memberikan wawasan penting.	Skripsi tentang lahan kelapa fokus pada data geografis untuk agrikultur, sedangkan skripsi tentang topik informatika berfokus pada data teks untuk analisis akademik. Representasi data, bidang aplikasi, dan tantangan dalam preprocessing juga sangat berbeda.

		silhouette dengan nilai 0.9789. Selain itu, fitur yang direduksi memiliki kualitas klaster yang lebih baik dibandingkan yang tidak direduksi untuk semua metric.		
8	Performance Comparison of K-Means and DBScan Algorithms for Text Clustering Product Reviews (Andriyani & Puspitarani, 2022)	Penerapan algoritma K-Means dan DBScan dalam ulasan produk untuk "Cetaphil Product Review" menunjukkan bahwa akurasi DBScan lebih tinggi, yaitu 99,80%, sementara K-Means memiliki akurasi sebesar 99,50%. Perbedaan parameter menjadi alasan utama, dengan jumlah cluster yang dihasilkan berbeda. Untuk menemukan nilai parameter yang paling optimal, perlu dilakukan iterasi secara terus-menerus, terutama untuk parameter DBScan dengan nilai epsilon dan min points yang berbeda. Peningkatan hasil dapat dilakukan dengan pemrosesan data yang lebih baik, karena setelah penelitian dilakukan, algoritma DBScan mendeteksi banyak noise dalam data dan hasil dari cluster lainnya kurang	Keduanya memanfaatkan DBSCAN untuk clustering dan menangani noise. Keduanya juga berfokus pada analisis pola dalam dataset multivariat untuk menghasilkan cluster yang informatif.	Skripsi potensi lahan kelapa berfokus pada data geografis dengan aplikasi agrikultur, sedangkan penelitian ulasan produk berfokus pada data teks dan membandingkan performa DBSCAN dengan K-Means. Bidang aplikasi, jenis data, dan tantangan teknis masing-masing penelitian juga berbeda.

		memuaskan.		
9	Klasterisasi udang Berdasarkan Ukuran Berbasis Pemrosesan Citra Digital Menggunakan Metode CCA dan DBSCAN (Priadana & Murdiyanto, 2020)	Metode CCA dan DBSCAN dapat digunakan untuk mengekstrak objek udang pada citra digital dan melakukan klasterisasi udang berdasarkan ukuran dengan akurasi rata-rata sebesar 76,4 % terhadap pengamatan langsung dari dua ahli.	Keduanya menggunakan DBSCAN untuk clustering data multivariat dan menangani noise. Hasil akhirnya berupa cluster yang memberikan informasi penting untuk aplikasi praktis (agrikultur dan perikanan).	DBSCAN untuk lahan kelapa fokus pada data geografis dan aplikasi di agrikultur, sedangkan klasterisasi udang fokus pada data citra digital dan aplikasi di perikanan. Pendekatan preprocessing dan metode pendukung (CCA untuk citra) juga membedakan keduanya.
10	Penerapan Clustering DBScan Untuk Pertanian Padi Di Kabupaten Karawang (Nurina Sari et al., 2019)	Adapun kesimpulan dari penelitian ini adalah sebagai berikut : 1. Penerapan teknik clustering DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise) pada lahan pertanian padi di kabupaten Karawang menghasilkan dua cluster yang memiliki perbedaan karakteristik. Hasil cluster menunjukkan perbedaan mengenai tingkat curah hujan, luas lahan yang mempengaruhi jumlah produksi, dan jumlah serangan hama serta jenis hama yang menyerang lahan pertanian. 2. Perbandingan evaluasi performa dari	Kedua skripsi menggunakan DBSCAN untuk melakukan clustering, dengan tujuan membantu dalam pemetaan atau analisis potensi pertanian (kelapa atau padi) berdasarkan faktor lingkungan dan geografi.	Jurnal kelapa berfokus pada analisis wilayah geografis yang cocok untuk kelapa di Sulawesi Barat, sementara skripsi padi berfokus pada pemetaan potensi lahan untuk pertanian padi di Kabupaten Karawang. Perbedaan lainnya mencakup jenis tanaman, lokasi penelitian, serta variabel yang dianalisis dalam data (iklim, tanah, topografi, dan produktivitas pertanian).

		<p>teknik clustering DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise) dilakukan dengan memperhatikan nilai dari average silhouette width. Besarnya tingkat skor silhouette menunjukkan kualitas cluster yang terbentuk. Hasil eksperimen pada penelitian ini menunjukkan skor hasil tertinggi 0,74 dengan menghasilkan dua cluster. Hal ini menunjukkan cluster yang terbentuk memiliki struktur yang kuat.</p>		
--	--	--	--	--

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Jenis Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah penelitian kuantitatif. Penelitian kuantitatif berfokus pada pengumpulan dan analisis data berbentuk numerik (angka) untuk menjelaskan fenomena, menguji hipotesis, serta menemukan hubungan antar variabel. Dalam konteks penelitian ini, data kuantitatif digunakan untuk melakukan proses pengelompokan (clustering) terhadap potensi lahan kelapa di Provinsi Sulawesi Barat menggunakan algoritma DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise).

3.2 Metode Pengumpulan Data

3.2.1 Metode

Penelitian ini menggunakan beberapa metode pengumpulan data, yaitu wawancara dan studi pustaka. Pemilihan metode dilakukan agar data yang diperoleh relevan dan akurat untuk kebutuhan sistem.

1. Wawancara (Interview)

Wawancara dilakukan dengan pihak Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Barat dan Dinas Perkebunan Provinsi Sulawesi Barat. Tujuannya untuk memperoleh data aktual terkait luas lahan, produksi, serta produktivitas tanaman kelapa. Data ini menjadi bahan utama dalam proses analisis dan pengembangan sistem.

