

**CLUSTERING TITIK GEMPA DI PULAU JAWA
MENGUNAKAN ALGORITMA ST-DBSCAN**

SKRIPSI

**OLEH:
NUR RIF'AT SONHAJI
NIM. 16610103**



**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2023**

**CLUSTERING TITIK GEMPA DI PULAU JAWA
MENGUNAKAN ALGORITMA ST-DBSCAN**

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
Nur Rif'at Sonhaji
NIM. 16610103**

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2023**

**CLUSTERING TITIK GEMPA DI PULAU JAWA
MENGUNAKAN ALGORITMA ST-DBSCAN**

SKRIPSI

**Oleh
Nur Rif'at Sonhaji
NIM. 16610103**

Telah Disetujui Untuk Diuji
Malang, 22 Juni 2023

Dosen Pembimbing I,



**Hisyam Fahmi, M.Kom.
NIP. 198907272019031018**

Dosen Pembimbing II,



**Mohammad Nafie Jauhari, M.Si.
NIDT. 19870218201608011056**

Mengetahui,
Ketua Program Studi Matematika




**Dr. Elly Susanti, M.Sc.
NIP. 19741129 200012 2 005**

CLUSTERING TITIK GEMPA DI PULAU JAWA MENGUNAKAN ALGORITMA ST-DBSCAN

SKRIPSI

Oleh
Nur Rif'at Sonhaji
NIM. 16610103

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
untuk Menemperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)
Tanggal 27 Juni 2023

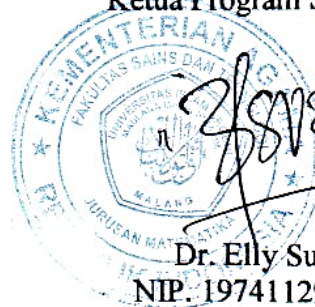
Ketua Penguji : Evawati Alisah, M.Pd

Anggota Penguji 1 : Muhammad Khudzaifah, M.Si.

Anggota Penguji 2 : Hisyam Fahmi, M. Kom.

Anggota Penguji 3 : Mohammad Nafie Jauhari, M.Si.

Mengetahui,
Ketua Program Studi Matematika



Dr. Elly Susanti, M.Sc.
NIP. 19741129 200012 2 005

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Nur Rif'at Sonhaji

NIM : 16610103

Program Studi : Matematika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Skripsi : *Clustering* Titik Gempa di Pulau Jawa Menggunakan
Algoritma ST-DBSCAN

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



MOTO

Impossible to I'm Possible.

PERSEMBAHAN

Bismillahirrahmanirrahim, segala puji bagi Allah Swt. dengan ketulusan hati,
skripsi ini peneliti persembahkan kepada:

Kedua orang tua, Bapak Rofi'i dan Ibu Mas Ufin yang senantiasa memberikan
do'a, dukungan, serta motivasi terbaik untuk kesuksesan peneliti.

Adik Saif Pradip Al Latif yang tidak pernah putus mendoakan serta memberikan
semangat kepada peneliti dalam menuntut ilmu.

Diri saya sendiri yang mau berjuang dengan sungguh-sungguh untuk
membanggakan keluarga dengan menyelesaikan segala tanggung jawab
perkuliahan.

KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Segala puji bagi Allah SWT yang selalu melimpahkan rahmat, taufik dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Pengelompokan Titik Gempa di Pulau Jawa menggunakan Algoritma ST-DBSCAN” 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. Prof. Dr. H. M. Zainuddin, M.A., selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
2. Dr. Sri Harini, M.Si, selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
3. Dr. Elly Susanti, M.Sc. selaku ketua Program Studi Matematika, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
4. Hisyam Fahmi, M.Kom, selaku dosen pembimbing I yang telah banyak memberikan arahan, nasihat, dan pengalaman berharga kepada penulis.
5. Mohammad Nafie Jauhari, M.Si, selaku dosen pembimbing II yang telah banyak memberikan arahan, nasihat, do'a dan pengalaman berharga kepada penulis.
6. Evawati Alisah, M.Pd, selaku ketua penguji dalam ujian skripsi yang telah memberikan masukan dan saran yang bermanfaat bagi penulis.
7. Muhammad Khudzaifah, M.Si, selaku anggota penguji I dalam ujian skripsi yang telah memberikan masukan dan arahan bagi penulis.
8. Seluruh dosen Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim yang telah memberikan segala ilmu dan bimbingannya.

9. Orang tua dan seluruh keluarga yang telah memberikan dukungan serta do'a kepada penulis.

Wassalamualaikum warahmatullahi Wabarakatuh

Malang, 27 Juni 2023

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGAJUAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	v
HALAMAN MOTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiv
ABSTRAK	xv
ABSTRACT	xvi
مستخلص البحث	xvii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian	5
1.4 Manfaat Penelitian	5
1.5 Batasan Masalah	5
1.6 Daftar Istilah	5
BAB II KAJIAN TEORI	7
2.1 <i>Data Mining</i>	7
2.2 <i>Clustering</i> (Pengklasteran)	8
2.3 <i>Dissimilarity Matrix</i> Jarak <i>Euclidean</i>	10
2.4 ST-DBSCAN	11
2.5 Penentuan Eps dan MinPts	13
2.6 <i>Cluster Validity</i>	13
2.7 Gempa Bumi	14
2.8 Gempa Bumi dalam Islam	15
BAB III METODE PENELITIAN	18
3.1 Pendekatan Penelitian	18
3.2 Sumber Data	18
3.3 Variabel Penelitian	18
3.4 Tahapan Penelitian	19
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	21
4.1 Data Set	21
4.2 <i>Preprocessing</i> Data	22
4.3 Penentuan Nilai Parameter	23
4.4 Jarak <i>Euclidean</i>	25
4.5 Pembentukan <i>Cluster</i>	26
4.6 Hasil <i>Cluster</i>	27
4.7 Konsep ST-DBSCAN Dalam Penyebaran Agama Islam	55

BAB V PENUTUP.....	57
5.1 Kesimpulan.....	57
5.2 Saran	57
DAFTAR PUSTAKA.....	58
LAMPIRAN	
RIWAYAT HIDUP	

DAFTAR TABEL

Tabel 4.2	Transformasi Format Tanggal Menjadi <i>Number</i>	22
Tabel 4.4	Perhitungan Jarak <i>Euclidean</i>	25
Tabel 4.6.1	Tabel Hasil <i>Cluster</i> dari 27 Parameter Eps1 Eps2 dan MinPts	27
Tabel 4.6.2	Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2= 1 dan MinPts=3	28
Tabel 4.6.3	Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2= 1 dan MinPts=5	29
Tabel 4.6.4	Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2= 1 dan MinPts=7	30
Tabel 4.6.5	Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2= 2 dan MinPts=3	31
Tabel 4.6.6	Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2= 2 dan MinPts=5	32
Tabel 4.6.7	Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2= 2 dan MinPts=7	33
Tabel 4.6.8	Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2= 5 dan MinPts=3	34
Tabel 4.6.9	Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2= 5 dan MinPts=5	35
Tabel 4.6.10	Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2= 5 dan MinPts=7	36
Tabel 4.6.11	Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2= 1 dan MinPts=3	37
Tabel 4.6.12	Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2= 1 dan MinPts=5	38
Tabel 4.6.13	Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2= 1 dan MinPts=7	39
Tabel 4.6.14	Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2= 2 dan MinPts=3	40
Tabel 4.6.15	Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2= 2 dan MinPts=5	41
Tabel 4.6.16	Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2= 2 dan MinPts=7	42
Tabel 4.6.17	Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2= 5 dan MinPts=3	43
Tabel 4.6.18	Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2= 5 dan MinPts=5	44
Tabel 4.6.19	Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2= 5 dan MinPts=7	45
Tabel 4.6.20	Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2= 1 dan MinPts=3	46
Tabel 4.6.21	Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2= 1 dan MinPts=5	47
Tabel 4.6.22	Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2= 1 dan MinPts=7	48
Tabel 4.6.23	Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2= 2 dan MinPts=3	49
Tabel 4.6.24	Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2= 2 dan MinPts=5	50
Tabel 4.6.25	Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2= 2 dan MinPts=7	51
Tabel 4.6.26	Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2= 5 dan MinPts=3	52

Tabel 4.6.27 Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2= 5 dan MinPts=5	53
Tabel 4.6.28 Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2= 5 dan MinPts=7	54
Tabel 4.6.29 Tabel Evaluasi Silhouette Coefficient Tertinggi Tiap MinPts.....	55

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1	Alur ST-DBSCAN <i>Clustering</i>	20
Gambar 4.1	Grafik <i>Magnitude</i> Pada Tahun 2019-2022.....	21
Gambar 4.3	Grafik Pergeseran Penggerombolan.....	23
Gambar 4.6.1	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=10 Eps2=1 dan MinPts=3	28
Gambar 4.6.2	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=10 Eps2=1 dan MinPts=5	29
Gambar 4.6.3	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=10 Eps2=1 dan MinPts=7	30
Gambar 4.6.4	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=10 Eps2=2 dan MinPts=3	31
Gambar 4.6.5	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=10 Eps2=2 dan MinPts=5	32
Gambar 4.6.6	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=10 Eps2=2 dan MinPts=7	33
Gambar 4.6.7	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=10 Eps2=5 dan MinPts=3	34
Gambar 4.6.8	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=10 Eps2=5 dan MinPts=5	35
Gambar 4.6.9	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=10 Eps2=5 dan MinPts=7	36
Gambar 4.6.10	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=20 Eps2=1 dan MinPts=3	37
Gambar 4.6.11	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=20 Eps2=1 dan MinPts=5	38
Gambar 4.6.12	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=20 Eps2=1 dan MinPts=7	39
Gambar 4.6.13	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=20 Eps2=2 dan MinPts=3	40
Gambar 4.6.14	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=20 Eps2=2 dan MinPts=5	41
Gambar 4.6.15	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=20 Eps2=2 dan MinPts=7	42
Gambar 4.6.16	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=20 Eps2=5 dan MinPts=3	43
Gambar 4.6.17	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=20 Eps2=5 dan MinPts=5	44
Gambar 4.6.18	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=20 Eps2=5 dan MinPts=7	45
Gambar 4.6.19	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=35 Eps2=1 dan MinPts=3	46
Gambar 4.6.20	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=35 Eps2=1 dan MinPts=5	47
Gambar 4.6.21	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=35 Eps2=1 dan MinPts=7	48
Gambar 4.6.22	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=35 Eps2=2 dan MinPts=3	49
Gambar 4.6.23	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=35 Eps2=2 dan MinPts=5	50
Gambar 4.6.24	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=35 Eps2=2 dan MinPts=7	51
Gambar 4.6.25	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=35 Eps2=5 dan MinPts=3	52
Gambar 4.6.26	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=35 Eps2=5 dan MinPts=5	53
Gambar 4.6.27	Hasil ST-DBSCAN dengan Eps1=35 Eps2=5 dan MinPts=7	54

ABSTRAK

Sonhaji, Nur Rif'at. 2023. ***Clustering Titik Gempa di Pulau Jawa Menggunakan Algoritma ST-DBSCAN***. Skripsi. Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing (I) Hisyam Fahmi, M. Kom. (II) Mohammad Nafie Jauhari, M.Si.

Kata kunci: Data mining, Gempa Bumi, *Clustering*, ST-DBSCAN

Gempa bumi merupakan bencana alam yang cukup serius di Indonesia, khususnya di Pulau Jawa. Gempa bumi cukup menakutkan karena tidak dapat diprediksi kapan datangnya, dari mana datangnya, dan seberapa kuat getarannya, yang sering menimbulkan kerusakan fatal dan korban jiwa. Dalam upaya meminimalisasi kerugian akibat gempa bumi, hal itu perlu dilakukan membagi daerah yang mudah terkena gempa. Salah satu metode yang dapat digunakan dalam membagi daerah adalah dengan menggunakan teknik *clustering*. Penelitian ini menggunakan metode *clustering* dengan ST-DBSCAN (*Spatial Temporal-Density Based Spatial Clustering Application with Noise*) pada dataset titik gempa di Pulau Jawa antara tahun 2019 sampai dengan tahun 2022. Pada penelitian ini didapatkan parameter terbaik untuk *clustering* data gempa untuk jarak spasial ($Eps1 = 20$), parameter jarak temporal ($Eps2 = 5$), dan jumlah minimum anggota *cluster* ($MinPts = 3$), yang menghasilkan total 13 *cluster* dan 10 *noise* dengan nilai *silhouette coefficient* sebesar 0,538.

ABSTRACT

Sonhaji, Nur Rif'at. 2023. **On the Clustering of Earthquake Points on Java Island uses the ST-DBSCAN algorithm**. Thesis Department of Mathematics, Faculty of Science and Technology, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisor: (I) Hisyam Fahmi, M. Kom. (II) Mohammad Nafie Jauhari, M.Si.

Keywords: Data Mining, Earthquake, Clustering, ST-DBSCAN.

Earthquake is a quite serious natural disaster in Indonesia, especially in Java Island. Earthquakes are quite scary because you cannot predict when they will come, where they will come from, and how strong the vibrations will be, which often cause fatal damage and casualties. In an effort to minimize losses due to earthquakes, it is necessary to divide the areas that are prone to earthquakes. One method that can be used in dividing the area is to use clustering techniques. This study uses the clustering method with ST-DBSCAN (Spatial Temporal-Density Based Spatial Clustering Application with Noise) on a dataset of earthquake points on Java Island between 2019 and 2022. This method uses the spatial distance parameter ($Eps1 = 20$), the distance parameter temporal ($Eps2 = 5$), and the minimum number of cluster members ($MinPts = 3$), resulting in a total of 13 clusters and 10 noises with a silhouette coefficient of 0.538.

مستخلص البحث

سون هخ ,نور رفعة. ٢٠٢٣. يستخدم تجميع نقاط الزلازل في جزيرة جافا خوارزمية *ST-DBSCAN*.
البحث العلمي. قسم الرياضيات، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامع مولانا مالك إبراهيم الإسلامي
الحكومي بمالانج. المشرف ك : (١) هشام فهمي ، الماجستير (٢) محمد خذيف ، الماجستير.

الكلمات المفتاحية: استخراج البيانات ، الزلازل ، التجميع ، *ST-DBSCAN* .

الزلازل هو كارثة طبيعية خطيرة للغاية في إندونيسيا ، وخاصة في جزيرة جاوة. الزلازل مخيفة للغاية لأنه لا يمكنك التنبؤ بموعد ظهورها ، ومن أين ستأتي ، ومدى قوة الاهتزازات ، والتي غالبًا ما تسبب أضرارًا مميتة وإصابات. في محاولة لتقليل الخسائر الناجمة عن الزلازل ، من الضروري تقسيم المناطق المعرضة للزلازل. إحدى الطرق التي يمكن استخدامها في تقسيم المنطقة هي استخدام تقنيات التجميع. استخدمت هذه الدراسة طريقة التجميع باستخدام *ST-DBSCAN* (تطبيق التجميع المكاني القائم على الكثافة الزمنية المكانية مع الضوضاء) في مجموعات بيانات نقطة الزلازل في جزيرة جافا بين عامي ٢٠١٩ و ٢٠٢٢. في هذه الدراسة ، تم الحصول على أفضل المعلومات لتجميع بيانات الزلازل للمسافة المكانية ٢٠، معلمة المسافة الزمنية ٥ ، والحد الأدنى لعدد أعضاء الكتلة ٣ ، مما ينتج عنه إجمالي ١٣ مجموعة و ١٠ ضوضاء بقيمة معامل صورة ظليلة ٠،٥٣٨.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

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. Proses *clustering* bertujuan untuk mengelompokkan data yang memiliki karakteristik yang sama dalam satu *cluster* yang sama dan data yang memiliki karakteristik berbeda dikelompokkan ke *cluster* lain. Analisis *cluster* adalah alat utama di banyak bidang aplikasi teknik dan ilmiah. Di bidang *Knowledge Discovery in Databases (KDD)* analisis *cluster* dikenal sebagai proses pembelajaran tanpa pengawasan, karena tidak ada pengetahuan sebelumnya tentang *data set*.

Sebagian besar pembelajaran di *KDD* terfokus pada penemuan *cluster* dari data biasa (non-spasial dan non-temporal), sehingga tidak praktis digunakan untuk mengelompokkan data spasial-temporal, dan data spasial-temporal mengacu pada data yang disimpan sebagai irisan temporal dari *data set* spasial. Penemuan pengetahuan tentang data spasial-temporal adalah sebuah subbidang data mining yang sangat menjanjikan karena volume data spasial-temporal yang dikumpulkan semakin banyak dan perlu dianalisis. Proses penemuan pengetahuan untuk data spasial-temporal lebih kompleks dari pada untuk data non-spasial dan non-temporal, karena algoritma pengelompokan spasial-temporal harus

dipertimbangkan tetangga dari objek untuk mengekstraksi pengetahuan yang berguna.

Salah satu metode *clustering* yang dapat digunakan adalah ST-DBSCAN (*Spatio Temporal-Density Based Spatial Clustering Applications with Noise*). Algoritma ST-DBSCAN termasuk algoritma nonparametrik dalam *unsupervised learning* sehingga tidak memerlukan asumsi dalam pengerjaannya dan merupakan salah satu metode yang paling baik untuk menentukan *cluster* dari database *spasial* yang besar (Gaonkar & Swant, 2013).

Algoritma ST-DBSCAN dapat digunakan dalam banyak aplikasi seperti sistem informasi geografis, pencitraan medis, peramalan cuaca maupun bencana alam. Bencana alam merupakan suatu peristiwa alam yang akan berdampak besar bagi kelangsungan hidup manusia, salah satu bencana alam yang rawan terjadi di Indonesia yaitu gempa bumi, gempa bumi merupakan peristiwa adanya getaran atau guncangan yang terjadi pada permukaan bumi. Gempa bumi dapat disebabkan oleh pergerakan kerak bumi atau lempeng bumi, gunung berapi, dan tabrakan meteor. Gempa bumi juga berasal dari getaran lapisan batuan patah yang memiliki energi. Menurut beberapa sumber, gempa bumi yang bermula dari pergerakan kerak bumi menjadi salah satu penyebab gempa paling sering terjadi. Besarnya guncangan bumi beragam mulai dari yang sangat kecil sehingga sulit dirasakan, sampai ke guncangan yang sangat dahsyat. Salah satu efek yang ditimbulkan dari gempa bumi yaitu mampu meruntuhkan bangunan yang kokoh karena adanya percepatan tanah. Untuk melakukan pengukuran kekuatan gempa bumi atau biasa disebut dengan magnitudo dilakukan dengan menggunakan alat yang disebut seismograf (Windarto, dkk, 2018).

Dalam beberapa tahun terakhir, sejumlah gempa bumi telah terjadi yang mengakibatkan kerugian harta benda dan korban jiwa yang besar. Peristiwa seismik ini menimbulkan masalah serius karena kurangnya metode untuk memprediksi peristiwa gempa secara akurat, di mana, kapan, dan seberapa besar kekuatan gempa tersebut. Untuk memprediksi kemungkinan kejadian seismik, perlu dilakukan penelitian ilmiah untuk mengidentifikasi daerah-daerah dengan risiko seismik berdasarkan kejadian seismik yang telah terjadi (Widodo, 2012).

Salah satu pulau terpadat di Indonesia adalah Pulau Jawa. Hal ini menyebabkan meningkatnya tingkat risiko bahaya gempa bumi di Pulau Jawa. Selain itu, faktor yang mempengaruhi adalah kondisi bangunan, apakah dibangun sesuai peraturan atau tidak. Pada saat gempa, sebagian besar korban disebabkan oleh dampak dari bangunan yang runtuh. Dalam beberapa situasi, bangunan runtuh ketika diguncang gempa dan tidak dapat bertahan karena bangunan tersebut tidak dibangun sesuai dengan peraturan yang berlaku (SNI 1726-2019).

Bahkan kejadian gempa bumi ini telah difirmankan Allah dalam Al Qur'an yang artinya:

“Lalu datanglah gempa menimpa mereka, dan mereka pun mati bergelimpangan di dalam reruntuhan rumah mereka.” (Q.S. Al A'raf : 78)

Berdasarkan ayat tersebut gempa bumi dapat menimbulkan korban jiwa dan kerugian harta benda yang cukup besar, jumlah penduduk yang cukup padat serta infrastruktur sangat menentukan risiko wilayah yang telah dinyatakan rawan gempa bumi. Dan ini akan membuat manusia memikirkan kebesaran Allah SWT sekaligus memikirkan bagaimana pembagian wilayah-wilayah yang paling sering terjadi gempa bumi agar risiko korban jiwa dan infrastruktur dapat diminimalisir.

Kepadatan penduduk dan infrastruktur sangat menentukan risiko suatu daerah dinyatakan rawan gempa. Hal mendasar yang dapat dilakukan adalah melakukan delineasi daerah-daerah yang paling sering terjadi gempa untuk meminimalkan risiko korban jiwa dan infrastruktur. Untuk mempermudah persebaran daerah seismik dapat digunakan analisis cluster atau biasa disebut clustering.

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Manalu, dkk, 2021). Hasilnya yang menggunakan *latitude* dan *longitude* sebagai aspek spasialnya dan tanggal terjadinya gempa sebagai aspek temporalnya, maka disini penulis menambahkan *magnitudo* ke dalam aspek non-spasialnya, dikarenakan *magnitudo* atau ukuran kekuatan gempa bumi cukup penting dalam penentuan pengelompokan titik gempa.

Berdasarkan uraian diatas, penulis termotivasi untuk melakukan penelitian “*Clustering* Titik Gempa di Pulau Jawa Menggunakan Algoritma ST-DBSCAN”. Diharapkan dari penelitian ini dapat memicu penelitian-penelitian lain yang membahas tentang gempa. Hal ini akan memberikan manfaat yang sangat besar bagi perkembangan teknologi.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana hasil *clustering* dari data gempa di Pulau Jawa menggunakan algoritma ST-DBSCAN.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang akan dibahas penelitian ini bertujuan untuk mengetahui bagaimana hasil *clustering* dari data gempa di Pulau Jawa menggunakan algoritma ST-DBSCAN.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diperoleh dari penelitian ini antara lain:

1. Dapat mengetahui daerah yang rawan gempa di Pulau Jawa, sehingga dapat menghindari kejadian-kejadian negatif yang dapat ditimbulkan dari bencana gempa tersebut
2. Dapat dijadikan bahan referensi untuk penelitian lebih lanjut mengenai gempa dan ST-DBSCAN.

