

ANALISIS PERBANDINGAN RETURN KRIPTO ETHEREUM DOGECOIN DAN LITECOIN DENGAN PENERAPAN K-MEANS CLUSTERING DAN FUZZY C-MEANS CLUSTERING

Matius Wahyu Abadi

Program Studi Sistem Informasi, Teknik Informasi, Universitas Tarumanagara
Jl. Letjen S. Parman No.1, Jakarta Barat, DKI Jakarta, Indonesia 11410
e-mail: matiusabadi781@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini menganalisis pergerakan harga dan return harian Ethereum, Dogecoin, dan Litecoin menggunakan pendekatan big data. Data diolah melalui pembersihan, perhitungan return, serta penghapusan outlier dengan metode IQR. Visualisasi dan analisis statistik dilakukan untuk memahami pola pergerakan dan hubungan antar aset. Metode clustering K-Means dan Fuzzy C-Means diterapkan untuk mengelompokkan pola return. Evaluasi dengan Silhouette Score menunjukkan K-Means lebih unggul (0.6605) dibanding C-Means (0.3786), menandakan pemisahan kluster yang lebih baik. Hasil ini menunjukkan potensi K-Means dalam analisis pola volatilitas aset kripto.

Kata kunci: *Crypto, K-Means, C-Means, Visualisasi Data.*

ABSTRACT

This study analyzes the daily price movements and returns of Ethereum, Dogecoin, and Litecoin using a big data approach. Data is processed through cleaning, return calculation, and outlier removal using the IQR method. Visualization and statistical analysis are performed to understand the movement patterns and relationships between assets. The K-Means and Fuzzy C-Means clustering methods are applied to group return patterns. Evaluation with Silhouette Score shows that K-Means is superior (0.6605) compared to C-Means (0.3786), indicating a better cluster sign. These results indicate the potential of K-Means in analyzing crypto asset volatility patterns.

Keywords: *Crypto, K-Means, C-Means, Visualisasi Data.*

1. PENDAHULUAN

Dalam beberapa tahun terakhir, mata uang kripto (cryptocurrency) telah menjadi fenomena global dalam ranah keuangan dan teknologi digital. Dengan landasan teknologi blockchain yang bersifat terdesentralisasi, cryptocurrency tidak hanya digunakan sebagai alat pembayaran alternatif, tetapi juga berkembang menjadi instrumen investasi digital yang semakin diminati oleh investor institusional maupun ritel [13][14]. Di antara berbagai jenis aset kripto yang beredar, Ethereum (ETH), Dogecoin (DOGE), dan Litecoin (LTC) menonjol sebagai tiga mata uang digital yang sering diperdagangkan dan menjadi pusat perhatian karena karakteristik teknis, volume transaksi, serta fluktuasi harganya yang tinggi [10][12].

Ketiga aset ini memiliki latar belakang dan fungsi yang berbeda. Ethereum dikenal sebagai platform kontrak pintar (smart contract) yang paling berkembang, Dogecoin lahir sebagai aset berbasis komunitas yang semula bercorak satir, sedangkan Litecoin dirancang sebagai versi lebih cepat dan efisien dari Bitcoin. Perbedaan struktur teknis dan adopsi pasar tersebut berdampak pada perilaku harga dan pola return masing-masing aset. Fluktuasi harga kripto yang sangat volatil ini menghadirkan tantangan tersendiri bagi investor maupun peneliti dalam memahami dinamika performa aset digital tersebut [9][13].

Dalam konteks ini, kebutuhan terhadap pendekatan analisis yang sistematis dan berbasis data besar (big data) menjadi semakin penting. Melalui pendekatan ini, data historis dalam jumlah besar

dapat diolah untuk menggambarkan karakteristik performa aset, termasuk perhitungan return harian, analisis statistik deskriptif, dan identifikasi korelasi antar aset. Beberapa penelitian sebelumnya banyak menitikberatkan pada pengembangan model prediksi harga menggunakan deep learning seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM), *Gated Recurrent Unit* (GRU), dan Transformer, yang terbukti efektif dalam menangani data yang kompleks dan tidak linier [1][2][7][8]. Namun, sebelum masuk pada ranah prediktif yang lebih canggih, perlu dilakukan analisis komparatif berbasis data terhadap performa dasar aset-aset kripto tersebut, terutama dari sisi return dan keterkaitannya. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan performa return dari Ethereum, Dogecoin, dan Litecoin dengan pendekatan big data. Melalui pengolahan data historis yang bersih dan terstruktur, penelitian ini mengkaji bagaimana karakteristik distribusi return harian dari masing-masing aset kripto, serta mengukur hubungan atau korelasi antar ketiganya. Selain itu, visualisasi data digunakan untuk membantu pembaca dalam memahami perbedaan tingkat volatilitas dan pola pergerakan harga yang terjadi pada periode pengamatan tertentu.

Temuan dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam dua ranah sekaligus, yaitu praktik dan akademik. Bagi investor, hasil analisis ini dapat menjadi dasar dalam menyusun strategi diversifikasi portofolio berbasis data, terutama dalam konteks aset kripto yang sangat fluktuatif. Bagi akademisi dan peneliti, penelitian ini menyajikan data empiris dan metodologi analisis yang dapat dijadikan pijakan dalam pengembangan model prediksi atau studi lanjutan yang melibatkan variabel tambahan seperti sentimen media sosial, volume transaksi, maupun faktor makroekonomi global [4][5][6][15]. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya relevan dalam memahami kinerja historis aset digital, tetapi juga membuka ruang eksplorasi terhadap kompleksitas pasar kripto melalui pendekatan analitik berbasis big data yang semakin esensial di era ekonomi digital.

