

PERBANDINGAN *K-MEANS* DAN *K-MEDOIDS* DALAM PENGELOMPOKKAN KOMODITAS EKSPOR INDUSTRI DI INDONESIA

Panji Lokajaya Arifa^{1*}, Hazelita Dwi Rahmasari², Carlya Agmis
Aimandiga³, Anwar Fitrianto⁴, Erfiani⁵, Rachmat Bintang Yudhianto⁶

¹²³⁴⁵⁶ Departemen Statistika dan Sains Data, IPB University, Indonesia

arf4arifa@apps.ipb.ac.id^{1*}, h042002elitadwi@apps.ipb.ac.id²,
agmiscalrya@apps.ipb.ac.id³, anwarstat@gmail.com⁴, erfiani@apps.ipb.ac.id⁵,
ydth_2000_rachmat@apps.ipb.ac.id⁶

Received 13 Oktober 2025; revised 02 Desember 2025; accepted 13 Desember 2025.

ABSTRAK

Perdagangan internasional berperan penting dalam pertumbuhan ekonomi Indonesia, khususnya melalui ekspor komoditas hasil industri. Namun, ketergantungan yang tinggi pada beberapa komoditas utama menimbulkan kerentanan terhadap fluktuasi pasar global. Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi tren nilai ekspor komoditas industri dan membandingkan membandingkan performa metode *clustering* dalam mengelompokkan komoditas berdasarkan pola nilainya. Data penelitian yang digunakan berupa nilai ekspor bulanan tahun 2022 hingga pertengahan tahun 2025 yang bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS). Metode analisis mencakup eksplorasi tren dan analisis klaster dengan *K-Means* dan *K-Medoids* menggunakan *jarak Dynamic Time Warping* (DTW). Hasil dari eksplorasi tren nilai ekspor menunjukkan bahwa komoditas minyak kelapa sawit mendominasi nilai ekspor hasil industri, sedangkan komoditas lain cenderung memiliki pola yang stabil pada nilai menengah hingga rendah. Evaluasi hasil *clustering* dengan menggunakan *K-Means* dan *K-Medoids* diperoleh 3 klaster yang menunjukkan bahwa *K-Medoids* memberikan performa terbaik dengan memperoleh *Silhouette Score* sebesar 0.1577 dan *Davies-Bouldin Index* (DBI) sebesar 1.7990. Nilai tersebut lebih baik dibandingkan *K-Means* yang memperoleh *Silhouette Score* 0.1493 dan DBI 2.3037, yang menunjukkan bahwa metode tersebut kurang optimal dalam memisahkan klaster. Temuan ini menjelaskan bahwa *K-Medoids* lebih robust terhadap *outlier* dan mampu memberikan pengelompokan yang lebih representatif. Sehingga dapat memberikan pemahaman lebih mendalam mengenai pola-pola pengelompokan komoditas serta berkontribusi dalam memberikan rekomendasi kebijakan ekspor untuk mengurangi ketergantungan pada komoditas utama dan meningkatkan daya saing ekspor hasil industri Indonesia.

Kata kunci: *clustering* , ekspor industri, *k-means*, *k-medoids*, *silhouette score*.

ABSTRACT

International trade plays a crucial role in Indonesia's economic growth, particularly through industrial commodity exports. However, its heavy dependence on a few key commodities makes it vulnerable to global market fluctuations. This study aims to explore trends in industrial commodity export values and compare the performance of cluster methods in grouping commodities based on their value patterns. The research data used are monthly export values from 2022 to mid-2025, sourced from the Central Statistics Agency (BPS). The analytical methods used include trend exploration and cluster analysis with K-Means and K-Medoids using Dynamic Time Warping (DTW) distance. The results of the export value trend exploration indicate that palm oil dominates

industrial export value, while other commodities tend to have stable patterns at medium to low values. Evaluation of clustering results using K-Means and K-Medoids each obtained 3 clusters indicating that K-Medoids provided the best performance by obtaining a Silhouette Score of 0.1577 and a Davies-Bouldin Index (DBI) of 1.7990. This value is better than K-Means which obtained a Silhouette Score of 0.1493 and a DBI of 2.3037 indicating that the method is less than optimal in separating clusters. This finding explains that K-Medoids is more robust against outliers and is able to provide more representative groupings. So it can provide a deeper understanding of commodity grouping patterns and contribute to providing export policy recommendations to reduce dependence on primary commodities and increase the export competitiveness of Indonesian industrial products.

Keywords: *clustering, industry eksport, k-means, k-medoids, silhouette scor.*

PENDAHULUAN

Perkembangan globalisasi dalam ekonomi semakin menegaskan pentingnya perdagangan internasional sebagai roda penggerak pertumbuhan ekonomi dunia. Bagi negara dengan ekonomi terbuka, perdagangan internasional atau eksport memiliki peran penting dalam mendorong pertumbuhan ekonomi negara dengan sistem ekonomi terbuka seperti Indonesia. Ekspor merupakan pembelian dari negara lain atas suatu barang atau produksi dari dalam negeri (Valentika et al., 2021). Kegiatan Ekspor tidak hanya menjadi sumber utama devisa, tetapi juga berkontribusi terhadap penciptaan lapangan kerja dan peningkatan daya saing global (Bustaman et al., 2022). Indonesia sebagai negara dengan kekayaan sumber daya alam yang melimpah memiliki beragam komoditas unggulan, mulai dari produk perkebunan, pertanian, hingga industri manufaktur. Menurut data Badan Pusat Statistik (BPS) Ekspor komoditas industri merupakan salah satu faktor utama dalam pertumbuhan ekonomi Indonesia dan sangat berkontribusi dalam eksport nasional. Namun demikian, persaingan di pasar global menuntut peningkatan kualitas, konsistensi suplai, serta strategi pengelolaan eksport yang lebih adaptif terhadap dinamika permintaan dunia (Novianti et al., 2024).

Dalam menggali informasi dari eksport komoditas industri diperlukan eksplorasi data dan memahami pola pergerakan nilai eksport setiap komoditas dari waktu ke waktu. Penerapan *clustering* pada data eksport memungkinkan identifikasi tren komoditas yang memiliki perilaku serupa, baik dari sisi nilai eksport bulanan, konsistensi suplai, maupun sensitivitas terhadap perubahan permintaan global (Rahman et al., 2017). Diperlukan pendekatan yang mampu menggali pola tersembunyi dalam dinamika nilai eksport dengan salah satu metode yang dapat

digunakan adalah *clustering*, yaitu teknik pengelompokan data yang mengelompokkan objek berdasarkan ukuran kedekatan atau kesamaan karakteristik antar objek (Irani et al., 2016). *Clustering* terbentuk berdasarkan kemiripkan karakteristik tertentu dari sampel dengan salah satu ukuran yang umum digunakan untuk menentukan kedekatan tersebut dengan menggunakan rumus jarak *Dynamic Time Warping* (DTW) (Tsabitah et al., 2025).

Di antara berbagai algoritma *clustering* yang dapat digunakan, *K-Means* termasuk dalam pendekatan *clustering non-hierarkis* yang membagi data ke dalam beberapa klaster dan bekerja dengan prinsip kedekatan terhadap *centroid* (titik rata-rata), sedangkan *K-Medoids* menggunakan medoid sebagai pusat klaster sehingga lebih *robust* terhadap keberadaan pencilan (Setiawati et al., 2024). *K-Means* unggul dari perhitungan sederhana, mudah diadaptasi dan waktu yang relatif singkat sehingga cocok digunakan pada dataset yang besar dan homogen (Hermanto, 2024). Namun, cukup sensitif terhadap pencilan karena posisi *centroid* mudah dipengaruhi oleh nilai ekstrem. Sebaliknya, *K-Medoids* menggunakan medoid sebagai pusat klaster, sehingga lebih stabil dalam menghadapi *outlier* dan data yang memiliki variasi tinggi. Perbedaan karakteristik kedua algoritma ini menjadikannya relevan untuk diuji pada data ekspor Indonesia yang kompleks, agar dapat diketahui pendekatan mana yang lebih sesuai dalam menggambarkan pola perdagangan (Ulvi & Ikhsan, 2024).