1.5 Batasan Masalah

Agar penelitian ini menjadi terarah sesuai yang diinginkan, maka permasalahan yang akan dibahas harus diberi batasan. Penelitian ini hanya terfokus pada data tanggal, *longitude*, dan *latitude* di Pulau Jawa. Dan data yang diteliti adalah data yang diambil dari tanggal 1 Januari 2019 hingga 6 Desember 2022.

1.6 Definisi Istilah

1. *Data Mining*

Data Mining dapat didefinisikan sebagai proses memilih, memeriksa, dan memodelkan data dalam jumlah besar untuk menemukan pola atau tren yang biasanya tidak disadari keberadaannya.

2. *Clustering*

Clustering adalah pengelompokan *record*, pengamatan, atau memperhatikan dan membentuk kelas objek-objek yang mempunyai kemiripan.

3. *Algoritma*

Algoritma adalah suatu upaya dengan urutan operasi yang disusun secara logis dan sistematis untuk menyelesaikan suatu masalah untuk menghasilkan suatu *output* tertentu.

4. *Longitude*

Longitude (Garis Bujur) adalah garis yang menentukan jarak di sebelah utara atau selatan khatulistiwa.

5. *Latitude*

Latitude (Garis Lintang) adalah garis yang membentang dari utara ke selatan.

6. *Magnitudo*

Magnitudo adalah ukuran kekuatan gempa bumi yang menggambarkan besarnya energi seismik yang dipancarkan oleh sumber gempa dan merupakan hasil pengamatan seismograf.

7. *Minimum Points* (MinPts)

Minimum Points (MinPts) adalah jumlah minimal titik sehingga sebuah cluster dapat terbentuk.

BAB II

KAJIAN TEORI

2.1 Data Mining

Data mining adalah proses pengumpulan dan pengolahan data yang bertujuan untuk mengekstrak informasi penting pada data, proses pengumpulan dan ekstraksi informasi tersebut dapat dilakukan menggunakan perangkat lunak dengan bantuan perhitungan statistika, matematika, ataupun teknologi *Artificial Intelligence* (AI). *Data mining* sering disebut juga *Knowledge Discovery in Database* (KDD). Dan salah satu kesulitan untuk mendefinisikan *Data Mining* adalah banyaknya aspek serta teknik dari bidang-bidang ilmu yang telah ada sebelumnya. Berawal dari beberapa disiplin ilmu, *Data Mining* bertujuan untuk memperbaiki teknik tradisional sehingga mampu menangani jumlah data yang sangat besar, dimensi data yang tinggi, serta data yang tidak sejenis (Fajrin & Maulana, 2018).

Pengelompokan *Data Mining* dibagi menjadi beberapa kelompok yaitu:

1. 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.

2. Estimasi

Estimasi hampir sama dengan klasifikasi, kecuali apabila variabel target estimasi lebih ke arah numerik daripada ke arah kategori. Model yang dibangun

menggunakan *record* lengkap yang menyediakan nilai *variable* target sebagai nilai prediksi.

3. 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.

4. Klasifikasi

Dalam klasifikasi terdapat target variabel 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.

5. *Clustering* (Pengklasteran)

Clustering (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.

2.2 *Clustering* (Pengklasteran)

Clustering atau pengklasteran adalah metode pengelompokan data ke dalam beberapa *cluster* atau kelompok sehingga data dalam satu *cluster* memiliki tingkat kemiripan yang maksimum dan data antar *cluster* memiliki kemiripan yang minimum. *Clustering* berguna untuk menemukan kelompok atau *cluster* yang tidak

dikenal dalam data. *Clustering* membagi satu set objek data ke dalam himpunan bagian yang disebut dengan *cluster*. Objek yang di dalam *cluster* memiliki kemiripan karakteristik antar satu sama lainnya dan berbeda dengan *cluster* yang lain. Partisi tidak dilakukan secara manual melainkan dengan suatu algoritma *clustering*. Ada beberapa pendekatan yang digunakan dalam mengembangkan metode *clustering*, yaitu *clustering* dengan pendekatan partisi dan *clustering* dengan pendekatan hirarki. *Clustering* dengan pendekatan partisi yaitu mengelompokkan data dengan memilah-milah data yang dianalisa ke dalam *cluster-cluster* yang ada. Sementara *clustering* dengan pendekatan hirarki yaitu mengelompokkan data yang mirip dalam hirarki yang sama dan yang tidak mirip di hirarki yang agak jauh. Dan proses *clustering* ini bertujuan untuk mengelompokkan data yang mempunyai ciri yang sama dalam satu *cluster* yang sama serta data yang mempunyai karakteristik berbeda dikelompokkan ke dalam kelompok lain (Sani, 2018).

Clustering merupakan salah satu teknik dari algoritma *machine learning* yaitu tipe dari *unsupervised learning* yang membagi populasi atau data point dengan sifat yang sama ke beberapa kelompok kecil untuk dikelompokkan, teknik ini merupakan salah satu algoritma di dalam *machine learning* yang paling umum dipergunakan pada data mining. Dan *clustering* ini dilakukan untuk mengatur data ke dalam himpunan yang terbatas dari kelompok yang konsisten secara semantik berdasarkan perhitungan kemiripan. (Kim dkk, 2019).

2.3 Dissimilarity Matrix Jarak Euclidean

Dissimilarity Matrix Jarak Euclidean adalah sebuah metrik jarak yang digunakan untuk mengukur jarak antara dua vektor dengan menghitung akar kuadrat dari jumlah selisih kuadrat antara keduanya. Matriks perbedaan (*dissimilarity matrix*) ini menyimpan kedekatan atau jarak untuk semua pasangan dari n objek. Jarak *Euclidean* adalah jarak antara dua objek data (i,j) dari n atribut bernilai numerik, yang dinyatakan sebagai $\mathbf{i} = x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}$ dan $\mathbf{j} = x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn}$ pada ruang dimensi n (R^n) (Han dkk, 2012) :

$$d(i, j) = \sqrt{(X_{i1} - X_{j1})^2 + (X_{i2} - X_{j2})^2 + \dots + (X_{in} - X_{jn})^2} \quad (2.3.1)$$

untuk aspek spasial persamaan jarak *euclidean* menjadi (Han, dkk., 2012):

$$d_s(i, j) = \sqrt{(X_{longi} - X_{longj})^2 + (X_{lati} - X_{latj})^2} \quad (2.3.2)$$

dimana : long i = longitude data ke- i , $i=1, 2, \dots, n$

lat j = latitude data ke- j , $j=1, 2, \dots, n$

untuk aspek temporal persamaan jarak *euclidean* dimodifikasi menjadi persamaan (Han, dkk., 2012):

$$d_t(i, j) = |X_{tanggal.i} - X_{tanggal.j}| \quad (2.3.3)$$

2.4 ST-DBSCAN

ST-DBSCAN merupakan singkatan dari *Spatial-Temporal Density Based Spatial Clustering of Application with Noise*, istilah ini merupakan bagian dari algoritma yang mampu melakukan pengolahan data spasial dan temporal. Metode algoritma ST DBSCAN termasuk salah satu metode *clustering* yang mampu mengolah data temporal dengan menggunakan nilai parameter jarak pada aspek spasial dan temporal. Metode algoritma ini memiliki sifat yang lebih fleksibel terhadap ukuran data yang besar. Algoritma ST-DBSCAN merupakan pengembangan dari algoritma DBSCAN. Dimana ST-DBSCAN ini berbeda dengan algoritma *clustering* lainnya yang berbasis kepadatan, algoritma ST-DBSCAN memiliki kemampuan untuk menemukan *cluster* yang berkaitan dengan nilai-nilai spasial dan temporal dari objek. Adapun modifikasi yang dilakukan Birant dan Kut (2007) terhadap algoritma DBSCAN adalah sebagai berikut:

1. algoritma ST-DBSCAN dapat mengelompokkan data spatiotemporal sesuai dengan atribut non-spatial, spasial dan temporal
2. DBSCAN tidak mendeteksi titik noise ketika kepadatan bervariasi tetapi algoritma ST-DBSCAN mampu mengatasi masalah ini dengan menetapkan faktor kepadatan untuk setiap penggerombolan
3. Untuk mengatasi konflik pada perbatasan objek dilakukan dengan membandingkan nilai rata-rata penggerombolan yang akan datang dengan nilai baru.

Algoritma ST-DBSCAN membutuhkan empat parameter, yaitu Eps_1 , Eps_2 , $MinPts$, dan $\Delta\epsilon$. Eps_1 adalah jarak untuk atribut spasial. Eps_2 adalah jarak untuk atribut temporal. Perhitungan jarak dengan menggunakan *Euclidean*, *Manhattan*,

atau *Minkowski distance* dapat digunakan untuk Eps1 dan Eps2. MinPts adalah jumlah minimum objek yang berada dalam jarak Eps1 dan Eps2 sedangkan $\Delta\epsilon$ digunakan untuk mencegah ditemukannya kombinasi *cluster* akibat perbedaan nilai yang cukup besar dari atribut non-spasial dari objek lainnya.

Menurut (Birant & Kut, 2007) tahapan dari algoritma ST-DBSCAN adalah:

1. Menentukan nilai Eps dan MinPts
2. Hitung semua jarak *euclidean* antar objek berdasarkan aspek spasial dan temporal
3. Membentuk matriks jarak untuk semua pasangan dari n objek berdasarkan spasial dan temporal
4. Mulai dari titik pertama pertama kemudian mengambil semua titik pada aspek spasial dan aspek temporal dengan ketentuan:

$$A = \{x \mid x \leq \text{Eps1}, x \in \text{matriks jarak spasial}\}$$

$$B = \{x \mid x \leq \text{Eps2}, x \in \text{matriks jarak temporal}\}$$

5. Mengambil semua irisan dari aspek spasial dan aspek temporal dengan ketentuan:

$$A \cap B = \{x \mid x \in A \text{ dan } x \in B\}$$

6. Jika jumlah objek pada irisan lebih kecil dari nilai MinPts, maka titik dinilai sebagai *noise*.
7. *Cluster* terbentuk jika titik memenuhi parameter Eps1, Eps2 dan MinPts.
8. Apabila titik p merupakan *border point* dan tidak terdapat titik lain pada irisan maka dilanjutkan ke titik selanjutnya dan *cluster* baru terbentuk.
9. Ulangi langkah 4 - 8 sampai semua titik terproses.

10. Jika dua *cluster* C1 dan C2 dekat satu sama lain, sebuah titik q mungkin termasuk dalam kedua *cluster* tersebut. Namun, algoritma ini akan menyatakan titik q sebagai bagian dari *cluster* yang pertama kali menemukannya.

2.5 Penentuan Eps dan MinPts

Penentuan parameter pada algoritma ST-DBSCAN sangat penting karena dapat mempengaruhi hasil pengelompokan data, penentuan nilai parameter ini dilakukan secara *trial and error*, penentuan nilai Eps bertujuan untuk mendapatkan total *cluster* dalam jumlah sedikit, sedangkan penentuan MinPts bertujuan untuk memperkecil jumlah *noise*. Dalam penentuan parameter, perlu diperhatikan bahwa parameter yang tidak optimal dapat menyebabkan hasil pengelompokan yang tidak akurat. Oleh karena itu, penentuan parameter yang tepat sangat penting untuk mendapatkan hasil pengelompokan yang baik. (Purwanto, 2012).

2.6 Cluster Validity

Untuk menghindari ketidaksesuaian hasil serta untuk memastikan bahwa hasil *cluster* mencerminkan populasi secara umum, maka hasil dari *clustering* harus tervalidasi. Salah satu metode validasi adalah untuk mengecek kualitas *cluster* adalah *Silhouette Coefficient*. Nilai $a(i)$ mewakili kepadatan *cluster* yang berisi objek i . Semakin kecil nilai $a(i)$, semakin padat *cluster* tersebut. Sementara itu, nilai $b(i)$ mendeskripsikan seberapa jauh objek i dari *cluster-cluster* lain. Jika $a(i)$ bernilai sangat kecil dan $b(i)$ bernilai sangat besar, maka *Silhouette Coefficient* dari i akan mendekati 1 yang berarti *cluster* sangat padat dan terpisah jauh dari *cluster-*

cluster lain. Sebaliknya, jika $a(i)$ bernilai sangat besar dan $b(i)$ bernilai sangat kecil, maka *Silhouette Coefficient* dari i akan mendekati negatif 1 yang berarti *cluster* tidak padat dan berjarak sangat dekat dengan *cluster-cluster* lain (Suyanto, 2019).

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \quad (2.6)$$

$s(i)$: nilai *Silhouette Coefficient* dari i

$a(i)$: rata-rata jarak objek i ke semua objek yang lain dalam *cluster* a

$b(i)$: rata-rata jarak minimum dari objek i ke semua *cluster* lain (yang bukan *cluster* dari objek (i))

2.7 Gempa Bumi

Pelepasan energi oleh gelombang *seismic* secara tiba-tiba merupakan peristiwa yang disebut gempa bumi. Peristiwa ini terjadi karena deformasi lempeng tektonik pada kerak bumi. Gempa bumi di Indonesia terjadi mencapai 3 hingga 5 kali selama setahun, dan hal ini mengalami banyak kerusakan. Berdasarkan proses terjadinya, gempa dibedakan menjadi 3 macam yaitu gempa vulkani, gempa tektonik dan gempa runtuh atau disebut dengan gempa buatan. Di Indonesia, gempa yang sering terjadi adalah gempa vulkanik dan juga gempa tektonik. Gempa vulkanik merupakan gempa yang diakibatkan oleh aktivitas vulkanik. Sedangkan gempa tektonik merupakan gempa yang terjadi karena adanya pertemuan antara lempengan di lapisan litosfer pada kulit bumi yang dikarenakan tenaga tektonik (Hartuti, 2009).

Berdasarkan dampaknya, gempa terbagi menjadi dua yaitu dampak dari gempa vulkanik dan dampak dari gempa tektonik (Hartuti, 2009). Dampak dari gempa tersebut adalah:

1. Dampak dari gempa vulkanik memberikan dampak dengan adanya lava yang keluar dari gunung berapi, lahar, dan juga lontaran material serta adanya abu letusan yang berasal dari gunung berapi.
2. Dampak dari gempa tektonik dibagi menjadi dua, yaitu dampak primer dan dampak sekunder. Dampak primer adalah dampak atau efek yang diakibatkan oleh gempa tersebut, contohnya seperti korban jiwa dan kerusakan infrastruktur bangunan serta kerugian lainnya. Sedangkan yang termasuk dalam dampak sekunder seperti terjadinya tsunami, tanah longsor dan kebakaran serta penyakit yang menyebar.

2.8 Gempa Bumi dalam Islam

Bencana alam adalah salah satu ketentuan Allah S.W.T. yang terjadi di alam semesta (sunnatullah fi al-kaun). Di dalam Al-Qur'an terdapat banyak ayat yang menjelaskan berbagai gambaran dahsyatnya peristiwa bencana alam seperti angin topan (al-rih al-'aqim), gempa bumi (al-rajfah), halilintar (al-sha'iqah), dan lain sebagainya. Peristiwa bencana alam itu sendiri sering terjadi di berbagai belahan dunia, termasuk di Indonesia. Bahkan data statistik mencatat bahwa kejadian bencana alam di Indonesia semakin meningkat dari tahun ke tahun, baru-baru ini bencana alam yang telah terjadi adalah gempa bumi di Cianjur, gempa sering terjadi di Indonesia dikarenakan Indonesia terletak di antara tiga lempeng tektonik aktif yang mengakibatkan potensi kegempaan yang tinggi, bencana alam gempa bumi

mampu menyebabkan kerusakan dan kehancuran benda-benda yang ada di muka bumi termasuk makhluk hidup. Kejadian bencana alam ini juga dibahas dalam kitab suci Al-Qur'an. Namun, kejadiannya tentu mempunyai hikmah yang tersirat untuk membuktikan keagungan dan keesaan Allah S.W.T. bahkan dalam Al-Qur'an sudah terdapat ayat-ayat yang menerangkan bencana alam ini. Sesungguhnya segala fenomena alam terjadi sesuai dengan hukum-hukum Allah yang ditetapkannya di alam ini (Suryo Atmojo, 2019).

Bencana alam terjadi karena suatu peristiwa yang disebabkan oleh gerak dan reaksi alam. Lalu apakah yang menyebabkan gerak dan reaksi alam tersebut? tentu ada faktor-faktor yang menjadi sebab utama dari berbagai reaksi alam tersebut. Dalam perspektif Islam, musibah merupakan peristiwa yang pasti dialami oleh setiap manusia, hal ini adalah salah satu ketentuan Allah S.W.T. yang pasti terjadi di alam semesta (*sunnatullah fi al-kaun*). Musibah bisa dialami dan menimpa manusia secara individu ataupun menimpa penduduk suatu daerah secara massal dalam bentuk bencana alam (Maulida, 2019). Allah S.W.T. berfirman:

وَلَنَبْلُوَنَّكُمْ بِشَيْءٍ مِّنَ الْخَوْفِ وَالْجُوعِ وَنَقْصٍ مِّنَ الْأَمْوَالِ وَالْأَنْفُسِ وَالثَّمَرَاتِ وَبَشِّرِ الصَّابِرِينَ

“Dan akan kami berikan cobaan kepada kalian dengan sedikit ketakutan, kelaparan, kekurangan harta, jiwa, dan buah-buahan. Dan berikanlah kabar gembira kepada orang-orang yang sabar.” (Q.S. Al-Baqarah [2]:155).

Bagaimana sikap yang benar dan seharusnya dilakukan seorang muslim dalam menghadapi musibah yang sering terjadi. Dengan upaya penelaahan terhadap ayat-ayat Al-Qur'an, terutama yang terkait dengan kisah atau kejadian bencana-bencana alam yang telah terjadi.

Berdasarkan dari uraian tersebut penelitian ini dinilai sangat penting. Dengan hasil penelitian ini diharapkan agar masyarakat pada umumnya dan umat Islam

pada khususnya dapat merenungi dan mengambil pelajaran atas terjadinya berbagai peristiwa bencana alam yang dialami umat-umat terdahulu dan memahami faktor-faktor substansial yang menyebabkan terjadinya berbagai bencana alam tersebut menurut perspektif Al-Qur'an, untuk selanjutnya dapat berperan aktif melakukan upaya-upaya preventif (pencegahan) terjadinya bencana alam dengan ikhtiar manusiawi yang maksimal.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Pendekatan Penelitian

Pada penelitian ini, pendekatan yang digunakan adalah menggunakan pendekatan Hasil deskriptif kuantitatif. Pendekatan Hasil yaitu dengan mengendalikan serta memanipulasi variabel bebas, pada hal ini adalah nilai *epsilon* dan *minimum points*, kemudian mengamati variabel terikatnya yang dalam hal ini ialah jumlah *cluster* dan *outliers/noise*. Sedangkan pendekatan deskriptif kuantitatif dengan menganalisis data serta menyusun data yang sudah ada sesuai dengan kebutuhan.

3.2 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data gempa bumi di Pulau Jawa pada tanggal 1 Januari 2019 – 6 Desember 2022. Data diperoleh dari *earthquake.usgs.gov*. Data titik gempa bumi berjumlah 155 dengan atribut tanggal, *longitude*, *latitude*, dan kekuatan gempa (*magnitudo*) diatas 4,0 SR.

3.3 Variabel Penelitian

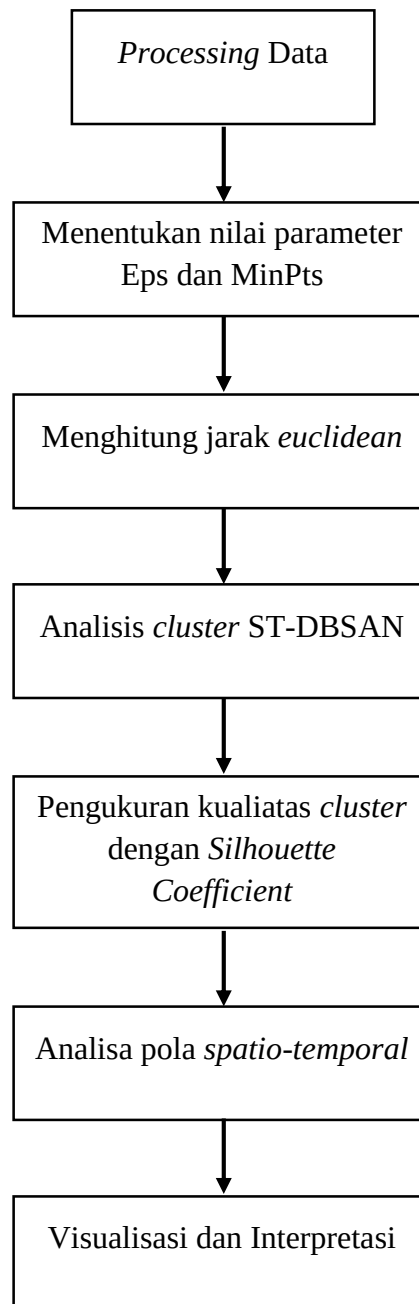
Variabel penelitian yang digunakan untuk penelitian ini yaitu *longitude*, *latitude*, *magnitudo* dan tanggal terjadinya gempa. *Longitude* merupakan koordinat bujur geografi tempat terjadinya gempa, sedangkan *latitude* merupakan koordinat

lintang geografi tempat terjadinya gempa, dan *magnitude* adalah besaran atau skala kekuatan gempa bumi yang biasanya dinyatakan dalam angka.

3.4 Tahapan Penelitian

1. Melakukan *preprocessing* data
 - a. perubahan format pada kolom tanggal
 - b. reduksi data
2. Menentukan nilai parameter Eps dan MinPts
3. Menghitung jarak Euclidean antar objek berdasarkan aspek spasial (*longitude* dan *latitude*) dan berdasarkan aspek temporal (tanggal terjadinya gempa)
4. Melakukan analisis *cluster* dengan algoritma ST-DBSCAN
5. Melakukan pengukuran kualitas *cluster* menggunakan *Silhouette Coefficient*
6. Menganalisis pola *spatio-temporal* berdasarkan parameter terbaik dari Eps dan MinPts
7. Melakukan visualisasi dan interpretasi hasil dari terbentuknya *cluster-cluster* yang terbentuk dari metode ST-DBSCAN.

