

**METODE *DBSCAN CLUSTERING* UNTUK ANALISIS POLA  
PENYEBARAN PETIR DI PASURUAN**

**SKRIPSI**

**OLEH  
MISBAH FAHAMSYAH  
NIM. 16610066**



**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2020**

**METODE *DBSCAN CLUSTERING* UNTUK ANALISIS POLA  
PENYEBARAN PETIR DI PASURUAN**

**SKRIPSI**

**Diajukan Kepada  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang  
untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam  
Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)**

**Oleh  
Misbah Fahamsyah  
NIM. 16610066**

**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2020**

**METODE *DBSCAN CLUSTERING* UNTUK ANALISIS POLA  
PENYEBARAN PETIR DI PASURUAN**

**SKRIPSI**

Oleh  
**MISBAH FAHAMSYAH**  
NIM. 16610066

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji  
Tanggal 15 April 2020

Pembimbing I,



Muhammad Khudzaifah, M.Si.  
NIP. 1990051120160801 1 057

Pembimbing II,



Hisyam Fahmi, M.Kom  
NIP. 19890727201903 1 018

Mengetahui,  
Ketua Jurusan Matematika



Dr. Usman Pagalay, M.Si.  
NIP. 19650414 200312 1 001

**METODE DBSCAN CLUSTERING UNTUK ANALISIS POLA  
PENYEBARAN PETIR DI PASURUAN**

**SKRIPSI**

Oleh  
**Misbah Fahamsyah**  
NIM. 16610066

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi  
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan  
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)

Tanggal 27 April 2020

Penguji Utama : Juhari, S.Pd, M.Si

Ketua Penguji : Mohammad Nafie Jauhari, M.Si

Sekretaris Penguji : Muhammad Khudzaifah, M.Si

Anggota Penguji : Hisyam Fahmi, M.Kom



Mengetahui,  
Ketua Jurusan Matematika



Dr. Usman Pagalay, M.Si  
NIP. 19650414 200312 1 001

## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Misbah Fahamsyah

NIM : 16610066

Jurusan : Matematika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Skripsi : Metode *DBSCAN Clustering* Untuk Analisis Pola Penyebaran

Petir di Pasuruan

menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan pengambilan tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar rujukan. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 30 Maret 2020  
Yang membuat pernyataan



Misbah Fahamsyah  
NIM. 16610066

## MOTO

Ilmu Dapat Diperoleh Dimanapun dan Kapanpun. Tinggal Bagaimana Kita  
Memanfaatkan Ilmu Tersebut Untuk Kebaikan, Serta Menambah Keimanan dan  
Ketaqwaan Kita Kepada Allah



## PERSEMBAHAN

Dengan rasa syukur kepada Allah Swt penulis persembahkan skripsi ini kepada:

Ayahanda Chairuddin Muchtar dan Ibunda Luluk Mujihartatik tercinta,  
yang senantiasa dengan ikhlas mendoakan, memberi nasihat, semangat,  
dan kasih sayang yang tak ternilai, serta kakak tersayang Amri Zarkasyi yang  
selalu memberikan dukungan moril maupun materiil bagi penulis.



## KATA PENGANTAR

*Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Segala puji bagi Allah Swt yang selalu melimpahkan rahmat, taufik dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Metode *DBSCAN Clustering* Untuk Analisis Pola Penyebaran Petir di Pasuruan” sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana dalam bidang Matematika di Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Shalawat serta salam senantiasa tercurahkan kepada Nabi Muhammad Saw yang telah menuntun manusia dari jalan kegelapan menuju ke jalan yang terang benderang yaitu Islam.

Dalam penyusunan skripsi ini tidak lepas dari petunjuk dan bimbingan serta masukan dari berbagai pihak. Untuk itu, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Muhammad Khudzaifah, M.Si, selaku dosen pembimbing I yang telah banyak memberikan arahan, nasihat, dan pengalaman berharga kepada penulis.
2. Hisyam Fahmi, M.Kom, selaku dosen pembimbing II yang telah banyak memberikan arahan dan berbagi ilmunya kepada penulis.
3. Juhari, S.Pd, M.Si, selaku penguji utama yang telah banyak memberikan saran dan masukan kepada penulis.
4. Mohammad Nafie Jauhari, M.Si, selaku ketua penguji yang telah banyak memberikan saran dan masukan kepada penulis.

Semoga Allah SWT melimpahkan rahmat dan karunia-Nya kepada kita semua. Selain itu, penulis juga berharap semoga skripsi ini dapat bermanfaat khususnya bagi penulis dan pembaca pada umumnya. *Aamiin*

*Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.*

Malang, 29 Maret 2020

Penulis



## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL</b>	
<b>HALAMAN PENGAJUAN</b>	
<b>HALAMAN PERSETUJUAN</b>	
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b>	
<b>HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN</b>	
<b>HALAMAN MOTO</b>	
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN</b>	
<b>KATA PENGANTAR.....</b>	<b>viii</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>x</b>
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	<b>xii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>xiv</b>
<b>ABSTRAK .....</b>	<b>xvii</b>
<b>ABSTRACT.....</b>	<b>xviii</b>
<b>المخلص .....</b>	<b>xix</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	2
1.3 Tujuan Penelitian.....	3
1.4 Manfaat Penelitian.....	3
1.5 Batasan Masalah.....	3
1.6 Sistematika Penulisan.....	4
<b>BAB II KAJIAN PUSTAKA</b>	
2.1 <i>Data Mining</i> .....	5
2.1.1 <i>Data Cleaning</i> (Pembersihan Data) .....	7
2.1.2 <i>Data Selection</i> (Seleksi Data) .....	7
2.1.3 <i>Data Transformation</i> (Transformasi Data) .....	7
2.1.4 <i>Data Mining</i> (Proses Mining) .....	8
2.1.5 <i>Pattern Evaluation</i> (Evaluasi Pola).....	9
2.2 <i>Clustering</i> (Pengklastran).....	9
2.3 DBSCAN .....	9

2.4 <i>Cluster Validity</i> .....	12
2.5 Analisis Data.....	13
2.6 Petir.....	14
2.7 Petir Dalam Islam.....	14

### **BAB III METODE PENELITIAN**

3.1 Pendekatan Penelitian.....	16
3.2 Sumber Data.....	16
3.3 Variabel Penelitian.....	20
3.4 Tahapan Penelitian.....	20

### **BAB IV PEMBAHASAN**

4.1 Deskripsi Data.....	22
4.2 Eksperimen DBSCAN Clustering.....	25
4.3 Hasil dan Visualisasi Data.....	35
4.3.1 Python.....	35
4.3.2 ArcGIS.....	80
4.4 Analisis Pola Penyebaran.....	81
4.4.1 Analisis Hasil DBSCAN Clustering.....	81
4.4.2 Analisis Keterkaitan Petir Dengan Lokasi Sungai.....	82
4.4.3 Analisis Keterkaitan Petir Dengan Lokasi Sawah.....	84
4.4.4 Analisis Keterkaitan Petir Dengan Lokasi Kebun.....	86
4.5 Konsep DBSCAN Clustering Dalam Penyebaran Agama Islam.....	87

### **BAB V PENUTUP**

5.1 Kesimpulan.....	89
5.2 Saran.....	90

<b>DAFTAR RUJUKAN</b> .....	<b>91</b>
-----------------------------	-----------

### **LAMPIRAN**

### **RIWAYAT HIDUP**

## DAFTAR TABEL

Tabel 3.1	Tabel Variabel Penelitian .....	20
Tabel 4.1	Deskriptif Data Petir di Pasuruan Tahun 2018 .....	24
Tabel 4.2	Eksperimen <i>DBSCAN Clustering</i> .....	25
Tabel 4.3	Lanjutan Eksperimen <i>DBSCAN Clustering</i> .....	25
Tabel 4.4	Titik-Titik <i>Density Reachable</i> Dengan <i>Core Point</i> .....	29
Tabel 4.5	Titik-Titik <i>Density Reachable</i> Dengan <i>Core Point</i> kedua .....	31
Tabel 4.6	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 3 .....	35
Tabel 4.7	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 4 .....	36
Tabel 4.8	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 5 .....	37
Tabel 4.9	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 6 .....	38
Tabel 4.10	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 7 .....	39
Tabel 4.11	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 8 .....	40
Tabel 4.12	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 9 .....	41
Tabel 4.13	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 10 .....	42
Tabel 4.14	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 11 .....	43
Tabel 4.15	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 3 .....	44
Tabel 4.16	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 4 .....	45
Tabel 4.17	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 5 .....	46
Tabel 4.18	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 6 .....	47
Tabel 4.19	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 7 .....	48
Tabel 4.20	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 8 .....	49
Tabel 4.21	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 9 .....	50
Tabel 4.22	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 10 .....	51
Tabel 4.23	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 11 .....	52
Tabel 4.24	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,01$ dan <i>MinPts</i> = 3 .....	53
Tabel 4.25	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,01$ dan <i>MinPts</i> = 4 .....	54
Tabel 4.26	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,01$ dan <i>MinPts</i> = 5 .....	55
Tabel 4.27	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,01$ dan <i>MinPts</i> = 6 .....	56
Tabel 4.28	Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,01$ dan <i>MinPts</i> = 7 .....	57

Tabel 4.29 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,01$ dan $MinPts = 8$ .....	58
Tabel 4.30 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,01$ dan $MinPts = 9$ .....	59
Tabel 4.31 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,01$ dan $MinPts = 10$ .....	60
Tabel 4.32 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,01$ dan $MinPts = 11$ .....	61
Tabel 4.33 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 3$ .....	62
Tabel 4.34 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 4$ .....	63
Tabel 4.35 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 5$ .....	64
Tabel 4.36 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 6$ .....	65
Tabel 4.37 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 7$ .....	66
Tabel 4.38 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 8$ .....	67
Tabel 4.39 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 9$ .....	68
Tabel 4.40 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 10$ .....	69
Tabel 4.41 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 11$ .....	70
Tabel 4.42 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 3$ .....	71
Tabel 4.43 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 4$ .....	72
Tabel 4.44 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 5$ .....	73
Tabel 4.45 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 6$ .....	74
Tabel 4.46 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 7$ .....	75
Tabel 4.47 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 8$ .....	76
Tabel 4.48 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 9$ .....	77
Tabel 4.49 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 10$ .....	78
Tabel 4.50 Hasil Eksperimen Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 11$ .....	79
Tabel 4.51 Analisis Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> .....	81

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Skema Ilmu-ilmu yang berkaitan dengan Data Mining .....	6
Gambar 3.1 Persebaran Petir di Tahun 2018 Yang Tercatat Lightning Detector BMKG Tretes-Pasuruan.....	18
Gambar 3.2 Persebaran Petir di Pasuruan Tahun 2018.....	19
Gambar 3.3 Flowchart <i>DBSCAN Clustering</i> .....	21
Gambar 4.1 Proses Pembentukan $\epsilon$ Dari <i>Core Point</i> .....	26
Gambar 4.2 <i>Zoom in</i> Proses Pembentukan $\epsilon$ Dari <i>Core Point</i> .....	27
Gambar 4.3 Penentuan Titik-titik <i>Density Reachable</i> .....	29
Gambar 4.4 Titik-Titik <i>Density Reachable</i> Dengan <i>Core Point</i> .....	31
Gambar 4.5 Titik-Titik <i>Density Reachable</i> Dengan <i>Core Point</i> kedua .....	33
Gambar 4.6 Kasus <i>Noise</i> pada data petir Tahun 2018 .....	34
Gambar 4.7 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 3.....	35
Gambar 4.8 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 4.....	36
Gambar 4.9 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 5.....	37
Gambar 4.10 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 6.....	38
Gambar 4.11 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 7.....	39
Gambar 4.12 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 8.....	40
Gambar 4.13 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 9.....	41
Gambar 4.14 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 10.....	42
Gambar 4.15 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,005$ dan <i>MinPts</i> = 11.....	43
Gambar 4.16 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 3.....	44
Gambar 4.17 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 4.....	45
Gambar 4.18 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 5.....	46
Gambar 4.19 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 6.....	47
Gambar 4.20 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 7.....	48
Gambar 4.21 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 8.....	49
Gambar 4.22 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 9.....	50
Gambar 4.23 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 10.....	51
Gambar 4.24 Hasil <i>DBSCAN Clustering</i> Dengan $\epsilon = 0,0075$ dan <i>MinPts</i> = 11.....	52

Gambar 4.25 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,01$ dan $MinPts = 3$ .....	53
Gambar 4.26 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,01$ dan $MinPts = 4$ .....	54
Gambar 4.27 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,01$ dan $MinPts = 5$ .....	55
Gambar 4.28 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,01$ dan $MinPts = 6$ .....	56
Gambar 4.29 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,01$ dan $MinPts = 7$ .....	57
Gambar 4.30 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,01$ dan $MinPts = 8$ .....	58
Gambar 4.31 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,01$ dan $MinPts = 9$ .....	59
Gambar 4.32 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,01$ dan $MinPts = 10$ .....	60
Gambar 4.33 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,01$ dan $MinPts = 11$ .....	61
Gambar 4.34 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 3$ .....	62
Gambar 4.35 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 4$ .....	63
Gambar 4.36 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 5$ .....	64
Gambar 4.37 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 6$ .....	65
Gambar 4.38 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 7$ .....	66
Gambar 4.39 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 8$ .....	67
Gambar 4.40 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 9$ .....	68
Gambar 4.41 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 10$ .....	69
Gambar 4.42 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,0125$ dan $MinPts = 11$ .....	70
Gambar 4.43 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 3$ .....	71
Gambar 4.44 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 4$ .....	72
Gambar 4.45 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 5$ .....	73
Gambar 4.46 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 6$ .....	74
Gambar 4.47 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 7$ .....	75
Gambar 4.48 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 8$ .....	76
Gambar 4.49 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 9$ .....	77
Gambar 4.50 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 10$ .....	78
Gambar 4.51 Hasil DBSCAN Clustering Dengan $\epsilon = 0,015$ dan $MinPts = 11$ .....	79
Gambar 4.52 Peta Tematik Hasil DBSCAN Clustering Untuk Data Petir 2018 ..	80
Gambar 4.53 Peta Sungai di Pasuruan Tahun 2018.....	82
Gambar 4.54 Peta Sungai di Sekitar Kecamatan Tosari dan Puspo.....	83
Gambar 4.55 Peta Sungai di Sekitar Prigen.....	84

Gambar 4.56 Peta Sawah di Pasuruan Tahun 2018 ..... 85  
Gambar 4.57 Peta Kebun di Pasuruan Tahun 2018 ..... 86



## ABSTRAK

Fahamsyah, Misbah. 2020. **Metode DBSCAN Clustering Untuk Analisis Pola Penyebaran Petir di Pasuruan**. Skripsi. Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Muhammad Khudzaifah, M.Si. (II) Hisyam Fahmi, M.Kom.

**Kata kunci:** petir, data mining, DBSCAN, pengklasteran

Petir merupakan fenomena alam yang terjadi ketika terdapat gesekan antara muatan positif dengan negatif yang berada pada awan *cumulus nimbus*. Energi listrik yang dipancarkan oleh petir sangatlah besar. Tidak dapat dipungkiri, hampir setiap hari selalu terjadi petir di tempat yang berbeda-beda bahkan dalam waktu yang sangat singkat. Fokus penelitian ini adalah melakukan *data mining* untuk menggali pengetahuan baru dari data petir. Jenis *data mining* yang digunakan adalah dengan melakukan pengklasteran. Pengklasteran dilakukan untuk menemukan pola yang terdapat pada data petir, sehingga dapat menemukan karakteristiknya. DBSCAN merupakan algoritma yang digunakan pada penelitian ini untuk menemukan jumlah kluster serta *noise* pada data petir berdasarkan kepadatan atau kerapatannya. Nilai epsilon ( $\epsilon$ ) dan *minimum points (MinPts)* diperoleh dari hasil eksperimen dengan memilih *Silhouette Score* yang terbaik. Perhitungan jarak antara *core point* dengan titik yang lain menggunakan *euclidean distance*. Semua titik yang berada dalam jangkauan  $\epsilon$  dan jumlah titiknya memenuhi *MinPts* akan masuk kedalam anggota *cluster*, sedangkan yang tidak memenuhi akan menjadi *noise*. Tujuan penelitian ini adalah menganalisis hasil dari DBSCAN *Clustering* pada data petir dengan keadaan geografis di wilayah Pasuruan.

Dari hasil penelitian ini, dengan menggunakan  $\epsilon$  yang optimum, yaitu 0,0125 dan *MinPts* sebanyak 9, diperoleh jumlah *cluster* sebanyak 2 dan *noise* sebanyak 15. Setelah dilakukan analisis, ternyata lokasi petir yang tergolong pada *cluster* pertama menyebar hampir di seluruh wilayah Pasuruan, kecuali daerah sekitar Kecamatan Prigen. Lokasi petir yang tergolong pada *cluster* kedua berada di Kecamatan Prigen. Sedangkan untuk *noise*, berada di sekitar *cluster* kedua dan beberapa terjadi di sepanjang garis lintang -7,7.

## ABSTRACT

Fahamsyah, Misbah. 2020. **DBSCAN Clustering Method for Pattern Analysis the he Spreading of Lightning in Pasuruan**. Thesis. Mathematics Department, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University of Malang.

Advisors: (I) Muhammad Khudzaifah, M.Si. (II) Hisyam Fahmi, M.Kom.

**Keywords:** lightning, data mining, DBSCAN, clustering.

Lightning is a natural phenomenon that occurs when there is friction between the positive and the negative charge inside the cumulus nimbus clouds. The electrical energy emitted by lightning is very large. It can not be denied, almost everyday occurs lightning in different places even in a very short time. The focus of this research is to do data mining to explore new knowledge of lightning data. The type of data mining used is by doing clustering. Clustering is used to find the patterns in the lightning data, so it can find their characteristics. DBSCAN is an algorithm which used in this research to find the number of clusters and noise in lightning data based on its density. The epsilon ( $\epsilon$ ) and minimum points (*MinPts*) values are derived from the experiment results by selecting the best Silhouette Score. Calculation of distances between core points with another point using euclidean distacnce. All points that are within the radius  $\epsilon$  and the number of points fills *MinPts* will be the cluster members, so the others will be noise. The purpose of this research is analyzing the results of DBSCAN Clustering on lightning data with geographical state in Pasuruan.

From the results of this research, by using the optimum  $\epsilon$ , which is 0,0125 and *MinPts* 9, obtained the number of clusters is 2 with 15 noise. By the analysis, apparently the location of lightning that belongs to the first cluster spread in almost all Pasuruan areas, except the area around Prigen district. The location of lightning that belongs to the second cluster is located in Prigen District. Whereas noise, it is around the second cluster and some occurs along the latitude -7.7.

## المخلص

فحامسية، مصباح. ٢٠٢٠. طريقة تجميع *DBSCAN* تحليل نمط انتشار البرق في باسوران. بحث الجامعي. شعبة الرياضيات، كلية العلوم والتكنولوجيا، الجامعة الحكومية الإسلامية مولانا مالك إبراهيم مالانج. المستشارون: (I) مُجّد هذاعفة ، الماجستير (II) هشام فهمي، الماجستير.

### الكلمات الرئيسية: البرق، استخراج البيانات، *DBSCAN*، تجميع.

البرق هو ظاهرة طبيعية تحدث عندما يكون هناك احتكاك بين الإيجابية والسلبية داخل غيوم كومولوس نيمبوس. الطاقة الكهربائية المنبعثة من البرق كبيرة جدا. لا يمكن إنكار ذلك، يحدث كل يوم تقريبا البرق في أماكن مختلفة حتى في وقت قصير جدا. يركز هذا البحث على القيام باستخراج البيانات لاستكشاف معرفة جديدة ببيانات البرق. نوع استخراج البيانات المستخدمة هو عن طريق القيام التجميع. يتم إجراء التجميع للعثور على الأنماط المخفية في بيانات البرق ، لذلك يجد خصائصها *DBSCAN*. هي خوارزمية تستخدم في هذا البحث للعثور على عدد من الكتل والضوضاء في بيانات البرق على أساس كثافتها. يتم اشتقاق قيم *MinPts* من نتائج التجربة عن طريق اختيار أفضل درجة ظلية. حساب المسافة بين النقاط الأساسية مع نقطة أخرى باستخدام الذهول الإقليدي، جميع النقاط التي تقع ضمن نطاق وعدد من النقاط المليئة *MinPts* ستدخل في أعضاء المجموعة، في حين أن تلك التي لا تجتمع ستكون الضوضاء. الغرض من هذا البحث هو تحليل نتائج تجميع *DBSCAN* مع دولة جغرافية في منطقة باسوران. من نتائج هذا البحث، باستخدام الأمثل، وهو 0.0125 و *MinPts* تسعة ، حصلت على عدد من المجموعات هو ٢ مع ١٥ الضوضاء. بالتحليل، على ما يبدو الموقعة البرق أنّ ينتسب إلى المجموعة أولى انتشار في تقريبا كلّ مناطق باسوران، ماعدا المنطقة حول منطقة بريغن. يقع موقع البرق الذي ينتمي إلى الكتلة الثانية في منطقة بريغن. في حين أن الضوضاء ، هو حول الكتلة الثانية وبعضها يحدث على طول خط العرض 7.7-

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Petir merupakan gejala listrik alami dalam atmosfer bumi yang tidak dapat dicegah. Aliran listrik yang dihantarkan oleh petir sangatlah kuat. Bahkan Bapak Rozikan (pegawai yang menangani persoalan petir di BMKG) mengatakan bahwa apabila aliran listrik pada satu sambaran petir dapat menerangi kota selama satu bulan. Hal ini dikarenakan kuat arus dan energi listrik yang dialirkan oleh petir sangatlah besar, bahkan mencapai *kilo ampere*.

Petir hanya terjadi pada awan *cumulus nimbus*. Aktivitas kelistrikan yang terjadi di dalam awan *cumulus nimbus* seperti halnya pertemuan antara muatan positif dan negatif pada aliran listrik yang akan menimbulkan percikan-percikan listrik, hanya saja dikarenakan kuat arus dan energi listrik yang berada pada awan *cumulus nimbus* sangatlah kuat, sehingga terbentuklah petir.

Bahkan pentingnya petir dan kilat telah difirmankan oleh Allah SWT. Allah SWT telah berfirman di dalam Al-Qur'an yang artinya:

*“Dialah Tuhan yang memperlihatkan kilat kepadamu untuk menimbulkan ketakutan dan harapan, dan Dia mengadakan awan mendung.” (Q.S. Ar Ra’d: 12)*

Berdasarkan ayat tersebut, Allah SWT menegaskan bahwa kilat diperlihatkan kepada manusia untuk menimbulkan ketakutan dan harapan. Harapan yang dimaksudkan tentu artinya sangat luas. Namun, dari sini dapat membuat manusia untuk memikirkan kebesaran Allah SWT sekaligus memikirkan

manfaat yang dapat diperoleh dari petir. Oleh karena itu, perlu adanya penelitian lebih lanjut mengenai petir.

Hingga saat ini, penelitian yang membahas tentang petir sangatlah sedikit. Diantaranya adalah penelitian yang dilakukan oleh mahasiswa STT-PLN yang membahas tentang “Kajian Pemasangan Lightning Arrester Pada Sisi HV Transformator Daya Unit Satu Gardu Induk Teluk Betung” pada Jurnal Ilmiah Energi & Kelistrikan Vol. 09 No.02. (Hajar dan Rahman, 2017).

Data petir terdiri dari beberapa komponen yang diantaranya terdapat koordinat terjadinya petir. Koordinat ini berisi garis bujur (*Longitude*) dan garis lintang (*Latitude*) yang merupakan data spasial. Data spasial sangat cocok apabila diterapkan dengan metode *Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise* (DBSCAN). Karena cocok untuk mengklaster data yang *non-convex* serta dapat mendeteksi *noise*, penulis memilih metode *DBSCAN Clustering* untuk kasus ini.

Berdasarkan uraian di atas, penulis termotivasi untuk melakukan penelitian “Metode *DBSCAN Clustering* Untuk Analisis Pola Penyebaran Petir di Pasuruan”. Dari penelitian ini, diharapkan dapat memicu penelitian-penelitian lain yang membahas mengenai petir. Hal ini akan memberikan manfaat yang sangat besar bagi perkembangan teknologi.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana hasil *clustering* dari data petir di Pasuruan menggunakan algoritma DBSCAN.

### 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang akan dibahas, tujuan penelitian kali ini adalah untuk mengetahui hasil *clustering* dari data petir di Pasuruan menggunakan algoritma DBSCAN.

### 1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diperoleh dari penelitian ini antara lain:

1. Dapat mengetahui daerah rawan petir beserta karakteristiknya, sehingga dapat menghindari kejadian-kejadian negatif yang dapat ditimbulkan oleh petir di area tersebut.
2. Model hasil *clustering* pada penelitian ini dapat membantu meminimalkan pengeluaran trafo dengan penempatan yang optimal.
3. Dapat dijadikan bahan referensi untuk penelitian lebih lanjut mengenai petir maupun DBSCAN.

### 1.5 Batasan Masalah

Agar penelitian ini menjadi terarah sesuai dengan yang diinginkan, maka permasalahan yang akan dibahas harus diberi batasan. Penelitian ini hanya terfokus pada data *Longitude* dan *Latitude* sambaran petir di wilayah Pasuruan. Data yang diteliti adalah pada tanggal 1 Januari 2018 – 31 Desember 2018 yang diambil setiap 15 menit pada setiap harinya tanpa melihat jenis petirnya.

## 1.6 Sistematika Penulisan

Adapun sistematika penulisan yang digunakan penulis terdiri dari empat bab yang masing-masing terdapat beberapa subbab seperti berikut:

### Bab I Pendahuluan

Bab ini meliputi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, dan sistematika penulisan.

### Bab II Kajian Pustaka

Bab ini berisi tentang definisi, maupun teori-teori yang mendukung topik, yaitu petir, *Clustering*, algoritma *DBSCAN*, dan *Data Mining*.

### Bab III Metode Penelitian

Bab ini berisi pendekatan penelitian, jenis data, sumber data, variabel penelitian, tahapan penelitian

### Bab IV Pembahasan

Bab ini membahas tentang pembuatan *cluster* dengan *DBSCAN Clustering* untuk memetakan petir dan analisis pola penyebaran petir

### Bab V Penutup

Bab ini menyajikan poin-poin dari hasil dan pembahasan secara garis besar berupa kesimpulan dan saran.

## BAB II

### KAJIAN PUSTAKA

#### 2.1 Data Mining

Menurut Fajrin, dkk (2018), *Data Mining* bukanlah suatu bidang yang baru. Salah satu kesulitan untuk mendefinisikan *Data Mining* adalah banyaknya aspek dan teknik dari bidang-bidang ilmu yang sudah ada sebelumnya. Berawal dari beberapa disiplin ilmu, *Data Mining* bertujuan untuk memperbaiki teknik tradisional sehingga bisa menangani jumlah data yang sangat besar, dimensi data yang tinggi, dan data yang heterogen.

Pengelompokan *Data Mining* dibagi menjadi beberapa kelompok yaitu:

a. Deskripsi

Deskripsi merupakan cara untuk menggambarkan pola dan kecenderungan yang terdapat dalam data yang dimiliki. Banyak metode yang bisa dilakukan ketika ingin melakukan deskripsi. Salah satu metode yang dapat dilakukan adalah dengan melakukan deskriptif statistik.

b. Estimasi

Estimasi hampir sama dengan klasifikasi, kecuali apabila *variable target* estimasi lebih ke arah numerik daripada ke arah kategori. Model yang dibangun menggunakan *record* lengkap yang menyediakan nilai *variable target* sebagai nilai prediksi.

c. Prediksi

Prediksi digunakan untuk memperkirakan nilai di masa mendatang. Untuk melakukan prediksi, biasanya diperlukan data yang telah terjadi sebelumnya.

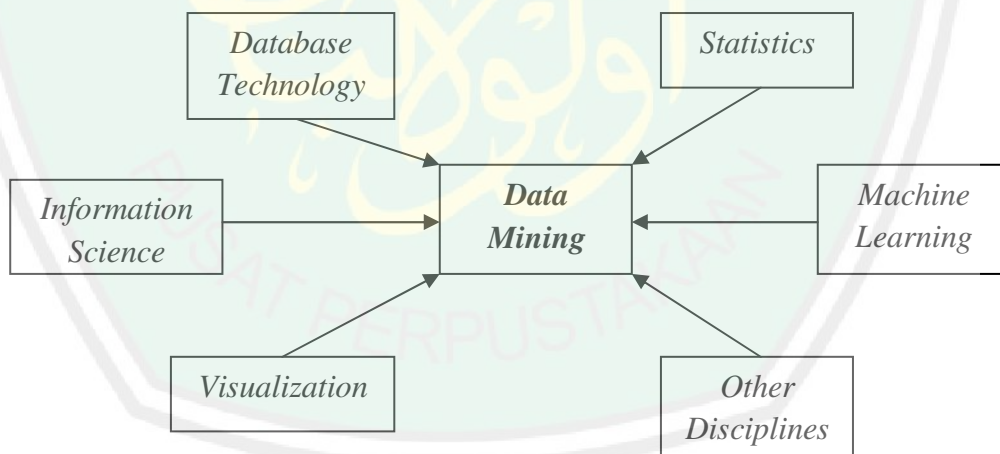
Kemudian dengan metode yang diinginkan, diterapkan pada data tersebut untuk mengetahui kebiasaan yang terjadi sehingga dapat memperkirakan nilai yang terjadi di masa mendatang.

#### d. Klasifikasi

Dalam klasifikasi terdapat target *variable* kategori, misal penggolongan pendapatan dapat dipisahkan dalam tiga kategori, yaitu tinggi, sedang, dan rendah. Klasifikasi juga dapat digunakan untuk memprediksi suatu data tergolong ke dalam kategori tertentu.

#### e. Pengklasteran

Pengklasteran merupakan pengelompokan *record*, pengamatan, atau memperhatikan dan membentuk kelas objek-objek yang memiliki kemiripan. Pada umumnya, pengklasteran melibatkan perhitungan jarak. Hal ini dilakukan untuk mengetahui tingkat kemiripan yang berada dalam data.



Gambar 2.1 Skema Ilmu-ilmu yang berkaitan dengan Data Mining (Sani, 2018)

Gambar 2.1 menunjukkan keterkaitan *Data Mining* dengan bidang lain yang ada saat ini.

### 2.1.1 *Data Cleaning* (Pembersihan Data)

Menurut Eska (2016), sebelum proses *data mining* dapat dilakukan, perlu adanya proses *cleaning* pada data yang menjadi fokus *Knowledge Discovery in Data* (KDD). Proses *cleaning* mencakup pembuangan duplikasi data, memeriksa data yang inkonsisten, dan memperbaiki kesalahan pada data. Selain itu, terdapat juga proses *enrichment*, yaitu proses “memperkaya” data yang sudah ada dengan data atau informasi lain yang relevan dan diperlukan untuk KDD, seperti data atau informasi eksternal.

### 2.1.2 *Data Selection* (Seleksi Data)

Data yang ada pada *database* sering kali tidak semuanya dipakai, oleh karena itu hanya data yang sesuai untuk dianalisis yang akan diambil dari *database*. Sebagai contoh, sebuah permasalahan dalam analisis faktor kecenderungan pembeli barang dalam kasus *market basket analysis*, tidak perlu mengambil nama pelanggan, cukup dengan *id* pelanggan saja (Eska, 2016).

*Data selection* merupakan proses meminimalkan jumlah data yang digunakan untuk proses *mining* dengan tetap merepresentasikan data aslinya. *Data selection* dapat berupa *sampling*, *denoising*, dan *feature extraction* (Sulastri & Gufroni, 2017)

### 2.1.3 *Data Transformation* (Transformasi Data)

Transformasi data merupakan proses perubahan atau penggabungan data ke dalam format yang sesuai untuk diproses dalam *data mining*. Beberapa metode *data mining* membutuhkan format data yang khusus sebelum bisa diaplikasikan. Sebagai contoh beberapa metode standar seperti analisis asosiasi dan *clustering*

hanya bisa menerima *input* data kategorikal. Karenanya data berupa angka numerik yang berlanjut perlu dibagi-bagi menjadi beberapa interval. (Eska, 2016).

#### **2.1.4 Data Mining (Proses Mining)**

Proses *mining* adalah sebuah proses yang paling utama pada saat metode diterapkan untuk mencari pengetahuan tersembunyi dan berharga dari data. Pada proses ini, mulailah diterapkan algoritma yang digunakan sebagai *Machine Learning*. Hasil dari proses *mining* ini adalah berupa pola baru pada data yang telah diolah berdasarkan algoritma yang sudah ditentukan (Eska, 2016).

Data yang telah dikumpulkan harus dianalisis, diproses, dan diubah kedalam informasi yang dapat menginformasikan, menginstruksi, menjawab ataupun memberikan pemahaman dan pembuatan keputusan. Kemampuan untuk mengekstraksi seperti ini sangatlah berguna, biasanya kebutuhan pengetahuan tersembunyi dari data menjadi meningkat seiring berkembangnya dunia kompetitif saat ini. Misalnya ketika data telah digunakan untuk memprediksi, maka dalam pengambilan keputusan akan memberikan hasil sesuai dengan yang diinginkan. (Stubbe dan Coleman, 2014)

*Data Mining* menggunakan metode sains dari eksplorasi dan aplikasi. Jika kita dihadapkan dengan kumpulan data yang lebih besar, kita dapat memilih untuk bekerja dengan sebagian data saja. Jika dalam analisisnya menggunakan sampel, mengakibatkan hasil yang sesuai dengan populasi. Dengan kata lain, hasil dari analisis dari sampel data dapat digeneralisasi sehingga menjadi relevan dengan keadaan populasi. (Stubbe dan Coleman, 2014)

### 2.1.5 *Pattern Evaluation* (Evaluasi Pola)

Evaluasi pola (*pattern evaluation*) digunakan untuk mengidentifikasi pola-pola menarik kedalam *knowledge based* yang ditemukan. Dalam tahap ini hasil dari teknik data mining berupa pola-pola yang khas maupun model prediksi dievaluasi untuk menilai apakah hipotesa yang ada memang tercapai (Eska, 2016).

