

## ANALISIS HIERARCHICAL CLUSTERING PADA VOLUME TRADING DISETIAP NARRATIVE CRYPTO MENGGUNAKAN DATA DUNE ANALYTICS UNTUK INVESTASI BERBASIS DATA

M. Fathir Adha<sup>1)</sup>, Muhamad Septian<sup>2)</sup>, Patrik Galih Adi Prananda<sup>3)</sup>, Hendrik Fery Herdiatmoko<sup>4)</sup>

<sup>1,2,3)</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Katolik Musi Charitas

Jl. Bangau No.60, 9 Ilir, Kec. Ilir Tim. II, Kota Palembang, Sumatera Selatan 30114

Email : fathiradha7@gmail.com<sup>1</sup>, mseptian939@gmail.com<sup>2</sup>, patrikgalihadi1313@gmail.com<sup>3</sup>

### ABSTRACT

*This study utilizes the Hierarchical Clustering algorithm to analyze trading volume patterns across various narratives within the crypto ecosystem based on data from Dune Analytics. Data such as the average volume per asset from different narrative categories (e.g., Memes, DeFi, AI, and others) serves as the foundation for constructing clusters that depict trading volume patterns for each narrative. The aim of this research is to identify similarities and differences in trading volumes across narratives, providing insights into trading activities and investment focus in various crypto sectors. This approach employs the Ward linkage method in Hierarchical Clustering, chosen for its ability to minimize variance within clusters, yielding more balanced groupings. To evaluate the quality of the resulting clusters, this study also incorporates metrics such as the Silhouette Score and Cophenetic Correlation Coefficient to ensure consistency and accurate representation of the data structure. The primary contribution of this research lies in the application of Hierarchical Clustering to group crypto narratives based on trading volume, an area that has been minimally explored in previous studies. Unlike prior research that primarily focuses on asset performance or price volatility, this study highlights trading volume as a key indicator for understanding investor preferences and market dynamics within the crypto space. The findings provide data-driven guidance that can support more effective investment decision-making across various crypto narratives, offering insights into volume trends valuable to both investors and market analysts. The conclusion underscores the importance of data-driven clustering to enhance understanding of volume dynamics within the crypto sector.*

**Keywords:** *Hierarchical Clustering; Trading Volume; Crypto Narratives; Dune Analytics; Clustering*

### ABSTRAK

Penelitian ini menggunakan algoritma Hierarchical Clustering untuk menganalisis pola volume trading pada berbagai narasi dalam ekosistem crypto berdasarkan data dari Dune Analytics. Data seperti rata-rata volume per aset dari kategori narasi yang berbeda (Memes, DeFi, AI, dan lainnya) digunakan sebagai dasar untuk membangun kluster yang menggambarkan pola volume trading di setiap narasi. Tujuan penelitian ini adalah mengidentifikasi pola kesamaan dan perbedaan antar-narasi dalam volume trading, sehingga memberikan wawasan tentang aktivitas perdagangan dan fokus investasi di berbagai sektor crypto. Pendekatan ini memanfaatkan metode Ward linkage dalam Hierarchical Clustering, yang dipilih karena kemampuannya

meminimalkan varians dalam setiap kluster, sehingga menghasilkan kluster yang lebih seimbang. Untuk mengevaluasi kualitas kluster yang terbentuk, penelitian ini juga menggunakan metrik seperti Silhouette Score dan Cophenetic Correlation Coefficient guna memastikan konsistensi dan representasi struktur data secara optimal. Kontribusi utama penelitian ini adalah penerapan Hierarchical Clustering untuk mengelompokkan narasi crypto berdasarkan volume trading, yang belum banyak dieksplorasi dalam studi sebelumnya. Tidak seperti penelitian terdahulu yang lebih berfokus pada kinerja harga atau volatilitas aset, penelitian ini menyoroti volume trading sebagai indikator utama untuk memahami preferensi investor dan dinamika pasar crypto. Hasil penelitian memberikan panduan berbasis data yang dapat membantu pengambilan keputusan investasi yang lebih efektif di berbagai sektor narasi crypto, memberikan wawasan mengenai tren volume yang dapat dimanfaatkan oleh investor dan analis pasar. Kesimpulan penelitian ini menekankan pentingnya pendekatan pengelompokan berbasis data untuk memahami dinamika volume di sektor crypto.

