

## Identifikasi Pola Asosiasi Harga Komoditas Pertanian di Jawa Timur Menggunakan Algoritma FP-Growth

Fadhila Azliana <sup>1</sup>, Putri Auliyah <sup>2</sup>, Sayu Made Gita Valuvi <sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Teknologi Rekayasa Internet, Politeknik Negeri Lampung

### INFORMASI ARTIKEL

Diterima 19 Desember 2025  
Direvisi 23 Desember 2025  
Diterbitkan ---- 2025

#### Kata kunci:

Algoritma FP-Growth;  
Pola asosiasi;  
Harga komoditas pertanian;  
Data mining;  
Jawa Timur

### ABSTRAK

Fluktuasi harga komoditas pertanian di Provinsi Jawa Timur telah menjadi permasalahan yang berdampak pada stabilitas ekonomi daerah dan kesejahteraan petani. Perubahan harga yang terjadi sering kali tidak berdiri sendiri, melainkan saling berkaitan antar komoditas dalam periode tertentu. Namun, keterkaitan pola perubahan harga antar komoditas tersebut belum banyak dianalisis secara sistematis menggunakan pendekatan data mining berbasis asosiasi.

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola asosiasi harga komoditas pertanian di Jawa Timur menggunakan algoritma FP-Growth. Kontribusi penelitian ini terletak pada penyediaan informasi berbasis data mengenai hubungan antar komoditas yang mengalami kenaikan harga secara bersamaan.

Metode penelitian dilakukan dengan menggunakan dataset harga komoditas pertanian Jawa Timur periode 2020–2025 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik. Data melalui tahapan pembersihan, transformasi menjadi data transaksi, serta pembentukan atribut status harga mahal sebelum dianalisis menggunakan algoritma FP-Growth untuk menghasilkan frequent itemsets dan aturan asosiasi.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa beberapa komoditas utama, seperti beras medium, beras premium, dan gabah kering giling, sering muncul bersama dalam kondisi harga mahal pada periode yang sama. Frequent itemsets yang terbentuk memperlihatkan adanya pola kemunculan bersama yang relatif konsisten antar periode pengamatan. Nilai support yang diperoleh menunjukkan bahwa pola asosiasi tersebut cukup sering terjadi dalam data transaksi dan tidak bersifat sporadis. Selain itu, aturan asosiasi yang dihasilkan memiliki nilai confidence yang tinggi, yang mengindikasikan tingkat keandalan pola hubungan antar komoditas. Nilai lift yang lebih besar dari satu menunjukkan adanya keterkaitan harga yang bersifat positif antar komoditas pertanian, khususnya antara bahan baku dan produk turunannya.

Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa algoritma FP-Growth efektif dalam mengidentifikasi pola asosiasi harga komoditas pertanian dan dapat dimanfaatkan sebagai dasar pertimbangan dalam perencanaan produksi, distribusi, serta kebijakan stabilisasi harga di tingkat regional.

# Identification of Association Patterns in Agricultural Commodity Prices in East Java Using the FP-Growth Algorithm

## ARTICLE INFO

Received December 19, 2025  
Revised December 23, 2025  
Published December --, 2025

### Keyword:

FP-Growth Algorithm;  
Association Patterns;  
Agricultural Commodity Prices;  
Data Mining;  
East Java

## ABSTRACT

Fluctuations in agricultural commodity prices in East Java Province have become a problem that affects regional economic stability and farmer welfare. Price changes often do not occur independently, but are interrelated between commodities within a certain period. However, the interrelationship between price change patterns between commodities has not been systematically analyzed using an association-based data mining approach.

This study aims to identify patterns of association between agricultural commodity prices in East Java using the FP-Growth algorithm. The contribution of this study lies in providing data-based information on the relationships between commodities that experience simultaneous price increases.

The research method was carried out using a dataset of agricultural commodity prices in East Java for the 2020–2025 period obtained from the Central Statistics Agency. The data underwent cleaning, transformation into transaction data, and the formation of expensive price status attributes before being analyzed using the FP-Growth algorithm to produce frequent itemsets and association rules.

The results show that several key commodities, such as medium-grade rice, premium rice, and milled dry grain, often appear together when prices are high during the same period. The frequent itemsets that are formed show a relatively consistent pattern of co-occurrence between observation periods. The support values obtained indicate that these association patterns occur frequently in the transaction data and are not sporadic. In addition, the association rules generated have high confidence values, which indicate the reliability of the relationship patterns between commodities. Lift values greater than one indicate a positive price correlation between agricultural commodities, particularly between raw materials and their derivative products.

