

KLASTERISASI DINAMIKA HARGA BAWANG MERAH INDONESIA MENGUNAKAN MAHALANOBIS DISTANCE DYNAMIC TIME WARPING UNTUK MENGIDENTIFIKASI STRUKTUR PASAR WILAYAH

Nyayu Azzahra Nabila^{1*}, Akbar Rizki¹

¹Statistika dan Sains Data, IPB University, Bogor, Indonesia

*Penulis korespondensi: nyayunabila@apps.ipb.ac.id

ABSTRAK

Bawang merah merupakan bahan pangan yang sering digunakan pada banyak menu makanan di Indonesia menunjukkan disparitas harga yang tinggi antarprovinsi maupun antarwaktu akibat perbedaan produksi, distribusi, dan kondisi pasokan. Dinamika harga ini membuat pemetaan kluster penting untuk memahami struktur pasar, mengidentifikasi wilayah sentra dan defisit, serta mendukung perumusan kebijakan stabilisasi harga yang tepat sasaran. Pada banyak penelitian, *dynamic time warping* (DTW) berbasis jarak *Euclidean* digunakan untuk menganalisis kemiripan deret waktu, tetapi pendekatan tersebut sensitif terhadap pencilaan dan perbedaan skala. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan *Mahalanobis Distance Dynamic Time Warping* (MDDTW) yang dinilai lebih *robust* berdasarkan literatur, karena mempertimbangkan kovariansi dan variasi skala antarwaktu. Penelitian ini bertujuan mengelompokkan provinsi di Indonesia berdasarkan dinamika harga bawang merah periode 2022–2025. Tahapan analisis meliputi imputasi nilai hilang, transformasi data menjadi deret waktu, perhitungan varians global untuk memperoleh matriks kovarian invers, pembangunan matriks ketidakmiripan menggunakan MDDTW, serta pengelompokan dengan *hierarchical clustering*. Hasil analisis menghasilkan tiga kluster utama: kluster harga rendah yang didominasi wilayah sentra produksi, kluster harga menengah dengan fluktuasi moderat, dan kluster harga tinggi yang berasal dari wilayah defisit logistik. Temuan ini menunjukkan adanya fragmentasi struktur pasar nasional dan dapat menjadi dasar bagi perumusan strategi stabilisasi harga yang lebih terarah.

Kata kunci: Clustering; Cluster time series; Dynamic Time Warping; Harga bawang merah; Jarak Mahalanobis

1 PENDAHULUAN

Bawang merah merupakan salah satu komoditas hortikultura strategis di Indonesia karena perannya yang penting dalam konsumsi rumah tangga serta kontribusinya terhadap perekonomian pertanian nasional. Sebagai bahan pangan yang digunakan hampir pada seluruh masakan sehari-hari, permintaan bawang merah bersifat relatif stabil sepanjang waktu dan melibatkan rantai produksi serta distribusi yang luas, mulai dari petani hingga konsumen akhir. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa bawang merah memiliki pengaruh signifikan terhadap inflasi pangan dan kesejahteraan rumah tangga, sehingga sering menjadi perhatian utama dalam kebijakan stabilisasi harga komoditas pangan (Huda *et al.*, 2023; Rahmawati *et al.*, 2018). Oleh karena itu, dinamika harga bawang merah tidak hanya mencerminkan kondisi pasar pertanian, tetapi juga menjadi indikator penting bagi stabilitas ekonomi pangan nasional.

Harga bawang merah di Indonesia dikenal mengalami fluktuasi yang tinggi baik antar waktu maupun antar wilayah, yang mencerminkan ketidakseimbangan antara pasokan dan permintaan serta berbagai faktor logistik dan struktural di pasar pangan nasional. Penelitian empiris