## 2.2 *Clustering* (Pengklastran)

Menurut Fajrin dan Maulana (2018), *clustering* merupakan pengelompokan *record*, pengamatan, atau memperhatikan dan membentuk kelas objek-objek yang memiliki kemiripan. Proses *clustering* bertujuan untuk mengelompokkan data yang memiliki karakteristik yang sama dalam satu *cluster* yang sama dan data yang memiliki karakteristik berbeda dikelompokkan ke dalam kelompok lain (Sani, 2018).

*Clustering* adalah tipe dari *unsupervised learning* yang paling umum digunakan dalam *data mining*. *Clustering* dilakukan untuk mengatur data ke dalam himpunan yang terbatas dari kelompok yang konsisten secara semantik berdasarkan perhitungan kemiripan. (Kim dkk, 2019)

## 2.3 DBSCAN

*Density Based Clustering Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise* (DBSCAN) merupakan salah satu contoh pelopor perkembangan teknik pengelompokan berdasarkan kepadatan. DBSCAN adalah algoritma untuk mengelompokkan data berdasarkan kepadatan (*density*). Konsep kepadatan yang dimaksud dalam DBSCAN adalah jumlah minimal data dalam radius  $\epsilon$ , data

tersebut termasuk dalam kategori kepadatan yang diinginkan. Konsep kepadatan seperti ini melahirkan tiga macam status dari setiap data, yaitu inti (*core*), batas (*border*), dan noise (*noise*). Sebuah data akan dimasukkan sebagai inti jika jumlah data tetangga dan dirinya sendiri pada radius  $\epsilon$  berjumlah  $\geq MinPts$ . Nilai radius  $\epsilon$  dan  $MinPts$  ini ditetapkan secara bebas. Untuk data yang jumlah tetangga dan dirinya sendiri dalam radius epsilon ( $\epsilon$ ) kurang dari  $MinPts$ , tetapi tetangganya menjadi inti karena kehadirannya, data tersebut dikategorikan sebagai batas. Jika jumlah tetangga dan dirinya sendiri dalam radius  $\epsilon$  kurang dari  $MinPts$  dan tidak ada tetangga yang menjadi inti karena kehadirannya, data tersebut dikategorikan sebagai *noise* (Safitri, dkk. 2017)

Keuntungan dari DBSCAN antara lain:

1. DBSCAN tidak memerlukan informasi tentang banyaknya kelompok yang akan dibentuk.
2. DBSCAN dapat memperoleh kelompok berbentuk sembarang, bahkan dapat menemukan kelompok yang benar-benar dikelilingi (tetapi tidak terhubung) pada cluster yang berbeda
3. DBSCAN dapat menemukan *noise*
4. DBSCAN membutuhkan hanya dua parameter yang sebagian besar tidak sensitif terhadap urutan titik dalam basis data (Safitri, dkk. 2017).

Prinsip-prinsip dasar dari metode *density based clustering* adalah sebagai berikut (Silitonga, 2016):

1. *Neighborhood* yang terletak di dalam radius  $\epsilon$  disebut  $\epsilon$ -*neighborhood* dari objek data.
2. Jika  $\epsilon$ -*neighborhood* dari suatu objek berisi paling sedikit suatu angka yang minimum, *MinPts* dari suatu objek, objek tersebut disebut *core object*.
3. Suatu objek  $p$  adalah *density reachable* dari objek  $q$  jika memenuhi  $\epsilon$  dan *MinPts* dalam suatu set objek  $D$  jika terdapat suatu rantai objek  $p_1, p_2, \dots, p_n$ , dimana  $p_1 = q$  dan  $p_n = p$ , di mana  $p_{i+1}$  *density reachable* secara langsung dari  $p_i$  yang memenuhi  $\epsilon$  dan *MinPts*, untuk  $1 \leq i \leq n$ ,  $p_i$  anggota  $D$ .
4. Suatu objek  $p$  adalah *density connected* ke objek  $q$  jika memenuhi ke  $\epsilon$  dan *MinPts* dalam suatu set objek  $D$  jika terdapat suatu objek  $o$  anggota  $D$  di mana ke dua  $p$  dan  $q$  adalah *density reachable* dari  $o$  yang memenuhi  $\epsilon$  dan *MinPts*.

Metode *clustering DBSCAN* menemukan *cluster-cluster* dengan cara (Silitonga, 2016):

1. *DBSCAN* menelusuri *cluster-cluster* dengan memeriksa  $\epsilon$ -*neighborhood* dari tiap-tiap *point* dalam *database*. Jika  $\epsilon$ -*neighborhood* 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, dimana

mungkin melibatkan penggabungan dari beberapa *cluster-cluster density reachable*.

Komputasi dari Algoritma *DBSCAN* adalah sebagai berikut (Devi dkk, 2015):

1. Inialisasi parameter *MinPts* dan  $\epsilon$
2. Tentukan titik awal atau  $c$  secara acak
3. Hitung semua jarak titik yang *density reachable* terhadap  $p$  menggunakan persamaan *euclidean distance*, yaitu
 
$$\sqrt{(X_i - X_c)^2 + (Y_i - Y_c)^2}$$
4. Jika titik yang memenuhi  $\epsilon$  lebih dari *MinPts* maka titik  $p$  adalah *core point* dan *cluster* terbentuk
5. Ulangi langkah 3 – 4 hingga semua titik diproses

#### 2.4 Cluster Validity

Untuk menghindari ketidaksesuaian hasil dan untuk memastikan bahwa hasil *cluster* mencerminkan populasi secara umum, maka hasil dari *clustering* harus tervalidasi. Salah satu metode validasi adalah dengan memisahkan data awal secara acak menjadi dua grup, kemudian mengembangkannya dengan solusi *cluster* untuk setiap grup, selanjutnya dibandingkan masing-masing profil tersebut menggunakan metode penjumlahan yang ada. (Larose, 2014)

Salah satu metode untuk menguji validitas hasil *cluster* adalah dengan menggunakan *Silhouette Score*. *Silhouette Score* dapat diperoleh dengan cara:

1. Hitung rata-rata jarak dari suatu anggota *cluster* misalnya  $i$  dengan semua anggota lain dalam satu *cluster*.

$$a(i) = \frac{1}{|A| - 1} \sum_{j \in A, j \neq i} d(i, j)$$

Dengan  $j$  adalah anggota lain dalam satu *cluster*  $A$  dan  $d(i, j)$  adalah jarak antara anggota  $i$  dengan  $j$ .

2. Hitung rata-rata jarak dari anggota *cluster* misalnya  $i$  dengan semua anggota di *cluster* lain, kemudian diambil nilai minimumnya.

$$d(i, C) = \frac{1}{|A|} \sum_{j \in C} d(i, j)$$

Dengan  $d(i, C)$  adalah jarak rata-rata  $i$  dengan dengan semua anggota pada *cluster* lain misalnya  $C$  dimana  $A \neq C$ , sehingga diperoleh:

$$b(i) = \min_{C \neq A} d(i, C)$$

3. Setelah memperoleh nilai  $a(i)$  dan  $b(i)$ , *Silhouette Score* didapatkan dengan rumus:

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

## 2.5 Analisis Data

Seperti halnya pada prosedur peramalan, langkah awal dalam melakukan analisis adalah selalu dengan analisis deskriptif data. Kemudian, berdasarkan hasil tersebut, dapat diperoleh informasi yang diperlukan. Tujuannya adalah untuk mengetahui pengelompokan yang belum diketahui hingga kini. Dengan *unsupervised learning* seperti pada kasus *clustering*, hasil dari kelompok yang terbentuk dapat digunakan untuk menganalisis karakteristik yang terdapat dalam data. (Stubbe dan Coleman, 2014)

## 2.6 Petir

Petir merupakan gejala listrik alami dalam atmosfer bumi yang tidak dapat dicegah. Petir didefinisikan sebagai pelepasan muatan listrik dengan arus yang cukup tinggi dan bersifat sangat singkat yang biasanya terjadi pada saat awan *Cumulonimbus* (Cb) (Pratama dkk, 2018).

Petir muncul karena adanya pelepasan muatan yang terjadi antara awan, dalam awan atau antara awan dengan tanah. Dimana dalam awan terdapat muatan positif dan muatan negatif, jika muatan ini bertemu maka akan terjadi tarik menarik yang dapat menimbulkan kilat di awan, begitu juga kalau muatan negatif dan muatan negatif dekat akan terjadi tolak menolak, juga akan terjadi ledakan atau kilat. Bumi merupakan gudang muatan positif maupun negatif, jika pelepasan muatan dari petir dekat dengan bumi, maka akan terjadi sambaran petir ke bumi (Hajar & Rahman, 2017)

## 2.7 Petir Dalam Islam

Kejadian petir telah disebutkan oleh Allah berdasarkan Q.S. Ar-Ra'd ayat 12-13 yang berbunyi sebagai berikut:

*“Dialah Rabb yang memperlihatkan kilat kepadamu untuk menimbulkan ketakutan dan harapan, dan Dia mengadakan awan mendung. (QS. 13:12) Dan guruh itu bertasbih dengan memuji Allah, (demikian pula) para Malaikat karena takut kepada-Nya, dan Allah melepaskan halilintar, lalu menimpakannya kepada siapa yang Allah kehendaki, dan mereka berbantah-bantahan tentang Allah, dan Allah-lah Rabb yang Mahakeras siksa-Nya. (QS. 13:13)”*

Menurut tafsir Ibnu Katsir (2007), Allah memberitahukan, bahwa Allah-lah yang menundukkan kilat, yaitu cahaya mengkilat yang kuat yang terlihat keluar dari celah-celah awan mendung. Ibnu Jarir meriwayatkan, bahwa Ibnu ‘Abbas berkirim surat kepada Abu Al-Jald (yang isinya) menanyakan tentang kilat, maka ia menjawab: “Kilat itu adalah air.”

Allah berfirman “*Menimbulkan ketakutan dan harapan.*” Qatadah mengatakan: “Ketakutan adalah untuk orang yang bepergian, karena takut tertimpa bahaya dari kilat itu, dan kesulitan yang ditimbulkannya. Sedang harapan adalah untuk orang yang tinggal di rumah, dengan mengharapkan berkahnya, manfaatnya, dan mengharapkan rizki dari Allah.”



## BAB III

### METODE PENELITIAN

#### 3.1 Pendekatan Penelitian

Pada penelitian ini, pendekatan yang digunakan adalah dengan pendekatan eksperimen deskriptif kuantitatif. Pendekatan eksperimen yaitu dengan mengendalikan dan memanipulasi variabel bebas, dalam hal ini adalah nilai *Epsilon* dan *Minimum Points*, kemudian mengamati variabel terikatnya yang dalam hal ini adalah jumlah *cluster* dan *Outliers/Noise*. Sedangkan pendekatan deskriptif kuantitatif dengan menganalisis data dan menyusun data yang sudah ada sesuai dengan kebutuhan.

#### 3.2 Sumber Data

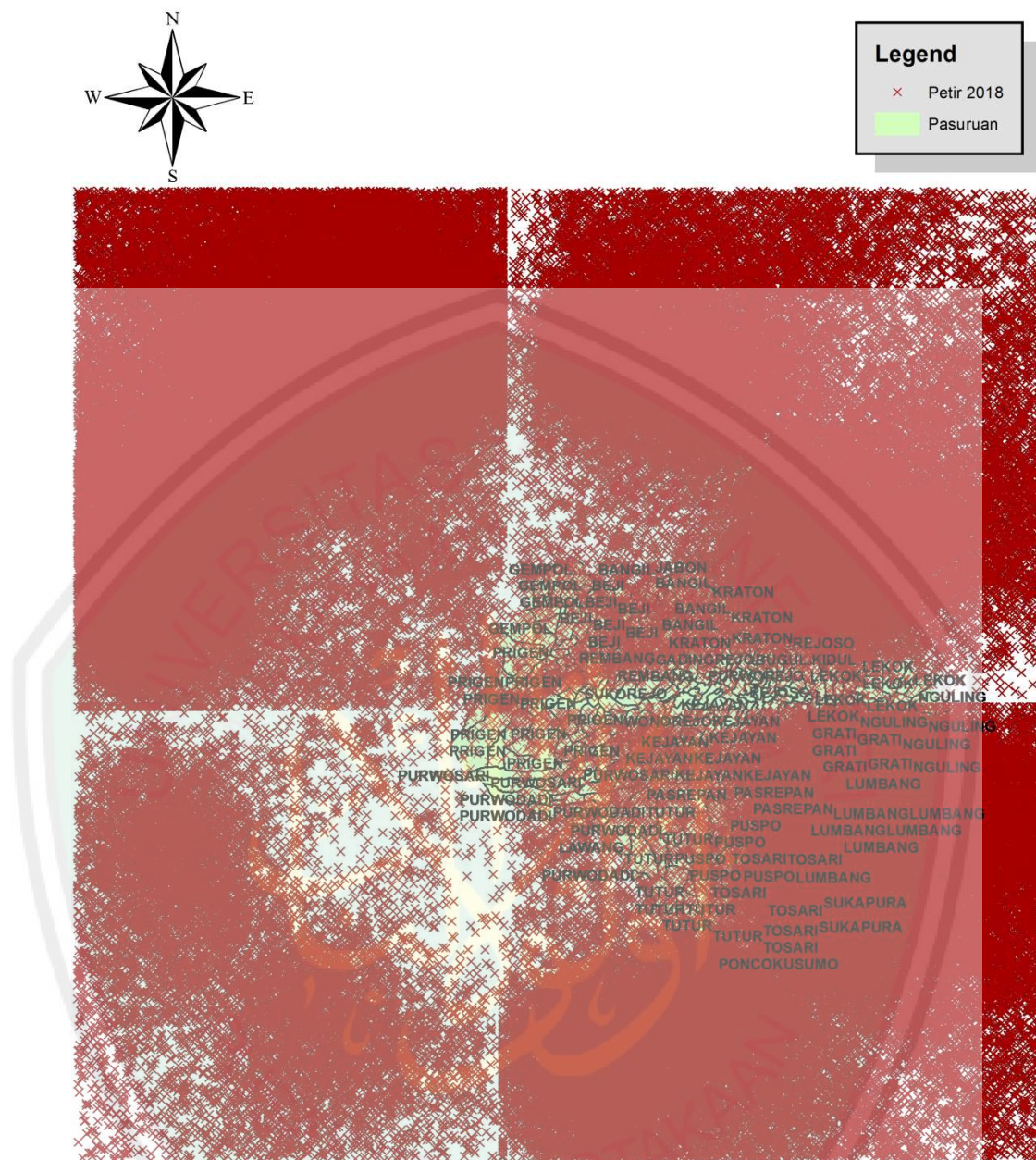
Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah data petir di wilayah Pasuruan yang bersumber dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) Stasiun Geofisika Klas II – Tretes. Data petir diambil dari *Lightning Detector* yang terdapat pada Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) Stasiun Geofisika Klas II – Tretes. *Lightning Detector* mampu mencatat secara *realtime* waktu terjadinya petir, jenis atau tipe petir, jumlah petir setiap 15 menit ataupun 1 jam, dan koordinat petir.

Cara kerja dari alat ini adalah dengan menangkap frekuensi gelombang dari petir yang berada pada lapisan *ionosphere* melalui sensor, kemudian diubah dalam bentuk data *digital*. Setelah ditampilkan dalam bentuk *realtime* tampilan, selanjutnya data tersebut dirubah dalam bentuk *database* (xls, xml, kml, kmz).

Pada *database* tersebut terdapat beberapa komponen seperti:

1. ns1\_name : berisi data tanggal terjadinya petir yang terdeteksi oleh sensor
2. ns1\_name2 : berisi data jenis petir yang meliputi +CG dan -CG
3. ns1\_descri ; berisi data keterangan dari jenis petir. *Positive cloud-to-ground lightning flashes* untuk +CG dan *Negative cloud-to-ground lightning flashes* untuk -CG
4. ns1\_desc\_1 : berisi data jumlah petir beserta jenisnya dalam waktu 1 jam
5. ns1\_name5 : berisi data waktu setiap 15 menit apabila terjadi petir
6. ns1\_desc\_2 : berisi data jumlah petir beserta jenisnya dalam waktu 15 menit
7. LON : berisi data titik terjadinya petir pada garis bujur
8. LAT : berisi data titik terjadinya petir pada garis lintang
9. WADMKC : berisi data nama kecamatan yang mengalami kejadian petir

Dari data mentah tersebut, penulis melakukan penyeleksian data. Hal ini ditujukan agar objek penelitian ini terfokus pada wilayah Pasuruan saja. Oleh karena itu, dipilih lokasi koordinat petir berdasarkan data LON dan LAT yang memenuhi wilayah Pasuruan seperti pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Persebaran Petir di Tahun 2018 Yang Tercatat *Lightning Detector* BMKG Tretes-Pasuruan (Visualisasi dengan *software ArcGIS*)

Gambar 3.1 merupakan peta persebaran petir yang terjadi selama tahun 2018 yang tercatat oleh *Lightning Detector* BMKG Tretes-Pasuruan. Tanda silang berwarna coklat adalah titik-titik sambaran petir, sedangkan area berwarna hijau tua maupun hijau muda adalah wilayah Pasuruan. Jumlah keseluruhan petir yang



tercatat oleh *Lightning Detector* BMKG Tretes-Pasuruan adalah sebanyak 25.566 sambaran. Data titik-titik dari hasil pemotongan untuk wilayah Pasuruan tersebut yang kemudian dilakukan proses *DBSCAN Clustering* pada tahap selanjutnya.

### 3.3 Variabel Penelitian

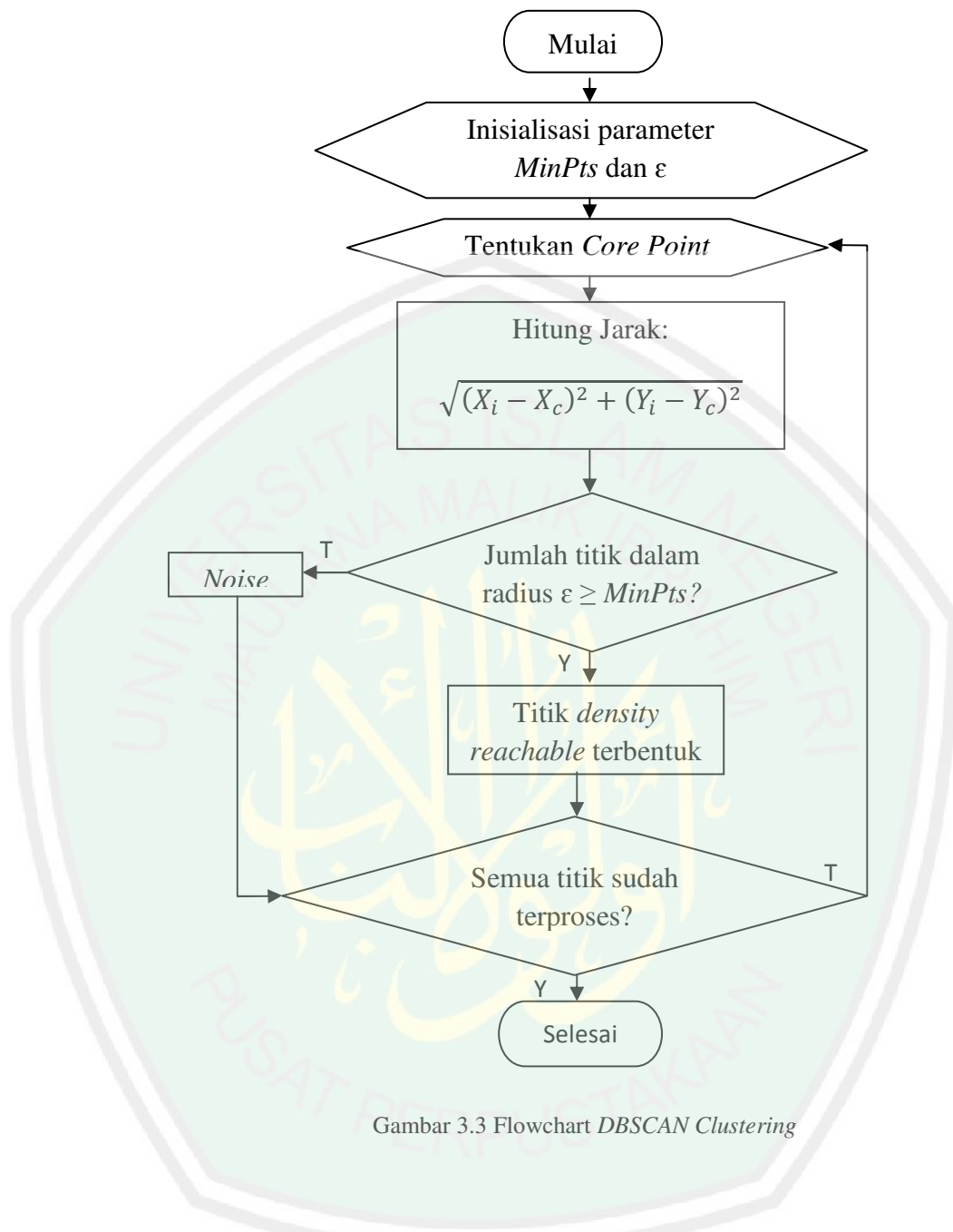
Pada penelitian ini, variabel penelitian dibagi menjadi dua, yaitu variabel bebas dan variabel terikat. Variabel bebasnya adalah nilai *Epsilon* ( $\epsilon$ ) dan *Minimum Points* (*MinPts*), sedangkan variabel terikatnya adalah jumlah *cluster* ( $n\_cluster$ ), jumlah outlier ( $n\_outlier$ ), dan nilai siluet (*Silhouette Score*) seperti pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Tabel Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan Variabel	Jenis Variabel	Definisi
$\epsilon$	<i>Epsilon</i>	Bebas	Radius yang digunakan untuk melakukan percobaan <i>DBSCAN Clustering</i>
<i>MinPts</i>	<i>Minimum Points</i>	Bebas	Titik minimum yang diperlukan dalam radius $\epsilon$
$n\_cluster$	Jumlah <i>Cluster</i>	Terikat	Jumlah <i>cluster</i> yang dibentuk berdasarkan iterasi yang dilakukan oleh <i>DBSCAN</i> berdasarkan $\epsilon$ dan <i>MinPts</i> yang ditentukan
$n\_outlier$	Jumlah <i>Outliers/Noise</i>	Terikat	Data yang tidak masuk kedalam keanggotaan <i>cluster</i> , biasanya data ini adalah data yang di luar kebiasaan
<i>Silhouette Score</i>	Nilai Siluet	Terikat	Nilai yang digunakan untuk menguji validitas model <i>clustering</i>

### 3.4 Tahapan Penelitian

1. Melakukan analisis deskriptif statistik data untuk mengetahui gambaran awal persebaran petir di wilayah Pasuruan.
2. Melakukan eksperimen *DBSCAN Clustering* dengan *Python* melalui alur pada Gambar 3.3



Gambar 3.3 Flowchart *DBSCAN Clustering*

3. Membuat peta tematik penyebaran petir di wilayah Pasuruan berdasarkan *DBSCAN Clustering* pada *software ArcGIS*
4. Melakukan analisis data dari hasil *DBSCAN Clustering*

## BAB IV

### PEMBAHASAN

#### 4.1 Deskripsi Data

Sebelum melakukan proses *mining*, dilakukan deskripsi data terlebih dahulu untuk melihat gambaran umum faktor yang mempengaruhi persebaran petir di wilayah Pasuruan.

1) Rata-rata (*Mean*)

Rata-rata untuk data *Longitude*:

$$\begin{aligned}\tilde{x} &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \\ \tilde{x} &= \frac{112,932894 + 112,9301119 + \dots + 112.895312599999}{25566} \\ &= \frac{2887141,103383988}{25566} \\ &= 112,92893309019746\end{aligned}$$

Rata-rata untuk data *Latitude*:

$$\begin{aligned}\tilde{y} &= \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} \\ \tilde{y} &= \frac{-7,9553337 + (-7,9544271) + \dots + (-7,6254729)}{25566} \\ &= \frac{-199027,5179774}{25566} \\ &= -7,784851677125871\end{aligned}$$

2) Ragam (*Variance*)

Ragam untuk data *Longitude*:

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

$$\begin{aligned} s^2 &= \frac{(112,9329-112,9289)^2+(112,9301-112,9289)^2+\dots+(112,8953-112,9289)^2}{25566-1} \\ &= \frac{221,81985797808122}{25565} \\ &= 0,00867670087925215 \end{aligned}$$

Ragam untuk data *Latitude*:

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y})^2}{n - 1}$$

$$\begin{aligned} s^2 &= \frac{(-7,9553-(-7,7848))^2+(-7,9544-(-7,7848))^2+\dots+(-7,6255-(-7,7848))^2}{25566-1} \\ &= \frac{159,49638776897564}{25565} \\ &= 0.00623885733498829 \end{aligned}$$

3) Simpangan Baku (*Standard Deviation*)

Simpangan baku untuk data *Longitude*:

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \tilde{x})^2}{n-1}} \text{ atau } s = \sqrt{s^2}$$

Karena  $s^2$  dari data *Longitude* telah diketahui melalui perhitungan sebelumnya, maka:

$$\begin{aligned} s &= \sqrt{0,00867670087925215} \\ s &= 0.09314881040170159 \end{aligned}$$

Simpangan baku untuk data *Longitude*:

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{n-1}} \text{ atau } s = \sqrt{s^2}$$

Karena  $s^2$  dari data *Latitude* telah diketahui melalui perhitungan sebelumnya, maka:

$$s = \sqrt{0.00623885733498829}$$

$$s = 0.078986437664882$$

Selain itu, hasil dari perhitungan deskriptif data tersebut juga dapat diperoleh dengan program *SPSS* seperti pada Tabel 4.1

Tabel 4.1 Deskriptif Data Petir di Pasuruan Tahun 2018

Descriptive Statistics							
	N	Range	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation	Variance
	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic
LON	25566	,50524	112,585	113,091	112,928	,0931	,009
LAT	25566	,40937	-7,955	-7,545	-7,784	,0789	,006

Pada Tabel 4.1 Didapatkan hasil pada Tahun 2018, di wilayah Pasuruan terjadi sambaran petir sejumlah 25.566 yang diwakili oleh jumlah koordinat *Longitude* dan *Latitude* dalam jangkauan *Longitude* sebesar 0,50524 derajat dan jangkauan *Latitude* sebesar 0,40937 derajat. Sedangkan setiap harinya, kurang lebih terjadi sambaran petir sebanyak 72 kali di wilayah Pasuruan (hasil dari N dibagi 356). Standard deviasi sebesar 0,0931 pada *Longitude* dan 0,0789 pada *Latitude* menunjukkan bahwa persebaran datanya sangatlah kecil, yang berarti sambaran satu dengan yang lainnya jaraknya sangat berdekatan. Dalam hal varians, data *Longitude* memiliki nilai varians sebesar 0,009 dan data *Latitude*

memiliki nilai varians sebesar 0,006. Hal ini menunjukkan bahwa keragaman data keduanya sangatlah kecil, hal ini dapat dikatakan bahwa koordinat petir satu dengan yang lainnya memiliki perbedaan yang sangat kecil.

#### 4.2 Eksperimen DBSCAN Clustering

Nilai  $\epsilon$  dan *MinPts* ditentukan dari beberapa eksperimen dengan hasil sebagai berikut:

Tabel 4.2 Eksperimen *DBSCAN Clustering*

$\epsilon$ \ <i>MinPts</i>	3		4		5		6		7	
0,005	112	202	95	381	86	648	91	880	89	1165
	-0,205		-0,183		-0,179		-0,225		-0,166	
0,0075	16	36	12	58	16	82	15	132	18	191
	-0,12		-0,086		-0,106		-0,103		-0,099	
0,01	3	5	3	7	4	7	3	18	4	28
	0,422		0,444		0,446		0,442		0,116	
0,0125	1	2	1	2	1	2	1	2	2	6
	0,253		0,253		0,253		0,253		0,395	
0,015	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
	0,184		0,184		0,184		0,184		0,184	

Tabel 4.3 Lanjutan Eksperimen *DBSCAN Clustering*

$\epsilon$ \ <i>MinPts</i>	8		9		10		11	
0,005	91	1448	92	1862	81	2329	91	2664
	-0,178		-0,201		-0,188		-0,17	
0,0075	21	286	24	371	18	529	18	653
	-0,123		-0,032		-0,04		-0,008	
0,01	5	51	6	62	4	97	5	131
	0,117		-0,02		0,128		0,118	
0,0125	2	9	2	15	2	18	3	20
	0,447		0,468		0,459		0,444	
0,015	1	1	1	1	2	1	2	2
	0,184		0,184		0,177		0,413	

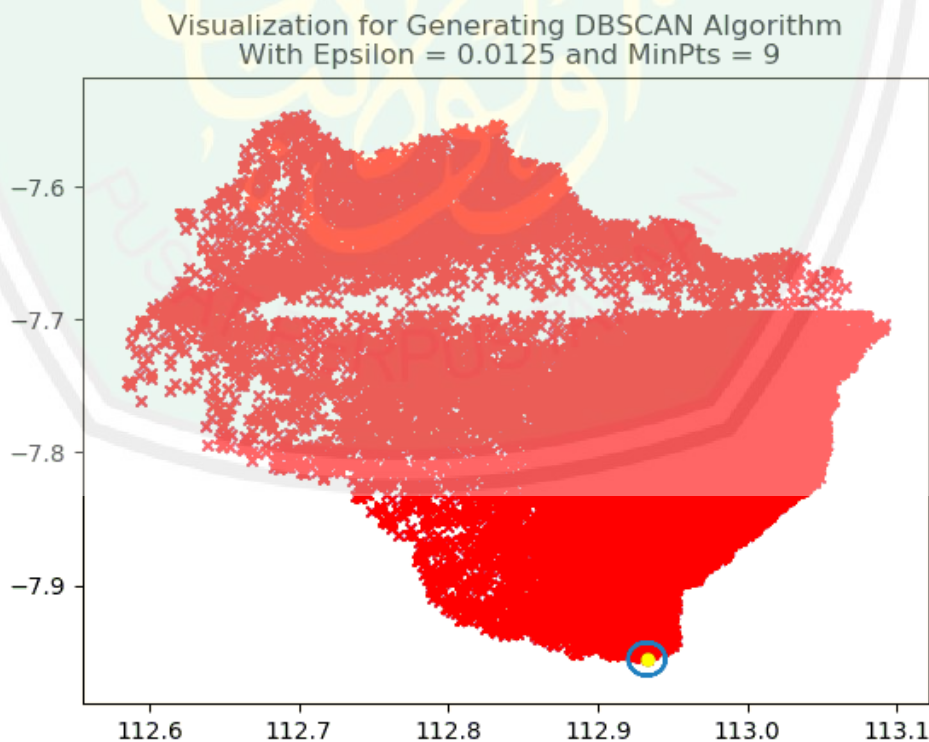
Ket:

	: $n\_cluster$
	: $n\_noise$
	: <i>Silhouette Score</i>

Tabel 4.2 dan Tabel 4.3 menunjukkan hasil dari eksperimen dengan menggunakan  $\epsilon \in \{0.005, 0.0075, 0.01, 0.0125, 0.15\}$  dan  $MinPts \in \{3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11\}$ . Dari berbagai eksperimen tersebut, kemudian dipilih *Silhouette Score* yang paling optimum, yaitu yang nilainya semakin mendekati 1. Diperoleh  $\epsilon$  yang optimum adalah 0,0125 dan  $MinPts$  yang optimum adalah 9 karena menghasilkan *Silhouette Score* sebesar 0,468.

Perhitungan dari setiap eksperimen tersebut meliputi:

1. Dengan inialisasi *core point* menggunakan data koordinat yang pertama, yaitu koordinat (112,932894 , -7,9553337).
2. Pembentukan radius  $\epsilon$  di sekitar *core point*.



Gambar 4.1 Proses Pembentukan  $\epsilon$  dari core point

Gambar 4.1 menunjukkan proses awal *DBSCAN Clustering*. Simbol lingkaran berwarna kuning adalah *core point* (112,932894, -7,955337), simbol x berwarna merah adalah seluruh data petir pada Tahun 2018 selain *core point*, dan lingkaran berwarna biru adalah  $\epsilon$ . Untuk lebih jelasnya, Gambar 4.2 adalah Gambar 4.1 ketika dilakukan *zoom in*.



Gambar 4.2 *Zoom in* Proses Pembentukan  $\epsilon$  dari *core point*

Gambar 4.2 menunjukkan proses awal *DBSCAN Clustering* yang terdapat pada gambar 4.1 ketika diperbesar. Simbol lingkaran berwarna kuning adalah *core point* (112,932894, -7,955337), simbol x berwarna merah adalah seluruh data petir pada Tahun 2018 selain *core point*, dan lingkaran berwarna biru adalah  $\epsilon$ .

3. Perhitungan jarak dari *core point* 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 *core point*,  $Y_i$  adalah koordinat *Latitude* pada data ke-i, dan  $Y_c$  adalah koordinat *Latitude* pada data yang dijadikan *core point*.