2. Studi Pustaka

Studi pustaka dilakukan dengan menelaah buku, artikel ilmiah, dan jurnal yang relevan dengan topik penelitian. Melalui metode ini, penulis memperoleh referensi terkait penerapan algoritma DBSCAN dalam pengelompokan spasial pertanian, termasuk parameter optimal dan metode evaluasi seperti Silhouette Coefficient

3.2.2 Jenis Data

1. Data Primer

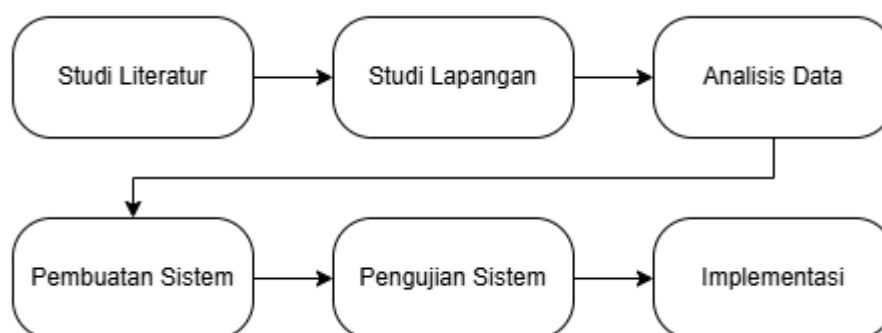
Data primer merupakan data yang diperoleh langsung dari sumber pertama, yaitu hasil wawancara dan survei lapangan pada instansi terkait. Data tersebut mencakup informasi luas lahan, jumlah produksi, dan tingkat produktivitas kelapa di berbagai kecamatan. Data ini akan digunakan dalam proses komputasi dengan algoritma DBSCAN untuk menentukan potensi wilayah berdasarkan karakteristiknya.

2. Data Sekunder

Data sekunder diperoleh dari sumber-sumber tertulis, seperti publikasi BPS, jurnal, buku, dan situs resmi pemerintah. Data ini digunakan sebagai bahan pendukung dan pembanding untuk memastikan bahwa hasil pengolahan sesuai dengan kondisi lapangan dan referensi ilmiah yang ada.

3.3 Tahapan Penelitian

Penelitian ini bertujuan menghasilkan sistem berbasis DBSCAN yang dapat mengelompokkan potensi lahan kelapa. Agar proses penelitian berjalan sistematis dan terarah, dilakukan beberapa tahapan seperti pada Gambar 3.1 berikut.



Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian

Penjelasan dari gambar 3.1 tahapan penelitian adalah sebagai berikut :

3.3.1 Studi Literatur

Studi literatur dilakukan untuk memahami dasar-dasar teori dan konsep yang mendasari penggunaan metode DBSCAN dalam pengelompokkan potensi lahan kelapa. Penelitian ini melibatkan pengumpulan informasi dari berbagai sumber

seperti jurnal, buku, dan artikel ilmiah terkait pengelompokan potensi lahan kelapa

3.3.2 Studi Lapangan

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data primer melalui wawancara dengan BPS dan Dinas Perkebunan Sulawesi Barat. Data yang dikumpulkan meliputi:

1. Luas lahan tanaman kelapa
2. Produksi kelapa (ton)
3. Produktivitas lahan (kg/ha)

3.3.3 Analisis data

Tahap ini mencakup proses pembersihan data (data cleaning), validasi, dan normalisasi menggunakan Min-Max Scaling agar setiap variabel memiliki skala yang seragam. Data yang telah siap akan digunakan sebagai input algoritma DBSCAN untuk menemukan pola kelompok berdasarkan tingkat potensi wilayah

3.3.4 Pembuatan Sistem

Sistem dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman PHP dan database MySQL. Algoritma DBSCAN diintegrasikan untuk melakukan proses clustering, sedangkan visualisasi peta dilakukan menggunakan Leaflet.js. Tahap ini meliputi desain antarmuka pengguna dan penerapan logika pemrosesan data.

3.3.5 Pengujian sistem

Tahap ini bertujuan untuk memastikan sistem bekerja dengan benar. Pengujian dilakukan menggunakan data aktual dan data dummy untuk mensimulasikan kondisi ekstrem. Hasil pengujian dibandingkan dengan ekspektasi untuk menilai validitas dan stabilitas sistem.

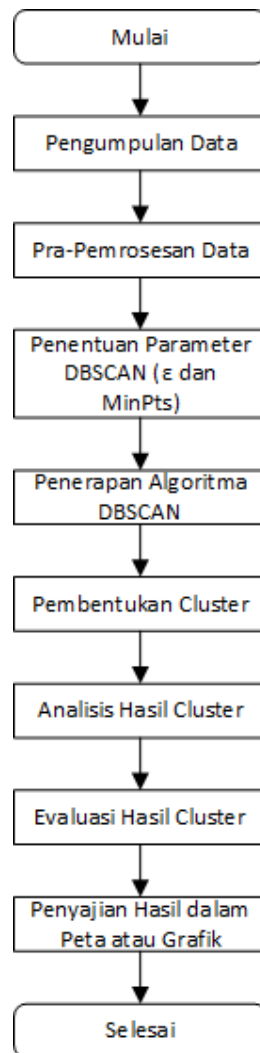
3.3.6 Implementasi

Tahap implementasi dilakukan dengan menerapkan sistem pada wilayah Provinsi Sulawesi Barat. Sistem digunakan untuk membantu proses analisis potensi kelapa, seperti zonasi lahan unggulan dan perencanaan pengembangan varietas baru.

3.4 Perancangan Sistem

Perancangan sistem bertujuan memberikan gambaran menyeluruh mengenai proses kerja sistem dalam mengelompokkan data potensi lahan kelapa