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini akan menyajikan Gambaran yang komprehensif mengenai pola tren dan pengelompokan komoditas ekspor Indonesia berdasarkan nilai ekspor bulanan periode 2022–2025, sehingga dapat teridentifikasi kelompok komoditas yang tergolong unggulan, berpotensi berkembang maupun rentan. Selain itu, penelitian ini juga membandingkan kinerja algoritma *K-Means* dan *K-Medoids* dalam membentuk klaster komoditas ekspor. Pemilihan menggunakan kedua algoritma didasarkan metode yang paling banyak digunakan untuk data numerik dengan jumlah klaster yang telah ditentukan dari awal sehingga relevan dalam pengelompokan komoditas ekspor Indonesia. Dengan demikian, perbandingan keduanya yaitu *K-Means* dan *K-Medoids* dianggap paling tepat dan metodologis dalam data ekspor komoditas ini. Penelitian sekaligus untuk menelusuri dinamika pergeseran struktur ekspor antar bulan, apakah

dominasi masih bertumpu pada komoditas primer atau telah bergeser ke produk manufaktur. Temuan dari hasil pengelompokan dan perbandingan metode tersebut diharapkan dapat menjadi dasar dalam penyusunan rekomendasi kebijakan serta strategi diversifikasi ekspor yang mendukung hilirisasi, perluasan pasar, dan peningkatan daya saing produk Indonesia di tingkat global. Sehingga penelitian ini tidak hanya berkontribusi pada pengayaan literatur terkait penerapan metode *clustering* dalam bidang perdagangan internasional, tetapi juga memberikan manfaat praktis berupa informasi empiris yang relevan bagi pemerintah dan pelaku usaha dalam merumuskan strategi ekspor yang lebih adaptif terhadap dinamika pasar dunia.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data ekspor bulanan komoditas hasil industri Indonesia periode 2022–2025 yang diperoleh dari publikasi resmi Badan Pusat Statistik (BPS). Semua tahapan dan analisis klaster dengan metode *K-Means* dan *K-Medoids* dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman *Python 3.13*.

Tabel 1. Data penelitian

Komoditas	Bulan	Tahun	Nilai Ekspor (Juta USD)
Ban luar dan ban dalam	Januari	2022	168,3
Barang Perhiasan dan berharga	Januari	2022	297,5
Benang pintal	Januari	2022	179,7
...
Tembaga	Juni	2025	325,4

Jarak *Dynamic Time Warping* (DTW)

Dalam mengalokasikan data ke dalam klaster terdekat digunakan Jarak *Dynamic Time Warping* (DTW) karena pola data berfluktuasi dan bervariasi dari waktu ke waktu antar komoditas sepanjang periode, sehingga metode pengclusteran tidak lagi dapat menggunakan jarak sederhana *Euclidean* untuk mengukur kedekatan antar objeknya dan tepat digunakan pada data statis (Rizki et al., 2021).

$$D_{DTW}(A, B) = \min_{\omega \in W} \sqrt{\sum_{i=1}^L e_{\omega i}} \quad (1)$$

Dimana,

A, B = Dua deret waktu yang dibandingkan

e_{ω_i} = Jarak antara titik A dan B pada posisi warping path ω_i

W = keseluruhan jalur warping yang mungkin

L = length atau panjang dari jalur warping

ω = Satu jalur warping tertentu

Elbow Method

Metode *Elbow* digunakan karena tidak terdapat informasi awal dalam menentukan berapa klaster yang seharusnya terbentuk dalam komoditas ekspor ini sehingga metode ini yang merupakan salah satu teknik yang bisa digunakan untuk menentukan jumlah klaster optimal dan mampu menyeimbangkan kompleksitas model serta interpretasi klasternya (Sari et al., 2022). Metode ini mempertimbangkan perubahan nilai *Within-Cluster Sum of Squares* (WCSS) dan Jumlah klaster optimal diperoleh pada titik siku tersebut, yaitu ketika penurunan WCSS mulai melambat (Qusyairi et al., 2024).

$$SSE = \sum_{k=1}^K \sum_{x_i} |x_i - C_k|^2 \quad (2)$$

Keterangan:

K = klaster ke- c

x_i = jarak data objek ke- i

C_k = pusat klaster ke- k

K-Means

K-Means adalah metode analisis klaster yang bertujuan untuk membagi objek ke dalam k klaster, di mana tiap objek dalam klaster ditentukan berdasarkan rata-rata terdekat. (Xia et al., 2020). Untuk menentukan titik pusat klaster pada data digunakan persamaan (3).

$$C_{kj} = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} x_{ij} \quad (3)$$

C_{kj} = Centroid (titik pusat) klaster ke- k pada variabel ke- j

x_{ij} = Nilai data ke- i pada varaiel j

n = Jumlah data pada klaster ke- k

Kemudian, untuk memperbarui nilai titik centroid digunakan persamaan (4).

$$\mu_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^{N_k} x_i \quad (4)$$

μ_k = Titik centroid pada klaster ke- k

x_i = Data ke- i dalam klaster ke- k

N_k = Jumlah data pada klaster ke- k

K-Medoids

K-Medoids adalah metode clusterisasi yang menggunakan medoid sebagai representasi klaster sehingga lebih robust terhadap *outlier*. Metode ini dapat mengatasi beberapa kelemahan *K-Means*, terutama sensitivitas terhadap nilai ekstrim dan hasil clusterisasi tidak bergantung pada urutan data yang dimasukkan. *K-Medoids* cenderung lebih lambat dan memiliki kompleksitas perhitungan yang lebih tinggi, sehingga performanya umumnya lebih optimal pada dataset berukuran kecil hingga menengah (Rizki et al., 2021).

Evaluasi Model

Evaluasi kualitas klaster penting dilakukan untuk memastikan hasil clustering dapat diinterpretasikan dengan baik. Metode yang digunakan adalah *Silhouette Score* dan *Davies-Bouldin Index* (DBI).

a. *Silhouette Score*

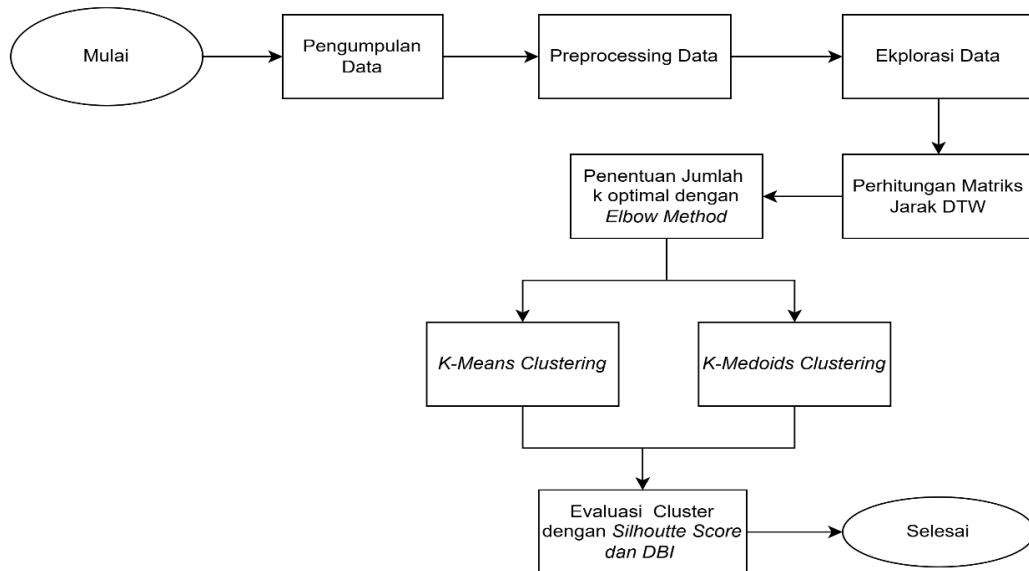
Silhouette Score digunakan untuk menilai kedekatan objek dengan klasternya dibandingkan dengan klaster lain, dengan rentang nilai -1 hingga 1 . Nilai yang mendekati 1 menunjukkan objek sesuai dengan klasternya, sedangkan nilai rendah menunjukkan pemisahan klaster yang kurang baik (Januzaj et al., 2023).

b. *Davies-Bouldin Index* (DBI)

DBI mengukur kualitas klaster berdasarkan kohesi (kedekatan data dengan centroid) dan separasi (jarak antar *centroid*). Klaster yang baik ditandai oleh nilai kohesi rendah dan nilai separasi tinggi, sehingga Nilai DBI yang semakin rendah menunjukkan klaster yang lebih optimal (Muhammad Raqib Syahkur et al., 2024).