Alur Penelitian



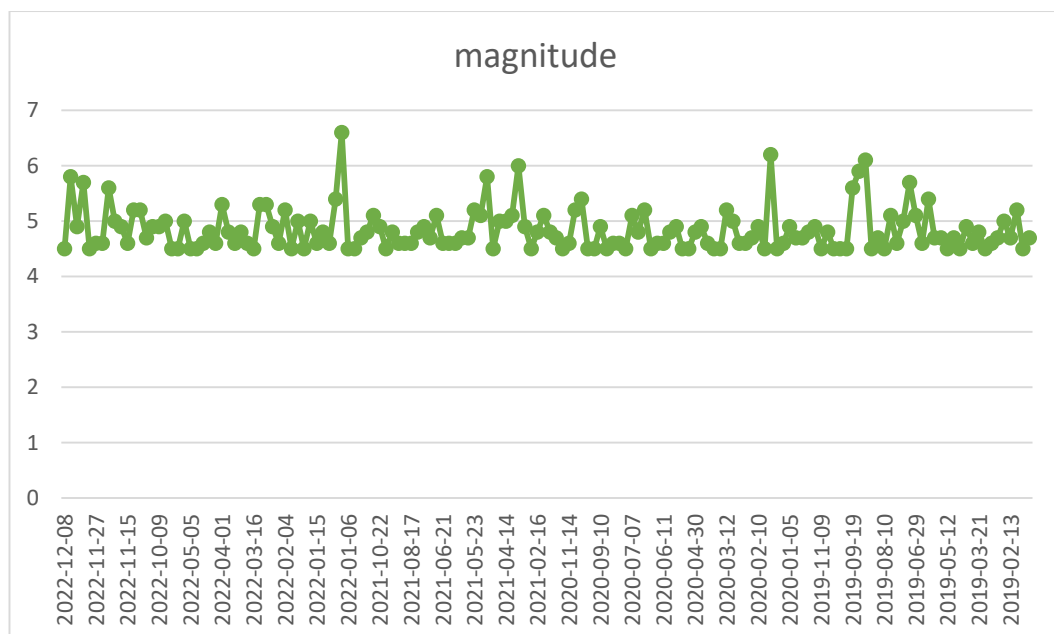
Gambar 3.1 Alur Penelitian

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Data Set

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data gempa dari tiap kabupaten/kota di Pulau Jawa pada tahun 2019-2022 yang sudah tersedia pada publikasi online di website *earthquake.usgs.gov* dengan total data 154 titik gempa dengan 22 macam atribut seperti *time*, *latitude*, *longitude*, *depth*, *magnitude*, *magType*, dan seterusnya, kemudian data tersebut diambil dan disimpan dalam bentuk CSV (*comma-separated values*) yang dapat dilihat dalam lampiran untuk selanjutnya diolah menggunakan *software python*. Karena algoritma ST-DBSCAN hanya memerlukan atribut *time*, *latitude*, dan *longitude* maka hanya 3 atribut itu saja yang diambil dari keseluruhan atribut. Sementara itu kekuatan gempa (*magnitude*) tertinggi yang terjadi antara tahun 2019 - 2022 yaitu sebesar 6,6 SR yang terjadi pada tanggal 14 Januari 2022, dan dapat dilihat pada gambar 4.1



Gambar 4.1 Grafik Magnitude Pada Tahun 2019-2022

4.2 Preprocessing Data

Sebelum data diolah data perlu di *preprocessing* untuk mengubah data mentah ke dalam bentuk yang lebih mudah dipahami proses ini diperlukan untuk memperbaiki kesalahan pada data mentah yang memiliki format yang tidak teratur. *Preprocessing* data merupakan tahapan awal yang wajib diterapkan sebelum melakukan penyaringan dan dari *preprocessing* data ini untuk memastikan bahwa data sudah diformat dan informasi didalamnya dapat dipahami oleh algoritma sehingga bisa mengeluarkan hasil yang lebih akurat serta memperlancar proses data mining, membuat data lebih mudah untuk dibaca, dan mengurangi beban representasi. Tahapan *preprocessing* data yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Melakukan format pada kolom tanggal

Pengubahan format ini dilakukan agar ketika terjadi penambahan data sebelum tanggal pertama data yang digunakan saat ini tidak menyebabkan variabel tanggal bernilai -1

Tabel 4.2 Transformasi Format Tanggal Menjadi Number

No	Tanggal (GMT)	Tanggal (number)
1	2022-12-08 (02:49:14)	44903
2	2022-12-08 (00:50:57)	44903
3	2022-12-04 (15:02:49)	44899
4	2022-12-03 (09:49:39)	44898
5	2022-12-02 (20:37:24)	44897
⋮	⋮	⋮
154	2019-01-07 (15:04:08)	43472

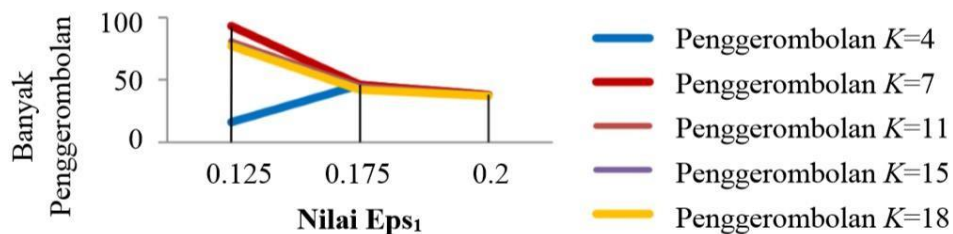
2. Reduksi data

Reduksi dilakukan dengan memilih variabel yang akan digunakan. Dari variabel awal yang berjumlah 22 macam variabel yang diantaranya seperti

longitude, *latitude*, tanggal gempa, kekuatan gempa, dan kedalaman gempa. Pada tahap ini dilakukan reduksi data yang akan digunakan yaitu *longitude*, *latitude*, dan tanggal terjadinya gempa.

4.3 Penentuan Nilai Parameter

Penentuan parameter pada metode pengelompokan sangat berpengaruh terhadap *cluster* yang dihasilkan. Parameter yang terdapat pada metode ST-DBSCAN adalah Eps1 (jarak atribut spasial), Eps2 (jarak atribut temporal), MinPts (jumlah minimum objek yang berada dalam jarak Eps1 dan Eps2). Penentuan nilai Eps bertujuan untuk mendapatkan total *cluster* dalam jumlah sedikit, sedangkan penentuan MinPts bertujuan untuk memperkecil jumlah *noise*. Pada Puwanto (2012), hasil *cluster* paling sedikit didapatkan pada $Eps_1 = 0.2$ ($\approx 22\text{km}$) seperti pada Gambar 4.3



Gambar 4.3 Grafik Pergeseran Penggerombolan

Berdasarkan nilai Eps1 diperoleh titik *noise* paling sedikit pada $k=4$, $k=7$, dan $k=11$. Pada penelitian ini akan digunakan $k=7$ – k merupakan representasi dari MinPts. Pemilihan $k=7$ disebabkan jumlah *noise* yang cenderung stabil seiring dengan penambahan nilai Eps1 yang dapat dilihat pada. Nilai Eps2=7 dipilih dengan tujuan untuk mendapatkan pola penyebaran *hotspot* dalam rentang waktu yang cenderung singkat.

Berdasarkan penghitungan jarak hanya dilakukan pada aspek spasial. Untuk memenuhi keperluan parameter temporalnya, penghitungan jarak juga dilakukan pada aspek temporal. Penghitungan jarak menggunakan metrik *Euclidean* dilakukan, diman hasil penghitungan jarak tersebut merupakan matriks jarak spasial dan matriks jarak temporal. Matriks jarak yang didapat akan digunakan selanjutnya untuk mencari tetangga. Pencarian tetangga dilakukan terhadap kedua aspek. Tetangga didapat melalui pencarian nilai yang lebih kecil sama dengan epsilon dalam matriks jarak atau dengan kata lain masih dalam radius epsilon. Tetangga spasial dan tetangga temporal harus diiris guna mendapatkan tetangga akhir secara *spatio-temporal*. Parameter Δ_ϵ diduga dapat meningkatkan *cohesion* intra-cluster dan *separation* antar-cluster, karena parameter tersebut mencakup aspek nonspasial. Ketidakikutsertaan parameter Δ_ϵ pada penelitian ini dapat membuat hasil *cluster* tidak optimal.

Untuk menentukan nilai parameter terdapat beberapa cara salah satunya yaitu menggunakan metode *trial and error* dengan mencoba beberapa nilai parameter yang berbeda dan melihat hasil *clustering* yang dihasilkan diantaranya yaitu untuk nilai parameter Eps1 (spasial) yang akan digunakan adalah 10, 20, dan 35. Nilai Eps2 (temporal) yang dipilih pada penelitian ini adalah 1, 2, dan 5, nilai tersebut digunakan karena suatu kejadian gempa terjadi tidak lebih dari 5 hari berturut-turut. Dan nilai MinPts yang digunakan adalah 3, 5, dan 7, penggunaan nilai MinPts tersebut mengikuti saran dari Briant dan Kurt (2007) yang menyatakan bahwa nilai yang cukup optimal pada MinPts adalah $\ln(n)$ dimana adalah jumlah dari total keseluruhan dataset yang digunakan dan mencoba beberapa nilai yang lain untuk mengetahui hasil yang terbaik.

4.4 Jarak Euclidean

Dalam tahapan pembentukan *cluster* diperlukan menghitung jarak antar objek. Jarak antar objek dihitung menggunakan *jarak euclidean*. *Jarak euclidean* dihitung berdasarkan aspek spasial (*longitude & latitude*) dan aspek temporal (tanggal gempa) sesuai dengan persamaan 2.3.2 dan 2.3.3

Menghitung jarak spasial:

$$d_s(i, j) = \sqrt{(X_{longi} - X_{longj})^2 + (X_{lati} - X_{latj})^2}$$

$$d_s(i, j) = \sqrt{(110,804 - 107,159)^2 + ((-8,682) - (-6,738))^2}$$

$$d_s(i, j) = 4,132$$

Menghitung jarak temporal:

$$d_t(i, j) = |X_{tanggal.i} - X_{tanggal.j}|$$

$$d_t(i, j) = |44903 - 44903|$$

$$d_t(i, j) = 0$$

Tabel 4.4 Perhitungan Jarak Euclidean

(i,j)	d_s (i,j)spasial	d_t (i,j)temporal
(1,1)	0	0
(1,2)	4.132	0
(1,3)	3.278	4
(1,4)	3.522	5
(1,5)	2.823	6
(1,6)	2.647	11
(1,7)	4.231	16
(1,8)	4.136	17
⋮	⋮	⋮
(153,154)	1.191	0
(154,154)	0	0

4.5 Pembentukan *Cluster*

Setelah menentukan nilai parameter (Eps1=20, Eps2=5, dan MinPts=3) dan menghitung jarak *Euclidean* antar objek berdasarkan aspek spasial dan temporalnya sehingga dapat terbentuk matriks jarak untuk semua pasangan dari n objek berdasarkan aspek spasial dan temporal, selanjutnya akan dilakukan analisis *cluster* menggunakan algoritma ST-DBSCAN dengan mengambil semua titik pada aspek spasial dan temporal dari titik pertama.

Untuk aspek spasial

$$A = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, \dots, 154\}$$

dan aspek temporal

$$B = \{1, 2, 3, 4\}$$

Setelah semua titik pada aspek spasial dan temporalnya sudah didapatkan hasilnya, selanjutnya diambil irisan dari aspek spasial dan temporal dengan ketentuan:

$$A \cap B = \{x \mid x \in A \text{ dan } x \in B\}$$

$$A \cap B = \{1, 2, 3, 4\}$$

Karena jumlah objek pada irisan lebih besar dari nilai MinPts maka titik tersebut dapat dinilai sebagai *cluster*. Jika irisan tidak lebih besar dari nilai MinPts dan belum termasuk dalam *cluster*, maka titik tersebut dilabeli sebagai *noise*. Dan tahapan ini dilakukan sampai semua titik terproses.

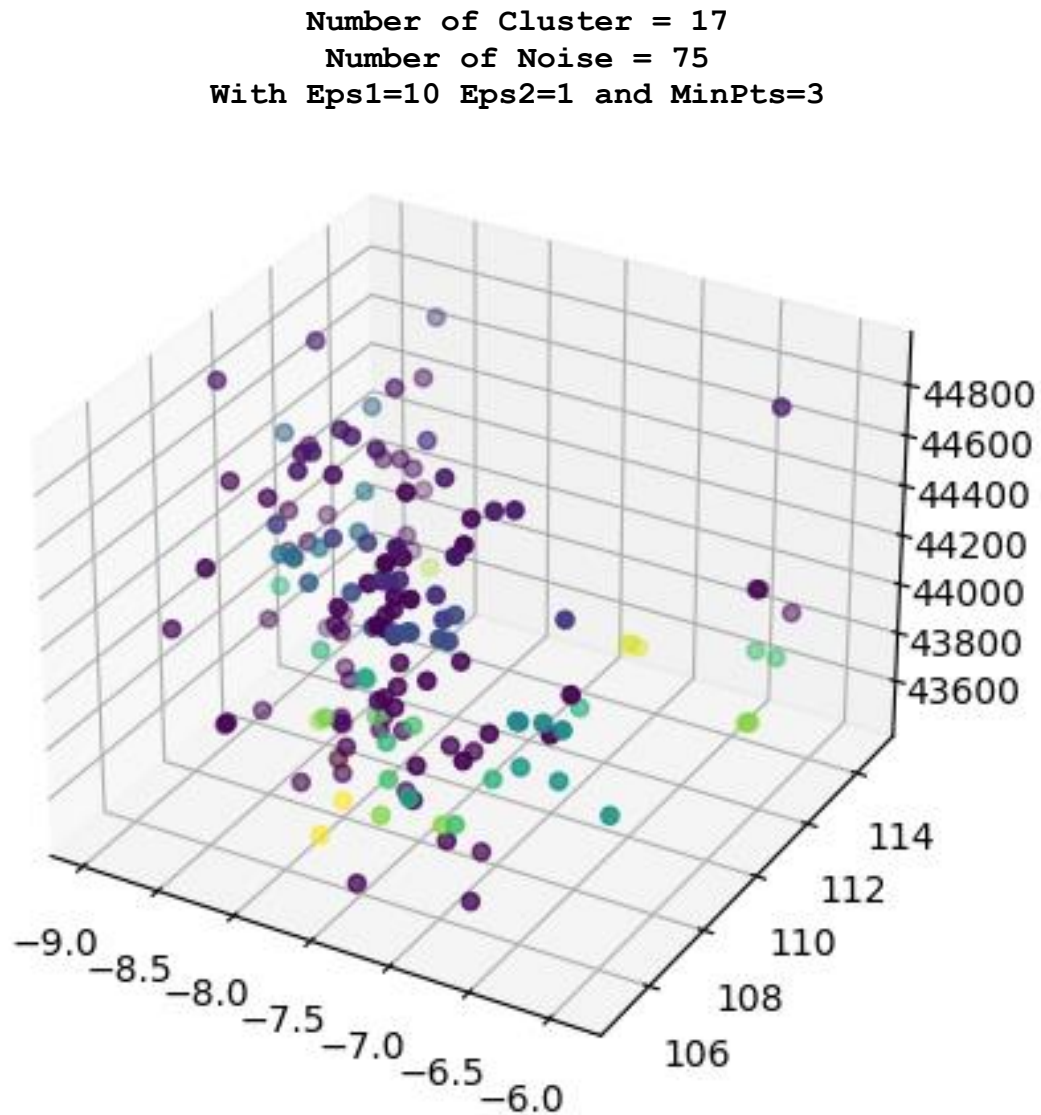
4.6 Hasil Cluster

Setelah mendapat hasil *cluster* dari 27 pasangan paramater Eps1, Eps2, dan MinPts pada data titik gempa bumi Pulau Jawa menggunakan algoritma ST-DBSCAN dengan nilai parameter Eps1, Eps2, dan MinPts yang telah ditentukan.

Tabel 4.6.1 Tabel hasil *cluster* dari 27 pasangan paramater Eps1, Eps2, dan MinPts

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
10	1	3	17	75	0.012
10	1	5	5	199	-0.226
10	1	7	2	138	0.014
10	2	3	22	57	0.181
10	2	5	6	111	-0.233
10	2	7	2	134	0.078
10	5	3	22	55	0.199
10	5	5	7	106	-0.256
10	5	7	2	134	0.078
20	1	3	16	21	0.428
20	1	5	12	62	0.109
20	1	7	3	114	0.328
20	2	3	15	11	0.524
20	2	5	10	41	0.326
20	2	7	7	88	-0.076
20	5	3	13	10	0.538
20	5	5	10	37	0.366
20	5	7	7	76	0.0414
35	1	3	8	9	0.449
35	1	5	7	24	0.489
35	1	7	7	53	0.244
35	2	3	6	5	0.391
35	2	5	7	8	0.535
35	2	7	7	33	0.436
35	5	3	6	5	0.391
35	5	5	7	8	0.538
35	5	7	8	24	0.496

Selanjutnya melakukan visualisasi dari data hasil ST-DBSCAN *Clustering* menggunakan *Python* terlebih dahulu seperti pada gambar 4.6.1 sampai dengan gambar 4.6.27



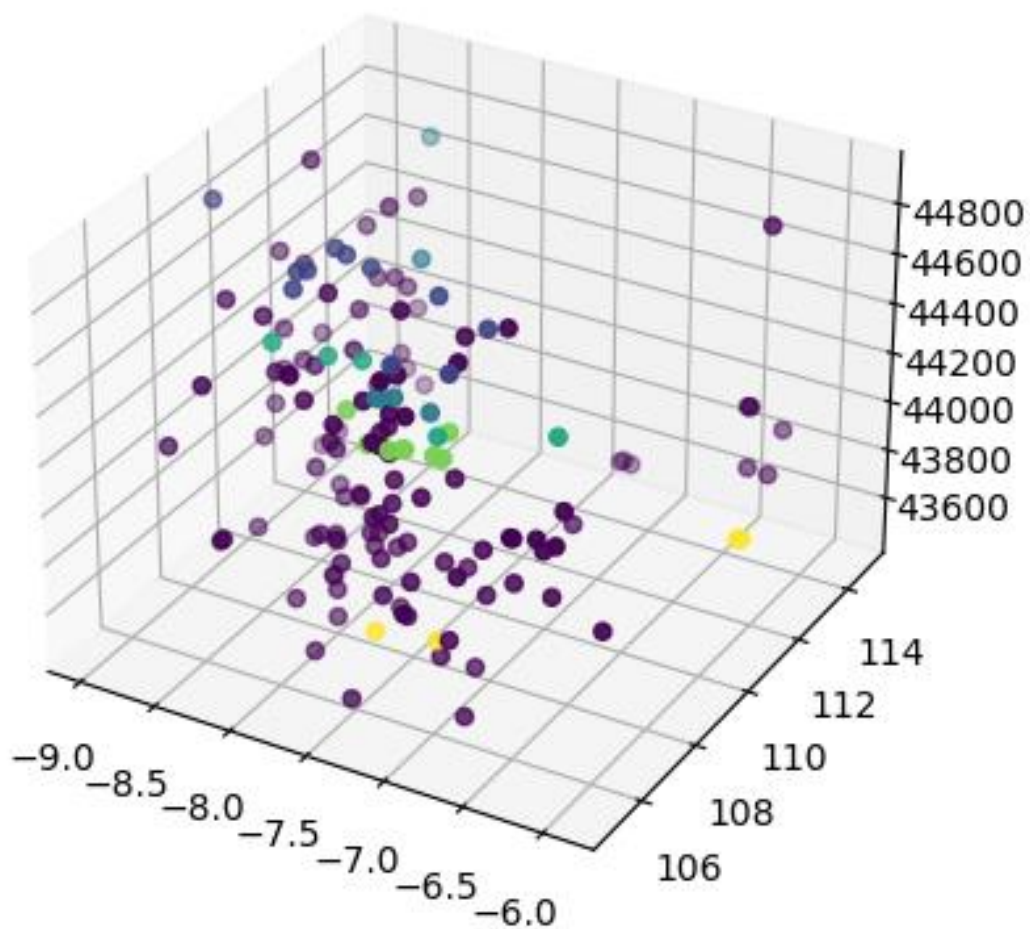
Gambar 4.6.1 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10 Eps2=1 dan MinPts=3

Tabel 4.6.2 Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2=1 dan MinPts=3

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
10	1	3	17	75	0.012

Gambar 4.6.1 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10, Eps=1, dan MinPts=3. Dari Hasil tersebut dihasilkan 17 *Cluster* dan 75 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,012.

Number of Cluster = 5
 Number of Noise = 199
 With Eps1=10 Eps2=1 and MinPts=5

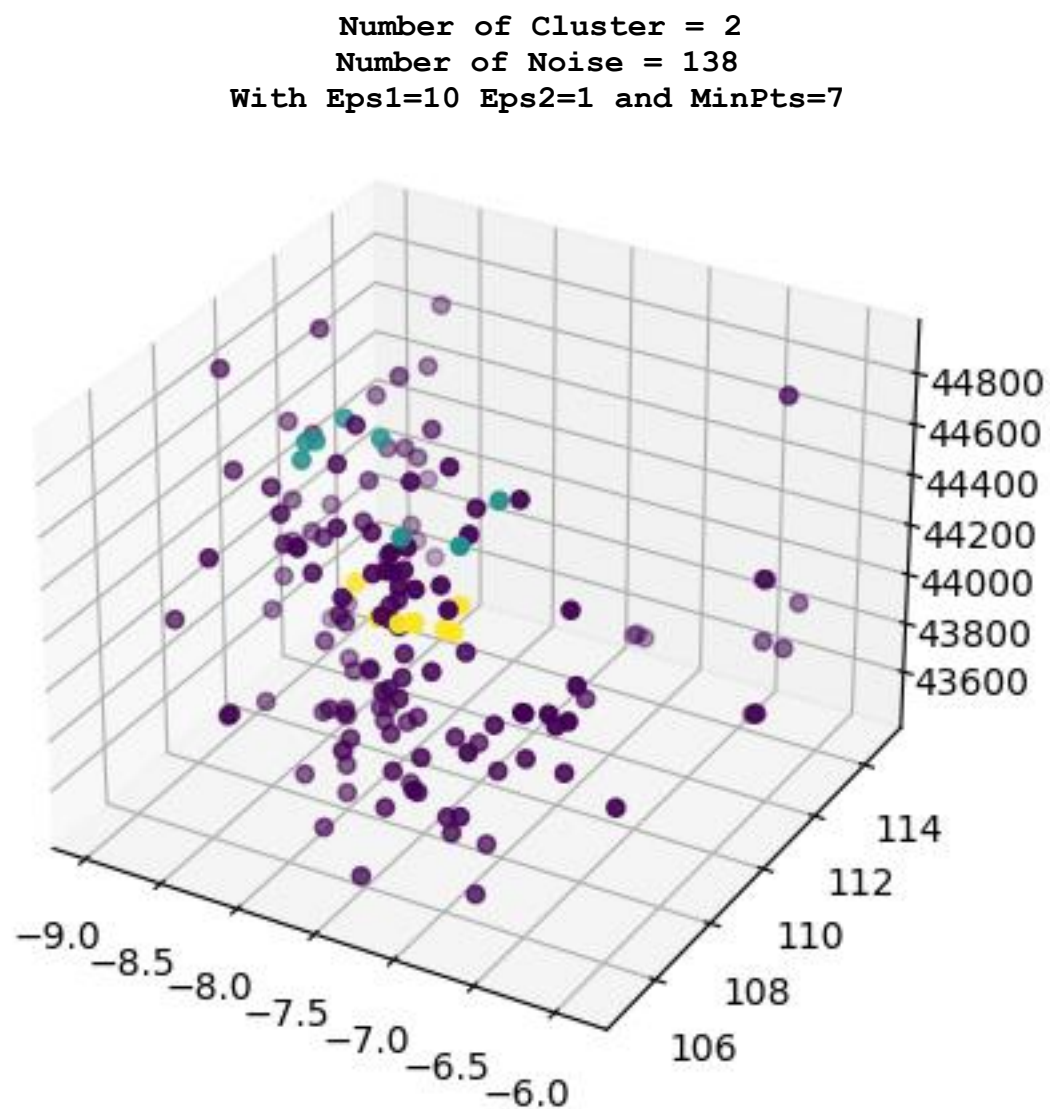


Gambar 4.6.2 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10 Eps2=1 dan MinPts=5

Tabel 4.6.3 Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2=1 dan MinPts=3

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
10	1	5	5	199	-0.226

Gambar 4.6.2 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10, Eps=1, dan MinPts=5. Dari Hasil tersebut dihasilkan 5 *Cluster* dan 199 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar -0,226.