3.4.1 Flowchart Sistem



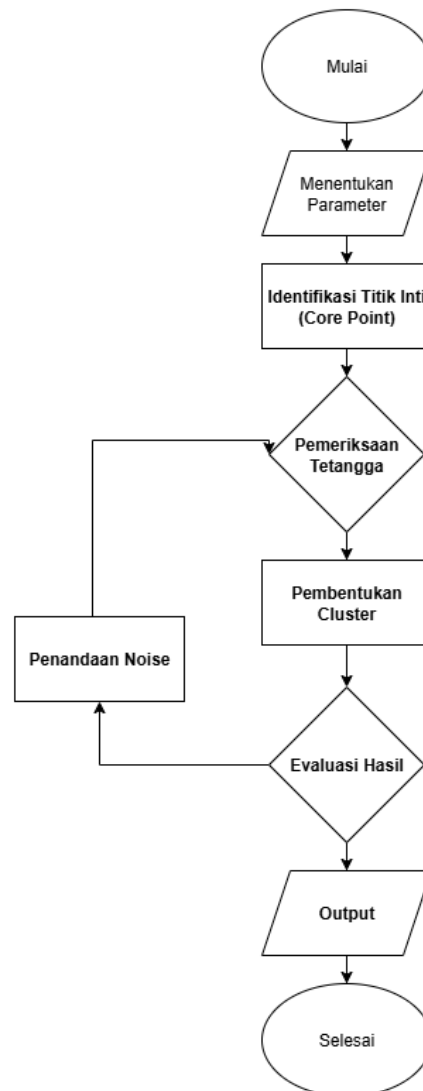
Gambar 3. 2 Flowchart Sistem

Tahapan alur sistem adalah sebagai berikut:

1. Mulai: Sistem siap memulai proses clustering.
2. Pengumpulan Data: Data luas lahan, produksi, dan produktivitas dikumpulkan dari sumber resmi.
3. Pra-pemrosesan Data: Data dinormalisasi agar dapat digunakan oleh algoritma DBSCAN.

4. Penentuan Parameter (ϵ dan MinPts): Nilai epsilon dan MinPts ditentukan dengan grafik *K-Distance* untuk mendapatkan hasil *clustering* optimal.
5. Penerapan Algoritma DBSCAN: Proses clustering dijalankan untuk membentuk kelompok berdasarkan kepadatan data.
6. Pembentukan Cluster: Titik-titik dengan kerapatan tinggi dikelompokkan menjadi satu *cluster*. Titik yang tidak memenuhi kriteria akan dikategorikan sebagai *noise*.
7. Analisis Hasil Cluster: Hasil cluster dianalisis untuk menentukan kategori potensi wilayah.
8. Evaluasi Hasil: Hasil cluster diuji kualitasnya menggunakan *Silhouette Coefficient*.
9. Visualisasi: Data hasil *cluster* ditampilkan dalam peta interaktif menggunakan Leaflet.js.
10. Selesai: Proses clustering selesai dan hasil dapat digunakan untuk analisis lanjutan

3.4.2 Flowchart alur tahap Metode DBSCAN



Gambar 3. 3 Flowchart Alur Metode DBSCAN

- 1) Mulai: Inisialisasi proses *clustering*.
- 2) Menentukan Parameter (ϵ dan *MinPts*): Dua parameter utama DBSCAN ditetapkan berdasarkan hasil analisis data.
- 3) Identifikasi Titik Inti (*Core Point*): Titik dengan jumlah tetangga \geq *MinPts* dalam radius ϵ akan menjadi titik inti.
- 4) Pemeriksaan Tetangga: Titik dalam radius ϵ diperiksa untuk menentukan apakah mereka termasuk dalam *cluster*.

- 5) Pembentukan *Cluster*: Titik yang saling terhubung berdasarkan kerapatan digabungkan menjadi satu *cluster*.
- 6) Penandaan *Noise*: Titik yang tidak memenuhi kriteria dimasukkan sebagai *noise*.
- 7) Evaluasi Hasil: *Cluster* yang terbentuk dievaluasi menggunakan *Silhouette Coefficient* untuk menilai kualitas pemisahan antar *cluster*.
- 8) Output: Hasil akhir berupa label *cluster* dan *noise* yang kemudian divisualisasikan.
- 9) Selesai: Proses *clustering* berakhir setelah seluruh titik dianalisis.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data dummy (simulasi) yang disusun berdasarkan pola dan rentang nilai data riil dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan Dinas Perkebunan Provinsi Sulawesi Barat (2023). Data dummy ini dibuat untuk merepresentasikan kondisi potensi lahan kelapa di enam kabupaten, dengan variabel utama berupa luas lahan TBM (Tanaman Belum Menghasilkan), TM (Tanaman Menghasilkan), TT (Tanaman Tidak Terurus), Produksi (Ton), dan Produktivitas (Kg/Ha) seperti pada table di 4.1.

Tabel 4.1 Data dari Dinas Perkebunan Daerah Sulawesi Barat

NO	KABUPATEN	LUAS (Ha)				PRODUKSI (Ton)	PROVITAS (Kg/Ha/Thn)
		TBM	TM	TR/TT	JUMLAH		
1	MAJENE	768	6.682	658	8.108	7.755	1.161
2	POLEWALI MANDAR	1.766	15.616	3.095	20.477	17.696	1.133
3	MAMASA	9	15	6	30	9	567
4	MAMUJU	100	2.940	1.212	4.252	2.729	928
5	PASANGKAYU	222	4.481	50	4.753	4.595	1.026
6	MAMUJU TENGAH	564	879	10	1.453	923	1.049
	JUMLAH	3.429	30.612	5.031	39.073	33.707	1.101

Tujuan pembuatan data dummy ini adalah untuk mengukur kinerja dan stabilitas algoritma DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) dalam mengelompokkan wilayah berdasarkan atribut pertanian. Meskipun bersifat simulatif, nilai dan distribusi datanya disusun agar tetap realistis dan merefleksikan variasi karakteristik tiap kabupaten

Tabel 4.2 Dummy Data Perkebunan Kelapa Provinsi Sulawesi Barat

No	Tahun	Kabupaten	Kecamatan	TBM	TM	TT	Jumlah	Produksi	Produktivitas
1	2024	Majene	Banggae	49	1687	62	1798	1702	35

No	Tahun	Kabupaten	Kecamatan	TBM	TM	TT	Jumlah	Produksi	Produktivitas
2	2024	Majene	Banggae Timur	102	229	3	334	1002	153
3	2024	Majene	Pamboang	171	873	118	1162	833	33
4	2024	Majene	Sendana	143	1005	145	1293	52	2
5	2024	Majene	Tammerodo Sendana	55	799	35	889	1564	68
...
69	2024	Mamuju	Kep. Balabalakang	4	297	288	589	283	18

Setelah memperoleh data, Langkah selanjutnya adalah mengubah data menjadi format *sql* dan melakukan analisis serta pengujian model algoritma DBSCAN menggunakan bahasa pemrograman *PHP Preprocessing Data*

Preprocessing data merupakan tahap penting dalam proses data mining. Tujuannya adalah untuk memastikan bahwa data yang digunakan telah bersih, relevan, dan siap diolah oleh algoritma. Proses normalisasi data (*data normalization*) merupakan salah satu tahapan dari *preprocessing*.

