

Penerapan Algoritma K-Medoids untuk Mengelompokkan Pola Harga High–Low Berdasarkan Volume Perdagangan pada Data Candlestick Timeframe H4 XAUUSD

Ardimansyah*, Abdul Ibrahim, Cucut Susanto

Teknik informatika, Universitas Dipa Makassar

e-mail: *¹ardiman@undipa.ac.id, ²abdulibrahim@undipa.ac.id, ³cucut@undipa.ac.id

Abstrak

Pergerakan harga emas (XAUUSD) memiliki karakteristik volatilitas yang tinggi sehingga memerlukan analisis pola yang efektif untuk memahami kondisi pasar. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan pola pergerakan harga High–Low berdasarkan volume perdagangan pada data candlestick H4 XAUUSD menggunakan algoritma K-Medoids. Data yang digunakan terdiri dari 1.541 candlestick dengan variabel High, Low, dan Volume, di mana range harga dihitung sebagai selisih antara nilai High dan Low. Proses klasterisasi dilakukan terhadap data yang telah dinormalisasi menggunakan StandardScaler dengan jumlah klaster sebanyak tiga. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma K-Medoids mampu membentuk klaster dengan karakteristik pasar yang berbeda, yaitu klaster dengan volatilitas dan volume tinggi, menengah, serta rendah. Kualitas pengelompokan dievaluasi menggunakan Silhouette Score dan diperoleh nilai sebesar 0,378 yang menunjukkan hasil klasterisasi cukup baik. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran pola pergerakan harga emas berdasarkan aktivitas volume perdagangan serta menjadi dasar analisis lanjutan dalam studi pasar keuangan.

Kata kunci: K-Medoids, XAUUSD, candlestick H4, volume, clustering.

Abstract

Gold price movements (XAUUSD) exhibit high volatility, requiring effective analytical methods to identify market patterns. This study aims to cluster High–Low price movements based on trading volume using the K-Medoids algorithm on H4 candlestick data of XAUUSD. The dataset consists of 1,541 candlesticks with High, Low, and Volume variables, where the price range is calculated as the difference between High and Low values. Clustering is performed on normalized data using StandardScaler with three clusters. The results show that the K-Medoids algorithm successfully groups the data into clusters representing different market characteristics, namely high, medium, and low volatility with varying trading volumes. The clustering quality evaluation using the Silhouette Score yields a value of 0.378, indicating a reasonably good clustering performance. This study provides insights into gold price movement patterns based on trading volume and can serve as a basis for further financial market analysis.

Keywords: K-Medoids, XAUUSD, candlestick H4, volume, clustering.

1. PENDAHULUAN

Pasar keuangan global menghasilkan data perdagangan dalam jumlah besar yang bersifat dinamis dan kompleks. Salah satu instrumen yang memiliki tingkat volatilitas tinggi adalah XAUUSD (emas terhadap dolar Amerika Serikat), sehingga sering menjadi objek analisis baik oleh praktisi maupun akademisi. Pergerakan harga XAUUSD dipengaruhi oleh banyak faktor, seperti kondisi ekonomi global, kebijakan moneter, serta sentimen pasar. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan komputasional yang mampu membantu dalam menganalisis pola pergerakan harga secara objektif berdasarkan data historis.

Data candlestick merupakan salah satu bentuk representasi data harga yang umum digunakan dalam analisis pasar keuangan. Informasi harga high dan low pada candlestick dapat digunakan untuk menggambarkan rentang pergerakan harga dalam suatu periode tertentu, sedangkan volume perdagangan mencerminkan tingkat aktivitas pasar. Pada timeframe H4, data candlestick dinilai mampu memberikan gambaran pergerakan harga yang lebih stabil dibandingkan timeframe lebih kecil seperti M15 atau M30, timeframe H4 cenderung mengurangi noise akibat fluktuasi jangka pendek, sementara dibandingkan timeframe yang lebih besar seperti D1, timeframe ini masih mampu menangkap dinamika pergerakan harga intraday secara lebih informatif. Dengan karakteristik tersebut, timeframe H4 dinilai sesuai untuk merepresentasikan pola volatilitas dan aktivitas volume perdagangan XAUUSD secara lebih stabil dalam proses analisis klasterisasi, sehingga cocok digunakan untuk analisis pola pasar. Namun, besarnya volume

data historis seringkali menyulitkan proses analisis secara manual dan subjektif.