Prosedur Penelitian

Langkah-langkah untuk analisis data dalam penelitian ini disajikan dalam diagram alir berikut :

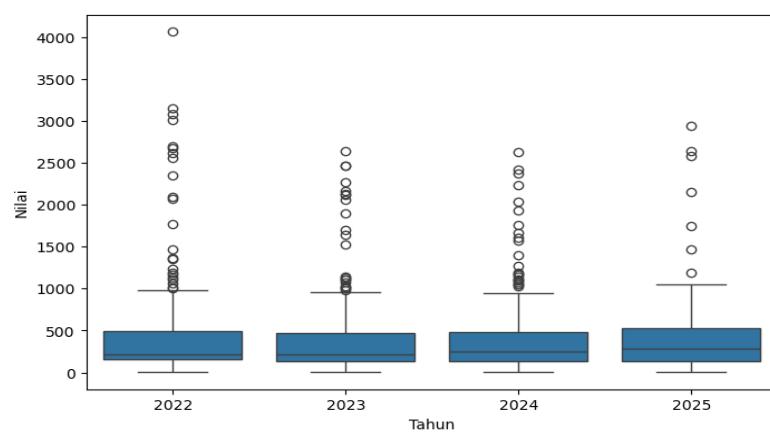


Gambar 1. Flowchart Prosedur Penelitian

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

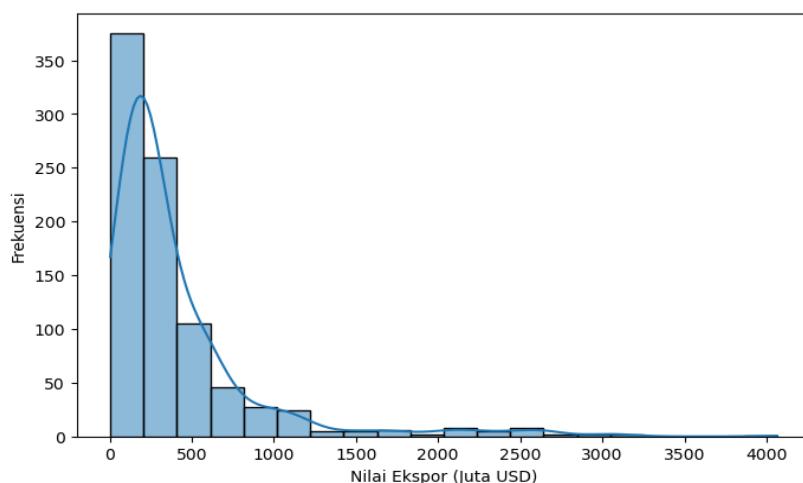
Eksplorasi Data

Hasil eksplorasi memberikan pemahaman awal terhadap karakteristik data yang digunakan, serta mengetahui gambaran umum mengenai pola, kecenderungan, serta variasi yang muncul dari data, ataupun mengidentifikasi adanya nilai-nilai ekstrem atau ketidakwajaran yang dapat memengaruhi hasil analisis selanjutnya dan menjadi landasan awal dalam menarik kesimpulan yang lebih komprehensif pada tahap analisis.



Gambar 2. Sebaran Nilai Ekspor

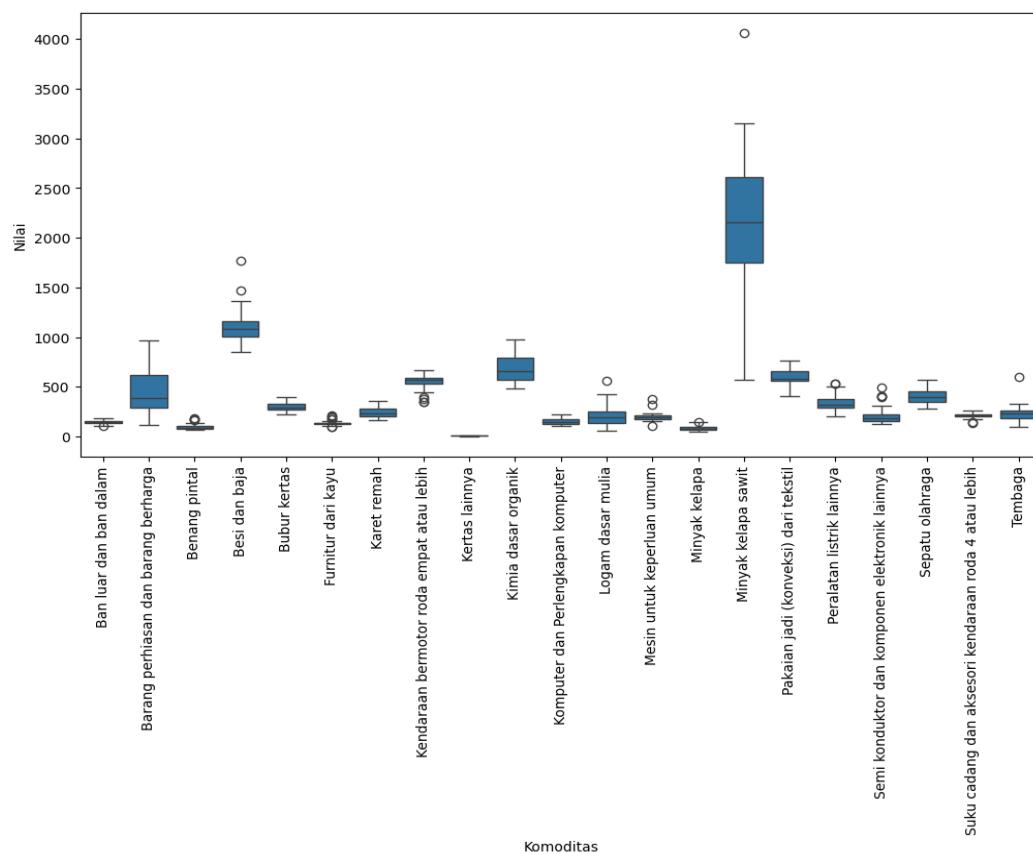
Terlihat pada Gambar 2 sebaran nilai ekspor mayoritas komoditas berada diantara 1000 - 1.200 juta USD, yang mengindikasikan bahwa sebagian besar komoditas memiliki kontribusi nilai ekspor yang relatif kecil, nilai tengah ekspor berada pada rentang 200-400 Juta USD yang relatif stabil dari tahun ke tahun. Setiap tahunnya terdapat nilai ekspor yang jauh melampaui nilai ekspor mayoritas kelompok komoditas yang berasal dari komoditas unggulan seperti minyak kelapa sawit, hal ini menunjukkan bahwa adanya ketergantungan ekspor indonesia pada beberapa komoditas unggulan, sementara sebagian besar komoditas lain memiliki nilai ekspor yang lebih kecil. sehingga kondisi ini sangat penting agar ketergantungan tersebut dapat diatasi dengan meningkatkan komoditas lainnya.