menunjukkan bahwa volatilitas harga komoditas hortikultura seperti bawang merah tidak hanya terjadi sepanjang waktu, tetapi juga berbeda secara signifikan antar daerah, terutama antara sentra produksi dan wilayah yang kurang terintegrasi secara infrastruktur pasar (disparitas harga antar provinsi) (Bhinadi, 2023). Sahara *et al.* (2019) serta Zain *et al.* (2022) menemukan bahwa transmisi harga bawang merah dalam rantai pemasaran bersifat tidak sempurna dan asimetris, sehingga perubahan harga di satu tingkat pasar atau wilayah tidak selalu diteruskan secara proporsional ke wilayah lain. Temuan serupa juga ditunjukkan oleh Sembiring *et al.* (2024), yang melaporkan adanya perbedaan respons harga bawang merah antarwilayah dalam jangka pendek maupun jangka panjang. Selain itu, Putri *et al.* (2023) menunjukkan bahwa volatilitas harga bawang merah dapat ditransmisikan antar daerah, menandakan adanya keterkaitan pasar yang kompleks namun tidak sepenuhnya terintegrasi. Kondisi ini mengindikasikan bahwa disparitas harga bawang merah merupakan fenomena struktural yang berlangsung secara temporal dan spasial, sehingga memerlukan pendekatan analisis yang mampu menangkap dinamika harga lintas wilayah secara komprehensif.

Untuk mengkaji kemiripan dinamika harga bawang merah antarprovinsi secara lebih komprehensif, pendekatan klasterisasi deret waktu menjadi metode yang relevan karena mampu mengelompokkan wilayah berdasarkan pola pergerakan harga, bukan hanya berdasarkan nilai rata-rata. Dalam banyak penelitian sebelumnya, kemiripan deret waktu umumnya diukur menggunakan Dynamic Time Warping (DTW) berbasis jarak Euclidean karena fleksibilitasnya dalam menangkap pergeseran fase waktu (Shokoohi-Yekta *et al.*, 2017). Namun, pendekatan tersebut memiliki keterbatasan karena sensitif terhadap pencilaan serta mengabaikan perbedaan skala dan struktur varians data antarwilayah, yang sering muncul pada data harga pangan (Song *et al.*, 2022; D'Urso *et al.*, 2023). Untuk mengatasi kelemahan tersebut, penelitian ini menerapkan Mahalanobis Distance–Based Dynamic Time Warping (MDDTW), yang mengintegrasikan informasi kovarians ke dalam perhitungan jarak sehingga lebih robust dalam menangkap kemiripan pola deret waktu dengan volatilitas dan skala yang berbeda (Li *et al.*, 2022). Selanjutnya, matriks ketidakmiripan yang dihasilkan digunakan sebagai dasar pembentukan klaster melalui metode *hierarchical clustering*. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan provinsi-provinsi di Indonesia berdasarkan kemiripan pola deret waktu harga bawang merah periode 2022–2025 dengan menggunakan pendekatan *Mahalanobis Distance–Based Dynamic Time Warping* (MDDTW) dan metode *hierarchical clustering*, serta mengidentifikasi karakteristik masing-masing klaster sebagai dasar analisis struktur pasar dan perumusan kebijakan stabilisasi harga yang lebih terarah.

2 METODE

2.1 Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Kementerian Perdagangan Republik Indonesia, yang menyediakan data harga konsumen untuk 15 komoditas pangan pada level administrasi Kabupaten/Kota di seluruh Indonesia. Data yang digunakan mencakup periode Januari 2022 hingga Desember 2025 dengan frekuensi pengamatan bulanan.

2.2 Metode Analisis

Seluruh proses pengolahan data dan analisis statistik dilakukan menggunakan perangkat lunak R dengan langkah-langkah sebagai berikut (Kereh, 2025):

2.2.1 Pra-Pemrosesan dan Pembentukan Deret Waktu

Tahap pra-pemrosesan meliputi penyaringan komoditas bawang merah, penanganan nilai hilang, serta agregasi spasial dan temporal. Data harga pada level Kabupaten/Kota diagregasi ke level Provinsi dengan menghitung rata-rata harga wilayah yang tersedia pada setiap periode, kemudian

dibentuk menjadi deret waktu bulanan. Tahap ini menghasilkan deret waktu harga bawang merah tingkat provinsi yang siap dianalisis.

2.2.2 Eksplorasi Pola Deret Waktu

Eksplorasi awal dilakukan melalui visualisasi deret waktu harga bawang merah seluruh provinsi untuk memperoleh gambaran umum pola pergerakan harga antarwilayah. Selain itu, visualisasi sebaran harga digunakan untuk menggambarkan variasi harga antarprovinsi. Tahapan ini bertujuan memberikan konteks awal sebelum dilakukan analisis klaster deret waktu.