**Kata Kunci : Hirarki Clustering; Volume Trading; Naratif Crypto; Dune Analytics; Clustering.**

## 1. PENDAHULUAN

Seiring dengan perkembangan pesat teknologi blockchain dan berbagai inovasi yang dibawanya, ekosistem *cryptocurrency* telah berkembang menjadi lebih kompleks dengan berbagai narasi yang memiliki karakteristik unik. Hingga tahun 2024, kapitalisasi pasar *cryptocurrency* global mencapai lebih dari \$3 triliun, dengan volume trading harian rata-rata berkisar antara \$100 miliar hingga \$300 miliar. Data ini menekankan pentingnya memahami pola volume trading untuk strategi investasi yang lebih efektif [1]. Narasi-narasi seperti DeFi, GameFi, AI, dan Memes menunjukkan arah investasi dan minat pasar yang berbeda, yang kemudian menciptakan variasi signifikan dalam volume trading di setiap narasi. Perbedaan volume trading ini tidak hanya mencerminkan intensitas aktivitas pasar, tetapi juga mengungkapkan pengaruh yang dimiliki suatu narasi dalam ekosistem crypto, sehingga mempengaruhi keputusan investor.

Menurut penelitian sebelumnya, analisis clustering telah diterapkan pada data pasar untuk memahami pola perilaku investor dan menyusun strategi berbasis

data [2]. Penelitian lain juga telah menggunakan clustering untuk mengidentifikasi pola dalam trading aset digital, namun sebagian besar berfokus pada klasifikasi aset berdasarkan kinerja atau volatilitas harga saja [3], [4]. Dengan semakin banyaknya aset digital dan variasi narasi yang muncul, kebutuhan akan pendekatan baru yang lebih mendalam terhadap pola volume trading menjadi sangat mendesak.

*Hierarchical Clustering* adalah salah satu metode clustering yang populer dalam analisis data besar dan tidak terstruktur karena kemampuannya untuk menghasilkan hasil visualisasi yang mudah dipahami melalui dendrogram [5]. Dalam konteks *cryptocurrency*, aplikasi algoritma ini jarang digunakan untuk mengeksplorasi pola volume *trading* berdasarkan narasi, meskipun pendekatan ini dapat membantu investor dan analis dalam memahami hubungan antara berbagai sektor dalam crypto. Selain itu, pemilihan metode *Ward linkage* dalam penelitian ini memberikan keunggulan dalam meminimalkan total varians antar kluster, sehingga menghasilkan struktur kluster yang lebih seimbang dan representatif dibandingkan

metode *linkage* lainnya seperti *single linkage* atau *complete linkage*. *Ward linkage* sangat sesuai untuk dataset *cryptocurrency* karena mampu mengurangi pengaruh *outlier* dan menjaga integritas kelompok yang terbentuk.

Selain memberikan informasi mendalam tentang pola volume trading, penggunaan *Hierarchical Clustering* dalam penelitian ini memperkenalkan sudut pandang baru dalam penerapan data mining pada sektor *cryptocurrency*. Alih-alih hanya fokus pada harga atau volatilitas, penelitian ini menyoroti volume trading sebagai indikator utama untuk memahami preferensi investor, memberikan perspektif tambahan bagi investor dan pelaku pasar mengenai tren perdagangan di berbagai narasi. Dengan demikian, pendekatan ini memperkaya literatur di bidang data mining khususnya terkait analisis volume dalam ekosistem *cryptocurrency*, serta menawarkan kontribusi praktis yang signifikan bagi pengembangan strategi investasi berbasis data.