Tabel Data									
No	Tahun	Kabupaten	Kecamatan	TM	TBM	TT	Jumlah	Produksi	Produktifitas
1	2024	Majene	Banggae	1687	49	62	1798	1702	35
2	2024	Majene	Banggae Timur	229	102	3	334	1002	153
3	2024	Majene	Pamboang	873	171	118	1162	833	33
4	2024	Majene	Sendana	1005	143	145	1293	52	2
5	2024	Majene	Tammerodo	799	55	35	889	1564	68
6	2024	Majene	Tubo Sendana	1112	29	129	1270	1212	38
7	2024	Majene	Malunda	938	95	57	1090	480	18
8	2024	Majene	Ulumanda	39	124	109	272	908	813
9	2024	Mamasa	Aralle	1	0	0	1	0	0
10	2024	Mamasa	Balla	0	1	1	2	0	0
11	2024	Mamasa	Bambang	0	0	1	1	0	0
12	2024	Mamasa	Mambi	1	1	1	3	0	0
13	2024	Mamasa	Mamasa	0	0	0	0	0	0

Gambar 4.1 Preprosesing Data

1. Normalisasi Data

Proses normalisasi dilakukan untuk menyamakan skala nilai antar variabel agar setiap atribut memiliki pengaruh yang seimbang dalam proses clustering. Normalisasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode Min-Max Normalization, karena metode ini mampu mengubah rentang data ke dalam skala 0 hingga 1, sehingga memudahkan algoritma DBSCAN dalam menghitung jarak antar titik data.

Rumus *Min-Max Normalization* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

di mana:

- a X adalah nilai asli data,
- b X_{min} adalah nilai minimum dalam atribut tersebut,
- c X_{max} adalah nilai maksimum dalam atribut tersebut, dan
- d X' adalah nilai hasil normalisasi.

Metode ini dipilih karena sesuai untuk data yang memiliki skala berbeda antar atribut, seperti data luas lahan (Ha), produksi (Ton), dan produktivitas (Kg/Ha). Dengan pendekatan ini, semua variabel berada dalam skala seragam antara 0 dan 1, sehingga tidak ada atribut yang mendominasi hasil perhitungan jarak dalam proses *clustering*.

Tabel Normalisasi								
No	Kabupaten	Kecamatan	TM	TBM	TT	Jumlah	Produksi	Produktifitas
1	Majene	Banggae	0.83805265772479	0.22685185185185	0.16577540106952	0.82628676470588	0.64567526555387	0.036880927291886
2	Majene	Banggae Timur	0.11376055638351	0.47222222222222	0.0080213903743316	0.15349264705882	0.38012139605463	0.16122233930453
3	Majene	Pamboang	0.43368107302534	0.79166666666667	0.31550802139037	0.53400735294118	0.3160091047041	0.03477344573235
4	Majene	Sendana	0.49925484351714	0.66203703703704	0.38770053475936	0.59420955882353	0.019726858877086	0.0021074815595364
5	Majene	Tammerodo	0.39692001987084	0.25462962962963	0.093582887700535	0.40854779411765	0.59332321699545	0.071654373024236
6	Majene	Tubo Sendana	0.55240933929459	0.13425925925926	0.34491978609626	0.58363970588235	0.4597875569044	0.040042149631191
7	Majene	Malunda	0.46597118728266	0.43981481481481	0.15240641711123	0.50091911764706	0.18209408194234	0.018967334035827
8	Majene	Ulumanda	0.019374068554396	0.57407407407407	0.29144385026738	0.125	0.34446130500759	0.85669125395153
9	Polewali Mandar	Alu	0.53452558370591	0.48148148148148	0.38502673796791	0.60845588235294	0.30690440060698	0.033719704952582
10	Polewali Mandar	Anreapi	0.15896671634377	0.85185185185185	0.5427807486631	0.32490808823529	0.3793626707132	0.14014752370917
11	Polewali Mandar	Balanipa	0.34674615002484	0.47222222222222	0.54545454545455	0.46139705882353	0.78755690440061	0.13382507903056
12	Polewali Mandar	Binuang	0.71634376552409	0.36574074074074	0.67379679144385	0.81479779411765	0.17792109256449	0.014752370916754
13	Polewali Mandar	Bulo	0.95777446597119	0.56944444444444	0.33422459893048	1	0.11342943854325	0.0073761854583772

Gambar 4.2 Normalisasi Data

Normalisasi diterapkan pada kolom TBM (Tanaman Belum Menghasilkan), TM (Tanaman Menghasilkan), TT (Tanaman Tidak Terurus), Jumlah, Produksi, dan Produktivitas seperti pada gambar 4.2. Proses ini dilakukan secara otomatis melalui kode *PHP* yang memanggil fungsi normalisasi sebelum data dimasukkan ke tahap *clustering* menggunakan algoritma DBSCAN.

4.2 Hasil Simulasi DBSCAN

Proses pengelompokan potensi lahan kelapa di Provinsi Sulawesi Barat dilakukan menggunakan algoritma DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*). Algoritma ini dipilih karena memiliki kemampuan untuk membentuk cluster berdasarkan tingkat kerapatan (*density*) tanpa harus menentukan jumlah *cluster* di awal, serta dapat mengenali data yang tidak termasuk dalam kelompok mana pun (*noise*).

1. Penentuan Parameter *Epsilon* (ϵ) dan MinPts

Sebelum proses pengelompokan dilakukan, diperlukan penentuan dua parameter utama dalam algoritma DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*), yaitu ϵ (*Epsilon*) dan MinPts (*Minimum Points*).

Epsilon (ϵ) merupakan jarak maksimum antar titik data agar dapat dianggap berada dalam satu area kepadatan yang sama (*density neighborhood*), sedangkan MinPts adalah jumlah minimum titik dalam radius ϵ agar suatu titik dapat dikategorikan sebagai *core point* atau pusat dari suatu *cluster*.

