

IMPLEMENTASI ALGORITMA *DBSCAN* UNTUK KLAUSTERISASI KOPERASI BERDASARKAN INDIKATOR KEUANGAN

Alif M. Anwar Tambunan¹, Ulfa Khaira², Benedika Ferdian Hutabarat³

Sistem Informasi^{1,2,3}

Universitas Jambi^{1,2,3}

alifmuhammad479@gmail.com¹, ulfa.ilkom@gmail.com², benedika@unja.ac.id³

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan koperasi di Provinsi Jambi berdasarkan kondisi keuangan menggunakan algoritma *DBSCAN* (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*). Data yang digunakan merupakan data sekunder tahun 2023 dan 2024 yang diperoleh dari Dinas Koperasi dan UMKM Provinsi Jambi, dengan lima indikator utama: modal sendiri, modal luar, aset, volume usaha, dan sisa hasil usaha (SHU). Proses prapemrosesan mencakup penghapusan koperasi nonaktif dan data tidak lengkap, eliminasi *outlier* dengan metode *Z-Score*, transformasi logaritmik untuk mengatasi distribusi yang tidak normal, serta normalisasi *Min-Max*. Proses klusterisasi dilakukan pada data gabungan dua tahun menggunakan parameter *DBSCAN* yang dioptimalkan berdasarkan evaluasi *Silhouette Score* dan *Davies-Bouldin Index*. Hasilnya menunjukkan terbentuknya tiga kelompok: *Cluster 1* (koperasi besar dan aktif), *Cluster 0* (koperasi skala kecil-menengah), dan *Cluster -1* (*noise*). Dari 912 koperasi yang dianalisis, sebagian besar termasuk dalam *Cluster 0* dan 1, dengan sebagian kecil berada pada kategori *noise*. Analisis lebih lanjut mengungkapkan adanya konsistensi dan pergeseran klaster antara tahun-tahun tersebut. Beberapa koperasi menunjukkan peningkatan kinerja keuangan dengan berpindah dari *Cluster 0* ke *Cluster 1*, sementara yang lain mengalami penurunan. Implikasi dari penelitian ini menunjukkan bahwa metode *DBSCAN* efektif dalam mengidentifikasi pola keuangan koperasi. Hasil ini dapat menjadi dasar bagi perumusan kebijakan pembinaan koperasi yang lebih responsif dan berbasis data. Pemerintah daerah dapat memanfaatkan temuan ini untuk merancang program intervensi yang lebih tepat sasaran, serta melakukan evaluasi terhadap koperasi dengan karakteristik keuangan yang ekstrem.

Kata kunci : *DBSCAN*, pengelompokan, koperasi, indikator keuangan, Jambi.

Abstract

This study aims to classify cooperatives in Jambi Province based on their financial condition using the DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) algorithm. The data used are secondary data from 2023 and 2024 obtained from the Jambi Province Cooperative and SME Agency, with five main indicators: own capital, external capital, assets, business volume, and surplus (SHU). The pre-processing stage involved removing inactive cooperatives and incomplete data, eliminating outliers using the Z-Score method, applying logarithmic transformation to address non-normal distributions, and performing Min-Max normalisation. Clustering was conducted on the combined two-year data using optimised DBSCAN parameters based on evaluation of the Silhouette Score and Davies-Bouldin Index. The results showed the formation of three groups: Cluster 1 (large and active cooperatives), Cluster 0 (small-medium scale cooperatives), and Cluster -1 (noise). Out of the 912 cooperatives analysed, most belonged to Clusters 0 and 1, with a small portion in the noise category. Further analysis revealed consistency and shifts in clusters between years. Some cooperatives showed improved financial performance by moving from Cluster 0 to Cluster 1, while others experienced a decline. The implications of this study indicate that the DBSCAN method is effective in identifying cooperative financial patterns. These results can serve as a basis for formulating more responsive and data-driven cooperative development policies. Local governments can utilise these findings to design more targeted intervention programmes and evaluate cooperatives with extreme financial characteristics.

Keywords : DBSCAN, clustering, cooperatives, financial indicators, Jambi.

I. PENDAHULUAN

Koperasi didefinisikan sebagai badan hukum yang didirikan oleh perorangan atau badan hukum koperasi lainnya. Dengan pemisahan kekayaan anggotanya, koperasi berfungsi sebagai modal untuk menjalankan usaha yang memenuhi aspirasi serta kebutuhan bersama di bidang ekonomi, sosial, dan budaya, sesuai dengan nilai-nilai dan prinsip koperasi [1]. Koperasi melakukan transaksi serta mengelola data transaksi untuk menghasilkan informasi keuangan yang diperlukan oleh pihak internal maupun eksternal. Sebagai usaha yang berlandaskan asas kekeluargaan, Koperasi merupakan usaha berbasis komunitas yang memiliki potensi signifikan dalam pembangunan ekonomi rakyat, sejalan dengan prinsip kemandirian ekonomi [2].

Berdasarkan data terakhir yang dihimpun dari Badan Pusat Statistik, jumlah koperasi di Indonesia terus mengalami peningkatan dari beberapa tahun terakhir. Pada tahun 2015, terdapat sekitar 150.223 unit koperasi, dan jumlah tersebut terus meningkat hingga mencapai 152.174 unit pada tahun 2017. Meskipun sempat menurun pada 2 tahun berikutnya, peningkatan selanjutnya terjadi lagi hingga tahun 2021 dengan jumlah koperasi total yang tercatat adalah sebanyak 127.846 unit. Peningkatan ini menunjukkan bahwa koperasi masih menjadi salah satu pilar penting dalam perekonomian Indonesia, berperan dalam meningkatkan kesejahteraan masyarakat serta menggerakkan perekonomian di berbagai daerah [3]. Namun dibalik perkembangan tersebut, koperasi di Indonesia juga menghadapi berbagai tantangan. Salah satunya adalah meningkatnya jumlah koperasi “mati suri” akibat kurangnya permodalan dan terbatasnya sumber daya manusia yang kompeten. Kondisi ini mencerminkan adanya disfungsi koperasi, di mana tujuan, fungsi, dan perannya

tidak lagi sesuai dengan dinamika ekonomi dan sosial yang berkembang [4]. Di sisi lain, koperasi yang aktif pun sering kali dihadapkan pada persoalan kinerja keuangan, yang menjadi tolak ukur utama untuk menilai efisiensi dan keberlanjutan usaha [5].

Di Provinsi Jambi sendiri, jumlah koperasi juga menunjukkan tren peningkatan. Berdasarkan data dari *website* Dinas Koperasi dan UMKM Provinsi Jambi, jumlah koperasi di Jambi terus bertambah sejak Maret hingga Agustus 2024. Pada Maret 2024, tercatat sebanyak 3.824 unit koperasi, dan jumlah ini meningkat menjadi 3.840 unit pada Agustus 2024. Walaupun kenaikannya tidak terlalu signifikan, tren ini menunjukkan adanya minat yang terus bertumbuh untuk membentuk koperasi di Provinsi Jambi. Oleh karena itu, penting untuk mengevaluasi kondisi keuangan koperasi agar dapat mengidentifikasi kelompok-kelompok koperasi dengan kondisi keuangan yang sehat dan yang memerlukan perhatian khusus. Evaluasi ini akan membantu pemerintah dalam merancang kebijakan yang lebih tepat sasaran [6].

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk menganalisis kondisi keuangan koperasi di Provinsi Jambi adalah dengan teknik pengelompokan data atau *clustering*. *Clustering* adalah cara mengelompokkan data menjadi beberapa kelompok berdasarkan kemiripan sifatnya. Data dalam satu kelompok memiliki ciri yang sama, tapi berbeda dengan data dari kelompok lain. Berbeda dengan klasifikasi, *clustering* tidak memerlukan label atau kategori yang sudah ditentukan sebelumnya, sehingga termasuk dalam metode pembelajaran tanpa pengawasan atau *unsupervised learning* [7]. *DBSCAN* dipilih karena algoritma ini mampu mengenali kluster dengan karakteristik kepadatan yang beragam serta algoritma ini akan mempermudah dalam mengidentifikasi koperasi yang memiliki kondisi keuangan berbeda secara signifikan dibandingkan koperasi lainnya dengan mengidentifikasi hal tersebut sebagai *outlier*.

Beberapa penelitian sebelumnya telah menunjukkan keunggulan algoritma *DBSCAN* dalam mengelompokkan data dengan distribusi yang tidak merata dan keberadaan *noise*. Penelitian oleh Nurhaliza dan Mustakim (2021) menunjukkan bahwa *DBSCAN* efektif dalam mendeteksi pola distribusi data global *COVID-19*, yang memiliki sebaran tidak beraturan dan dinamis [8]. Selain itu, pada penelitian oleh Devi pada tahun 2015 juga berhasil mengimplementasikan *DBSCAN* dalam konteks pengambilan keputusan berbasis data spasial, meskipun belum secara spesifik menyentuh aspek keuangan koperasi [9]. Kedua studi tersebut memperkuat pertimbangan bahwa *DBSCAN* merupakan algoritma yang tangguh dalam menangani data berdensitas variatif, serta mampu mengidentifikasi *outlier* secara otomatis, yang merupakan hal penting dalam analisis data koperasi dengan karakteristik keuangan yang beragam.

II. TINJAUAN PUSTAKA

1. Koperasi

Konsep koperasi sebagai sokoguru perekonomian Indonesia telah ditegaskan sebelumnya dalam Undang-Undang Dasar 1945 Pasal 33 ayat (1). Hal ini mengisyaratkan bahwa koperasi bukan sekadar badan usaha, melainkan juga merupakan gerakan ekonomi rakyat yang memiliki peran strategis dalam pembangunan nasional [4]. Koperasi merupakan badan usaha yang beranggotakan orang perseorangan atau badan hukum koperasi yang menjalankan kegiatan berdasarkan prinsip-prinsip koperasi dan asas kekeluargaan (UU No. 25 Tahun 1992). Koperasi bertujuan untuk meningkatkan kesejahteraan anggota dan masyarakat, serta turut serta dalam pembangunan ekonomi nasional yang berlandaskan Pancasila dan UUD 1945 [10].