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

- 1) Jarak titik kedua pada data dengan titik *core point*:

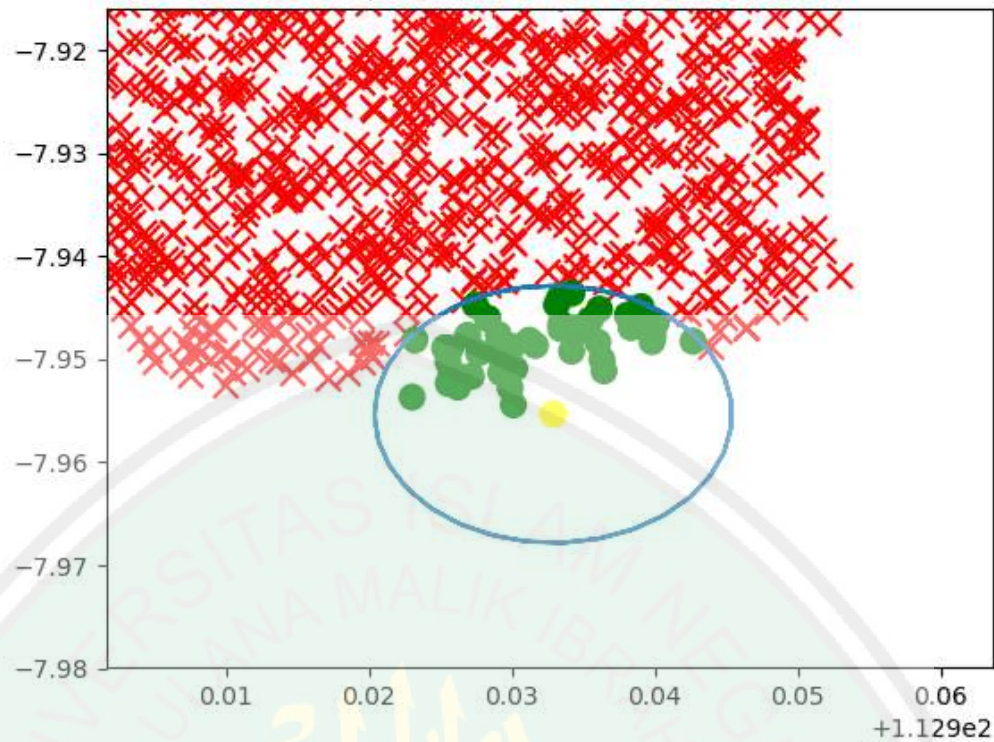
$$\begin{aligned} & \sqrt{(X_2 - X_1)^2 + (Y_2 - Y_1)^2} \\ & \sqrt{(112,9301119 - 112,932894)^2 + (-7,9544271 - (-7,9553337))^2} \\ & \sqrt{(-0,0027821)^2 + (0,0009066)^2} \\ & \sqrt{7,74008 \cdot 10^{-6} + 8,21924 \cdot 10^{-7}} = 0,00292609 \end{aligned}$$

- 2) Jarak titik ketiga pada data dengan titik *core point*:

$$\begin{aligned} & \sqrt{(X_3 - X_1)^2 + (Y_3 - Y_1)^2} \\ & \sqrt{(112,9230304 - 112,932894)^2 + (-7,9536774 - (-7,9553337))^2} \\ & \sqrt{(-0,0098636)^2 + (0,0016563)^2} \\ & \sqrt{9,72906 \cdot 10^{-5} + 2,74333 \cdot 10^{-6}} = 0,010001697 \end{aligned}$$

- 3) Penelusuran dilakukan hingga semua titik telah dihitung jaraknya dengan *core point*

4. Setelah diperoleh semua jaraknya, dipilih titik-titik yang *density reachable* atau yang jarak dari titik tersebut menuju *core point*  $\leq \epsilon$  seperti pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Penentuan Titik-titik *Density Reachable*

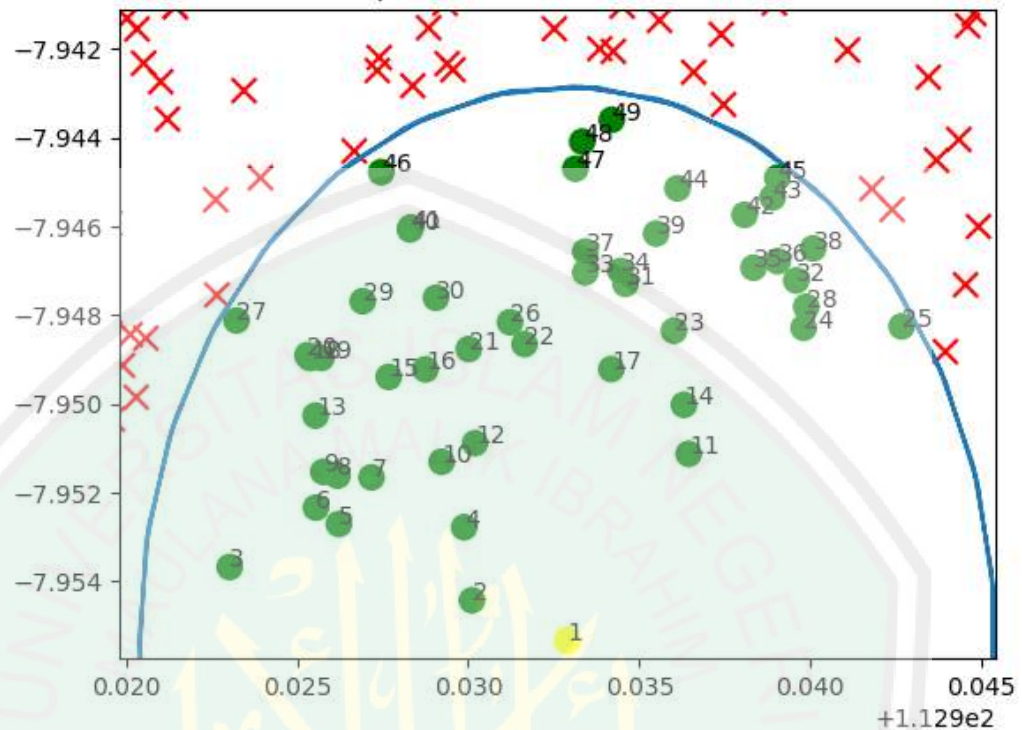
Dari perhitungan menggunakan *Euclidean Distance* pada tahap sebelumnya, diperoleh titik-titik yang *density reachable* terhadap *core point* (112,932894 , -7,955337) seperti pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Titik-Titik *Density Reachable* dengan *core point*  
(112,932894 , -7,95533)

No	LON	LAT	jarak $\leq \epsilon$ (0,0125)
1	112,932894	-7,955337	0
2	112,9301119	-7,9544271	0,00292609
3	112,923	-7,95368	0,010001697
4	112,9299	-7,95278	0,003949052
5	112,9262	-7,95271	0,00717105
6	112,9256	-7,95234	0,007928566
7	112,9272	-7,95166	0,006798639
8	112,9262	-7,95162	0,00767431
9	112,9258	-7,95153	0,008078347
10	112,9292	-7,9513	0,005451223
11	112,9364	-7,95112	0,005503862

No	LON	LAT	jarak $\leq \epsilon$ (0,0125)
12	112,9302	-7,95088	0,00520213
13	112,9255	-7,95026	0,008933037
14	112,9363	-7,95002	0,006312891
15	112,9277	-7,94939	0,007908696
16	112,9288	-7,94922	0,00738566
17	112,9342	-7,94921	0,006253031
18	112,9254	-7,94896	0,009850018
19	112,9257	-7,94896	0,009600528
20	112,9253	-7,9489	0,009949493
21	112,93	-7,94876	0,007172624
22	112,9316	-7,94865	0,006798842
23	112,936	-7,94835	0,007650361
24	112,9398	-7,94828	0,009866807
25	112,9427	-7,94825	0,012066288
26	112,9312	-7,94816	0,007369219
27	112,9232	-7,94812	0,012060425
28	112,9399	-7,94781	0,010265145
29	112,9269	-7,94768	0,009707719
30	112,9291	-7,94761	0,008627412
31	112,9346	-7,94729	0,008220089
32	112,9396	-7,94722	0,010518086
33	112,9334	-7,94703	0,008319408
34	112,9345	-7,947	0,008478134
35	112,9383	-7,94693	0,010013988
36	112,939	-7,94678	0,010532327
37	112,9334	-7,94656	0,008787301
38	112,9401	-7,94649	0,01138923
39	112,9355	-7,94616	0,009535135
40	112,9283	-7,94607	0,010344515
41	112,9283	-7,94602	0,010375412
42	112,9381	-7,94574	0,010905302
43	112,9389	-7,94534	0,011653055
44	112,9361	-7,94514	0,010693044
45	112,939	-7,9449	0,012100091
46	112,9275	-7,94477	0,011876808
47	112,9331	-7,9447	0,010640889
48	112,9333	-7,94408	0,011258235
49	112,9342	-7,94359	0,011814285

Untuk mempermudah dalam menggambarkan titik-titik *density reachable* tersebut, ditampilkan dalam Gambar 4.4.



Gambar 4.4 Titik-Titik *Density Reachable* Dengan *Core Point*  
(112,932894 , -7,95533)

5. Setelah diperoleh titik-titik yang *density reachable* terhadap *core point* pertama, dilakukan tahap 2 hingga 4 untuk *core point* selanjutnya. Penentuan *core point* yang selanjutnya dipilih dari titik-titik yang *density reachable* terhadap *core point* pertama.

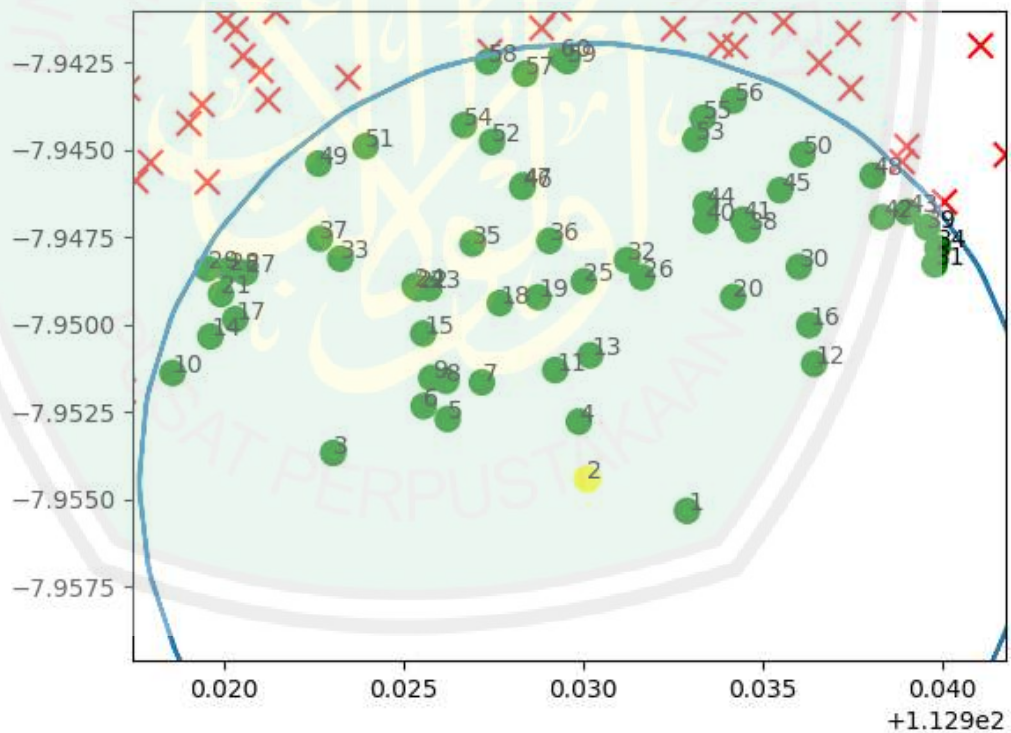
Tabel 4.5 Titik-Titik *Density Reachable* Dengan *Core Point* kedua  
(112,9301119 , -7,9544271)

No	LON	LAT	jarak $\leq \epsilon$ (0,0125)
1	112,9329	-7,95533	0,00292609
2	112,9301	-7,95443	0
3	112,923	-7,95368	0,007121074
4	112,9299	-7,95278	0,001662839
5	112,9262	-7,95271	0,004253842

No	LON	LAT	jarak $\leq \epsilon$ (0,0125)
6	112,9256	-7,95234	0,005014629
7	112,9272	-7,95166	0,004037391
8	112,9262	-7,95162	0,004833311
9	112,9258	-7,95153	0,005221948
10	112,9186	-7,95139	0,011951118
11	112,9292	-7,9513	0,003246848
12	112,9364	-7,95112	0,007138373
13	112,9302	-7,95088	0,003543966
14	112,9196	-7,95034	0,011268661
15	112,9255	-7,95026	0,006184517
16	112,9363	-7,95002	0,007599001
17	112,9203	-7,94985	0,010826436
18	112,9277	-7,94939	0,00559506
19	112,9288	-7,94922	0,00538225
20	112,9342	-7,94921	0,006612422
21	112,9199	-7,94913	0,011501255
22	112,9254	-7,94896	0,007226877
23	112,9257	-7,94896	0,007015472
24	112,9253	-7,9489	0,007325189
25	112,93	-7,94876	0,00566517
26	112,9316	-7,94865	0,005976907
27	112,9206	-7,94851	0,011213639
28	112,9201	-7,94843	0,01164328
29	112,9195	-7,9484	0,012179981
30	112,936	-7,94835	0,008472283
31	112,9398	-7,94828	0,01146923
32	112,9312	-7,94816	0,006367536
33	112,9232	-7,94812	0,009336119
34	112,9399	-7,94781	0,011795556
35	112,9269	-7,94768	0,007461949
36	112,9291	-7,94761	0,006902037
37	112,9227	-7,94754	0,010146591
38	112,9346	-7,94729	0,008426622
39	112,9396	-7,94722	0,011903314
40	112,9334	-7,94703	0,008102619
41	112,9345	-7,947	0,008601995
42	112,9383	-7,94693	0,011130299
43	112,939	-7,94678	0,011755387
44	112,9334	-7,94656	0,008533141
45	112,9355	-7,94616	0,00986348
46	112,9283	-7,94607	0,008555878
47	112,9283	-7,94602	0,008595659

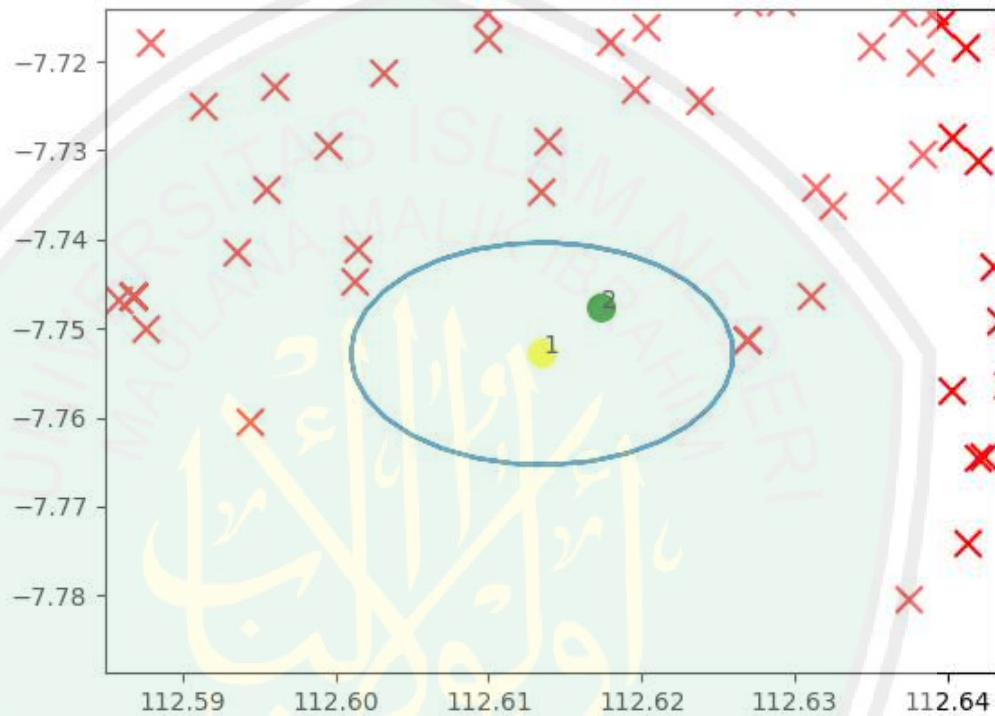
No	LON	LAT	jarak $\leq \epsilon$ (0,0125)
48	112,9381	-7,94574	0,011785443
49	112,9226	-7,9454	0,011731673
50	112,9361	-7,94514	0,011060263
51	112,9239	-7,9449	0,011355772
52	112,9275	-7,94477	0,01001121
53	112,9331	-7,9447	0,010188575
54	112,9267	-7,9443	0,010698092
55	112,9333	-7,94408	0,010832853
56	112,9342	-7,94359	0,011579668
57	112,9284	-7,94283	0,011729798
58	112,9273	-7,94248	0,01226259
59	112,9296	-7,94246	0,011975804
60	112,9294	-7,94233	0,012122294

Untuk mempermudah dalam menggambarkan titik-titik *density reachable* tersebut, ditampilkan dalam Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Titik-Titik *Density Reachable* Dengan *Core Point* kedua

6. Setelah semua titik *density reachable* sudah terproses, maka akan terlihat *noise* dari data tersebut. *Noise* dalam kasus ini adalah koordinat petir yang tidak biasa daripada titik yang lain, artinya titik *noise* ini berada jauh di luar jangkauan  $\varepsilon$ . Untuk lebih jelasnya, tampilan berikut menunjukkan keberadaan *noise* untuk  $\varepsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 9$ .



Gambar 4.6 Kasus *Noise* pada data petir Tahun 2018

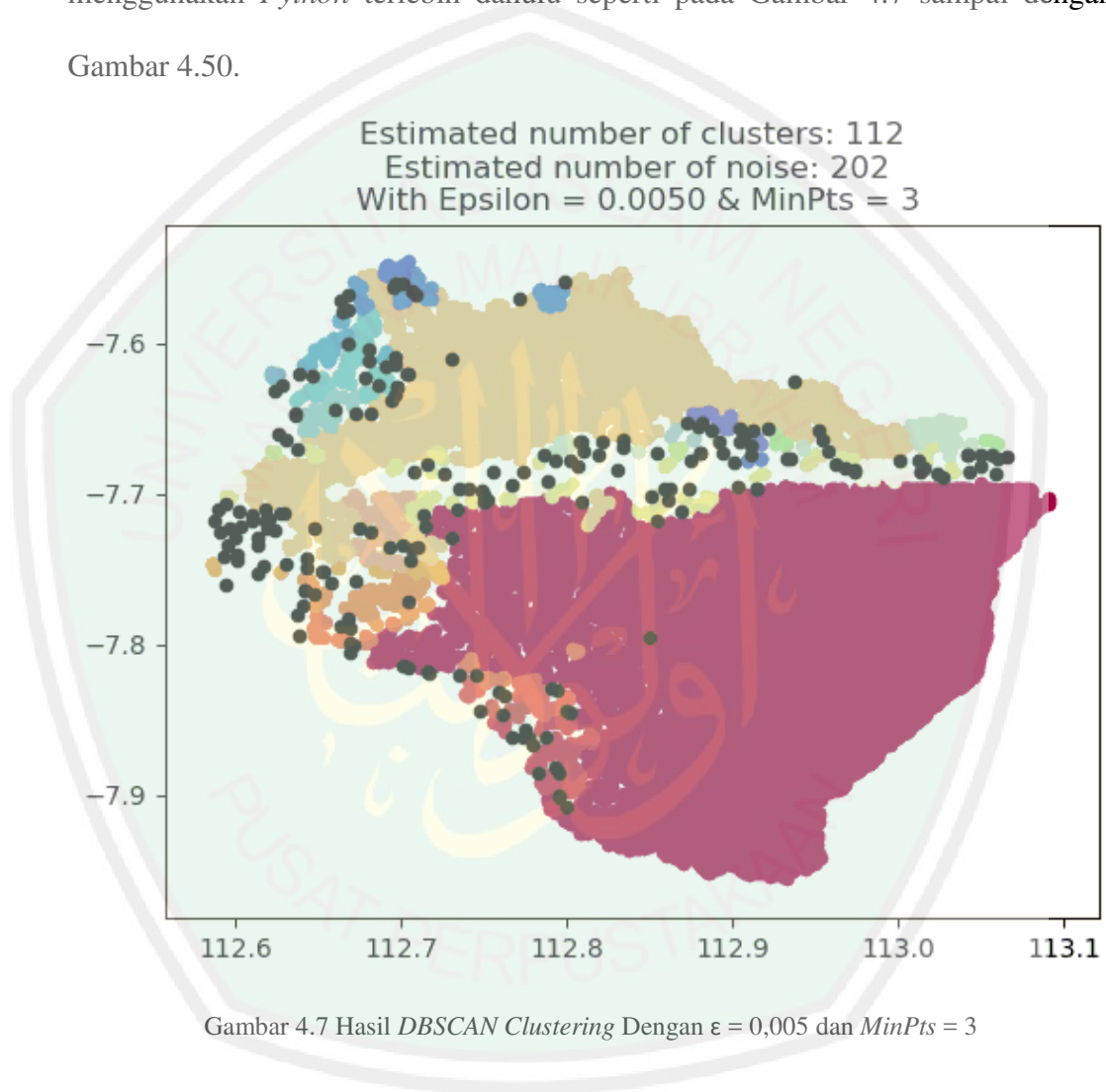
Gambar 4.6 menunjukkan bahwa koordinat (112,613506599, -7,7528344) adalah *noise* karena jumlah titik yang *density reachable* dari titik tersebut tidak memenuhi  $MinPts$ .

7. Setelah semua titik telah terproses, maka akan terlihat *cluster* yang terbentuk beserta *noise* nya. Keanggotaan *cluster* terbentuk dari titik-titik yang *density reachable*, sedangkan *noise* terbentuk dari titik-titik yang bukan termasuk *density reachable*.

### 4.3 Hasil dan Visualisasi Data

#### 4.3.1 Python

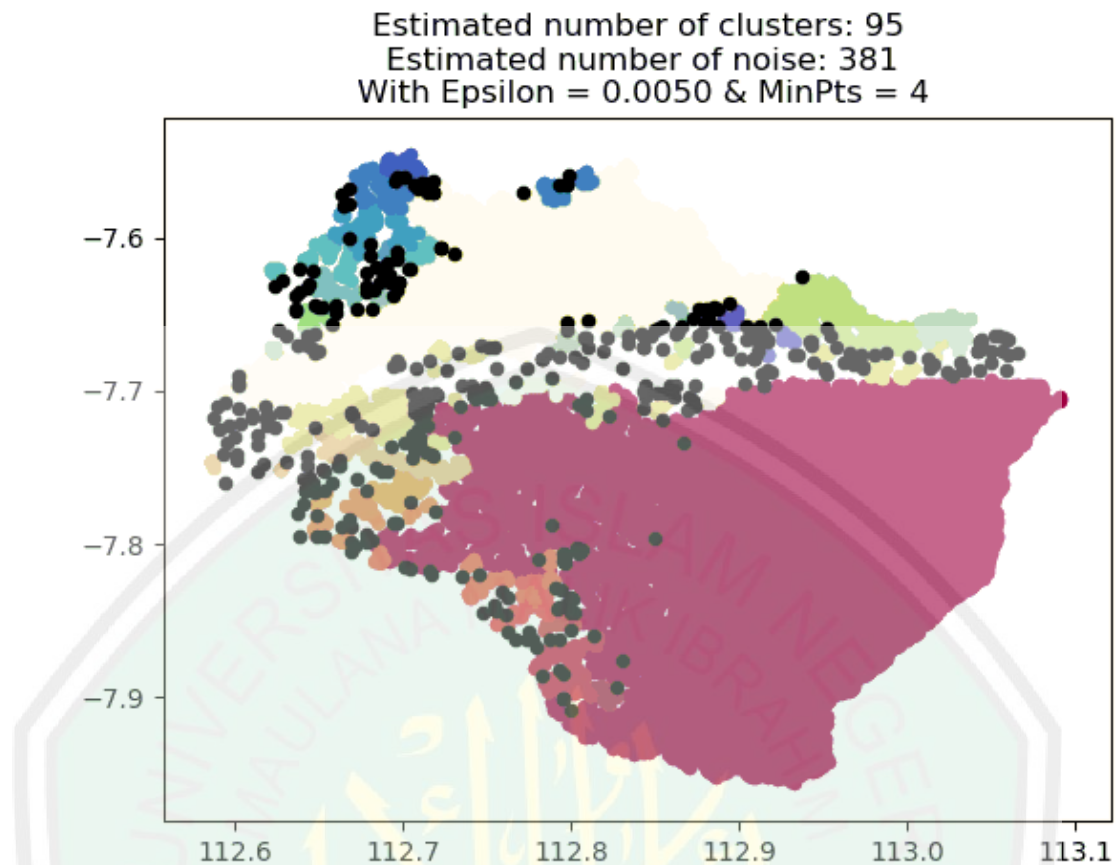
Setelah semua data sudah membentuk *cluster* dan menemukan *noise*, maka langkah terakhir adalah melakukan visualisasi data hasil *DBSCAN Clustering* menggunakan *Python* terlebih dahulu seperti pada Gambar 4.7 sampai dengan Gambar 4.50.



Gambar 4.7 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 3$

Tabel 4.6 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 3$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	<i>Silhouette Score</i>
0,005	3	112	202	-0,205

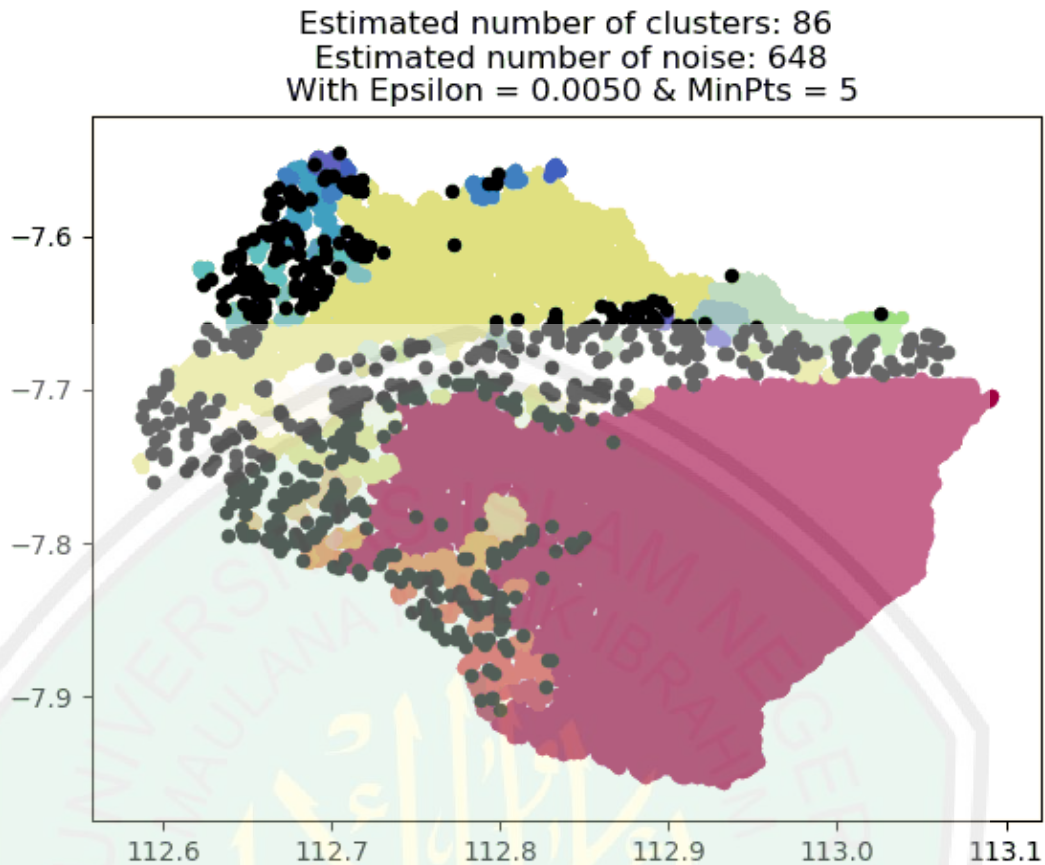


Gambar 4.8 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 4$

Tabel 4.7 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 4$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	$Silhouette\ Score$
0,005	4	95	381	-0,183

Gambar 4.8 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 4$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 95 *cluster*, 381 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,183.

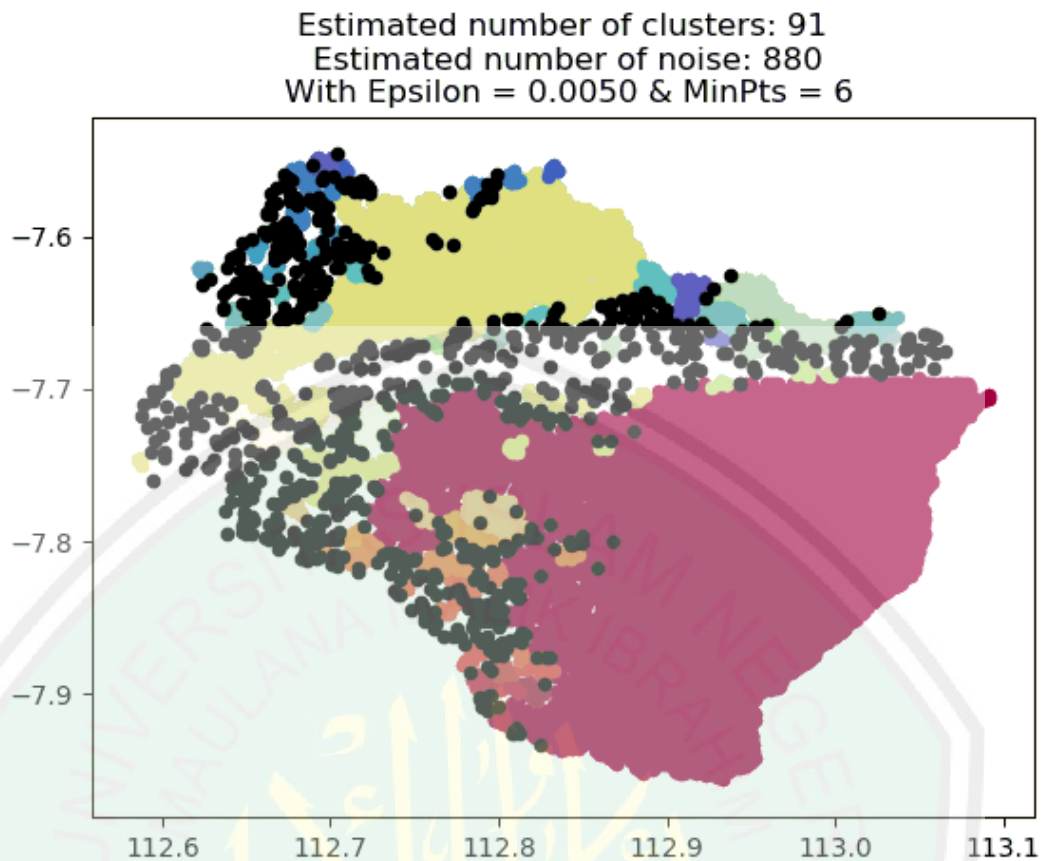


Gambar 4.9 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 5$

Tabel 4.8 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 5$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	$Silhouette\ Score$
0,005	5	86	648	-0,179

Gambar 4.9 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 5$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 86 *cluster*, 648 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,179.

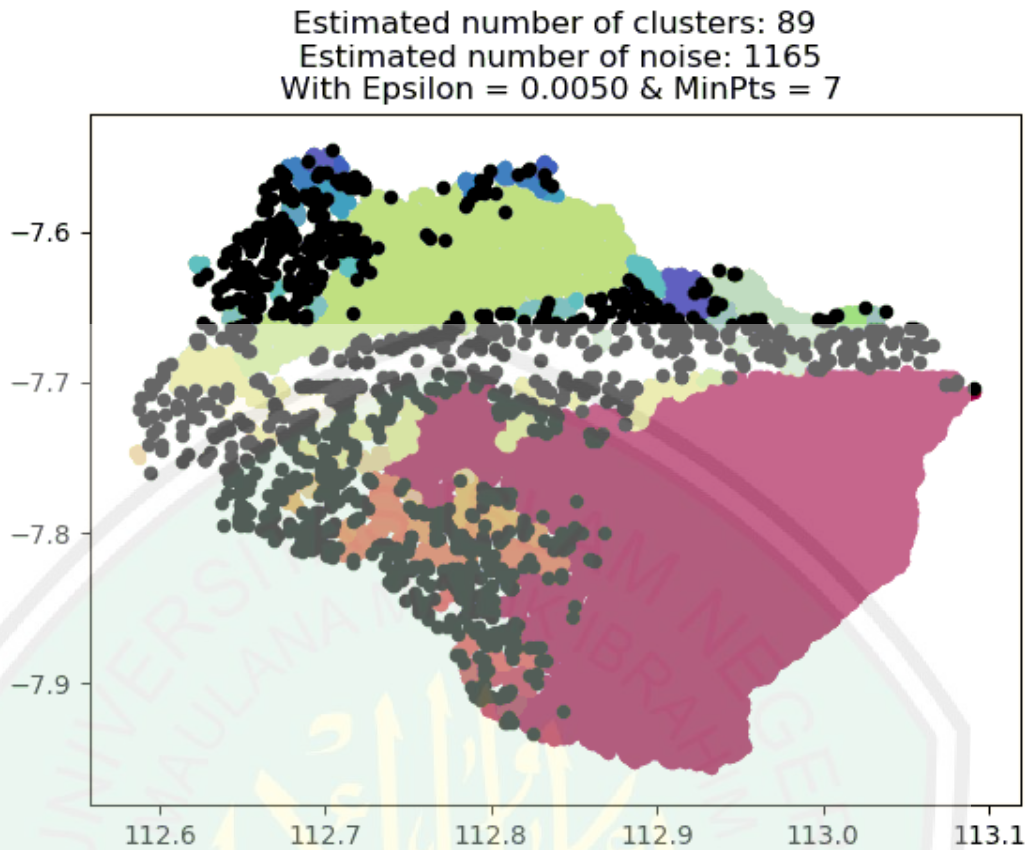


Gambar 4.10 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 6$

Tabel 4.9 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 6$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	<i>Silhouette Score</i>
0,005	6	91	880	-0,225

Gambar 4.10 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 6$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 91 *cluster*, 880 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,225.