Gambar 3. Distribusi Nilai Ekspor Komoditas

Pola distribusi nilai ekspor yang terlihat ini menunjukkan pola miring ke kanan dan memperlihatkan adanya ekor distribusi yang panjang menunjukkan mayoritas komoditas memiliki nilai ekspor pada kisaran yang rendah dibawah 500 juta USD. Pola ini konsisten dengan hasil *boxplot* sebelumnya yang menampilkan banyak nilai ekspor yang sangat tinggi, sehingga menunjukkan adanya ketergantungan dan ketimpangan ekspor komoditas.

Perbandingan K-Means dan K-Medoids dalam Pengelompokkan Komoditas Ekspor Industri di Indonesia



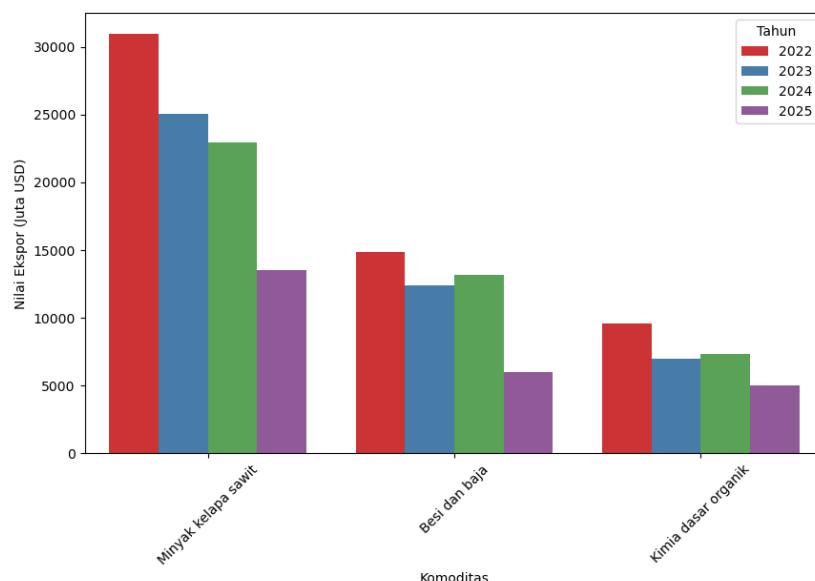
Gambar 4. Variasi Nilai Ekspor per Komoditas

Grafik boxplot ini menunjukkan variasi nilai ekspor per komoditas Indonesia periode 2022–2025. Terlihat bahwa minyak kelapa sawit dan minyak kelapa memiliki nilai ekspor paling tinggi sekaligus variasi terbesar, ditandai dengan rentang box yang lebar serta banyak outlier. Sebaliknya, sebagian besar komoditas lain seperti sepatu olahraga, komputer, dan mesin untuk keperluan umum memiliki nilai ekspor relatif kecil dengan sebaran sempit. Hal ini mengindikasikan bahwa ekspor Indonesia masih sangat bergantung pada komoditas utama berbasis minyak nabati, sementara kontribusi komoditas lain relatif lebih stabil namun rendah.

Temuan ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan (Ustriaji, 2017) yang menyatakan bahwa komoditas sawit merupakan penyumbang kontribusi terbesar dalam struktur ekspor Indonesia, sementara komoditas unggulan lainnya masih memiliki daya saing di atas rata-rata. Kondisi ini mengindikasikan adanya tingkat ketergantungan ekspor Indonesia yang cukup tinggi terhadap sebagian kecil

komoditas utama, sementara sebagian besar komoditas lain memberikan kontribusi yang relatif kecil.

Dari hasil eksplorasi awal melalui sebaran nilai ekspor, terlihat adanya variasi yang cukup besar antar komoditas. Beberapa komoditas menunjukkan distribusi ekspor yang relatif stabil, sedangkan komoditas lain memiliki fluktuasi dan rentang nilai yang jauh lebih lebar.



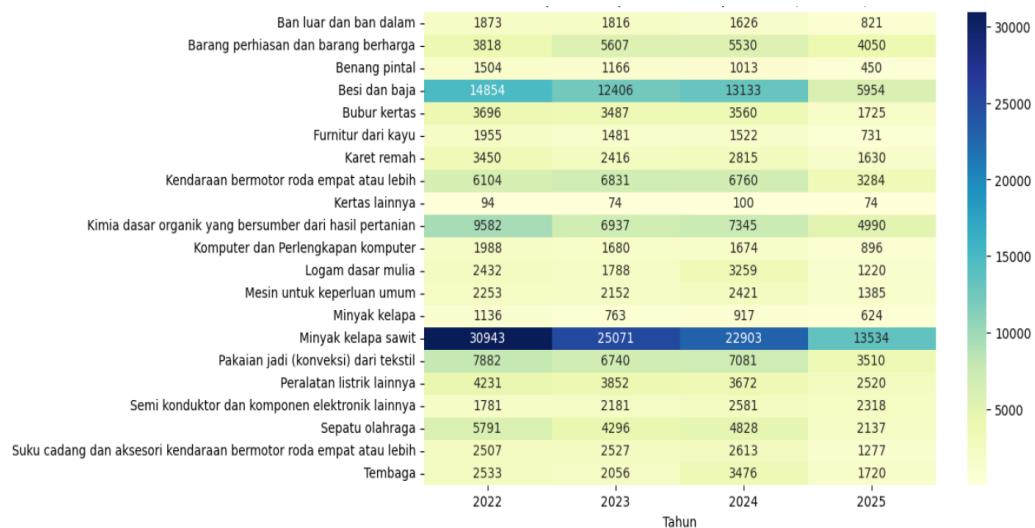
Gambar 5. Top 3 Komoditas dengan Nilai Ekspor Terbesar

Grafik menunjukkan bahwa minyak kelapa sawit secara konsisten menjadi komoditas dengan nilai ekspor terbesar sepanjang periode 2022–2025, meskipun trennya cenderung menurun dari tahun ke tahun. Komoditas besi dan baja menempati posisi kedua dengan fluktuasi nilai ekspor, relatif stabil pada 2023–2024 sebelum mengalami penurunan cukup tajam di 2025. Pola ini menunjukkan bahwa ketergantungan ekspor Indonesia masih sangat tinggi pada komoditas berbasis minyak nabati, sementara komoditas lainnya belum menunjukkan perkembangan signifikan dalam menopang total ekspor. Temuan ini sejalan dengan penelitian (Pitaloka & Budiningsih, 2025) yang menyebutkan bahwa besi dan baja memiliki keunggulan komparatif tinggi serta pangsa pasar yang kuat, sedangkan barang dari besi atau baja memiliki daya saing lebih lemah.

Namun, terdapat perbedaan yang memperlihatkan bahwa kimia dasar organik dari hasil pertanian justru termasuk dalam tiga besar komoditas dengan nilai ekspor tertinggi selama 2022–2025, menunjukkan adanya perbedaan

Perbandingan K-Means dan K-Medoids dalam Pengelompokan Komoditas Ekspor Industri di Indonesia