Based on these results, it can be concluded that the FP-Growth algorithm is effective in identifying agricultural commodity price association patterns and can be used as a basis for consideration in production planning, distribution, and price stabilization policies at the regional level.

This work is licensed under a [Creative Commons Attribution 4.0](#)



## Corresponding Author:

Fadhila Azliana,  
Teknologi Rekayasa Internet, Politeknik Negeri Lampung  
Bandar Lampung, Indonesia  
Email: [fadhilaazliana@gmail.com](mailto:fadhilaazliana@gmail.com)

## 1. PENDAHULUAN

Sektor pertanian memiliki peran strategis dalam mendukung ketahanan pangan dan perekonomian nasional, khususnya di Provinsi Jawa Timur yang dikenal sebagai salah satu sentra produksi komoditas pertanian di Indonesia [1]. Harga komoditas pertanian di wilayah ini cenderung mengalami fluktuasi yang dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti musim tanam, permintaan pasar, distribusi, dan kondisi lingkungan. Fluktuasi harga tersebut dapat berdampak pada ketidakpastian pendapatan petani, efisiensi distribusi, serta stabilitas harga di tingkat konsumen, sehingga diperlukan pendekatan analisis berbasis data untuk memahami dinamika harga secara lebih komprehensif.

Seiring dengan ketersediaan data harga komoditas yang semakin besar, analisis harga tidak lagi cukup dilakukan secara deskriptif atau parsial. Diperlukan metode yang mampu mengidentifikasi keterkaitan antar komoditas yang mengalami perubahan harga secara bersamaan dalam periode tertentu [2]. Namun demikian, informasi mengenai pola hubungan antar harga komoditas pertanian di Jawa Timur masih terbatas, khususnya yang dianalisis menggunakan pendekatan data mining berbasis pola asosiasi [3]. Kondisi ini menunjukkan adanya celah penelitian dalam pemanfaatan teknik analisis yang mampu menggali hubungan tersembunyi dari data harga historis.

Beberapa penelitian sebelumnya telah menerapkan teknik data mining untuk menganalisis data pertanian, seperti peramalan harga dan pengelompokan komoditas [4]. Akan tetapi, sebagian besar penelitian tersebut masih berfokus pada satu komoditas atau menggunakan metode yang kurang efisien dalam menangani data berskala besar [5]. Algoritma FP-Growth dikenal sebagai salah satu algoritma asosiasi yang mampu menemukan frequent itemsets secara efisien tanpa menghasilkan kandidat itemset dalam jumlah besar, sehingga lebih sesuai untuk analisis data harga komoditas dengan volume data yang tinggi [6].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola asosiasi harga komoditas pertanian di Provinsi Jawa Timur menggunakan algoritma FP-Growth. Kontribusi penelitian ini terletak pada penyediaan informasi pola keterkaitan harga antar komoditas yang diperoleh secara data-driven, yang diharapkan dapat menjadi dasar pertimbangan bagi petani, pedagang, dan pemerintah daerah dalam perencanaan produksi, distribusi, serta perumusan kebijakan stabilisasi harga komoditas pertanian.

## 2. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksploratif dengan metode data mining untuk mengidentifikasi pola asosiasi harga komoditas pertanian di Provinsi Jawa Timur. Algoritma yang digunakan adalah FP-Growth, yang dipilih karena kemampuannya mengekstraksi frequent itemset secara efisien tanpa membentuk kandidat itemset secara eksplisit [7]. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, exploratory data analysis (EDA), preprocessing data, pembentukan transaksi, penerapan algoritma FP-Growth, serta evaluasi aturan asosiasi berdasarkan nilai *support*, *confidence*, dan *lift*.

### 2.1. Dataset dan Sumber Data

Ini Penelitian ini menggunakan dataset Harga Pertanian Provinsi Jawa Timur yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Timur. Dataset tersedia dalam bentuk file `harga_pertanian.csv` dan memuat data harga berbagai komoditas pertanian pada seluruh kabupaten/kota di Jawa Timur dalam periode 2020–2025.

Setiap baris data merepresentasikan kombinasi wilayah, periode waktu, jenis komoditas, dan harga komoditas. Dataset terdiri dari 15.276 baris data dan 11 kolom. Variabel utama yang digunakan dalam penelitian ini meliputi `nama_kabupaten_kota`, `periode_update`, kategori komoditas, dan harga (jumlah). Kolom teknis seperti `id`, `id_index`, `kode_provinsi`, dan satuan tidak digunakan karena tidak berkontribusi dalam pembentukan pola asosiasi.