2.2.3 Klasterisasi Deret Waktu

Klasterisasi pola deret waktu harga bawang merah antarprovinsi dilakukan menggunakan pendekatan *Mahalanobis Distance-Based Dynamic Time Warping* (MDDTW). *Dynamic Time Warping* (DTW) digunakan untuk mengukur kesamaan pola antar deret waktu dengan memperhitungkan kemungkinan pergeseran fase waktu, sedangkan *Mahalanobis distance* digunakan untuk memperhitungkan struktur kovarians sehingga menghasilkan ukuran jarak yang lebih representatif dibandingkan jarak *Euclidean*.

Misalkan dua deret waktu

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n), Y = (y_1, y_2, \dots, y_m) \quad (1)$$

DTW didefinisikan sebagai:

$$DTW(X, Y) = \min_W \sum_{(i,j) \in W} d(x_i, y_j) \quad (2)$$

dengan W menyatakan warping path dan $d(x_i, y_j)$ jarak lokal antar titik waktu.

Jarak Mahalanobis didefinisikan sebagai:

$$d_M(x, y) = \sqrt{(x - y)^T S^{-1} (x - y)} \quad (3)$$

dengan S merupakan matriks kovarians dan x, y vektor pengamatan.

Dengan mengganti jarak lokal pada DTW menggunakan jarak Mahalanobis, jarak MDDTW dirumuskan sebagai:

$$MDDTW(X, Y) = \min_W \sum_{(i,j) \in W} d_M(x_i, y_j) \quad (4)$$

Matriks jarak MDDTW selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam proses penggerombolan hierarki. Penggerombolan dilakukan menggunakan lima jenis pautan, yaitu pautan tunggal (*single linkage*), pautan lengkap (*complete linkage*), pautan rata-rata (*average linkage*), pautan centroid, dan pautan Ward, untuk membentuk struktur klaster deret waktu antarprovinsi.

2.2.4 Evaluasi Kualitas Pembentukan Klaster

Evaluasi kualitas klaster dilakukan untuk menilai kesesuaian struktur klaster yang terbentuk serta menentukan jumlah klaster yang optimal. Kesesuaian struktur klaster hierarki terhadap matriks jarak MDDTW dievaluasi menggunakan koefisien korelasi *cophenetic* dengan rumus sebagai berikut:

$$r_c = \frac{\sum_{i < j} (d_{ij} - \bar{d})(c_{ij} - \bar{c})}{\sqrt{\sum_{i < j} (d_{ij} - \bar{d})^2 \sum_{i < j} (c_{ij} - \bar{c})^2}} \quad (5)$$

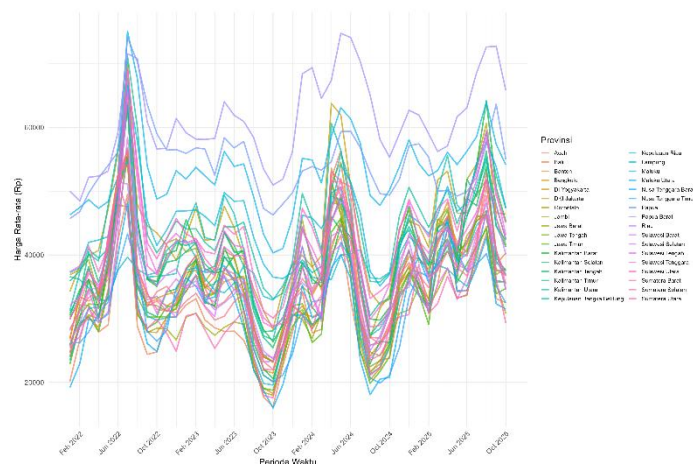
dengan d_{ij} adalah jarak asli antar objek, c_{ij} adalah jarak cophenetic, $r_c \in [-1, 1]$.

Penentuan jumlah kluster optimal dilakukan menggunakan koefisien silhouette, indeks Calinski–Harabasz (CHI), serta metode elbow. Koefisien silhouette merupakan ukuran yang menggabungkan kohesi dan separasi kluster, dengan nilai pada interval $[-1,1]$, di mana nilai yang lebih tinggi secara umum menunjukkan kluster yang lebih kohesif dan terpisah secara baik. Indeks Calinski–Harabasz menghitung rasio variasi antar dan dalam kluster, hasil indeks CHI dievaluasi secara relatif untuk berbagai jumlah kluster, di mana jumlah kluster dengan nilai CHI tertinggi dipilih sebagai kandidat kluster optimal. Sementara itu, metode elbow memanfaatkan perubahan total variasi terhadap jumlah kluster, diinterpretasikan dengan mengidentifikasi titik tekuk pada kurva variasi dalam kluster terhadap jumlah kluster, yang menunjukkan bahwa penambahan kluster setelah titik tersebut tidak lagi memberikan penurunan variasi yang signifikan. Penentuan jumlah kluster optimal selanjutnya dilakukan dengan mempertimbangkan hasil ketiga metode tersebut secara bersama-sama.