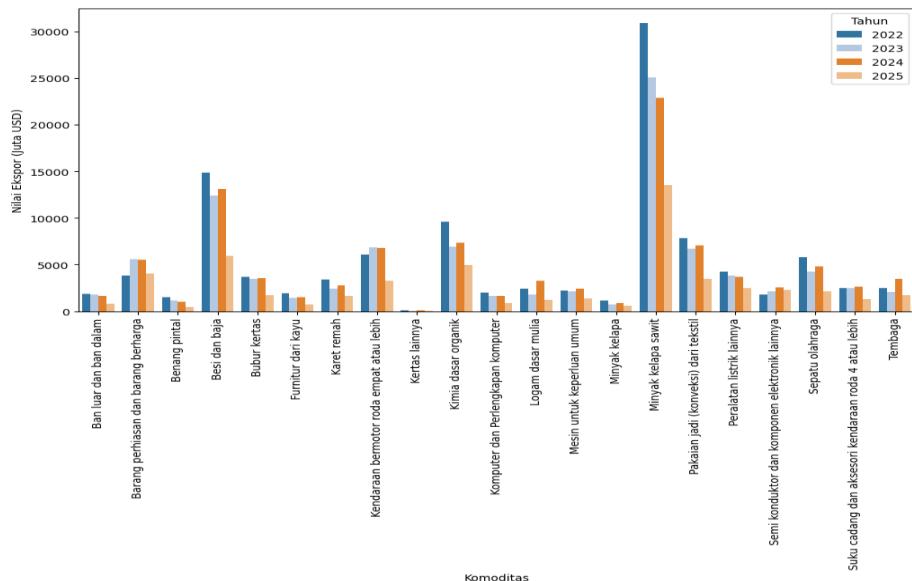
karakteristik data atau fokus komoditas yang digunakan. Perbedaan temuan ini dapat disebabkan oleh perbedaan ruang lingkup kategori komoditas, periode analisis, dan indikator yang digunakan. Penelitian Pitaloka menggunakan kategori bahan kimia organik secara umum dan menilai daya saingnya, sedangkan penelitian ini meninjau kategori yang lebih spesifik yaitu kimia dasar organik berbasis hasil pertanian serta berfokus pada nilai ekspor. Gambaran umum mengenai sebaran nilai ekspor tersebut kemudian diperjelas menggunakan heatmap untuk melihat nilai ekspor setiap komoditas per tahun. Visualisasi ini membantu mengidentifikasi komoditas mana yang secara konsisten memiliki nilai ekspor tinggi dibandingkan komoditas lainnya.



Gambar 6. Heatmap Nilai Ekspor Komoditas Per Tahun

Dapat dilihat bahwa minyak kelapa sawit konsisten mendominasi nilai ekspor sepanjang 2022–2025, meskipun trennya menurun cukup tajam di 2025. Komoditas lain seperti besi dan baja serta kimia dasar organik juga menunjukkan kontribusi yang relatif besar namun dengan nilai lebih rendah dibanding sawit. Sementara sebagian besar komoditas lain memiliki nilai ekspor jauh lebih kecil dan relatif stabil antar tahun.

Perlu dilihat lebih lanjut perbandingan nilai ekspor antar tahun untuk memberikan gambaran mengenai perubahan nilai ekspor setiap komoditas dari 2022 hingga 2025, sehingga dapat diketahui tren kenaikan maupun penurunan yang terjadi pada masing-masing komoditas.

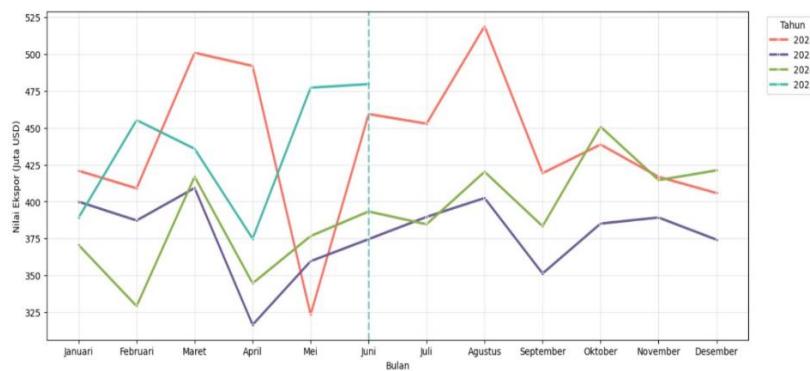


Gambar 7. Perbandingan Nilai Ekspor

Grafik menunjukkan bahwa minyak kelapa sawit konsisten menjadi komoditas dengan nilai ekspor tertinggi sepanjang 2022–2025, meskipun cenderung mengalami penurunan setiap tahunnya. Besi dan baja menempati posisi berikutnya dengan fluktuasi nilai ekspor, sementara sebagian besar komoditas lain relatif stabil dengan kontribusi lebih kecil. Hal ini menegaskan dominasi minyak kelapa sawit dalam struktur ekspor industri Indonesia.

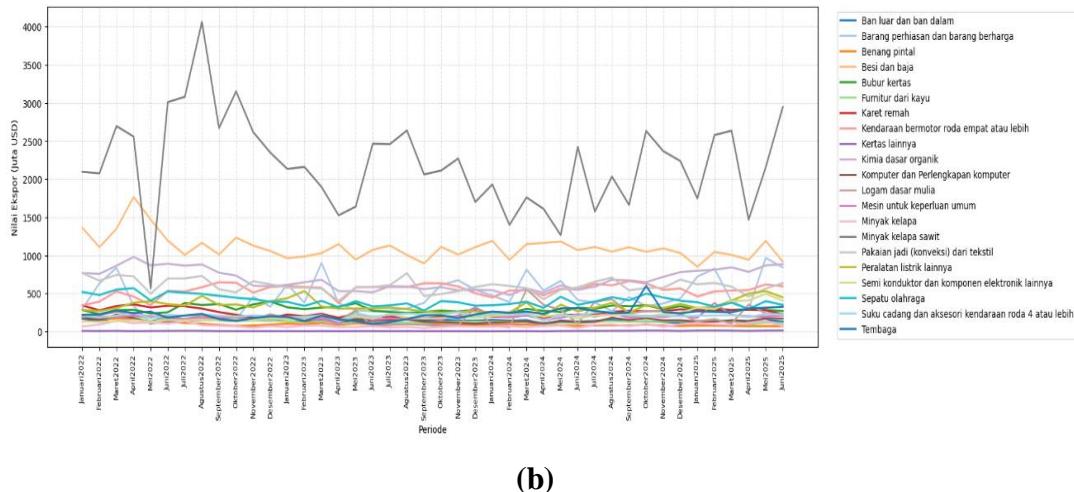
Ekplorasi Tren

Eksplorasi Tren dilakukan untuk memahami dinamika perubahan nilai ekspor secara temporal dan komparatif. Eksplorasi ini untuk melihat pola pertumbuhan, fluktuasi musiman, serta kecenderungan jangka panjang tiap komoditas dalam periodenya. Sehingga dapat diketahui komoditas mana yang menunjukkan tren dari waktu ke waktu.



(a)

Perbandingan K-Means dan K-Medoids dalam Pengelompokan Komoditas Ekspor Industri di Indonesia



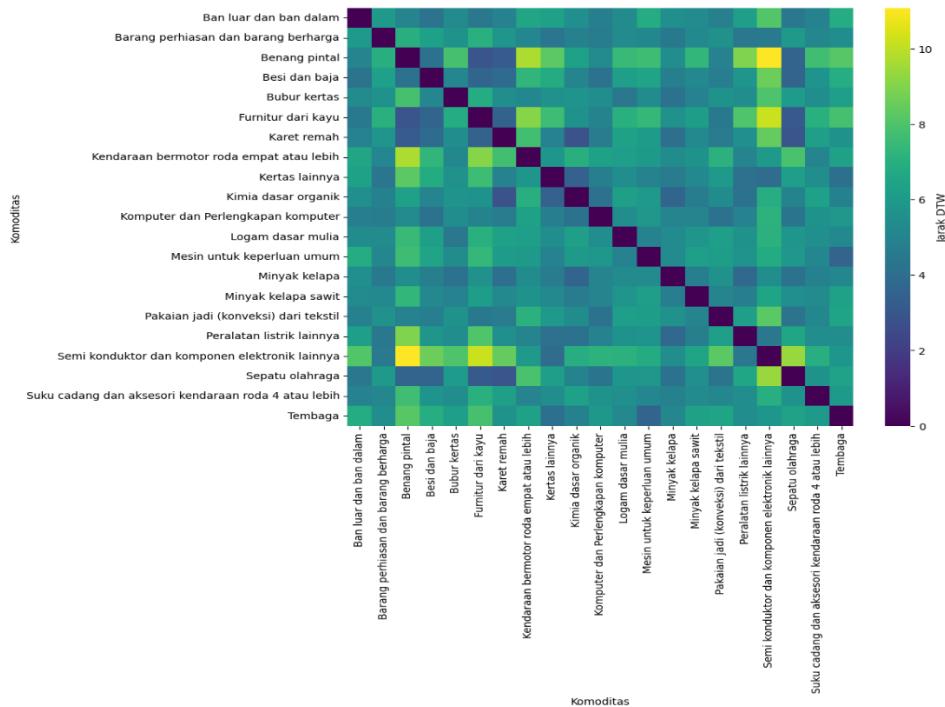
(b)