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengelompokkan narasi crypto berdasarkan pola volume *trading* mereka. Dengan menggunakan data dari *Dune Analytics*, artikel ini menyajikan analisis *Hierarchical Clustering* yang menggabungkan informasi volume *trading* sebagai indikator utama dalam pengelompokan, guna memberikan wawasan yang lebih dalam tentang dinamika investasi di setiap narasi dalam ekosistem *cryptocurrency*.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode analisis clustering dengan algoritma *Hierarchical Clustering* untuk mengelompokkan data volume trading berdasarkan narasi dalam ekosistem *cryptocurrency*. *Hierarchical Clustering* dipilih karena keunggulannya dalam

memberikan visualisasi yang intuitif dan informatif melalui dendrogram, yang dapat membantu dalam memahami struktur hierarki dan kedekatan antara narasi crypto. Metode ini sangat cocok untuk dataset dengan ukuran dan struktur yang bervariasi, seperti volume trading dari berbagai narasi, di mana pola klustering mungkin tidak selalu jelas. Keunggulan *Hierarchical Clustering* dibandingkan metode clustering lain, seperti K-means, terletak pada fleksibilitasnya untuk menentukan jumlah kluster secara otomatis dan kemampuannya menangani data yang tidak berbentuk kluster yang jelas, tanpa memerlukan asumsi awal tentang jumlah kluster yang optimal. Selain itu, *Hierarchical Clustering* sangat efektif dalam menganalisis dataset kecil hingga menengah, seperti yang digunakan dalam penelitian ini.

### 2.1 Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan meliputi rata-rata volume trading dari setiap narasi crypto, seperti DeFi, GameFi, AI, dan Memes. Pengambilan data dilakukan menggunakan API *Dune Analytics* untuk memastikan data selalu mutakhir dan sesuai kebutuhan penelitian. Data yang diperoleh mencakup variabel utama, yaitu average volume per asset untuk setiap narasi yang dianalisis, yang akan menjadi dasar dalam proses clustering.

### 2.2 Preprocessing Data

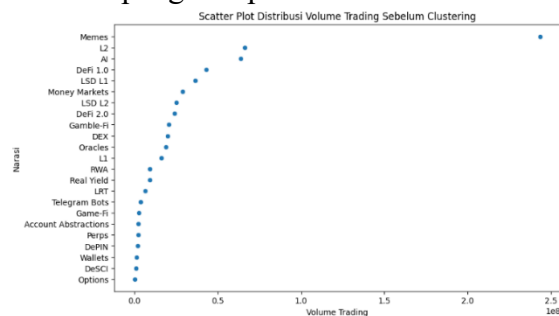
Preprocessing data adalah langkah awal yang krusial untuk meningkatkan akurasi clustering. Karena volume trading antar narasi crypto memiliki skala yang bervariasi, data dinormalisasi menggunakan metode *StandardScaler* dari pustaka *sklearn* dalam Python. *StandardScaler* mentransformasi data dengan formula:

$$X_{scaled} = \frac{X - \mu}{\sigma}$$

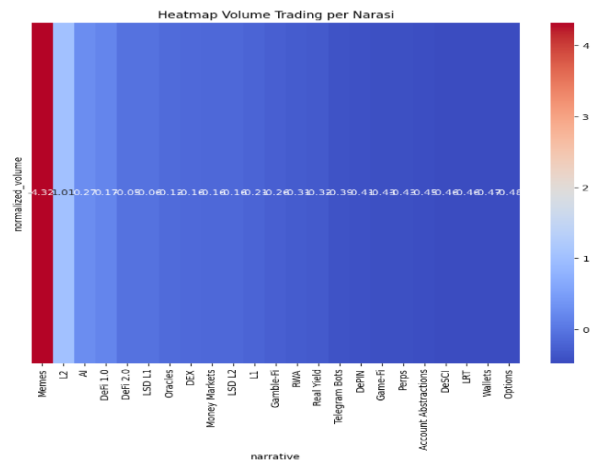
Dengan X sebagai data awal,  $\mu$  sebagai mean, dan  $\sigma$  sebagai standar deviasi dari data. Dengan transformasi ini, setiap variabel memiliki mean nol dan standar deviasi satu. Normalisasi ini penting agar perbedaan skala antar narasi tidak mendominasi perhitungan jarak Euclidean, sehingga membantu menghasilkan clustering yang lebih stabil dan representatif.

### 2.3 Analisis Visualisasi Awal

Visualisasi awal digunakan untuk memahami distribusi dan hubungan volume trading antar narasi sebelum clustering diterapkan. Scatter plot memperlihatkan pola distribusi awal dari volume trading antar narasi, sementara heatmap korelasi antar narasi dapat membantu dalam mengidentifikasi hubungan antar sektor yang mungkin saling mempengaruhi. Dengan visualisasi ini, pola distribusi dan potensi overlap antar narasi dapat dikenali sebelum pengelompokan dilakukan.