Kondisi keuangan koperasi merupakan salah satu indikator utama yang mencerminkan kesehatan dan keberlanjutan operasionalnya. Secara umum, variabel keuangan koperasi mencakup beberapa aspek utama yang mencerminkan kesehatan dan keberlanjutan operasionalnya. Variabel-variabel tersebut antara lain:

a. Modal Sendiri

Modal sendiri merupakan komponen keuangan yang berasal dari anggota koperasi, seperti simpanan pokok, simpanan wajib, dan cadangan. Modal ini mencerminkan tingkat kepercayaan anggota terhadap koperasi. Koperasi dengan modal sendiri yang rendah cenderung mengalami kesulitan dalam memenuhi kebutuhan operasional, yang pada akhirnya dapat memengaruhi kinerjanya.

b. Modal Luar

Modal luar merujuk pada sumber pembiayaan eksternal, seperti pinjaman bank atau lembaga keuangan lainnya. Modal ini sering digunakan untuk memperluas usaha atau memenuhi kebutuhan mendesak. Ketergantungan yang tinggi terhadap modal luar tanpa pengelolaan yang baik dapat menimbulkan resiko finansial, termasuk kesulitan pembayaran utang [11].

c. Volume Usaha

Volume usaha adalah total pendapatan yang diperoleh dari penjualan barang dan/atau jasa selama periode tertentu atau dalam satu tahun buku. Dalam konteks koperasi pada umumnya, volume usaha menggambarkan keseluruhan nilai penerimaan dari aktivitas penjualan sejak awal hingga akhir tahun buku, yaitu dari bulan Januari hingga Desember. Semakin besar volume usaha yang dijalankan, maka besar pula potensi peningkatan Sisa Hasil Usaha (SHU) koperasi [1]. Peningkatan SHU sangat bergantung pada seberapa aktif koperasi menjalankan kegiatan usahanya, sehingga volume usaha menjadi faktor penting dalam menentukan pendapatan koperasi. Untuk meningkatkan volume usaha, koperasi memerlukan dukungan modal yang cukup, baik dari simpanan anggota maupun dari sumber permodalan eksternal [12].

d. Aset

Total Aset adalah jumlah akumulasi dari aset lancar dan aset tetap yang tercatat pada aktiva koperasi simpan pinjam. Meningkatnya jumlah aset pada koperasi seharusnya meningkatkan sisa hasil usaha dengan asumsi koperasi memiliki kemampuan untuk mengefisienkan biaya dan mengoperasikan aset yang dimiliki tersebut dan dapat diserap oleh anggota. Hasil penelitian Sigit Puji Winarko (2014) menyatakan bahwa secara parsial aset berpengaruh positif terhadap sisa hasil usaha pada koperasi yang ada di Kota Kediri. Hal ini membuktikan bahwa bila kekayaan bertambah maka sisa hasil usaha meningkat dan berarti kesejahteraan anggota menjadi meningkat. Total aset merupakan variabel yang paling dominan mempengaruhi Sisa Hasil Usaha [13].

e. Sisa Hasil Usaha

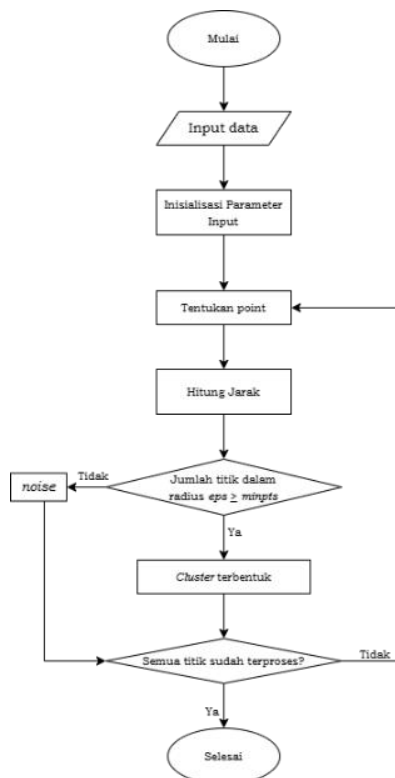
Sisa Hasil Usaha (SHU) koperasi adalah keuntungan yang diperoleh dalam satu periode tahun buku setelah dikurangi berbagai biaya, penyusutan, kewajiban, dan pajak. SHU dihitung sebagai selisih antara pendapatan dan beban koperasi, di mana surplus terjadi jika pendapatan lebih besar dari beban, sedangkan defisit terjadi jika beban melebihi pendapatan [12].

2. *Clustering*

Clustering adalah cara mengelompokkan data menjadi beberapa kelompok berdasarkan kemiripan sifatnya. Data dalam satu kelompok memiliki ciri yang sama, tapi berbeda dengan data dari kelompok lain. Berbeda dengan klasifikasi, *clustering* tidak memerlukan label atau kategori yang sudah ditentukan sebelumnya, sehingga termasuk dalam metode pembelajaran tanpa pengawasan atau *unsupervised learning*. *Clustering* sering digunakan untuk menemukan pola dalam data yang besar [7].

3. Algoritma *DBSCAN*

Salah satu algoritma *clustering* berbasis kepadatan adalah *Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise* atau yang disingkat dengan *DBSCAN*. *Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise* merupakan metode *clustering* yang membentuk wilayah pengelompokan berdasarkan keterhubungan hingga kepadatan (*density-connected*). Pada metode ini, setiap objek dalam radius area tertentu yang dianggap sebagai *cluster* harus memenuhi jumlah minimum data yang ditentukan, sedangkan objek yang tidak masuk dalam *cluster* dianggap sebagai *noise*. Algoritma *clustering* ini dianggap paling efisien untuk menentukan *cluster* pada data dengan kepadatan yang berbeda pada suatu dataset yang besar dan beragam [9].



Gambar 1. Flowchart Algoritma *DBSCAN*

Berikut langkah-langkah algoritma *DBSCAN* [8]:

- Inisialisasi parameter input *MinPts* dan *Eps*.
- Tentukan titik awal atau *p* secara acak.

- Lakukan perhitungan Eps atau semua jarak titik yang *density reachable* terhadap p menggunakan rumus jarak *Euclidean* pada persamaan (1).
- Jika titik yang memenuhi Eps lebih dari $MinPts$ maka titik p merupakan *core point* dan terbentuk sebuah *cluster*.
- Ulangi langkah 3 – 4 hingga dilakukan proses pada semua titik. Jika p merupakan titik border dan tidak ada titik yang *density reachable* terhadap p , maka proses dilanjutkan ke titik yang lain.

Dibawah ini adalah *Pseudocode* yang lebih detail menjelaskan langkah-langkah *DBSCAN* di atas tentang menggambarkan alur umum algoritma *DBSCAN* dalam membentuk kluster berdasarkan kedekatan dan kepadatan data. Mekanisme ini memungkinkan algoritma untuk membedakan antara *core point*, *border point*, dan *noise* secara otomatis, tanpa memerlukan penentuan jumlah kluster di awal.

Input:

D: Dataset

ε : radius maksimum (*epsilon*)

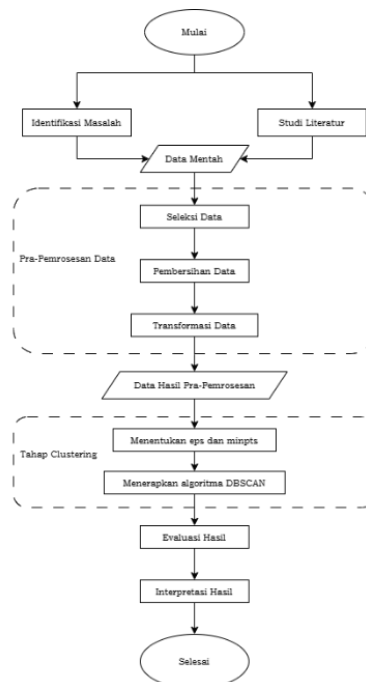
MinPts: jumlah minimum tetangga (minimal jumlah titik dalam radius ε)

Output:

Kluster data dan *noise*

Langkah:

1. Tandai semua titik sebagai belum dikunjungi
 2. Untuk setiap titik p dalam D:
 - a. Jika p sudah dikunjungi, lanjut ke titik berikutnya
 - b. Tandai p sebagai dikunjungi
 - c. Temukan tetangga-tetangga p dalam radius ε
 - d. Jika jumlah tetangga $< MinPts$:
 - Tandai p sebagai *noise*
 - e. Jika jumlah tetangga $\geq MinPts$:
 - Buat kluster baru C
 - Tambahkan p ke C
 - Untuk setiap titik q dalam tetangga:
 - i. Jika q belum dikunjungi:
 - Tandai q sebagai dikunjungi
 - Cari tetangga q
 - Jika tetangga $q \geq MinPts$:
 - Gabungkan tetangga q ke tetangga p
 - ii. Jika q belum masuk kluster mana pun:
 - Tambahkan q ke C
 3. Kembalikan semua kluster dan titik yang ditandai sebagai *noise*
4. *Davies Bouldien-Index*
- Salah satu metode evaluasi *clustering* secara internal adalah metode *Davies Bouldin Index* (DBI). *Davies Bouldin Index* merupakan sebuah metrik yang dapat dimanfaatkan untuk mengukur kualitas kelompok yang dihasilkan dari sebuah *clustering*. Pengukuran metrik ini didasarkan pada 2 nilai yaitu, *cohesion* atau yang dikenal juga dengan istilah *Sum of Square Within Cluster* (SSW) dan *separation* atau juga biasa dikenal dengan istilah *Sum of Square Between Cluster*. Kedua nilai tersebut merupakan bagian dari tahapan untuk mencari nilai DBI [14].
5. *Sillhouette Coefficient*
- Sillhouette Coefficient* merupakan metrik evaluasi yang digunakan untuk menilai kualitas suatu *cluster*. Nilai koefisien siluet yang mendekati 1 berarti bahwa suatu objek sangat cocok dengan *cluster*-nya, sementara nilai yang mendekati -1 menunjukkan bahwa objek tersebut mungkin lebih cocok ditempatkan di *cluster* lain [15]. Metode *Sillhouette* digunakan untuk mengevaluasi kualitas hasil pengelompokan (*clustering*) dengan membandingkan nilai rata-rata jarak *intra-cluster* dan *inter-cluster*. Proses evaluasi dilakukan dengan mencoba berbagai jumlah *cluster* k dan menghitung nilai *Sillhouette Coefficient* untuk setiap k [16].
6. Kerangka Berpikir



Gambar 2. Kerangka Berpikir

Kerangka berpikir di atas menggambarkan alur logis dalam penelitian ini. Proses diawali dengan identifikasi masalah dan studi literatur untuk merumuskan tujuan penelitian. Kemudian dilanjutkan dengan pengumpulan data mentah dari Dinas Koperasi dan UMKM Provinsi Jambi. Setelah itu, data melalui tahapan pra-pemrosesan, yaitu seleksi, pembersihan, transformasi log, dan normalisasi. Data yang telah siap dianalisis kemudian diproses menggunakan algoritma *DBSCAN*. Tahap ini mencakup penentuan parameter *eps* dan *MinPts*, penerapan model, serta evaluasi menggunakan *Silhouette Score* dan *DBI*. Hasil akhir berupa pemetaan koperasi ke dalam kluster keuangan dan analisis perpindahan posisi kluster antar tahun, yang menjadi dasar rekomendasi kebijakan pembinaan koperasi.