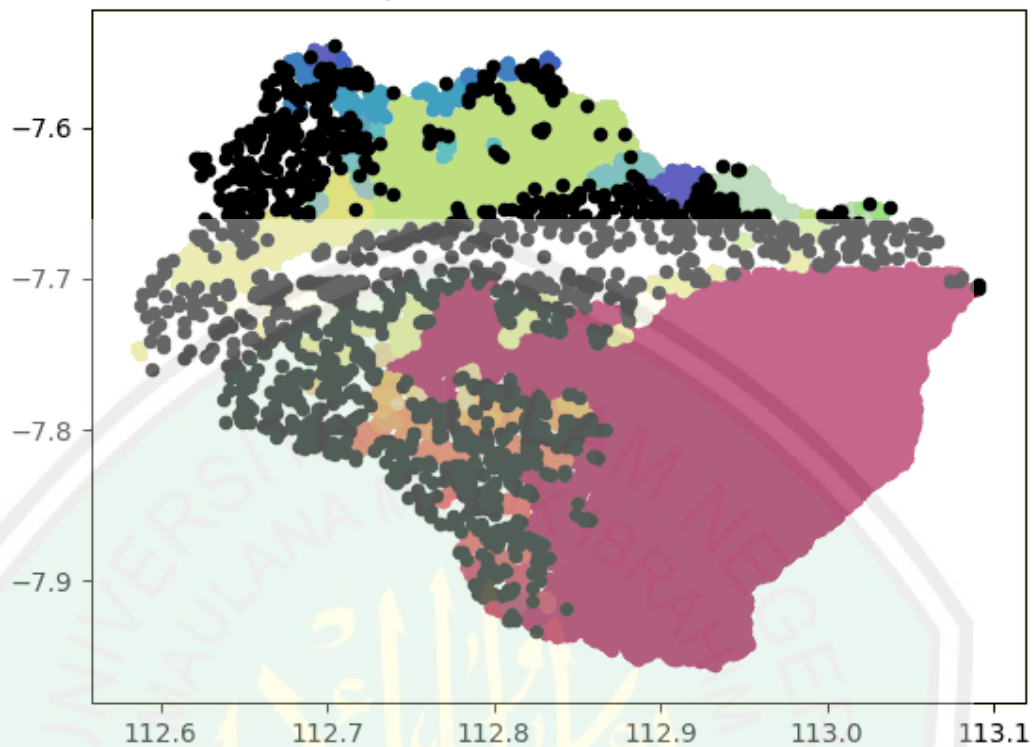
Gambar 4.11 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 7$

Tabel 4.10 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 7$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	$Silhouette\ Score$
0,005	7	89	1165	-0,166

Gambar 4.11 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 7$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 89 *cluster*, 1165 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,166.

Estimated number of clusters: 91  
 Estimated number of noise: 1488  
 With Epsilon = 0.0050 & MinPts = 8

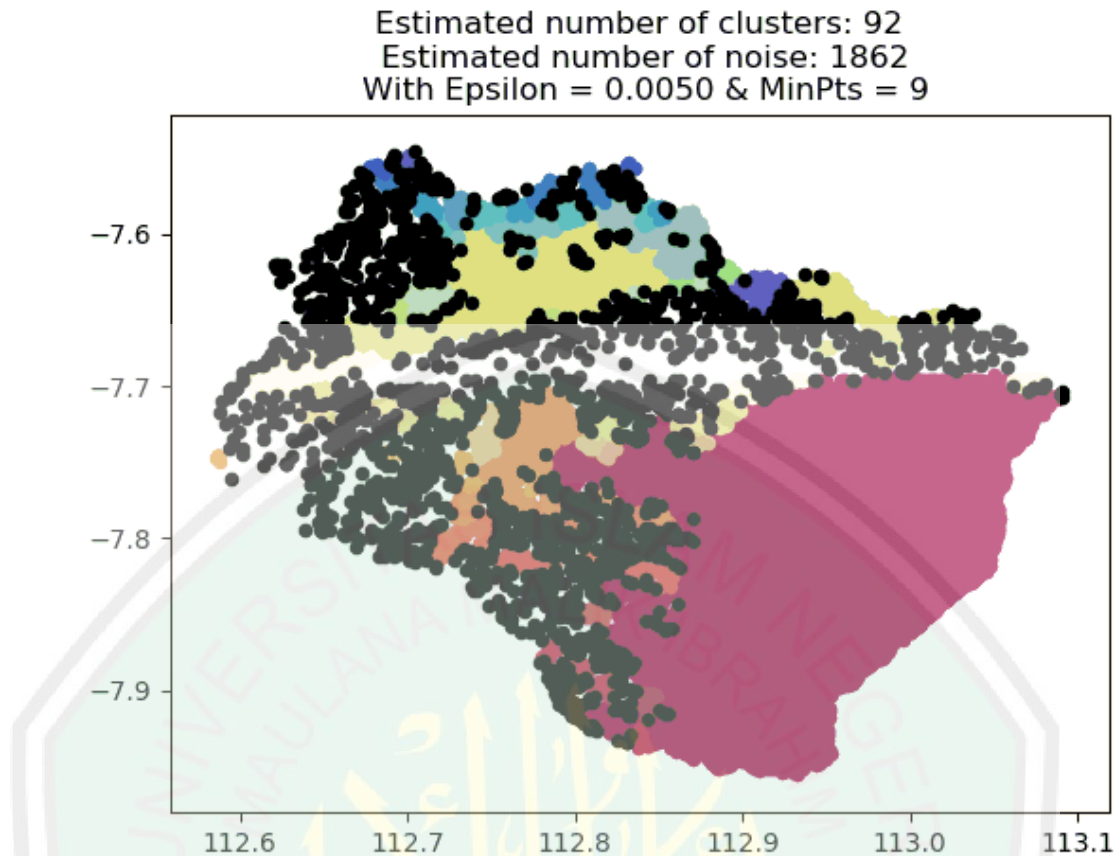


Gambar 4.12 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan *MinPts* = 8

Tabel 4.11 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan *MinPts* = 8

$\epsilon$	<i>MinPts</i>	Hasil		
		<i>n_cluster</i>	<i>n_noise</i>	<i>Silhouette Score</i>
0,005	8	91	1448	-0,178

Gambar 4.12 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,005$  dan *MinPts* = 8. Dari eksperimen tersebut dihasilkan 91 *cluster*, 1448 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,178.

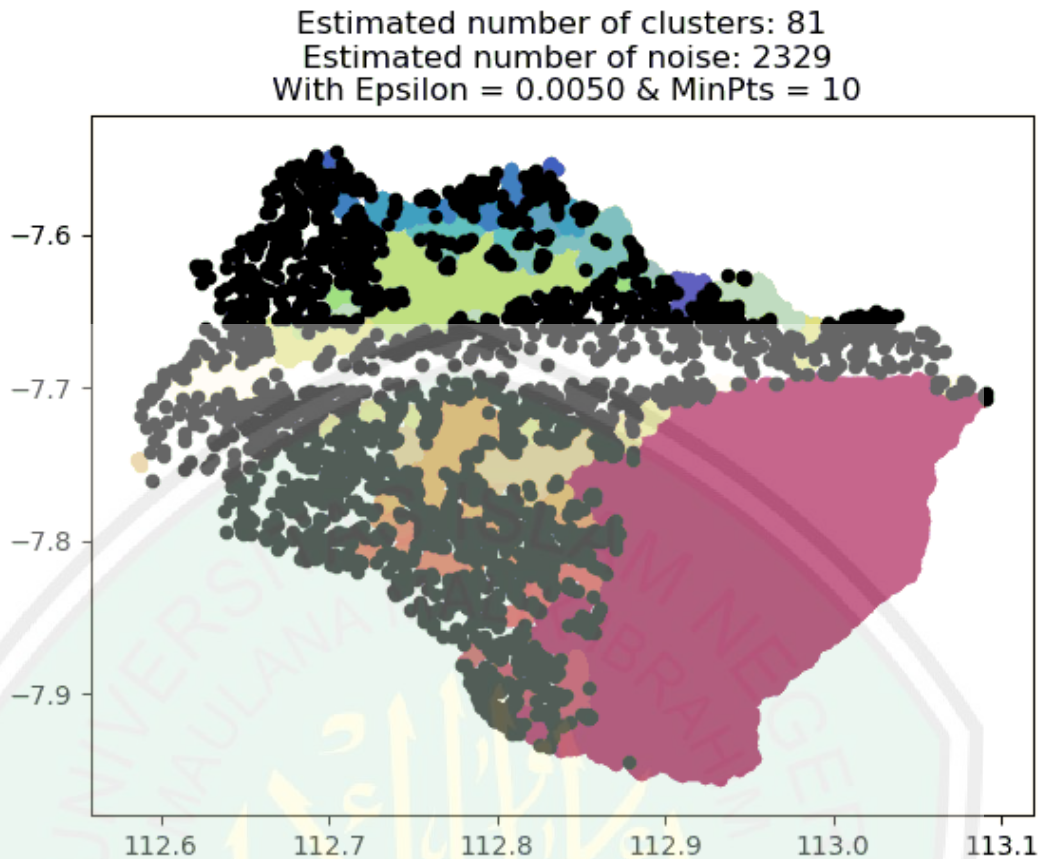


Gambar 4.13 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan *MinPts* = 9

Tabel 4.12 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan *MinPts* = 9

$\epsilon$	<i>MinPts</i>	Hasil		
		<i>n_cluster</i>	<i>n_noise</i>	<i>Silhouette Score</i>
0,005	9	92	1862	-0,201

Gambar 4.13 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,005$  dan *MinPts* = 9. Dari eksperimen tersebut dihasilkan 92 *cluster*, 1862 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,201.

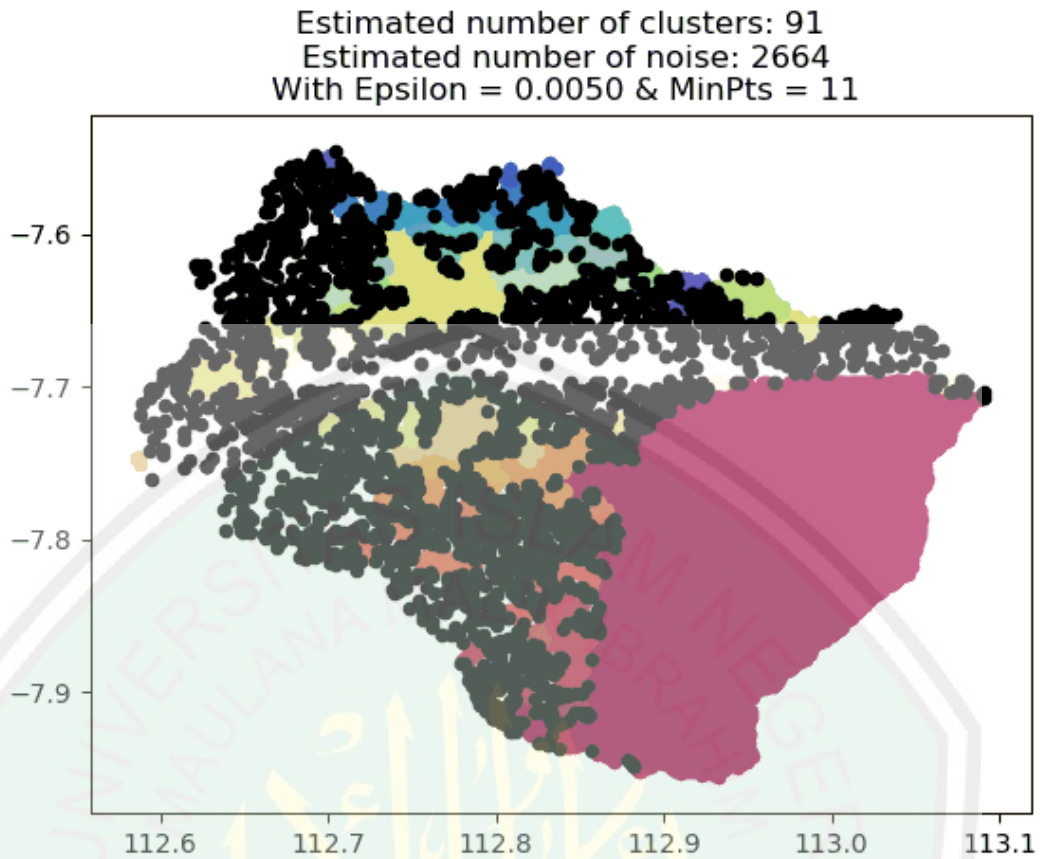


Gambar 4.14 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 10$

Tabel 4.13 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 10$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	<i>Silhouette Score</i>
0,005	10	81	2329	-0,188

Gambar 4.14 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 10$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 81 *cluster*, 2329 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,188.

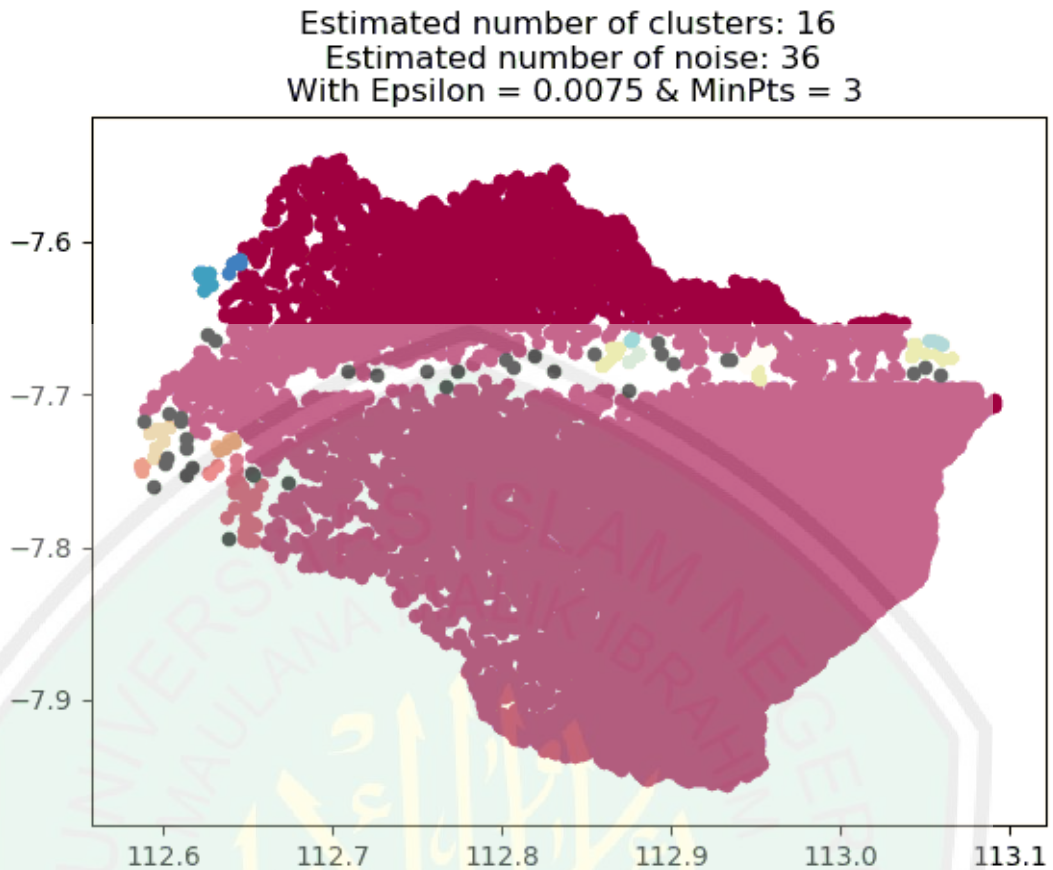


Gambar 4.15 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 11$

Tabel 4.14 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 11$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	<i>Silhouette Score</i>
0,005	11	91	2664	-0,17

Gambar 4.15 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,005$  dan  $MinPts = 11$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 91 *cluster*, 2664 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,17.

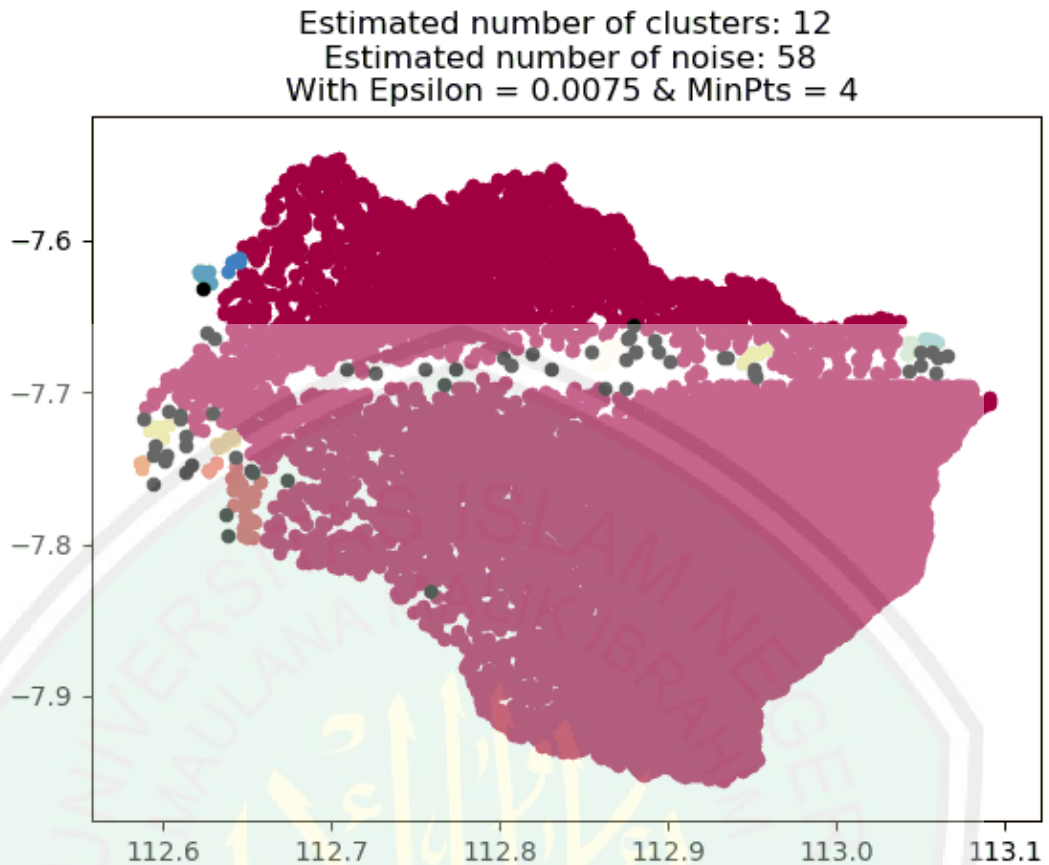


Gambar 4.16 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 3$

Tabel 4.15 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 3$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	$Silhouette\ Score$
0,0075	3	16	36	-0,12

Gambar 4.16 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 3$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 16 *cluster*, 36 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,12.

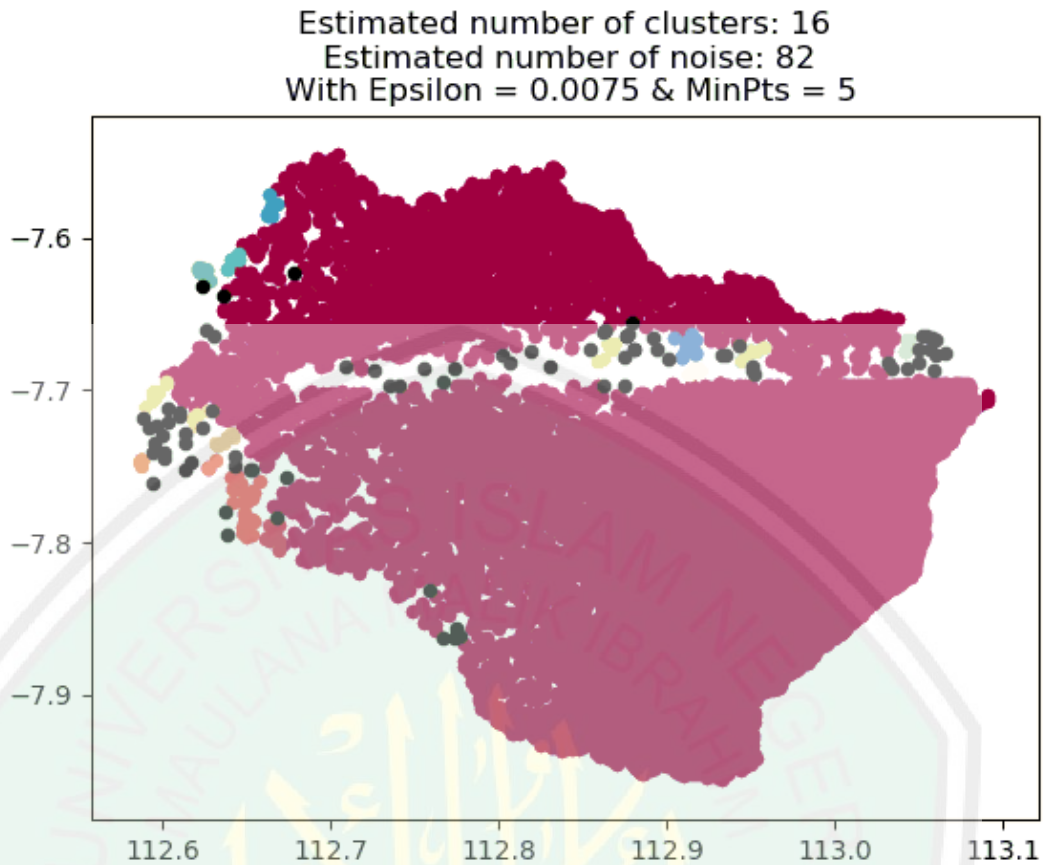


Gambar 4.17 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 4$

Tabel 4.16 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 4$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	$Silhouette\ Score$
0,0075	4	12	58	-0,086

Gambar 4.17 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 4$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 12 *cluster*, 58 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,086.

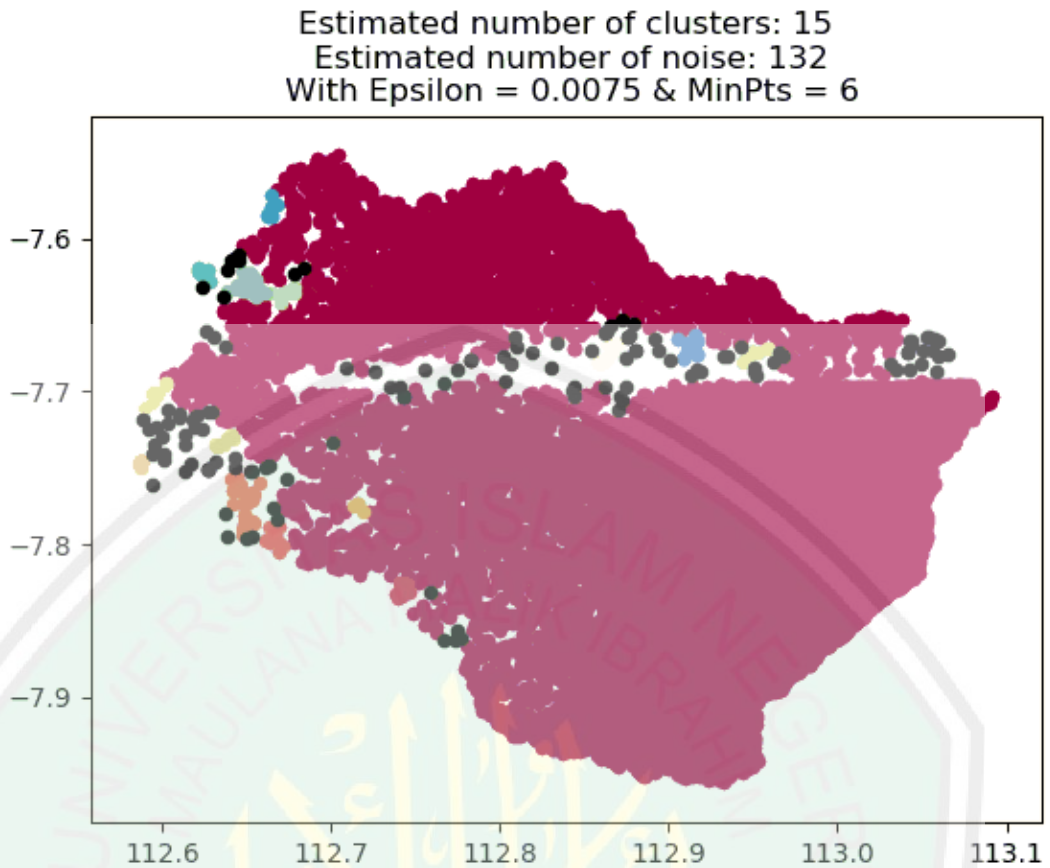


Gambar 4.18 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 5$

Tabel 4.17 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 5$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	<i>Silhouette Score</i>
0,0075	5	16	82	-0,106

Gambar 4.18 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 5$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 16 *cluster*, 82 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,106.

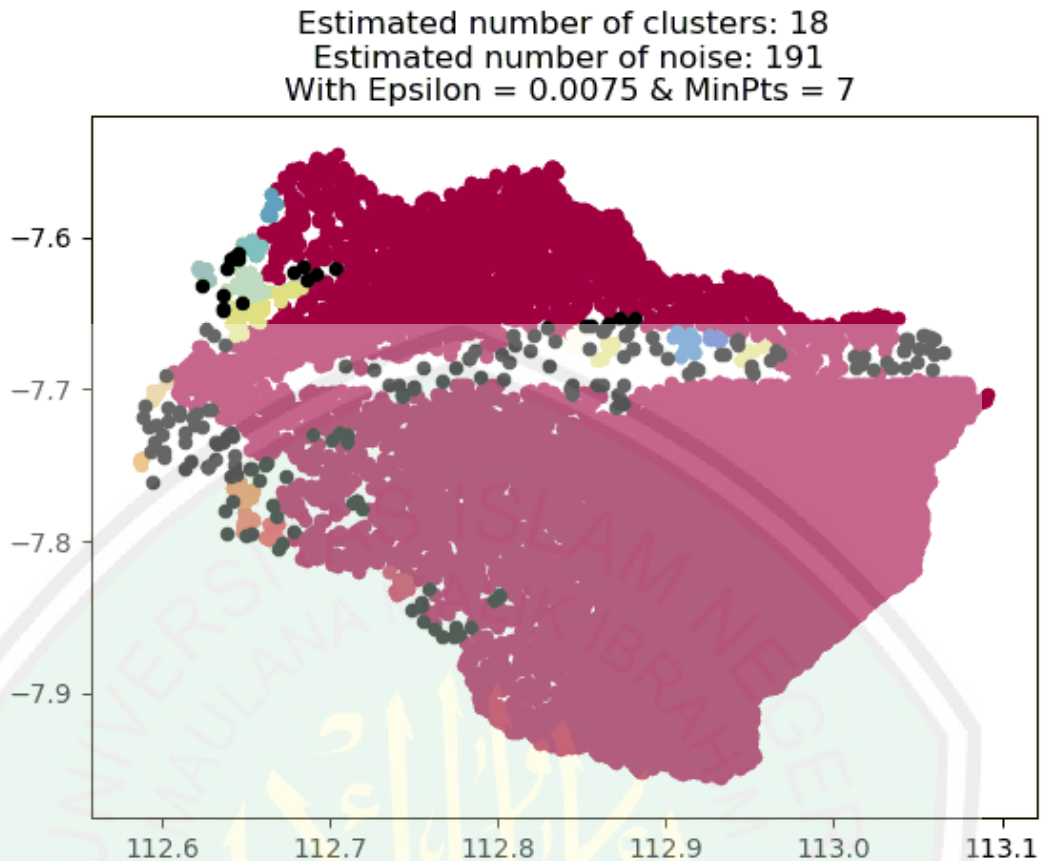


Gambar 4.19 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 6$

Tabel 4.18 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 6$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	<i>Silhouette Score</i>
0,0075	6	15	132	-0,103

Gambar 4.19 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 6$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 15 *cluster*, 132 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,103.



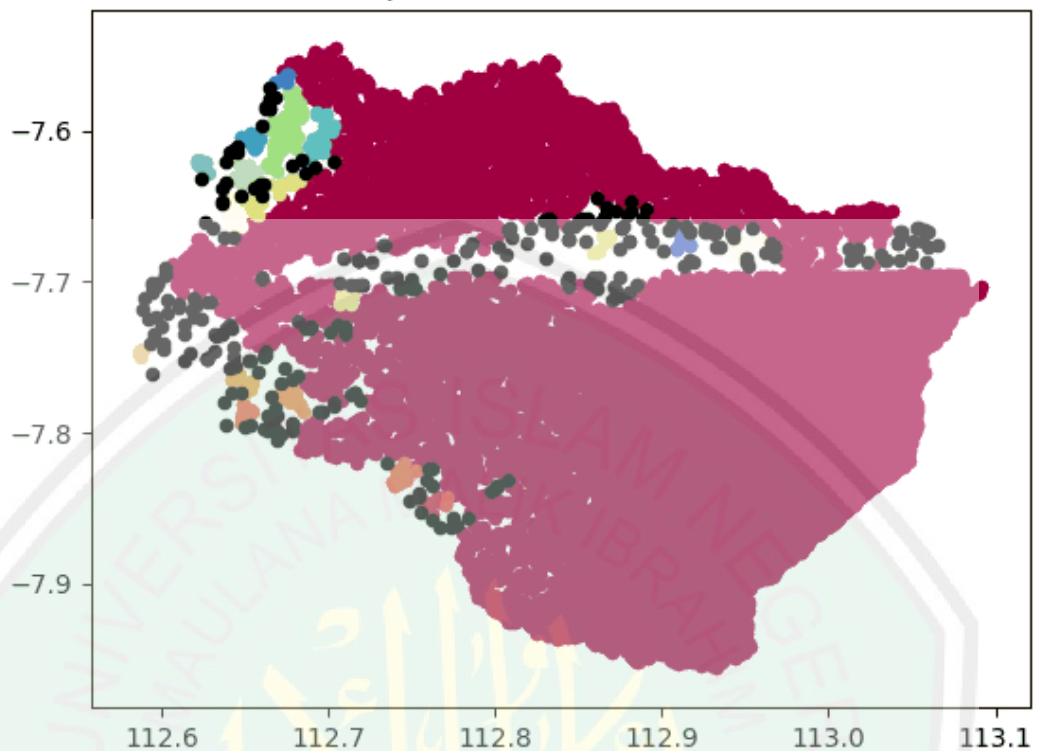
Gambar 4.20 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 7$

Tabel 4.19 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 7$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	<i>Silhouette Score</i>
0,0075	7	18	191	-0,099

Gambar 4.20 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 7$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 18 *cluster*, 191 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,099.

Estimated number of clusters: 21  
 Estimated number of noise: 286  
 With Epsilon = 0.0075 & MinPts = 8

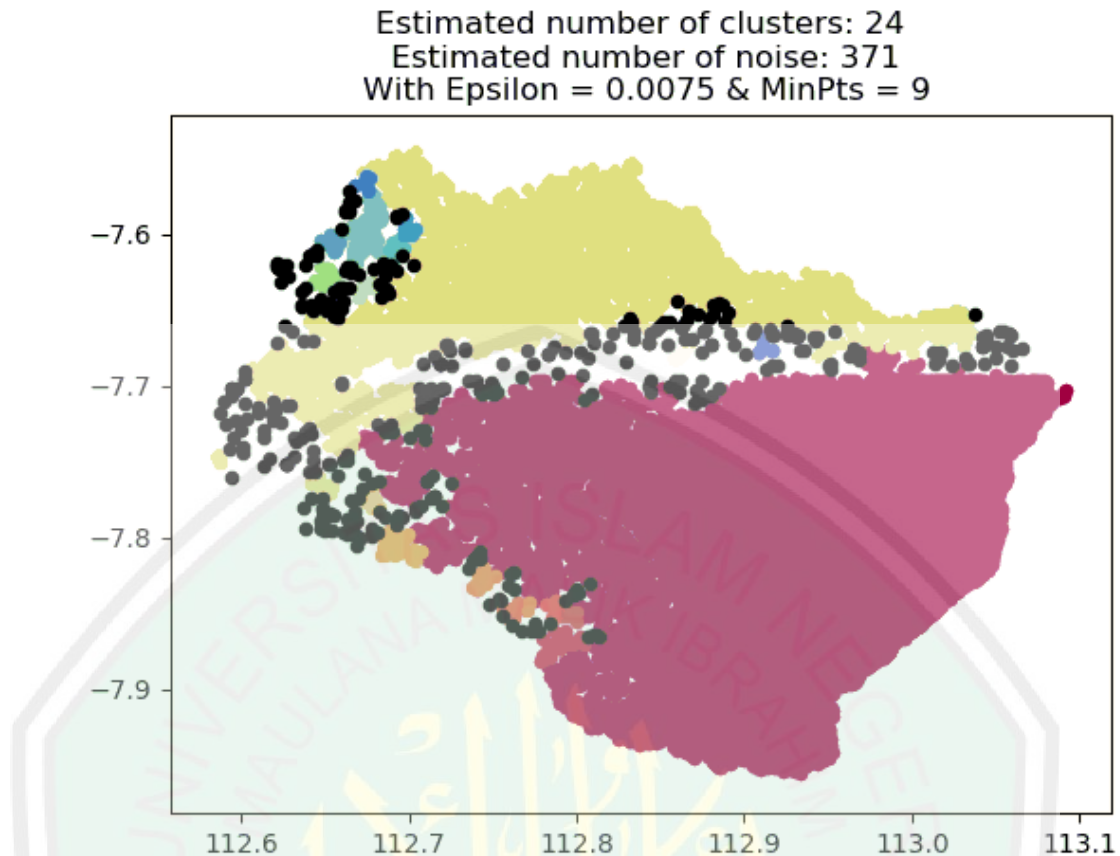


Gambar 4.21 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 8$

Tabel 4.20 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 8$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	<i>Silhouette Score</i>
0,0075	8	21	286	-0,123

Gambar 4.21 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 8$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 21 *cluster*, 286 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,123.