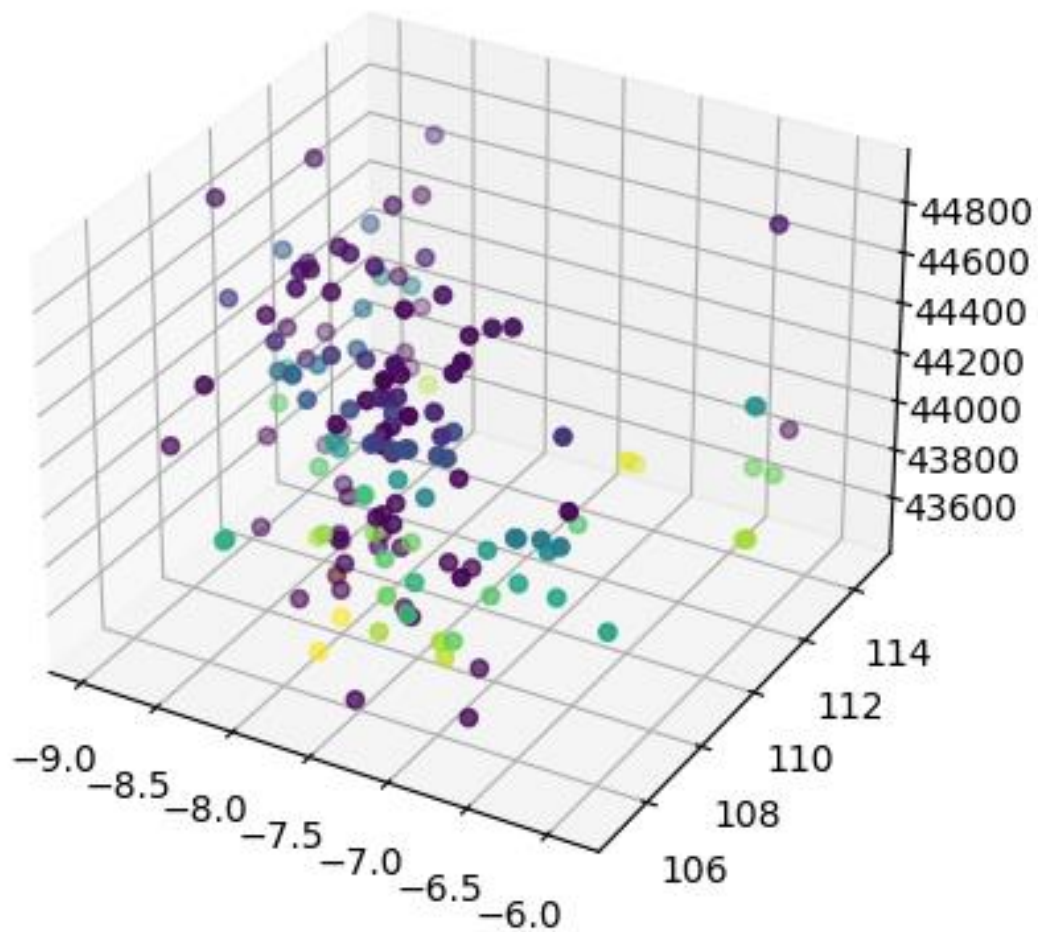
Gambar 4.6.3 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10 Eps2=1 dan MinPts=7

Tabel 4.6.4 Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2=1 dan MinPts=7

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
10	1	5	7	199	0.0140

Gambar 4.6.3 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10, Eps=1, dan MinPts=7. Dari Hasil tersebut dihasilkan 7 *Cluster* dan 199 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,140.

Number of Cluster = 22
 Number of Noise = 57
 With Eps1=10 Eps2=2 and MinPts=3



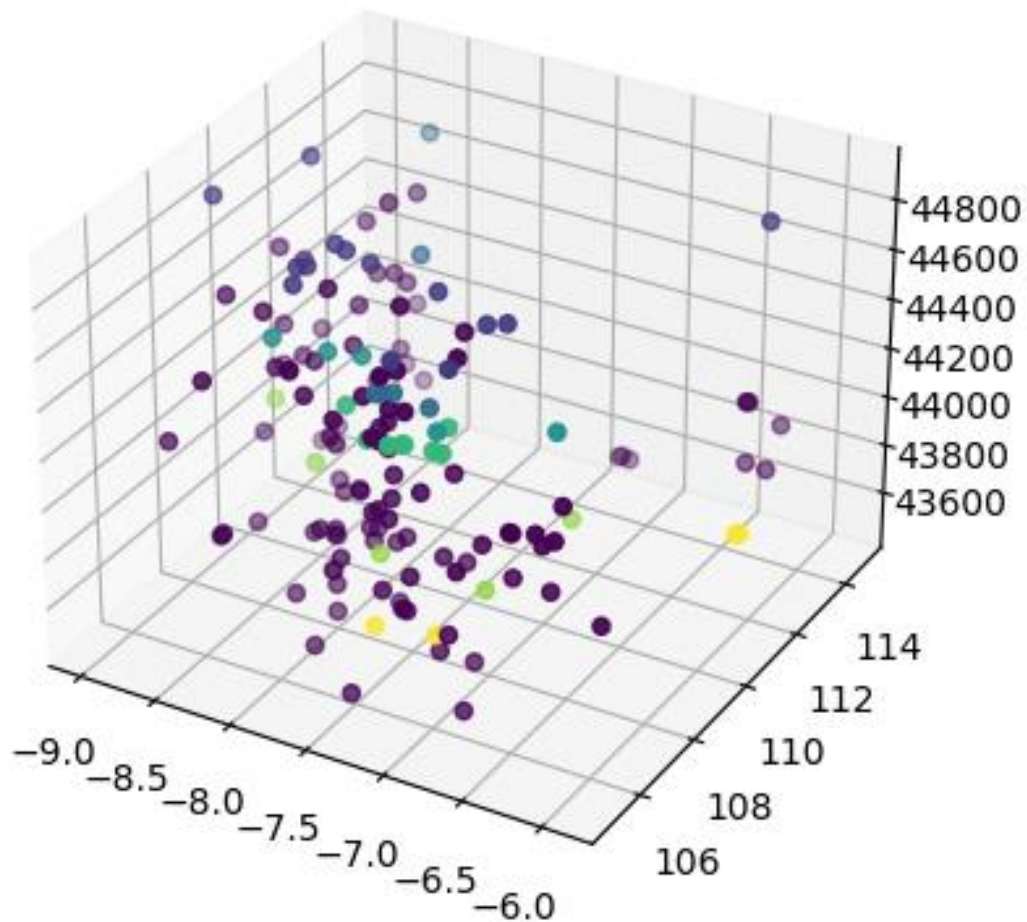
Gambar 4.6.4 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10 Eps2=2 dan MinPts=3

Tabel 4.6.5 Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2=2 dan MinPts=3

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
10	2	3	22	57	0.186

Gambar 4.6.4 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10, Eps=2, dan MinPts=3. Dari Hasil tersebut dihasilkan 22 *Cluster* dan 57 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,186.

Number of Cluster = 6
 Number of Noise = 111
 With Eps1=10 Eps2=2 and MinPts=5

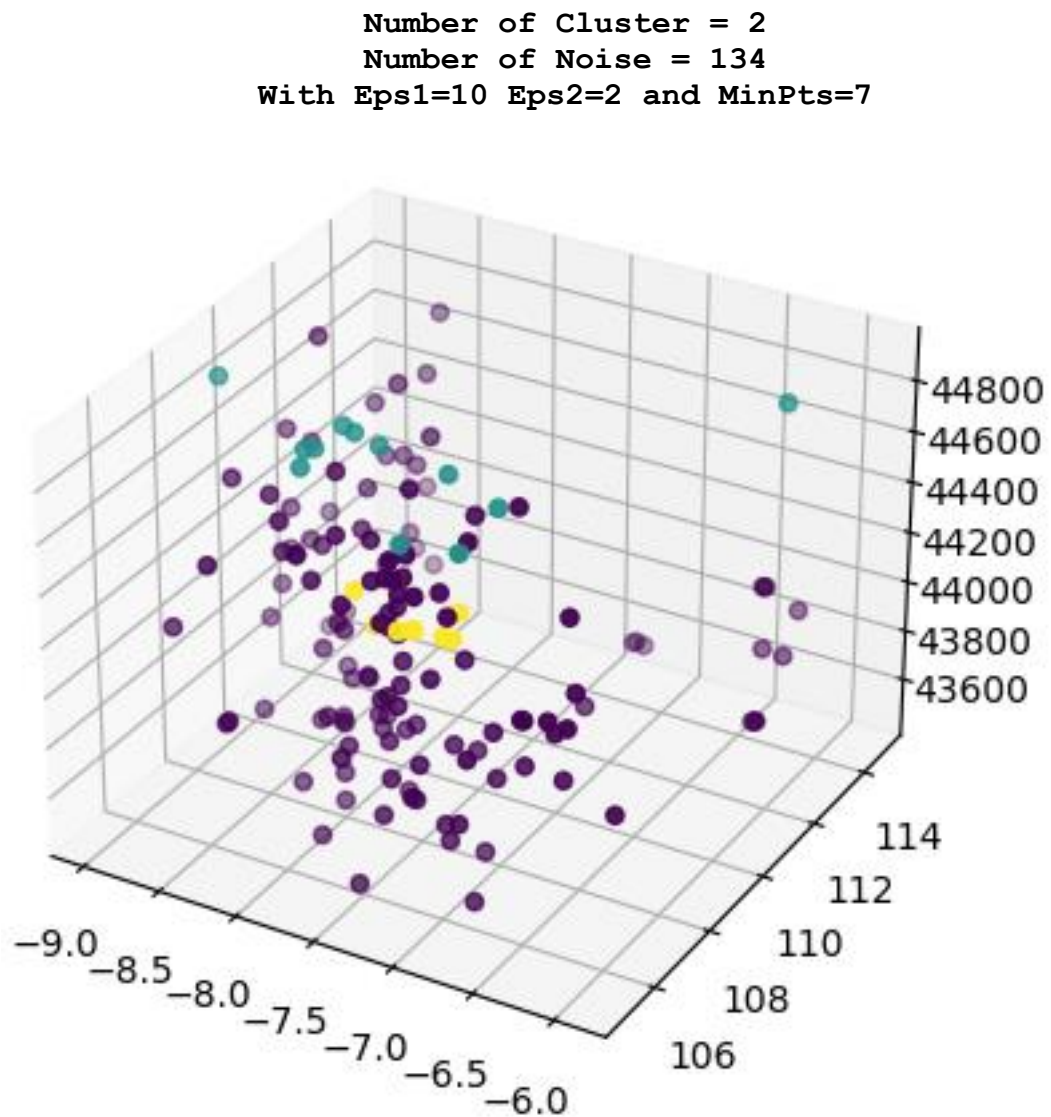


Gambar 4.6.5 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10 Eps2=2 dan MinPts=5

Tabel 4.6.6 Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2=2 dan MinPts=5

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
10	2	5	6	111	-0.233

Gambar 4.6.5 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10, Eps2=2, dan MinPts=5. Dari Hasil tersebut dihasilkan 6 *Cluster* dan 111 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar -0.233.



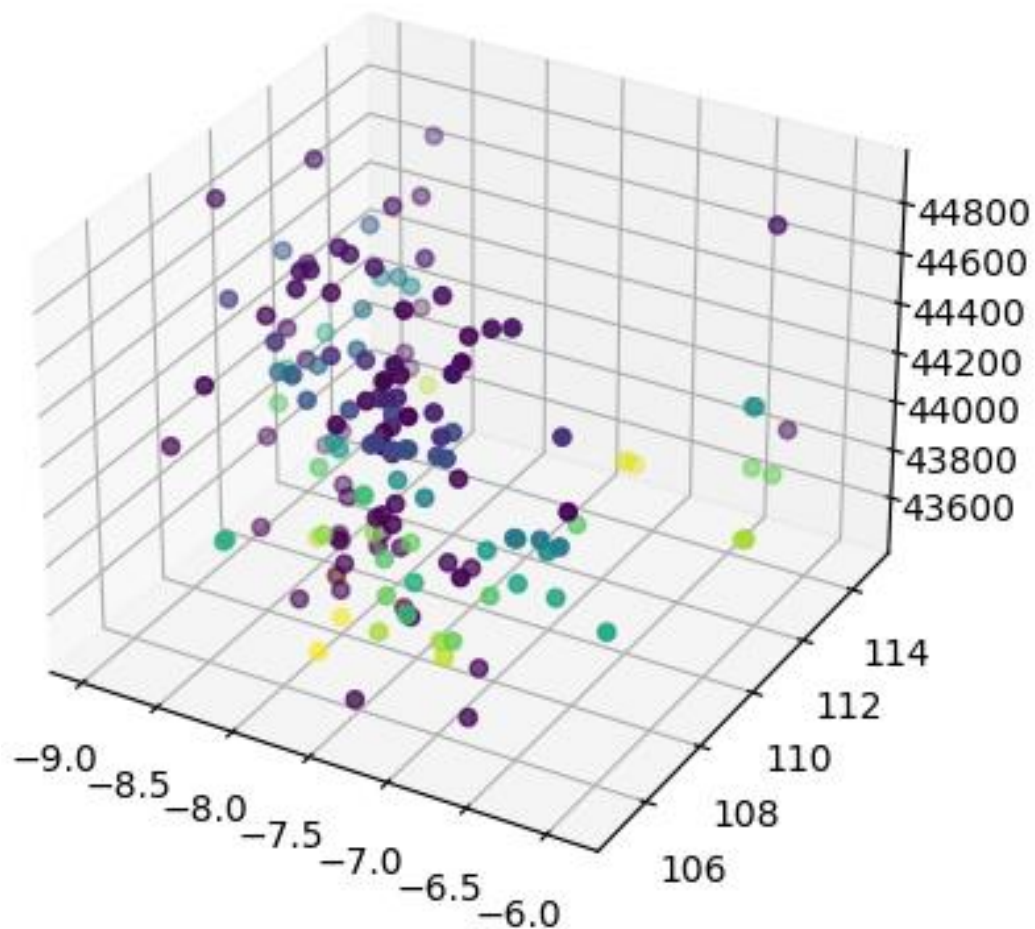
Gambar 4.6.6 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10 Eps2=2 dan MinPts=7

Tabel 4.6.7 Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2=2 dan MinPts=7

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
10	2	7	2	134	0.078

Gambar 4.6.6 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10, Eps2=2, dan MinPts=7. Dari Hasil tersebut dihasilkan 2 *Cluster* dan 134 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,078.

Number of Cluster = 22
 Number of Noise = 55
 With Eps1=10 Eps2=5 and MinPts=3



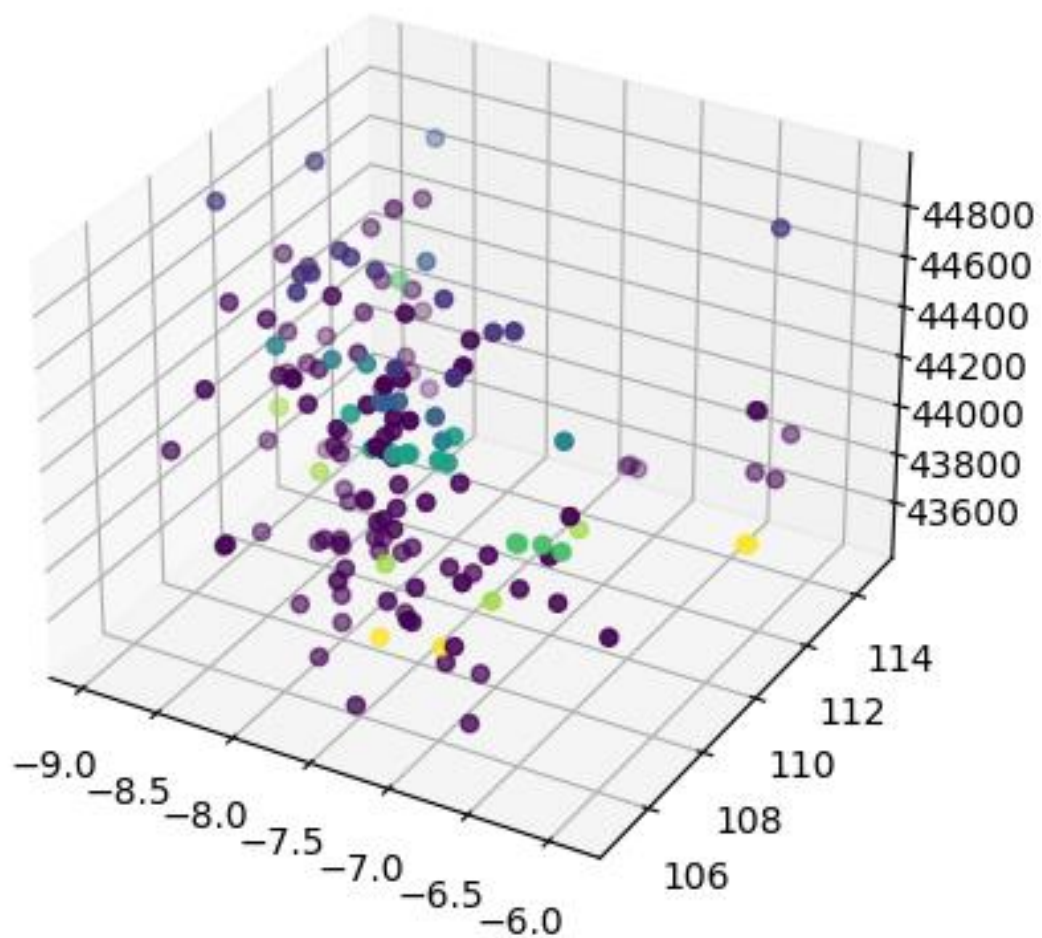
Gambar 4.6.7 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10 Eps2=5 dan MinPts=3

Tabel 4.6.8 Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2=5 dan MinPts=3

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
10	5	3	22	55	0.199

Gambar 4.6.7 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10, Eps=5, dan MinPts=3. Dari Hasil tersebut dihasilkan 22 *Cluster* dan 55 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,199.

Number of Cluster = 7
 Number of Noise = 106
 With Eps1=10 Eps2=5 and MinPts=5

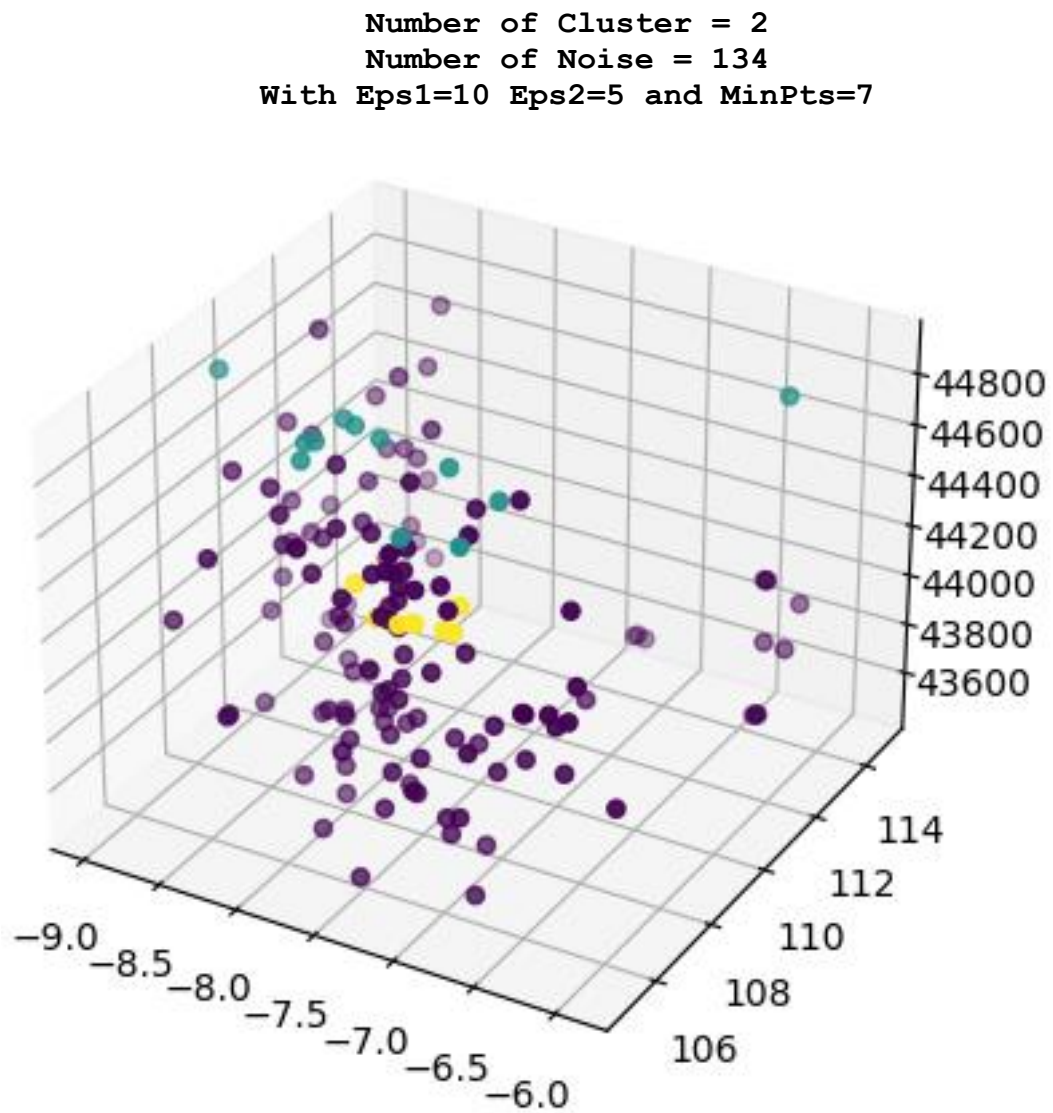


Gambar 4.6.8 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10 Eps2=5 dan MinPts=5

Tabel 4.6.9 Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2=5 dan MinPts=5

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
10	5	5	7	106	-0.256

Gambar 4.6.8 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10, Eps=5, dan MinPts=5. Dari Hasil tersebut dihasilkan 7 *Cluster* dan 106 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar -0,256.