Gambar 8. Tren Nilai Ekspor (a) bulanan dan (b) bulanan per komoditas

Dari grafik tren nilai ekspor bulanan per tahun (2022–2025), terlihat bahwa pola ekspor relatif stabil dari Januari - Desember dengan fluktuasi moderat, terutama pada tahun 2022 yang sempat menunjukkan nilai ekspor tertinggi dibandingkan tahun-tahun berikutnya. Sementara itu, grafik tren nilai ekspor bulanan per komoditas menunjukkan bahwa komoditas tertentu seperti minyak kelapa sawit dan besi baja mendominasi nilai ekspor, dengan lonjakan yang cukup signifikan pada beberapa bulan, sementara sebagian besar komoditas lainnya relatif rendah dan stabil. Jika dibandingkan, grafik (a) lebih menekankan variasi tren antar tahun secara agregat, sedangkan grafik (b) memperlihatkan kontribusi spesifik tiap komoditas terhadap nilai ekspor bulanan. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun secara total nilai ekspor antar tahun cenderung stabil, variasinya sangat dipengaruhi oleh beberapa komoditas utama yang memiliki peran dominan.

Jarak Dynamic Time Warping (DTW)

Nilai jarak yang digunakan dalam penelitian ini dihitung menggunakan DTW Metode ini memberikan fleksibilitas dalam membandingkan data deret waktu dengan cara menyesuaikan perbedaan pola temporal. Dengan demikian, DTW lebih sesuai untuk data *time series* dibandingkan ukuran konvensional. Hasil perhitungan jarak DTW divisualisasikan dalam bentuk *heatmap* matriks jarak antar komoditas yang memperlihatkan tingkat kemiripan pola pergerakan masing-masing komoditas.

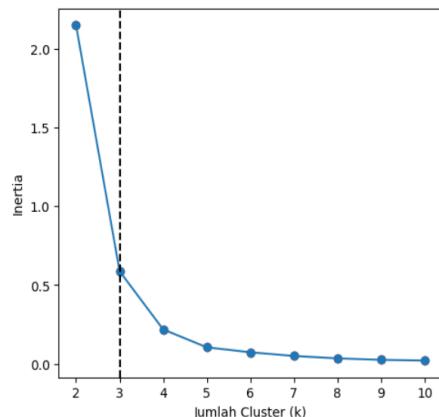


Gambar 9. Matriks Jarak DTW Antar Komoditas

Warna yang lebih gelap menunjukkan pola pergerakan yang relatif mirip (jarak kecil), sedangkan warna yang lebih terang menunjukkan perbedaan pola yang lebih besar (jarak jauh). Nilai matriks jarak DTW ini digunakan sebagai dasar dalam proses pengelompokan menggunakan metode *clustering*, di mana matriks jarak yang dihasilkan sebagai input untuk *K-Means* dan *K-Medoids*. Pendekatan ini sesuai dengan karakteristik *time series* yang memanfaatkan DTW untuk mengukur kemiripan bentuk deret waktu meskipun terjadi pergeseran secara temporal, kemudian membentuk klaster berdasarkan matriks kedekatan tersebut (Gubu et al., 2021). Sehingga, komoditas yang memiliki kesamaan pola pergerakan cenderung dikelompokkan dalam satu klaster, sedangkan komoditas dengan pola pergerakan berbeda akan dipisahkan ke dalam klaster yang lain.

Elbow Method

Analisis *clustering* dilakukan dengan menentukan nilai *k* optimal menggunakan *Elbow Method* dan diperoleh untuk *k* optimal sebanyak 3 klaster.

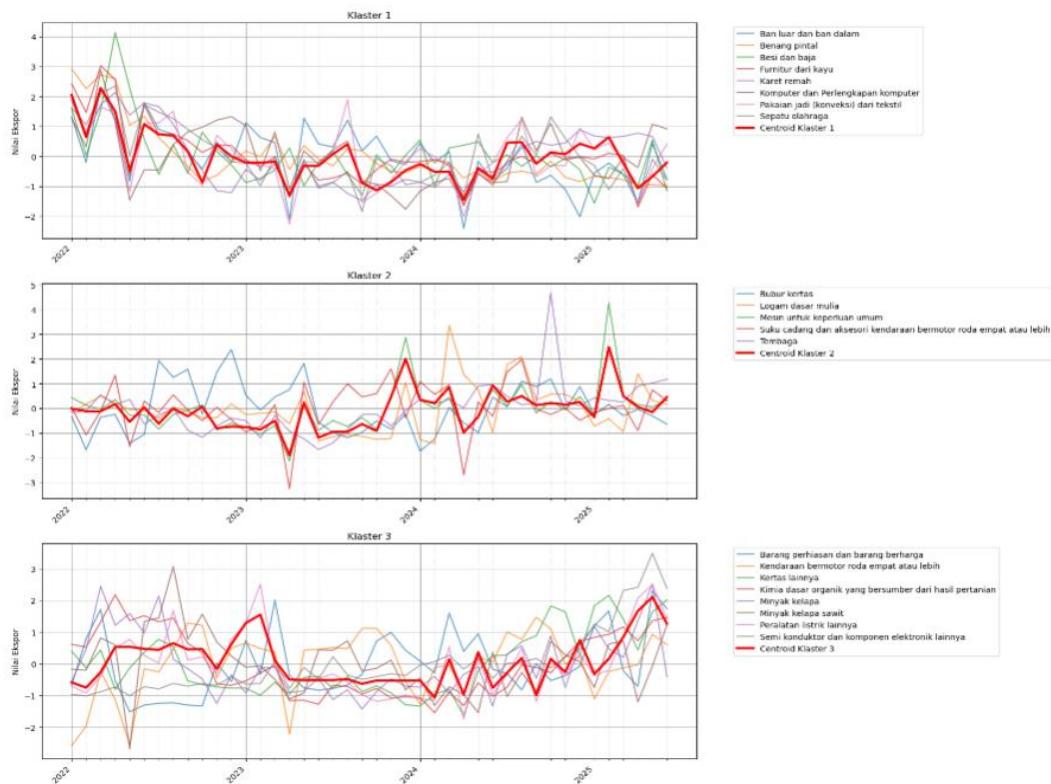


Gambar 10. Hasil *Elbow Method*

Berdasarkan kurva dari *elbow method* diperoleh bahwa terjadi penurunan tajam dari $k=2$ ke $k=3$ dan mulai melandai setelah $k=3$ oleh karena itu, titik siku yang diperoleh berada pada titik $k=3$, hal ini juga menandakan bahwa jumlah klaster setelah $k=3$ tidak memberikan perbaikan nilai inertia yang signifikan terhadap kualitas pemisahan klaster sehingga jumlah klaster yang paling optimal ada 3 klaster.