Gambar 1. Scatter plot distribusi volume trading antar narasi yang memperlihatkan kemungkinan overlap antar narasi sebelum clustering



Gambar 2. Heatmap korelasi antar narasi berdasarkan volume trading, yang menunjukkan tingkat hubungan antar sektor dalam ekosistem crypto

### 2.4 Hierarchical Clustering

Proses Hierarchical Clustering dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- a. **Linkage Calculation:** Perhitungan linkage dilakukan dengan metode Ward, yang meminimalkan total varians antar kluster. Ward's linkage menghitung jarak antar klaste  $d(A, B)$  menggunakan formula:

$$d(A, B) = \sqrt{\frac{|B| + |C|}{T} \cdot d(A, B)^2 + \frac{|A| + |C|}{T} \cdot d(A, C)^2 - \frac{|C|}{T} \cdot d(B, C)^2}$$

di mana  $|A|, |B|, |C|$  adalah ukuran kluster,  $T = |A| + |B| + |C|$ , dan  $d$  adalah jarak antar titik dalam kluster. Ward's method dipilih karena lebih efektif dalam menghasilkan struktur kluster yang seimbang dan representatif dibandingkan metode lain seperti single linkage atau complete linkage, yang cenderung rentan terhadap outlier

- b. **Dendrogram Visualization:** Dendrogram dibuat untuk menggambarkan hierarki dan kedekatan antar narasi crypto berdasarkan volume trading mereka. Visualisasi dendrogram dirancang menggunakan pustaka matplotlib dalam Python, memberikan pemahaman yang jelas tentang bagaimana narasi dikelompokkan berdasarkan kesamaan volume trading mereka

## 2.5 Evaluasi Clustering

Untuk mengevaluasi kualitas clustering yang terbentuk, penelitian ini menggunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu:

- a. **Silhouette Score:** Silhouette Score mengukur seberapa dekat objek dalam kluster terhadap kluster lain. Skor bernilai antara -1 hingga 1, di mana skor mendekati 1 menunjukkan kluster yang terdefinisi dengan baik. Skor ini dihitung menggunakan formula:

$$\text{Silhouette Score} = \frac{b - a}{\max(a, b)}$$

di mana  $a$  adalah jarak rata-rata antara objek dan semua objek dalam kluster yang sama, dan  $b$  adalah jarak rata-rata antara objek dan objek dalam kluster terdekat lainnya.

- b. **Cophenetic Correlation Coefficient (CCC):** CCC mengukur kesesuaian antara jarak objek dalam dendrogram dengan jarak aslinya. Nilai CCC yang lebih tinggi menunjukkan bahwa struktur kluster dalam dendrogram mencerminkan jarak aslinya secara akurat. **Tabel 1.** Jenis jenis database.

## 2.6 Analisis Waktu Komputasi dan Konsumsi Memori

Dalam penelitian ini, waktu komputasi dan konsumsi memori selama proses clustering dihitung untuk menilai efisiensi metode ini dalam analisis data yang cukup besar. Dengan menggunakan data volume trading yang besar, proses clustering dengan metode Ward memerlukan waktu komputasi yang moderat dan penggunaan memori yang optimal, memastikan metode ini dapat digunakan dalam studi data mining dengan beban data yang sebanding.

## 2.7 Analisis Hasil

Setelah dendrogram dibuat dan evaluasi clustering dilakukan, hasil clustering dianalisis untuk mengidentifikasi pola pengelompokan antar narasi crypto. Analisis ini bertujuan untuk mengamati apakah terdapat kemiripan atau perbedaan signifikan dalam pola volume trading, sehingga memberikan wawasan terkait dinamika volume dalam ekosistem cryptocurrency. Hasil ini diharapkan membantu investor dalam memahami preferensi pasar dan mengembangkan strategi investasi yang lebih efektif. Pendekatan ini memberikan gambaran komprehensif tentang kesamaan dan perbedaan antar narasi crypto dari perspektif volume trading. Metode yang digunakan dalam penelitian ini tidak hanya menyediakan data yang dapat digunakan sebagai dasar untuk menyusun strategi investasi berbasis pola kluster, tetapi juga menekankan pentingnya efisiensi waktu komputasi dan memori dalam analisis data besar di bidang data mining.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menemukan pola volume trading yang signifikan di berbagai narasi dalam ekosistem crypto. Melalui Hierarchical Clustering, visualisasi

dendrogram berhasil menunjukkan hubungan antar-narasi berdasarkan kesamaan volume trading, yang kemudian dianalisis dengan statistik tambahan untuk memperkuat interpretasi.