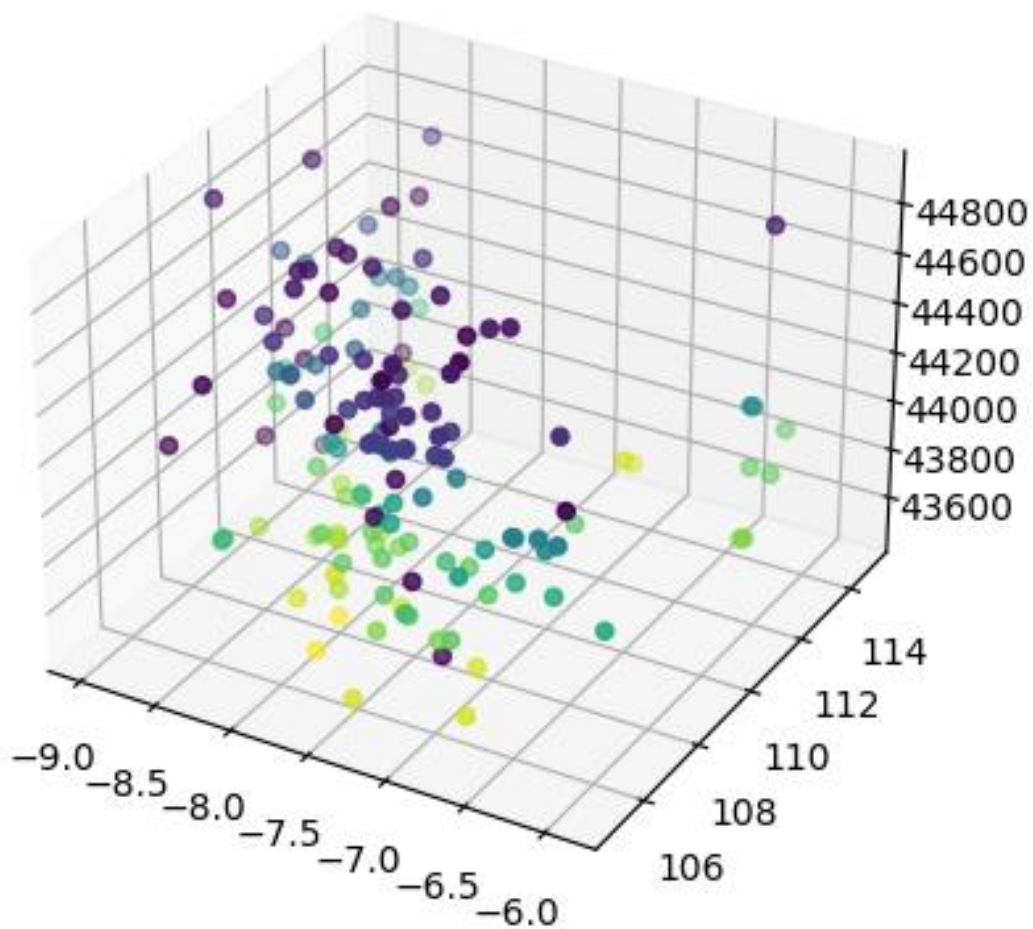
Gambar 4.6.9 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10 Eps2=5 dan MinPts=7

Tabel 4.6.10 Tabel Hasil dengan Eps1=10 Eps2=5 dan MinPts=5

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
10	5	7	2	134	0.078

Gambar 4.6.9 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=10, Eps=5, dan MinPts=7. Dari Hasil tersebut dihasilkan 2 *Cluster* dan 134 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,078.

Number of Cluster = 16
 Number of Noise = 21
 With Eps1=20 Eps2=1 and MinPts=3



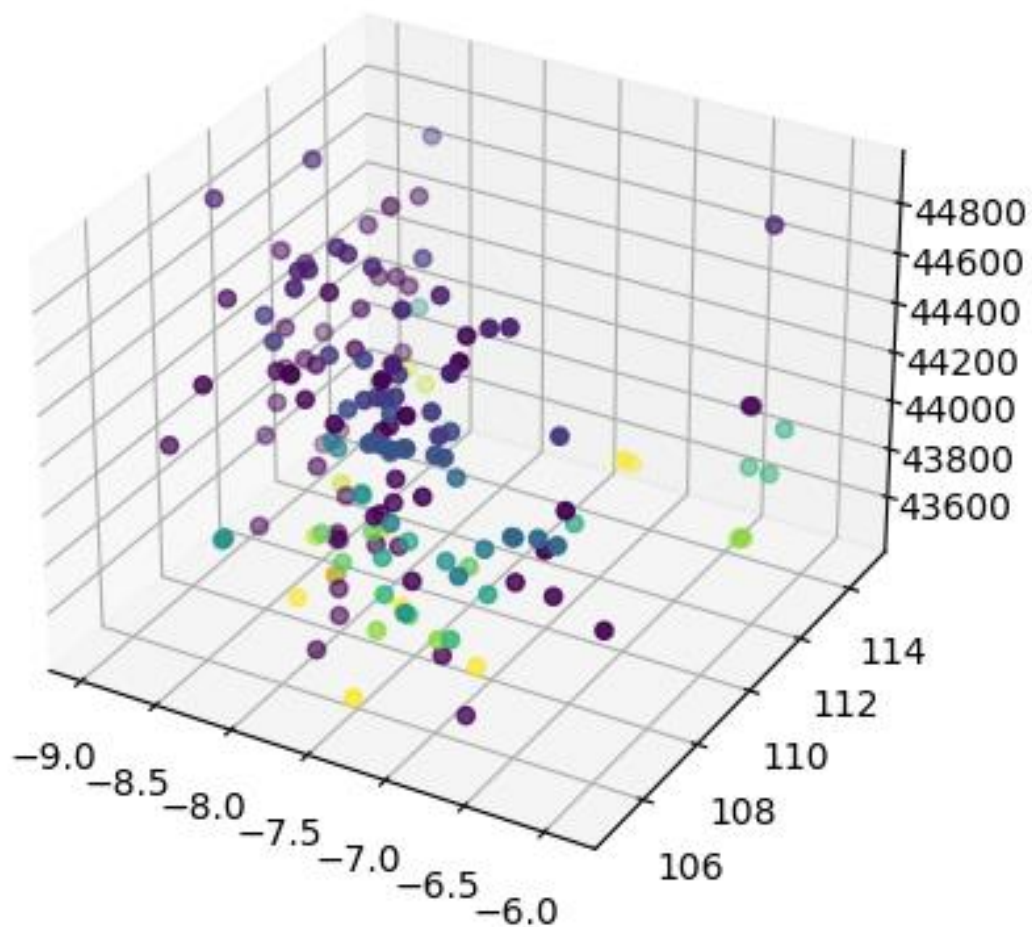
Gambar 4.6.11 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=20 Eps2=1 dan MinPts=3

Tabel 4.6.10 Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2=1 dan MinPts=3

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
20	1	3	16	21	0.428

Gambar 4.6.10 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=20, Eps=1, dan MinPts=3. Dari Hasil tersebut dihasilkan 16 *Cluster* dan 21 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,428.

Number of Cluster = 12
 Number of Noise = 62
 With Eps1=20 Eps2=1 and MinPts=5



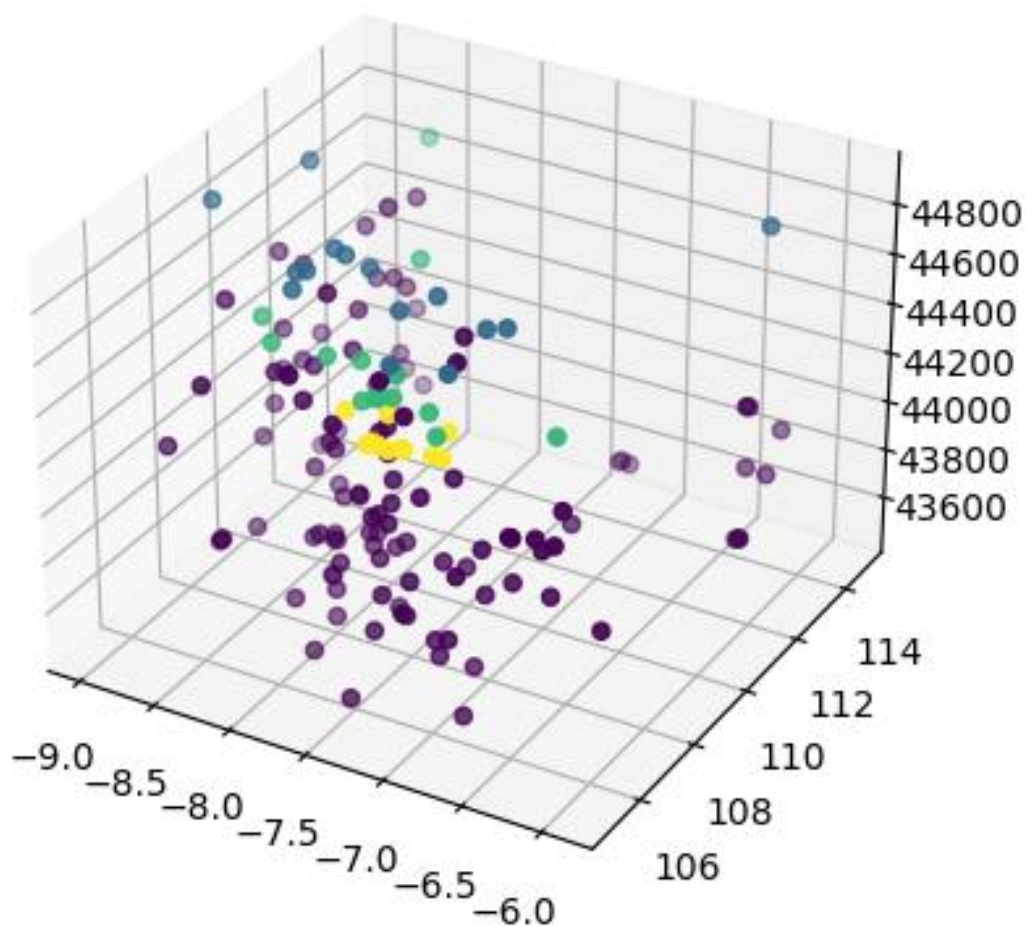
Gambar 4.6.12 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=20 Eps2=1 dan MinPts=5

Tabel 4.6.11 Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2=1 dan MinPts=5

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
20	1	5	12	62	0.109

Gambar 4.6.11 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=20, Eps=1, dan MinPts=5. Dari Hasil tersebut dihasilkan 12 *Cluster* dan 62 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,109.

Number of Cluster = 3
 Number of Noise = 114
 With Eps1=20 Eps2=1 and MinPts=7

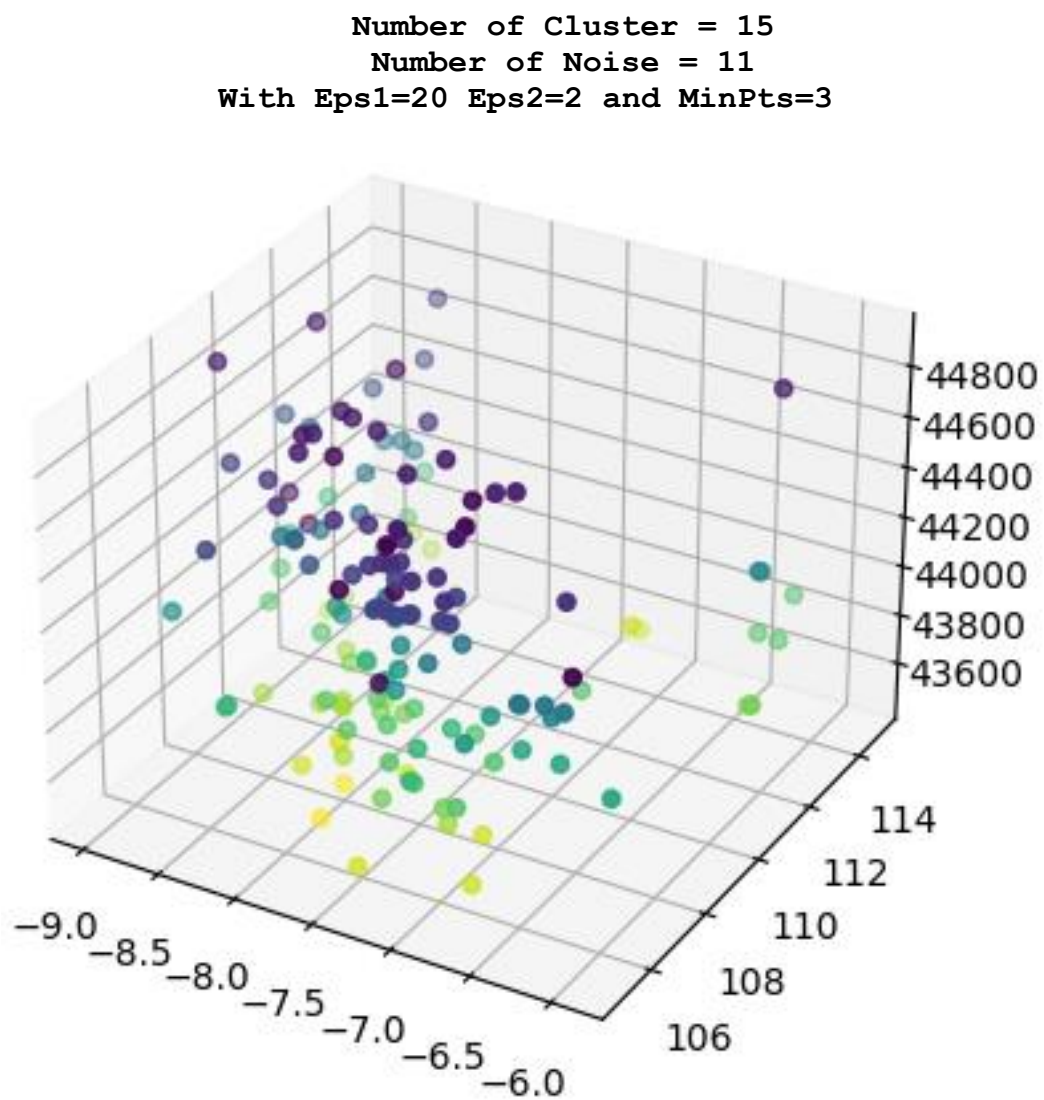


Gambar 4.6.12 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=20 Eps2=1 dan MinPts=7

Tabel 4.6.13 Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2=1 dan MinPts=7

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
20	1	7	3	114	0.328

Gambar 4.6.12 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=20, Eps=1, dan MinPts=7. Dari Hasil tersebut dihasilkan 3 *Cluster* dan 114 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,328.

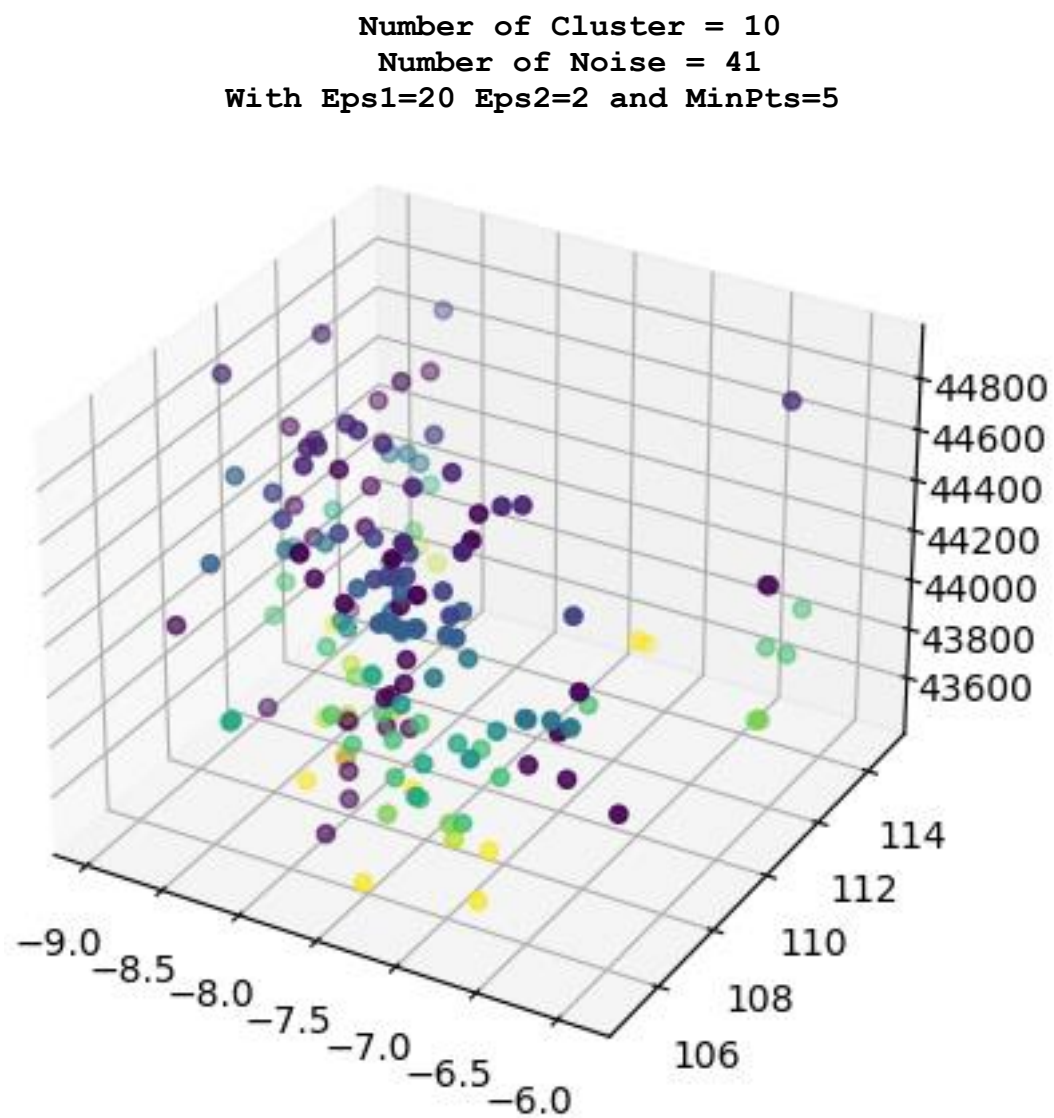


Gambar 4.6.13 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=20 Eps2=2 dan MinPts=3

Tabel 4.6.14 Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2=2 dan MinPts=3

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
20	2	3	15	11	0.524

Gambar 4.6.13 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=20, Eps2=2, dan MinPts=3. Dari Hasil tersebut dihasilkan 15 *Cluster* dan 11 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,524.

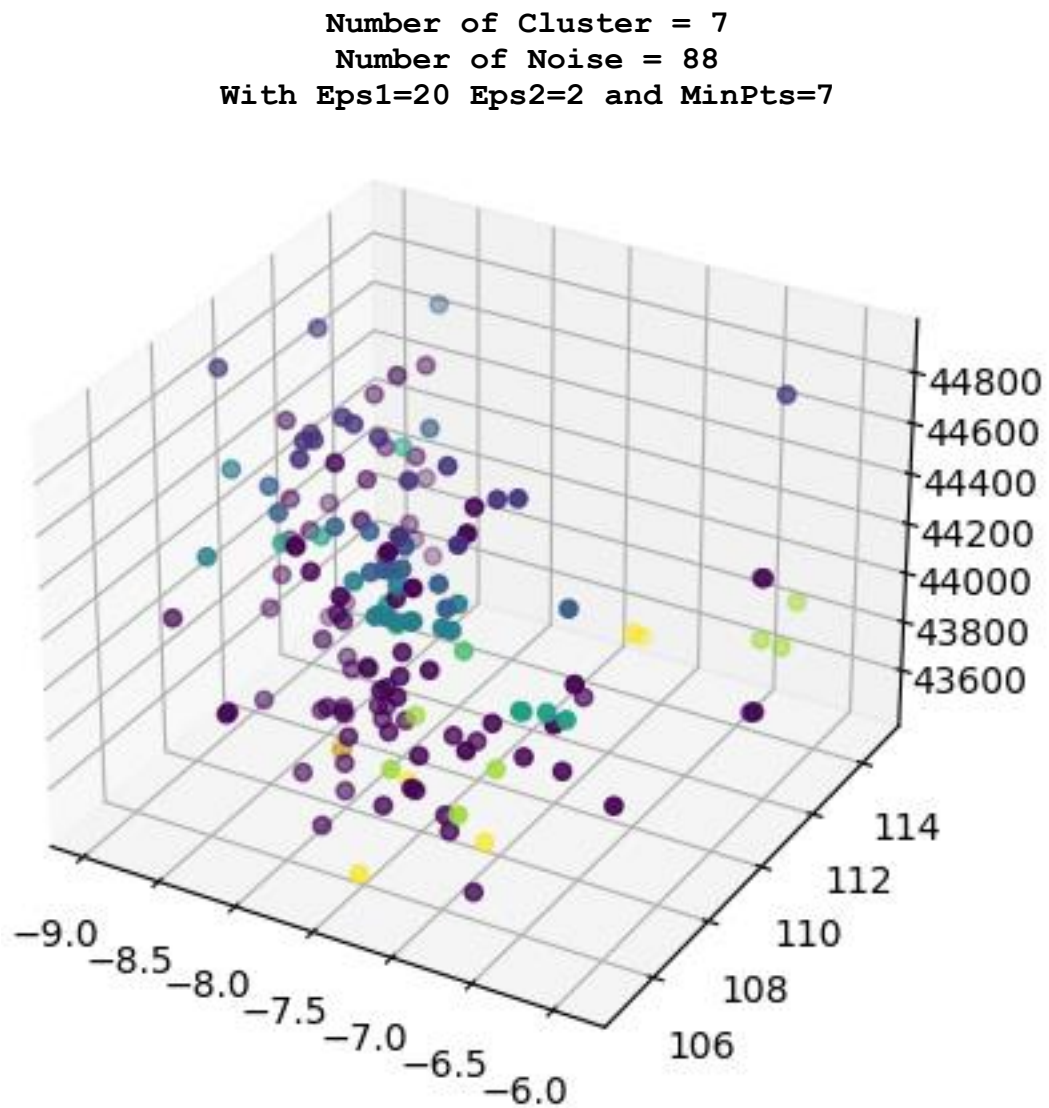


Gambar 4.6.14 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=20 Eps2=2 dan MinPts=5

Tabel 4.6.15 Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2=2 dan MinPts=5

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
20	2	5	10	41	0.326

Gambar 4.6.14 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=20, Eps2=2, dan MinPts=5. Dari Hasil tersebut dihasilkan 10 *Cluster* dan 41 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,326.