2. TINJAUAN LITERATUR

Saya Analisis harga dan return aset kripto telah menjadi topik penting dalam berbagai studi seiring dengan meningkatnya popularitas mata uang digital [1]. membangun model prediksi harga menggunakan GRU dan LSTM untuk Bitcoin, Litecoin, dan Ethereum, menunjukkan efektivitas pendekatan deep learning dalam menangani data kripto [2]. meninjau berbagai model deep learning dan menyatakan bahwa pendekatan ini cocok untuk memprediksi pergerakan harga kripto yang fluktuatif dan kompleks [3]. menunjukkan bahwa penggunaan large language model dapat memperkuat prediksi jangka pendek pada Ethereum, bahkan dalam kondisi data yang terbatas [4]. menekankan pentingnya integrasi data keuangan, blockchain, dan teks dalam meningkatkan akurasi model prediksi [5]. menggunakan metode triple exponential smoothing untuk memprediksi harga Ethereum, namun pendekatan ini memiliki keterbatasan dalam mengenali pola volatilitas tinggi. Sebaliknya, pendekatan berbasis deep learning menawarkan akurasi yang lebih tinggi [6]. menyatakan bahwa log return lebih disukai dalam analisis karena simetris terhadap perubahan harga dan lebih cocok untuk model prediksi berbasis data besar [7]. mengembangkan model Transformer dengan indikator teknikal untuk memperkuat akurasi prediksi [8]. juga menunjukkan bahwa Helformer, model berbasis attention, mampu menangkap hubungan non-linear dalam harga kripto.

Menganalisis fluktuasi harga kripto selama pandemi [9], menghubungkan dinamika pasar dengan kondisi makroekonomi [10] melakukan analisis risiko dan return pada berbagai aset kripto serta membandingkannya dengan saham LQ45 [11] membandingkan kinerja berbagai algoritma machine learning dalam prediksi harga kripto, dan menyoroti pentingnya data historis yang bersih dan relevan [12] menjelaskan bahwa faktor fundamental seperti volume transaksi dan berita pasar sangat berpengaruh terhadap harga kripto [13]. menggunakan pendekatan SWOT untuk menganalisis kekuatan dan kelemahan masing-masing aset kripto, termasuk Ethereum, Dogecoin, dan Litecoin [14] meneliti kripto sebagai instrumen investasi alternatif di Indonesia, menyoroti

pertumbuhan minat investor lokal terhadap aset digital [15]. menegaskan bahwa risiko dan potensi keuntungan kripto perlu dianalisis secara komprehensif untuk mendukung keputusan investasi. Dengan merujuk pada berbagai studi tersebut, penelitian ini menggabungkan teknik big data untuk memproses data historis harian Ethereum, Dogecoin, dan Litecoin. Tahapan tersebut mencakup pra-pemrosesan data, perhitungan return harian, normalisasi, analisis statistik, visualisasi, serta penerapan metode klasterisasi seperti *K-Means* dan *Fuzzy C-Means*. Pendekatan ini bertujuan memberikan gambaran menyeluruh tentang pola harga dan return aset kripto, serta mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam investasi digital.

3. METODE PENELITIAN

Dari hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, diperlukan perancangan sistem serta metode dan juga sumber data untuk membuat rancangan tersebut yang akan dijelaskan pada sub bab berikut:

3.1 Dataset

Dalam penelitian ini, data yang digunakan berupa data historis harga harian dari tiga mata uang kripto: Ethereum (ETH), Dogecoin (DOGE), dan Litecoin (LTC). Dataset diperoleh dari situs penyedia data kripto terpercaya yaitu coinmarketcap.com melalui proses pengunduhan atau scraping yang diotomatisasi menggunakan Python. Data dikumpulkan mencakup periode Agustus 2015 sampai Maret 2025

	ETH_snapped_at	ETH_price	ETH_market_cap	ETH_total_volume	DOGE_snapped_at	DOGE_price	DOGE_market_cap	DOGE_total_volume	LITECOIN_snapped_at	LITECOIN_price	LITECOIN_market_cap	LITECOIN_total_volume
0	2015-08-07 00:00:00 UTC	283162	0.000000e+00	9.062200e+04	2015-08-07 00:00:00 UTC	1673137226148730	167829994904105	9774432542920030	2015-08-07 00:00:00 UTC	4184885758594420	1.718568e+14	9033280882132940
1	2015-08-08 00:00:00 UTC	133075	8.033948e+07	3.680700e+05	2015-08-08 00:00:00 UTC	1601691761192250	16066340280862700	14148503575341700	2015-08-08 00:00:00 UTC	3914907504034200	1.607698e+16	7822348904753560
2	2015-08-10 00:00:00 UTC	6875857090838130	4.155631e+15	4.004641e+15	2015-08-09 00:00:00 UTC	1619909918089010	16249083999151800	10643335447547200	2015-08-09 00:00:00 UTC	389745846251650	1.600531e+16	8993461634842150
3	2015-08-11 00:00:00 UTC	1067378879429940	6.453901e+16	1.518998e+16	2015-08-10 00:00:00 UTC	1608067326731010	16165873602524200	598461379101913	2015-08-10 00:00:00 UTC	3935052207417090	1.635857e+15	6682885418219800
4	2015-08-12 00:00:00 UTC	1256613175101650	7.601326e+15	2.073893e+16	2015-08-11 00:00:00 UTC	1631133815891490	16399917291343300	11061116666935100	2015-08-11 00:00:00 UTC	412332470083251	1.715326e+16	7194098710963530

Gambar 1. Atribut dari dataset *crypto Ethereum, Dogecoin, dan Litecoin*.

Dapat dilihat pada Gambar 1 merupakan contoh dataset Ethereum (ETH), Dogecoin (DOGE), dan Litecoin (LTC) yang berisikan atribut mengenai Tanggal (*Date*), Harga (*Price*), Volume transaksi (*Total Volume*), dan Kapitalisasi Pasar (*Market Cap*).