### 3.1 Pola Pengelompokan Volume Trading Berdasarkan Narasi

Dari hasil clustering, terdapat empat cluster utama dengan karakteristik unik:

- a. **Cluster 1:** Berisi narasi Memes, dengan jarak Euclidean yang besar dari narasi lainnya. Pola volume trading yang unik ini didorong oleh volatilitas dan spekulasi tinggi, tercermin dari nilai standard deviation yang besar, yaitu:

$$\sigma_{Memes} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2}$$

Narasi ini menunjukkan volume trading yang tinggi pada saat tertentu, namun fluktuasi yang besar membuatnya kurang stabil.

- b. **Cluster 2:** Mencakup narasi seperti L2, AI, LRT, dan RWA dengan volume trading stabil, menunjukkan minat investor yang konsisten. Korelasi antar volume trading dalam cluster ini diukur dengan Pearson correlation coefficient:

$$\rho_{x,y} = \frac{Cov(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y}$$

Korelasi moderat dalam cluster ini menunjukkan kestabilan minat investor, yang menarik bagi mereka yang mencari proyek dengan risiko rendah dan stabilitas lebih tinggi.

- c. **Cluster 3:** Terdiri dari narasi Defi 1.0, LSD L1, dan L1, yang memiliki volume trading kuat dan stabil, mencerminkan minat yang lebih mapan dari investor terhadap proyek-proyek bluechip. T-test digunakan untuk menilai apakah perbedaan rata-rata volume trading di cluster ini

signifikan dibandingkan dengan cluster lainnya:

$$t = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{\sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}}$$

Hasil menunjukkan bahwa cluster ini menjadi pilihan utama bagi investor yang mengejar stabilitas dalam portofolio mereka.

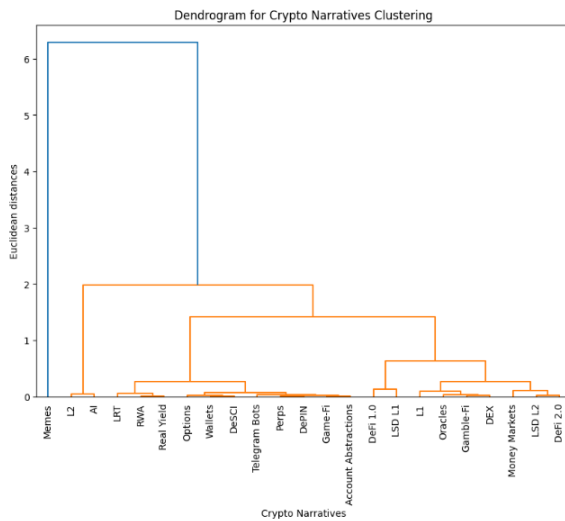
- d. **Cluster 4:** Meliputi narasi seperti Oracles, GambleFi, dan DEX, dengan volume trading sedang. Tren kenaikan volume trading di cluster ini dianalisis menggunakan regresi linier sederhana:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x$$

Di mana y adalah volume trading dan x adalah waktu, menunjukkan tren kenaikan di sektor ini sebagai respons terhadap inovasi baru, menjadikannya menarik bagi investor yang mencari peluang pertumbuhan.

Table 1. Kategori Narasi Crypto Berdasarkan Hasil Clustering

Kategori	Narasi di dalam Cluster
0 Cluster 1	Memes
1 Cluster 2	L2, AI, LRT, RWA, Real Yield, Options, Wallets...
2 Cluster 3	Defi 1.0, LSD L1, L1
3 Cluster 4	Oracles, GambleFi, DEX, Money Markets, LSD L2,...