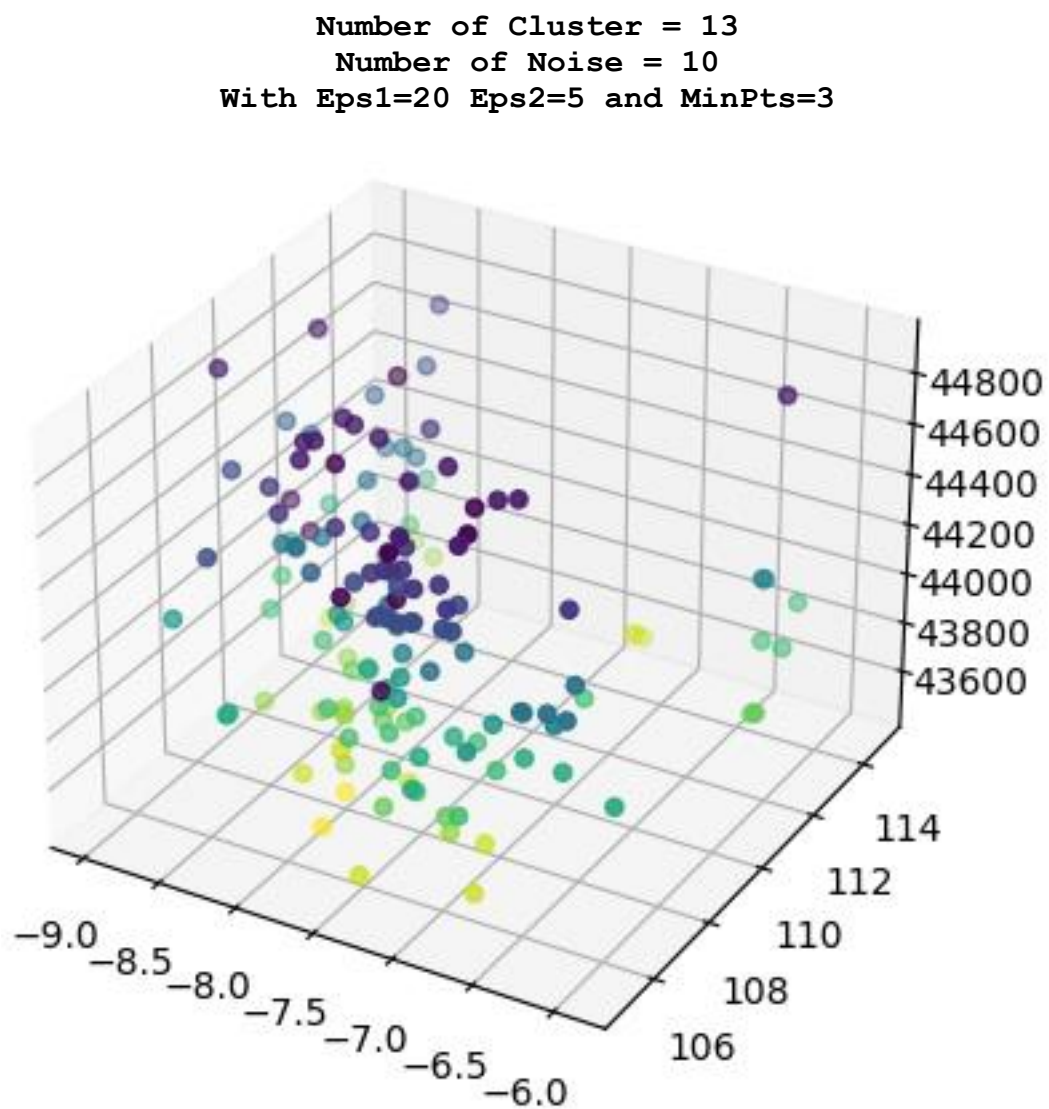


Gambar 4.6.15 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=20 Eps2=2 dan MinPts=7

Tabel 4.6.16 Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2=2 dan MinPts=7

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
20	2	7	7	88	-0.076

Gambar 4.6.15 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN Clustering dengan Eps1=20, Eps2=2, dan MinPts=7. Dari Hasil tersebut dihasilkan 7 Cluster dan 88 noise, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,076.

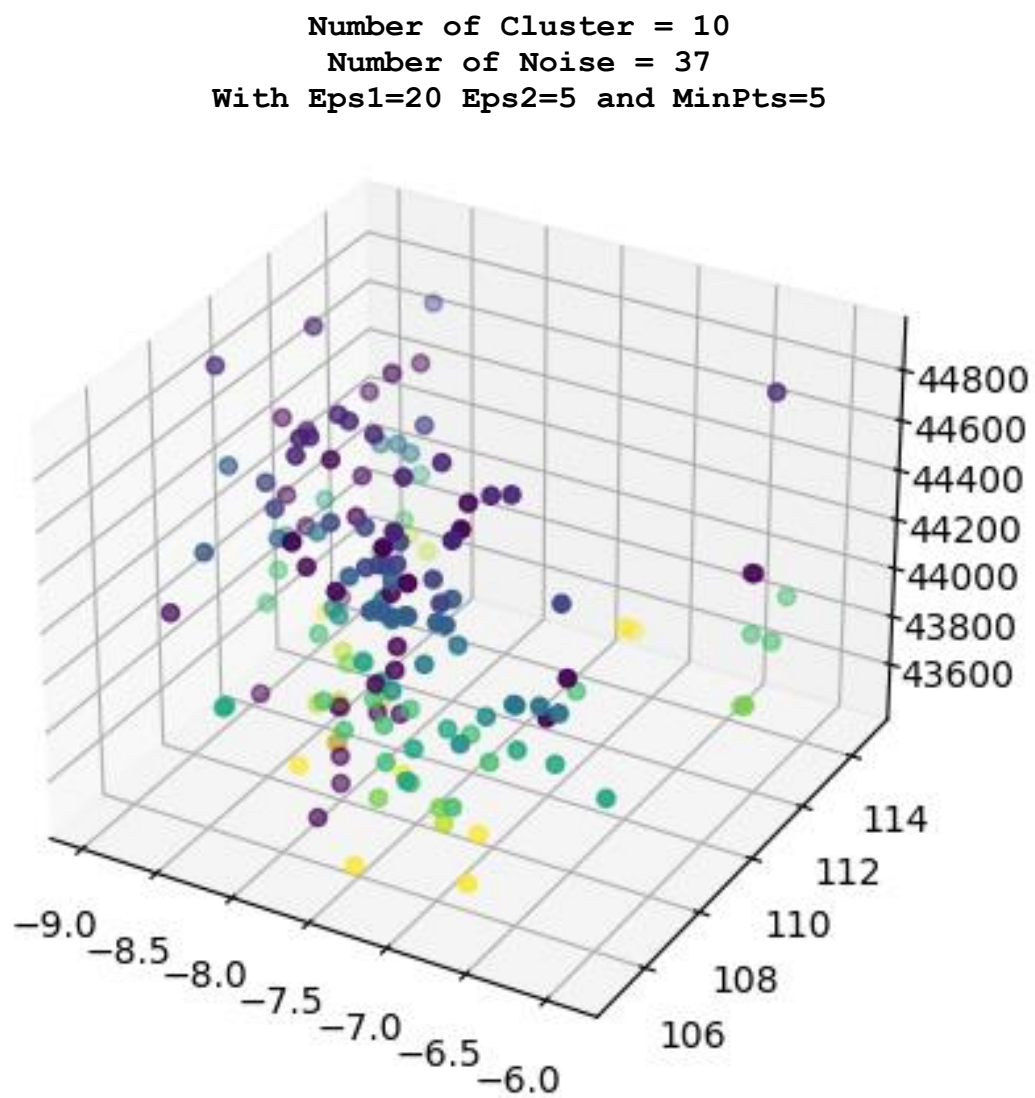


Gambar 4.6.16 Hasil ST-DBSCAN Clustering dengan Eps1=20 Eps2=5 dan MinPts=3

Tabel 4.6.17 Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2=5 dan MinPts=3

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
20	5	3	13	10	0.538

Gambar 4.6.16 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=20, Eps=5, dan MinPts=3. Dari Hasil tersebut dihasilkan 13 *Cluster* dan 10 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,538.

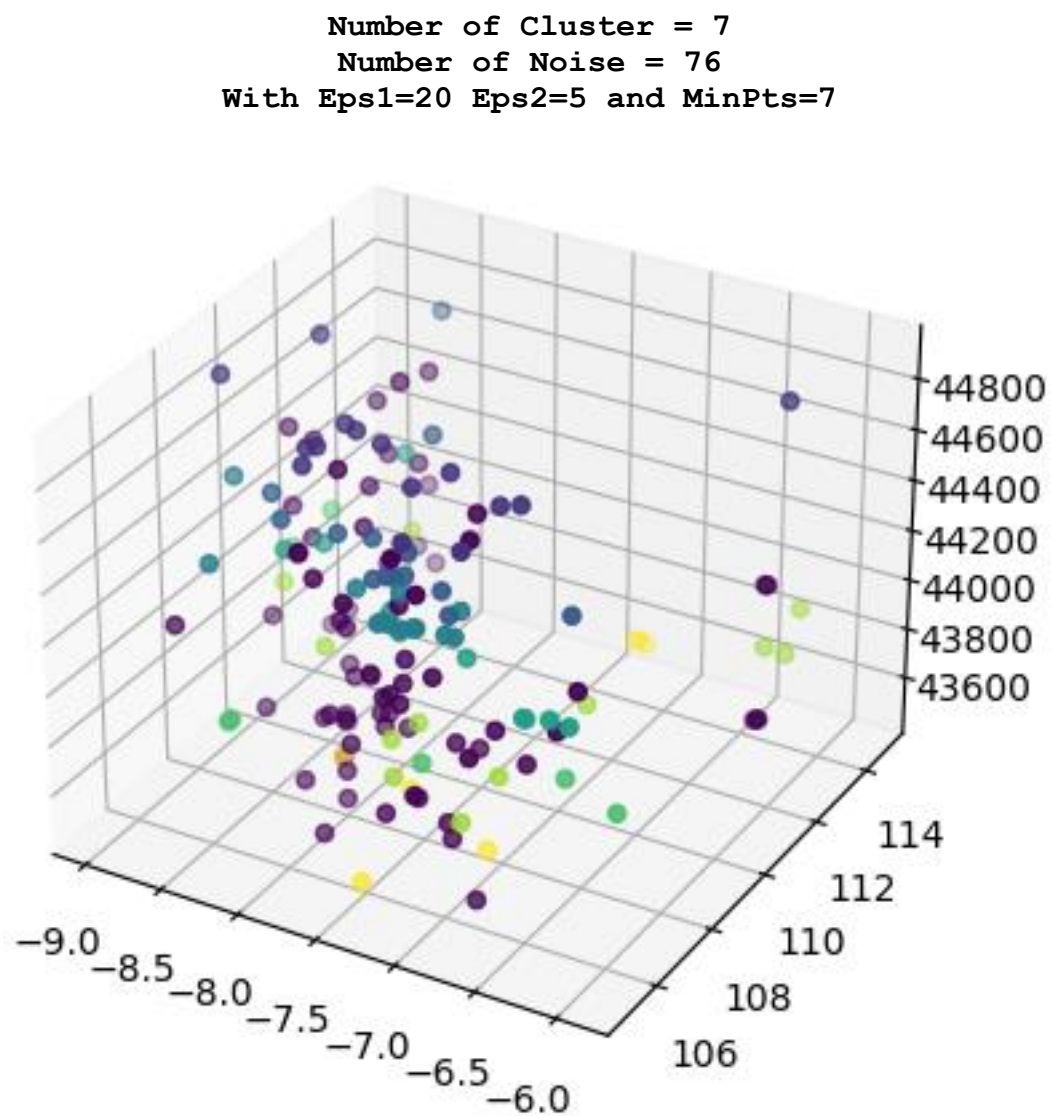


Gambar 4.6.17 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=20 Eps2=5 dan MinPts=5

Tabel 4.6.18 Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2=5 dan MinPts=5

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
20	5	5	10	37	0.366

Gambar 4.6.17 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=20, Eps2=5, dan MinPts=5. Dari Hasil tersebut dihasilkan 10 *Cluster* dan 37 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,366.

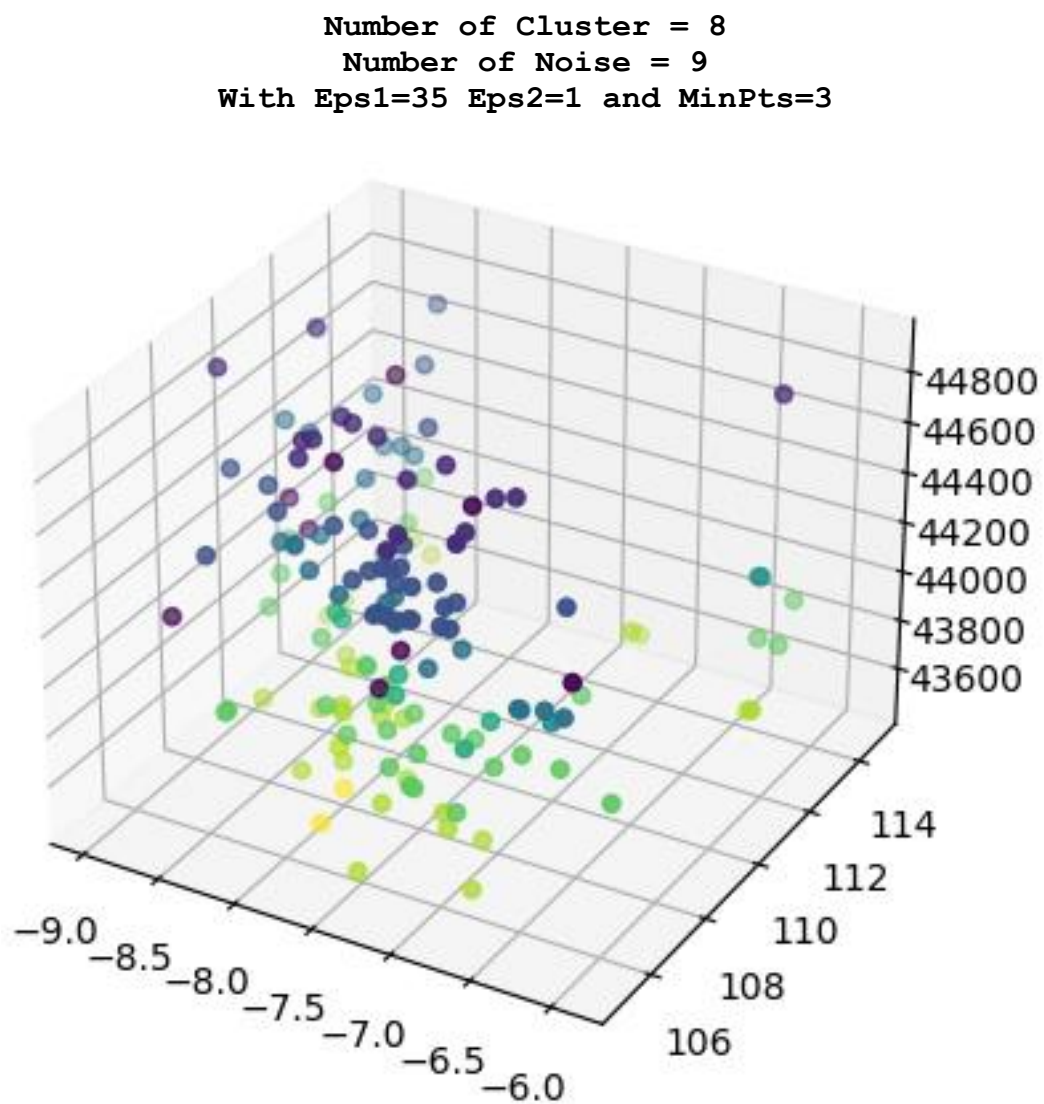


Gambar 4.6.18 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=20 Eps2=5 dan MinPts=7

Tabel 4.6.19 Tabel Hasil dengan Eps1=20 Eps2=5 dan MinPts=7

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
20	5	7	7	76	0.041

Gambar 4.6.18 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=20, Eps=5, dan MinPts=7. Dari Hasil tersebut dihasilkan 7 *Cluster* dan 76 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,041.

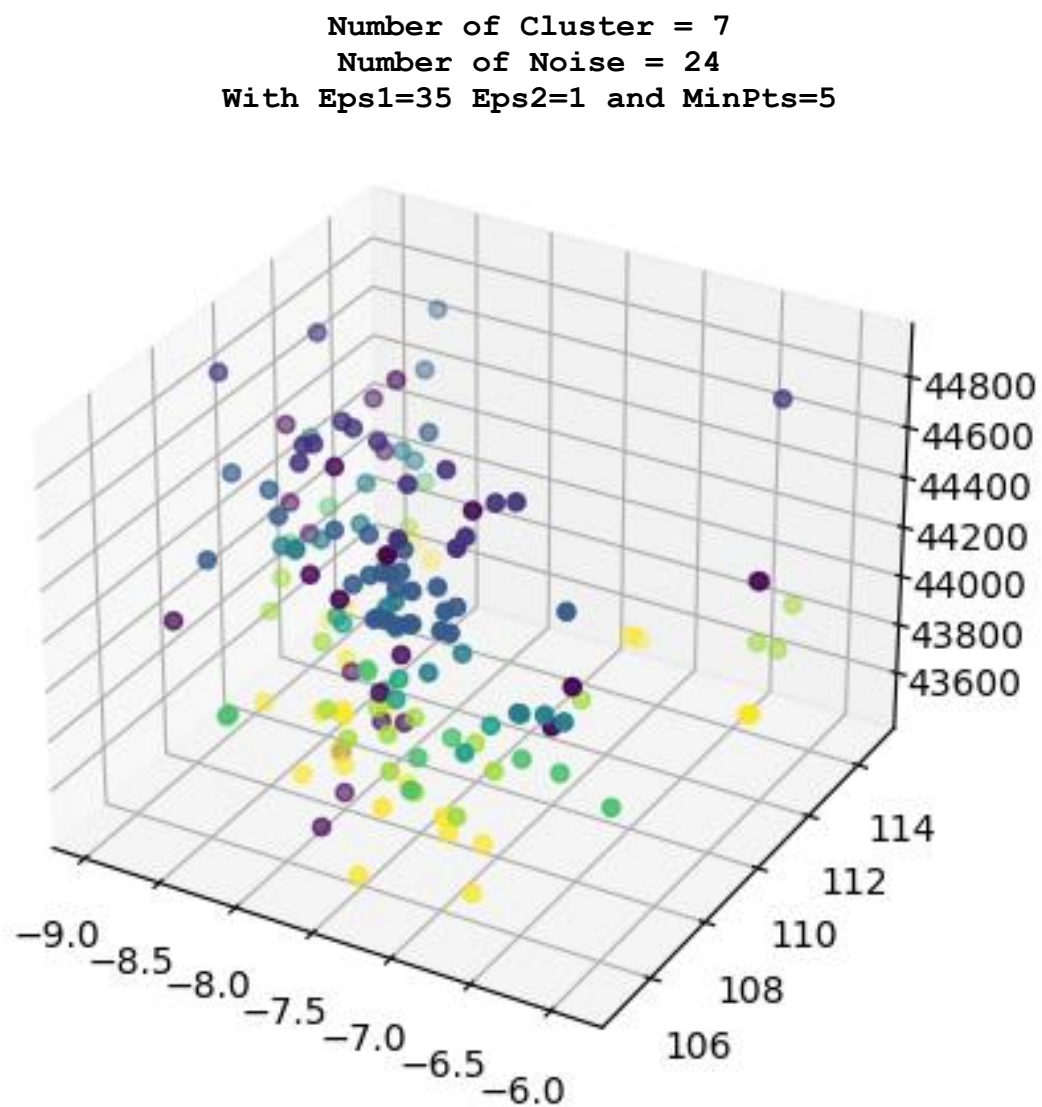


Gambar 4.6.19 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35 Eps2=1 dan MinPts=3

Tabel 4.6.20 Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2=1 dan MinPts=3

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
35	1	3	8	9	0.449

Gambar 4.6.19 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35, Eps2=1, dan MinPts=3. Dari Hasil tersebut dihasilkan 8 *Cluster* dan 9 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,449.