Beberapa penelitian sebelumnya telah memanfaatkan teknik data mining untuk menganalisis data pasar keuangan. Penelitian oleh Hoerunnisa dkk. menyatakan bahwa teknik clustering dapat digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan tingkat kemiripan karakteristiknya [1]. Penelitian lain menunjukkan bahwa algoritma K-Means banyak digunakan untuk mengelompokkan pola pergerakan harga, namun algoritma tersebut memiliki kelemahan terhadap keberadaan data pencilan (outlier) yang umum ditemukan pada data keuangan [2]. Sebagai alternatif, algoritma K-Medoids diperkenalkan karena menggunakan objek data aktual sebagai pusat kluster, sehingga lebih tahan terhadap outlier [3].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini menerapkan algoritma K-Medoids untuk mengelompokkan pola harga high-low berdasarkan volume perdagangan pada data candlestick timeframe H4 XAUUSD. Diharapkan hasil pengelompokan ini dapat memberikan gambaran kondisi pasar yang lebih terstruktur dan membantu proses analisis pasar berdasarkan karakteristik volatilitas dan volume perdagangan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan yang sistematis. Tahap awal dimulai dengan pengumpulan data candlestick instrumen XAUUSD pada timeframe H4 tahun 2025. Selanjutnya dilakukan seleksi variabel penelitian yang meliputi harga High, harga Low, dan Volume perdagangan. Berdasarkan variabel tersebut, kemudian dihitung fitur baru berupa range harga yang diperoleh dari selisih antara nilai High dan Low sebagai representasi volatilitas pasar. Data yang telah terbentuk selanjutnya dinormalisasi menggunakan metode StandardScaler untuk menyamakan skala variabel range dan volume sehingga tidak terjadi dominasi variabel tertentu dalam proses perhitungan jarak. Setelah itu, penentuan jumlah kluster optimal dilakukan menggunakan Elbow Method, yang menunjukkan bahwa jumlah kluster paling optimal adalah tiga kluster. Proses klusterisasi kemudian dilakukan menggunakan algoritma K-Medoids dengan jumlah kluster sebanyak tiga, di mana pusat kluster (medoid) ditentukan berdasarkan objek data aktual. Tahap selanjutnya adalah evaluasi kualitas kluster menggunakan Silhouette Score untuk mengukur tingkat keterpisahan dan konsistensi kluster yang terbentuk. Terakhir, hasil klusterisasi diinterpretasikan berdasarkan karakteristik volatilitas dan volume perdagangan guna menggambarkan pola pergerakan harga XAUUSD pada timeframe H4.

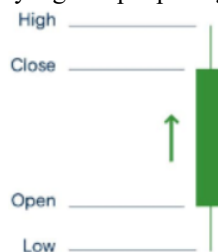
2.1. Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini termasuk data sekunder, karena data diperoleh dari sumber yang telah tersedia sebelumnya dan tidak dikumpulkan secara langsung oleh peneliti. Data yang digunakan adalah data historis candlestick timeframe H4 XAUUSD yang terdiri dari harga high, harga low, dan volume perdagangan tahun 2025. Data candlestick XAUUSD timeframe H4 diperoleh dari platform perdagangan Metatrader4 yang menyediakan data historis pasar keuangan. Data tersebut kemudian diekspor dalam bentuk tabel dan diolah menggunakan Google Colab untuk proses analisis dan klusterisasi.

2.2. Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam proses clustering adalah:

1. Range Harga (High-Low)
 - a. High merupakan harga tertinggi yang dicapai perdagangan. [4]



Gambar 1. High and Low Bullish

- b. Low merupakan harga terendah yang dicapai perdagangan. [4]



Gambar 2. High and Low Bearish

2. Volume Perdagangan

Volume perdagangan merupakan indikator penting dari analisis teknis karena digunakan untuk mengukur nilai pergerakan pasar. Jika pasar membuat kenaikan atau penurunan harga yang substansial, kekuatan pergerakan yang dirasakan tergantung pada volume perdagangan periode tersebut. Semakin tinggi volume selama fluktuasi harga, semakin signifikan pergerakannya [5]. Volume perdagangan yang kecil mengindikasikan bahwa investor kurang tertarik dalam melakukan investasi, sedangkan volume perdagangan yang besar menunjukkan banyaknya investor yang berminat untuk melakukan Transaksi jual dan beli [6].

2.3. Normalisasi Data

Normalisasi data merupakan proses untuk membuat beberapa data atau variabel memiliki rentang nilai yang sama [7]. Untuk menghindari perbedaan skala antar variabel, kita perlu menghitung selisih (rentang) antara High dan Low, lalu menormalisasinya bersama Volume.