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Gambaran Umum Pola Deret Waktu Harga Bawang Merah Antarprovinsi

Berdasarkan Gambar 1, harga bawang merah antarprovinsi menunjukkan pola pergerakan yang relatif seragam secara umum, dengan fluktuasi harga yang terjadi pada rentang waktu yang mirip. Namun demikian, terdapat perbedaan pada dinamika temporalnya, khususnya pada waktu puncak harga dan intensitas fluktuasi antarprovinsi. Beberapa provinsi mengalami kenaikan harga yang lebih tajam atau pergeseran waktu puncak dibandingkan provinsi lain, sehingga menunjukkan bahwa meskipun tren globalnya serupa, pola pergerakan harga antarprovinsi tidak sepenuhnya identik.



Gambar 1. Plot deret waktu harga bawang merah seluruh provinsi

Hasil eksplorasi distribusi harga bawang merah antarprovinsi melalui boxplot pada Gambar 2 menunjukkan bahwa sebaran harga berbeda-beda antarwilayah dan terdapat nilai pencilan (*outlier*) pada beberapa provinsi. yang mengindikasikan lonjakan atau penurunan harga ekstrem pada periode tertentu. Keberadaan *outlier* seperti ini penting untuk dipertimbangkan karena dalam analisis time series *outlier* dapat memengaruhi perhitungan jarak dan struktur kluster bila metrik jarak yang digunakan sensitif terhadap pencilan, seperti jarak *Euclidean*, yang hanya menghitung perbedaan titik-ke-titik tanpa mempertimbangkan sifat sebaran dan kovarians data.

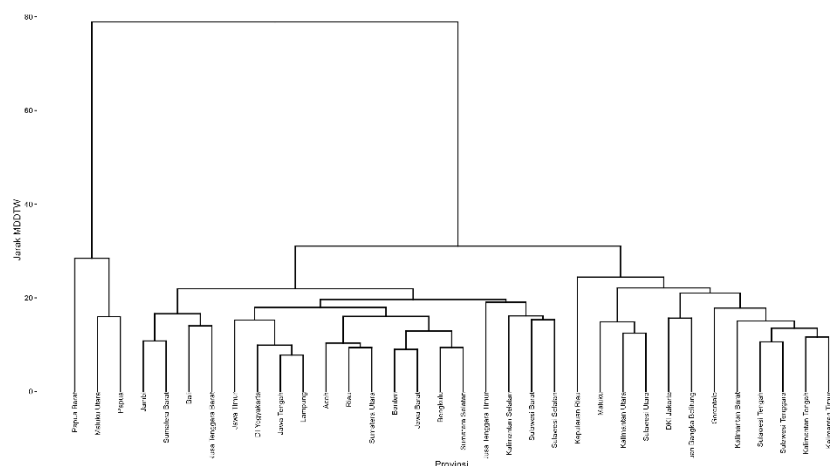
cophenetic untuk menilai kesesuaian dendrogram terhadap jarak MDDTW asli. Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan terhadap lima jenis pautan, yaitu pautan tunggal, lengkap, rata-rata, centroid, dan Ward. Nilai koefisien *cophenetic* dari masing-masing pautan disajikan pada Tabel 2 untuk menentukan metode pautan yang memberikan representasi struktur kluster paling optimal.

Tabel 2. Koefisien korelasi *cophenetic* setiap pautan

Pautan	Koefisien Korelasi Cophenetic
Pautan Tunggal	0.7734
Pautan Lengkap	0.8224
Pautan Rataan	0.8244
Pautan Centroid	0.8049
Pautan Ward	0.7884

Tabel 2 menyajikan nilai koefisien korelasi *cophenetic* untuk lima jenis pautan yang digunakan dalam klusterisasi hirarkis berbasis jarak MDDTW. Nilai koefisien *cophenetic* yang lebih tinggi menunjukkan bahwa struktur dendrogram yang dihasilkan semakin mampu merepresentasikan jarak ketidakmiripan asli antarprovinsi. Berdasarkan tabel tersebut, pautan rata-rata (*average linkage*) menghasilkan nilai koefisien *cophenetic* tertinggi, yaitu sebesar 0,8244, diikuti oleh pautan lengkap (0,8224). Hal ini mengindikasikan bahwa pautan rata-rata memberikan representasi struktur kluster yang paling konsisten terhadap matriks jarak MDDTW dibandingkan pautan lainnya. Oleh karena itu, pautan rata-rata dipilih sebagai metode pautan yang digunakan pada tahap analisis kluster selanjutnya.