3.2 Pra-pemrosesan data

Pra-pemrosesan data merupakan tahap awal yang sangat penting dalam analisis data kripto, karena bertujuan untuk menyiapkan data mentah agar layak digunakan dalam proses pengelompokan atau model prediksi. Dalam konteks penelitian ini, pra-pemrosesan dilakukan terhadap dataset historis harga harian Ethereum (ETH), Dogecoin (DOGE), dan Litecoin (LTC) yang telah diperoleh sebelumnya. Proses ini mencakup seleksi fitur relevan, penanganan data yang hilang, serta normalisasi atau standarisasi data numerik.

Pertama, atribut yang digunakan untuk analisis dipilih berdasarkan relevansi terhadap tujuan penelitian, yaitu Tanggal, Harga (*Price*), Volume transaksi (*Total Volume*), dan Kapitalisasi Pasar (*Market Cap*). Pemilihan fitur ini sejalan dengan penelitian Kaur et al. (2025) yang menunjukkan bahwa atribut-atribut tersebut merupakan indikator penting dalam menentukan perilaku pasar mata uang kripto [1]. Selain itu, dalam penelitian Wu et al. (2024), sebelum model pembelajaran mesin atau pemodelan prediktif diterapkan, data juga melalui tahapan transformasi agar sesuai dengan skala dan format yang dibutuhkan oleh algoritma [2]. Langkah berikutnya adalah melakukan standarisasi terhadap data numerik menggunakan teknik *StandardScaler*, yang bertujuan untuk mengubah distribusi data agar memiliki rata-rata nol dan standar deviasi satu. Standarisasi ini penting karena metode seperti *K-Means* dan *C-Means* sangat sensitif terhadap skala fitur. Sebagaimana dijelaskan oleh Sherly (2024), normalisasi dan standarisasi membantu meningkatkan akurasi algoritma machine learning dalam memetakan data ke dalam cluster atau label tertentu [11].

Selain itu, proses pra-pemrosesan juga menghindari bias akibat perbedaan skala antar atribut yang digunakan. Misalnya, nilai kapitalisasi pasar yang jauh lebih besar daripada nilai volume harian dapat mendominasi proses pengelompokan jika tidak dilakukan standarisasi sebelumnya. Oleh karena itu, transformasi skala menjadi langkah penting untuk memastikan bahwa setiap fitur memberikan kontribusi yang seimbang dalam proses clustering. Hal ini didukung oleh temuan Gurgul et al. (2023) yang menyebutkan bahwa kualitas model analitik sangat dipengaruhi oleh integritas dan kesiapan data yang digunakan, termasuk dalam hal skala dan kebersihan data [4]. Dengan melalui tahap pra-pemrosesan ini, data yang digunakan dalam penelitian dapat dianalisis lebih objektif dan siap untuk diterapkan pada metode clustering selanjutnya. Setiap langkah yang dilakukan dalam tahap ini bukan hanya mempersiapkan data, namun juga meningkatkan performa serta keandalan metode analitik yang akan digunakan, baik dalam pendekatan eksklusif seperti K-Means maupun pendekatan fuzzy seperti C-Means.

3.3 K-Means

K-Means merupakan salah satu metode clustering yang banyak digunakan dalam analisis data berskala besar karena kecepatan dan kesederhanaannya. Dalam penelitian ini, algoritma K-Means digunakan untuk mengelompokkan data historis harga tiga mata uang kripto, yaitu Ethereum, Dogecoin, dan Litecoin. Tujuan dari pengelompokan ini adalah untuk mengidentifikasi pola-pola kelompok berdasarkan atribut harga, return, volume transaksi, dan kapitalisasi pasar yang dimiliki masing-masing aset. Implementasi K-Means dilakukan setelah proses pra-pemrosesan data selesai. Data yang telah bersih dan distandarisasi diinput ke dalam algoritma K-Means dengan jumlah klaster yang telah ditentukan, yaitu tiga klaster, disesuaikan dengan jumlah kripto yang dianalisis. Setiap data akan ditugaskan ke salah satu dari tiga klaster berdasarkan jarak terdekatnya terhadap titik pusat *cluster* atau centroid. Proses ini dilakukan secara iteratif sampai perubahan posisi centroid menjadi minimum atau konvergen.

Pendekatan K-Means ini dipilih karena terbukti efektif dalam analisis awal terhadap struktur distribusi data historis kripto. Hal ini sejalan dengan hasil penelitian Pangaribuan dan Sherly (2023) yang menunjukkan bahwa K-Means dapat memberikan gambaran segmentasi yang berguna dalam evaluasi kinerja aset-aset digital berdasarkan karakteristik pergerakan harga dan volatilitasnya [10]. Setelah proses pengelompokan selesai, dilakukan visualisasi hasil klaster dengan menggunakan scatter plot dua dimensi dan tiga dimensi untuk melihat distribusi setiap data dalam kelompok yang terbentuk. Penilaian terhadap hasil clustering juga dilakukan dengan menggunakan silhouette score, yang mengukur sejauh mana data cocok berada dalam klasternya dibandingkan dengan klaster lain. Silhouette score yang mendekati angka 1 menandakan kualitas pengelompokan yang baik. Secara keseluruhan, metode K-Means memberikan pandangan awal tentang pola-pola dalam data kripto yang dapat menjadi dasar dalam eksplorasi lebih lanjut terhadap dinamika pasar mata uang digital. Klaster yang terbentuk bisa digunakan untuk memahami profil aset berdasarkan pergerakan harga dan return-nya, serta untuk mengidentifikasi perbedaan karakteristik antar jenis kripto.