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengeksplorasi metode clustering dalam konteks data keuangan koperasi. Contohnya pada penelitian yang dilakukan oleh Magdalena dan Fahrudin, mereka menggunakan algoritma *K-Means* untuk mengelompokkan koperasi berdasarkan kondisi keuangan yaitu modal sendiri, modal luar, dan volume usaha. Dari penelitian tersebut menghasilkan 3 cluster yang ditentukan oleh 3 titik centroid pada setiap jenisnya [17]. Meskipun *K-Means* merupakan algoritma yang populer, namun algoritma ini memiliki keterbatasan dalam menangani data dengan bentuk cluster yang tidak konsisten dan adanya *noise*. Penelitian lain oleh Devi dan kawan-kawan mengimplementasikan *DBSCAN* dalam pengambilan keputusan, tetapi lebih difokuskan pada data spasial dan belum menyentuh aspek keuangan terlebih keuangan koperasi secara langsung [9]. Di sisi lain, studi seperti yang dilakukan oleh Nurhaliza dan Mustakim (2021) menunjukkan keberhasilan *DBSCAN* dalam mendeteksi pola distribusi data global *COVID-19*, yang memperkuat klaim bahwa algoritma ini efektif dalam menangani data dengan kepadatan bervariasi [8].

Kebaruan dari penelitian ini terletak pada penerapan algoritma *DBSCAN* secara khusus terhadap data keuangan koperasi dalam dua tahun berturut-turut (2023 dan 2024), yang belum banyak diangkat dalam studi sebelumnya. Penelitian ini tidak hanya memanfaatkan indikator keuangan utama (modal sendiri, modal luar, volume usaha, aset, dan SHU), tetapi juga memperkenalkan pendekatan lintas waktu dengan menganalisis perpindahan kluster antar tahun. Pendekatan ini memberikan gambaran dinamika kinerja koperasi secara longitudinal. Dengan demikian, penelitian ini menutup celah dari studi sebelumnya yang umumnya bersifat statis dan hanya fokus pada satu periode waktu, serta menunjukkan potensi *DBSCAN* dalam menghasilkan segmentasi koperasi yang lebih adaptif dan representatif untuk mendukung pengambilan kebijakan berbasis data.

Dengan demikian, penelitian ini mencoba menggunakan metode *DBSCAN* karena keunggulannya dalam mengatasi permasalahan clustering yang tidak dapat diselesaikan secara optimal oleh *K-Means* yaitu dalam hal mengenali *outlier* atau *noise*, sehingga diharapkan dapat menghasilkan kelompok koperasi yang lebih akurat berdasarkan kondisi keuangan mereka. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mengisi kekosongan penelitian yang belum banyak mengaplikasikan *DBSCAN* secara khusus pada data keuangan koperasi.

III. ANALISIS DAN PERANCANGAN

Penelitian ini dilakukan melalui tahapan identifikasi masalah, studi literatur, pengumpulan dan pra-proses data, implementasi metode *clustering DBSCAN*, serta penyajian hasil analisis yang menggambarkan pola keuangan

koperasi sebagai dasar untuk memberikan wawasan terhadap pengelompokan koperasi berdasarkan indikator keuangan.

1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data merupakan suatu proses atau cara yang digunakan oleh peneliti untuk memperoleh informasi yang diperlukan dalam penelitian. Teknik pengumpulan data mencakup berbagai metode yang tidak tampak secara fisik, tetapi dapat diamati melalui cara-cara seperti angket, wawancara, observasi, tes, dokumentasi, dan lainnya. Peneliti dapat memilih salah satu atau kombinasi dari teknik-teknik tersebut, sesuai dengan masalah yang ingin diselidiki atau diteliti [18].

2. Pre-Processing Data

Tahap pra-pemrosesan data adalah langkah penting dalam analisis data. Tujuan dari tahap ini adalah untuk menyiapkan data mentah agar bisa digunakan dalam proses *data mining* atau analisis lebih lanjut. Tahap ini sangat penting karena dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi model analisis dengan memastikan data yang digunakan berkualitas baik dan valid [19]. Pada penelitian ini, penulis menerapkan beberapa jenis atau tahapan dalam pra-pemrosesan data yaitu *data selection* untuk memilih atribut yang relevan dengan penelitian, *data cleaning* untuk menangani data kosong, inkonsistensi, atau *noise*, dan *data transformation* untuk mengubah skala data melalui normalisasi agar lebih seimbang dalam analisis.

3. Tahap Clustering DBSCAN

Pada tahap ini implementasi data mining menggunakan metode *clustering* berbasis kepadatan *Density Based Spatial Clustering Application With Noise* atau *DBSCAN clustering*. Tahapan ini melibatkan langkah-langkah dari penentuan parameter, penerapan algoritma *DBSCAN*, evaluasi hasil *clustering*, hingga visualisasi hasil.

- Inisialisasi parameter *input MinPts* dan *Epsilon*.
- Menentukan titik awal secara acak.
- Perhitungan Jarak dan Penentuan *Core Point*
- Identifikasi *Core Point*, *Border*, dan *Noise*
- Pembentukan *Cluster*
- Evaluasi

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Gambaran Umum Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder dari Dinas Koperasi dan UMKM Provinsi Jambi. Data ini merupakan hasil rekapitulasi keseluruhan koperasi baik yang berstatus aktif maupun non-aktif di seluruh wilayah Provinsi Jambi pada dua periode waktu, yaitu tahun 2023 dan 2024. Data tersebut dikumpulkan dan disusun oleh pihak dinas berdasarkan laporan bulanan yang disampaikan oleh masing-masing koperasi. Setiap entri dalam data merepresentasikan satu unit koperasi dengan sejumlah atribut yang mencerminkan kondisi keuangan koperasi tersebut, seperti modal sendiri, modal luar, volume usaha, total aset, dan sisa hasil usaha (SHU). Data juga dilengkapi dengan kolom unik untuk masing-masing koperasi serta kolom tahun observasi, sehingga memungkinkan analisis perbandingan kinerja koperasi antar tahun.

Secara kuantitatif, data mentah yang diperbolehkan terdiri atas 3.818 baris untuk tahun 2023 dan 3.762 baris untuk tahun 2024. Namun demikian, data awal ini masih mengandung entri-entri yang tidak valid, seperti koperasi nonaktif, nilai kosong (*missing values*), serta baris dengan nilai nol pada seluruh fitur keuangan. Oleh karena itu, dilakukan proses pembersihan dan penyaringan data yang dijelaskan lebih lanjut pada bagian berikutnya.

2. Pra-pemrosesan Data

Setelah dilakukan proses pra-pemrosesan, jumlah koperasi yang memenuhi kriteria untuk dianalisis mengalami penurunan yang signifikan dari jumlah awal. Proses tersebut mencakup beberapa tahapan, yaitu:

- Penghapusan koperasi nonaktif, yaitu koperasi yang status operasionalnya tidak lagi aktif berdasarkan catatan tahun terkait.
- Penghapusan koperasi dengan nilai nol pada seluruh fitur keuangan, karena dianggap tidak merepresentasikan aktivitas ekonomi yang dapat diklasifikasikan.
- Penghapusan *outlier* menggunakan metode *Z-Score* dengan *threshold* 3, guna mengurangi pengaruh data ekstrem terhadap proses klusterisasi.
- Seleksi koperasi dengan *IDKOP* yang berpasangan, yaitu hanya menyertakan koperasi yang memiliki catatan keuangan pada kedua tahun, yakni tahun 2023 dan 2024. Hal ini penting untuk memungkinkan analisis perbandingan antar tahun terhadap perubahan posisi koperasi dalam hasil klusterisasi.

Setelah seluruh proses pembersihan tersebut, diperoleh total 912 koperasi aktif yang layak digunakan untuk proses analisis. Jumlah tersebut merupakan gabungan dari total jumlah koperasi pada tahun 2023 dan 2024 yang jumlahnya seimbang untuk keperluan analisis perbandingan. Hasil dari penyelarasan ini adalah 456 data koperasi aktif untuk tahun 2023 dan 456 data koperasi aktif untuk tahun 2024. Penyamaan jumlah data antar tahun dilakukan secara sengaja melalui proses seleksi koperasi berdasarkan *IDKOP* unik yang sama pada kedua tahun

observasi. Pendekatan ini dimaksudkan agar analisis yang dilakukan bersifat fair dan seimbang, serta memungkinkan perbandingan klusterisasi yang akurat antara tahun 2023 dan 2024. Hanya koperasi yang tercatat memiliki data keuangan lengkap pada kedua tahun tersebut yang dipertahankan untuk dianalisis. Dengan demikian, penelitian ini dapat secara konsisten membandingkan perubahan atau pergeseran posisi koperasi dalam hasil klusterisasi antar waktu

Selanjutnya, untuk meningkatkan kualitas data sebelum dilakukan klusterisasi, dilakukan transformasi logaritmik terhadap lima fitur keuangan (modal sendiri, modal luar, volume usaha, aset, dan sisa hasil usaha). Transformasi ini bertujuan untuk mengatasi distribusi data yang tidak normal serta memperkecil pengaruh nilai ekstrem (*skewness*) dalam dataset. Transformasi logaritmik ini menggunakan fungsi alami $\log(1+x)$, atau dalam implementasi Python: `np.log1p(x)`, yang aman terhadap nilai nol dan umum digunakan dalam konteks data keuangan.

Sebagai tambahan, untuk fitur yang memiliki nilai negatif seperti SHU (Sisa Hasil Usaha), terlebih dahulu dilakukan penyesuaian dengan menambahkan *offset* sebesar nilai absolut minimum + 1 agar seluruh data bernilai positif sebelum diterapkan fungsi logaritmik. Berikut ini adalah contoh hasil transformasi logaritmik pada fitur Sisa Hasil Usaha (SHU) yang sudah disesuaikan:

- Nilai minimum di kolom SHU: -Rp 492.652.000,00
- Offset dihitung sebagai:

$$offset = |SHU_{min}| + 1 \tag{1}$$

- Maka:
 SHU asli yang akan di transform $\log(x) = -Rp492.652.000,00$
 $SHU_{log} = \log_e(1 + (x + offset))$
 $SHU_{log} = \log_e(1 + (-492.652.000 + 492.652.001))$
 $SHU_{log} = \log_e(1 + 1)$
 $SHU_{log} = 0,693147181$

Berikut hasil kolom transformasi log pada fitur keuangan yang akan dilakukan untuk *clustering DBSCAN*:

TABEL I
10 DATA TERATAS DARI KOLOM HASIL TRANSFORMASI LOG

MODAL_SENDIRI_L OG	MODAL_LUAR_L OG	VOLUME_USAHA_L OG	ASSET_LO G	SISA_HASIL_USAHA_L OG
19,29416	0	19,2751	19,36692	20,05142
19,24671	0	19,21679	19,24671	20,08665
18,12342	0	18,94541	18,12342	20,07466
19,65011	0	19,77909	19,65011	20,04156
17,89764	0	18,65729	18,23687	20,03846
20,0692	0	20,31605	20,42228	20,11732
20,29354	0	20,27854	20,5244	20,18447
20,3631	0	20,33907	20,54522	20,14114
17,62217	0	17,80449	17,76039	20,02876
21,2323	0	21,80256	21,2323	20,29076

Hasil transformasi tidak langsung menimpa kolom asli, melainkan disimpan ke dalam kolom baru dengan akhiran “_LOG”, Seperti :

- MODAL_SENDIRI_LOG
- MODAL_LUAR_LOG
- VOLUME_USAHA_LOG
- ASSET_LOG
- SISA_HASIL_USAHA_LOG

Strategi ini menjaga agar nilai asli tetap tersedia dan dapat digunakan untuk keperluan analisis perbandingan jika diperlukan. Secara visual, distribusi data sebelum dan sesudah transformasi menunjukkan perbaikan yang signifikan, di mana persebaran data menjadi lebih simetris dan rentang nilai menjadi lebih terkonsentrasi, sehingga lebih ideal untuk analisis berbasis jarak.