Struktur klaster deret waktu selanjutnya divisualisasikan menggunakan dendrogram hasil klasterisasi hierarkis dengan pautan rata-rata pada Gambar 3. Dendrogram ini menggambarkan proses penggabungan antarprovinsi secara bertahap berdasarkan jarak MDDTW, serta menjadi dasar dalam menentukan titik pemotongan klaster sesuai dengan jumlah klaster optimal yang diperoleh dari hasil evaluasi.



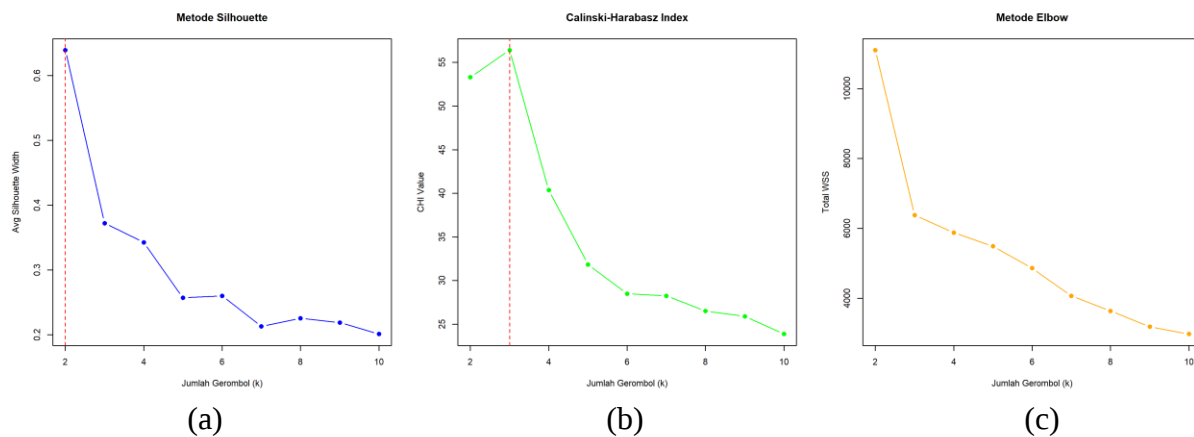
Gambar 3. Visualisasi Dendrogram Klusterisasi Hierearkis

Dendrogram pada Gambar 3 menggambarkan proses penggabungan antarprovinsi secara bertahap berdasarkan jarak MDDTW, di mana provinsi dengan pola deret waktu yang lebih mirip akan bergabung pada tingkat jarak yang lebih rendah. Secara umum, dendrogram menunjukkan adanya beberapa kelompok besar yang terbentuk pada tingkat jarak tertentu, yang mengindikasikan

keberadaan struktur kluster alami dalam data. Namun demikian, pada tahap ini dendrogram belum dipotong pada jumlah kluster tertentu, sehingga diperlukan evaluasi lebih lanjut untuk menentukan jumlah kluster yang optimal.

3.3 Evaluasi Kualitas Kluster

Setelah metode pautan terbaik ditentukan berdasarkan nilai koefisien korelasi *cophenetic*, tahap selanjutnya adalah menentukan jumlah kluster yang optimal. Penentuan jumlah kluster diperlukan untuk memastikan bahwa struktur kluster yang terbentuk tidak hanya konsisten secara hierarkis, tetapi juga memiliki kualitas pemisahan dan kekompakan yang baik. Pada penelitian ini, jumlah kluster dievaluasi menggunakan tiga indeks validasi, yaitu koefisien silhouette, indeks Calinski–Harabasz (CHI), dan metode elbow, yang masing-masing menilai kualitas kluster dari sudut pandang yang berbeda.