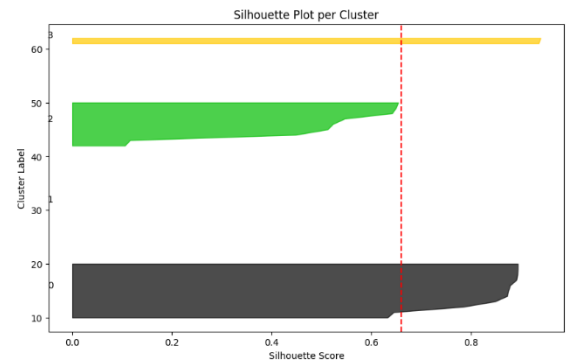
Gambar 3. Dendrogram Hasil Hierarchical Clustering pada Volume Trading Narasi Crypto

### 3.2 Evaluasi Clustering dengan Metrik Silhouette Score

Untuk mengevaluasi kualitas clustering, Silhouette Score dihitung untuk setiap cluster. Nilai Silhouette Score mendekati 1 untuk semua cluster, menunjukkan bahwa masing-masing cluster terdefinisi dengan baik. Cluster 1, yang terdiri dari narasi spekulatif seperti Memes, memiliki skor sedikit lebih rendah karena variasi volume trading yang lebih besar dan pola yang tidak stabil. Meskipun demikian, Silhouette Score menunjukkan bahwa hasil clustering secara keseluruhan sudah cukup baik dan sesuai dengan struktur data.

Table 2. Silhouette Score untuk setiap cluster yang menunjukkan kualitas pengelompokan narasi crypto dalam analisis clustering

Keterangan	Silhouette Score
0 Cluster 2	0.827981
1 Cluster 1	0.000000
2 Cluster 4	0.466295
3 Cluster 3	0.937591



Gambar 4. Grafik Silhouette Score yang memperlihatkan distribusi kualitas pengelompokan untuk setiap cluster narasi crypto

### 3.3 Korelasi Volume Trading antar Narasi

Analisis korelasi menggunakan Pearson correlation coefficient mengungkap bahwa narasi dalam Cluster 3 (DeFi 1.0, LSD L1, dan L1) menunjukkan korelasi yang kuat, yang menunjukkan preferensi investor terhadap proyek DeFi yang lebih mapan. Sebaliknya, narasi di Cluster 4 menunjukkan korelasi kuat antar narasi yang berfokus pada inovasi DeFi, seperti Oracles dan DEX, yang mencerminkan tren diversifikasi aset di sektor DeFi yang lebih baru.

### 3.4 Dampak Langsung Temuan untuk Investasi

Setiap cluster menawarkan wawasan penting bagi investor:

- Cluster 1 (Spekulatif):** Menunjukkan volatilitas tinggi, menarik bagi investor yang bersedia mengambil

risiko tinggi dengan potensi profit besar, meski kurang stabil.

- b. **Cluster 2 (Stabil):** Proyek dalam cluster ini dapat diandalkan sebagai investasi stabil, cocok bagi investor konservatif yang menginginkan keamanan modal dengan pertumbuhan moderat.
- c. **Cluster 3 (Bluechip):** Volume yang stabil menjadikan cluster ini pilihan bagi investor institusi yang mencari stabilitas dan jaminan profit jangka panjang.
- d. **Cluster 4 (Inovatif):** Investor yang tertarik dengan inovasi dan pertumbuhan jangka panjang mungkin akan memprioritaskan narasi dalam cluster ini, terutama untuk diversifikasi aset di sektor baru DeFi.

### 3.5 Perbandingan dengan Studi Sebelumnya

Temuan ini memperkaya literatur terkait dengan penambahan perspektif baru dalam menganalisis narasi crypto berdasarkan volume trading, berbeda dari penelitian sebelumnya yang berfokus pada volatilitas atau kinerja harga [4], [6] Dengan volume trading sebagai indikator preferensi investor, Tabel 2 menunjukkan perbandingan hasil clustering penelitian ini dengan studi sebelumnya, menggambarkan perbedaan dalam metode, dataset, dan hasil yang diperoleh. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memperluas wawasan tentang penerapan Hierarchical Clustering dalam ekosistem crypto tetapi juga menyediakan panduan bagi investor untuk mengenali tren investasi berdasarkan pola volume trading yang relevan di berbagai kategori narasi.