Setelah dilakukan transformasi logaritmik pada seluruh fitur keuangan, langkah berikutnya dalam tahap pra-pemrosesan adalah normalisasi menggunakan metode *Min-Max Scaling*. Normalisasi ini bertujuan untuk

menyatukan skala seluruh fitur agar memiliki rentang nilai yang seragam, yakni antara 0 hingga 1, sehingga setiap fitur memiliki kontribusi yang seimbang dalam perhitungan jarak antar data pada algoritma *DBSCAN*.

Algoritma *DBSCAN* sangat bergantung pada perhitungan jarak *Euclidean*, yang berarti bahwa fitur dengan nilai skala besar berpotensi mendominasi hasil *clustering* jika tidak dinormalisasi. Oleh karena itu, diterapkan metode *Min-Max Scaling* menggunakan rumus berikut:

$$X_{normalize} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (2)$$

Keterangan:

- X = Nilai atribut.
- X_{min} = nilai minimum dari atribut.
- X_{max} = nilai maximum dari atribut.

Proses normalisasi ini dilakukan untuk masing-masing kolom hasil transformasi logaritmik, yaitu: MODAL_SENDIRI_LOG, MODAL_LUAR_LOG, ASSET_LOG, VOLUME_USAHA_LOG, SISA_HASIL_USAHA_LOG.

Berikut adalah contoh perhitungan manual normalisasi *Min-Max* untuk salah satu data pada fitur MODAL_SENDIRI_LOG:

- Nilai actual (X): 19,2941614
- Nilai minimum dari kolom MODAL_SENDIRI_LOG: 14,73976986
- Nilai maksimum dari kolom MODAL_SENDIRI_LOG: 23,214622

$$X_{normalize} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (3)$$

$$X_{normalize} = \frac{19,2941614 - 14,73976986}{23,214622 - 14,73976986} \quad (4)$$

$$X_{normalize} = 0,5374 \quad (5)$$

TABEL II berikut menunjukkan 10 data teratas setelah dilakukan normalisasi *Min-Max* pada seluruh fitur logaritmik:

TABEL II
10 DATA TERATAS SETELAH NORMALISASI *MIN-MAX*

MODAL_SENDIRI_LOG	MODAL_LUAR_LOG	VOLUME_USAHA_LOG	ASSET_L OG	SISA_HASIL_USAHA_LOG
0.54	0.00	0.53	0.84	0.95
0.53	0.00	0.53	0.83	0.95
0.40	0.00	0.50	0.78	0.95
0.58	0.00	0.58	0.85	0.95
0.37	0.00	0.47	0.79	0.95
0.63	0.00	0.64	0.88	0.96
0.66	0.00	0.63	0.89	0.96
0.66	0.00	0.64	0.89	0.96
0.34	0.00	0.38	0.77	0.95
0.77	0.00	0.79	0.92	0.96

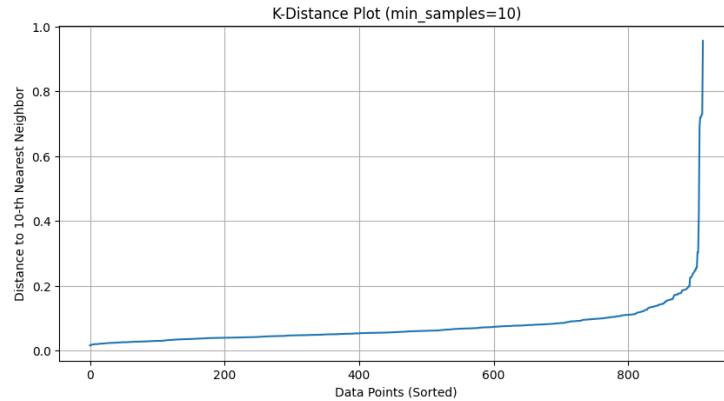
Dengan diterapkannya normalisasi *Min-Max* pada seluruh fitur hasil transformasi logaritmik, seluruh variabel numerik kini berada dalam skala yang seragam, yaitu antara 0 dan 1. Proses normalisasi ini memungkinkan setiap fitur memiliki kontribusi yang seimbang terhadap pembentukan kluster, sehingga pola distribusi data dapat ditangkap secara lebih akurat oleh algoritma.

3. Hasil Klasterisasi *DBSCAN*

Proses klasterisasi dilakukan menggunakan algoritma *DBSCAN* terhadap data koperasi gabungan tahun 2023 dan 2024 yang telah melalui tahap transformasi logaritmik dan normalisasi *min-max*. Penggabungan data dari dua tahun ini memungkinkan model untuk mengenali struktur kelompok koperasi secara menyeluruh, tanpa terpengaruh oleh batasan tahun administratif. Dua parameter utama *DBSCAN* adalah *eps* dan *min_samples*, yang ditentukan berdasarkan pendekatan kombinasi visualisasi dan aturan praktik umum.

Penentuan nilai *min_samples* mengikuti aturan umum dalam literatur yang menyarankan: $min_samples = 2 \times$ jumlah fitur. Dengan lima fitur keuangan digunakan dalam proses klasterisasi, maka nilai *min_samples* ditetapkan sebesar 10. Sedangkan, untuk menentukan nilai *eps*, digunakan pendekatan visual melalui *K-Nearest Neighbor (KNN) Distance Graph*. Visualisasi ini memperlihatkan jarak dari setiap titik ke tetangga ke-10

terdekatnya. Visualisasi *KNN Distance Graph* pada Gambar 36 digunakan untuk membantu menentukan rentang nilai *epsilon* (*eps*) yang potensial. Pada grafik tersebut, kurva mulai naik tajam pada sekitar indeks ke-800 hingga 850, dan jarak (sumbu-y) berada pada kisaran 0.1 hingga 0.25. Titik ini menunjukkan *elbow point*, yaitu batas yang dapat digunakan untuk memperkirakan rentang nilai *epsilon* yang layak digunakan.



Gambar 3. Visualisasi *KNN Distance Graph*

Namun demikian, visualisasi ini hanya memberikan perkiraan rentang nilai *eps*. Untuk menentukan nilai yang benar-benar optimal, dilakukan beberapa kali percobaan dengan nilai *eps* yang berbeda dalam rentang tersebut, serta menggunakan metrik evaluasi kuantitatif sebagai acuan pemilihan, yang akan dijelaskan lebih lanjut pada subbagian berikutnya.

Setelah parameter *eps* dan *min_samples* ditentukan secara visual melalui *KNN Distance Graph*, langkah berikutnya adalah melakukan serangkaian percobaan klusterisasi untuk mengevaluasi kualitas pemisahan kluster yang dihasilkan. Evaluasi ini dilakukan dengan menggunakan dua metrik utama yang penulis gunakan pada penelitian ini, yaitu *Silhouette Score* dan *Davies-Bouldin Index* (DBI).

- *Silhouette Score* mengukur seberapa mirip suatu data dengan kluster tempatnya berada dibandingkan dengan kluster lain. Nilai berkisar antara -1 hingga 1 , di mana nilai mendekati 1 menunjukkan pemisahan yang baik antar kluster.
- *Davies-Bouldin Index* (DBI) mengukur rata-rata kemiripan antar kluster, dengan nilai yang lebih rendah menandakan kluster yang lebih terpisah dan kompak.

Berdasarkan hasil percobaan dengan variasi nilai *epsilon*, diperoleh ringkasan sebagai berikut:

TABEL III
 RINGKASAN HASIL PERCOBAAN *DBSCAN*

<i>eps</i>	<i>min_samples</i>	Jumlah Cluster	Noise	<i>Silhouette Score</i>	<i>Davies-Bouldin Index</i>
0.1	10	2	76	0.5179	1.9876
0.2	10	2	9	0.6384	1.4842
0.3	10	2	7	0.6386	1.0973
0.4	10	2	6	0.6419	0.9003

Dari hasil tersebut, terlihat bahwa nilai *eps* 0.4 dengan *min_samples* 10 menghasilkan hasil klusterisasi terbaik, ditandai dengan:

- *Silhouette Score* tertinggi (0.6419) → menunjukkan pemisahan antar *cluster* yang baik,
- *Davies-Bouldin Index* terendah (0.9003) → menunjukkan bahwa antar *cluster* cukup berjauhan dan internal *cluster* cukup kompak,
- Jumlah *noise* paling sedikit (6 data), sehingga distribusi data tetap optimal.
- Dengan mempertimbangkan keseimbangan antara pemisahan kluster yang optimal dan jumlah data yang dapat dikelompokkan, maka parameter *eps* = 0.4 dan *min_samples* = 10 dipilih sebagai parameter akhir untuk proses klusterisasi.

Hasil ini menunjukkan bahwa struktur densitas data koperasi pada tahun 2023 dan 2024 cukup memungkinkan untuk diklasifikasikan secara alami menjadi dua kelompok utama yang konsisten, dengan tingkat pemisahan yang baik dan jumlah anomali (*noise*) yang sangat minim. Dengan demikian, meskipun pendekatan visual *KNN Distance Graph* sangat berguna untuk mempersempit kisaran *epsilon*, pemilihan nilai final tetap harus ditentukan melalui pengujian langsung dan evaluasi metrik, agar model yang digunakan benar-benar mencerminkan struktur data secara optimal.

Setelah proses klasterisasi selesai dan parameter optimal ditentukan, langkah selanjutnya adalah menganalisis karakteristik tiap klaster yang dihasilkan berdasarkan lima fitur utama keuangan koperasi. Tujuan analisis ini adalah untuk memahami pola atau segmentasi yang berhasil dikenali oleh algoritma *DBSCAN* dari segi kondisi keuangan koperasi.