Gambar 4. Visualisasi indeks validasi untuk penentuan jumlah gerombol optimal berdasarkan Koefisien Silhouette (a), Indeks Calinski-Harabasz (CHI) (b), dan Metode Elbow (c)

Hasil evaluasi jumlah kluster pada Gambar 4 menunjukkan adanya perbedaan rekomendasi antar indeks validasi. Koefisien silhouette cenderung memilih jumlah kluster yang lebih kecil karena menekankan keseragaman internal kluster, sementara indeks Calinski–Harabasz dan metode elbow lebih sensitif terhadap struktur variasi global data. Dengan mempertimbangkan tujuan penelitian untuk menangkap keragaman pola deret waktu harga bawang merah antarprovinsi, jumlah kluster $k = 3$ dipilih sebagai solusi yang paling representatif karena mampu menyeimbangkan antara kekompakan kluster dan kemampuan memisahkan variasi pola yang berbeda.

Dengan menggunakan jumlah kluster tersebut, dendrogram hasil klusterisasi hierarkis dengan pautan rata-rata kemudian dipotong pada tingkat yang sesuai. Hasil pemotongan dendrogram menunjukkan bahwa provinsi-provinsi terbagi ke dalam tiga kelompok utama. Ada kluster yang terdiri atas Papua Barat, Maluku Utara, dan Papua, yang bergabung pada tingkat jarak yang relatif lebih tinggi dibandingkan provinsi lainnya. Kemudian, kluster yang mencakup sebagian besar provinsi di wilayah Sumatera, Jawa, Bali, dan Nusa Tenggara, serta beberapa provinsi di Kalimantan dan Sulawesi. Terakhir kluster yang terdiri atas provinsi-provinsi yang tersebar di wilayah Kepulauan Riau, Maluku, dan Kalimantan serta Sulawesi. Pembagian ini mencerminkan perbedaan tingkat kemiripan pola deret waktu harga bawang merah antarprovinsi sebagaimana ditunjukkan oleh struktur penggabungan pada dendrogram berbasis MDDTW.

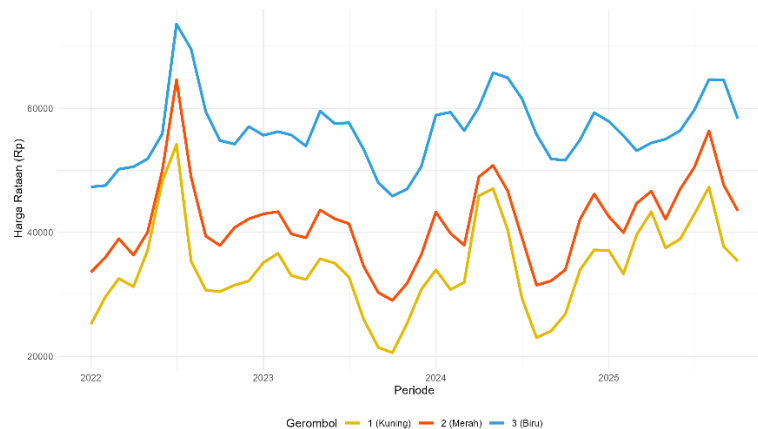
3.4 Karakteristik dan Interpretasi Kluster Provinsi

Setelah struktur kluster ditetapkan berdasarkan hasil pemotongan dendrogram pada jumlah kluster optimal, analisis selanjutnya difokuskan pada karakteristik dan interpretasi masing-masing kluster yang terbentuk. Pada tahap ini, setiap kluster dianalisis untuk mengidentifikasi pola deret waktu harga bawang merah yang menjadi ciri khas kelompok tersebut. Karakteristik kluster disajikan melalui daftar provinsi pada setiap kluster ditunjukkan oleh Tabel 3.

Tabel 3. Daftar provinsi per kluster

Kluster	Jumlah Provinsi	Provinsi
1	19	Nanggroe Aceh Darussalam, Bali, Bengkulu, DI Yogyakarta, Jambi, Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, Kalimantan Selatan, Lampung, Nusa Tenggara Barat, Nusa Tenggara Timur, Riau, Sulawesi Barat, Sulawesi Selatan, Sumatera Barat, Sumatera Selatan, Sumatera Utara, Banten
2	12	DKI Jakarta, Gorontalo, Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Timur, Kalimantan Utara, Kepulauan Bangka Belitung, Kepulauan Riau, Maluku, Sulawesi tengah, Sulawesi Tenggara, Sulawesi Utara
3	3	Papua, Papua Barat, Maluku Utara

Visualisasi rata-rata deret waktu harga bawang merah, yang bertujuan untuk memberikan gambaran komparatif mengenai perbedaan dinamika harga antar kluster ditunjukkan oleh Gambar 5.