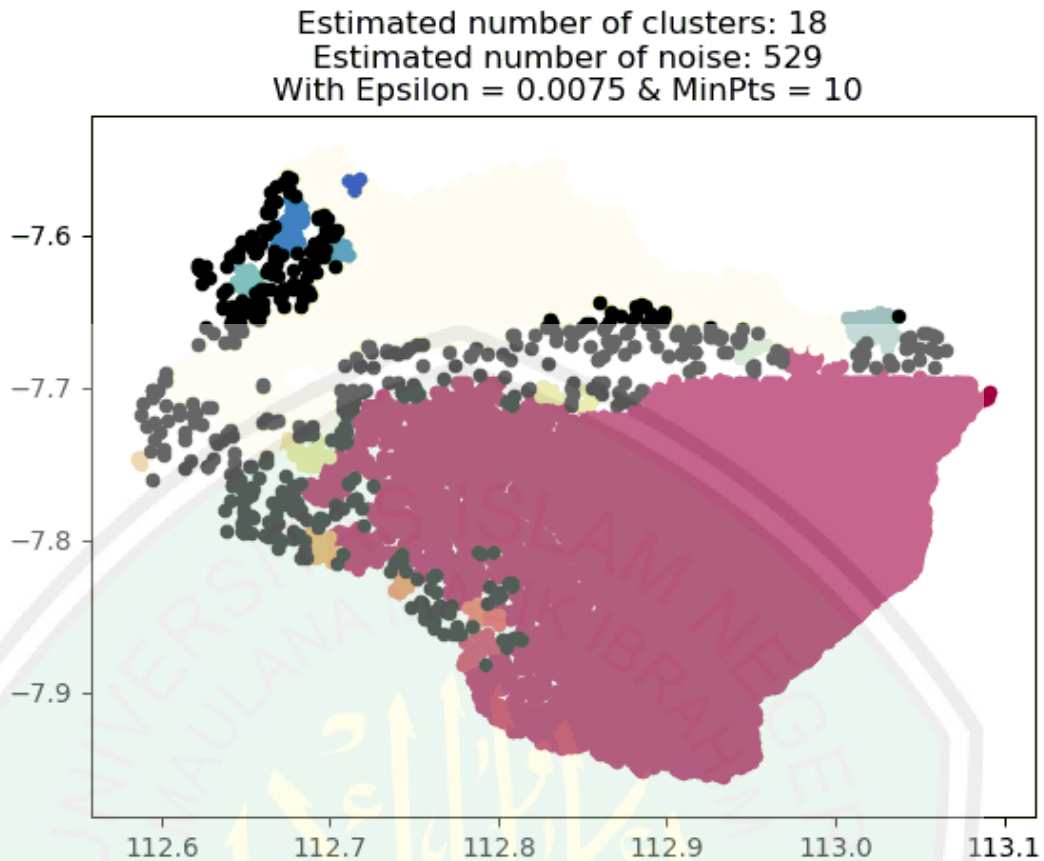


Gambar 4.22 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 9$

Tabel 4.21 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 9$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	$Silhouette\ Score$
0,0075	9	24	371	-0,032

Gambar 4.22 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 9$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 24 *cluster*, 371 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,032.

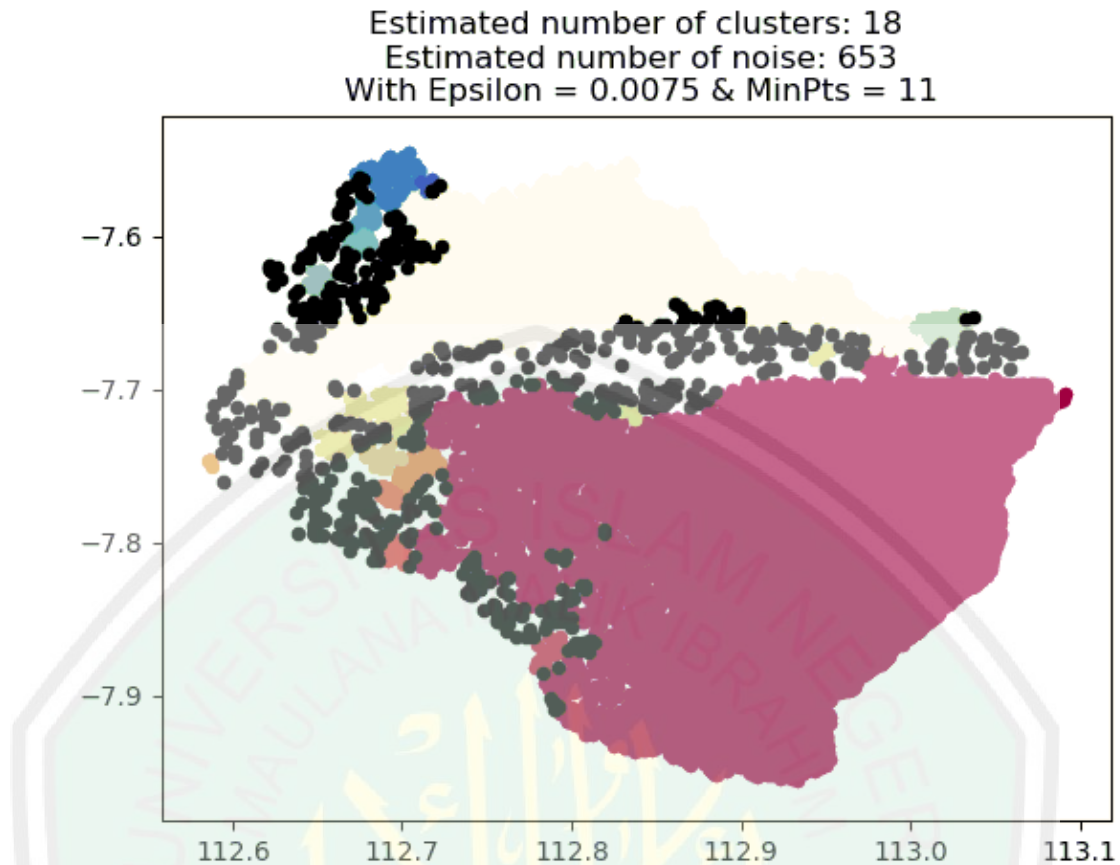


Gambar 4.23 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 10$

Tabel 4.22 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 10$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	<i>Silhouette Score</i>
0,0075	10	18	529	-0,04

Gambar 4.23 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 10$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 18 *cluster*, 529 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,04.

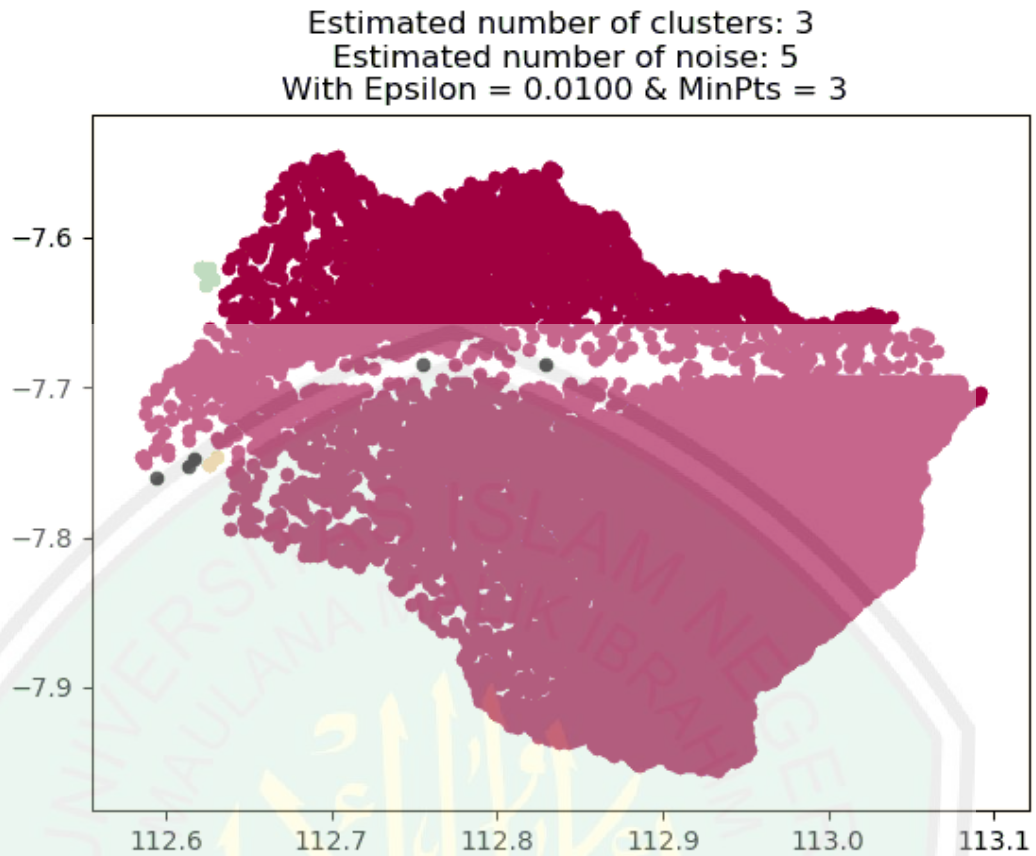


Gambar 4.24 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 11$

Tabel 4.23 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 11$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	$Silhouette\ Score$
0,0075	11	18	653	-0,008

Gambar 4.24 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0075$  dan  $MinPts = 11$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 18 *cluster*, 653 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,008.

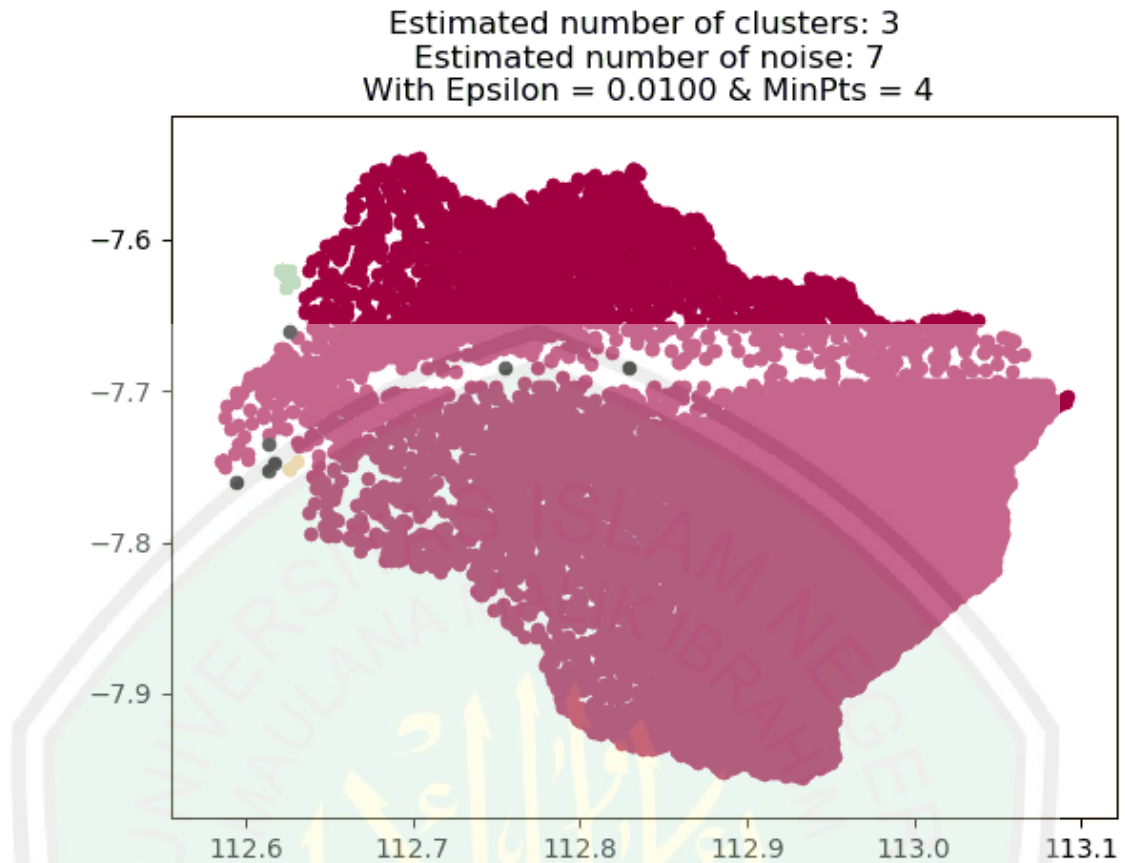


Gambar 4.25 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan *MinPts* = 3

Tabel 4.24 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan *MinPts* = 3

$\epsilon$	<i>MinPts</i>	Hasil		
		<i>n_cluster</i>	<i>n_noise</i>	<i>Silhouette Score</i>
0,01	3	3	5	0,422

Gambar 4.25 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,01$  dan *MinPts* = 3. Dari eksperimen tersebut dihasilkan 3 *cluster*, 5 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,422.

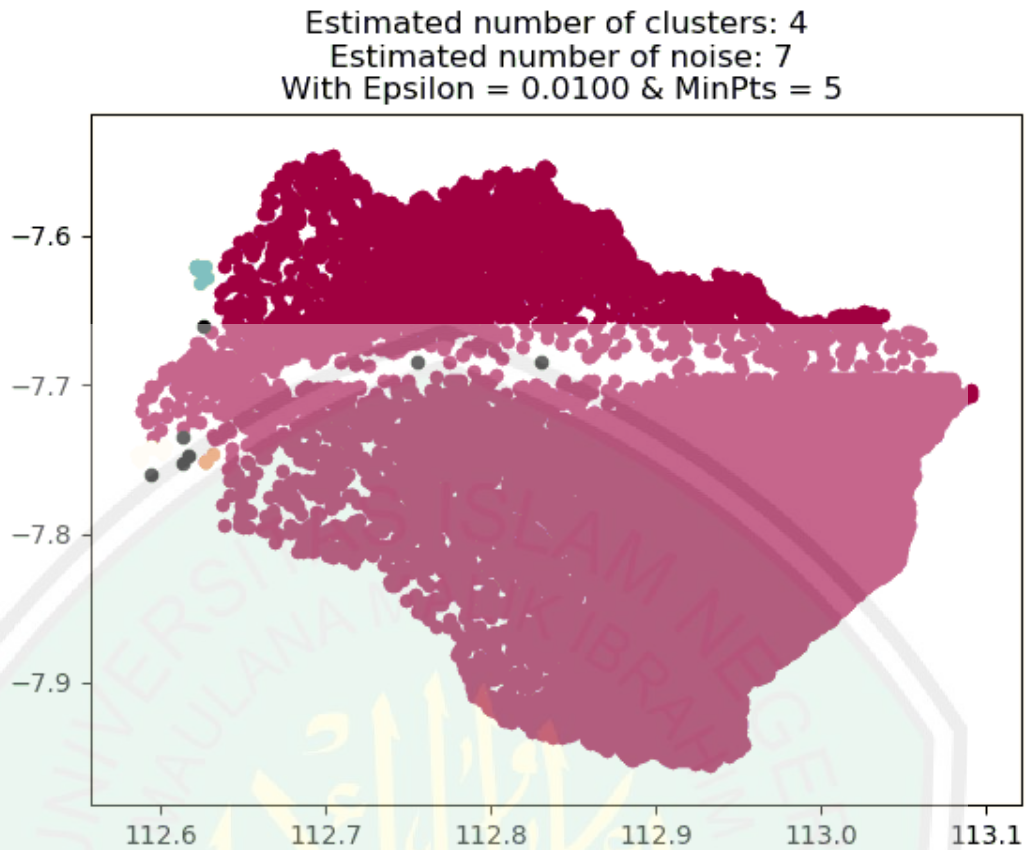


Gambar 4.26 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan  $MinPts = 4$

Tabel 4.25 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan  $MinPts = 4$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	<i>Silhouette Score</i>
0,01	4	3	7	0,444

Gambar 4.26 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,01$  dan  $MinPts = 4$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 3 *cluster*, 7 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,444.



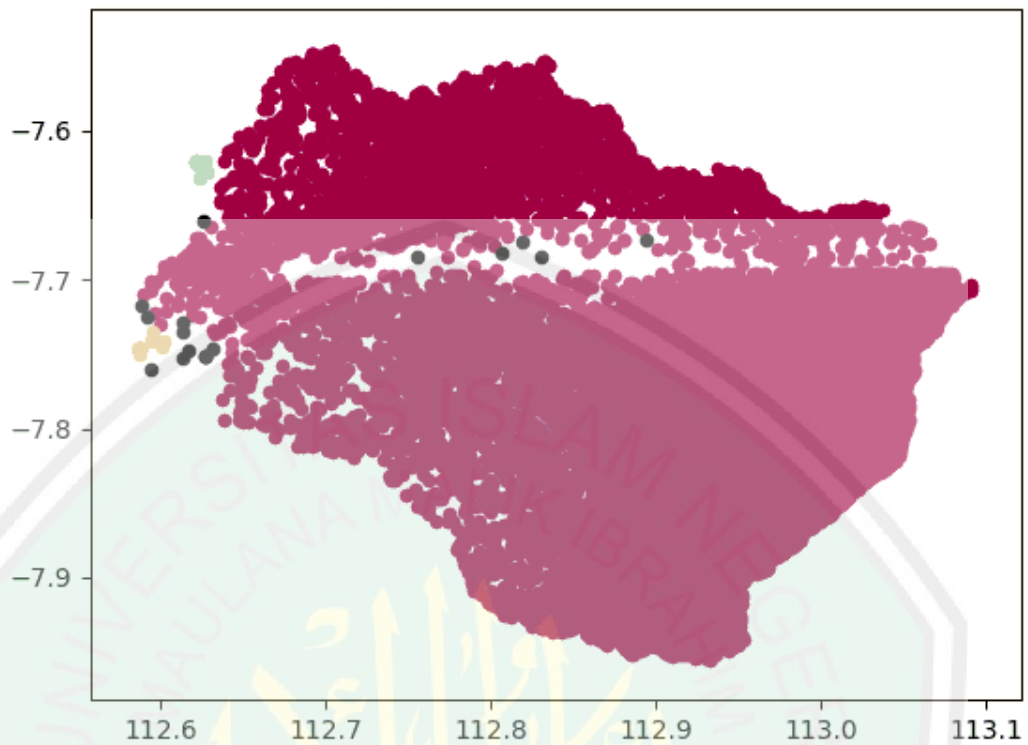
Gambar 4.27 Hasil DBSCAN Clustering Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan  $MinPts = 5$

Tabel 4.26 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan  $MinPts = 5$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	$Silhouette\ Score$
0,01	5	4	7	0,446

Gambar 4.27 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,01$  dan  $MinPts = 5$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 4 *cluster*, 7 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,446.

Estimated number of clusters: 3  
 Estimated number of noise: 18  
 With Epsilon = 0.0100 & MinPts = 6



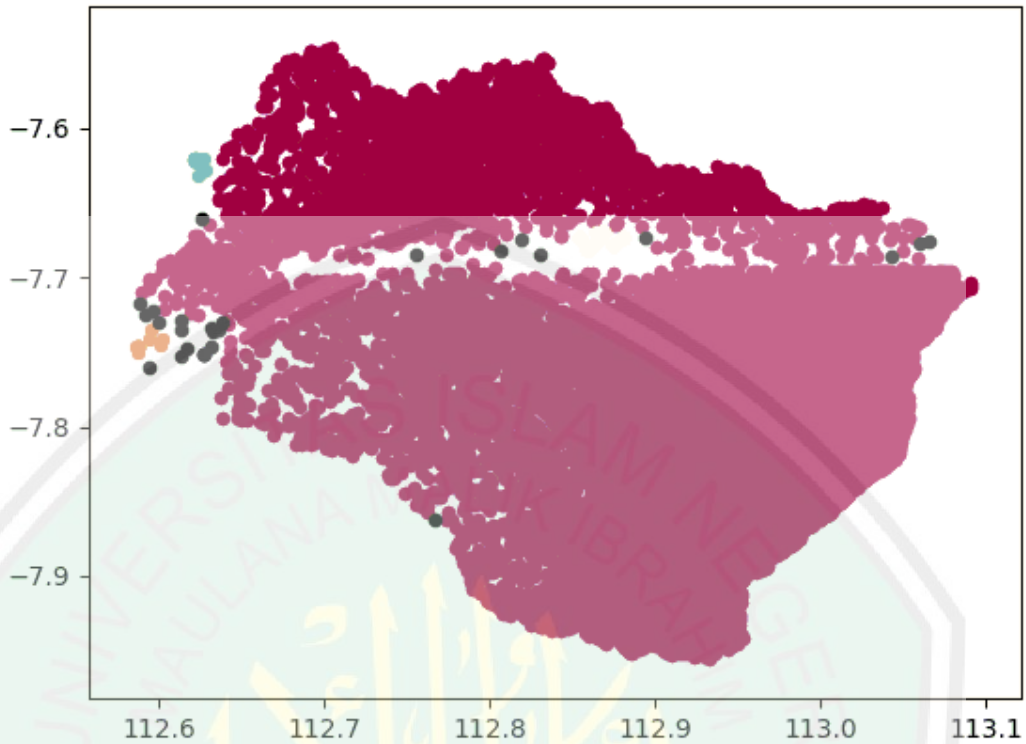
Gambar 4.28 Hasil DBSCAN Clustering Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan  $MinPts = 6$

Tabel 4.27 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan  $MinPts = 6$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	$Silhouette\ Score$
0,01	6	3	18	0,442

Gambar 4.28 menunjukkan hasil pengelompokan dari DBSCAN Clustering dengan  $\epsilon = 0,01$  dan  $MinPts = 6$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 3 cluster, 18 noise, dan silhouette score sebesar 0,442.

Estimated number of clusters: 4  
 Estimated number of noise: 28  
 With Epsilon = 0.0100 & MinPts = 7



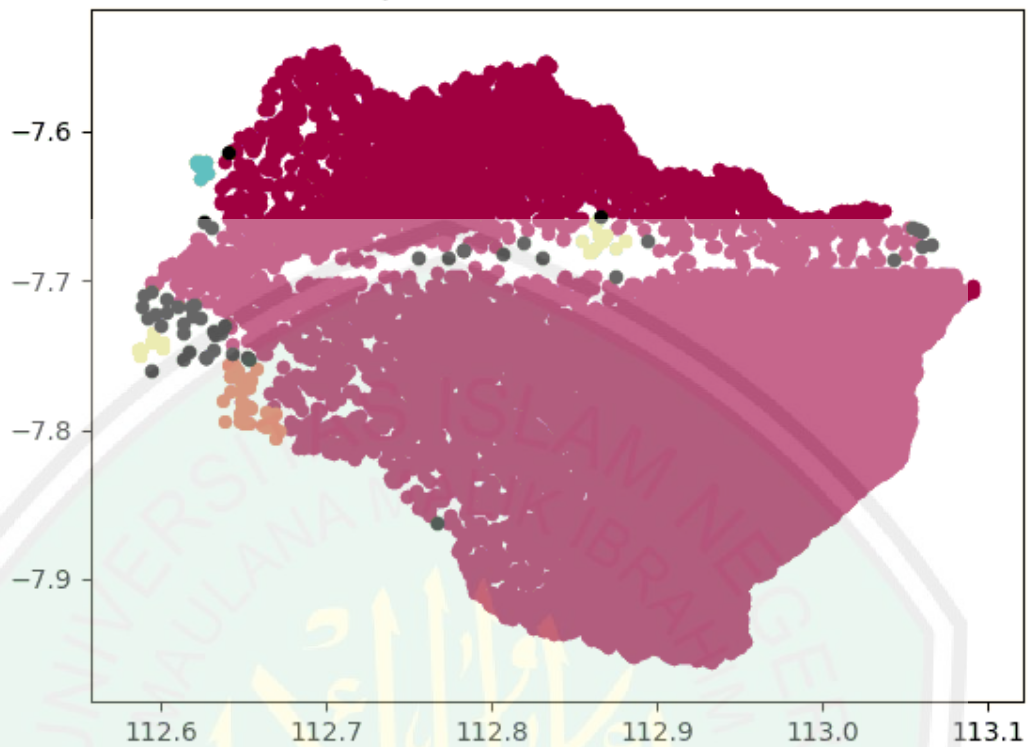
Gambar 4.29 Hasil DBSCAN Clustering Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan  $MinPts = 7$

Tabel 4.28 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan  $MinPts = 7$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	$Silhouette\ Score$
0,01	7	4	28	0,116

Gambar 4.29 menunjukkan hasil pengelompokan dari DBSCAN Clustering dengan  $\epsilon = 0,01$  dan  $MinPts = 7$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 4 cluster, 28 noise, dan silhouette score sebesar 0,116.

Estimated number of clusters: 5  
 Estimated number of noise: 51  
 With Epsilon = 0.0100 & MinPts = 8



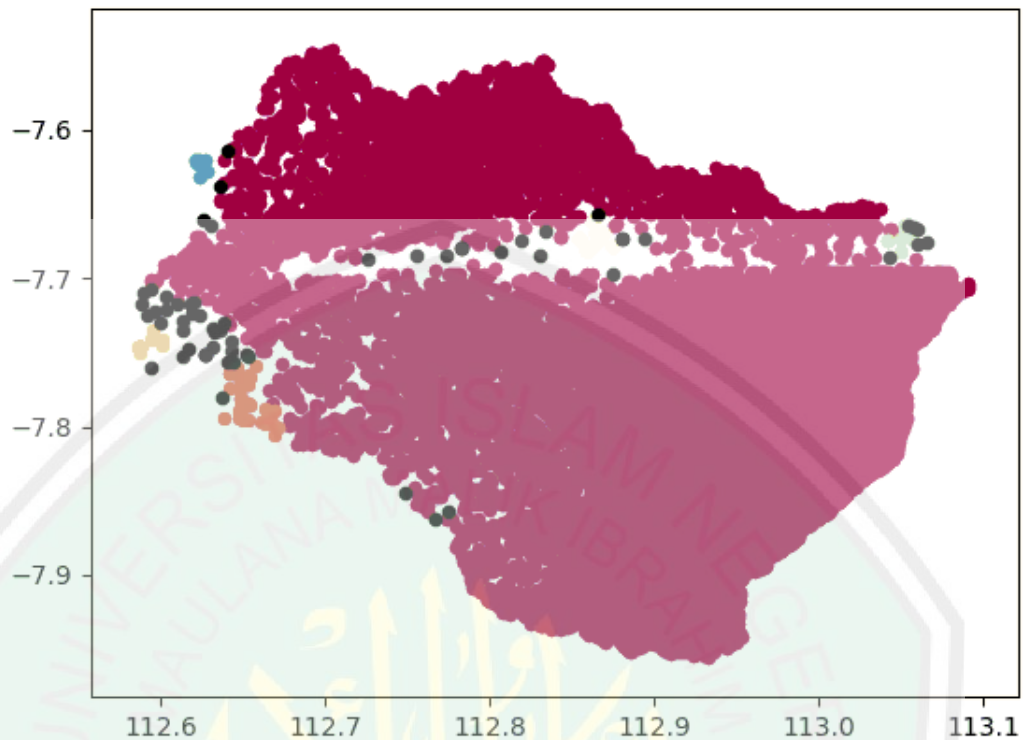
Gambar 4.30 Hasil DBSCAN Clustering Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan  $MinPts = 8$

Tabel 4.29 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan  $MinPts = 8$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	$Silhouette\ Score$
0,01	8	5	51	0,117

Gambar 4.30 menunjukkan hasil pengelompokan dari DBSCAN Clustering dengan  $\epsilon = 0,01$  dan  $MinPts = 8$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 5 cluster, 51 noise, dan silhouette score sebesar 0,117.

Estimated number of clusters: 6  
 Estimated number of noise: 62  
 With Epsilon = 0.0100 & MinPts = 9



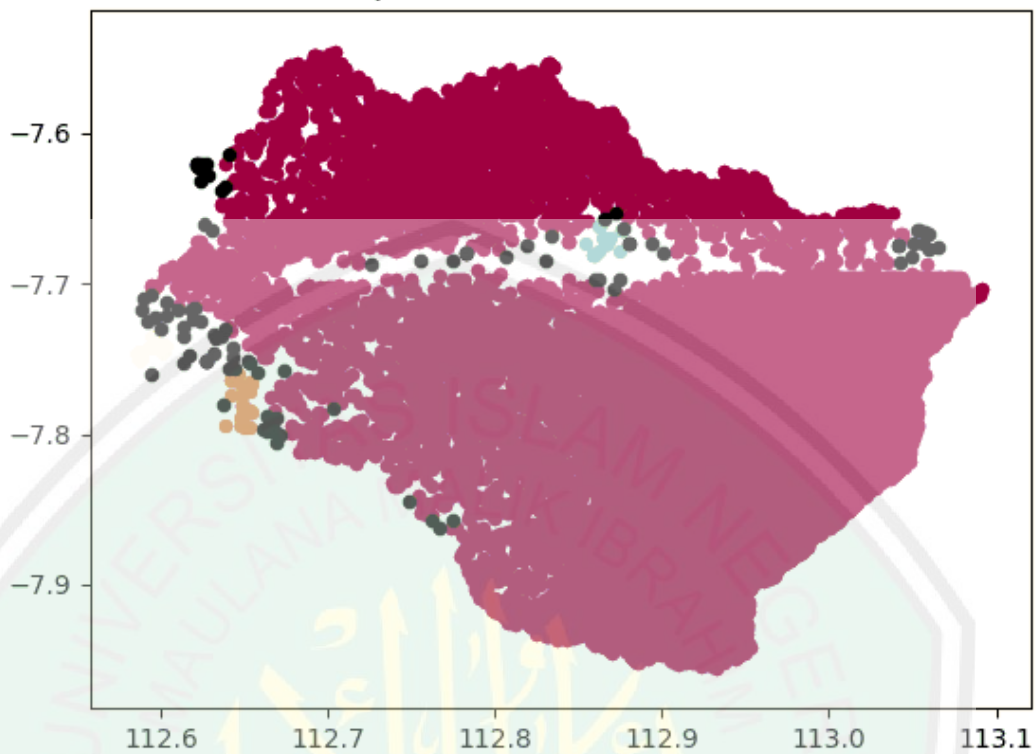
Gambar 4.31 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan *MinPts* = 9

Tabel 4.30 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan *MinPts* = 9

$\epsilon$	<i>MinPts</i>	Hasil		
		<i>n_cluster</i>	<i>n_noise</i>	<i>Silhouette Score</i>
0,01	9	6	62	-0,02

Gambar 4.31 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,01$  dan *MinPts* = 9. Dari eksperimen tersebut dihasilkan 6 *cluster*, 62 *noise*, dan *silhouette score* sebesar -0,02.

Estimated number of clusters: 4  
 Estimated number of noise: 97  
 With Epsilon = 0.0100 & MinPts = 10

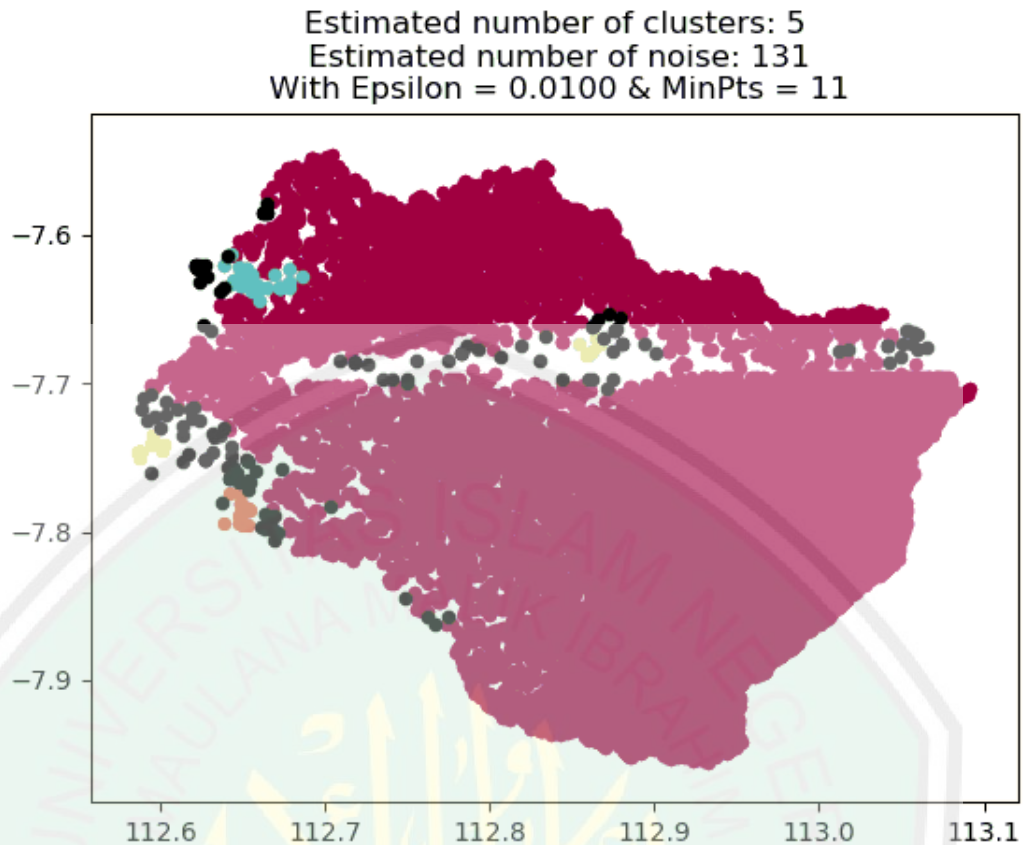


Gambar 4.32 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan *MinPts* = 10

Tabel 4.31 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan *MinPts* = 10

$\epsilon$	<i>MinPts</i>	Hasil		
		<i>n_cluster</i>	<i>n_noise</i>	<i>Silhouette Score</i>
0,01	10	4	97	0,128

Gambar 4.32 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,01$  dan *MinPts* = 10. Dari eksperimen tersebut dihasilkan 4 *cluster*, 97 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,128.