### 2.2. Exploratory Data Analysis (EDA)

Tahap Exploratory Data Analysis (EDA) dilakukan untuk memahami karakteristik awal dataset sebelum dilakukan preprocessing dan pemodelan [8]. Analisis ini mencakup pemeriksaan struktur data, statistik deskriptif, distribusi variabel, serta analisis korelasi.

Hasil EDA menunjukkan bahwa variabel harga memiliki distribusi tidak simetris (*right-skewed*), dengan beberapa nilai ekstrem. Variabel kategorikal seperti komoditas dan wilayah menunjukkan variasi yang cukup untuk membentuk pola asosiasi. Selain itu, tidak ditemukan nilai hilang (*missing value*) pada seluruh kolom, sehingga dataset dinilai memiliki kualitas pencatatan yang baik.

### 2.3. Data Cleaning dan Preprocessing

Tahap *preprocessing* bertujuan untuk menyiapkan data agar layak digunakan dalam analisis asosiasi. Proses ini meliputi penanganan *missing value*, penanganan *outlier*, transformasi data, dan pembentukan fitur turunan. Penanganan *missing value* dilakukan dengan menghapus data yang memiliki nilai harga kosong atau tidak tersedia, karena jumlahnya relatif kecil dan tidak memengaruhi distribusi data secara signifikan. Selanjutnya, deteksi *outlier* dilakukan menggunakan metode *Interquartile Range* (IQR) pada variabel harga [9]. Nilai yang berada di luar rentang tertentu dikategorikan sebagai *outlier* dan dihapus dari dataset. Adapun rentang nilai yang digunakan dalam proses deteksi *outlier* adalah sebagai berikut:

$$Q1 - 1.5 \times IQR \quad \text{dan} \quad Q3 + 1.5 \times IQR$$

Langkah ini dilakukan untuk mengurangi distorsi data akibat keberadaan nilai ekstrem sehingga pola asosiasi yang dihasilkan dapat lebih merepresentasikan kondisi umum harga komoditas pertanian. Setelah proses penanganan *outlier*, data kategorikal selanjutnya dilakukan proses *encoding* agar dapat diproses secara komputasional. Pada tahap ini juga dibentuk fitur turunan berupa indikator status harga mahal, yang ditentukan berdasarkan ambang statistik persentil ke-75 pada masing-masing komoditas dan periode waktu [10]. Transformasi ini mengkonversi nilai harga absolut menjadi kategori biner (mahal atau tidak mahal) untuk memfasilitasi identifikasi pola asosiasi yang relevan dengan kondisi harga tinggi.

### 2.4. Pembentukan Transaksi dan Penerapan Algoritma FP-Growth

Agar data dapat dianalisis menggunakan algoritma FP-Growth, dataset diubah ke dalam format transaksi. Setiap transaksi dibentuk berdasarkan kombinasi kabupaten/kota dan periode waktu (bulan-tahun) sebagai *transaction\_id*. Item dalam transaksi direpresentasikan dalam bentuk token KOMODITAS\_MAHAL, yang muncul apabila harga komoditas berada pada kategori mahal pada periode dan wilayah tertentu. Algoritma FP-Growth kemudian diterapkan untuk mengekstraksi *frequent itemset* dan membentuk aturan asosiasi dengan membangun struktur FP-Tree, sehingga proses pencarian pola menjadi lebih efisien [11].

### 2.5. Evaluasi Aturan Asosiasi

Aturan asosiasi yang dihasilkan dievaluasi menggunakan tiga metrik utama, yaitu *support*, *confidence*, dan *lift* [12]. Evaluasi dilakukan dengan menganalisis distribusi nilai *support*, hubungan antara *confidence* dan *lift*, serta mengidentifikasi aturan asosiasi utama berdasarkan nilai *lift* tertinggi. Aturan dengan nilai *lift* lebih besar dari satu dianggap menunjukkan hubungan asosiasi positif antar komoditas [13]. Hasil evaluasi ini menjadi dasar dalam pembahasan pola keterkaitan harga komoditas pertanian pada bagian selanjutnya.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini menyajikan hasil penerapan algoritma FP-Growth pada data harga komoditas pertanian di Provinsi Jawa Timur beserta pembahasannya. Hasil analisis disajikan dalam bentuk tabel dan grafik untuk memudahkan pemahaman pola asosiasi antar komoditas berdasarkan nilai *support*, *confidence*, dan *lift*. Pembahasan difokuskan pada hasil penerapan algoritma, analisis aturan asosiasi utama, serta interpretasi kekuatan hubungan antar komoditas.