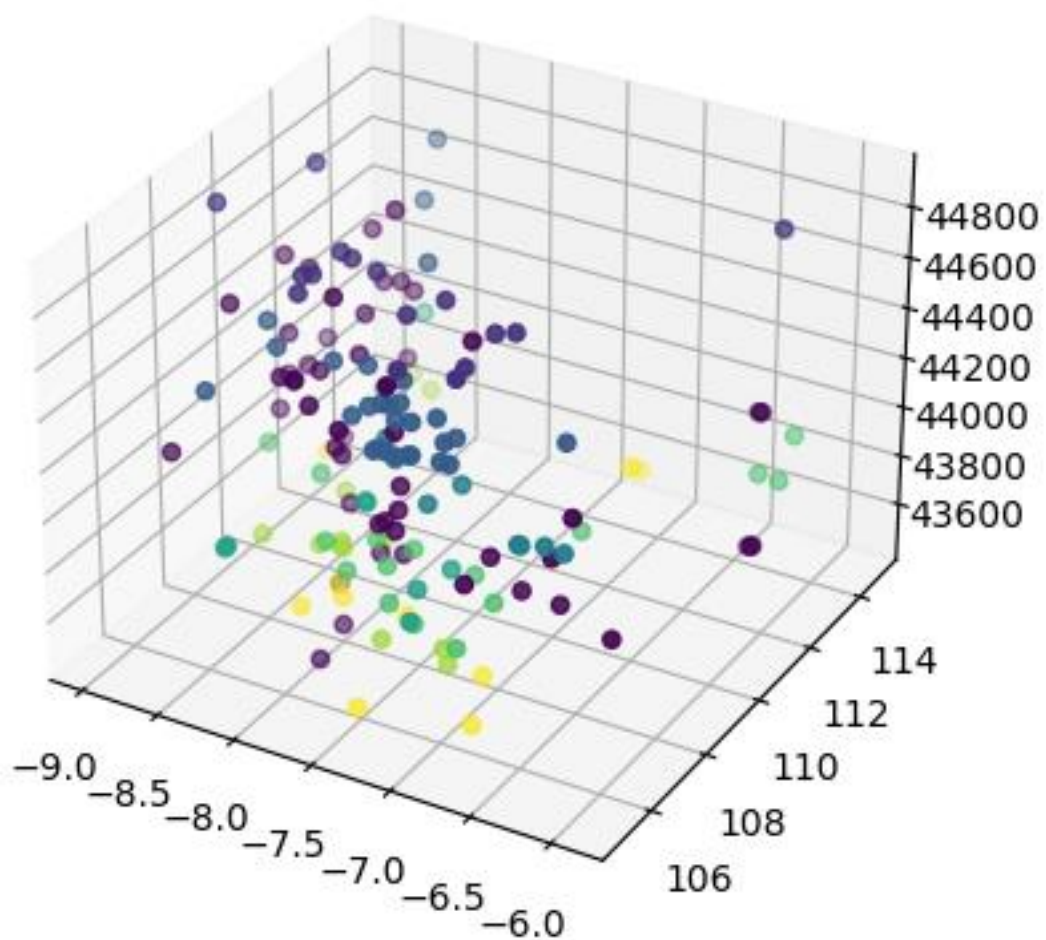
Gambar 4.6.20 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35 Eps2=1 dan MinPts=5

Tabel 4.6.21 Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2=1 dan MinPts=5

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
35	1	5	7	24	0.489

Gambar 4.6.20 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35, Eps2=1, dan MinPts=5. Dari Hasil tersebut dihasilkan 7 *Cluster* dan 24 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,489.

Number of Cluster = 7
 Number of Noise = 53
 With Eps1=35 Eps2=1 and MinPts=7

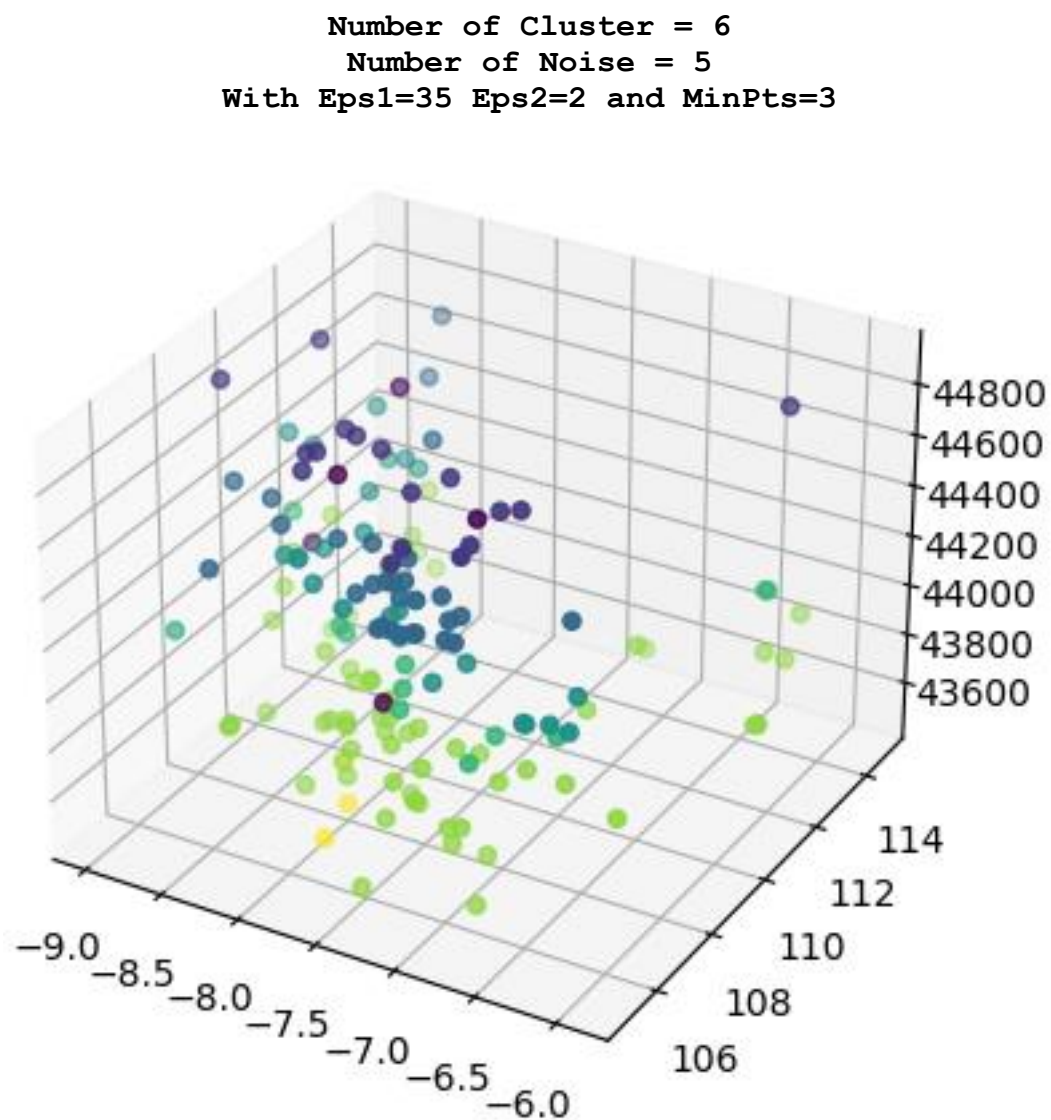


Gambar 4.6.21 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35 Eps2=1 dan MinPts=7

Tabel 4.6.22 Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2=1 dan MinPts=7

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
35	1	7	7	53	0.244

Gambar 4.6.21 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35, Eps2=1, dan MinPts=7. Dari Hasil tersebut dihasilkan 7 *Cluster* dan 53 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,244.

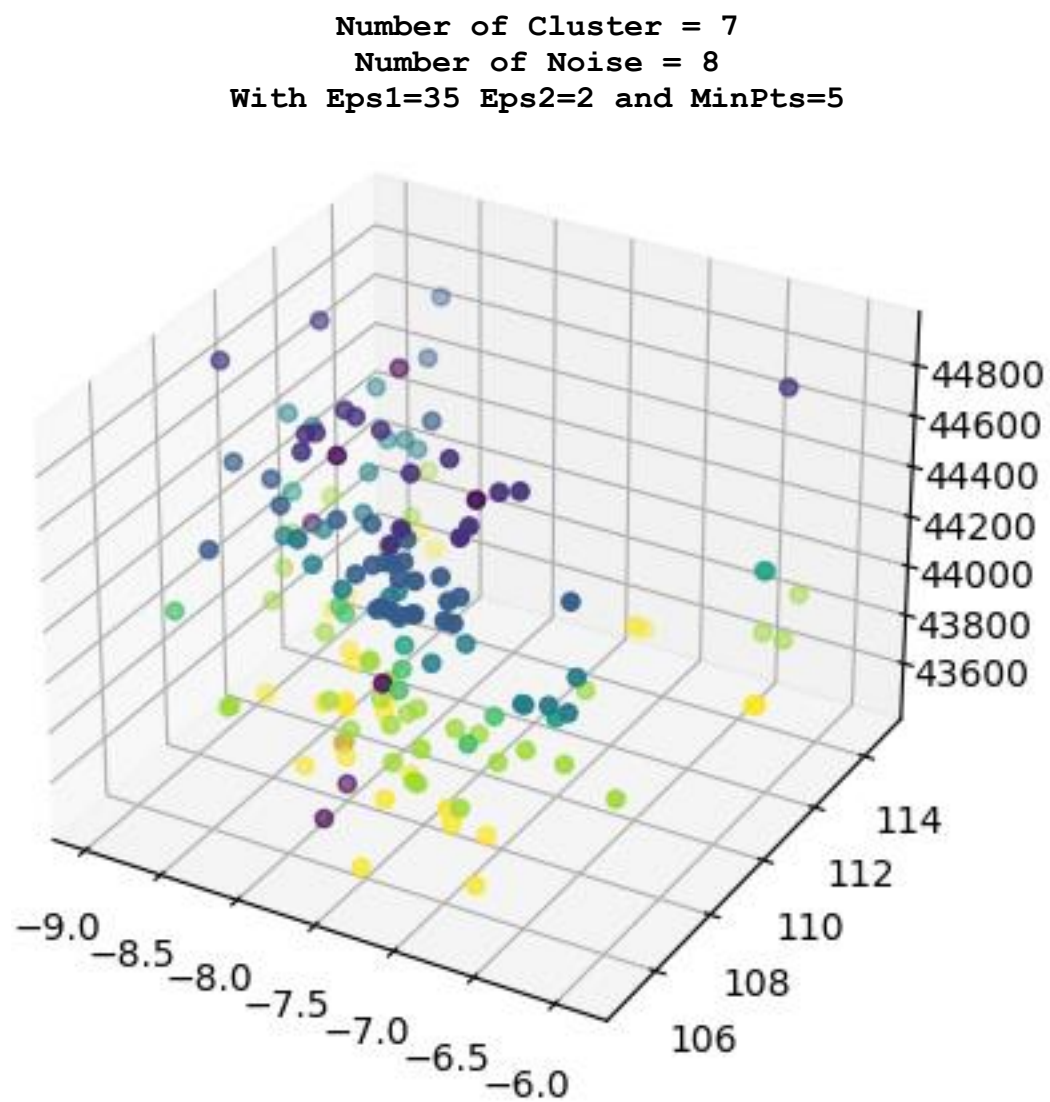


Gambar 4.6.22 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35 Eps2=2 dan MinPts=3

Tabel 4.6.23 Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2=2 dan MinPts=3

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
35	2	3	6	5	0.391

Gambar 4.6.22 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35, Eps2=2, dan MinPts=3. Dari Hasil tersebut dihasilkan 6 *Cluster* dan 5 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,391.

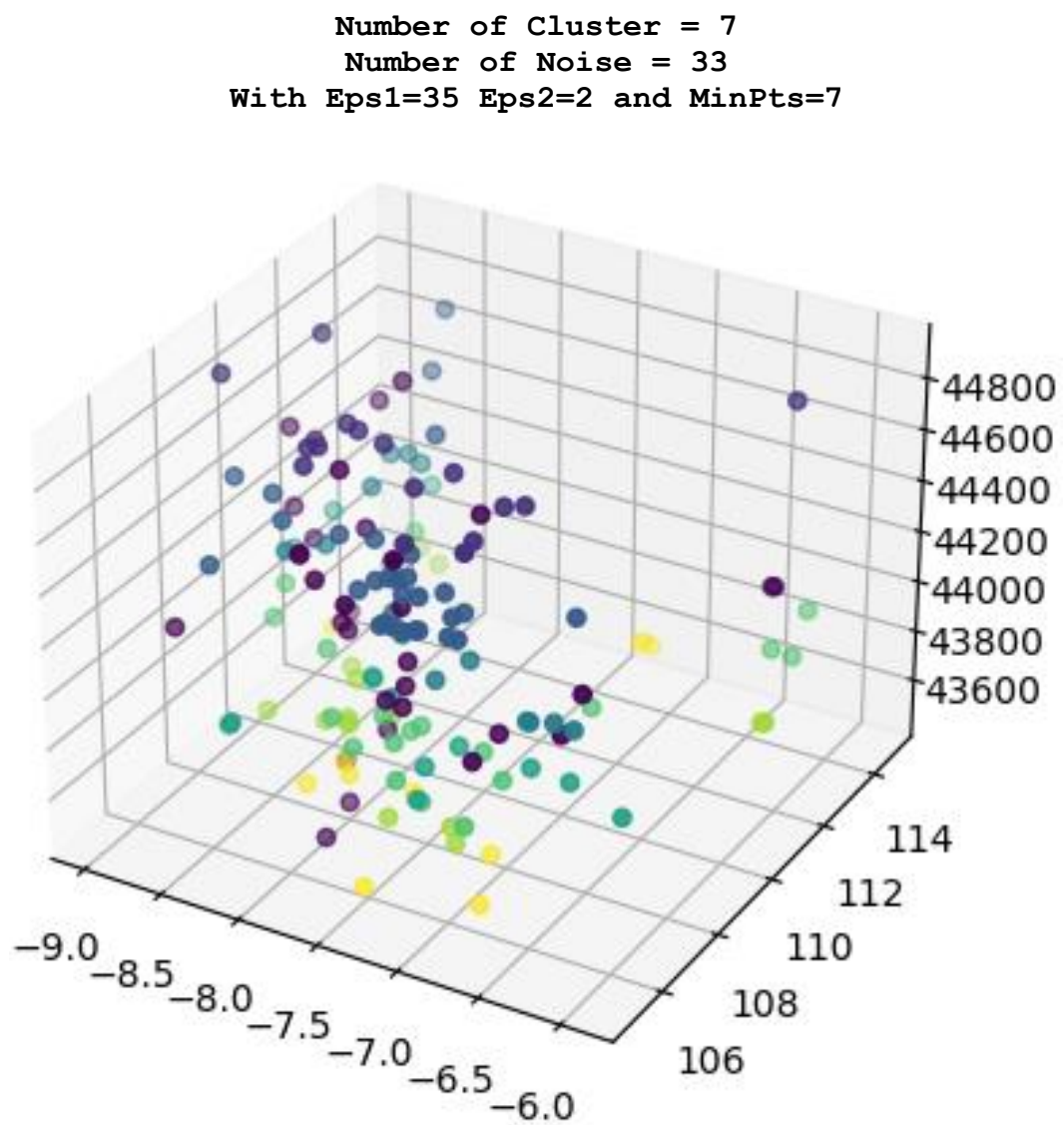


Gambar 4.6.23 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35 Eps2=2 dan MinPts=5

Tabel 4.6.24 Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2=2 dan MinPts=5

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
35	2	5	7	8	0.535

Gambar 4.6.23 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35, Eps2=2, dan MinPts=5. Dari Hasil tersebut dihasilkan 7 *Cluster* dan 8 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,535.

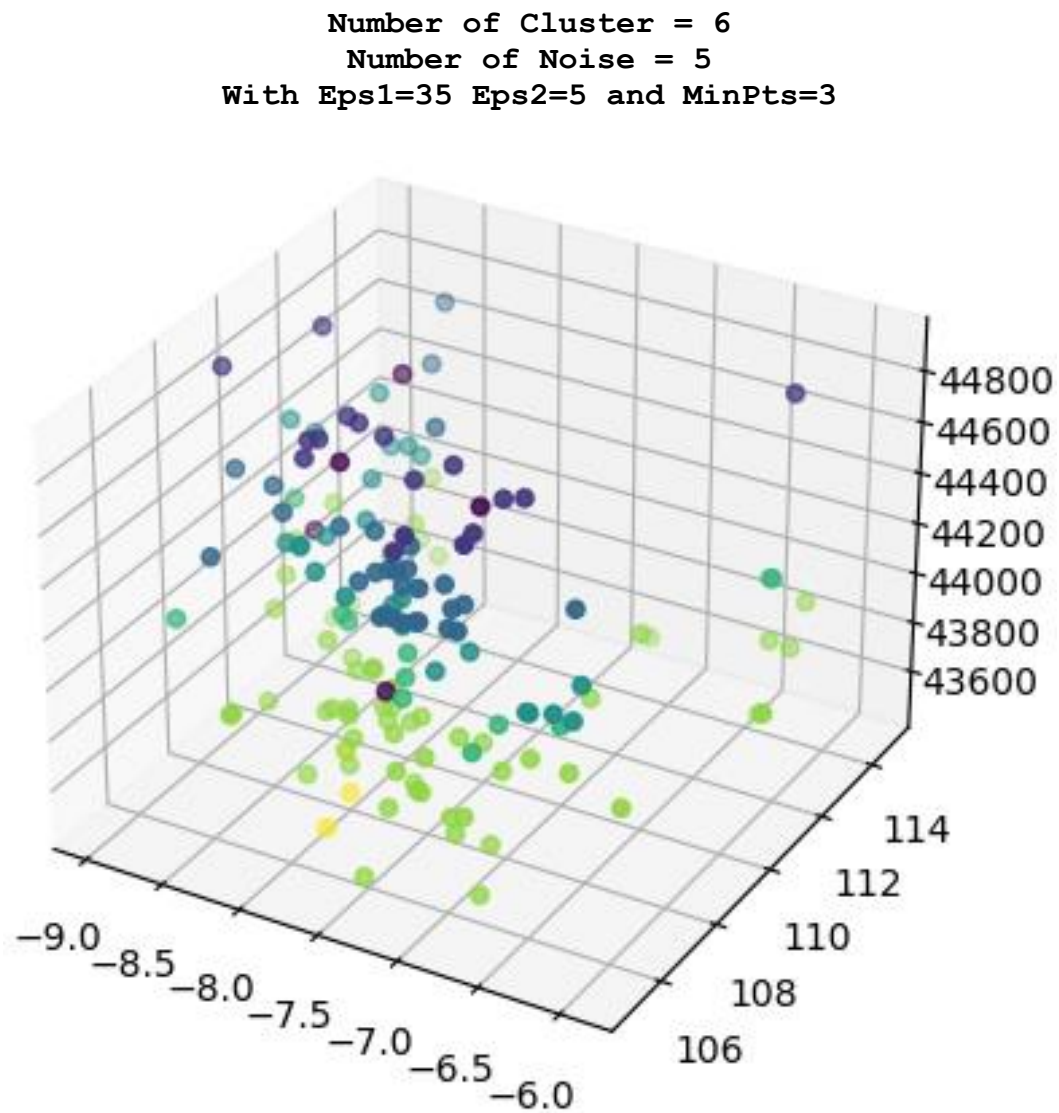


Gambar 4.6.24 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35 Eps2=2 dan MinPts=7

Tabel 4.6.25 Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2=2 dan MinPts=7

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
35	2	7	7	33	0.435

Gambar 4.6.24 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35, Eps2=2, dan MinPts=7. Dari Hasil tersebut dihasilkan 7 *Cluster* dan 33 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,435.



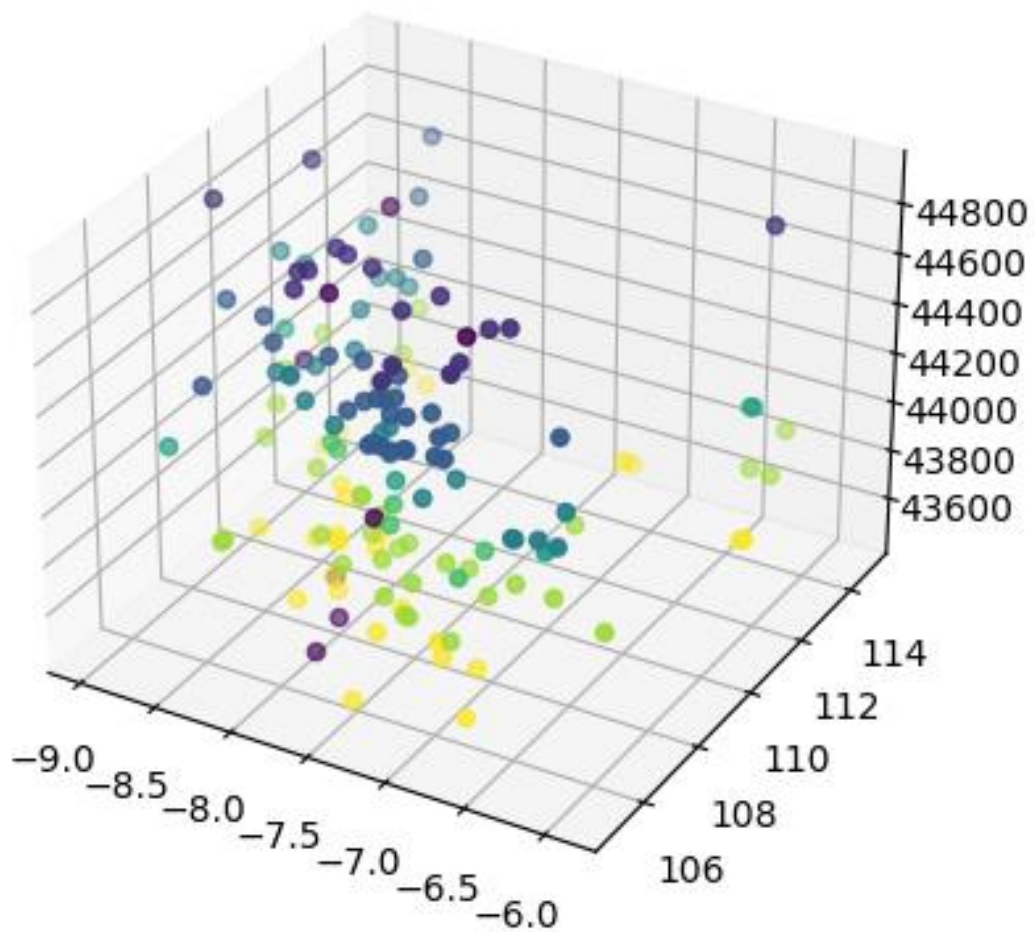
Gambar 4.6.25 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35 Eps2=5 dan MinPts=3

Tabel 4.6.26 Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2=5 dan MinPts=3

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
35	5	3	6	5	0.391

Gambar 4.6.25 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35, Eps2=5, dan MinPts=3. Dari Hasil tersebut dihasilkan 6 *Cluster* dan 5 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,391.