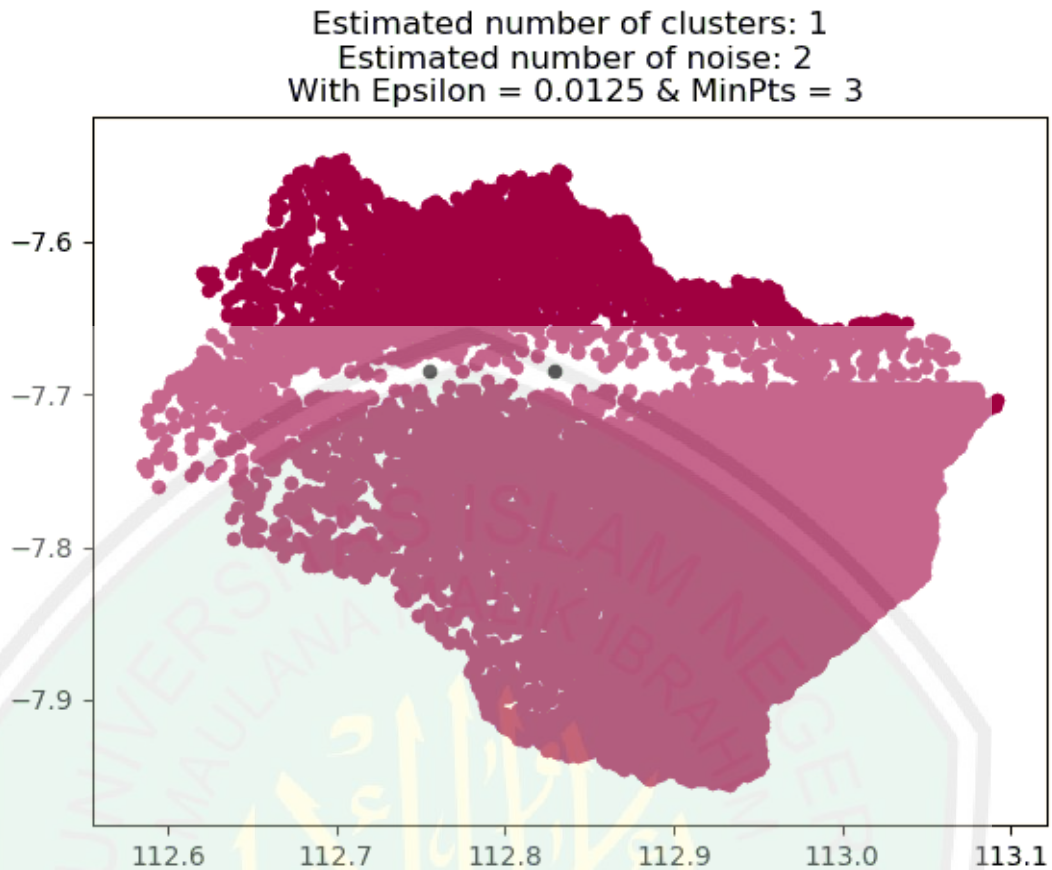


Gambar 4.33 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan *MinPts* = 11

Tabel 4.32 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,01$  dan *MinPts* = 11

$\epsilon$	<i>MinPts</i>	Hasil		
		<i>n_cluster</i>	<i>n_noise</i>	<i>Silhouette Score</i>
0,01	11	5	131	0,118

Gambar 4.33 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,01$  dan *MinPts* = 11. Dari eksperimen tersebut dihasilkan 5 *cluster*, 131 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,118.

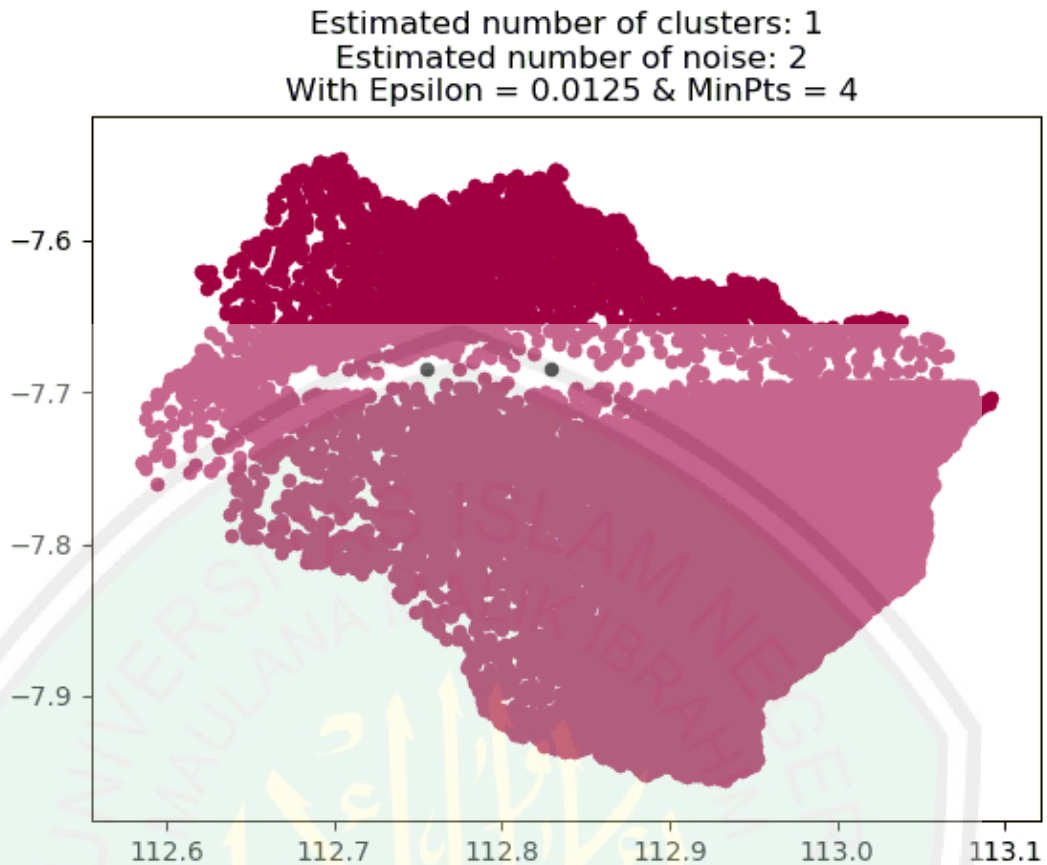


Gambar 4.34 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan *MinPts* = 3

Tabel 4.33 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan *MinPts* = 3

$\epsilon$	<i>MinPts</i>	Hasil		
		<i>n_cluster</i>	<i>n_noise</i>	<i>Silhouette Score</i>
0,0125	3	1	2	0,253

Gambar 4.34 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan *MinPts* = 3. Dari eksperimen tersebut dihasilkan 1 *cluster*, 2 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,253.

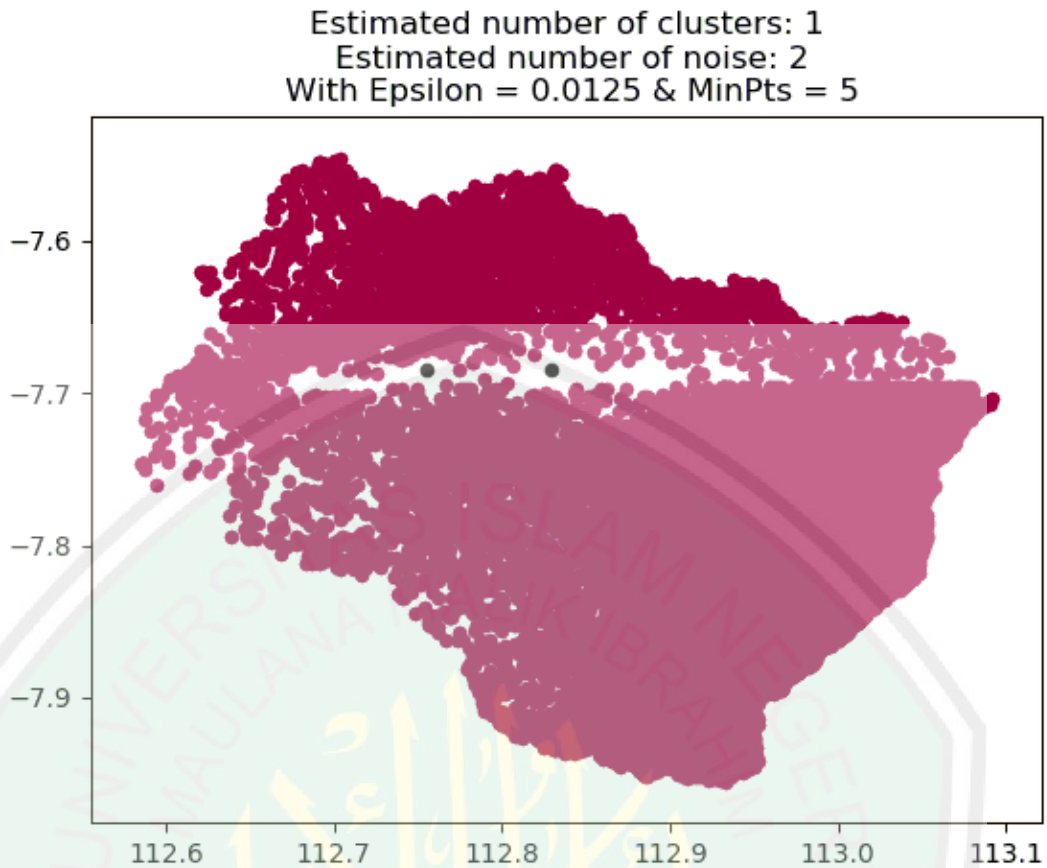


Gambar 4.35 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 4$

Tabel 4.34 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 4$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	$Silhouette\ Score$
0,0125	4	1	2	0,253

Gambar 4.35 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 4$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 1 *cluster*, 2 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,253.

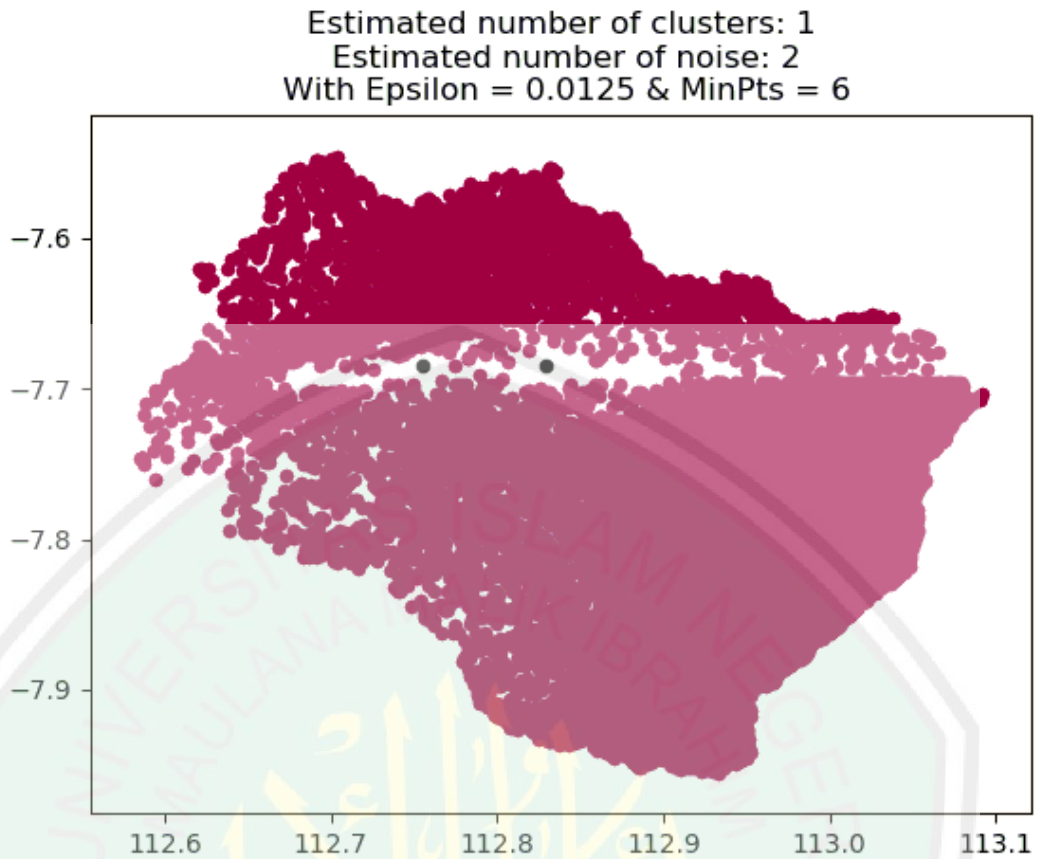


Gambar 4.36 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 5$

Tabel 4.35 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 5$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	$Silhouette\ Score$
0,0125	5	1	2	0,253

Gambar 4.36 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 5$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 1 *cluster*, 2 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,253.

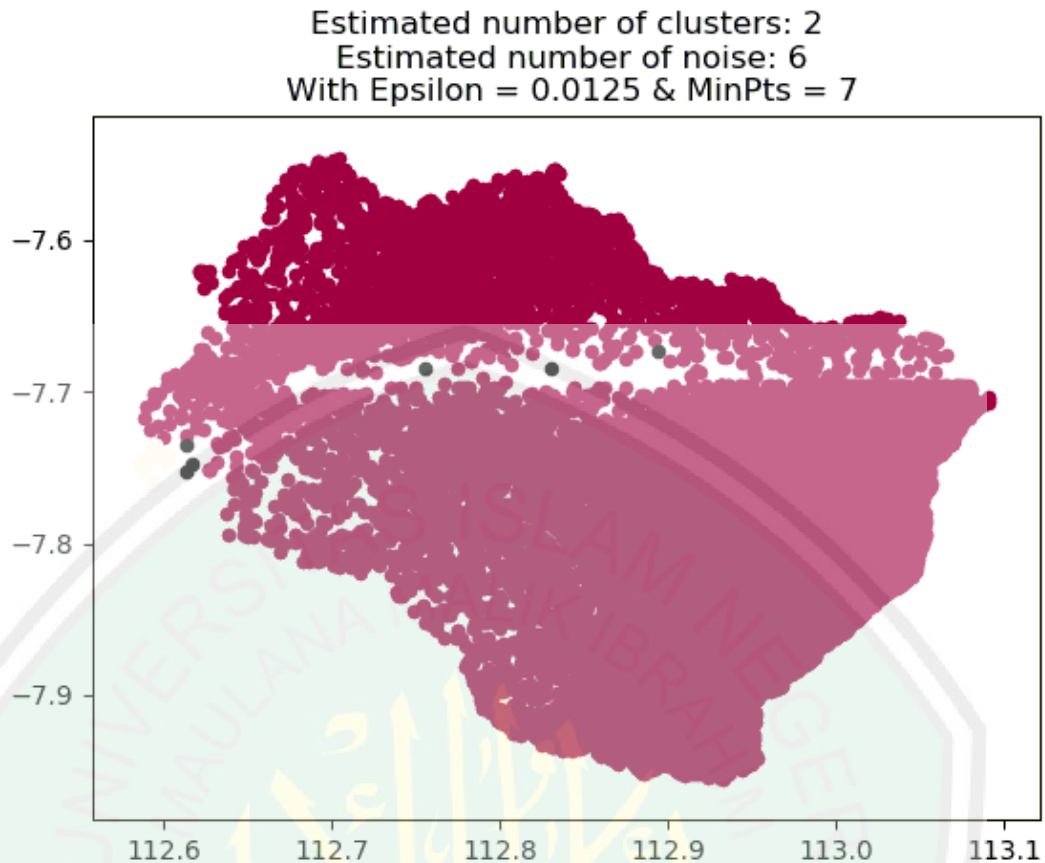


Gambar 4.37 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan *MinPts* = 6

Tabel 4.36 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan *MinPts* = 6

$\epsilon$	<i>MinPts</i>	Hasil		
		<i>n_cluster</i>	<i>n_noise</i>	<i>Silhouette Score</i>
0,0125	6	1	2	0,253

Gambar 4.37 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan *MinPts* = 6. Dari eksperimen tersebut dihasilkan 1 *cluster*, 2 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,253.

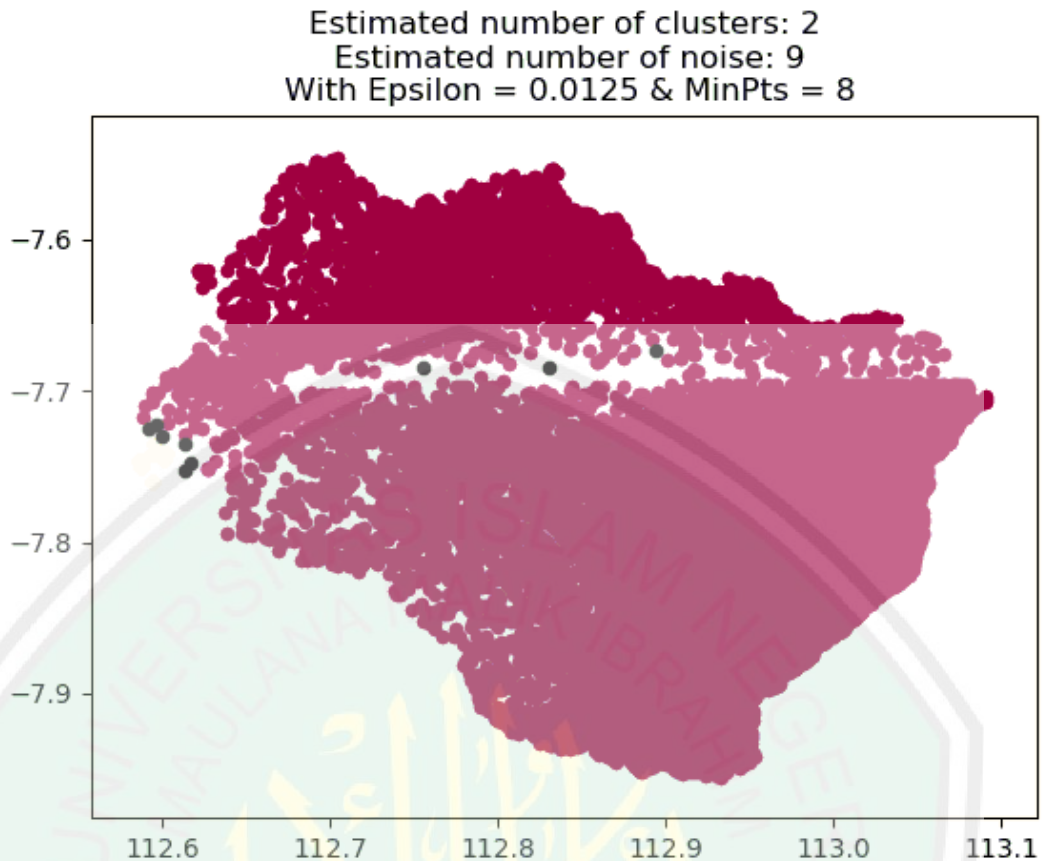


Gambar 4.38 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 7$

Tabel 4.37 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 7$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	<i>Silhouette Score</i>
0,0125	7	2	6	0,395

Gambar 4.38 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 7$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 2 *cluster*, 6 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,395.

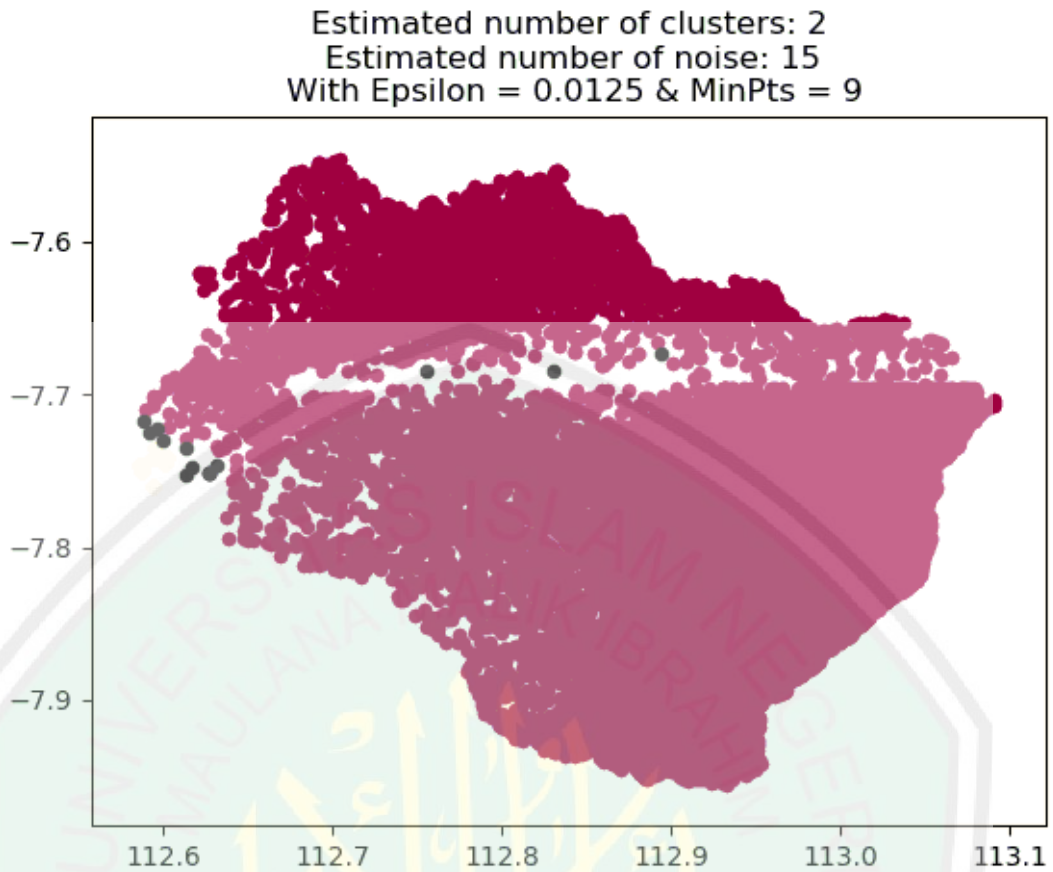


Gambar 4.39 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan *MinPts* = 8

Tabel 4.38 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan *MinPts* = 8

$\epsilon$	<i>MinPts</i>	Hasil		
		<i>n_cluster</i>	<i>n_noise</i>	<i>Silhouette Score</i>
0,0125	8	2	9	0,447

Gambar 4.39 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan *MinPts* = 8. Dari eksperimen tersebut dihasilkan 2 *cluster*, 9 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,447.

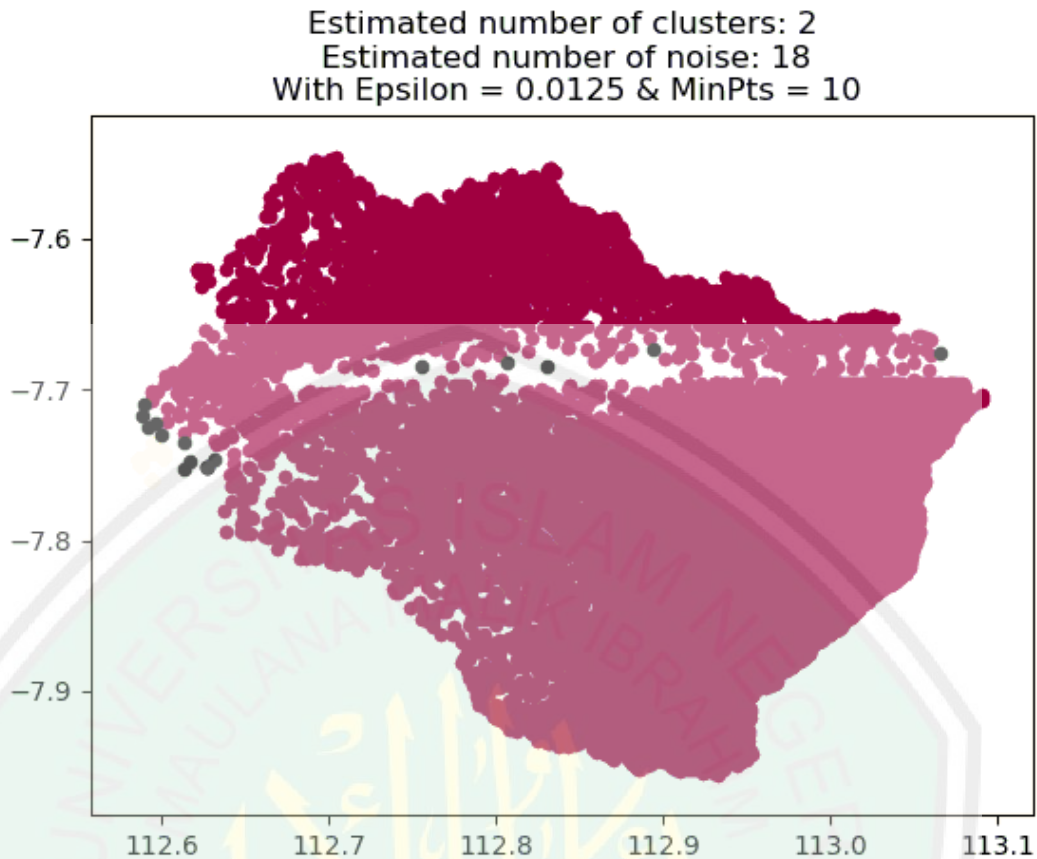


Gambar 4.40 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 9$

Tabel 4.39 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 9$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	<i>Silhouette Score</i>
0,0125	9	2	15	0,468

Gambar 4.40 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 9$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 2 *cluster*, 15 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,468.

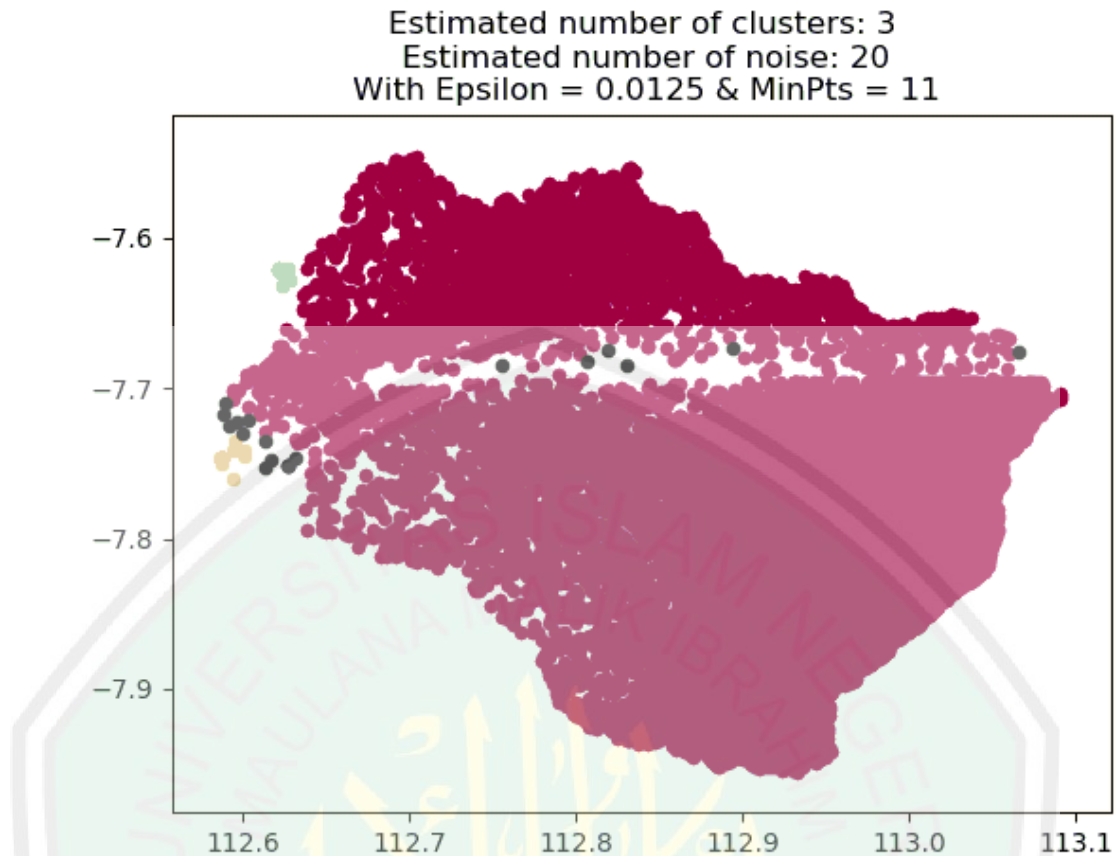


Gambar 4.41 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 10$

Tabel 4.40 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 10$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	<i>Silhouette Score</i>
0,0125	10	2	18	0,459

Gambar 4.41 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 10$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 2 *cluster*, 18 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,459.

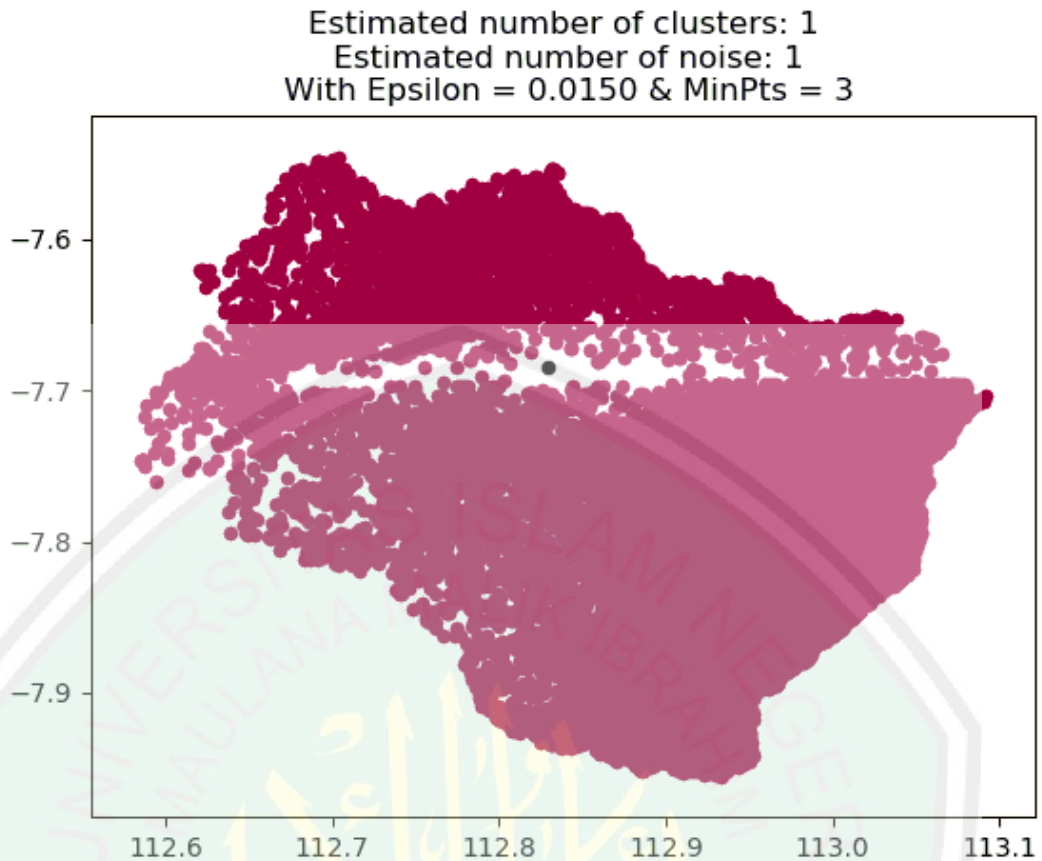


Gambar 4.42 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 11$

Tabel 4.41 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 11$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	<i>Silhouette Score</i>
0,0125	11	3	20	0,444

Gambar 4.42 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 11$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 3 *cluster*, 20 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,444.

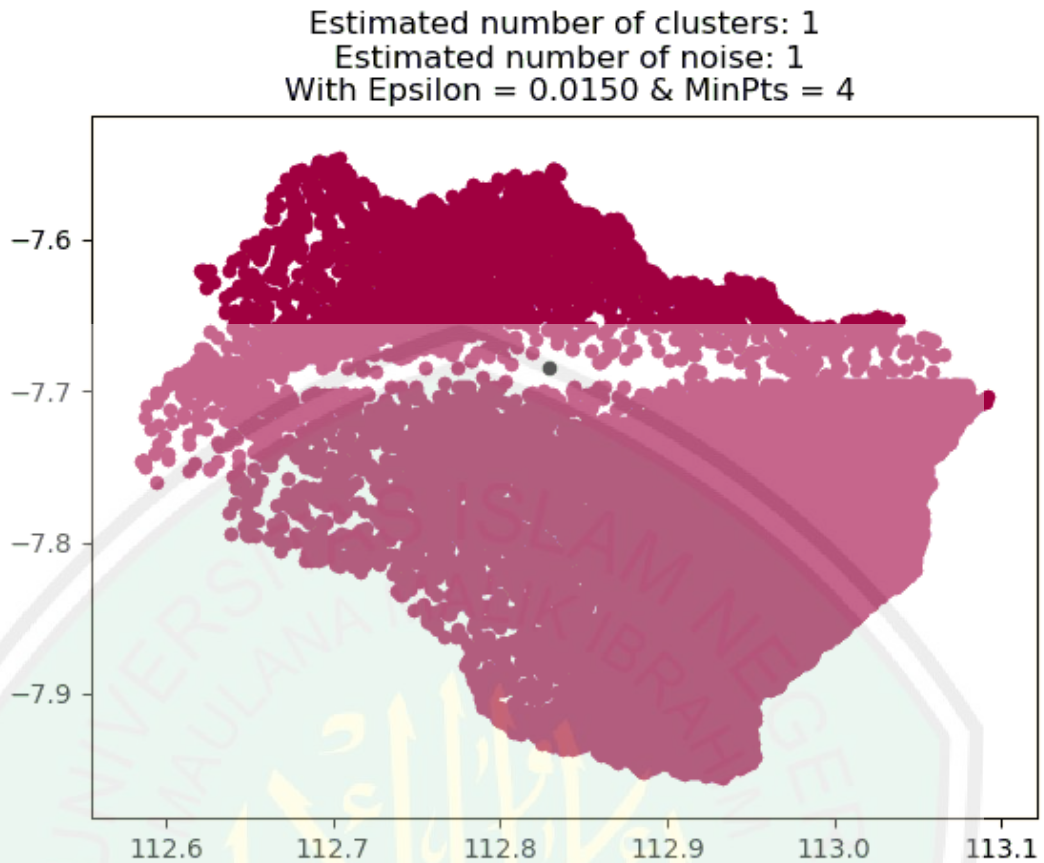


Gambar 4.43 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan  $MinPts = 3$

Tabel 4.42 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan  $MinPts = 3$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	<i>Silhouette Score</i>
0,015	3	1	1	0,184

Gambar 4.43 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,015$  dan  $MinPts = 3$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 1 *cluster*, 1 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,184.