Penentuan nilai kedua parameter tersebut dilakukan menggunakan pendekatan *K-Distance Graph* dengan tahapan sebagai berikut:

1. Dilakukan perhitungan jarak antara setiap titik terhadap tetangga terdekatnya menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) dengan nilai $k = 5$ (sesuai nilai *MinPts* awal).
2. Jarak-jarak tersebut kemudian diurutkan dari yang terkecil hingga terbesar dan dianalisis menggunakan metode *percentile-based k-distance* pada tingkat persentil 85%, 90%, 95%, dan 98% untuk mengidentifikasi perubahan pola kepadatan data.
3. Nilai ϵ optimal ditentukan pada titik di mana perubahan gradien paling tajam (*elbow point*) muncul dalam kurva *K-Distance*, yang menandakan transisi antara area data padat dan area jarang (*density transition*).
4. Berdasarkan hasil perhitungan jarak rata-rata antar titik dari data yang telah dinormalisasi menggunakan metode *Min-Max Normalization*, diperoleh beberapa kandidat nilai *epsilon* seperti terlihat pada Tabel 4.2 berikut.

Tabel 4.3. Hasil Penentuan Nilai Epsilon Berdasarkan K-Distance Percentile (MinPts = 5)

Persentil (%)	Nilai <i>Epsilon</i> (ϵ)	<i>Silhouette Coefficient</i>
---------------	-------------------------------------	-------------------------------

85%	0.606	0.2284
90%	0.705	0.2746
95%	0.734	0.3021
98%	0.767	0.3101

Dari hasil tersebut, nilai $\varepsilon = 0.767$ (persentil ke-98%) memberikan *Silhouette Coefficient* tertinggi yaitu 0.3101, yang menunjukkan kualitas pengelompokan sedang namun stabil untuk data *spasial* yang *heterogen*. Nilai ini dianggap optimal karena mampu menghasilkan pemisahan *cluster* yang cukup jelas tanpa terlalu banyak menghasilkan *noise*.

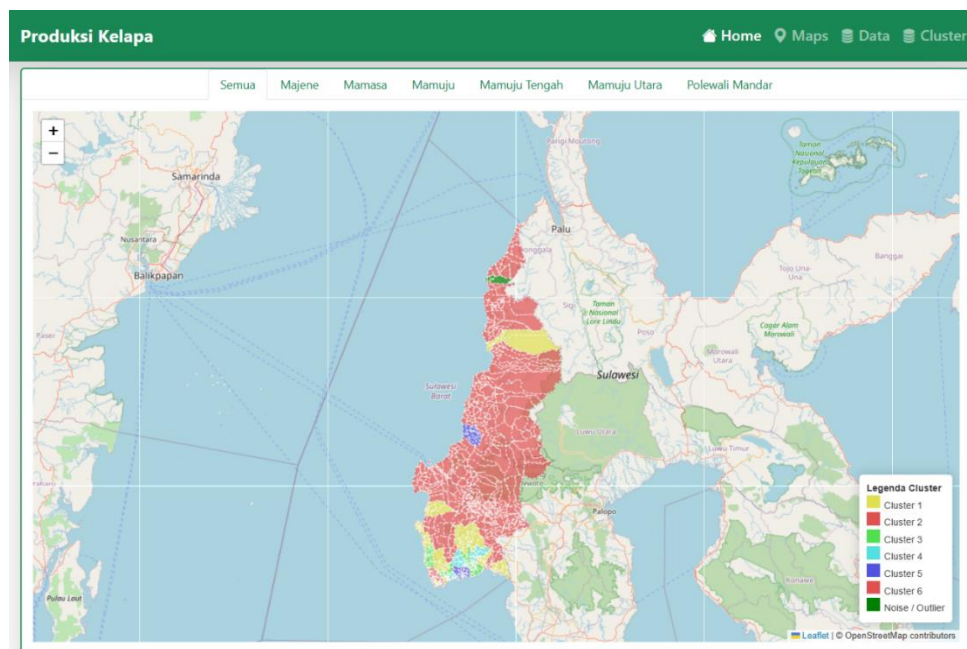
Pemilihan nilai $\text{MinPts} = 5$ didasarkan pada rekomendasi umum bahwa nilai minimum tetangga sebaiknya tidak kurang dari dimensi data + 1. Karena penelitian ini menggunakan enam variabel utama (TBM, TM, TT, Jumlah, Produksi, dan Produktivitas), maka $\text{MinPts} = 5$ dianggap sesuai dan menghasilkan hasil pengelompokan yang konsisten (Kristianto et al., 2020; Qadrini et al., 2020)

Dengan kombinasi parameter tersebut ($\varepsilon = 0.767$ dan $\text{MinPts} = 5$), algoritma DBSCAN menghasilkan *Silhouette Coefficient* sebesar 0.3101, yang menunjukkan bahwa hasil clustering cukup representatif dan mampu memisahkan kelompok wilayah berdasarkan potensi lahan kelapa secara spasial. Nilai ini sejalan dengan temuan (Nikil Gowda A. M. et al., 2024) yang menyatakan bahwa DBSCAN tetap efektif untuk data dengan distribusi tidak seragam dan memiliki tingkat variasi kepadatan yang tinggi.

4.3 Hasil Evaluasi Cluster

Evaluasi hasil klasterisasi dilakukan menggunakan *Silhouette Coefficient*, yaitu metrik yang digunakan untuk menilai sejauh mana hasil pembentukan *cluster* memiliki tingkat kesamaan internal yang tinggi dan perbedaan eksternal yang jelas. Nilai *Silhouette* berkisar antara -1 hingga 1, di mana nilai mendekati 1 menunjukkan kualitas pengelompokan yang semakin baik, nilai mendekati 0 menunjukkan adanya tumpang tindih antar *cluster*, sedangkan nilai negatif menandakan adanya kesalahan klasifikasi.

Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh nilai *Silhouette Coefficient* sebesar 0.3101 dengan parameter optimal $\varepsilon = 0.767$ dan $\text{MinPts} = 5$. Nilai ini menunjukkan bahwa kualitas hasil klasterisasi berada pada kategori cukup baik, terutama untuk data spasial yang memiliki tingkat variasi kepadatan tinggi seperti data potensi lahan kelapa di Provinsi Sulawesi Barat. Sebagian besar titik data berhasil dikelompokkan dengan baik sesuai pola kepadatan, sementara sebagian kecil lainnya berada pada posisi batas antar *cluster* (*border point*), yang merupakan karakteristik umum dari algoritma berbasis densitas seperti DBSCAN.



Gambar 4.3. Visualisasi Hasil Klasterisasi Potensi Lahan Kelapa di Provinsi Sulawesi Barat
(Sumber: Hasil Pengolahan Data, 2024)

Hasil klasterisasi divisualisasikan dalam bentuk peta GIS (*Geographic Information System*) sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.3. Peta tersebut menggambarkan pembentukan enam cluster utama dan satu kategori noise/outlier.

Setiap cluster memiliki karakteristik yang berbeda berdasarkan hasil analisis DBSCAN, dengan deskripsi umum sebagai berikut:

- a. Cluster 1 terdiri dari wilayah-wilayah dengan tingkat produksi yang tinggi dan luas lahan yang luas.
- b. Cluster 2 mencakup daerah dengan produktivitas yang tergolong rendah dan variasi data yang cukup besar.
- c. Cluster 3 menunjukkan tingkat produksi menengah, dengan data yang relatif seimbang antara luas lahan dan total produksi.
- d. Cluster 4 merepresentasikan wilayah dengan potensi menengah ke atas, ditandai dengan variasi hasil produksi yang lebih konsisten.
- e. Cluster 5 mencakup wilayah dengan luas lahan yang besar namun tingkat hasil produksi yang belum maksimal.
- f. Cluster 6 merupakan kelompok unik dengan karakteristik data yang berbeda dari wilayah lainnya.
- g. *Noise / Cluster -1* mencakup data yang tidak termasuk dalam kelompok mana pun.

Visualisasi hasil klasterisasi memperlihatkan adanya pola distribusi potensi yang jelas di seluruh wilayah Provinsi Sulawesi Barat. Beberapa cluster menunjukkan konsentrasi pada produksi yang tinggi ataupun lahan yang luas, sementara lainnya menampilkan variasi hasil yang lebih beragam. Pola ini memperkuat temuan bahwa metode DBSCAN mampu membedakan kelompok data berdasarkan tingkat keseragaman dan kepadatan, tanpa memerlukan penentuan jumlah cluster di awal.

Temuan ini sejalan dengan penelitian (Qadrini et al., 2020) yang menegaskan bahwa DBSCAN efektif dalam mendeteksi pola spasial dengan variasi densitas tinggi, serta didukung oleh studi (Abdulsahib et al., 2024) yang menyatakan bahwa pendekatan berbasis densitas unggul dalam menganalisis data pertanian yang memiliki distribusi tidak homogen.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa penerapan algoritma DBSCAN memberikan hasil klasterisasi yang representatif, konsisten, dan sesuai dengan kondisi spasial wilayah. Hasil ini dapat dimanfaatkan sebagai dasar penyusunan strategi pengelolaan dan pengembangan potensi kelapa secara lebih terarah dan berkelanjutan di Provinsi Sulawesi Barat.

4.4 Perhitungan Manual DBSCAN

Untuk memastikan hasil klusterisasi yang dihasilkan oleh sistem sesuai dengan prinsip algoritma DBSCAN, dilakukan perhitungan manual menggunakan 5 data kecamatan di Kabupaten Majene. Data yang digunakan telah melalui proses normalisasi Min–Max, seperti ditunjukkan pada Tabel 4.4.

4.4 Data Hasil Normalisasi

No	Tahun	Kabupaten	Kecamatan	TBM	TM	TT	Jumlah	Produksi	Produktivitas
1	2024	Majene	Banggae	0.2268	0.8380	0.1657	0.8262	0.6456	0.0368
2	2024	Majene	Banggae Timur	0.4722	0.1137	0.0080	0.1534	0.3801	0.1612
3	2024	Majene	Pamboang	0.7916	0.4336	0.3155	0.5340	0.3160	0.0347
4	2024	Majene	Sendana	0.6620	0.4992	0.3877	0.5942	0.0197	0.0021
5	2024	Majene	Tammerodo Sendana	0.2546	0.3969	0.0935	0.4085	0.5933	0.0716
6	2024	Majene	Tubo Sendana	0.1342	0.5524	0.3449	0.5836	0.4597	0.0400
7	2024	Majene	Malunda	0.4398	0.4659	0.1524	0.5009	0.1820	0.0189
8	2024	Majene	Ulumanda	0.5740	0.0193	0.2914	0.125	0.3444	0.8566
9	2024	Polewali Mandar	Allu	0.4814	0.5345	0.3850	0.6084	0.3069	0.0337
10	2024	Polewali Mandar	Anreapi	0.8518	0.1589	0.5427	0.3249	0.3793	0.1401

1. Menentukan parameter
 - a. ε (epsilon) = 0.767
 - b. Minpts = 5
2. Menghitung jarak antar titik (*Euclidean Distance*)

$$\text{Rumus: } d(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{pi} - x_{qi})^2}$$

Cara perhitungan :

Menghitung jarak dengan menggunakan rumus *euclidean distance*

Banggae – Banggae Timur

$$d(p1, q1) = \sqrt{(0.2269 - 0.4722)^2 + (0.8381 - 0.1138)^2 + (0.1658 - 0.0080)^2 + (0.8263 - 0.1535)^2 + (0.6457 - 0.3801)^2 + (0.0369 - 0.1612)^2}$$

$$d(p1, q1) = \sqrt{0.0604 + 0.5232 + 0.0249 + 0.4524 + 0.0704 + 0.0154}$$

$$d(p1, q1) = \sqrt{1.1467} = 1.0717$$

Setelah dilakukan semua perhitungan jarak setiap pasangan dapat dilihat pada tabel 4.5