3.4 C-Means

Fuzzy C-Means (FCM) merupakan salah satu metode clustering yang bersifat soft atau fuzzy, di mana setiap data tidak secara mutlak masuk ke dalam satu klaster tertentu, melainkan memiliki derajat keanggotaan terhadap seluruh klaster yang ada. Pendekatan ini sangat berguna ketika data memiliki batas yang tidak tegas antar kelompok, sehingga FCM mampu menangkap ketidakpastian tersebut dengan lebih baik dibandingkan metode partisi keras seperti K-Means. Dalam proses awal, algoritma FCM menginisialisasi nilai keanggotaan secara acak, kemudian menghitung pusat *cluster* dengan memperhatikan bobot keanggotaan masing-masing data. Pusat klaster yang diperoleh akan digunakan untuk memperbarui nilai keanggotaan data, dan proses ini terus diulang hingga mencapai konvergensi. Teknik ini sering kali digunakan dalam analisis data yang kompleks karena fleksibilitasnya dalam mengelola noise dan data ambigu (Setiawan, 2020)[15].

Dalam implementasinya pada penelitian ini, metode FCM diterapkan untuk menganalisis pola return harian dari Ethereum, Dogecoin, dan Litecoin. Proses pemodelan dilakukan menggunakan pustaka scikit-fuzzy dalam bahasa pemrograman Python, khususnya fungsi `fuzz.cluster.cmeans`. Data return yang telah diproses terlebih dahulu (standarisasi dan pembersihan) akan diklasifikasikan secara fuzzy ke dalam dua atau lebih *cluster* untuk mengidentifikasi tren yang tersembunyi. Hasil clustering kemudian divisualisasikan melalui scatter plot untuk melihat persebaran dan kedekatan antar data dalam ruang vektor. Pendekatan ini telah terbukti efektif dalam beberapa studi sebelumnya, termasuk dalam kasus klasifikasi data keuangan dengan ketidakpastian tinggi (Hasani et al., 2022)[14]. Penggunaan FCM dalam konteks kripto memungkinkan pemahaman yang lebih mendalam terhadap pergerakan harga yang fluktuatif dan tidak selalu terklasifikasi secara tegas (Luxmana & Oktafiyani, 2022)[9].

Kelebihan utama dari FCM adalah kemampuannya mengakomodasi data yang memiliki karakteristik tumpang tindih antar kelompok, yang sangat relevan dalam analisis pasar kripto yang bersifat dinamis. Berbeda dengan metode K-Means yang mewajibkan setiap data hanya berada di satu klaster, FCM memberikan fleksibilitas dan ketepatan dalam menangkap hubungan non-linear antar data. Namun, kelemahan metode ini terletak pada kebutuhan komputasi yang lebih tinggi dan sensitivitas terhadap parameter awal serta jumlah klaster yang ditentukan. Oleh karena itu, evaluasi model dilakukan menggunakan silhouette score untuk mengukur seberapa baik data terbagi ke dalam klaster secara internal. Dengan demikian, FCM memberikan perspektif tambahan dalam segmentasi data keuangan dan dapat dibandingkan dengan hasil dari metode K-Means untuk menilai efektivitas masing-masing pendekatan (Sherly, 2024)[11].

3.5 Perhitungan *Return*

Return merupakan salah satu indikator utama dalam mengevaluasi kinerja suatu instrumen keuangan, termasuk aset digital seperti *cryptocurrency*. Dalam konteks investasi, return mencerminkan tingkat keuntungan atau kerugian yang diperoleh investor dalam kurun waktu tertentu. Aset kripto seperti Ethereum, Dogecoin, dan Litecoin mengalami fluktuasi harga yang sangat dinamis, sehingga analisis return menjadi penting untuk memahami pola pergerakan nilainya secara lebih mendalam. Penelitian ini menggunakan return harian (*daily return*), yang memberikan gambaran perubahan nilai harian secara sistematis, sehingga dapat menangkap volatilitas yang terjadi dari waktu ke waktu. Perhitungan return harian dilakukan menggunakan pendekatan logarithmic return atau log return, yang dinilai lebih stabil dan konsisten dalam merepresentasikan perubahan harga aset dari waktu ke waktu. Secara matematis, log return dihitung menggunakan rumus sebagai berikut:

$$R_t = \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right)$$

Gambar 2. Rumus perhitungan *return*.

Pada Gambar 2 Rumus ini menunjukkan bahwa return pada waktu ke-t merupakan logaritma natural dari rasio harga aset pada hari ke-t (P_t) terhadap harga pada hari sebelumnya (P_{t-1}). Pemilihan log return dibandingkan return aritmatika dilakukan karena log return memperhitungkan efek komposisi dan bersifat time additive, yang sangat penting dalam analisis jangka panjang. Seperti dijelaskan oleh Rahman et al. (2023)[6], log return juga memiliki sifat distribusi yang lebih simetris sehingga cocok untuk pemodelan statistik dan machine learning. Selain itu, log return mengurangi pengaruh outlier ekstrem yang sering terjadi dalam pasar kripto, menjadikannya pendekatan yang lebih robust dalam proses pengolahan data kuantitatif berbasis harga.

Tahapan perhitungan return dimulai setelah proses pra-pemrosesan data selesai dilakukan, termasuk penghapusan nilai kosong, duplikat, dan pengurutan data berdasarkan waktu. Seluruh proses ini diotomatisasi menggunakan Python di platform Google Collab agar mendukung efisiensi dan replikasi proses. Script Python yang digunakan akan melakukan iterasi terhadap dataset harga harian untuk ketiga aset kripto, lalu menghitung log return untuk setiap entri waktu. Seperti dikemukakan oleh Kaur et al. (2025)[1], pendekatan berbasis big data dengan Python sangat cocok untuk data aset digital yang besar dan cepat berubah. Keunggulan lainnya adalah kemampuan Python untuk mengintegrasikan perhitungan return langsung dengan visualisasi grafik serta penerapan model klasterisasi atau prediksi lanjutan secara terhubung dalam satu alur kerja.