Normalisasi data dilakukan untuk menghindari perbedaan skala antara variabel Range dan Volume. Metode yang digunakan adalah StandardScaler, yang mentransformasikan data sehingga memiliki nilai rata-rata 0 dan standar deviasi 1.

Secara matematis, normalisasi dilakukan menggunakan persamaan:

$$Z = (X - \mu) / \sigma \quad (1)$$

di mana:

X adalah nilai asli data,

μ adalah nilai rata-rata,

σ adalah standar deviasi.

Normalisasi ini memastikan bahwa setiap variabel memberikan kontribusi yang seimbang dalam perhitungan jarak pada algoritma K-Medoids.

2.4. Algoritma K-Medoids

Algoritma k-medoids merupakan teknik partisi clustering untuk membuat pengelompokan data sejumlah n objek yang akan menghasilkan sebuah cluster [8]. Algoritma K-Medoids bekerja dengan menentukan sejumlah pusat klaster (medoid) yang merupakan objek data aktual. Proses clustering dilakukan dengan meminimalkan total jarak antara objek data dan medoid pada setiap klaster.

2.5. Google Colab

Google Colab adalah salah satu alat yang populer dalam komunitas ilmu data dan kecerdasan buatan karena kemudahan penggunaannya, akses ke sumber daya komputasi yang kuat, dan kemampuan untuk berkolaborasi dengan rekan tim [9].

2.6. Metode elbow

Metode elbow merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk menentukan jumlah cluster terbaik, yaitu dengan cara melihat presentase setiap cluster yang akan membentuk siku pada suatu titik tertentu [10].

2.7. Silhouette Coefficient

Koefisien silhouette adalah sebuah metrik yang digunakan untuk mengevaluasi kualitas pengelompokan (clustering) dalam analisis data. Metrik ini mengukur seberapa baik setiap objek data cocok dengan kelompoknya sendiri dibandingkan dengan kelompok lainnya. Koefisien silhouette menggabungkan konsep kohesi (cohesion) dan pemisahan (separation) dalam pengelompokan data. Rentang nilai koefisien silhouette adalah dari -1 hingga 1, dan sistem pengelompokan data dikatakan baik ketika nilai koefisien silhouette mendekati 1 [11].

Nilai Silhouette Coefficient,

1. $0.7 < s \leq 1$, Sangat Baik
2. $0.5 < s \leq 0.7$, Baik
3. $0.25 < s \leq 0.5$, Cukup Baik
4. $s \leq 0.25$, Tidak Baik.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Pengolahan Data

Penelitian ini menggunakan data candlestick H4 instrumen XAUUSD yang terdiri dari 1.541 data periode perdagangan. Variabel yang digunakan dalam proses klasterisasi meliputi rentang harga (High–Low) sebagai representasi volatilitas dan volume perdagangan sebagai indikator aktivitas pasar.

Tabel 1. Data Histori Candlestick H4 XAUUSD

No	Tanggal	Waktu	High	Low	Volume
0	2025.01.02	4:00	2636.50	2631.10	11605
1	2025.01.02	8:00	2639.97	2631.15	13575
2	2025.01.02	12:00	2647.38	2632.76	17336
3	2025.01.02	16:00	2660.45	2640.37	20440

No	Tanggal	Waktu	High	Low	Volume
4	2025.01.02	20:00	2660.46	2653.78	11915

Tabel 1 menampilkan sebagian data awal yang digunakan dalam penelitian sebagai representasi data candlestick H4.

Tabel 2. Data 5 Teratas (Original + Range)

No	High	Low	Range	Volume
0	2636.50	2631.10	5.40	11605
1	2639.97	2631.15	8.82	13575
2	2647.38	2632.76	14.62	17336
3	2660.45	2640.37	20.08	20440
4	2660.46	2653.78	6.68	11915

Tabel 2 menampilkan Selisih High dan Low karena fitur yang akan digunakan untuk clustering yaitu 'Range' dan 'Volume'.