Analisis dilakukan dengan membuat tabel statistik deskriptif untuk setiap klaster. Nilai-nilai yang dianalisis meliputi: rata-rata (*mean*), median, standar deviasi (*std*), serta nilai minimum dan maksimum dari masing-masing fitur. Berikut adalah ringkasan statistik deskriptif berdasarkan hasil klasterisasi:

TABEL IV
 STATISTIK DESKRIPTIF TIAP FITUR KEUANGAN BERDASARKAN KLASTER

MODAL SENDIRI					
<i>Cluster</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>std</i>	<i>min</i>	<i>max</i>
-1	Rp 157.906.175,67	Rp 129.787.550,00	Rp 140.970.057,69	Rp 17.451.952,00	Rp 390.200.000,00
0	Rp 508.344.445,20	Rp 196.726.853,00	Rp 819.121.245,76	Rp 2.520.000,00	Rp 6.895.815.600,00
1	Rp 694.945.210,96	Rp 325.371.611,00	Rp 1.248.514.854,94	Rp 6.098.000,00	Rp 12.077.644.237,00
MODAL LUAR					
<i>Cluster</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>std</i>	<i>min</i>	<i>max</i>
-1	Rp 22.238.000,00	Rp -	Rp 54.471.752,90	Rp -	Rp 133.428.000,00
0	Rp -	Rp -	Rp -	Rp -	Rp -
1	Rp 526.018.858,41	Rp 150.000.000,00	Rp 876.874.224,15	Rp 42.800,00	Rp 5.377.620.151,00
VOLUME USAHA					
<i>Cluster</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>std</i>	<i>min</i>	<i>max</i>
-1	Rp 178.559.309,00	Rp 116.822.476,00	Rp 230.222.026,36	Rp 8.019.000,00	Rp 600.000.000,00
0	Rp 1.108.420.404,47	Rp 220.000.000,00	Rp 3.162.925.688,33	Rp 1.200.000,00	Rp 24.503.934.820,00
1	Rp 1.315.611.783,83	Rp 515.252.678,00	Rp 2.698.324.784,54	Rp 3.408.500,00	Rp 22.876.045.000,00
ASSET					
<i>Cluster</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>std</i>	<i>min</i>	<i>max</i>
-1	Rp 169.470.000,00	Rp -	Rp 415.115.026,71	Rp -	Rp 1.016.820.000,00
0	Rp 730.702.699,11	Rp 248.969.217,00	Rp 1.168.653.715,37	Rp 293.313,00	Rp 7.568.627.460,00
1	Rp 1.259.277.749,00	Rp 644.074.650,00	Rp 1.739.211.699,86	Rp 4.954.572,00	Rp 11.782.571.319,00
SISA HASIL USAHA					
<i>Cluster</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>std</i>	<i>min</i>	<i>max</i>
-1	-Rp 67.801.709,33	Rp 6.967.100,00	Rp 208.687.379,82	-Rp 492.652.000,00	Rp 41.415.592,00
0	Rp 60.752.624,45	Rp 23.000.000,00	Rp 98.622.980,30	-Rp 385.373.968,00	Rp 610.802.649,00
1	Rp 87.748.337,48	Rp 33.330.648,00	Rp 142.823.010,05	-Rp 91.827.981,00	Rp 829.983.995,00

a. Ringkasan Umum Jumlah Klaster

- *Cluster* -1: Merupakan *noise (outlier)* dari hasil *DBSCAN* — hanya berjumlah 6 data dengan nilai sangat rendah dibanding klaster lainnya sehingga tidak cocok dikelompokkan dengan pola umum yang terdapat pada data.
- *Cluster* 0 dan *Cluster* 1: Dua *cluster* utama dengan distribusi koperasi yang lebih representatif, dan dianggap dapat menggambarkan struktur keuangan koperasi yang lebih wajar dan konsisten.

b. Ikhtisar Karakteristik per Klaster

Cluster 0 – Koperasi Kecil-Menengah

- Ciri Umum:
 1. MODAL SENDIRI: Rata-rata 500 Juta (Rp 508.344.445,20), *Median* 196 Juta (Rp 196.726.853,00).
 2. MODAL LUAR: Rata-rata dan *Median* adalah 0 karena seluruh *cluster* 0 ini memiliki nilai modal luar berjumlah 0.
 3. VOLUME USAHA: Rata-rata Rp 1.108.420.404,47 (1,1 M), *Median* Rp 220.000.000,00 (220 Juta).
 4. ASSET: Rata-rata Rp 730.702.699,11 (730 Juta), *Median* Rp 248.969.217,00 (248 Juta).
 5. SHU: Rata-rata Rp 60.752.624,45 (60 Juta), *Median* Rp 23.000.000,00 (23 Juta).
- Kesimpulan:

Cluster ini merepresentasikan koperasi dengan skala operasi kecil hingga menengah. Kondisi finansial relatif stabil namun tidak dominan, dengan ketergantungan penuh pada modal sendiri. Perbedaan signifikan antara rata-rata dan median menunjukkan adanya sebaran data yang lebar, terutama karena beberapa nilai ekstrem (*high variance*).

Cluster 1 – Koperasi Besar (Menengah ke-atas)

- Ciri Umum:
 1. MODAL SENDIRI: Rata-rata Rp 694.945.210,96 (694 Juta), *Median* Rp 325.371.611,00 (325 Juta).
 2. MODAL LUAR: Rata-rata Rp 526.018.858,41 (526 Juta), *Median* Rp 150.000.000,00 (150 Juta).
 3. VOLUME USAHA: Rata-rata Rp 1.315.611.783,83 (1.3 M), *Median* Rp 515.252.678,00 (515 Juta).
 4. ASSET: Rata-rata Rp 1.259.277.749,00 (1.2 M), *Median* Rp 644.074.650,00 (644 Juta).
 5. SHU: Rata-rata Rp 87.748.337,48 (87 Juta), *Median* Rp 33.330.648,00 (33 Juta).
- Kesimpulan:

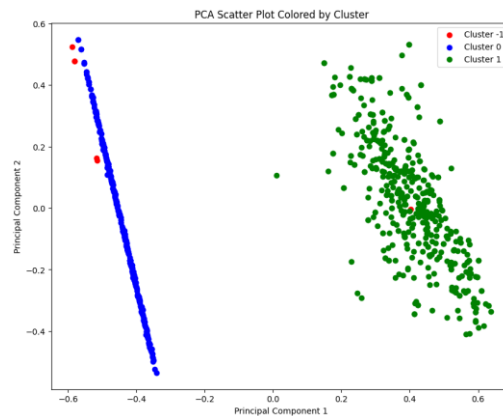
Cluster ini mencerminkan koperasi dengan kapasitas finansial yang lebih besar, aktivitas usaha yang lebih tinggi, dan pendapatan SHU yang lebih signifikan. Perbedaan antara nilai rata-rata dan median (dengan *mean > median*) mengindikasikan distribusi data yang *right-skewed*, menandakan keberadaan beberapa koperasi berukuran sangat besar yang memengaruhi rata-rata.
- *Cluster -1 – Koperasi yang pola keuangannya tidak wajar (Noise).*
 - Ciri-ciri umum: Memiliki nilai-nilai sangat sangat rendah yang tidak sesuai dengan pola umum koperasi.
Contoh: SHU hingga *minus* Rp 492 juta, Aset mencapai Rp1 miliar.
 - Beberapa fitur seperti *median* MODAL LUAR atau ASET tidak terisi, menandakan ketidakteraturan atau kemungkinan data tidak lengkap.
 - Interpretasi:

Klaster ini sangat mungkin terdiri atas koperasi dengan data tidak normal (anomali), kesalahan entri, atau koperasi yang secara profil memang sangat berbeda dari mayoritas lainnya. Dalam praktiknya, koperasi pada klaster ini sebaiknya dianalisis terpisah untuk memastikan apakah data tersebut mencerminkan kasus *best-practice*, anomali operasional, atau sekadar kesalahan input.

Berdasarkan hasil diatas, dibawah ini adalah visualisasi hasil klasterisasi :

a. Visualisasi hasil PCA

Visualisasi utama hasil klasterisasi dilakukan dengan teknik *Principal Component Analysis* (PCA) untuk mereduksi dimensi fitur menjadi dua komponen utama. Hal ini memungkinkan penyajian visual klaster dalam bidang 2D tanpa mengurangi struktur distribusi secara signifikan.



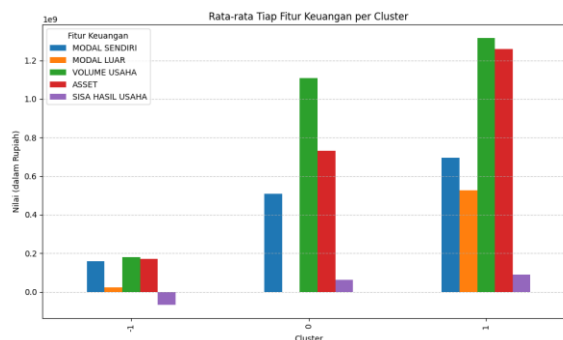
Gambar 4. Visualisasi Hasil Klasterisasi *DBSCAN* pada Ruang PCA 2D

Gambar menunjukkan bahwa hasil klasterisasi *DBSCAN* berhasil memisahkan koperasi menjadi dua klaster utama (*Cluster 0*: biru dan *Cluster 1*: hijau), serta sejumlah kecil titik yang masuk dalam *noise* (*Cluster -1*: merah).

- *Cluster 0* tampak terkonsentrasi di sisi kiri grafik, tersusun cukup rapat mengikuti sumbu diagonal.
- *Cluster 1* menyebar lebih lebar di sisi kanan grafik, menunjukkan adanya variasi internal dalam klaster ini.
- *Cluster -1* berjumlah sangat sedikit (6 koperasi), tersebar jauh dari pusat densitas utama, menandakan bahwa data tersebut terisolasi secara struktural dari pola umum.

b. *Bar Chart* Rata-Rata Fitur Keuangan per Klaster

Untuk mengetahui karakter dominan masing-masing klaster, ditampilkan visualisasi bar chart rata-rata dari kelima fitur keuangan. Grafik ini memberikan gambaran komparatif yang mudah dibaca mengenai besar-kecilnya nilai rata-rata fitur pada setiap klaster.