Nilai-nilai return yang diperoleh dari proses ini tidak hanya berfungsi sebagai indikator performa harian, tetapi juga menjadi variabel utama (fitur) yang akan digunakan dalam proses klasterisasi menggunakan algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means pada tahap berikutnya. Perhitungan return memberikan dimensi numerik yang memungkinkan algoritma mengenali pola pergerakan aset secara statistik. Hal ini juga memperkuat kerangka metodologis penelitian karena, seperti disebutkan oleh Pangaribuan dan Sherly (2023)[10], analisis return merupakan fondasi dalam mengevaluasi risiko dan mengembangkan strategi investasi berbasis data. Dengan demikian, perhitungan return tidak hanya menjadi elemen teknis dalam penelitian ini, tetapi juga memiliki peran strategis dalam memastikan keandalan hasil analisis klaster dan mendukung temuan yang dapat digunakan oleh investor dan analis kripto ke depannya.

3.5 Analisis Statistik dan Visualisasi

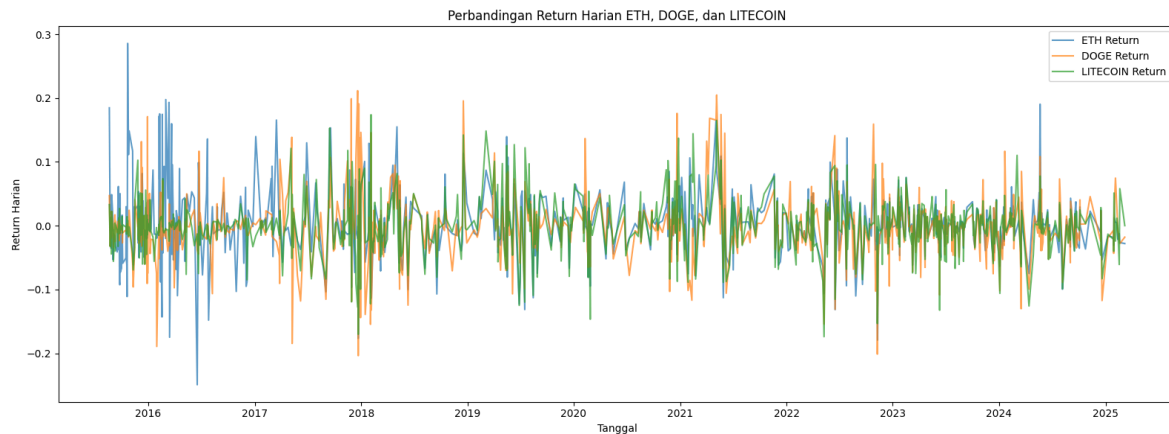
Setelah data return harian Ethereum, Dogecoin, dan Litecoin dihitung, langkah selanjutnya adalah melakukan analisis statistik deskriptif dan visualisasi untuk memahami pola distribusi, volatilitas, dan hubungan antar aset. Analisis statistik ini mencakup pengukuran nilai rata-rata (mean), standar deviasi, skewness, dan kurtosis, yang masing-masing memberikan gambaran mengenai karakteristik distribusi return. Nilai rata-rata menunjukkan kecenderungan return dalam jangka waktu tertentu, sedangkan standar deviasi mengukur volatilitas atau tingkat risiko dari masing-masing aset kripto. Skewness dan kurtosis digunakan untuk mengidentifikasi kecondongan distribusi dan tingkat ekstremitas data. Informasi ini menjadi penting untuk mengetahui apakah return mengikuti distribusi normal atau menyimpang dari ekspektasi distribusi umum pasar keuangan (Khaniki & Manthouri, 2024)[7].

Untuk mendukung pemahaman visual, digunakan berbagai bentuk visualisasi seperti histogram, boxplot, dan plot garis (time-series line plot). Histogram menunjukkan frekuensi distribusi return harian dan digunakan untuk mendeteksi adanya skewness atau outlier. Sementara itu, boxplot sangat efektif dalam mengidentifikasi pencilan (outlier) serta menyajikan informasi mengenai median dan sebaran data antar kuartil. Garis waktu (time series plot) dari ketiga kripto digunakan untuk mengamati dinamika fluktuasi return dari waktu ke waktu dan melihat perbandingan antar aset secara langsung. Menurut Wu et al. (2024)[2], representasi visual sangat penting dalam studi kripto karena mampu memperlihatkan pergerakan pasar yang sangat fluktuatif dan mendadak, yang sering kali tidak mudah ditangkap hanya dengan angka.

Selain itu, dilakukan juga analisis korelasi antar return Ethereum, Dogecoin, dan Litecoin untuk mengukur hubungan linear di antara ketiga aset. Korelasi ini dihitung menggunakan metode Pearson, yang menunjukkan apakah aset bergerak searah atau tidak. Analisis ini penting untuk menyusun strategi diversifikasi portofolio dan pemahaman terhadap interdependensi antar kripto. Berdasarkan studi oleh Luxmana dan Oktafiyani (2022)[9], korelasi antar aset digital dapat mencerminkan efek pasar secara keseluruhan dan risiko sistemik yang tersembunyi. Hasil visualisasi korelasi ditampilkan dalam bentuk heatmap agar memudahkan interpretasi intensitas hubungan antar pasangan kripto. Kombinasi antara statistik deskriptif dan visualisasi ini memberikan landasan yang kuat sebelum memasuki tahap klasterisasi dengan metode K-Means dan Fuzzy C-Means.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari analisis harga dan return harian Ethereum, Dogecoin, dan Litecoin memberikan gambaran komprehensif mengenai dinamika volatilitas ketiga aset kripto tersebut. Visualisasi pada Gambar 3 menunjukkan fluktuasi return harian masing-masing aset selama periode pengamatan. Ethereum cenderung menunjukkan pergerakan yang relatif stabil dibandingkan Dogecoin dan Litecoin, meskipun tetap mengalami lonjakan-lonjakan signifikan pada periode tertentu. Perbedaan ini menunjukkan adanya karakteristik volatilitas yang khas untuk setiap aset, yang penting untuk dipertimbangkan dalam proses klusterisasi.