### 3.1. Hasil Penerapan Algoritma FP-Growth

Penerapan algoritma FP-Growth dilakukan terhadap data harga komoditas pertanian di Provinsi Jawa Timur yang telah melalui tahap praproses data. Analisis ini menghasilkan pola keterkaitan antar komoditas yang direpresentasikan dalam bentuk *frequent itemset* dan aturan

asosiasi. Pola-pola tersebut mencerminkan hubungan harga antar komoditas yang sering muncul secara bersamaan dalam periode pengamatan. Ringkasan hasil penerapan model, termasuk jumlah transaksi, jumlah frequent itemset, serta jumlah aturan asosiasi yang dihasilkan, ditampilkan pada Tabel 1 sebagai gambaran umum keluaran algoritma sebelum dilakukan pembahasan lebih lanjut.

**Tabel 1.** Ringkasan Evaluasi Penerapan Algoritma FP-Growth

No	Metrik	Nilai
1	Jumlah Transaksi	2018
2	Frequent Itemset	63
3	Jumlah Aturan Asosiasi	48

Berdasarkan Tabel 1, analisis dilakukan terhadap 2018 transaksi harga komoditas pertanian yang telah melalui tahap prapemrosesan data. Penerapan algoritma FP-Growth menghasilkan 63 frequent itemset yang memenuhi nilai ambang support yang ditetapkan. Dari frequent itemset tersebut diperoleh 48 aturan asosiasi akhir yang selanjutnya dianalisis berdasarkan nilai support, confidence, dan lift.

Jumlah aturan asosiasi yang dihasilkan menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth mampu mengidentifikasi pola keterkaitan harga antar komoditas secara efisien tanpa menghasilkan kandidat itemset secara eksplisit [14]. Hasil ini menjadi dasar untuk analisis lanjutan mengenai kekuatan hubungan antar komoditas pada subbab berikutnya, khususnya dalam mengidentifikasi aturan asosiasi utama dengan tingkat kepercayaan dan keterkaitan yang tinggi.

### 3.2. Analisis Aturan Asosiasi

Analisis aturan asosiasi dilakukan untuk mengidentifikasi hubungan antar komoditas pertanian yang memiliki tingkat keterkaitan paling kuat berdasarkan nilai support, confidence, dan lift. Pada tahap ini, aturan asosiasi utama yang memenuhi kriteria tersebut ditampilkan pada Tabel 2 dan dianalisis lebih lanjut untuk memperoleh pola yang paling signifikan. Aturan asosiasi diurutkan berdasarkan nilai lift tertinggi untuk memperoleh pola yang paling signifikan. Aturan dengan nilai lift lebih besar dari satu menunjukkan adanya hubungan positif antar komoditas [15], sehingga dapat digunakan untuk memahami keterkaitan perubahan harga antar komoditas pertanian.

**Tabel 2.** Sepuluh Aturan Asosiasi Utama Berdasarkan Nilai Lift

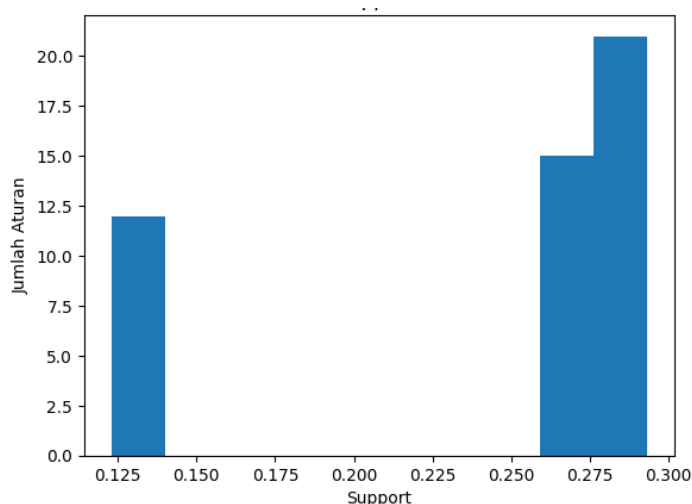
No	Antecedent (Jika Mahal)	Consequent (Maka Mahal)	Support	Confidence	Lift
1	Gabah Kering Panen, Beras Premium	Beras Medium	0,2745	0,9702	3,0592
2	Beras Premium, Gabah Kering Panen	Beras Medium	0,2805	0,9675	3,0507
3	Gabah Kering Panen, Beras Medium	Gabah Kering Giling	0,2730	0,9650	3,0474
4	Gabah Kering Panen, Beras Premium	Gabah Kering Giling	0,2755	0,9619	3,0379
5	Beras Medium, Beras Premium	Gabah Kering Giling	0,2805	0,9561	3,0194
6	Beras Medium, Gabah Kering Panen	Beras Premium	0,2805	0,9626	3,0116
7	Gabah Kering Panen, Beras Medium	Beras Premium	0,2745	0,9585	2,9988
8	Beras Medium, Gabah Kering Panen	Gabah Kering Panen	0,2755	0,9456	2,9862
9	Beras Premium, Gabah Kering Panen	Gabah Kering Panen	0,2730	0,9419	2,9745
10	Gabah Kering Panen, Gabah Kering Giling	Beras Medium	0,2755	0,9424	2,9714