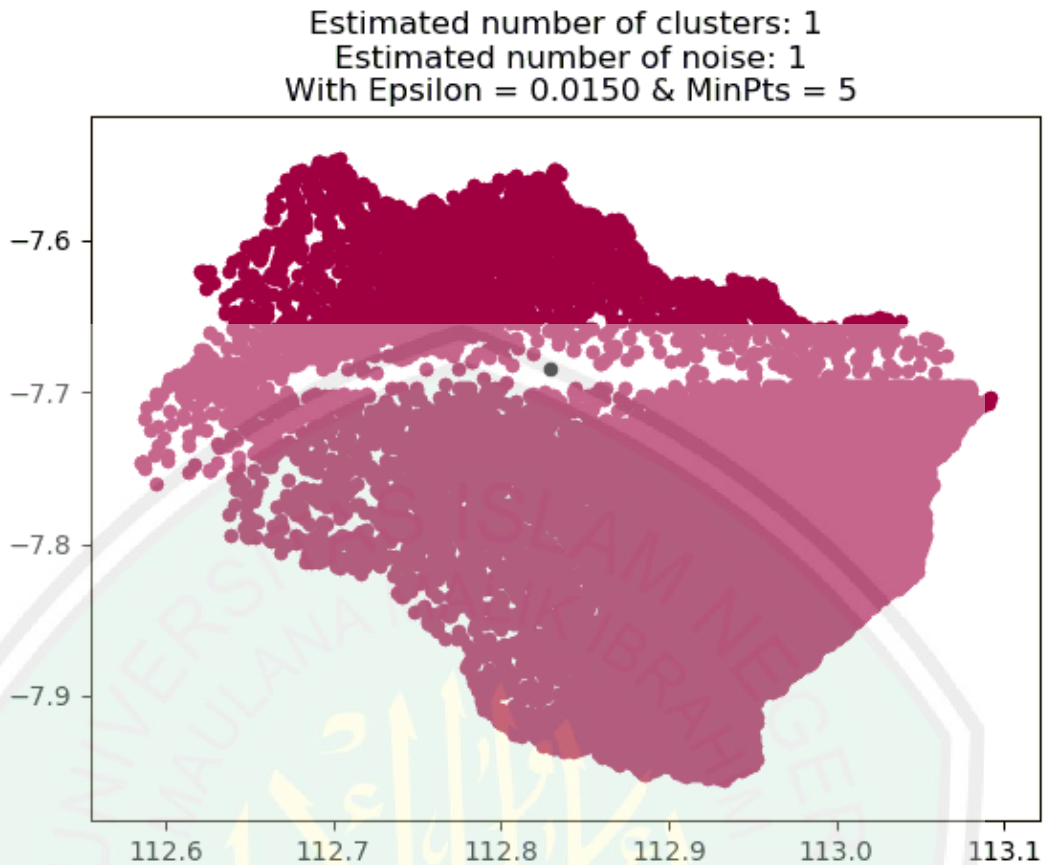


Gambar 4.44 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 4

Tabel 4.43 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 4

$\epsilon$	<i>MinPts</i>	Hasil		
		<i>n_cluster</i>	<i>n_noise</i>	<i>Silhouette Score</i>
0,015	4	1	1	0,184

Gambar 4.44 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 4. Dari eksperimen tersebut dihasilkan 1 *cluster*, 1 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,184.

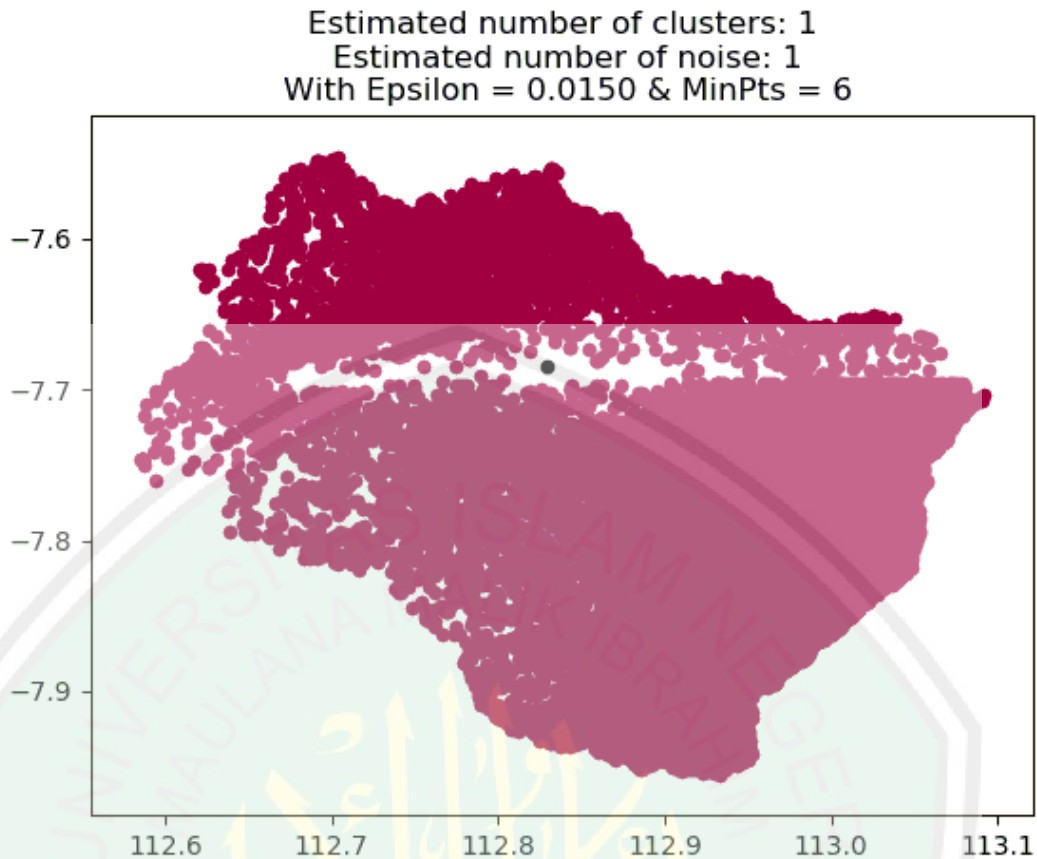


Gambar 4.45 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 5

Tabel 4.44 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 5

$\epsilon$	<i>MinPts</i>	Hasil		
		<i>n_cluster</i>	<i>n_noise</i>	<i>Silhouette Score</i>
0,015	5	1	1	0,184

Gambar 4.45 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 5. Dari eksperimen tersebut dihasilkan 1 *cluster*, 1 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,184.

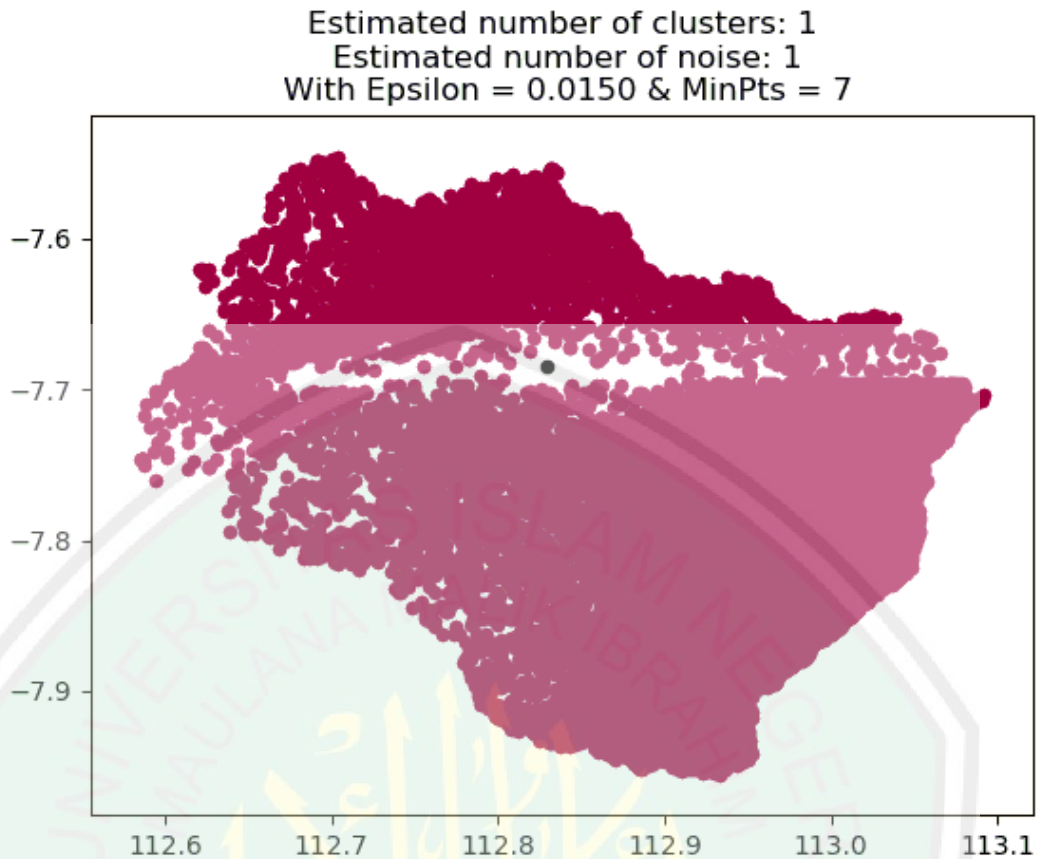


Gambar 4.46 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan  $MinPts = 6$

Tabel 4.45 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan  $MinPts = 6$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	<i>Silhouette Score</i>
0,015	6	1	1	0,184

Gambar 4.46 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,015$  dan  $MinPts = 6$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 1 *cluster*, 1 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,184.

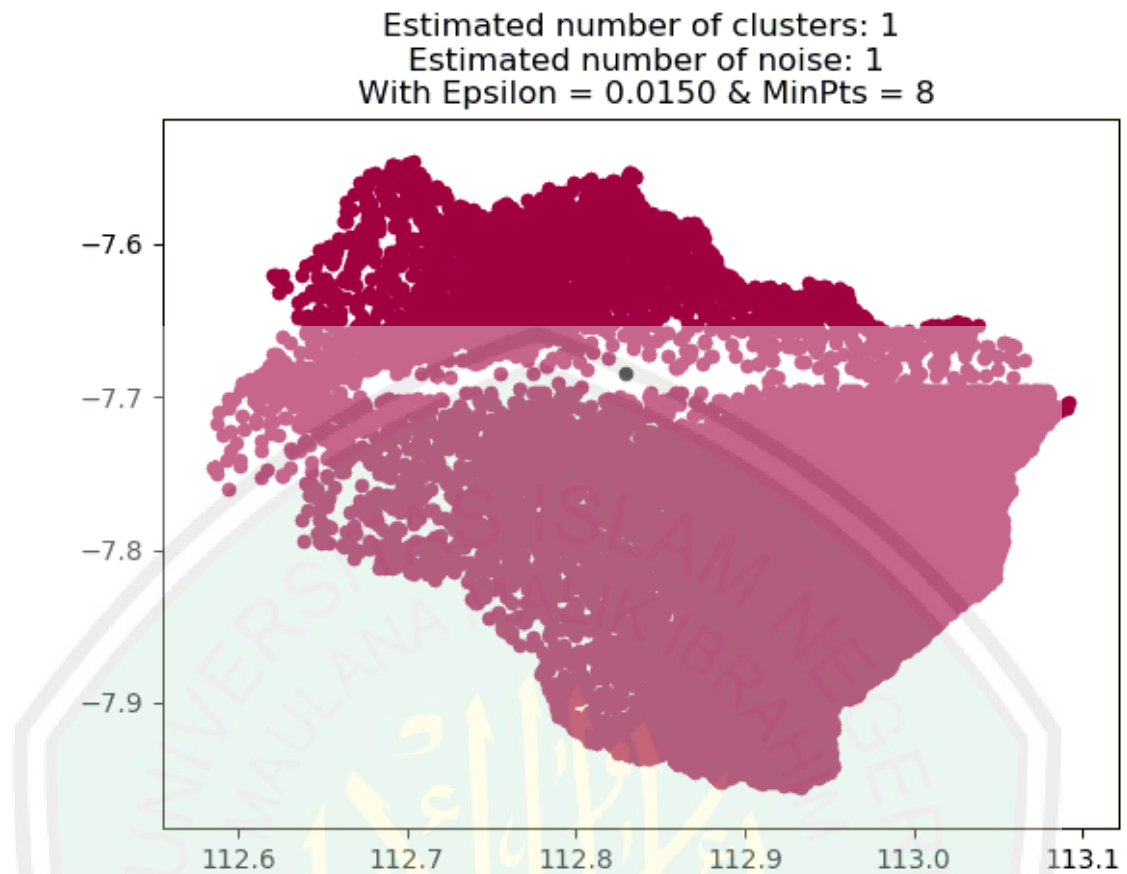


Gambar 4.47 Hasil DBSCAN Clustering Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan  $MinPts = 7$

Tabel 4.46 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan  $MinPts = 7$

$\epsilon$	$MinPts$	Hasil		
		$n\_cluster$	$n\_noise$	$Silhouette\ Score$
0,015	7	1	1	0,184

Gambar 4.47 menunjukkan hasil pengelompokan dari DBSCAN Clustering dengan  $\epsilon = 0,015$  dan  $MinPts = 7$ . Dari eksperimen tersebut dihasilkan 1 cluster, 1 noise, dan silhouette score sebesar 0,184.

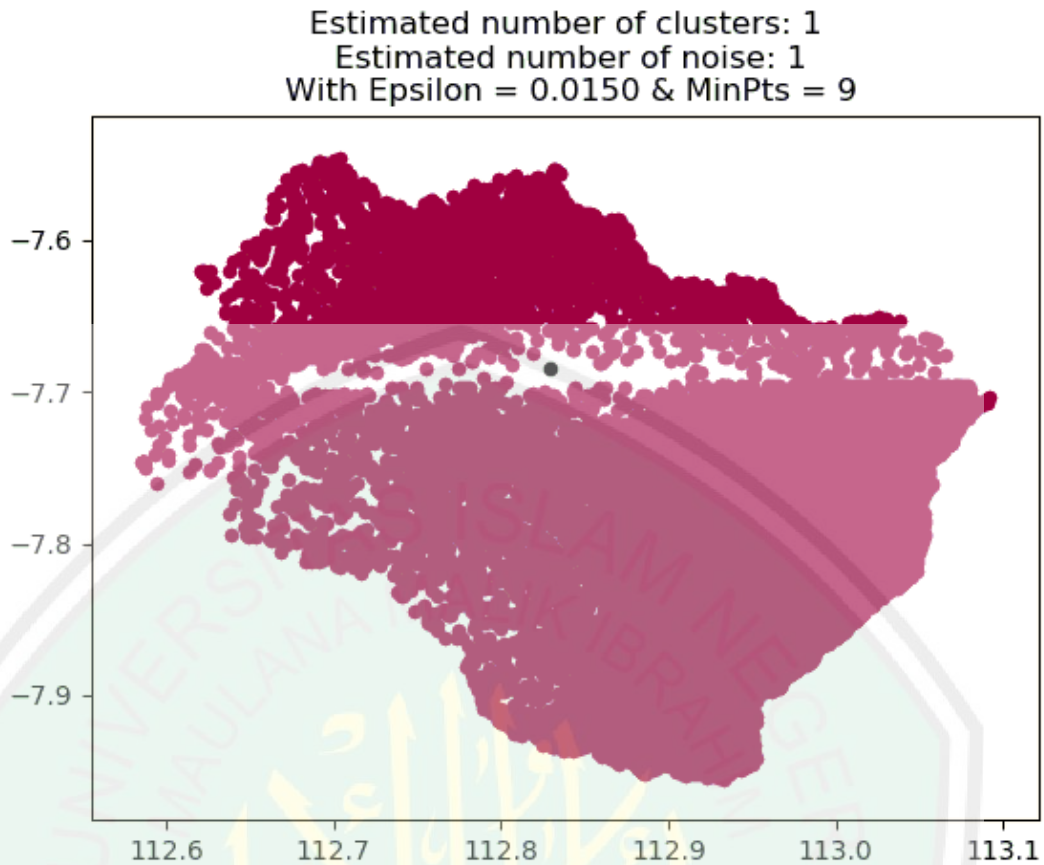


Gambar 4.48 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 8

Tabel 4.47 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 8

$\epsilon$	<i>MinPts</i>	Hasil		
		<i>n_cluster</i>	<i>n_noise</i>	<i>Silhouette Score</i>
0,015	8	1	1	0,184

Gambar 4.48 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 8. Dari eksperimen tersebut dihasilkan 1 *cluster*, 1 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,184.

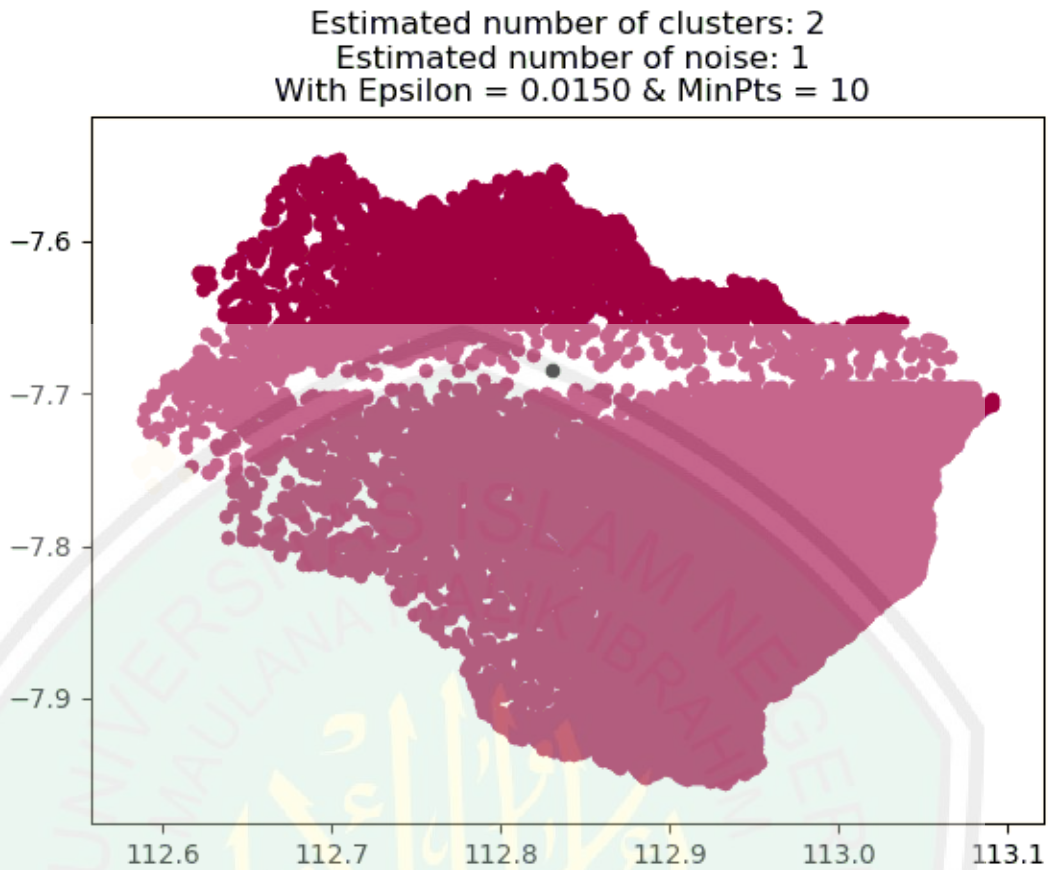


Gambar 4.49 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 9

Tabel 4.48 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 9

$\epsilon$	<i>MinPts</i>	Hasil		
		<i>n_cluster</i>	<i>n_noise</i>	<i>Silhouette Score</i>
0,015	9	1	1	0,184

Gambar 4.49 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 9. Dari eksperimen tersebut dihasilkan 1 *cluster*, 1 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,184.

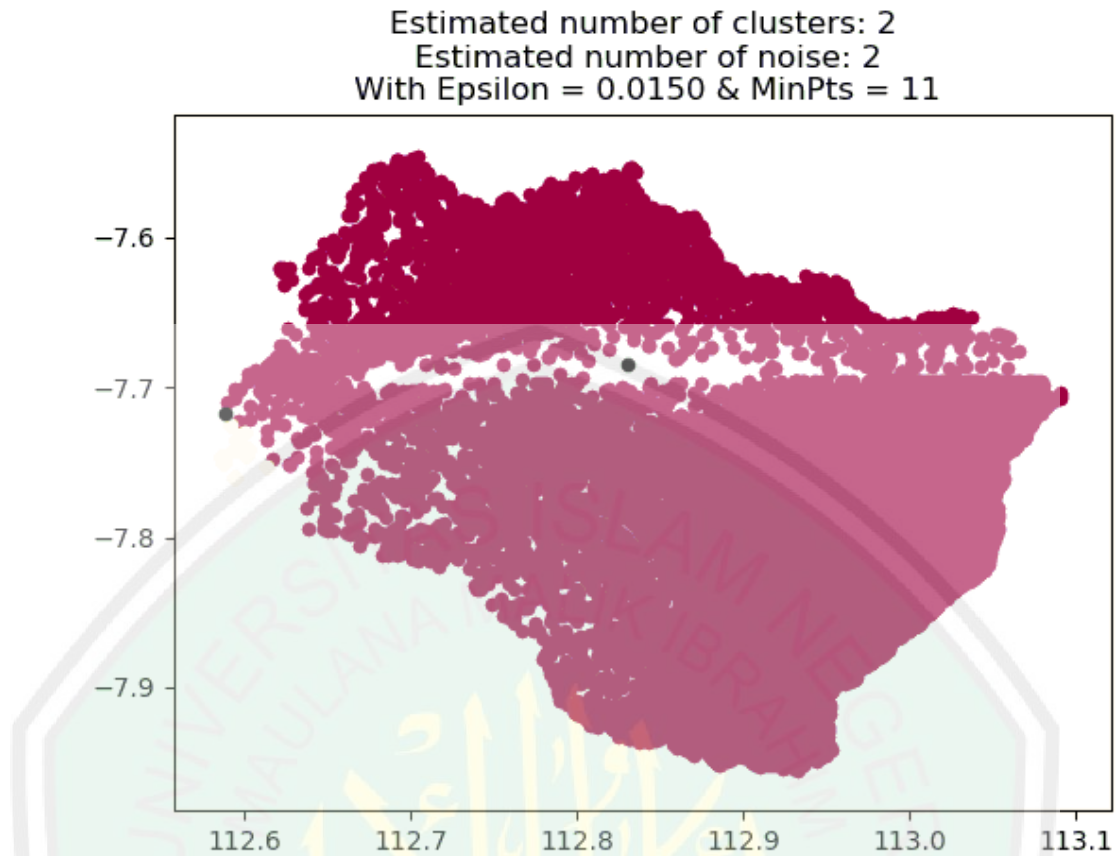


Gambar 4.50 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 10

Tabel 4.49 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 10

$\epsilon$	<i>MinPts</i>	Hasil		
		<i>n_cluster</i>	<i>n_noise</i>	<i>Silhouette Score</i>
0,015	10	2	1	0,177

Gambar 4.50 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 10. Dari eksperimen tersebut dihasilkan 2 *cluster*, 1 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,177.



Gambar 4.51 Hasil *DBSCAN Clustering* Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 11

Tabel 4.50 Tabel Hasil Eksperimen Dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 11

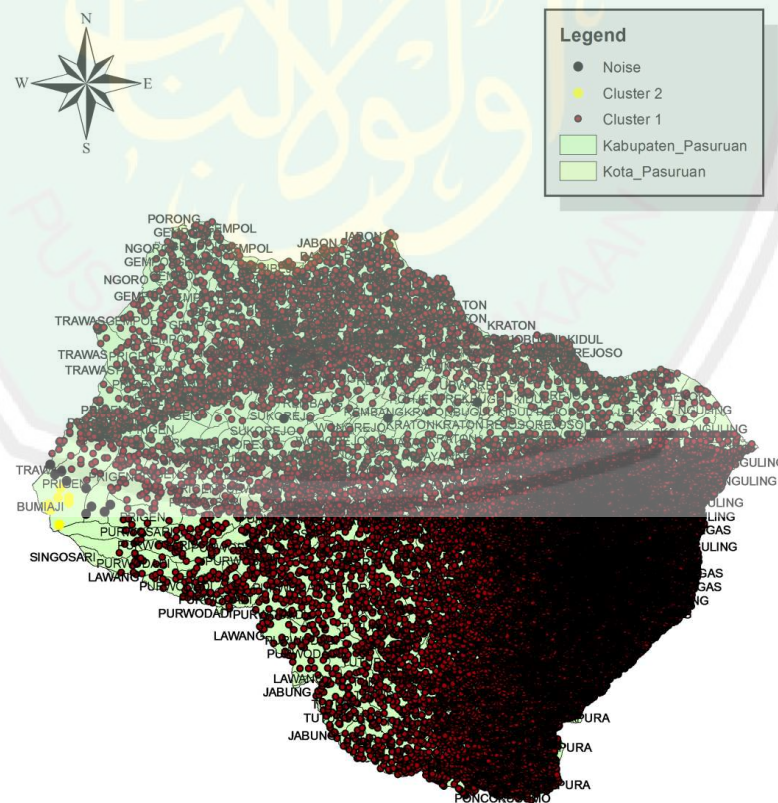
$\epsilon$	<i>MinPts</i>	Hasil		
		<i>n_cluster</i>	<i>n_noise</i>	<i>Silhouette Score</i>
0,015	11	2	2	0,413

Gambar 4.51 menunjukkan hasil pengelompokan dari *DBSCAN Clustering* dengan  $\epsilon = 0,015$  dan *MinPts* = 11. Dari eksperimen tersebut dihasilkan 2 *cluster*, 2 *noise*, dan *silhouette score* sebesar 0,413.

Pada Gambar 4.40 terlihat bahwa jumlah *cluster* yang terbentuk dari  $\epsilon = 0,0125$  dan  $MinPts = 9$  adalah sebanyak 2, yang diwakili oleh tanda lingkaran berwarna merah sebagai *cluster* pertama dengan jumlah anggota sebanyak 25535 titik dan lingkaran berwarna kuning sebagai *cluster* kedua yang memiliki anggota sebanyak 16 titik. Sedangkan jumlah *noise* sebanyak 15 titik yang diwakili oleh tanda lingkaran berwarna hitam. Selain itu, nilai *Silhouette Score* pada model tersebut memiliki nilai yang paling tinggi daripada yang lain, yaitu sebesar 0,468.

#### 4.3.2 ArcGIS

Setelah didapatkan hasil yang paling optimum dari *DBSCAN Clustering* menggunakan *Python*, selanjutnya adalah pembuatan peta tematik menggunakan *ArcGIS* seperti pada Gambar 4.52.



Gambar 4.52 Peta Tematik Hasil *DBSCAN Clustering* Untuk Data Petir 2018

Gambar 4.52 memperjelas keberadaan hasil *DBSCAN Clustering* yang telah dilakukan dengan *Python*. Hal ini dilakukan agar visualisasinya tampak jelas dengan adanya tambahan fitur wilayah Pasuruan berdasarkan peta asli. Kemudian ditambahkan koordinat petir yang telah diproses dengan *DBSCAN Clustering*.

#### 4.4 Analisis Pola Penyebaran

##### 4.4.1 Analisis Hasil *DBSCAN Clustering*

Setelah model hasil *clustering* terbentuk, langkah terakhir adalah melakukan analisis berdasarkan hasil dari *DBSCAN Clustering*. Analisis dari hasil tersebut ditampilkan pada tabel berikut:

Tabel 4.51 Analisis Hasil *DBSCAN Clustering*

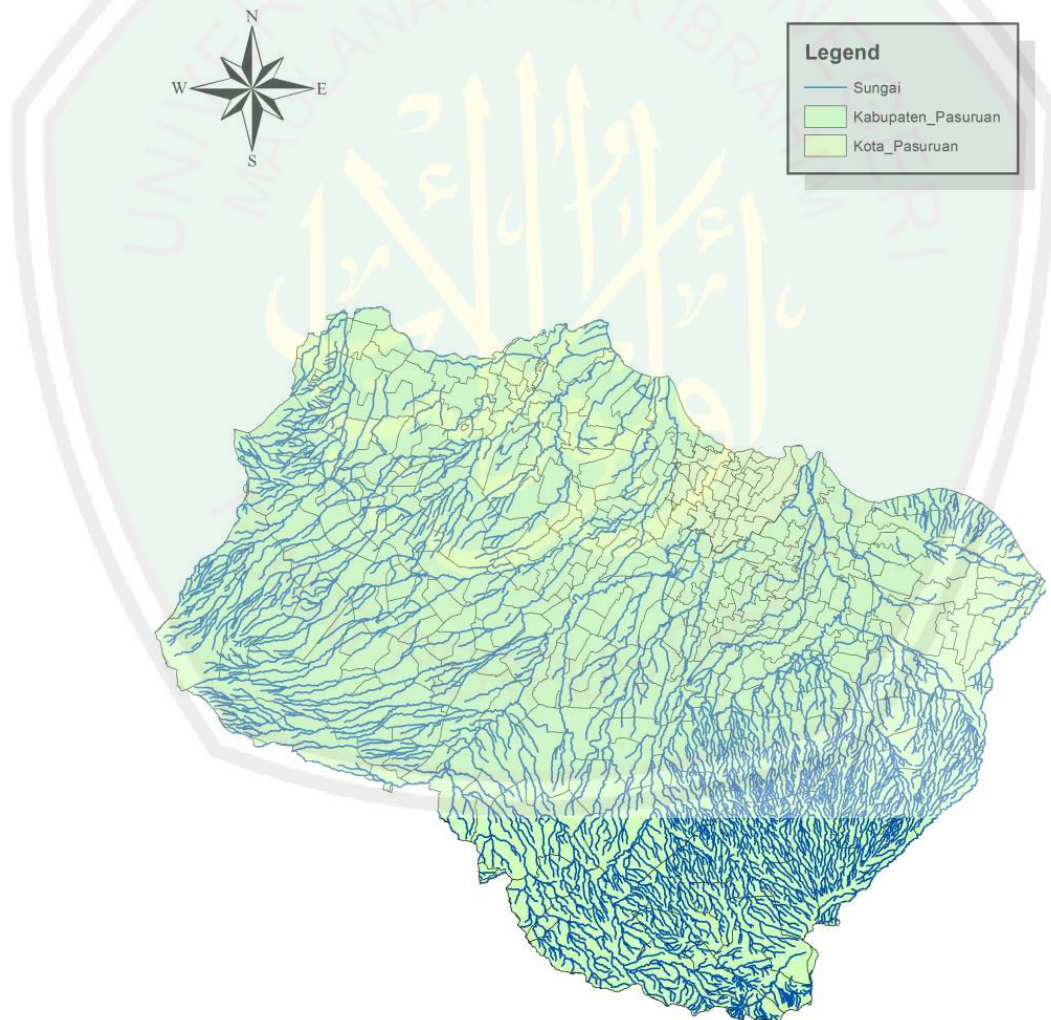
	<i>Membership</i>	Bulan Paling Sering Terjadi Petir
Cluster 1	25535	Februari
Cluster 2	16	April
Noise	15	Februari

Berdasarkan Tabel 4.51 terlihat bahwa kejadian petir paling sering terjadi pada Bulan Februari dan terletak pada koordinat yang tergabung pada *cluster* pertama. Sedangkan pada Bulan April terjadi petir sering terjadi di daerah yang tergabung pada *cluster* kedua, yaitu daerah Prigen dan sekitarnya, namun jumlahnya tidak sebanyak petir yang terjadi di daerah yang tergabung pada *cluster* pertama. *Noise* kejadian petir di sepanjang Tahun 2018 untuk wilayah Pasuruan terjadi berdekatan dengan daerah yang tergabung pada *cluster* kedua dan beberapa terjadi di sepanjang garis lintang  $-7,7$  derajat. Oleh karena itu, jalanan di sepanjang atau di sekitar *noise* masih bisa dimungkinkan untuk melakukan

perjalanan, karena jarak antara petir di titik-titik *noise* masih jauh dengan petir lainnya.

#### 4.4.2 Analisis Keterkaitan Petir Dengan Lokasi Sungai

Analisis yang selanjutnya adalah dengan menarik hubungan antara titik-titik terjadinya petir dengan faktor geografis yang lain, dalam hal ini penulis mencoba menarik keterkaitan antara petir dengan letak sungai. Sehingga didapatkan hasil seperti pada Gambar 4.53.