Gambar 3. Perbandingan *Return Harian* Ethereum, Dogecoin, dan Litecoin

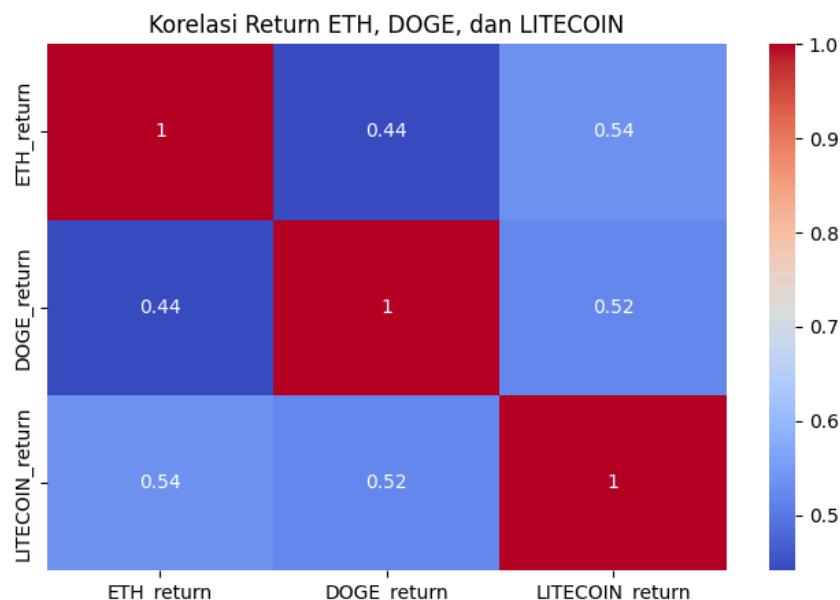
Selanjutnya, analisis statistik deskriptif Gambar 4 menunjukkan bahwa Ethereum memiliki rata-rata return harian yang lebih tinggi dibandingkan Dogecoin dan Litecoin, dengan standar deviasi yang juga relatif besar. Hal ini mengindikasikan bahwa meskipun potensi keuntungan lebih tinggi, risiko pergerakan harga Ethereum juga lebih besar. Dogecoin, sebagai aset dengan karakter spekulatif yang tinggi, menunjukkan nilai skewness yang lebih ekstrim, mempertegas karakter volatilnya dalam jangka pendek. Identifikasi outlier yang dihilangkan menggunakan metode IQR turut meningkatkan kualitas analisis dengan mengurangi distorsi ekstrem pada distribusi return.

	ETH_return	DOGE_return	LITECOIN_return
count	763.000000	763.000000	763.000000
mean	0.003127	-0.001731	-0.000302
std	0.051641	0.051018	0.044192
min	-0.249252	-0.203635	-0.173920
25%	-0.020125	-0.023391	-0.021306
50%	0.000948	-0.001774	-0.000794
75%	0.025308	0.018532	0.019412
max	0.285815	0.211667	0.174100

Gambar 4. Statistik Deskriptif Return Ethereum, Dogecoin, dan Litecoin

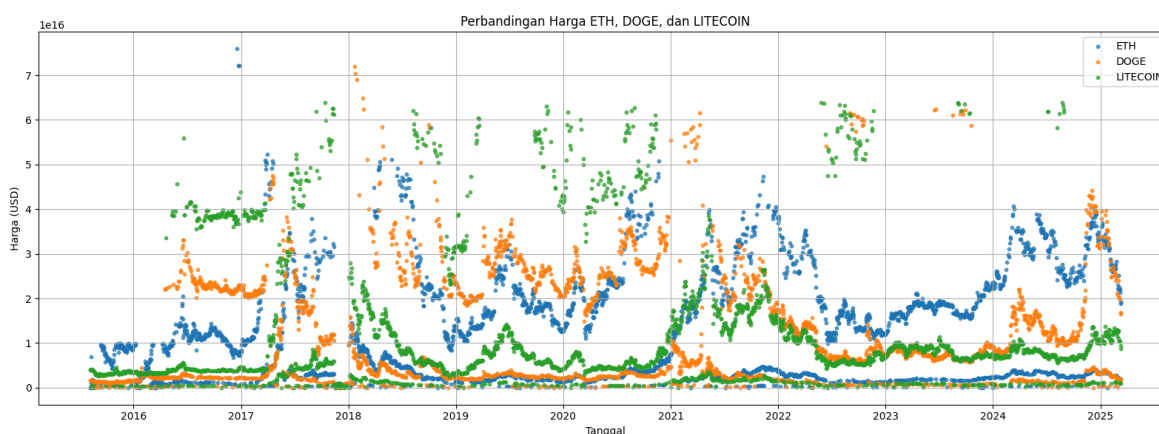
Analisis korelasi antar return harian ditampilkan dalam Gambar 5, yang menunjukkan tingkat hubungan linear antara ketiga aset. Korelasi antara Ethereum dan Litecoin relatif tinggi,

mengindikasikan bahwa keduanya cenderung bergerak dalam arah yang sama. Sementara itu, korelasi antara Dogecoin dengan dua aset lainnya lebih lemah, mencerminkan dinamika harga yang lebih independen dan spekulatif. Informasi ini berguna untuk pengambilan keputusan diversifikasi portofolio kripto, di mana pemahaman hubungan antar aset dapat membantu mengelola risiko secara lebih efektif.