No	Nama Studi	Metode Clustering	Dataset yang Dianalisis	Karakteristik Hasil
0	Aspenblava et al. (2021)	Hierarchical Clustering	Cryptocurrency Market Behavioral Data	Behavioral patterns in crypto trading
1	Dong et al. (2023)	Overview - no clustering	General Blockchain Data	Comprehensive tech overview
2	Harsha & Sundara (2024)	Portfolio optimization clustering	Portfolio Data	Optimization strategies for portfolios
3	Sadeq (2022)	Second-Order Hierarchical Clustering	Cryptocurrency Data	Crypto asset clustering using hierarchical met...
4	Jang & Lee (2017)	Bayesian Neural Network	Bitcoin Price Data	Bitcoin price prediction model
5	Kocobyk et al. (2024)	Clustering-Based Association Approach	Portfolio Management Data	Association approach in portfolio management
6	Krisofuk (2020)	Wavelet Coherence Analysis	Bitcoin Price Drivers	Identified main drivers of Bitcoin price
7	Nerurkar et al. (2018)	Empirical Clustering Analysis	General Clustering Dataset	Evaluation of clustering algorithms
8	Madhi & Al Rubaie (2019)	k-Means Clustering	Cryptocurrency Price Trends	Prediction of crypto price trends
9	Shahbazi & Byan (2022)	Machine Learning-Based Analysis	Financial Risk Management Data	Risk management in crypto markets
10	Xu & Livshits (2020)	Data Clustering Techniques	Pump-and-Dump Schemes in Crypto	Identification of pump-and-dump schemes
11	Penelitian ini	Hierarchical Clustering	Volume trading narasi crypto	Cluster pada narasi dengan volume trading tinggi

Gambar 5. Perbandingan Hasil dengan Studi Sebelumnya

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Hierarchical Clustering efektif dalam mengidentifikasi pola volume trading di berbagai narasi crypto. Dengan menggunakan data dari Dune Analytics, hasil clustering berhasil mengungkapkan empat cluster utama dengan karakteristik volume trading yang berbeda, memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai perbedaan perilaku volume antar-narasi dalam ekosistem crypto.

Temuan utama penelitian ini meliputi:

1. **Narasi Memes:** Berada dalam cluster tersendiri, narasi ini menunjukkan pola volume trading yang sangat unik dan volatil dibandingkan dengan narasi lainnya, mencerminkan spekulasi yang tinggi dan potensi volatilitas yang signifikan.
2. **Cluster 2 (Infrastruktur dan Utilitas):** Meliputi narasi seperti L2, AI, LRT, RWA, Real Yield, Options, Wallets, DeSCI, Telegram Bots, Perps, DePIN, GameFi, dan Account Abstractions, yang memiliki kesamaan dalam pola volume trading. Hal ini kemungkinan besar disebabkan oleh peran narasi ini sebagai infrastruktur dan utilitas yang mendukung ekosistem crypto



secara lebih luas, menarik minat investor yang mencari stabilitas fungsional.

3. **Cluster 3 (Bluechip)**: Terdiri dari narasi Defi 1.0, LSD L1, dan L1, yang menunjukkan volume trading yang stabil dan tinggi. Hal ini mencerminkan kepercayaan investor terhadap proyek bluechip yang telah mapan dan lebih sedikit terpengaruh oleh spekulasi jangka pendek.
4. **Cluster 4 (Inovasi DeFi)**: Berisi narasi seperti Oracles, GambleFi, DEX, Money Markets, LSD L2, dan DeFi 2.0, yang cenderung menarik minat investor terhadap inovasi baru dalam sektor DeFi. Tren volume trading pada cluster ini mencerminkan ketertarikan pada instrumen-instrumen baru dan potensi pertumbuhan dalam sektor keuangan terdesentralisasi.

Pengetahuan yang dihasilkan dari clustering ini memberikan panduan berbasis data bagi investor untuk memahami tren dan korelasi antar-narasi. Temuan ini membantu investor mengidentifikasi sektor yang menunjukkan stabilitas, seperti narasi bluechip, atau peluang pertumbuhan tinggi, seperti inovasi di sektor DeFi. Hal ini memungkinkan pengambilan keputusan investasi yang lebih tepat berdasarkan pola volume trading dalam setiap kategori. Selain itu, bagi para analis dan pengambil keputusan, penelitian ini memberikan wawasan mengenai bagaimana dinamika volume trading mencerminkan preferensi pasar terhadap berbagai narasi. Ini juga membantu memahami sektor mana yang cenderung stabil dibandingkan dengan yang lebih spekulatif.