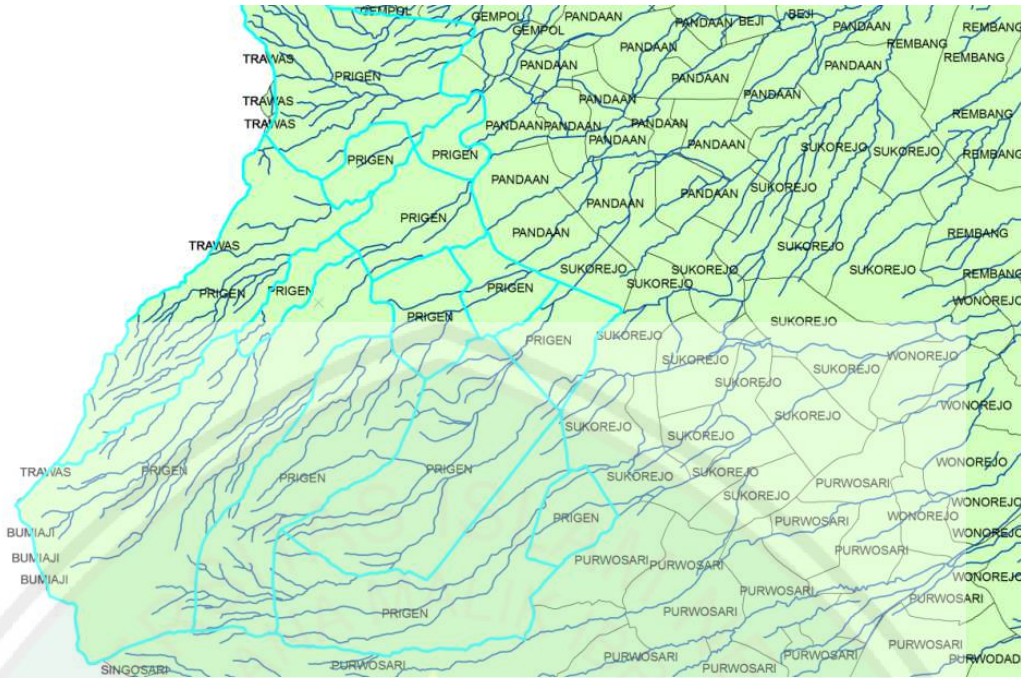
Gambar 4.53 Peta Sungai di Pasuruan Tahun 2018

Pada Gambar 4.53 terlihat sekali bahwa sungai yang paling banyak berpotensi terjadi petir yang sangat padat/rapat. Sungai paling banyak terdapat di sekitar Kecamatan Puspo dan Tosari yang dalam hal ini adalah tempat tersebarnya petir yang tergabung pada *cluster* pertama pada hasil *DBSCAN Clustering*. Sedangkan sungai yang juga tidak kalah jauh banyaknya juga berada di sekitar Kecamatan Prigen yang dalam hal ini adalah tempat tersebarnya petir yang tergabung pada *cluster* kedua pada hasil *DBSCAN Clustering*.

Untuk lebih jelasnya, Gambar 4.54 adalah tampilan peta tersebut ketika dilakukan *zoom in*.



Gambar 4.54 Peta Sungai di Sekitar Kecamatan Tosari dan Puspo

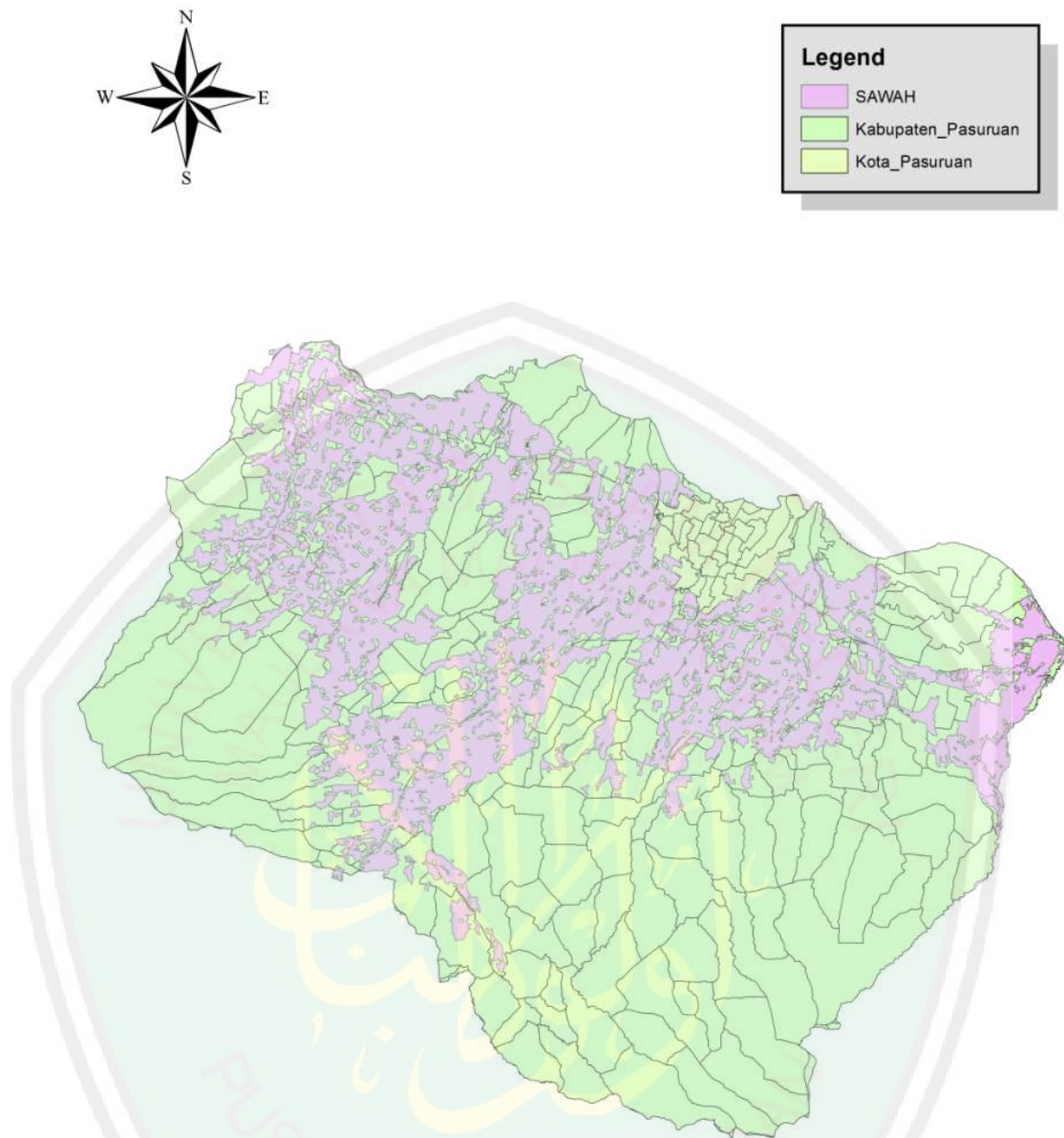


ambar 4.55 Peta Sungai di Sekitar Prigen

Dari Gambar 4.54 terlihat jelas bahwa lokasi sungai sangat banyak di sekitar Kecamatan Tosari, Puspo, sebagian Lumbang, dan sebagian Pasrepan. Sedangkan pada Gambar 4.55 terlihat jelas bahwa lokasi sungai yang banyak selanjutnya berada di sekitar Kecamatan Prigen

#### 4.4.3 Analisis Keterkaitan Petir Dengan Lokasi Sawah

Analisis yang selanjutnya adalah dengan menarik hubungan antara titik-titik terjadinya petir dengan faktor geografis yang lain, dalam hal ini penulis mencoba menarik keterkaitan antara petir dengan letak sawah. Sehingga didapatkan hasil seperti pada Gambar 4.56.

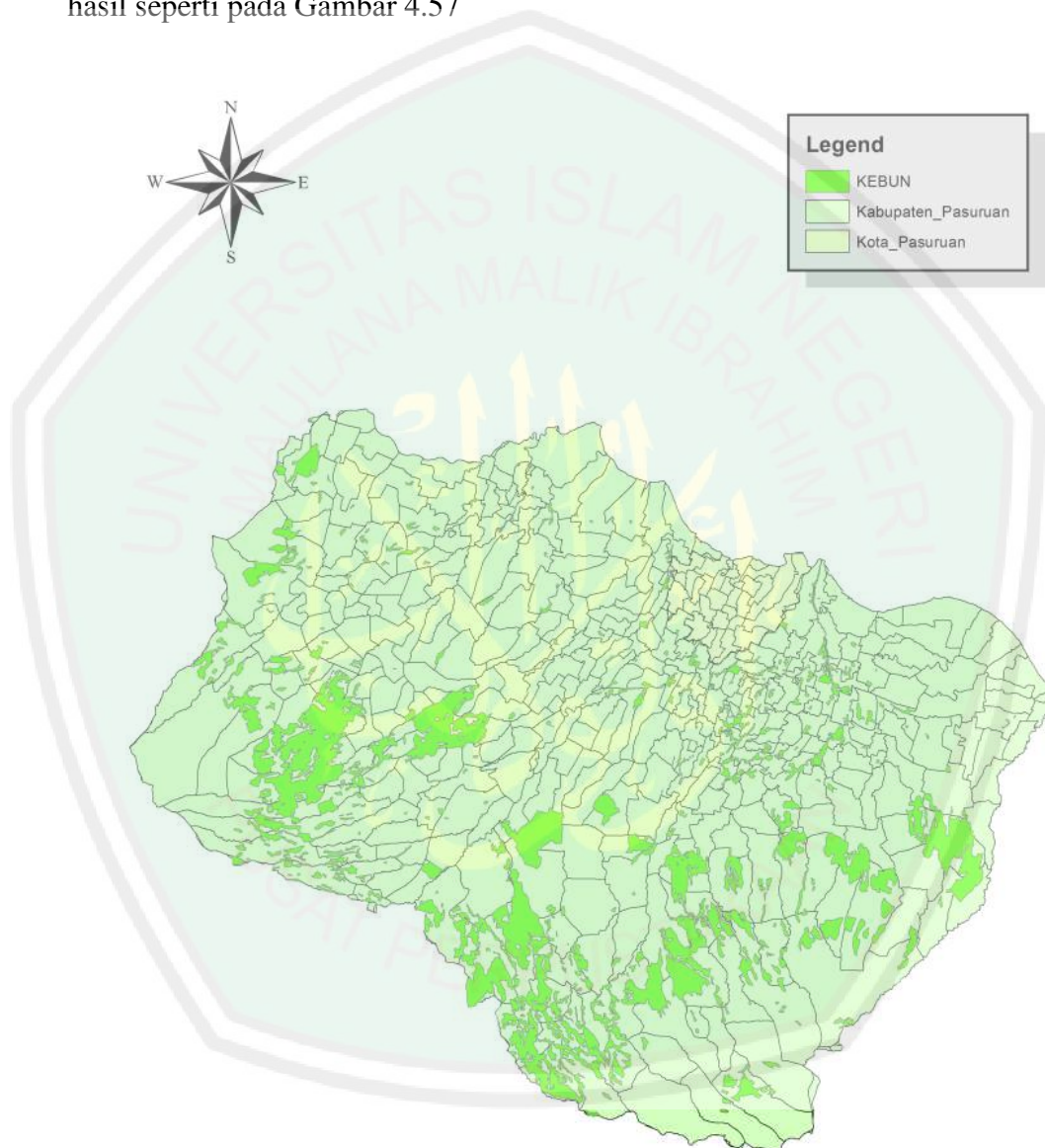


Gambar 4.56 Peta Sawah di Pasuruan Tahun 2018

Pada Gambar 4.56 terlihat sekali bahwa sawah yang paling banyak berpotensi terjadi petir yang sangat sedikit atau tidak terlalu rapat. Hal ini ditandai dengan adanya *noise* di daerah yang memiliki sawah. *Noise* yang paling banyak tersebar di sekitaran *cluster* kedua dan beberapa titik di sekitar garis lintang  $-7,7$  derajat. Dalam hal ini, berarti petir sangat jarang terjadi di daerah yang berdekatan dengan Kecamatan Prigen dan di sepanjang garis lintang  $-7,7$  derajat.

#### 4.4.4 Analisis Keterkaitan Petir Dengan Lokasi Kebun

Analisis yang selanjutnya adalah dengan menarik hubungan antara titik-titik terjadinya petir dengan faktor geografis yang lain, dalam hal ini penulis mencoba menarik keterkaitan antara petir dengan letak perkebunan. Sehingga didapatkan hasil seperti pada Gambar 4.57



Gambar 4.57 Peta Kebun di Pasuruan Tahun 2018

Pada Gambar 4.57 terlihat sekali bahwa lokasi kebun menyelimuti sekitaran titik sambaran petir yang sangat rapat, yaitu menyelimuti Kecamatan Tosari, Puspo, dan menyelimuti seluruh petir yang tergolong pada *cluster* kedua.

#### 4.5 Konsep *DBSCAN Clustering* Dalam Penyebaran Agama Islam

Pada dasarnya, konsep dari *DBSCAN Clustering* adalah mengelompokkan suatu himpunan menjadi sub-sub himpunan yang memiliki karakteristik sama dalam satu sub himpunan, namun memiliki perbedaan karakteristik antar sub himpunan yang satu dengan sub himpunan yang lainnya. Penentuan anggota dari sub himpunan tersebut ditelusuri melalui kedekatan dari satu objek dengan objek yang lainnya dalam jangkauan tertentu ( $\epsilon$ ) dan memiliki syarat, yaitu jumlah minimum anggota yang harus terpenuhi agar dapat masuk ke dalam suatu sub himpunan (*MinPts*).

Dalam menyebarkan agama Islam, Nabi Muhammad secara tidak langsung menerapkan konsep dari *DBSCAN Clustering*. Dalam berdakwah, Nabi Muhammad selalu memulai jihadnya dengan menyebarkan Islam di lingkungan terdekatnya terlebih dahulu, terutama pada keluarga dan para sahabatnya (*density reachable*). Kemudian dari mereka inilah yang juga ikut menyebarkan dakwah Islam yang telah diajarkan oleh Nabi Muhammad kepada orang-orang terdekatnya. Hal ini terus menerus menyebar hingga sekarang. Sedangkan orang-orang kafir yang belum mendapat hidayah untuk memeluk Islam kemungkinan adalah orang-orang yang jauh dengan Nabi Muhammad maupun umatnya (*noise*). Salah satu upaya agar mereka dapat mendapat hidayah sehingga masuk Islam adalah dengan merangkul orang kafir tersebut (*noise*) dengan orang-orang terdekat kita (*density reachable*) sekaligus memberikan pemahaman tentang Islam, tidak menutup kemungkinan orang kafir tersebut (*noise*) mendapat hidayah sehingga dapat masuk ke dalam *cluster* kita, yaitu Islam.

Penelusuran menggunakan *DBSCAN Clustering* masih dapat memungkinkan suatu *noise* bisa menjadi anggota suatu *cluster* dengan beberapa cara. Cara yang pertama adalah dengan merubah  $\epsilon$  dan *MinPts* nya. Jika dikaitkan dengan dakwah Islam, merubah hal tersebut sama halnya dengan merubah sistem dalam berdakwah. Cara yang kedua adalah dengan mendekati titik yang *density reachable* dengan *noise*. Hal ini dapat menjadi pisau bermata dua, kemungkinan pertama adalah *noise* akan dapat bergabung dengan *cluster* jika titik *density reachable* memenuhi *MinPts*, kemungkinan kedua adalah titik yang berawal dari *density reachable* akan bergabung dalam *noise* karena titik *density reachable* yang lain tidak berada di sekitarnya. Oleh sebab itu, Nabi Muhammad dalam berdakwah selalu bersama dengan orang-orang terdekatnya yang sangat beliau percaya.

## BAB V

### PENUTUP

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan rumusan masalah beserta pembahasan di atas, dapat disimpulkan bahwa:

1. Hasil *DBSCAN Clustering* untuk data petir di wilayah Pasuruan pada Tahun 2018 merujuk pada Gambar 4.40. Dari perhitungan *DBSCAN Clustering*, didapatkan hasil seperti pada Gambar 4.52, yaitu terdapat 2 *cluster* dan 15 titik *noise*, dengan anggota *cluster* pertama berjumlah 25535 titik sambaran yang menyebar hampir di seluruh wilayah Pasuruan kecuali Prigen dan sekitarnya, anggota *kedua* berjumlah 16 titik sambaran yang berada di sekitar Prigen. Sedangkan *noise* berada di sekitaran *cluster* kedua dan beberapa titik di sepanjang garis lintang  $-7,7$  derajat.
2. Analisis dari hasil *DBSCAN Clustering* tersebut adalah sebagai berikut:
  - a) Petir yang tergolong pada *cluster* pertama adalah lokasi yang paling banyak terjadi petir dan sangat rapat, yaitu berjumlah 25535 sambaran, menyebar hampir di seluruh wilayah Pasuruan, dan paling sering terjadi pada Bulan Februari.
  - b) Petir yang tergolong pada *cluster* kedua adalah lokasi petir yang cukup rapat, namun kejadiannya tidak sebanyak petir pada *cluster* pertama, yaitu hanya berjumlah 16 sambaran. Petir yang tergolong pada *cluster* kedua hanya terjadi di sekitar Kecamatan Prigen, diselimuti oleh kejadian petir

yang tidak terlalu rapat atau ditandai dengan adanya *noise* disekitarnya, kemudian setelah melebihi daerah *noise*, terjadi petir yang lebih rapat lagi dan lebih sering terjadi, hal ini ditandai dengan tersebarnya petir *cluster* pertama setelah daerah *noise* yang menyelimuti *cluster* kedua.

- c) Petir yang tergolong *noise* adalah petir yang sangat jarang terjadi dan tidak terlalu rapat keberadaannya dengan petir yang lain. Petir yang tergolong *noise* berjumlah 15 sambaran. Petir ini terjadi di sekitar *cluster* kedua dan beberapa terjadi di sepanjang garis lintang  $-7,7$  derajat.

## 5.2 Saran

Pada skripsi ini, penulis terfokus pada pembuatan *cluster* dengan menggunakan algoritma *DBSCAN* dan analisis persebaran petirnya berdasarkan hasil *clustering* tersebut. Untuk penelitian selanjutnya penulis menyarankan untuk menganalisis hubungan antara kejadian petir dengan keadaan geografis, terutama lokasi sungai, sawah, dan perkebunan serta melakukan analisis data *spatio-temporal* untuk melihat *trend* pada setiap waktu.

## DAFTAR RUJUKAN

- Ahlemeyer-Stubbe, Andrea dan Coleman, Shirley. 2014. *A Practical Guide to Data Mining for Business and Industry*. United Kingdom: Wiley
- Devi, Ni Made Anindya dkk. 2015. *Implementasi Metode Clustering DBSCAN Pada Proses Pengambilan Keputusan*. LONTAR KOMPUTER. Vol 6, No. 03, Desember 2015, hlmn. 655-661. Bali: Jurusan Teknologi Informasi Universitas Udayana.
- Eska, Juna. 2016. Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Wallpaper Menggunakan Algoritma C4.5. *JURTEKSI*. Vol 02, No. 02, Maret 2016, hlmn. 9-13. Sumatra Utara: STMIK Royal
- Fajrin, A.A. & Maulana, Algifanri. 2018. Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma FP-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Spare Part Motor. *KLIK*. Vol 05, No. 01, Februari 2018, hlmn. 27-36. Batam: Universitas Putera Batam.
- Hajar, Ibnu & Rahman, Eko. 2017. KAJIAN PEMASANGAN LIGHTNING ARRESTER PADA SISI HV TRANSFORMATOR DAYA UNIT SATU GARDU INDUK TELUK BETUNG. *Jurnal Ilmiah Energi & Kelistrikan*. Vol. 09, No. 02. Jakarta Barat: STT-PLN
- Khatoon, Mehjabin dan Banu, W.Aisha. 2019. An Efficient Method to Detect Communities in Social Networks Using DBSCAN Algorithm. *Social Networks Analysis and Mining*. Austria: Springer-Verlag. 9(9)
- Kim, Jeong-Hun dkk. 2019. AA-DBSCAN : An Approximate Adaptive DBSCAN for Finding Clusters With Varying Densities. *J Supercomput*. 75. Springer Science+Business Media, LLC
- Larose, Daniel T. & Larose, Chantal D. 2014. *Discovering Knowledge In Data: An Introduction to Data Mining*. Wiley: New Jersey
- Pratama, Deka Agung, dkk. 2018. Korelasi Frekuensi Sambaran Petir Terhadap Intensitas Curah Hujan di Kota Manado Tahun 2016. *Unnes Physics Journal* 6(1). Banten: Universitas Negeri Semarang.
- Safitri, Diah dkk. 2017. Metode DBSCAN Untuk Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah Berdasarkan Produksi Padi Sawah dan Padi Ladang. *Statistika*. Vol 5, No. 1, Mei 2017, hlmn. 8-13. Semarang: Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro.

- Sani, Asrul. 2018. *Penerapan Metode K-Means Clustering Pada Perusahaan*. Jakarta Selatan: SMIK Widuri
- Silitonga, Parasian. 2016. Analisis Pola Penyebaran Penyakit Pasien Pengguna Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) Kesehatan Dengan Menggunakan Metode DBSCAN Clustering (Studi Kasus Rumah Sakit Umum Pusat Haji Adam Malik Medan). *Jurnal TIMES*. Vol V, No. 1, hlmn. 36-39. Medan: Fakultas Ilmu Komputer Unika St. Thomas.
- Sulastri, Heni & Gufroni, Acep Irham. 2017. Penerapan Data Mining Dalam Pengelompokan Penderita Thalassaemia. *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*. Vol. 03, No. 02. Tasikmalaya: Universitas Siliwangi



## LAMPIRAN

### Lampiran 1. Script tahapan DBSCAN Clustering dengan Python

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd

# Generate sample data
data = pd.read_excel('Petir 2018 Pasuruan\Petir 2018_SelectedByArcGIS.xlsx')
X = data.values[:,14:16] #mengambil kolom LON dan LAT
eps = 0.0125
MinPts = 9

# Plot 2D + Area

x = X[:,0].astype('float64') #merubah dari type object -> float agar dapat terproses
y = X[:,1].astype('float64') #merubah dari type object -> float agar dapat terproses
area = np.linspace(100,120,len(x)) # area
index_ke = 0 # index pada data yg ingin dijadikan core point pertama
c = np.zeros(len(x)).astype('str') #membuat vektor yang akan mewakili warna setiap koordinat
for i in range(len(x)):
    if i==index_ke:
        c[i] = 'yellow' #yellow color for core point
    else:
        c[i] = 'green' #green color for points will be reach

label = np.zeros(len(c)).astype('str') #antisipasi jika ingin memberi legend
for j in range(len(c)):
    label[j] = str(label[j])
    if j==index_ke:
        label[j] = 'Core Point'
    else:
        label[j] = 'Titik Density Reachable'
core = [0,0] #titik core point
core[0] = x[index_ke]
core[1] = y[index_ke]
jarak = np.sqrt((x-core[0])**2 + (y-core[1])**2) #jarak titik dgn core point
areal = np.ma.masked_where(jarak < eps, area) #area di luar epsilon
area2 = np.ma.masked_where(jarak >= eps, areal) #area di dalam epsilon
Unreachable = plt.scatter(x, y, s=areal, marker='x', c='r') #titik di luar epsilon
Reachable = plt.scatter(x, y, s=area2, marker='o', c=c, label=c) #titik di dalam epsilon
plt.scatter(x,y, marker='x', c='r')
density_reachable_point = [] #storage titik-titik yang termasuk density reachable
jarak_density_reachable = [] #storage nilai jarak setiap density reachable point
for k in range(len(jarak)): #mencari koordinat titik yang berada dalam epsilon
    if jarak[k] <= eps:
        density_reachable_point.append([x[k],y[k]])
        jarak_density_reachable.append(jarak[k])
    # if jarak[k] == 0:
    #     del density_reachable_point[k] #menghapus koordinat core point

M = np.linspace(1,len(jarak_density_reachable),len(jarak_density_reachable))
for m in range(len(jarak_density_reachable)): #pembuatan annotate pada titik
    plt.annotate(s=int(M[m]), xy=density_reachable_point[m])

density_reachable_point = np.array(density_reachable_point) #convert list -> np.array
jarak_density_reachable = np.array(jarak_density_reachable) #convert list -> np.array
# Show the boundary between the regions:
theta = np.linspace(100, 120, 100) #for draw a circle
plt.plot((eps*np.sin(theta))+core[0], (eps*np.cos(theta))+core[1],
         label='Epsilon') # menggambar epsilon di sekitar core point
Core Point = plt.scatter(core[0], core[1], s=area2, marker='o', c='yellow')
plt.legend((Unreachable,Reachable,Core Point),
          # ('Points which outside epsilon','Density Reachable Points','Core Point'))
#for k in range(len(x)):
#    plt.annotate((x[k],y[k]), (x[k], y[k]))
plt.title('Visualization for Generating DBSCAN Algorithm'
         + '\n for the first %d' % len(x) + ' points'
         + '\n With Epsilon = %0.4f' % eps + ' and MinPts = %d' % MinPts)
plt.show()
```

## Lampiran 2. Script *Python* Untuk Eksperimen $\epsilon$ dan *MinPts*

```
import numpy as np

from sklearn.cluster import DBSCAN
from sklearn import metrics
from sklearn.datasets import make_blobs
import pandas as pd

# Generate sample data
centers = [[1, 1], [-1, -1], [1, -1]]
data = pd.read_excel('D:\Misbah File\Kuliah UIN MALIKI MALANG')
sam = data.values[:,14:16].astype('float32')
X, labels_true = make_blobs(n_samples=len(sam))

X = sam
epsilon = 0.015
MinPts = 11

# Compute DBSCAN
db = DBSCAN(eps=epsilon, min_samples=MinPts).fit(X) # AI
core_samples_mask = np.zeros_like(db.labels_, dtype=bool)
core_samples_mask[db.core_sample_indices_] = True
labels = db.labels_

# Number of clusters in labels, ignoring noise if present.
n_clusters_ = len(set(labels)) - (1 if -1 in labels else 0)
n_noise_ = list(labels).count(-1) #penentuan jumlah noise

print('Estimated number of clusters: %d' % n_clusters_)
print('Estimated number of noise points: %d' % n_noise_)
print("Silhouette Coefficient: %0.3f"
      % metrics.silhouette_score(X, labels))

# Plot result
import matplotlib.pyplot as plt

# Black removed and is used for noise instead.
unique_labels = set(labels)
colors = [plt.cm.Spectral(each)
          for each in np.linspace(0, 1, len(unique_labels))]
for k, col in zip(unique_labels, colors):
    if k == -1:
        # Black used for noise.
        col = [0, 0, 0, 1]

    class_member_mask = (labels == k)

    xy = X[class_member_mask & core_samples_mask]

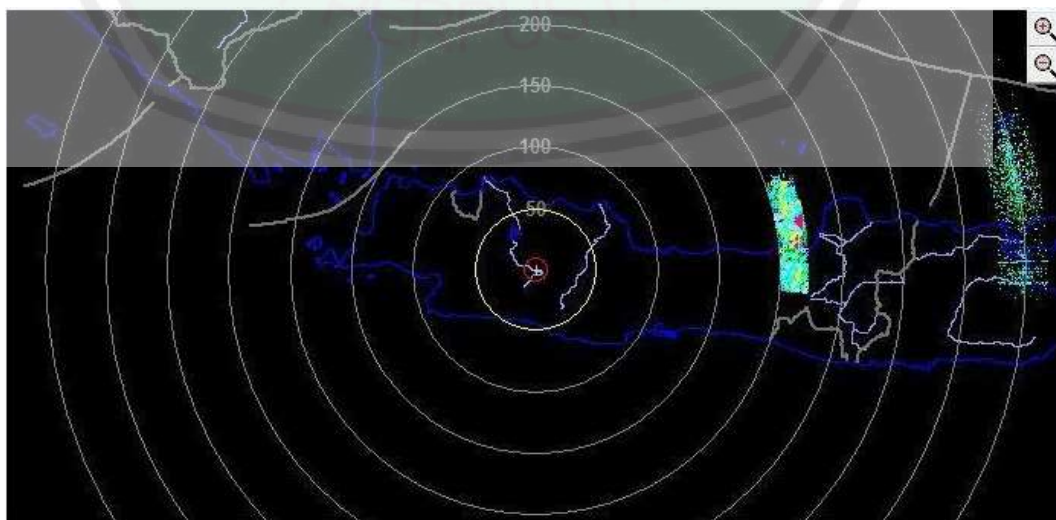
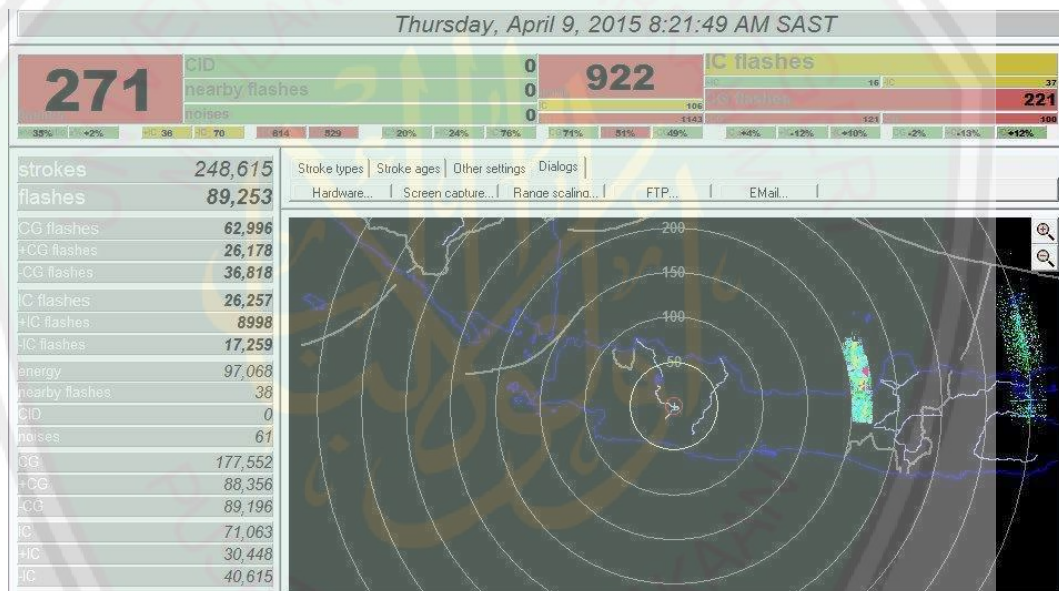
    plt.scatter(xy[:,0], xy[:,1], marker='o', s=20, c=[tuple(col)])

    xy = X[class_member_mask & ~core_samples_mask]

    plt.scatter(xy[:,0], xy[:,1], marker='o', s=20, c=[tuple(col)])

plt.title('Estimated number of clusters: %d' % n_clusters_
         + '\n Estimated number of noise: %d' % n_noise_
         + '\n With Epsilon = %0.4f' % epsilon
         + ' & MinPts = %d' % MinPts)
plt.show()
```

**Lampiran 3. Lightning Detector Yang Digunakan BMKG**





**KEMENTERIAN AGAMA RI**  
**UNIVERSITAS ISLAM NEGERI**  
**MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG**  
**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI**  
**Jl. Gajayana No. 50 Dinoyo Malang Telp./Fax.(0341)558933**

### **BUKTI KONSULTASI SKRIPSI**

Nama : Misbah Fahamsyah  
NIM : 16610066  
Fakultas/Jurusan : Sains dan Teknologi/Matematika  
Judul Skripsi : Metode *DBSCAN Clustering* Untuk Analisis Pola  
Penyebaran Petir di Pasuruan  
Pembimbing I : Muhammad Khudzaifah, M.Si  
Pembimbing II : Hisyam Fahmi, M.Kom

No	Tanggal	Hal	Tanda Tangan
1.	19 November 2019	Konsultasi Bab I	1.
2.	20 November 2019	Konsultasi Agama Bab I	2.
3.	7 Desember 2019	Konsultasi Bab II	3.
4.	7 Desember 2019	Konsultasi Kajian Keagamaan	4.
5.	5 Februari 2020	Konsultasi Bab III & IV	5.
6.	6 Februari 2020	Konsultasi Program	6.
7.	28 Maret 2020	Konsultasi Keseluruhan	7.
8.	29 Maret 2020	Konsultasi Keseluruhan	8.
9.	31 Maret 2020	ACC Keseluruhan	9.
10.	31 Maret 2020	ACC Keseluruhan	10.

Malang, 31 Maret 2020  
Mengetahui,  
Ketua Jurusan Matematika

Dr. Usman Pagalay, M.Si  
NIP. 19650414 200312 1 001

## RIWAYAT HIDUP



Misbah Fahamsyah, lahir di Kota Pasuruan pada tanggal 19 Mei 1997. Anak kedua dari 2 bersaudara dari pasangan Bapak Chairuddin Muchtar dan Luluk Mujihartatik.

Pendidikan dasarnya ditempuh di SDN 2 Tembokrejo Kota Pasuruan dan lulus pada tahun 2010, setelah itu melanjutkan ke SMP Negeri 5 Pasuruan dan lulus pada tahun 2013. Kemudian melanjutkan pendidikan ke SMA Negeri 2 Pasuruan dan lulus tahun 2016. Selanjutnya, pada tahun 2016 menempuh kuliah di Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang mengambil Jurusan Matematika.

Selama menjadi mahasiswa, penulis berperan aktif pada organisasi intra kampus rangka mengembangkan kompetensi akademik maupun non-akademiknya. Selain menjadi asisten laboratorium selama 3 semester, penulis juga menjadi anggota aktif UKM Pencak Silat Pagar Nusa UIN Maulana Malik Ibrahim Malang pada tahun 2016. Penulis juga menjadi pengurus UKM Pencak Silat Pagar Nusa UIN Maulana Malik Ibrahim Malang pada tahun 2018 dan 2019. Selama menempuh pendidikan tingkat dasar sampai tingkat perguruan tinggi, penulis beberapa kali mengikuti olimpiade maupun kejuaraan. Salah satu olimpiade yang pernah diikuti penulis adalah Electra, yaitu olimpiade yang diadakan oleh jurusan teknik elektro ITS pada tahun 2016, Juara III Pencak Silat Seni Beregu Putra Dewasa pada Kejuaraan UNARS OPEN 1 Se-Jawa Timur pada tahun 2017, dan Juara III Pencak Silat Seni Beregu Putra Dewasa pada Kejuaraan Nasional Malang Championship 1 pada tahun 2019.