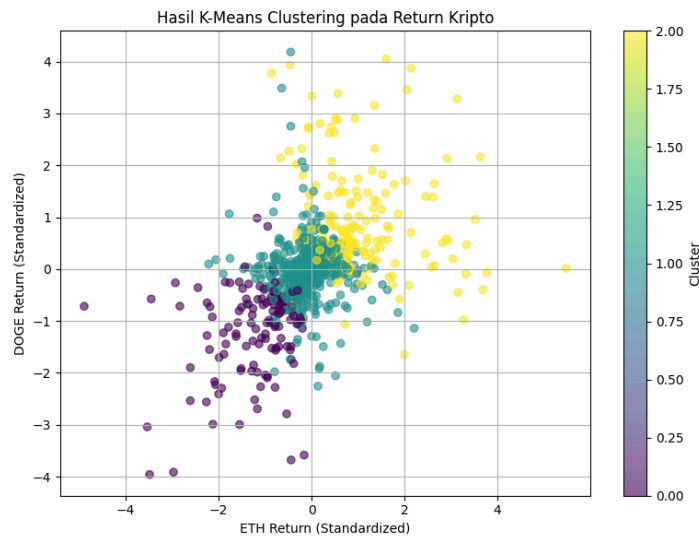
Gambar 5. Korelasi *Return Ethereum, Dogecoin, dan Litecoin (Heatmap)*

Dari sisi harga historis, visualisasi pada Gambar 6 menunjukkan bahwa Ethereum mendominasi nilai harga dibandingkan dua aset lainnya, diikuti oleh Litecoin, dan terakhir Dogecoin yang memiliki nilai paling rendah. Namun, pergerakan persentase harga harian tetap relevan sebagai dasar analisis *return*, karena perubahan relatif inilah yang menjadi fokus dalam studi risiko dan klusterisasi.



Gambar 6. Perbandingan Harga Ethereum, Dogecoin, dan Litecoin

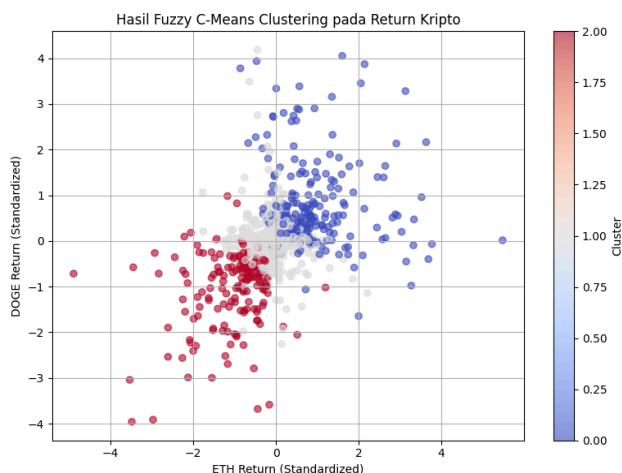
Selanjutnya, proses klusterisasi dilakukan untuk memahami pola tersembunyi dari *return* harian Ethereum, Dogecoin, dan Litecoin. Dua pendekatan yang digunakan adalah algoritma *K-Means* dan *Fuzzy C-Means*, masing-masing dengan karakteristik dan hasil yang berbeda.



Gambar 7. Hasil Klasterisasi Menggunakan *K-Means*.

Pada proses klasterisasi menggunakan algoritma *K-Means*, data *return* yang telah dinormalisasi dikelompokkan menjadi dua klaster berdasarkan kesamaan pola pergerakan return. Visualisasi hasil klasterisasi *K-Means* ditunjukkan pada Gambar 7. Hasil klasterisasi ini menunjukkan pemisahan yang cukup tegas antara dua kelompok data. Klaster pertama cenderung mencakup return harian yang stabil dan rendah volatilitas, sementara klaster kedua mencakup return harian yang lebih fluktuatif. Ini menunjukkan bahwa *K-Means* mampu mengidentifikasi dua pola besar dalam pergerakan return aset kripto, yang sangat berguna untuk tujuan seperti segmentasi risiko investor atau pengelompokan strategi trading. Kelebihan dari metode *K-Means* terletak pada kejelasan segmentasi, namun metode ini tidak mempertimbangkan ketidakpastian atau ambiguitas data yang sering kali terjadi dalam dunia nyata, terutama pada pasar kripto yang sangat dinamis.

Untuk mengatasi keterbatasan *K-Means* dalam menangani ambiguitas, algoritma *Fuzzy C-Means* digunakan. Metode ini memungkinkan setiap data memiliki tingkat keanggotaan terhadap lebih dari satu klaster. Hasil klasterisasi *Fuzzy C-Means* ditampilkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Hasil Klasterisasi Menggunakan *Fuzzy C-Means*.

Tidak seperti *K-Means* yang memberikan batas tegas antara klaster, *Fuzzy C-Means* menunjukkan area tumpang tindih, yang lebih mencerminkan realitas pasar yang ambigu. Titik-titik data yang berada di dekat batas antar klaster memiliki nilai keanggotaan campuran, menandakan bahwa data tersebut tidak dapat dikategorikan secara pasti ke satu kelompok saja. Hal ini penting dalam analisis risiko yang mempertimbangkan ketidakpastian pasar dan fluktuasi jangka pendek.

5. KESIMPULAN

Dalam mengakhiri penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa penerapan metode clustering pada dataset return harian kripto Ethereum, Dogecoin, dan Litecoin dengan menggunakan algoritma *K-Means* dan *Fuzzy C-Means* memberikan wawasan yang berharga terkait dengan struktur dan pola pergerakan harga aset digital. Algoritma *K-Means* menunjukkan kecenderungan untuk membentuk klaster yang eksklusif dan terpisah secara tegas, memungkinkan identifikasi kelompok return yang lebih stabil dan yang lebih fluktuatif. Sementara itu, algoritma *Fuzzy C-Means* memberikan representasi yang lebih fleksibel melalui tingkat keanggotaan data terhadap masing-masing klaster, mencerminkan kompleksitas dan ketidakpastian karakteristik pasar kripto yang sangat dinamis.