Berdasarkan Tabel 2, terlihat bahwa sebagian besar aturan asosiasi dengan nilai *lift* tertinggi melibatkan komoditas gabah kering panen, gabah kering giling, serta beras medium dan beras premium. Nilai *confidence* yang tinggi pada aturan-aturan tersebut menunjukkan tingkat keandalan yang kuat, di mana probabilitas terjadinya harga mahal pada komoditas konsekuen sangat besar ketika kondisi pada komoditas antecedent terpenuhi. Hal ini mengindikasikan bahwa hubungan antar komoditas tersebut bersifat konsisten dan stabil dalam periode pengamatan.

Selain itu, nilai *support* yang relatif tinggi pada sebagian besar aturan asosiasi menunjukkan bahwa pola keterkaitan tersebut muncul dalam proporsi data yang cukup besar, sehingga bersifat representatif dalam menggambarkan kondisi pasar komoditas pertanian di Provinsi Jawa Timur. Hubungan yang kuat antara gabah sebagai bahan baku dan beras sebagai produk turunan mencerminkan keterkaitan struktural dalam rantai pasok, di mana perubahan harga pada komoditas hulu berpotensi memengaruhi harga komoditas hilir secara langsung [16]. Temuan ini memperkuat bahwa hasil aturan asosiasi yang diperoleh tidak bersifat acak dan layak digunakan sebagai dasar analisis lanjutan dalam memahami dinamika harga komoditas pertanian.

### 3.3. Analisis Distribusi dan Kekuatan Aturan Asosiasi

Distribusi nilai *support* pada aturan asosiasi ditunjukkan pada Gambar 1. Histogram tersebut memperlihatkan bahwa sebagian besar aturan berada pada kisaran nilai *support* menengah hingga tinggi, yang menunjukkan bahwa pola asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma FP-Growth bersifat konsisten dan terbentuk dari kombinasi komoditas yang relatif sering muncul bersama selama periode pengamatan.

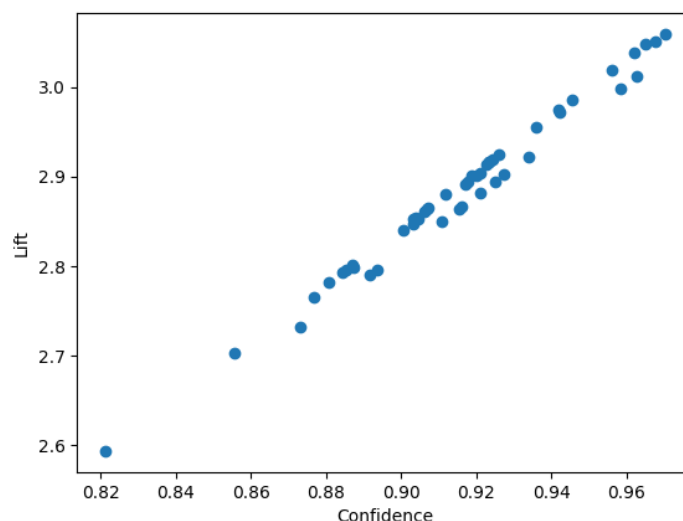


**Gambar 1.** Distribusi Nilai Support Aturan Asosiasi

Nilai *support* yang relatif tinggi menunjukkan bahwa keterkaitan harga antar komoditas tertentu terjadi dalam proporsi data yang cukup besar, sehingga aturan asosiasi yang dihasilkan bersifat representatif dalam menggambarkan dinamika harga komoditas pertanian di Provinsi Jawa Timur. Hal ini mengindikasikan bahwa kemunculan kategori harga tertentu pada suatu komoditas cenderung diikuti oleh kemunculan kategori serupa pada komoditas lain dalam periode dan wilayah yang sama.

Hubungan antara nilai *confidence* dan *lift* yang ditampilkan pada **Gambar 2** memperlihatkan kecenderungan hubungan positif, di mana peningkatan nilai *confidence* diikuti oleh peningkatan nilai *lift*. Temuan ini mengindikasikan bahwa aturan dengan tingkat kepercayaan yang tinggi cenderung memiliki kekuatan asosiasi yang lebih besar, sehingga pola hubungan antar komoditas yang dihasilkan tidak bersifat acak dan memiliki signifikansi yang layak digunakan sebagai dasar analisis lebih lanjut dalam memahami keterkaitan harga komoditas pertanian.