Tabel 3. Statistik Deskriptif Data

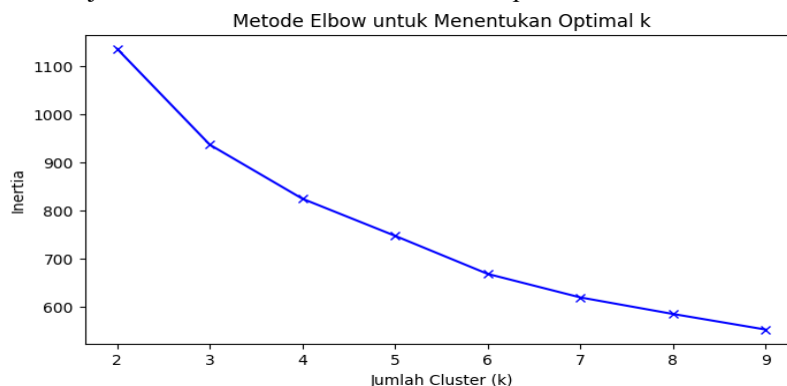
Variabel	Minimum	Maksimum	Rata-rata	Standar Deviasi
Range (High-Low)	2.59	137.96	23.227	15.833
Volume	277	63.607	21.493.99	12.867.57

Tabel 3 Statistik deskriptif menunjukkan bahwa data memiliki variasi volatilitas dan volume yang tinggi, yang mencerminkan dinamika pasar XAUUSD pada timeframe H4.

Tabel 4. Data 5 Teratas Setelah Normalisasi (StandardScaler)

No	Range_Scaled	Volume_Scaled
1	-1.126	-769
2	-910	-616
3	-544	-323
4	-199	-82
5	-1.045	-745

Tabel 4 menunjukkan hasil transformasi data sebelum proses klusterisasi.



Gambar 3. Jumlah Cluster Optimal (Elbow Method)

Gambar 3 memperlihatkan nilai optimal $k=3$, jadi jumlah cluster yang dibentuk paling optimal sebanyak 3 cluster.

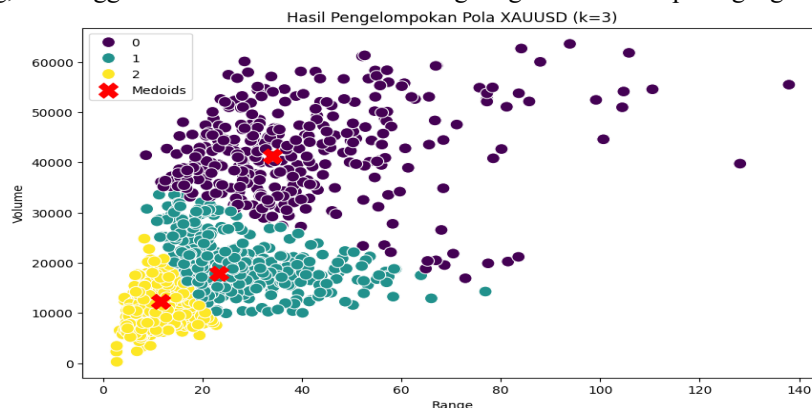
Tabel 5. Pusat Klaster (Medoids) Algoritma K-Medoids

Klaster	Tanggal	Waktu	High	Low	Range	Volume
0	2025-12-31	9:00	4337.29	4303.24	34.05	41.266
1	2025-05-29	8:00	3289.25	3266.04	23.21	17.904

Klaster	Tanggal	Waktu	High	Low	Range	Volume
2	2025-01-14	20:00	2678.38	2666.77	11.61	12.264

3.2. Hasil Klasterisasi Menggunakan Algoritma K-Medoids

Proses klasterisasi dilakukan menggunakan algoritma K-Medoids dengan jumlah klaster sebanyak 3 klaster. Pemilihan jumlah klaster ini bertujuan untuk mengelompokkan pola pasar ke dalam kategori rendah, sedang, dan tinggi berdasarkan kombinasi rentang harga dan volume perdagangan.



Gambar 4. Hasil Pengelompokan Pola XAUUSD

Hasil Pengelompokan Pola XAUUSD ($k = 3$)

Gambar 4 menampilkan visualisasi hasil klasterisasi K-Medoids terhadap data candlestick H4 XAUUSD berdasarkan dua variabel utama, yaitu:

1. Range (High–Low) → sumbu X
2. Volume perdagangan → sumbu Y

Setiap titik merepresentasikan satu candlestick H4, sedangkan warna menunjukkan keanggotaan klaster yaitu ungu untuk volatilitas dan volume tinggi, hijau untuk kondisi pasar moderat, dan kuning untuk pasar tenang. Tanda X merah menunjukkan medoid, yaitu titik data aktual yang menjadi pusat masing-masing klaster.