Pentingnya pemilihan metode *clustering* semakin nyata ketika dilakukan evaluasi menggunakan *Silhouette Score*. Hasil analisis menunjukkan bahwa *K-Means* memiliki performa yang lebih baik dalam memisahkan data ke dalam klaster yang terdefinisi dengan jelas, dengan nilai *silhouette score* sebesar 0.6605 atau 66.05%. Di sisi lain, algoritma *Fuzzy C-Means*, meskipun mampu menangkap ambiguitas data secara lebih mendalam, menghasilkan nilai *silhouette score* yang lebih rendah, yaitu 0.3786 atau 37.86%. Perbedaan ini mengindikasikan bahwa *K-Means* lebih efektif dalam menangkap struktur klaster yang kompak dan terpisah dalam konteks *return* harian kripto.

Analisis yang mendalam menegaskan bahwa *K-Means* unggul dalam mengidentifikasi segmentasi risiko dan pola volatilitas yang jelas, yang sangat berguna dalam konteks pengambilan keputusan investasi dan diversifikasi portofolio. Namun demikian, *Fuzzy C-Means* tetap memiliki peran penting ketika tujuan analisis mencakup pemahaman yang lebih menyeluruh terhadap ambiguitas dan transisi antar kelompok aset. Dengan demikian, pilihan algoritma clustering harus disesuaikan dengan tujuan analisis dan kebutuhan interpretasi. Jika kejelasan dalam segmentasi menjadi prioritas, maka *K-Means* adalah metode yang lebih sesuai. Namun apabila nuansa keanggotaan dan ketidakpastian data perlu dipertimbangkan secara lebih detail, maka *Fuzzy C-Means* memberikan perspektif yang lebih dinamis dan realistis terhadap perilaku pasar.

Akhirnya, hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan strategi investasi berbasis data, khususnya di sektor aset digital yang semakin berkembang. Temuan ini juga membuka peluang untuk penelitian lanjutan yang menggabungkan pendekatan *clustering* dengan model prediktif maupun machine learning lainnya dalam rangka memahami risiko, pola pergerakan harga, dan perilaku pasar kripto secara lebih komprehensif.

UCAPAN TERIMA KASIH

Saya ingin mengucapkan terima kasih kepada Tuhan yang Maha Esa karena telah melancarkan penulisan penelitian ini dan kepada pembaca yang telah meluangkan waktu untuk membaca penelitian ini. Dan semoga kerja keras dapat menghasilkan dampak positif bagi dunia ilmiah dan masyarakat secara umum.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kaur R, Uppal M, Gupta D, Juneja S, Arafat SY, Rashid J, Kim J, Alroobaea R. Development of a cryptocurrency price prediction model: leveraging GRU and LSTM for Bitcoin, Litecoin and Ethereum. *PeerJ Computer Science*. 2025 Mar 17;11:e2675.
- [2] Wu J, Zhang X, Huang F, Zhou H, Chandra R. Review of deep learning models for crypto price prediction: implementation and evaluation. *arXiv preprint arXiv:2405.11431*. 2024 May 19.
- [3] Makri E, Palaiokrassas G, Bouraga S, Polychroniadou A, Tassiulas L. Ethereum Price Prediction Employing Large Language Models for Short-term and Few-shot Forecasting. *arXiv preprint arXiv:2503.23190*. 2025 Mar 29.
- [4] Gurgul V, Lessmann S, Härdle WK. Forecasting cryptocurrency prices using deep learning: Integrating financial, blockchain, and text data. *arXiv preprint arXiv:2311.14759*. 2023 Nov 23.
- [5] Fauziana LF. ETHEREUM CRYPTOCURRENCY PRICE MOVEMENT PREDICTION SYSTEM USING TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING METHOD. *International Journal of Social Science, Educational, Economics, Agriculture Research and Technology*. 2022;1(10):515-36.
- [6] Rahman MA, Barek A, Islam Riad AK, Ahamed SI. Early prediction of cryptocurrency price decline: a deep learning approach. *ResearchGate Preprint*. 2023.
- [7] Khaniki MAL, Manthouri M. Enhancing price prediction in cryptocurrency using Transformer neural network and technical indicators. *arXiv preprint arXiv:2403.03606*. 2024 Mar 6.
- [8] Tanwar S, Kumar A. Helformer: an attention-based deep learning model for cryptocurrency price forecasting. *J Big Data Res*. 2025;8:11.
- [9] Luxmana DB, Oktafiyani M. Analisis fundamental cryptocurrency terhadap fluktuasi harga pada masa pandemi. *Dinamika Akuntansi*. 2022;11(1):10-25.
- [10] Pangaribuan RA, Sherly. Analisis risk dan return investasi pada Bitcoin, Ethereum, Dogecoin, Litecoin, XRP dan saham LQ45 [Skripsi]. 2023;Universitas XYZ.
- [11] Sherly NUR. Analisis kinerja algoritma machine learning dalam prediksi harga cryptocurrency. *JUSTINDO J*. 2024;5(2):50-68.
- [12] Sihombing S, Nasution MR, Sadalia I. Analisis Fundamental Cryptocurrency terhadap Fluktuasi Harga: Studi Kasus Tahun 2019-2020. *Jurnal Akuntansi, Keuangan dan Manajemen*. 2021;2(3):213-24.
- [13] Musytari I, Putranti V. Analisis SWOT pasar cryptocurrency (BTC, ETH, DOGE, LTC). *J Manajemen Teknologi*. 2023;14(3):150-166.
- [14] Hasani MN, Ramadhan M, Mariyani K, Setiawan R, Sucidha I. Analisis cryptocurrency sebagai alat alternatif dalam berinvestasi di indonesia pada mata uang digital bitcoin. *Jurnal Ilmiah Ekonomi Bisnis*. 2022 Jul 1;8(2):329-44.
- [15] Setiawan EP. Analisis potensi dan risiko investasi cryptocurrency di Indonesia. *Jurnal Manajemen Teknologi*. 2020 Aug 21;19(2):130-44.