## 5. SARAN

Saran Penelitian Selanjutnya Untuk penelitian di masa mendatang, disarankan:

1. Mengintegrasikan metode clustering lain, seperti K-Means atau DBSCAN, untuk membandingkan hasil dan mengevaluasi keunggulan setiap metode dalam menganalisis dataset narasi crypto.
2. Menggunakan pendekatan hybrid dengan pembelajaran mesin (machine learning), seperti neural networks, untuk memperluas analisis dan memungkinkan identifikasi pola yang lebih dinamis.
3. Menambah variabel lain, seperti volatilitas harga atau sentimen pasar, untuk mengembangkan model analisis yang lebih komprehensif dalam menggambarkan dinamika pasar crypto.

Dengan pendekatan ini, diharapkan penelitian ke depan dapat memberikan wawasan yang lebih holistik tentang ekosistem cryptocurrency, sehingga mendukung pengembangan strategi investasi yang lebih responsif dan adaptif terhadap perubahan pasar.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] CoinMarketCap, "Cryptocurrency market capitalization and charts." Accessed: Nov. 20, 2024. [Online]. Available: <https://coinmarketcap.com/charts/>
- [2] A. T. Aspemitova, L. Feng, and L. Y. Chew, "Behavioral structure of users in cryptocurrency market," *PLoS One*, vol. 16, no. 1 January, pp. 1–19, 2021, doi: 10.1371/journal.pone.0242600.
- [3] A. M. Harsha and V. V. S. Kesava Rao, "A Comprehensive Analysis of Clustering Methods for Portfolio Optimization," *Int. J. Intell. Syst.*

- Appl. Eng.*, vol. 12, no. 10s, pp. 27–36, 2024.
- [4] E. M. H. Al Rubaie, “Cryptocurrency price trend prediction using k-means clustering,” *Int. J. Adv. Sci. Technol.*, vol. 29, no. 7 Special Issue, pp. 738–747, 2020, doi: 10.36478/jeasci.2019.10594.10599.
- [5] H. Sadeqi, “A Second - Order Hierarchical Clustering of Cryptocurrencies,” vol. 15, no. 3, pp. 569–593, 2022.
- [6] J. Xu and B. Livshits, “The anatomy of a cryptocurrency pump-and-dump scheme,” *Proc. 28th USENIX Secur. Symp.*, no. August, pp. 1609–1625, 2019, doi: 10.48550/arXiv.1811.10109.
- [7] Z. Shahbazi and Y. C. Byun, “Machine Learning-Based Analysis of Cryptocurrency Market Financial Risk Management,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 37848–37856, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3162858.
- [8] T. Kocabiyik, M. Karaatli, M. Özsoy, and M. F. Özer, “Cryptocurrency Portfolio Management: A Clustering-Based Association Approach,” *Ekon.*, vol. 103, no. 1, pp. 25–43, 2024, doi: 10.15388/Ekon.2024.103.1.2.
- [9] H. Jang and J. Lee, “An Empirical Study on Modeling and Prediction of Bitcoin Prices with Bayesian Neural Networks Based on Blockchain Information,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 5427–5437, 2017, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2779181.
- [10] S. Dong, K. Abbas, M. Li, and J. Kamruzzaman, “Blockchain technology and application: an overview,” *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 9, p. e1705, Nov. 2023, doi: 10.7717/peerj-cs.1705.
- [11] L. Kristoufek, “What are the main drivers of the bitcoin price? Evidence from wavelet coherence analysis,” *PLoS One*, vol. 10, no. 4, 2015, doi: 10.1371/journal.pone.0123923.
- [12] P. Nerurkar, A. Shirke, M. Chandane, and S. Bhirud, “Empirical Analysis of Data Clustering Algorithms,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 125, pp. 770–779, 2018, doi: 10.1016/j.procs.2017.12.099.[7]–[12]