Tabel 6. Profil Klaster Berdasarkan Karakteristik Data

Klaster	Range	Volume	Karakteristik Pasar
0	Tinggi (34.05)	Tinggi (41.266)	Volatilitas tinggi & aktivitas pasar tinggi
1	Sedang (23.21)	Sedang (17.904)	Volatilitas dan volume moderat
2	Rendah (11.61)	Rendah (12.264)	Volatilitas rendah & pasar relatif tenang

Tabel 6 menyajikan interpretasi klaster berdasarkan nilai medoid. Hasil klasterisasi menunjukkan bahwa algoritma K-Medoids berhasil membagi data ke dalam tiga kelompok dengan pusat klaster (medoid) yaitu:

1. Klaster 0 memiliki pusat klaster dengan nilai rentang harga sebesar 34,05 poin dan volume perdagangan 41.266, yang mencerminkan kondisi pasar dengan volatilitas tinggi dan aktivitas transaksi tinggi.
2. Klaster 1 memiliki pusat klaster dengan rentang harga 23,21 poin dan volume perdagangan 17.904, yang merepresentasikan kondisi pasar dengan volatilitas dan volume sedang.
3. Klaster 2 memiliki pusat klaster dengan rentang harga 11,61 poin dan volume perdagangan 12.264, yang menunjukkan kondisi pasar dengan volatilitas rendah dan volume perdagangan rendah.

Dengan demikian, setiap klaster dapat diinterpretasikan sebagai karakteristik pola pergerakan harga yang berbeda pada timeframe H4.

3.3. Evaluasi Kualitas Klaster

Evaluasi kualitas klaster dilakukan menggunakan Silhouette Score untuk mengukur tingkat keterpisahan antar klaster dan konsistensi data di dalam klaster yang sama. Hasil perhitungan menunjukkan nilai Silhouette Score sebesar 0,378.

Nilai tersebut mengindikasikan bahwa struktur klaster yang terbentuk berada pada kategori cukup baik, di mana terdapat pemisahan yang jelas antar klaster meskipun masih terdapat beberapa data yang memiliki kedekatan antar kelompok. Hasil ini dapat diterima mengingat data pasar keuangan memiliki sifat

dinamis dan volatilitas yang tinggi, sehingga pola antar kluster tidak selalu terpisah secara sempurna.

3.4. Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat hubungan yang jelas antara rentang harga (High–Low) dan volume perdagangan dalam membentuk pola pergerakan harga XAUUSD pada timeframe H4. Kluster dengan rentang harga dan volume tinggi cenderung menggambarkan kondisi pasar yang aktif, sering kali terjadi pada periode rilis berita ekonomi atau volatilitas tinggi pasar global.

Sebaliknya, kluster dengan rentang harga dan volume rendah menunjukkan kondisi pasar yang relatif tenang, di mana pergerakan harga cenderung terbatas dan aktivitas transaksi lebih rendah. Kluster dengan nilai sedang berperan sebagai kondisi transisi antara dua keadaan ekstrem tersebut.

Penggunaan algoritma K-Medoids dalam penelitian ini terbukti efektif karena algoritma ini lebih robust terhadap nilai ekstrem (outlier) dibandingkan metode K-Means. Hal ini sangat relevan pada data perdagangan XAUUSD yang sering mengandung lonjakan harga dan volume yang signifikan.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengolahan dan analisis data candlestick H4 XAUUSD menggunakan algoritma K-Medoids, dapat disimpulkan bahwa metode ini mampu mengelompokkan data perdagangan secara efektif ke dalam tiga kluster berdasarkan variabel range harga (selisih High dan Low) serta volume transaksi. Pengelompokan tersebut menunjukkan adanya perbedaan karakteristik pasar yang jelas pada masing-masing kluster, yaitu kondisi pasar dengan volatilitas dan volume tinggi, kondisi pasar dengan volatilitas dan volume menengah, serta kondisi pasar dengan volatilitas dan volume rendah. Hal ini membuktikan bahwa kombinasi variabel range dan volume dapat digunakan untuk merepresentasikan pola pergerakan harga emas secara signifikan.

Hasil klusterisasi juga memperlihatkan adanya kecenderungan hubungan positif antara volatilitas harga dan volume perdagangan, di mana semakin besar range harga yang terbentuk, maka volume transaksi cenderung meningkat. Pusat kluster (medoid) yang dihasilkan berasal dari data aktual sehingga lebih merepresentasikan kondisi pasar yang sebenarnya dan membuat algoritma K-Medoids lebih tahan terhadap pengaruh outlier. Nilai Silhouette Score sebesar 0,378 menunjukkan bahwa kualitas pengelompokan berada pada kategori cukup baik, meskipun masih terdapat tumpang tindih antar kluster yang umum terjadi pada data pasar keuangan yang bersifat dinamis dan fluktuatif.

5. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, pengembangan penelitian selanjutnya disarankan untuk menambahkan variabel lain selain range harga dan volume, seperti harga open dan close maupun indikator teknikal lainnya, agar pola kluster yang dihasilkan menjadi lebih komprehensif dan akurat. Selain itu, penggunaan timeframe yang berbeda, seperti H1 atau D1, dapat dilakukan untuk menganalisis konsistensi pola kluster pada berbagai skala waktu perdagangan.

Penelitian selanjutnya juga dapat membandingkan algoritma K-Medoids dengan metode klusterisasi lainnya, seperti K-Means, DBSCAN, atau Hierarchical Clustering, guna mengetahui metode yang paling sesuai untuk karakteristik data pasar emas. Hasil klusterisasi yang diperoleh pada penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut sebagai dasar penyusunan strategi trading atau sistem pendukung keputusan, sehingga tidak hanya bersifat analitis tetapi juga aplikatif dalam praktik perdagangan pasar keuangan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Hoerunnisa, G. Dwilestari, F. Dikananda, H. Sunana, and D. Pratama, "Komparasi algoritma k-means dan k-medoids dalam analisis pengelompokan daerah rawan kriminalitas di Indonesia," JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika), vol. 8, no. 1, pp. 103-110, 2024.
- [2] R. S. Ismanda and M. T. A. Silitonga, "Deteksi Hybrid Anomali Transaksi Digital dengan Optimasi Isolation Forest-K-Means untuk Peningkatan Keamanan Finansial," Innovative: Journal of Social Science Research, vol. 5, no. 3, pp. 5749-5765, 2025.
- [3] D. Anggraini and M. S. Hasibuan, "Initial centroid pada algoritma K-means dan K-medoids," Jurnal Multimedia dan Teknologi Informasi (Jatilima), vol. 7, no. 03, pp. 487-500, 2025.
- [4] P. Triya, N. Suarna, and N. D. Nuris, "Penerapan Machine Learning dalam Melakukan Prediksi Harga Saham PT. Bank Mandiri (Persero) Tbk dengan Algoritma Linear Regression," JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika), vol. 8, no. 1, pp. 1207-1214, 2024.
- [5] T. Fitriani, S. K. Asnawi, and H. Hendrian, "Pengaruh Kurs Tukar, Dana Asing, dan Volume Perdagangan Terhadap Indeks Harga Saham," Owner: Riset dan Jurnal Akuntansi, vol. 6, no. 2, pp. 2145-2155, 2022.
- [6] S. Alfari, M. Y. Ma'mun, H. S. A. Rizqiani, and A. Zaini, "Pengaruh Right Issue Terhadap Volume Perdagangan Saham pada Indeks Saham Syariah Indonesia Periode 2019-2021," Musyarakah: Journal

- of Sharia Economic (MJSE), vol. 2, no. 2, pp. 129-139, 2022.
- [7] M. R. Kusnaldi, T. Gulo, and S. Aripin, "Penerapan normalisasi data dalam mengelompokkan data mahasiswa dengan menggunakan metode K-means untuk menentukan prioritas bantuan uang kuliah tunggal," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 3, no. 4, pp. 330-338, 2022.
- [8] G. B. Kaligis and S. Yulianto, "Analisa perbandingan algoritma K-Means, K-Medoids, dan X-Means untuk mengelompokkan kinerja pegawai," *IT-Explore: Jurnal Penerapan Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 1, no. 3, pp. 179-193, 2022.
- [9] R. Andarsyah and A. Yanuar, "Sentimen analisis aplikasi Posaja pada Google Playstore untuk peningkatan Pospay Superapp menggunakan Support Vector Machine," *Jurnal Teknik Informatika*, vol. 16, no. 2, pp. 1-7, 2024.
- [10] N. A. Maori and E. Evanita, "Metode elbow dalam optimasi jumlah cluster pada K-means clustering," *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, vol. 14, no. 2, pp. 277-288, 2023.
- [11] A. Atira and B. N. Sari, "Penerapan Silhouette Coefficient, Elbow Method dan Gap Statistics untuk Penentuan Cluster Optimum dalam Pengelompokkan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Indeks Kebahagiaan," *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, vol. 9, no. 17, pp. 76-86, 2023.