Gambar 5. Plot rata-rata deret waktu tiap kluster

Berdasarkan hasil pemotongan dendrogram, data harga bawang merah antarprovinsi terbagi ke dalam tiga kluster utama dengan masing-masing anggota kluster dapat dilihat pada Tabel 3. Karakteristik masing-masing kluster dapat diamati secara jelas melalui plot rata-rata deret waktu tiap kluster pada Gambar 5. Kluster pertama menunjukkan rata-rata harga terendah, kluster kedua berada pada tingkat harga menengah, sedangkan kluster ketiga memiliki rata-rata harga tertinggi. Selanjutnya, plot deret waktu harga bawang merah per provinsi dapat dilihat pada Gambar 6.

[illegible]

The graph plots Mean Period (days) on the y-axis (ranging from 0 to 12,000) against Period (days) on the x-axis (ranging from 0 to 1,000). Three models are compared: 1D (red solid line), 2D (green solid line), and 3D (blue solid line). The 3D model shows the highest mean period, peaking at approximately 11,500 days around a 1,000-day period. The 2D model peaks at about 8,500 days, and the 1D model peaks at about 7,500 days. All models show a general increase in mean period with increasing period, with some local maxima and minima.

709

pengelompokan berdasarkan kesamaan pola temporal (bukan hanya nilai absolut) adalah pendekatan yang valid dan umum dipakai dalam analisis data deret waktu.

4 KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan provinsi di Indonesia berdasarkan dinamika harga bawang merah periode 2022–2025 menggunakan pendekatan Mahalanobis Distance–Based Dynamic Time Warping (MDDTW) dan metode *hierarchical clustering*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa harga bawang merah antarprovinsi tidak bersifat homogen, melainkan terbagi ke dalam tiga klaster utama dengan karakteristik tingkat harga dan volatilitas yang berbeda. Klaster harga rendah dicirikan oleh pola fluktuasi yang relatif seragam, klaster harga menengah menunjukkan dinamika moderat, sedangkan klaster harga tinggi memiliki volatilitas paling besar.

Klaster dengan harga rendah dan fluktuasi relatif seragam umumnya didominasi oleh wilayah sentra produksi dan daerah dengan keterhubungan distribusi yang baik, sementara klaster harga menengah mencerminkan wilayah dengan dinamika pasokan yang cukup stabil tetapi tetap sensitif terhadap guncangan nasional. Sebaliknya, klaster dengan harga tertinggi dan volatilitas paling ekstrem didominasi oleh wilayah timur dan daerah dengan keterbatasan logistik, yang secara ekonomi sering dikaitkan dengan tingginya biaya distribusi, lemahnya integrasi pasar, dan ketergantungan pada pasokan dari luar wilayah.

Pola ini konsisten dengan temuan studi-studi ekonomi pangan sebelumnya yang menunjukkan bahwa disparitas dan volatilitas harga bawang merah di Indonesia dipengaruhi oleh struktur pasar, rantai distribusi, serta transmisi harga antarwilayah yang tidak simetris (Huda et al., 2023; Putri et al., 2023; Sulistiowati et al., 2021). Pengelompokan ini menegaskan bahwa kemiripan antarprovinsi lebih ditentukan oleh pola pergerakan harga dari waktu ke waktu dibandingkan oleh tingkat harga semata. Penggunaan MDDTW terbukti relevan dalam menangkap kemiripan pola deret waktu yang mengandung pergeseran fase, perbedaan skala, dan pencilan, sehingga klaster yang dihasilkan tidak hanya valid secara statistik tetapi juga konsisten secara ekonomi. Dengan demikian, tujuan penelitian untuk memetakan struktur klaster harga bawang merah antarprovinsi dan mengidentifikasi fragmentasi pasar nasional telah tercapai.