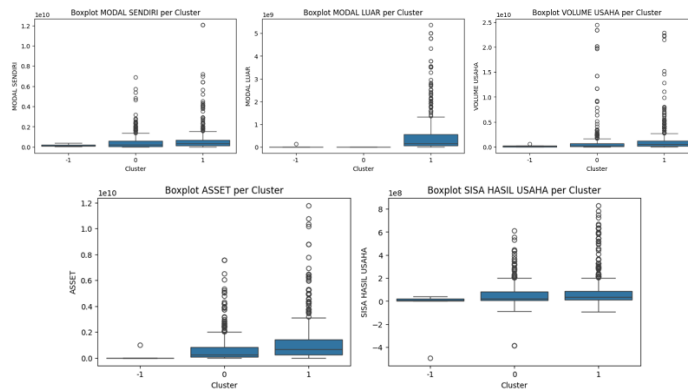
Gambar 5. Rata-Rata Fitur Keuangan Tiap Klaster

Visualisasi ini memberikan perbandingan langsung nilai rata-rata kelima fitur keuangan antar klaster:

- *Cluster 1* menunjukkan dominasi mutlak dalam semua fitur: modal sendiri, modal luar, volume usaha, aset, dan SHU.
- *Cluster 0* menempati posisi menengah, terutama pada modal sendiri dan volume usaha, namun memiliki nilai modal luar = 0.
- *Cluster -1* memiliki nilai yang secara umum lebih rendah, bahkan negatif pada SHU, mencerminkan statusnya sebagai *noise*.

c. *Boxplot* Fitur Keuangan per Klaster

Boxplot digunakan untuk melihat sebaran nilai dan keberadaan *outlier* di masing-masing fitur dalam setiap klaster. Visualisasi ini sangat bermanfaat untuk mengamati: *Skewness*, rentang interkuartil per fitur dan *outlier* yang ekstrem.



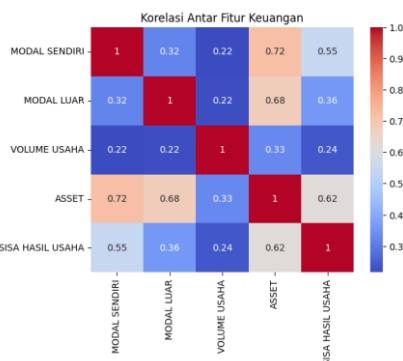
Gambar 6. *Boxplot* Fitur Keuangan Berdasarkan Klaster

Visualisasi *boxplot* menampilkan distribusi, rentang interkuartil, dan *outlier* untuk tiap fitur:

- Hampir semua fitur menunjukkan distribusi *right-skewed*, di mana sebagian besar data berada di bawah rata-rata namun terdapat *outlier* yang sangat tinggi.
- *Cluster 1* menampilkan sebaran yang luas dan penuh *outlier*, terutama pada volume usaha dan aset, sesuai dengan profil koperasi besar.
- *Cluster 0* memiliki persebaran lebih sempit dan data lebih terkonsentrasi di kuartil bawah.
- *Cluster -1* memiliki sebaran kecil namun menyimpan nilai ekstrem dan inkonsistensi, terutama pada SHU yang negatif dan sangat bervariasi.

d. *Heatmap* Korelasi Antar Fitur

Untuk melengkapi pemahaman hubungan antar fitur, ditampilkan juga *heatmap* korelasi *Pearson* antar kelima fitur numerik. Korelasi yang tinggi menunjukkan fitur-fitur yang saling berhubungan, sementara korelasi lemah mengindikasikan independensi relatif.



Gambar 7. *Heatmap* Korelasi Antar Fitur Keuangan

e. Kesimpulan Visualisasi dan Fitur Dominan

Berdasarkan hasil visualisasi di atas, dapat disimpulkan bahwa fitur-fitur yang paling membedakan antar klaster adalah:

- Modal Luar: Hanya dimiliki oleh *Cluster 1*; seluruh koperasi di *Cluster 0* tidak memiliki nilai pada fitur ini.
- Volume Usaha dan Aset: Menunjukkan perbedaan signifikan antara *Cluster 0* dan *1* — baik dari sisi rata-rata maupun sebaran.
- SHU: Meski nilai rata-ratanya tidak terlalu jauh, persebaran dan *outlier* pada *Cluster 1* lebih menonjol.

Dengan demikian, fitur-fitur tersebut dapat dianggap sebagai indikator pembeda utama yang digunakan *DBSCAN* untuk memisahkan struktur densitas antar kelompok koperasi. Secara keseluruhan, *Cluster 1* mewakili koperasi besar yang secara finansial tergolong baik, *Cluster 0* menggambarkan koperasi kecil-menengah, dan *Cluster -1* menunjukkan anomali atau data *outlier* yang secara struktural terpisah dari pola umum.

Dengan beragam visualisasi dan analisis fitur yang telah disajikan, dapat disimpulkan bahwa klaster hasil *DBSCAN* memiliki karakteristik keuangan yang berbeda secara signifikan, khususnya pada variabel modal luar, volume usaha, dan aset. Distribusi klaster berdasarkan tahun, serta perbandingan antar tahun terkait performa koperasi, akan dibahas lebih lanjut pada Subbab selanjutnya.

4. Perbandingan Hasil Antar Tahun

Berdasarkan pengujian yang dilakukan, hasil klusterisasi pada data tahun 2023 dan 2024 secara terpisah menunjukkan struktur klaster yang identik dengan hasil klusterisasi data gabungan. Hal ini dikarenakan seluruh proses transformasi dan normalisasi telah dilakukan pada dataset gabungan, serta parameter *DBSCAN* yang digunakan juga konsisten. Oleh karena itu, untuk menghindari pengulangan hasil yang serupa, pembahasan hasil klusterisasi dalam penelitian ini akan difokuskan pada hasil klusterisasi data gabungan.

Untuk mengetahui apakah terjadi pergeseran struktur koperasi antar tahun, dilakukan analisis perbandingan jumlah dan komposisi klaster hasil *DBSCAN* antara tahun 2023 dan 2024. Fokus dari analisis ini adalah mengevaluasi konsistensi jumlah klaster, perubahan proporsi koperasi dalam tiap klaster, serta deteksi awal terhadap tren pertumbuhan atau pergeseran kategori koperasi.

a. Jumlah Klaster Yang Terbentuk

Proses klusterisasi *DBSCAN* dilakukan secara terintegrasi terhadap gabungan data koperasi tahun 2023 dan 2024, sehingga klaster yang terbentuk merepresentasikan struktur kepadatan data secara keseluruhan dari dua periode waktu tersebut. Dengan demikian, hasil klusterisasi ini memungkinkan untuk dilakukan perbandingan langsung antar tahun berdasarkan label klaster yang konsisten, yaitu:

- 2 klaster utama (*Cluster 0* dan *Cluster 1*)
- 1 label *noise* (*Cluster -1*), yang berisi koperasi-koperasi dengan nilai ekstrem atau karakteristik sangat berbeda dari pola umum.

b. Tabel Distribusi Klaster Per Tahun

TABEL V
JUMLAH KOPERASI BERDASARKAN KLASTER DAN TAHUN

Tahun	<i>Cluster -1 (Noise)</i>	<i>Cluster 0</i>	<i>Cluster 1</i>	Total
2023	1	217	238	456
2024	5	208	243	456
Total	6	425	481	912

c. Analisis Perubahan Proporsi

Secara umum, distribusi koperasi pada kedua tahun relatif seimbang, namun terdapat beberapa perubahan penting:

- *Cluster 1* (koperasi besar dan aktif) meningkat dari 238 koperasi (52,2%) pada 2023 menjadi 243 koperasi (53,3%) pada 2024. Ini mengindikasikan adanya koperasi yang mengalami peningkatan kinerja keuangan dan berpindah dari kelompok menengah ke kelompok atas.
- *Cluster 0* (koperasi kecil-menengah) justru menurun dari 217 koperasi pada 2023 menjadi 208 koperasi pada 2024. Hal ini memperkuat dugaan bahwa sebagian koperasi dalam cluster ini berhasil naik kelas, meskipun juga bisa jadi disebabkan oleh penyesuaian data.
- Jumlah *noise* (*Cluster -1*) bertambah dari 1 koperasi menjadi 5, menunjukkan adanya lebih banyak koperasi dengan profil keuangan ekstrem atau tidak sesuai pola umum pada tahun 2024.

d. Ringkasan Temuan

- Perubahan proporsi antar klaster: Memberikan indikasi positif, yaitu peningkatan koperasi besar dan penurunan pada kelompok kecil-menengah.
- Kenaikan *noise*: Perlu dievaluasi lebih lanjut bisa disebabkan oleh koperasi baru yang belum stabil, data tidak valid atau koperasi dengan nilai terlalu tinggi atau rendah untuk diklasifikasikan.

Setelah diketahui bahwa terdapat pergeseran proporsi koperasi antara *Cluster 0* dan *Cluster 1* dari tahun 2023 ke 2024, langkah selanjutnya adalah menganalisis apakah terdapat perubahan dalam rata-rata kondisi keuangan koperasi pada masing-masing klaster. Analisis ini difokuskan pada lima fitur utama: Modal Sendiri, Modal Luar, Volume Usaha, Aset dan Sisa Hasil Usaha (SHU). Fitur-fitur ini menjadi indikator penting untuk menilai apakah terdapat tren pertumbuhan atau penurunan performa koperasi pada masing-masing klaster.

TABEL VI
RATA-RATA FITUR KEUANGAN PER KLASTER DAN TAHUN

TAHUN	2023				
	<i>Cluster</i>	-1	0	1	
MODAL SENDIRI	Rp	58.537.100,00	Rp	519.072.805,98	Rp 679.474.406,84
MODAL LUAR	Rp	-	Rp	-	Rp 505.695.168,90
VOLUME USAHA	Rp	8.019.000,00	Rp	1.128.952.608,30	Rp 1.433.527.949,52

ASSET	Rp	-	Rp	717.476.160,83	Rp	1.221.547.403,63
SISA HASIL USAHA	Rp	6.967.100,00	Rp	61.264.540,50	Rp	88.378.098,09

TAHUN	2024					
Cluster	-1		0		1	
MODAL SENDIRI	Rp	177.779.990,80	Rp	497.151.876,50	Rp	710.097.685,77
MODAL LUAR	Rp	26.685.600,00	Rp	-	Rp	545.924.365,00
VOLUME USAHA	Rp	212.667.370,80	Rp	1.086.999.787,97	Rp	1.200.121.876,68
ASSET	Rp	203.364.000,00	Rp	744.501.539,51	Rp	1.296.231.749,81
SISA HASIL USAHA	-Rp	82.755.471,20	Rp	60.218.558,19	Rp	87.131.534,91

Berdasarkan Tabel 6 diatas, berikut ini adalah ringkasan perubahan nilai rata-rata fitur keuangan koperasi pada setiap klaster antara tahun 2023 dan 2024:

1. *Cluster 1* (Koperasi berskala menengah ke besar)

Koperasi dalam *Cluster 1* secara konsisten memiliki nilai rata-rata yang tertinggi di semua fitur keuangan baik pada tahun 2023 maupun 2024. Misalnya, rata-rata volume usaha pada *Cluster 1* tercatat sebesar Rp 1,43 miliar pada tahun 2023, meskipun sedikit menurun menjadi Rp 1,20 miliar pada tahun 2024. Rata-rata modal sendiri meningkat dari Rp 679 juta menjadi Rp 710 juta, menunjukkan bahwa koperasi-koperasi dalam *cluster* ini terus memperkuat kapasitas pembiayaan internal mereka. Fitur aset juga mengalami peningkatan dari Rp 1,22 miliar menjadi Rp 1,29 miliar, memperkuat posisi mereka sebagai entitas ekonomi yang lebih stabil dan mapan. SHU dalam *cluster* ini relatif stabil, dengan sedikit penurunan dari Rp 88 juta menjadi Rp 87 juta, namun masih jauh lebih tinggi dibandingkan klaster lainnya. Secara keseluruhan, *Cluster 1* menunjukkan adanya kecenderungan pertumbuhan kapasitas ekonomi koperasi besar.