K-Means

Pengelompokan dengan metode *K-Means* menggunakan jarak DTW menghasilkan tiga klaster optimal. Terlihat pada Gambar 11, Klaster 1 yang berisi komoditas seperti ban luar dalam, benang pintal, besi baja, furnitur kayu, karet, komputer, pakaian jadi, dan sepatu olahraga memperlihatkan fluktuasi di awal periode namun cenderung stabil setelah tahun 2022. Klaster 2 yang mencakup bubur kertas, logam dasar mulia, mesin kebutuhan umum, suku cadang kendaraan, dan tembaga memperlihatkan variasi cukup signifikan, terutama pada pertengahan 2023. Sementara itu, Klaster 3 yang terdiri atas barang perhiasan, kendaraan bermotor, kertas lainnya, kimia dasar organik, minyak kelapa, minyak kelapa sawit, peralatan listrik, dan semikonduktor menunjukkan pola yang lebih bervariasi dengan kecenderungan peningkatan pada akhir periode 2023.



Gambar 11. Visualisasi Klaster Nilai Ekspor *K-Means*

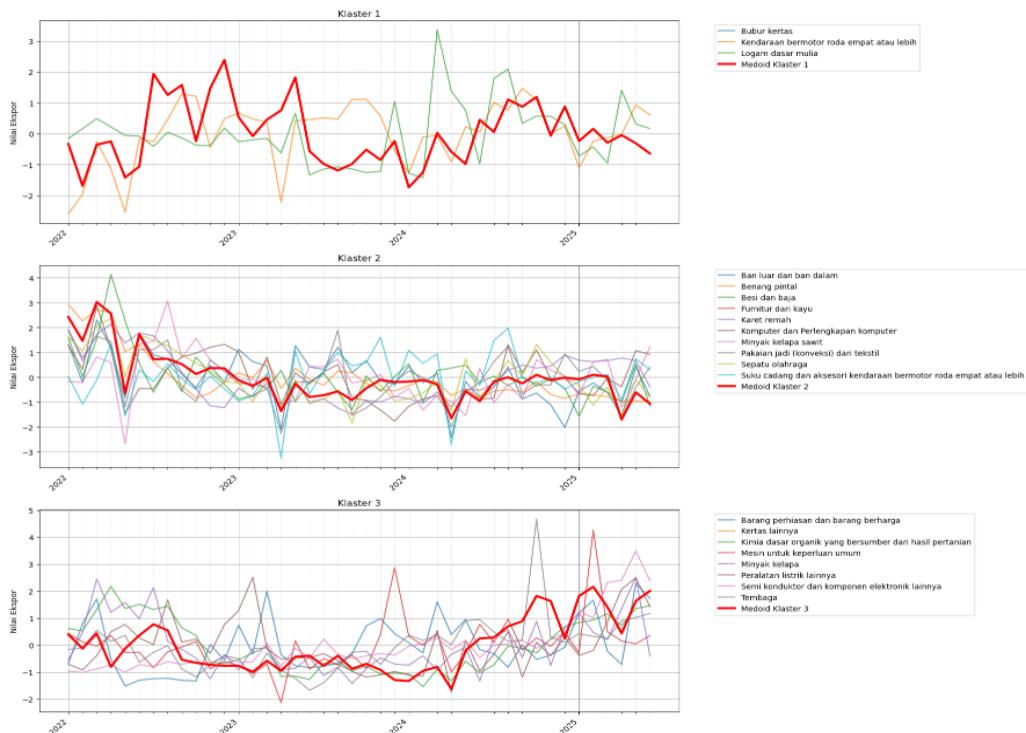
Hasil pengelompokan ini menegaskan penelitian sebelumnya bahwa penggunaan DTW sebagai ukuran jarak mampu mengelompokkan komoditas dengan pola pergerakan yang mirip meskipun terdapat pergeseran temporal (Wijaya et al., 2024). Sehingga pengelompokan yang diperoleh lebih sesuai dibandingkan ukuran jarak euclidean dalam menganalisis data deret waktu ekspor.

K-Medoids

Pengelompokan dengan metode *K-Medoids* menggunakan jarak DTW menghasilkan tiga klaster yang memiliki karakteristik berbeda. Terlihat pada Gambar 12, Klaster 1 terdiri atas komoditas bubur kertas, kendaraan bermotor roda empat, dan logam dasar mulia. Pola pergerakan klaster ini cenderung lebih fluktuatif dengan perbedaan variasi yang cukup jelas antar komoditas, meskipun medoid klaster dapat merepresentasikan kecenderungan pola umum. Klaster 2 memuat komoditas dengan jumlah terbanyak, seperti ban, benang pintal, besi baja, furnitur, karet, komputer, pakaian jadi, minyak kelapa sawit, hingga suku cadang kendaraan. Kelompok ini memperlihatkan pola yang lebih stabil dan konsisten mengikuti medoid klaster, dengan fluktuasi yang relatif kecil sejak 2022. Klaster 3

Perbandingan K-Means dan K-Medoids dalam Pengelompokan Komoditas Ekspor Industri di Indonesia

terdiri atas komoditas barang perhiasan, kertas lain, kimia dasar organik, mesin kebutuhan umum, minyak kelapa, peralatan listrik, semikonduktor, dan tembaga. Klaster ini menunjukkan keragaman pola yang lebih besar dengan beberapa komoditas mengalami peningkatan nilai ekspor pada periode akhir 2023.



Gambar 12. Visualisasi Klaster Nilai Eksport *K-Medoids*

Hasil pengelompokan *K-Medoids* menegaskan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa metode ini mampu mengelompokkan komoditas dengan pola serupa dengan menjaga representasi pusat klaster melalui medoid, sehingga lebih tahan terhadap outlier dibandingkan dengan *K-Means* (Setiawati et al., 2024).

Perbandingan Hasil *Clustering K-Means* dan K-medoid

Hasil pengelompokan menunjukkan bahwa metode *K-Medoids* menghasilkan distribusi anggota klaster yang lebih merata, yaitu 8, 5, dan 8 anggota pada masing-masing klaster. Sementara itu, metode *K-Means* menghasilkan distribusi yang kurang seimbang dengan 3, 10, dan 8 anggota per klaster. Perbedaan ini terjadi karena *K-Medoids* menggunakan medoid sebagai pusat klaster sehingga lebih robust terhadap outlier, sedangkan *K-Means* menggunakan centroid hasil rata-rata yang lebih sensitif terhadap variasi data. Meskipun kualitas pemisahan klaster *K-Medoids* belum optimal, namun metode ini cenderung memhasilkan pembagian klaster yang lebih seimbang dibandingkan metode *K-Means*. Sehingga hasil

perbandingan penelitian ini melengkapi temuan oleh (Ulvi & Ikhsan, 2024) bahwa kedua metode tersebut dapat berbeda dan bergantung pada karakteristik data yang digunakan.

Evaluasi Hasil Klaster

Hasil evaluasi menggunakan *silhouette score* dan DBI menunjukkan bahwa *K-Means* menghasilkan *Silhouette Score* sebesar 0.1493 yang mengindikasikan bahwa pemisahan antar klaster kurang optimal dan masih terdapat anggota klaster yang tumpang tindih. Untuk DBI diperoleh sebesar 2.307 yang relatif tinggi, hal ini memperlihatkan bahwa rata-rata jarak antar klaster tidak terlalu jauh dibandingkan dengan ukuran klaster itu sendiri.

K-Medoids menghasilkan *Silhouette Score* sebesar 0.1577 lebih baik dari *K-Means* yang menunjukkan bahwa pemisahan antar klaster yang terbentuk sudah cukup optimal dan jelas. Selain itu, untuk DBI diperoleh sebesar 1.7990 menunjukkan bahwa klaster yang terbentuk sudah lebih padat dan jarak antar klasternya lebih terpisah dibandingkan dengan *K-Means*. Secara keseluruhan, bahwa *K-Medoids* menghasilkan klaster yang terlihat lebih baik dan terpisah dengan jelas antar klasternya.