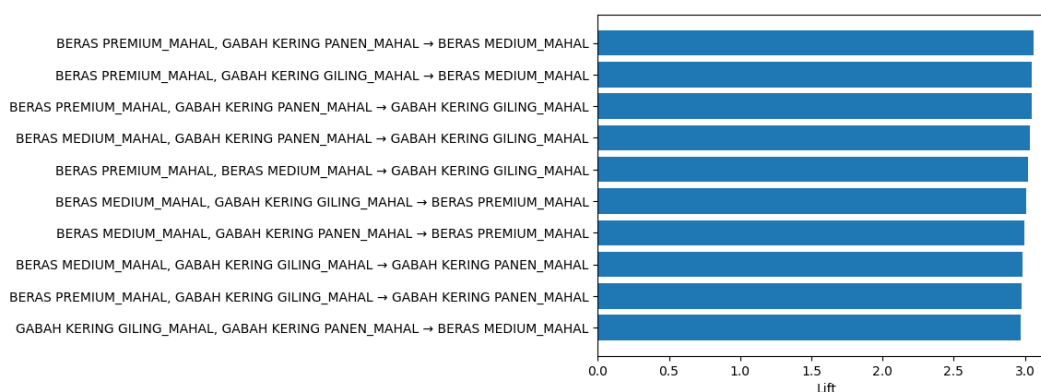


**Gambar 2.** Hubungan Confidence dan Lift Aturan Asosiasi

Aturan asosiasi dengan nilai lift lebih besar dari satu menegaskan adanya hubungan positif antar komoditas pertanian [17]. Hal ini menunjukkan bahwa kemunculan harga mahal pada satu komoditas meningkatkan peluang terjadinya harga mahal pada komoditas lain yang terkait. Secara keseluruhan, hasil analisis ini menunjukkan bahwa aturan asosiasi yang dihasilkan memiliki tingkat keandalan dan kekuatan yang baik dalam merepresentasikan keterkaitan harga antar komoditas.

### 3.4. Pembahasan Pola Asosiasi Harga Komoditas

Aturan asosiasi dengan nilai lift tertinggi merepresentasikan hubungan keterkaitan harga yang paling kuat antar komoditas pertanian. Oleh karena itu, analisis pada subbab ini menitikberatkan pada interpretasi sepuluh aturan asosiasi utama yang memiliki nilai lift terbesar. Visualisasi sepuluh aturan asosiasi tersebut disajikan pada Gambar 3 untuk mempermudah pemahaman pola hubungan harga antar komoditas, khususnya dalam mengidentifikasi komoditas yang memiliki keterkaitan harga yang signifikan.



**Gambar 3.** Top 10 Aturan Asosiasi Berdasarkan Nilai Lift

Berdasarkan Gambar 3, terlihat bahwa sebagian besar aturan asosiasi melibatkan komoditas gabah dan beras, baik pada kategori medium maupun premium. Kondisi ini menunjukkan adanya keterkaitan yang erat antara harga bahan baku (gabah) dengan harga produk turunannya (beras) [18]. Nilai lift yang tinggi pada aturan-aturan tersebut mengindikasikan bahwa kenaikan harga pada gabah kering, baik pada tahap panen maupun giling, secara signifikan meningkatkan kemungkinan terjadinya kenaikan harga beras pada periode yang sama.

Selain itu, keterkaitan yang kuat antara beras medium dan beras premium juga menunjukkan adanya transmisi harga antar segmen pasar beras [19]. Perubahan harga pada satu jenis beras

cenderung diikuti oleh perubahan harga pada jenis beras lainnya, yang dapat dipengaruhi oleh faktor substitusi dan struktur pasar [20]. Temuan ini mengindikasikan bahwa dinamika harga komoditas pertanian tidak berdiri sendiri, melainkan saling berkaitan dalam satu rantai pasok yang terintegrasi.