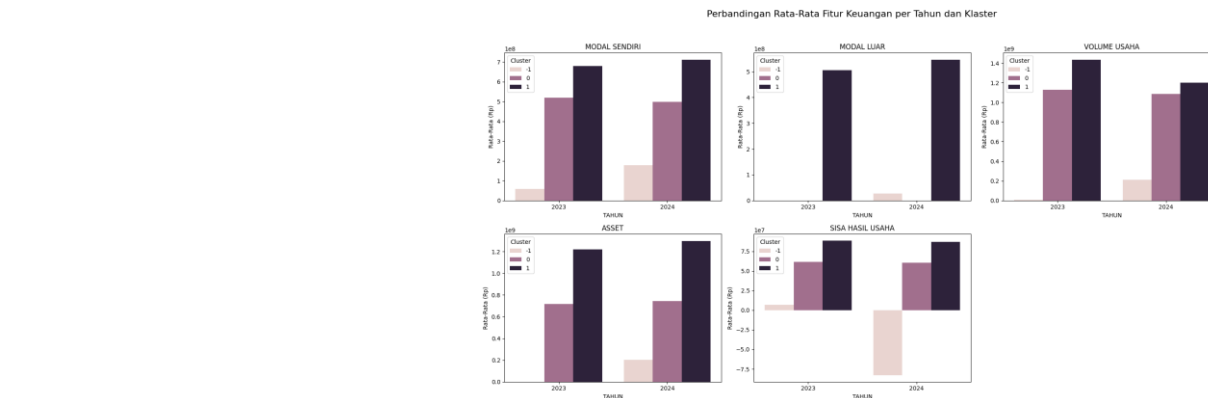
2. *Cluster 0* (Koperasi berskala kecil ke menengah)

Cluster 0, yang merupakan kelompok koperasi dengan skala kecil hingga menengah, menunjukkan performa keuangan yang relatif stabil. Modal sendiri pada *cluster* ini turun sedikit dari Rp 519 juta menjadi Rp 497 juta, sedangkan SHU mengalami sedikit penurunan dari Rp 61 juta menjadi Rp 60 juta. Volume usaha juga menunjukkan penurunan tipis dari Rp 1,12 miliar menjadi Rp 1,08 miliar. Meskipun penurunan ini tidak signifikan, hal ini dapat menjadi indikasi bahwa koperasi kecil-menengah cenderung mengalami stagnasi atau perlambatan pertumbuhan jika tidak didukung intervensi pembinaan yang optimal. Salah satu temuan yang menarik adalah terkait fitur modal luar. *Cluster 0* pada kedua tahun tidak menunjukkan nilai pada fitur ini, yang berarti koperasi dalam cluster ini sepenuhnya bergantung pada modal internal. Sementara itu, *Cluster 1* menunjukkan nilai rata-rata modal luar sebesar Rp 505 juta pada tahun 2023 dan meningkat menjadi Rp 545 juta pada tahun 2024. Hal ini menandakan bahwa koperasi dalam *Cluster 1* memiliki kapasitas dan akses terhadap sumber pembiayaan eksternal seperti pinjaman atau kemitraan, yang kemungkinan besar turut berkontribusi terhadap peningkatan aset dan volume usaha mereka.

3. *Cluster -1* (*Noise*)

Untuk *Cluster -1* yang merupakan kategori *noise (outlier)*, meskipun jumlahnya hanya enam koperasi, distribusi nilai keuangannya menunjukkan fluktuasi ekstrem. Pada tahun 2023, misalnya, *cluster* ini hanya memiliki rata-rata modal sendiri sebesar Rp 58 juta dan volume usaha sebesar Rp 8 juta. Namun pada tahun 2024, nilai-nilai ini melonjak menjadi Rp 177 juta dan Rp 212 juta secara berurutan. Perubahan yang drastis ini menunjukkan bahwa koperasi-koperasi dalam kategori *noise* memang tidak mengikuti pola umum distribusi dan cenderung memiliki karakteristik yang tidak representatif, baik karena *outlier* positif maupun negatif.

Gambaran visual dari distribusi rata-rata fitur keuangan pada masing-masing klaster dan tahun dapat dilihat pada Gambar 7. Terlihat bahwa *Cluster 1* tetap mendominasi dalam semua dimensi keuangan, diikuti oleh *Cluster 0*, dan terakhir *Cluster -1*. Visualisasi ini menegaskan segmentasi yang cukup jelas antar klaster serta mengindikasikan adanya kesenjangan performa keuangan yang cukup lebar antara koperasi besar dan koperasi lainnya.



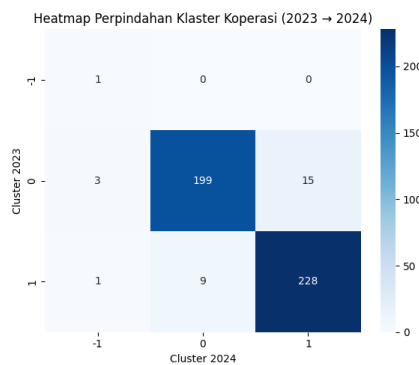
Gambar 8. Visualisasi Bar Chart untuk Perbandingan Rata-Rata Fitur Keuangan per Kluster dan Tahun

Visualisasi pada Gambar 8 memperjelas pola perubahan nilai rata-rata fitur keuangan dari tahun 2023 ke 2024 untuk masing-masing kluster. Dengan demikian, secara umum dapat disimpulkan bahwa koperasi besar dalam *Cluster 1* menunjukkan konsistensi dan kecenderungan peningkatan pada beberapa indikator keuangan dari tahun 2023 ke 2024. Di sisi lain, koperasi kecil-menengah dalam *Cluster 0* justru menunjukkan stabilitas tanpa pertumbuhan berarti, sementara koperasi dalam kategori *noise* tetap harus diperlakukan sebagai data khusus yang dianalisis secara terpisah.

Salah satu keunggulan dari pendekatan klusterisasi berbasis data gabungan tahun 2023 dan 2024 adalah memungkinkan dilakukannya pelacakan posisi setiap koperasi antar tahun secara langsung. Hal ini dimungkinkan karena setiap entitas koperasi memiliki identitas unik (IDKOP) yang konsisten dari tahun ke tahun, sehingga perubahan label kluster koperasi dapat dianalisis sebagai bentuk perpindahan status atau performa keuangan.

Analisis perpindahan kluster dilakukan dengan cara mencocokkan ID koperasi yang terdapat pada data tahun 2023 dan 2024, kemudian membandingkan label kluster masing-masing tahun. Dari proses tersebut, dapat diketahui apakah sebuah koperasi tetap berada dalam kluster yang sama (konsisten), atau berpindah dari satu kluster ke kluster lain (berubah). Kategori perpindahan ini mencerminkan dinamika pertumbuhan atau penurunan performa koperasi dalam satu tahun observasi.

Pada gambar 9 berikut memperlihatkan heatmap perpindahan kluster koperasi dari tahun 2023 ke 2024 berdasarkan hasil klusterisasi *DBSCAN* pada data gabungan. Setiap kotak menunjukkan jumlah koperasi yang berada pada kombinasi kluster tertentu antar tahun.



Gambar 9. Heatmap perpindahan kluster koperasi dari tahun 2023 ke 2024

Berdasarkan hasil analisis, ditemukan bahwa sebagian besar koperasi menunjukkan konsistensi posisi kluster antara tahun 2023 dan 2024. Mayoritas koperasi menunjukkan konsistensi: sebanyak 199 koperasi tetap berada di *Cluster 0*, dan 228 koperasi tetap di *Cluster 1*, mencerminkan stabilitas kinerja keuangan koperasi dalam dua tahun berturut-turut. Konsistensi ini memperkuat validitas model *DBSCAN* dalam memisahkan koperasi berdasarkan karakteristik keuangan utama.

Sebanyak 15 koperasi berhasil naik dari *Cluster 0* ke *Cluster 1*, menunjukkan adanya peningkatan performa keuangan, seperti peningkatan modal, aset, atau volume usaha. Sebaliknya, 9 koperasi berpindah dari *Cluster 1* ke *Cluster 0*, yang dapat mengindikasikan penurunan pendapatan, aset, atau penurunan kapasitas operasional.

Perpindahan menuju *Cluster -1 (noise)* juga tercatat, di mana 4 koperasi berpindah ke *noise* dari *Cluster 0* dan 1. Ini dapat diartikan sebagai munculnya anomali dalam data koperasi tersebut di tahun 2024—baik karena penurunan ekstrem, kesalahan input, maupun karakteristik yang keluar dari pola umum. Hanya 1 koperasi yang

tetap berada dalam *noise*, dan 1 koperasi naik dari *noise* ke *Cluster 0*, yang dapat diartikan sebagai perbaikan signifikan dari kondisi tahun sebelumnya.

Sebagai pelengkap dari visualisasi heatmap perpindahan kluster, Tabel 23 menyajikan daftar koperasi yang mengalami perubahan posisi kluster dari tahun 2023 ke tahun 2024. Dari total 456 koperasi yang dianalisis, sebanyak 29 koperasi mengalami perpindahan posisi kluster, baik ke arah peningkatan maupun penurunan.