Tabel 2. Perbandingan evaluasi hasil *cluster*

Metode <i>Clustering</i>	<i>Silhouette Score</i>	DBI
<i>K-Means</i> (k=3)	0.1493	2.307
<i>K-Medoids</i> (k=3)	0.1577	1.7990

SIMPULAN

Berdasarkan hasil eksplorasi tren nilai ekspor komoditas industri Indonesia periode 2022–2025 menunjukkan bahwa ekspor industri masih didominasi oleh minyak kelapa sawit, sementara sebagian besar komoditas lain cenderung memiliki nilai ekspor yang relatif rendah dan stabil. Pengelompokan komoditas dengan pendekatan jarak DTW diperoleh 3 klaster optimal yang diinterpretasikan sebagai kelompok komoditas dengan nilai ekspor tinggi, menengah, dan rendah. Perbandingan evaluasi hasil cluster *K-Means* dan *K-Medoids* dengan 3 klaster menunjukkan bahwa *K-Medoids* memberikan performa terbaik dengan memperoleh *Silhouette Score* sebesar 0.1577 dan DBI sebesar 0.17990 menghasilkan kualitas

pengelompokan optimal dan nilai lebih baik dibandingkan *K-Means* yang memperoleh *Silhouette Score* 0.1493 dan DBI 2.3037. Hasil ini juga menegaskan bahwa *K-Medoids* lebih robust terhadap keberadaan *outlier* dan lebih mampu menghasilkan klaster yang kompak serta terpisah dengan baik. Secara keseluruhan, dari sisi keilmuan statistika penelitian ini memberikan kontribusi pada pengembangan aplikasi metode *clustering* seperti *K-Means* dan *K-Medoids* dalam analisis nilai ekspor komoditas yang memungkinkan pemahaman lebih mendalam mengenai pola-pola pengelompokan komoditas serta memberikan kontribusi pada aktivitas ekspor hasil industri Indonesia dan rekomendasi kebijakan ekspor industri untuk mengurangi ketergantungan pada komoditas utama serta meningkatkan daya saing ekspor Indonesia di pasar global.

DAFTAR PUSTAKA

- Bustaman, A., Indiastuti, R., Budiono, B., & Anas, T. (2022). Quality of Indonesia's domestic institutions and export performance in the era of global value chains. *Journal of Economic Structures*, 11(1). <https://doi.org/10.1186/s40008-022-00293-5>
- Gubu, L., Rosadi, D., & Abdurakhman. (2021). PEMBENTUKAN PORTOFOLIO SAHAM MENGGUNAKAN KLASTERING TIME SERIES K-MEDOID DENGAN UKURAN JARAK DYNAMIC TIME WARPING. *Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*, 13(2), 35–46. <https://doi.org/10.34123/jurnalasks.v13i2.295>
- Hermanto, H. (2024). Implementation of the Web-Based K-Means Clustering Algorithm on Hypertension Levels in the Elderly at the Bungah District Health Center. *Indonesian Journal of Electronics, Electromedical Engineering, and Medical Informatics*, 6(2), 65–77. <https://doi.org/10.35882/h6596074>
- Irani, J., Pise, N., & Phatak, M. (2016). Clustering Techniques and the Similarity Measures used in Clustering: A Survey. *International Journal of Computer Applications*, 134(7), 9–14. <https://doi.org/10.5120/ijca2016907841>
- Januzaj, Y., Beqiri, E., & Luma, A. (2023). Determining the Optimal Number of Clusters using Silhouette Score as a Data Mining Technique. *International Journal of Online and Biomedical Engineering*, 19(4), 174–182. <https://doi.org/10.3991/ijoe.v19i04.37059>
- Muhammad Raqib Syahkur, Hartama, D., & Solikhun, S. (2024). Evaluasi Jumlah Cluster pada Algoritma K-Means++ Menggunakan Silhouette dan Elbow dengan Validasi Nilai DBI dalam Mengelompokkan Gizi Balita. *JST (Jurnal Sains Dan Teknologi)*, 13(3), 487–496. <https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v13i3.86419>
- Novianti, T., Sari, A. M., Sari, L. K., & Asikin, Z. (2024). Competitiveness of Indonesia's Agricultural Exports To China: Trends and Strategic Insights. *Jurnal Manajemen Dan Agribisnis*, 21(3), 374–386. <https://doi.org/10.17358/jma.21.3.374>

- Pitaloka, N. M. A. D. G., & Budiningsih, N. K. (2025). Analisis Daya Saing Ekspor Manufaktur Indonesia di Pasar Global. *Optimal: Jurnal Ekonomi Dan Manajemen*, 5(4). <https://doi.org/https://doi.org/10.55606/optimal.v5i4.7955>
- Qusyairi, M., Zul Hidayatullah, & Arnila Sandi. (2024). Penerapan K-Means Clustering Dalam Pengelompokan Prestasi Siswa Dengan Optimasi Metode Elbow. *Infotek: Jurnal Informatika Dan Teknologi*, 7(2), 500–510. <https://doi.org/10.29408/jit.v7i2.26375>
- Rahman, A. T., Wiranto, & Anggarainingsih, R. (2017). Coal Trade Data Clusterung Using K-Means (Case Study PT . Global Bangkit Utama). *ITSMART: Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Informasi*, 6(1), 24–31. <https://doi.org/https://doi.org/10.20961/itsmart.v6i1.11296>
- Rizki, M. I., Taqqiyuddin, T. A., & Cerelia, J. J. (2021). K-Medoids Clustering dengan Jarak Dynamic Time Warping dalam Mengelompokkan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Kasus Aktif COVID-19. *Prosiding Seminar Nasional Matematika*, 4(March), 685–692.
- Sari, R. Y., Oktavianto, H., Sulistyo, H. W., Teknik, M. F., Jember, U. M., Teknik, D. F., Muhammdiyah, U., Koresponden, J., Teknik, D. F., & Jember, U. M. (2022). *ALGORITMA K-MEANS DENGAN METODE ELBOW UNTUK MENGELOMPOKKAN KABUPATEN/KOTA DI JAWA TENGAH BERDASARKAN KOMPONEN PEMBENTUK INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA*. 3(2), 104–108.
- Setiawati, E., Fernanda, U. D., Agesti, S., Iqbal, M., & Herjho, M. O. A. (2024). Implementation of K-Means, K-Medoid and DBSCAN Algorithms In Obesity Data Clustering. *IJATIS: Indonesian Journal of Applied Technology and Innovation Science*, 1(1), 23–29. <https://doi.org/10.57152/ijatis.v1i1.1109>
- Tsabitah, D., Angraini, Y., & Sumertajaya, I. M. (2025). Implementation of Clustering Time Series with DTW to Clustering and Forecasting Rice Prices Each Provinces in Indonesia. *Inferensi*, 8(1), 13. <https://doi.org/10.12962/j27213862.v8i1.21952>
- Ulvi, H. A., & Ikhsan, M. (2024). Comparison of K-Means and K-Medoids Clustering Algorithms for Export and Import Grouping of Goods in Indonesia. *Sinkron*, 8(3), 1671–1685. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i3.13815>
- Ustriaifi, F. (2017). ANALISIS DAYA SAING KOMODITI EKSPOR UNGGULAN INDONESIA DI PASAR INTERNASIONAL. *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, 14(2). <https://doi.org/https://doi.org/10.22219/jep.v14i2.3851>
- Valentika, N., Nursyirwan, V. I., Syazali, M., Azis, I., & Abdullah, S. (2021). Pemodelan Suku Bunga, Kurs, Impor dan Ekspor dengan Menggunakan VECM. *MUST: Journal of Mathematics Education, Science and Technology*, 6(1), 15. <https://doi.org/10.30651/must.v6i1.5858>
- Wijaya, F. A. W. T. S., Prasetyo, E., & Tias, R. F. (2024). Dynamic Time Warping Pada Metode K-Means Untuk Pengelompokan Data Trend Penjualan Produk. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 02, 100–109.
- Xia, S., Peng, D., Meng, D., Zhang, C., & ... (2020). Ball -Means: Fast Adaptive Clustering With No Bounds. *IEEE Transactions on ...*, May. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.00784>