Secara keseluruhan, pola asosiasi yang dihasilkan memperlihatkan bahwa komoditas gabah dan beras memiliki hubungan harga yang kuat dan konsisten. Hal ini memberikan implikasi penting bagi perumusan kebijakan stabilisasi harga, di mana pengendalian harga pada komoditas hulu berpotensi memberikan dampak signifikan terhadap stabilitas harga komoditas hilir. Dengan demikian, hasil analisis aturan asosiasi ini dapat menjadi dasar dalam memahami mekanisme transmisi harga dan mendukung pengambilan keputusan di sektor pertanian.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan tujuan penelitian yang telah dirumuskan pada bagian pendahuluan, penelitian ini berhasil mengidentifikasi pola asosiasi harga komoditas pertanian di Jawa Timur dengan memanfaatkan algoritma FP-Growth. Tujuan tersebut terjawab melalui hasil pembentukan frequent itemsets dan aturan asosiasi yang menunjukkan adanya keterkaitan kemunculan status “mahal” pada beberapa komoditas dalam periode yang sama. Dengan demikian, terdapat kesesuaian antara apa yang diharapkan pada tahap perumusan masalah dengan temuan pada bagian hasil dan pembahasan, yakni bahwa pergerakan harga antar komoditas tidak sepenuhnya berdiri sendiri, melainkan dapat saling berasosiasi.

Sebagai tindak lanjut, penelitian ini masih memiliki ruang pengembangan agar temuan yang dihasilkan semakin kuat dan aplikatif. Pengembangan dapat dilakukan dengan memperluas cakupan komoditas dan periode pengamatan, menguji variasi penentuan status harga (misalnya ambang “mahal” yang berbeda), serta menambahkan analisis berbasis waktu agar pola yang ditemukan dapat dibandingkan antar fase tertentu (misalnya sebelum dan sesudah periode gejolak harga). Dengan arah pengembangan tersebut, hasil penelitian ini diharapkan tidak hanya berhenti pada pemetaan pola, tetapi juga dapat menginspirasi penelitian lanjutan yang lebih mendalam untuk mendukung perencanaan produksi, distribusi, dan kebijakan stabilisasi harga di tingkat regional.

#### Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Timur atas penyediaan data yang digunakan dalam penelitian ini. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada Politeknik Negeri Lampung serta Ibu Dian Ayu Afifah, S.Si., M.Sc. dan Ibu Agiska Ria Supriyatna, S.Si., M.T.I. selaku dosen pengampu mata kuliah Analisis dan Ilmu Data atas dukungan dan arahan akademik yang diberikan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. H. Sirait, S. Saifullah, and J. Jalaluddin, “Penerapan Algoritma Apriori dalam Menentukan Pola Penjualan Produk Pertanian,” *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, vol. 2, no. 10, pp. 634–641, Mar. 2022, doi: 10.47065/tin.v2i10.1374.
- [2] X. Chen, G. Huo, and G. Cao, “ANALYSIS OF LINKAGE FLUCTUATION IN TIME SERIES DATA OF NICKEL FUTURES PRICE INDEX,” *Journal of Business Economics and Management*, vol. 24, no. 4, pp. 712–731, Nov. 2023, doi: 10.3846/jbem.2023.20191.
- [3] E. Nurarofah, R. Herdiana, and N. Dienwati Nuris, “PENERAPAN ASOSIASI MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH PADA POLA TRANSAKSI PENJUALAN DI TOKO ROTI,” *jati*, vol. 7, no. 1, pp. 353–359, Mar. 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6299.
- [4] Y. Nababan and I. Nugraha, “Penerapan Data Mining Produksi Padi di Pulau Sumatera Menggunakan Analisis Regresi Linear,” *JUTIN*, vol. 7, no. 1, pp. 262–272, Jan. 2024, doi: 10.31004/jutin.v7i1.23545.
- [5] Universitas Siliwangi, P. Pangestu, S. Maarip, Y. Nur Addinsyah, and V. Purwayoga, “Clustering and Trend Analysis of Priority Commodities in the Archipelago Capital Region (IKN) using a Data Mining Approach,” *Int.J.Appl.Sci.Smart Technol.*, vol. 6, no. 1, June 2024, doi: 10.24071/ijasst.v6i1.7798.
- [6] R. Wandri and A. Hanafiah, “Analysis of Information Technology (IT) Goods Sales Patterns Using the FP-Growth Algorithm,” *ITJRD*, pp. 130–141, Jan. 2022, doi: 10.25299/itjrd.2022.8155.