TABEL VII
DAFTAR KOPERASI YANG MENGALAMI PERPINDAHAN

NO	IDKOP	KOPERASI	Cluster 2023	Cluster 2024
1	1501160120002	Koperasi Wanita Dodol Kentang Kayo	1	0
2	1502040020008	Koperasi Swakarta Raharja	0	1
3	1502040220001	Koperasi Simpan Pinjam Baitut Tamwil Muhammadiyah Taqwa Ekonomi Syari ah	0	1
4	1502040330009	Koperasi Pegawai Negeri Dharma Bhakti	0	1
5	1502040620089	Koperasi Karyawan Husada	1	0
6	1502100060069	KOPERASI PRODUSEN UNIT DESA SUMBER REZEKI SUNGAI PUTIH	0	1
7	1504030050001	KOPERASI REZEKI MAKMUR JAYA	1	0
8	1504040200138	KOPERASI SIMPAN PINJAM BATANG HARI SUMBER REZEKI	1	0
9	1506020030001	KOPERASI KONSUMEN BMT BAROKAH	1	-1
10	1506030060001	Koperasi Mitra Mina Bersama	0	-1
11	1506080010014	KOPERASI PRODUSEN MAJELIS HARMONIS	1	0
12	1506100080004	Sawit Resa Jaya	0	-1
13	1506100090002	Koperasi Insan Madani Syari ah	1	0
14	1507030030001	Koperasi Swadharma BNI Cabang Kuala Tungkal	0	1
15	1507030040124	Koperasi KP Pengayoman	0	1
16	1507030050153	Koperasi ADZDAHIRAH MTsN	0	1
17	1507030080136	Koperasi Wanita Mawar	0	1
18	1508030090003	Koperasi Gunung Artha Mulya	0	1
19	1509020020003	KOPERASI KONSUMEN KURNIA KARET BUNGO	1	0
20	1509080110006	Koperasi Karyawan Sekar Jaya	1	0
21	1509110040001	KOPERASI SIMPAN PINJAM BONA MANDIRI JAYA BUNGO	0	-1
22	1509120040002	Koperasi Serba Usaha Sejahtera Mandiri	0	1
23	1571010020001	Koperasi Pegawai Negeri Mekar Tani	0	1
24	1571050010159	KPN Kanwil Kementerian Agama Provinsi Jambi	0	1
25	1571050060004	Koperasi Pegawai Republik Indonesia Aksara Jambi	0	1
26	1571080090162	Koperasi Pegawai Negeri SMP Negeri 10 Kota Jambi	0	1
27	1572010030006	KSU SERUMPUN PERSATUAN PENSIUNAN BRI	0	1
28	1572060010001	Koperasi Karyawan Tirta Khayangan	1	0

Hasil dari tabel perpindahan menunjukkan bahwa terdapat sejumlah koperasi yang berpindah kluster dari tahun 2023 ke tahun 2024. Hal ini mengindikasikan bahwa terjadi perubahan signifikan pada indikator keuangan yang digunakan sebagai basis klusterisasi, baik peningkatan maupun penurunan performa. Koperasi yang berpindah dari kluster rendah ke tinggi dapat diinterpretasikan sebagai koperasi yang mengalami pertumbuhan kinerja keuangan, seperti peningkatan volume usaha atau aset, sementara koperasi yang turun kluster menunjukkan potensi penurunan atau perlambatan.

Contohnya, Koperasi Serba Usaha Sejahtera Mandiri dengan IDKOP 1509120040002 mengalami peningkatan dari *Cluster 0* ke *Cluster 1*, menunjukkan adanya perkembangan dari segi performa keuangan.

Sebaliknya, Koperasi Karyawan Sekar Jaya dengan IDKOP 1509080110006 berpindah dari *Cluster* 1 ke *Cluster* 0, yang bisa diindikasikan sebagai penurunan performa relatif. Koperasi yang berpindah dari atau menuju *Cluster* -1 juga tercatat, seperti Koperasi Simpan Pinjam Bona Mandiri Jaya Bungo dengan IDKOP 1509110040001 yang berpindah ke *cluster noise*, yang mungkin menandakan ketidakwajaran data atau perubahan yang ekstrem.

Dengan memahami pola perpindahan ini, analisis tidak hanya memberikan gambaran kondisi koperasi pada satu titik waktu, tetapi juga mengungkap dinamika perubahan kinerja koperasi selama periode dua tahun, yaitu antara tahun 2023 dan 2024. Pola-pola yang ditemukan dapat menjadi dasar pertimbangan untuk mengevaluasi stabilitas, peningkatan, maupun penurunan kinerja koperasi dalam kurun waktu tersebut, serta membantu mengidentifikasi kelompok koperasi yang menunjukkan konsistensi atau perubahan signifikan dalam indikator keuangannya.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan koperasi di Provinsi Jambi berdasarkan kondisi keuangan menggunakan metode *Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN)*. Dengan memanfaatkan data sekunder koperasi tahun 2023 dan 2024 dari Dinas Koperasi dan UMKM Provinsi Jambi, serta melalui serangkaian tahapan pra-pemrosesan data, diperoleh hasil klasterisasi yang memberikan pemahaman lebih mendalam terhadap profil koperasi berdasarkan kondisi keuangan.

Berdasarkan hasil penelitian, diperoleh 2 kategori klaster umum dan 1 klaster *noise*:

- *Cluster* 1 mencerminkan koperasi berskala besar dan aktif secara finansial, dengan nilai rata-rata yang tinggi pada semua fitur utama seperti modal sendiri, volume usaha, aset, dan sisa hasil usaha (SHU).
- *Cluster* 0 mencerminkan koperasi skala kecil hingga menengah dengan ketergantungan utama pada modal sendiri dan nilai keuangan yang moderat.
- *Cluster* -1 merupakan klaster *noise* yang terdiri dari koperasi-koperasi dengan nilai ekstrim atau tidak mengikuti pola umum distribusi data, berpotensi merupakan data *outlier* atau anomali.

Klasterisasi ini menunjukkan bahwa sebagian besar koperasi menunjukkan konsistensi posisi antar tahun. Namun terdapat juga perpindahan posisi klaster yang menunjukkan dinamika kondisi keuangan koperasi, baik berupa peningkatan maupun penurunan performa. Selain itu, jumlah koperasi dalam *Cluster* 1 meningkat dari tahun 2023 ke 2024, menunjukkan adanya tren positif dalam perkembangan koperasi besar.

REFERENSI

- [1] A. Febriansah and K. Karimi, "Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Sisa Hasil Usaha Koperasi Di Provinsi Jambi," *JURNAL ECONOMIC DEVELOPMENT*, Jun. 2024, doi: <https://ecodev.bunghatta.ac.id/index.php/ecodev/article/view/51>.
- [2] F. Hamidy, "Pendekatan Analisis Fishbone Untuk Mengukur Kinerja Proses Bisnis Informasi E-Koperasi," 2016. [Online]. Available: https://servicelink.pinnacol.com/pinnacol_docs/lp/
- [3] Badan Pusat Statistika, "Jumlah Koperasi Aktif Menurut Provinsi." Accessed: Jun. 24, 2025. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/NzYwIzI=/jumlah-koperasi-aktif-menurut-provinsi.html>
- [4] D. Faedlulloh, "Modal Sosial Dalam Gerakan Koperasi Social Capital In The Cooperative Movement," 2015.
- [5] A. Pratiwa Siregar, "Kinerja Koperasi Di Indonesia," 2020.
- [6] Dinas Koperasi dan UMKM Provinsi Jambi, "Dinas Koperasi dan UMKM Provinsi Jambi/Daftar Dokumen ." Accessed: Jun. 24, 2025. [Online]. Available: <https://diskopukm.jambiprov.go.id/dokumen>
- [7] A. Chintia Devi, H. Zulfia Zahro, and N. Vendyansyah, "Penerapan metode k-means clustering untuk pengelompokan data barang penjualan berbasis web pada koperasi PT. X," 2020.
- [8] N. Nurhaliza and Mustakim, "Pengelompokan Data Kasus Covid-19 di Dunia Menggunakan Algoritma DBSCAN," *IJRSE: Indonesian Journal of Informatic Research and Software Engineering*, vol. 1, 2021.
- [9] A. S. Devi, I. K. G. D. Putra, and I. M. Sukarsa, "Implementasi Metode Clustering DBSCAN pada Proses Pengambilan Keputusan," *Lontar Komputer : Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, p. 185, Dec. 2015, doi: 10.24843/lkjiti.2015.v06.i03.p05.
- [10] P. A. Satria and P. P. Dewi, "Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kinerja Sistem Informasi Akuntansi: Studi Kasus Pada Koperasi Simpan Pinjam Di Kabupaten Gianyar A," vol. 4, no. 1, 2019, [Online]. Available: <http://journal.undiknas.ac.id/index.php/akuntansi>
- [11] Z. Ruscitasari, N. Fithroh, and R. S. Nasrulloh, "Strategi Peningkatan Aspek Keuangan dan Manajerial Koperasi Seruni Putih," *Jurnal Manajemen Strategi dan Aplikasi Bisnis*, vol. 5, no. 1, pp. 83–98, Apr. 2022, doi: 10.36407/jmsab.v5i1.458.
- [12] E. F. Zalogo, "Analisis kinerja keuangan berdasarkan sisa hasil usaha anggota pada koperasi cu. Sohagaini lahusa-gomo tahun 2019," Jul. 2021.
- [13] D. S. Sudaryanti and N. Sahroni, "Pengaruh Jumlah Anggota, Modal Luar, Dan Total Asset Terhadap Sisa Hasil Usaha (Studi Empiris Pada Koperasi Simpan Pinjam Di Kota Tasikmalaya Tahun 2016)," *Ekspektra : Jurnal Bisnis dan Manajemen*, vol. 1, no. 2, pp. 156–172, Aug. 2017, doi: 10.25139/ekt.v0i0.339.
- [14] S. Harini and R. Kusumawati, "Evaluasi Clustering K-Means Dan K-Medoid Pada Persebaran Covid-19 Di Indonesia Dengan Metode Davies-Bouldin Index (DBI)," 2023. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/hendratno/covid1>
- [15] F. Nurulhikmah and D. N. E. Abdi, "Classification of Foods Based on Nutritional Content Using K-Means and DBSCAN Clustering Methods," *Teknika*, vol. 13, no. 3, pp. 481–486, Oct. 2024, doi: 10.34148/teknika.v13i3.1067.
- [16] M. Sholeh and K. Aeni, "Perbandingan Evaluasi Metode Davies Bouldin, Elbow Dan Silhouette Pada Model Clustering Dengan Menggunakan Algoritma K Means," 2023. [Online]. Available: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Trave>
- [17] L. Magdalena and R. Fahrudin, "Penerapan Data Mining Untuk Koperasi Se-Jawa Barat Menggunakan Metode Clustering pada Kementerian Koperasi dan UKM," 2019. doi: <https://doi.org/10.51920/jd.v9i2.120>.
- [18] S. Priadana and D. Sunarsi, *Metode-Penelitian-Kuantitatif*. Kota Tangerang: Pascal Books, 2021.
- [19] M. Farid, F. Inansi, S. Agustian, and L. Afriyanti, "Clustering Electricity Distribution Data Using Density-Based Spatial Clustering of Applications With Noise (DBSCAN) Algorithm," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 3, pp. 1024–1033, 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1426.