Penelitian selanjutnya disarankan untuk memasukkan variabel pendukung seperti volume produksi, biaya distribusi, dan arus perdagangan antarwilayah guna memperkaya interpretasi klaster yang terbentuk. Selain itu, pengembangan metode dapat dilakukan dengan membandingkan MDDTW dengan pendekatan klasterisasi deret waktu lainnya atau menerapkan metode non-hierarkis. Dari sisi kebijakan, hasil klasterisasi ini dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam perancangan strategi stabilisasi harga yang lebih spesifik sesuai karakteristik masing-masing

DAFTAR PUSTAKA

- Bhinadi, A. (2023). Disparity and volatility of horticultural prices in Indonesia before and during pandemic period (2019 and 2020). *International Journal of Accounting and Finance in Asia Pasific*, 6(1), 12–26. <https://doi.org/10.32535/ijafap.v6i1.2116>
- D’Urso, P., De Giovanni, L., & Vitale, V. (2023). Robust DTW-based entropy fuzzy clustering of time series. *Annals of Operations Research*. <https://doi.org/10.1007/s10479-023-05720-9>.
- Huda, S., Pambudy, R., & Priatna, W. B. (2023). Analisis transmisi harga bawang merah di Provinsi Nusa Tenggara Barat. *Agrarium: Jurnal Ilmu Pertanian*, 8(1), 1–15. <https://doi.org/10.29103/ag.v8i1.11072>
- Ilmani, E. A., Sumertajaya, I. M., & Fitrianto, A. (2025). Rice price forecasting for all provinces in Indonesia using the time series clustering approach and ensemble empirical mode

- decomposition. *Scientific Journal of Informatics*, 12(1), 119–132. <https://doi.org/10.15294/sji.v12i1.23536>
- Kereh, P. F. F. (2025). *Time series clustering dengan Mahalanobis distance-based dynamic time warping pada peramalan tingkat gerombol harga bawang merah provinsi di Indonesia* [Skripsi, IPB University].
- Li, H., Wan, J., Liu, S., Sheng, H., & Xu, M. (2022). Wetland vegetation classification through multi-dimensional feature time series remote sensing images using Mahalanobis distance-based dynamic time warping. *Remote Sensing*, 14(3), 501. <https://doi.org/10.3390/rs14030501>
- Putri, S. A., Fariyanti, A., & Harmini. (2023). Transmission of shallot price volatility in Indonesia. *Agrisocionomics: Jurnal Sosial Ekonomi dan Kebijakan Pertanian*, 7(2), 461–472. <https://doi.org/10.14710/agrisocionomics.v7i2.17405>
- Rahmawati, A., Fariyanti, A., & Rifin, A. (2018). Spatial market integration of shallot in Indonesia. *Jurnal Manajemen & Agribisnis*, 15(3), 258–267. <https://doi.org/10.17358/jma.15.3.258>
- Rahkmawati, Y., & Annisa, S. (2023). Clustering time series using dynamic time warping distance in provinces in Indonesia based on rice prices. *TIERS Information Technology Journal*, 4(2), 115–121. <https://doi.org/10.38043/tiers.v4i2.5081>
- Sahara, Utari, M. H., & Azijah, Z. (2019). Volatilitas harga bawang merah di Indonesia. *Buletin Ilmiah Litbang Perdagangan*, 13(2), 309–336. <https://jurnal.kemendag.go.id/index.php/bilp/article/view/419>
- Sembiring, Y. M. B., Rahmanta, & Iskandarini. (2024). Analisis transmisi harga bawang merah di Provinsi Sumatera Utara. *Jurnal Agrica*, 17(1), 1–14. <http://ojs.uma.ac.id/index.php/agrica/10.31289/agrica.v17i1.9591>
- Sulistiowati, S. E., Anindita, R., & Asmara, R. (2021). Volatilitas pasar bawang merah di Kabupaten Probolinggo Provinsi Jawa Timur. *Jurnal Agro Ekonomi*, 39(1), 15–27. <https://jurnal.kemendag.go.id/index.php/bilp/article/view/419>
- Shokoohi-Yekta, M., Hu, B., Jin, H., Wang, J., & Keogh, E. (2017). Generalizing DTW to the multi-dimensional case requires an adaptive approach. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 31(1), 1–31. doi:10.1007/s10618-016-0455-0.
- Song, X., Wen, Q., Li, Y., & Sun, L. (2022). Robust time series dissimilarity measure for outlier detection and periodicity detection. In *Proceedings of the 31st ACM International Conference on Information and Knowledge Management* (pp. 1848–1857). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.02956>
- Zain, A. I., Widjojoko, T., & Mandamdari, A. N. (2022). Variasi harga dan integrasi pasar vertikal bawang merah di Kabupaten Brebes. *Jurnal Ekonomi Pertanian dan Agribisnis*, 6(2), 348–359. <https://doi.org/10.21776/ub.jepa.2022.006.02.2>