Number of Cluster = 7
 Number of Noise = 8
 With Eps1=35 Eps2=5 and MinPts=5

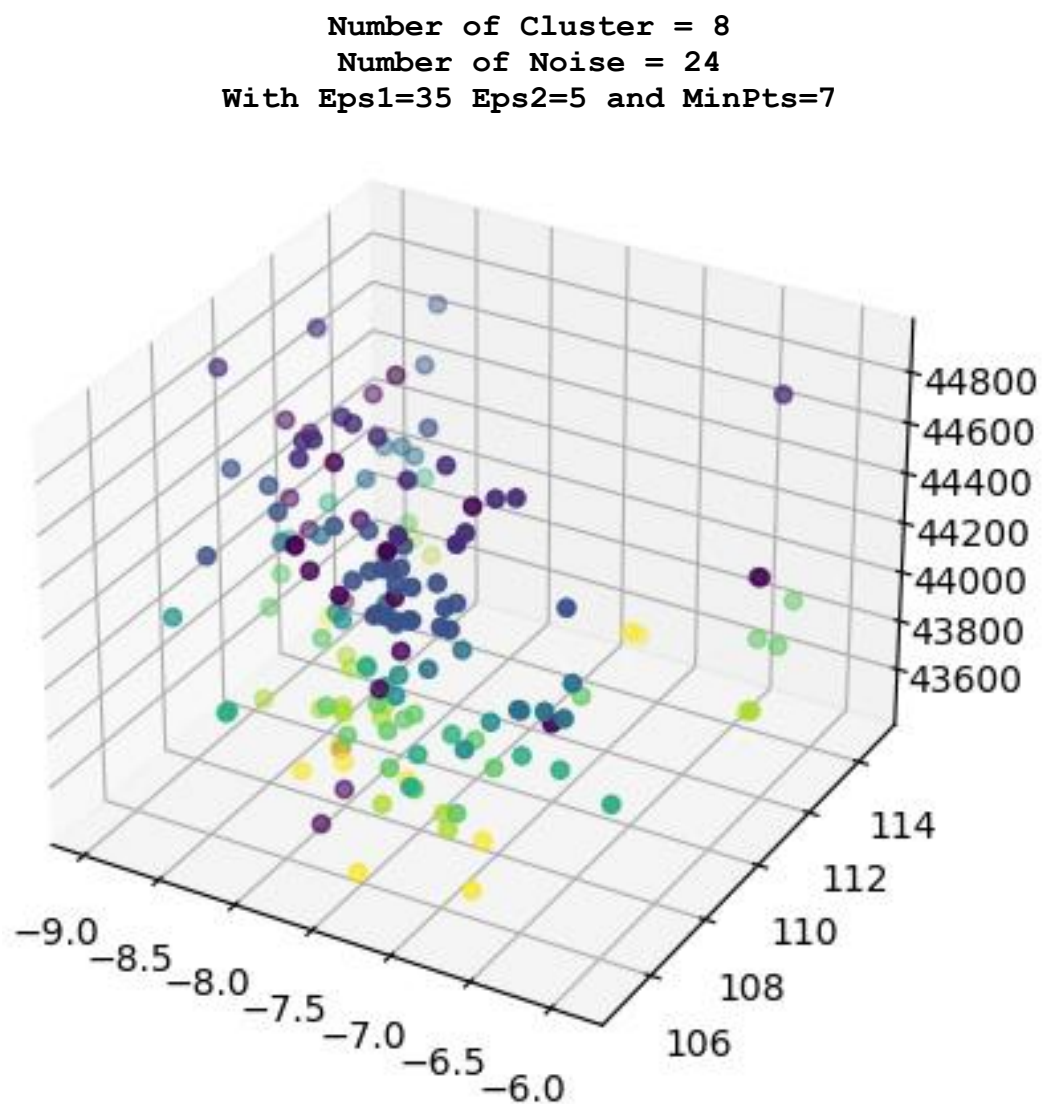


Gambar 4.6.26 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35 Eps2=5 dan MinPts=5

Tabel 4.6.27 Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2=5 dan MinPts=5

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
35	5	5	7	8	0.534

Gambar 4.6.26 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35, Eps=5, dan MinPts=5. Dari Hasil tersebut dihasilkan 7 *Cluster* dan 8 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,534.



Gambar 4.6.27 Hasil ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35 Eps2=5 dan MinPts=7

Tabel 4.6.28 Tabel Hasil dengan Eps1=35 Eps2=5 dan MinPts=7

Eps 1	Eps 2	MinPts	Cluster	Noise	Silhouette Coefficient
35	5	7	8	24	0.496

Gambar 4.6.27 menunjukkan hasil pengelompokan dari ST-DBSCAN *Clustering* dengan Eps1=35, Eps=5, dan MinPts=7. Dari Hasil tersebut dihasilkan 8 *Cluster* dan 24 *noise*, dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,496.

Selanjutnya dipilih parameter dengan nilai evaluasi *Silhouette Coefficient* tertinggi dari tiap MinPts

4.6.29 Tabel Nilai Evaluasi *Silhouette Coefficient* Tertinggi Tiap MinPts

Eps1	Eps2	MinPts	<i>Silhouette Coefficient</i>	Jumlah <i>Cluster</i>	Jumlah <i>Noise</i>
20	5	3	0.538	13	10
35	2	5	0.535	7	8
35	5	7	0.496	8	24

Pada Tabel 4.6.29 dapat dilihat bahwa parameter Eps1 = 20, Eps2 = 5 dan MinPts = 3 mendapatkan nilai evaluasi *Silhouette Coefficient* tertinggi yaitu sebesar 0,538.

4.7 Konsep ST-DBSCAN Dalam Penyebaran Agama Islam

Pada dasarnya, konsep dari ST-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 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 ST-DBSCAN *Clustering*. Dalam berdakwah, Nabi Muhammad selalu memulai jihadnya dengan menyebarkan Islam dari lingkungan terdekatnya terlebih dahulu, terutama pada keluarga dan para sahabatnya (*density reachable*). Kemudian dari mereka inilah juga ikut menyebarkan Islam yang telah diajarkan oleh Nabi Muhammad kepada orang-orang terdekatnya dan 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, sehingga tidak menutup kemungkinan orang kafir tersebut (*noise*) mendapat hidayah sehingga dapat masuk ke dalam Islam (*cluster*).

Penelusuran menggunakan ST-DBSCAN *Clustering* masih dapat memungkinkan suatu *noise* bisa menjadi anggota suatu *cluster* dengan beberapa cara. Yang pertama adalah dengan merubah nilai parameternya. Jika dikaitkan dengan dakwah Islam, merubah hal tersebut sama halnya dengan merubah sistem dalam cara berdakwah. Cara yang kedua adalah dengan mendekatkan 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 tergabung dalam *noise* karena titik *density reachable* yang lain tidak berada di sekitarnya.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan rumusan masalah dan pembahasan, dapat disimpulkan bahwa hasil *clustering* titik gempa di Pulau Jawa menggunakan algoritma ST-DBSCAN menghasilkan 13 *cluster* dengan 10 *noise*, hasil tersebut didapat dengan nilai parameter $Eps1 = 20$, $Eps2 = 5$, dan $MinPts = 3$ dan mendapat hasil evaluasi *silhouette coefficient* sebesar 0,538. Sedangkan untuk percobaan dilakukan dengan mencoba nilai parameter yang lain dan mendapat nilai evaluasi *silhouette coefficient* yang mendekati nilai tertinggi yaitu sebesar 0,535 dengan nilai $Eps1 = 35$, $Eps2 = 2$, dan $MinPts = 5$.

5.2 Saran

Pada skripsi ini, penulis terfokus pada pembuatan *cluster* dengan menggunakan algoritma ST-DBSCAN berdasarkan hasil *clustering* tersebut. Untuk penelitian selanjutnya penulis menyarankan untuk menambah data, mempertimbangkan faktor *depth* (kedalaman) gempa, dan mencoba evaluasi dengan *cluster validity* yang lain untuk mempertimbangkan hasil evaluasi yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Al-Qur'an dan terjemahannya. (2019). Kementrian Agama
- Birant, D. & Kut, A., (2007). *"ST-DBSCAN: An Algorithm for Clustering Spatialtemporal data"*. Data and Knowledge Engineering, Vol. 60:208-221.
- 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.
- Gaonkar, M. N. & Sawant, K. (2013). *"AutoEPsDBSCAN. DBSCAN with Eps Automatic for Large"*, Vol. 2:2319-2526.
- Han, J., Kamber, M. & Pei, J., (2012). *"Data Mining Concept & Techniques"*. Waltham: Elsevier.
- Hartuti. (2009). *"Buku Pintar Gempa"*. Yogyakarta: Diva Press.
- 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.
- Manalu dkk. (2021). *"PENGELOMPOKAN TITIK GEMPA DI PULAU SULAWESI MENGGUNAKAN ALGORITMA ST-DBSCAN (Spatio Temporal-Density Based Spatial Clustering Application with Noise)"*. JURNAL GAUSSIAN, Volume 10, Nomor 4.
- Maulida, Ali. (2019). *"NATURAL DISASTERS IN THE PREVIOUS PEOPLE AND THE CAUSES IN THE ALQURAN PERSPECTIVE: Study of Interpretation of Maudhu'i Verse on Natural Disasters"*. JURNAL ILMU ALQURAN DAN TAFSIR Vol: 04 No. 02.
- Sani, Asrul. (2018). *"Penarapan Metode K-Means Clustering Pada Perusahaan"*. Jakarta Selatan: SMIK Widuri.
- Suryo Atmojo, I. M. (2019). *"Sistem Informasi Geografis Bencana Gempa Bumi dengan Pendekatan PGA untuk Mitigasi Bencana"*. Jurnal Ilmiah Edutic, 6.
- Suyanto, D., (2019). *"Data Mining Untuk Klasifikasi dan Clusterisasi Data"*. Bandung: Penerbit Informatika.
- Widodo. (2012). *"Seismologi Teknik & Rekayasa Kegempaan"*. Pustaka Pelajar. Yogyakarta.

Windarto dkk. (2018). *"Penerapan Algoritma Clustering Dalam Mengelompokkan Banyaknya Desa/Kelurahan Menurut Upaya Antisipasi/Mitigasi Bencana Alam Menurut Provinsi Dengan K-Means"*. KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi dan Komputer), Volume 2 Nomer 1.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Penelitian Periode 2019 – 2022

time	latitude	longitude	mag
2022-12-08	-8.6827	110.8049	4.5
2022-12-08	-6.7381	107.159	5.8
2022-12-04	-6.0494	112.7579	4.9
2022-12-03	-7.2485	107.588	5.7
2022-12-02	-7.9295	108.0843	4.5
2022-11-27	-8.029	108.2401	4.6
2022-11-22	-7.9919	106.6302	4.6
2022-11-21	-6.8531	107.0946	5.6
2022-11-19	-7.7527	107.9878	5
2022-11-15	-6.7967	105.4746	4.9
2022-11-15	-7.1106	105.2314	4.6
2022-11-13	-8.9501	108.8343	5.2
2022-11-12	-8.0532	107.4132	5.2
2022-11-12	-8.0937	107.2903	4.7
2022-10-31	-7.3962	107.0816	4.9
2022-10-09	-6.8688	106.1694	4.9
2022-09-17	-7.16	105.1422	5
2022-08-02	-7.0778	107.5539	4.5
2022-07-16	-8.0051	107.843	4.5
2022-06-11	-8.2905	111.4594	5
2022-05-05	-7.0474	105.3421	4.5
2022-04-25	-7.3268	106.5702	4.5
2022-04-09	-8.6323	114.7912	4.6
2022-04-06	-7.9136	110.574	4.8
2022-04-01	-7.0005	105.9354	4.6
2022-04-01	-7.2524	106.0683	5.3
2022-04-01	-7.3312	105.8945	4.8
2022-03-19	-6.8543	105.3922	4.6
2022-03-18	-8.1649	106.7877	4.8
2022-03-17	-6.2991	106.4256	4.6
2022-03-16	-7.8224	106.8659	4.5
2022-03-16	-7.6341	107.0324	5.3
2022-03-12	-7.3172	106.0704	5.3
2022-03-01	-8.3929	107.6412	4.9

2022-02-28	-7.4239	105.9484	4.6
2022-02-04	-7.2617	105.9667	5.2
2022-02-01	-7.1929	105.0262	4.5
2022-01-27	-8.7278	108.0851	5
2022-01-17	-6.9094	106.0807	4.5
2022-01-17	-7.5134	105.8582	5
2022-01-15	-7.0961	105.0679	4.6
2022-01-15	-6.8029	105.2852	4.8
2022-01-14	-7.0285	105.2305	4.6
2022-01-14	-7.0422	105.2063	5.4
2022-01-14	-6.86	105.2887	6.6
2022-01-06	-7.2389	105.1142	4.5
2021-12-23	-7.1983	105.2869	4.5
2021-12-22	-8.3743	105.5173	4.7
2021-12-15	-8.4912	113.5508	4.8
2021-11-10	-7.5917	105.8256	5.1
2021-10-22	-8.6515	112.5513	4.9
2021-10-20	-7.9008	106.4551	4.5
2021-10-13	-8.9377	110.9692	4.8
2021-09-18	-7.398	106.6382	4.6
2021-08-22	-8.2075	107.5458	4.6
2021-08-17	-8.2116	107.5487	4.6
2021-08-09	-8.0634	108.9836	4.8
2021-07-27	-8.8588	111.4054	4.9
2021-07-12	-6.2175	106.1859	4.7
2021-06-27	-8.3453	110.6583	5.1
2021-06-21	-8.3866	107.9828	4.6
2021-06-21	-8.2349	108.5288	4.6
2021-06-05	-7.5554	107.2005	4.6
2021-05-23	-6.3991	105.3509	4.7
2021-05-23	-6.1451	105.487	4.7
2021-05-23	-6.2692	105.525	5.2
2021-05-23	-6.3831	105.3483	5.1
2021-05-21	-8.4206	112.332	5.8
2021-05-04	-6.9917	106.7213	4.5
2021-04-27	-7.4516	106.9425	5
2021-04-14	-7.0761	106.0265	5
2021-04-10	-8.3613	112.469	5.1
2021-04-10	-8.5707	112.5054	6

2021-02-25	-6.2895	105.8909	4.9
2021-02-21	-7.3715	106.6916	4.5
2021-02-16	-6.0512	112.1134	4.8
2021-02-16	-6.0656	112.0975	5.1
2021-01-19	-8.848	110.607	4.8
2020-12-17	-8.7466	106.1764	4.7
2020-11-28	-7.3706	106.605	4.5
2020-11-14	-6.6942	105.1651	4.6
2020-11-04	-7.3061	106.1567	5.2
2020-10-25	-7.9934	107.9821	5.4
2020-10-21	-6.7441	106.3321	4.5
2020-10-19	-8.074	108.1948	4.5
2020-09-10	-8.7569	110.7962	4.9
2020-09-08	-7.4979	106.6258	4.5
2020-07-28	-7.5425	107.0704	4.6
2020-07-14	-6.5552	106.3621	4.6
2020-07-08	-5.9088	105.8121	4.5
2020-07-07	-6.3146	106.3418	5.1
2020-07-04	-8.9337	112.3761	4.8
2020-06-21	-8.9211	110.9498	5.2
2020-06-16	-7.0855	105.7059	4.5
2020-06-12	-8.2197	105.2385	4.6
2020-06-11	-8.2219	105.3274	4.6
2020-05-24	-7.8402	107.9778	4.8
2020-05-19	-7.8311	107.9644	4.9
2020-05-11	-7.001	104.9956	4.5
2020-05-08	-8.6843	114.5627	4.5
2020-04-30	-7.0922	106.9026	4.8
2020-04-05	-8.5361	113.1477	4.9
2020-03-18	-6.7286	109.4694	4.6
2020-03-16	-7.4774	106.7727	4.5
2020-03-14	-8.3139	108.9137	4.5
2020-03-12	-8.9032	110.5406	5.2
2020-03-10	-6.7852	106.6813	5
2020-03-01	-6.2076	114.46	4.6
2020-02-21	-7.4707	107.6526	4.6
2020-02-17	-7.3064	105.9296	4.7
2020-02-10	-6.768	105.2929	4.9
2020-02-05	-6.2187	113.1164	4.5

2020-02-05	-6.0817	113.0778	6.2
2020-01-19	-7.0864	107.682	4.5
2020-01-08	-7.7621	107.9297	4.6
2020-01-05	-8.0046	107.4548	4.9
2020-01-04	-8.5966	112.5814	4.7
2019-12-26	-7.7539	106.8581	4.7
2019-12-16	-7.1634	106.0015	4.8
2019-12-09	-8.8985	110.0984	4.9
2019-11-09	-7.6339	108.1636	4.5
2019-11-01	-7.7631	108.062	4.8
2019-10-14	-8.2152	109.3923	4.5
2019-09-27	-7.3428	105.8531	4.5
2019-09-20	-7.0104	106.1703	4.5
2019-09-19	-6.0534	111.8968	5.6
2019-09-19	-6.0586	111.8877	5.9
2019-09-19	-6.0708	111.8422	6.1
2019-08-25	-7.9083	108.9742	4.5
2019-08-11	-8.7627	114.554	4.7
2019-08-10	-8.4024	110.1978	4.5
2019-07-28	-6.9777	106.1423	5.1
2019-07-27	-8.2439	108.4688	4.6
2019-07-24	-8.5946	114.3134	5
2019-07-16	-8.8208	114.487	5.7
2019-06-29	-8.1929	108.9633	5.1
2019-06-21	-8.1587	108.8382	4.6
2019-06-09	-8.1979	108.9471	5.4
2019-05-28	-8.6701	108.6861	4.7
2019-05-16	-8.8569	112.5209	4.7
2019-05-12	-7.9389	107.6706	4.5
2019-04-10	-8.1358	107.263	4.7
2019-04-02	-7.2819	114.5218	4.5
2019-04-02	-7.2715	114.5928	4.9
2019-04-01	-7.2121	114.537	4.6
2019-03-21	-7.6019	108.0889	4.8
2019-03-19	-6.9207	107.0391	4.5
2019-03-07	-8.1316	108.5228	4.6
2019-02-28	-7.3773	105.2049	4.7
2019-02-13	-6.7647	105.803	5
2019-02-13	-8.989	112.591	4.7

2019-01-08	-7.8778	106.5655	5.2
2019-01-07	-8.2027	108.9246	4.5
2019-01-07	-7.9552	107.7593	4.7

Lampiran 2. Source Code

```

import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from st_dbscan import ST_DBSCAN

data = pd.read_excel('Book1.xlsx')

gempa = pd.DataFrame()
gempa['latitude'] = data['latitude']
gempa['longitude'] = data['longitude']
gempa['mag'] = data['mag']
gempa['time'] = data['time']

import math
x = data['latitude']
y = data['longitude']
jarak = []
for i in range(len(x)):
    for j in range(i+1, len(x)):
        jarak.append(math.sqrt((x[j] - x[i])**2 + (y[j] - y[i])**2))

cluster = ST_DBSCAN(eps1=20,eps2=5,min_samples=3)
cluster.fit(gempa)

cluster.labels

n_clusters = len(set(cluster.labels)) - (1 if -1 in labels else 0)
n_noise = list(cluster.labels).count(-1)
print(f'Number of clusters: {n_clusters}')
print(f'Number of noise points: {n_noise}')

fig = plt.figure()
ax = fig.add_subplot(projection='3d')
ax.scatter3D(data['latitude'], data['longitude'], data['time'],
c=cluster.labels)
plt.show()

from sklearn import metrics
sil = metrics.silhouette_score(gempa,cluster.labels)
sil

```



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 : Nur Rif'at Sonhaji
NIM : 16610103
Fakultas / Jurusan : Sains dan Teknologi / Matematika
Judul Skripsi : *Clustering* Titik Gempa di Pulau Jawa Menggunakan Algoritma ST-DBSCAN
Pembimbing I : Hisyam Fahmi, M. Kom
Pembimbing II : Mohammad Nafie Jauhari, M.Si.

No	Tanggal	Hal	Tanda Tangan
1.	04 Januari 2023	KONSULTASI BAB 1, 2, dan 3	1.
2.	18 Januari 2023	REVISI BAB 1, 2, dan 3	2.
3.	25 Januari 2023	KONSULTASI KAJIAN AGAMA	3.
4.	27 Januari 2023	ACC BAB 1, 2 dan 3	4.
5.	01 Februari 2023	ACC KAJIAN AGAMA	5.
6.	27 Februari 2023	KONSULTASI REVISI SEMPRO	6.
7.	08 Mei 2023	KONSULTASI BAB 4 dan 5	7.
8.	22 Mei 2023	REVISI BAB 4 dan 5	8.
9.	29 Mei 2023	ACC BAB 4 dan 5	9.
10.	15 Juni 2023	KONSULTASI REVISI SEMHAS	10.
11.	16 Juni 2023	REVISI KESIMPULAN	11.
12.	19 Juni 2023	ACC REVISI SEMHAS	12.
13.	27 Juni 2023	ACC KESELURUHAN	13.

Mengetahui,
Ketua Program Studi Matematika

Dr. Elly Susanti, M.Sc
NIP.197411292000122005

RIWAYAT HIDUP



Nur Rif'at Sonhaji, lahir di Pasuruan pada tanggal 11 April 1997, biasa dipanggil Rif'at atau Sonhaji. Berasal di Dusun Manggihan RT. 30 RW. 05 Desa Sumberrejo Kecamatan Purwosari Kabupaten Pasuruan. Merupakan anak pertama dari 2 bersaudara dari pasangan Bapak Rofi'i dan Ibu Mas Ufin. Pernah menempuh pendidikan dasar di SDN 1 Sumberrejo dan lulus pada tahun 2009. Kemudian melanjutkan sekolah ketingkat menengah pertama di MTs Wali Songo Sumberrejo dan lulus pada tahun 2012. Selanjutnya, menempuh sekolah tingkat menengah ke atas di SMA Islam Al Maarif Singosari dan lulus pada tahun 2015. Pada tahun 2016 melanjutkan studi di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang menempuh Program Studi Matematika .