Tabel 4.5 Perhitungan jarak dengan rumus *Euclidean Distance*

No	Kecamatan	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	Banggae	0	1.0727	0.8366	0.8951	0.6156	0.8412	0.7847	0.8485	0.8969	1.0107
2	Banggae Timur	1.0727	0	0.5347	0.5901	0.4962	0.5103	0.3731	0.4904	0.4998	0.4175
3	Pamboang	0.8366	0.5347	0	0.3101	0.482	0.2162	0.1649	0.1907	0.2264	0.2598
4	Sendana	0.8951	0.5901	0.3101	0	0.5319	0.2289	0.176	0.2114	0.2707	0.3152
5	Tammerodo	0.6156	0.4962	0.482	0.5319	0	0.4679	0.3966	0.4248	0.4761	0.5293
6	Tubo Sendana	0.8412	0.5103	0.2162	0.2289	0.4679	0	0.1493	0.1839	0.2256	0.2724
7	Malunda	0.7847	0.3731	0.1649	0.176	0.3966	0.1493	0	0.1264	0.1834	0.2397
8	Ulumanda	0.8485	0.4904	0.1907	0.2114	0.4248	0.1839	0.1264	0	0.1625	0.2281
9	Allu	0.8969	0.4998	0.2264	0.2707	0.4761	0.2256	0.1834	0.1625	0	0.1224
10	Anreapi	1.0107	0.4175	0.2598	0.3152	0.5293	0.2724	0.2397	0.2281	0.1224	0

3. Menentukan tetangga ($\varepsilon = 0.767$)

Titik dengan jarak $\leq \varepsilon$ dianggap bertetangga. Jumlah tetangga tiap kecamatan ditunjukkan pada tabel 4.6

Tabel 4.6 Jumlah tetangga tiap titik ($\varepsilon = 0.767$)

Kecamatan	Jumlah Tetangga $\leq (0.767)$
Banggae	1
Banggae Timur	8
Pamboang	8
Sendana	8
Tammerodo	9

Tubo Sendana	8
Malunda	8
Ulumanda	8
Allu	8
Anreapi	8

4. Klasifikasi titik
- Core point adalah jumlah tetangga \geq minpts
 - Border point adalah jumlah tetangga $<$ minpts tetapi tetangga dari core point
 - Noise merupakan titik yang tidak termasuk kedalam kedua kategori di atas

Tabel 4.7 Kategori titik berdasarkan hasil perhitungan manual DBSCAN

Kecamatan	Jumlah Tetangga	Kategori	Cluster
Banggae	1	Border	1
Banggae Timur	8	Core	1
Pamboang	8	Core	1
Sendana	8	Core	1
Tammerodo	9	Core	1
Tubo Sendana	8	Core	1
Malunda	8	Core	1
Ulumanda	8	Core	1
Allu	8	Core	1
Anreapi	8	Core	1

5. Hasil klasterisasi
- Berdasarkan hasil perhitungan manual, diperoleh:
- Semua titik memiliki kedekatan yang tinggi (jarak ≤ 0.767) kecuali Banggae yang hanya memiliki 1 tetangga.
 - Kecamatan Banggae berfungsi sebagai border point, sedangkan kecamatan lainnya merupakan core point.
 - Dengan demikian, seluruh data tergabung dalam Cluster 1 tanpa adanya noise point.

Hasil perhitungan manual ini sesuai dengan hasil klasterisasi DBSCAN yang diperoleh dari sistem, sehingga algoritma terbukti diimplementasikan dengan benar.

4.5 Pembahasan

Hasil klasterisasi menggunakan algoritma DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengelompokkan wilayah di Provinsi Sulawesi Barat berdasarkan potensi lahan kelapa. Berdasarkan hasil analisis, terbentuk enam klaster utama yang merepresentasikan variasi tingkat produktivitas serta efisiensi pengelolaan lahan, sedangkan satu kelompok noise menunjukkan adanya data anomali yang tidak mengikuti pola umum. Distribusi yang dihasilkan memperlihatkan adanya keseragaman potensi antarwilayah, di mana klaster berpotensi tinggi menunjukkan konsistensi hasil produksi, klaster berpotensi sedang menggambarkan keseimbangan antara luas lahan dan hasil panen, sementara klaster berpotensi rendah menunjukkan wilayah dengan aktivitas produksi yang masih terbatas.

Visualisasi hasil klasterisasi melalui peta GIS (Gambar 4.3) memperjelas hubungan spasial antarwilayah berdasarkan tingkat potensi yang terbentuk. Representasi spasial tersebut memperlihatkan pola sebaran yang konsisten antara tingkat kepadatan data dengan kategori potensi lahan, sehingga mempermudah proses interpretasi, pemetaan prioritas wilayah, serta perumusan strategi pengembangan sektor kelapa. Pola yang terbentuk juga menunjukkan bahwa perbedaan antar klaster tidak hanya disebabkan oleh karakteristik biofisik lahan, tetapi juga oleh tingkat pengelolaan dan pemanfaatan sumber daya pertanian di masing-masing wilayah.

Dari sisi metodologi, algoritma DBSCAN terbukti efektif dalam mengenali struktur alami data spasial tanpa memerlukan penentuan jumlah klaster di awal (non-parametric clustering) dan mampu mendeteksi outlier atau data menyimpang secara otomatis. Nilai Silhouette Coefficient sebesar 0.3101 menunjukkan bahwa hasil klasterisasi tergolong cukup baik dan representatif, terutama untuk data yang memiliki tingkat variasi tinggi antarwilayah. Temuan ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Abdulsahib et al. (2024) dan Qadrini et al. (2020) yang menegaskan

efektivitas DBSCAN dalam mengidentifikasi pola spasial dengan variasi densitas yang kompleks.

Secara praktis, hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan oleh Dinas Perkebunan Provinsi Sulawesi Barat sebagai dasar dalam penyusunan kebijakan pengembangan sektor kelapa berbasis data spasial, baik dalam peningkatan produktivitas, penguatan hilirisasi produk, maupun optimalisasi lahan berpotensi sedang melalui penerapan sistem pertanian berkelanjutan dan pendekatan wilayah berbasis klaster.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) untuk mengelompokkan potensi lahan kelapa di Provinsi Sulawesi Barat berdasarkan atribut spasial seperti luas lahan, produksi, dan produktivitas. Hasil analisis menunjukkan bahwa DBSCAN mampu mengidentifikasi pola alami data tanpa harus menentukan jumlah *cluster* di awal serta mendeteksi data anomali (*noise*) secara otomatis.

Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh parameter optimal $\varepsilon = 0.767$ dan $\text{MinPts} = 5$ dengan nilai *Silhouette Coefficient* sebesar 0.3101, yang menandakan kualitas klasterisasi cukup baik untuk data spasial dengan variasi kepadatan tinggi. Proses ini menghasilkan enam cluster utama dan satu kelompok *noise*, yang masing-masing menggambarkan variasi potensi lahan dari tinggi hingga rendah. Visualisasi hasil klasterisasi pada peta GIS menunjukkan distribusi spasial yang konsisten, memperkuat keterkaitan antara pola data dan tingkat produktivitas lahan kelapa.

Secara umum, wilayah dengan potensi tinggi menunjukkan tingkat produktivitas dan efisiensi pengelolaan yang lebih baik, sedangkan wilayah dengan potensi sedang hingga rendah memerlukan peningkatan dalam optimalisasi sumber daya dan teknik budidaya. Temuan ini menunjukkan bahwa metode DBSCAN dapat digunakan secara efektif untuk mendukung proses analisis spasial pertanian dan pengambilan keputusan berbasis data dalam pengelolaan komoditas kelapa di Sulawesi Barat.

5.2 Saran

Penelitian ini masih dapat dikembangkan lebih lanjut agar hasil yang diperoleh menjadi lebih akurat dan bermanfaat.

Pada penelitian berikutnya, disarankan untuk melakukan penyesuaian atau optimasi parameter DBSCAN, terutama pada nilai epsilon (ε) dan MinPts , dengan menggunakan metode bantu seperti Grid Search atau Genetic Algorithm.

Cara ini dapat membantu menentukan parameter terbaik secara otomatis sehingga hasil pengelompokan menjadi lebih tepat dan stabil.

Selain itu, penelitian selanjutnya dapat menggabungkan data citra satelit atau data penginderaan jauh (remote sensing) agar analisis menjadi lebih lengkap. Data tersebut dapat menambahkan informasi seperti tingkat vegetasi, jenis lahan, atau kelembapan tanah yang berpengaruh terhadap produktivitas kelapa.

Penelitian juga dapat dikembangkan ke arah analisis waktu (temporal), yaitu dengan melihat perubahan produktivitas dan luas lahan dari tahun ke tahun. Dengan cara ini, dapat diketahui tren peningkatan atau penurunan potensi lahan secara lebih jelas dan digunakan sebagai dasar perencanaan jangka panjang.

Dari sisi penerapan, hasil penelitian ini bisa dikembangkan menjadi dashboard interaktif berbasis GIS yang menampilkan hasil klasterisasi, tingkat produktivitas, serta rekomendasi pengelolaan lahan. Sistem ini akan membantu pemerintah daerah dan Dinas Perkebunan dalam memantau kondisi lahan kelapa dan membuat kebijakan berbasis data yang lebih efektif.

Terakhir, penelitian berikutnya dapat menggabungkan hasil klasterisasi dengan model prediksi berbasis kecerdasan buatan (machine learning) seperti Random Forest atau Neural Network. Dengan kombinasi ini, hasil analisis tidak hanya menunjukkan kondisi saat ini, tetapi juga dapat digunakan untuk memperkirakan potensi produksi di masa depan dan mendukung pengelolaan lahan secara berkelanjutan.

DAFTAR PUSTAKA

- Nikil Gowda A. M., Ashalatha K. V., & Megha J. (2024). A Comparative Study of Multivariate Clustering Algorithms for Climate Variables and Chickpea Production in Dharwad District of Karnataka, India. *International Journal of Environment and Climate Change*, 14(10), 102–109. <https://doi.org/10.9734/ijecc/2024/v14i104471>
- Abdulsahib, A. K., Balafar, M. A., & Baradarani, A. (2024). DGBPSO-DBSCAN: An Optimized Clustering Technique Based on Supervised/Unsupervised Text Representation. *IEEE Access*, 12, 110798–110812. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3440518>
- Andriyani, F., & Puspitarani, Y. (2022). Performance Comparison of K-Means and DBScan Algorithms for Text Clustering Product Reviews. *Sinkron*, 7(3), 944–949. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v7i3.11569>
- Fitriah, D., Gunawan, W., & Algian Kurniaputra, R. (n.d.). *Techno Xplore Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Implementasi Algoritma DBScan dalam Pengambilan Data Menggunakan Scatterplot*.
- Kambey, G. E. I., Sengkey, R., & Jacobus, A. (2020). Penerapan Clustering pada Aplikasi Pendeteksi Kemiripan Dokumen Teks Bahasa Indonesia. *Jurnal Teknik Informatika*.
- Kristianto, A., Sedyono, E., & Hartomo, K. D. (2020). Implementation dbscan algorithm to clustering satellite surface temperature data in indonesia. *Register: Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 6(2), 109–118. <https://doi.org/10.26594/register.v6i2.1913>
- Nurina Sari, B., Primajaya, A., & Ronggowaluyo Teluk Jambe Karawang, J. H. (2019). PENERAPAN CLUSTERING DBSCAN UNTUK PERTANIAN PADI DI KABUPATEN KARAWANG. In *Jurnal Informatika dan Komputer* (Vol. 4, Issue 1). www.mapcoordinates.net/en.
- Priadana, A., & Murdiyanto, A. W. (2020). Shrimps clusterization by size using digital image processing with CCA and DBSCAN. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer*, 8(2), 106–112. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.8.2.2020.106-112>
- Qadrini, L., Sulawesi, U., Jalan, B., Lopa, H. B., Baurung, K., Timur, K. B., Majene, K., & Barat, S. (2020). Metode K-Means dan DBSCAN pada Pengelompokan Data Dasar Kompetensi Laboratorium ITS Tahun 2017. In *Laila Qadrini / J Statistika* (Vol. 13, Issue 2). www.unipasby.ac.id
- Vladimir, Z., Alamsyah, D., & Widhiarso, W. (2022). Klasterisasi Topik Skripsi Informatika Dengan Metode DBSCAN. *Jurnal Algoritme*, 3(1).