- 
- [7] A. A. Shihab and Z. Fatah, "Implementasi Algoritma FP-Growth Pada Dataset Sintetis Untuk Penentuan Pola Pembelian Sembako Dan Kebutuhan Harian," *Jurnal Ilmiah Multidisiplin Nusantara (JIMNU)*, vol. 2, no. 3, pp. 161–175, 2024, doi: 10.59435/jimnu.v2i3.452.
- [8] A. A. Hashad, K. W. Khaw, A. Alnoor, and X. Y. Chew, "Exploratory analysis with association rule mining algorithms in the retail industry / Alaa Amin Hashad ... [et al.]," *Malaysian Journal of Computing (MJoC)*, vol. 9, no. 1, pp. 1746–1758, Apr. 2024.
- [9] C. Haryanto, N. Rahaningsih, and F. Muhammad Basysyar, "KOMPARASI ALGORITMA MACHINE LEARNING DALAM MEMREDIKSI HARGA RUMAH," *jati*, vol. 7, no. 1, pp. 533–539, Mar. 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6343.
- [10] R. Tanamal, N. Minoque, T. Wiradinata, Y. Soekamto, and T. Ratih, "House Price Prediction Model Using Random Forest in Surabaya City," *TEM Journal*, pp. 126–132, Feb. 2023, doi: 10.18421/TEM121-17.
- [11] G. B. Atmaja and R. Rachman, "PERBANDINGAN ALGORITMA APRIORI DAN FP-GROWTH PADA ANALISIS PERILAKU KONSUMEN TERHADAP PEMBELIAN DATA ELEKTRONIK," *JINTEKS*, vol. 7, no. 1, pp. 298–307, Mar. 2025, doi: 10.51401/jinteks.v7i1.4850.
- [12] M. Soleh, N. Hidayati, and F. D. M. Krisdian, "PENERAPAN METODE ASSOCIATION RULE - MARKET BASKET ANALYSIS UNTUK MENINGKATKAN DAYA SAING TOKO SWALAYAN KECIL," *Jurnal Aplikasi Ilmu Teknik Industri (JAPTI)*, vol. 2, no. 1, pp. 1–9, July 2021, doi: 10.32585/japti.v2i1.1469.
- [13] I. Mustofa, A. H. Wibowo, K. A. Sekarjati, N. S. Makhulina, and R. Dewangga, "Penerapan Association Rule-Market Basket Analysis (AR-MBA) Dalam Menentukan Strategi Product Bundling: Studi Kasus Pada Minimarket AKPRIND MART," *JUTIN*, vol. 7, no. 1, pp. 379–386, Jan. 2024, doi: 10.31004/jutin.v7i1.24873.
- [14] F. Z. Ghassani, A. Jamaludin, and A. S. Y. Irawan, "MARKET BASKET ANALYSIS USING THE FP-GROWTH ALGORITHM TO DETERMINE CROSS-SELLING," *Jurnal Informatika Polinema*, vol. 7, no. 4, pp. 49–54, 2021, doi: 10.33795/jip.v7i4.508.
- [15] G. H. Tanakinjal *et al.*, "Understanding the Purchasing Behavior of Agri-Food Commodities in Malaysia Using the Apriori Algorithm," in *Proceedings of the 4th International Conference on Advances in Computational Science and Engineering*, V. Thiruchelvam, R. Alfred, Z. I. B. A. Ismail, H. Havaluddin, and A. Baharum, Eds., Singapore: Springer Nature, 2024, pp. 613–627. doi: 10.1007/978-981-97-2977-7\_38.
- [16] A. K. Hidayah and R. E. Putra, "Penerapan Metode Long Short Term Memory untuk Memprediksi Harga Beras di Indonesia," *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, vol. 6, no. 03, pp. 720–729, Jan. 2025, doi: 10.26740/jinacs.v6n03.p720-729.
- [17] M. K. Wiros and E. Seniwati, "Analisis Pola Belanja Konsumen PT. Aseli Dagadu Djokdja Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *Journal Of Information System And Artificial Intelligence*, vol. 2, no. 2, pp. 92–103, May 2022, doi: 10.26486/jisai.v2i2.76.
- [18] D. Kurniawan, M. Sahata Sipayung, R. Ismayanti, M. Rivani Ibrahim, Y. Bintan, and S. Aulia Miranda, "Optimalisasi Strategi Pemenuhan Persediaan Stok Barang Menggunakan Algoritma Frequent Pattern Growth," *metik. j.*, vol. 6, no. 2, pp. 104–114, Dec. 2022, doi: 10.47002/metik.v6i2.387.
- [19] Y. N. Sukmaningtiyas, S. Zahara, M. F. Rohmah, and S. Sugianto, "Pemodelan Prediksi Harga Beras Medium Wilayah Jawa Timur Menggunakan Stacked LSTM," *SUBMIT: Jurnal Ilmiah Teknologi Infomasi dan Sains*, vol. 3, no. 2, pp. 20–24, Dec. 2023, doi: 10.36815/submit.v3i2.3061.
- [20] Herawati, Harianto, T. A. Putri, T. G. Dewi, and N. Rosiana, "Dynamics of demand sensitivity for various rice qualities faced by retailers," *BIO Web Conf.*, vol. 119, p. 02019, 2024, doi: 10.1051/bioconf/202411902019.