

ANALISIS TREN HARGA PANGAN INDONESIA 2020–2024 MELALUI FORECASTING DENGAN ARIMA (7,1,1) DAN ASSOCIATION RULE MINING DENGAN ALGORITMA APRIORI

Rey Connary Karnadi

Prodi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi,
Universitas Tarumanagara, Jalan Letnan Jenderal S. Parman
1, Jakarta Barat, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia

E-mail: rey.825230059@untar.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini menggunakan dataset harga komoditas pangan dari seluruh provinsi di Indonesia yang kemudian diproses melalui serangkaian tahap pra-pemrosesan data untuk memastikan konsistensi dan kelengkapan. Setelah data dibersihkan, dilakukan empat metode analisis utama, dengan fokus pada forecasting menggunakan model ARIMA serta analisis keterkaitan konsumsi melalui Association Rule Mining (ARM) dengan algoritma Apriori. Hasil analisis regresi linier menunjukkan adanya hubungan yang sangat kuat dan signifikan antara fluktuasi harga internasional dalam USD dengan pergerakan harga domestik dalam Rupiah, menandakan tingginya sensitivitas pasar nasional terhadap dinamika global. Analisis time series memperlihatkan pola pergerakan harga berbeda antar-komoditas, seperti kestabilan harga daging sapi yang mahal, fluktuasi tajam pada cabai, lonjakan gula di awal pandemi, serta pergeseran harga minyak goreng pasca-2021. Dengan model ARIMA(7,1,1), diperoleh proyeksi kenaikan harga pada beras, gula, dan cabai dalam jangka pendek, serta stabilitas tinggi pada daging sapi dan minyak goreng. Sementara itu, ARM dengan Apriori mengungkap pola belanja konsumen yang saling berkaitan, seperti keterkaitan kuat antar-varian daging sapi, hubungan cabai rawit dan cabai merah besar, beras dengan minyak goreng, serta kombinasi gula dan cabai, maupun bawang putih dengan cabai rawit. Temuan ini menegaskan bahwa dinamika harga pangan di Indonesia dipengaruhi oleh faktor global, musiman, serta kebiasaan konsumsi masyarakat, sehingga kebijakan pengendalian harga dan distribusi perlu dirancang secara komprehensif dengan mempertimbangkan keterkaitan antar-komoditas serta tekanan dari pasar internasional.

Kata kunci: Harga pangan, Peramalan ARIMA, Association Rule Mining, Algoritma Apriori, Pra-pemrosesan, Regresi Linier (OLS)

ABSTRACT

This study utilizes a dataset of food commodity prices from all provinces in Indonesia, which was first processed through a series of data pre-processing steps to ensure consistency and

completeness. After cleaning, four main analytical methods were applied, with a focus on forecasting using the ARIMA model and consumption linkage analysis through Association Rule Mining (ARM) with the Apriori algorithm. Linear regression analysis revealed a very strong and statistically significant relationship between international price fluctuations in USD and domestic price movements in Rupiah, highlighting the high sensitivity of the national market to global dynamics. Time series analysis showed different price patterns across commodities, such as the relative stability of beef prices at high levels, sharp fluctuations in chili prices, sugar spikes during the early pandemic, and structural shifts in cooking oil prices after 2021. Using the ARIMA(7,1,1) model, short-term forecasts indicated rising prices for rice, sugar, and chili, alongside stable but high prices for beef and cooking oil. Meanwhile, ARM with Apriori uncovered consumer purchasing patterns, including strong linkages among beef quality variants, associations between bird's eye chili and red chili, rice with cooking oil, as well as sugar with chili and garlic with bird's eye chili. These findings emphasize that food price dynamics in Indonesia are influenced by global factors, seasonal patterns, and consumer behavior, underscoring the need for comprehensive policy interventions in price control and distribution that account for inter-commodity linkages and international market pressures..

Keywords: Food prices, ARIMA forecasting, Association Rule Mining, Apriori algorithm, Pre Processing, Linear Regression (OLS)

1. LATAR BELAKANG

Indonesia, sebagai negara kepulauan dengan 34 provinsi, menghadapi tantangan besar dalam memastikan kestabilan harga pangan di seluruh wilayah. Salah satu tantangan dalam kebijakan pemerintah terkait komoditas pertanian adalah menjaga stabilitas harga pangan sekaligus meminimalkan pengaruhnya terhadap inflasi. Selain itu, berbagai permasalahan domestik, seperti produksi dan distribusi, menyebabkan harga pangan, terutama bahan pokok seperti beras, kedelai, daging ayam, cabai, dan bawang merah, mengalami fluktuasi yang cukup signifikan [1].

Oleh karena itu, tersorotlah kepentingan untuk melakukan analisis terhadap fluktuasi harga pangan sejak tahun 2020, sehingga dapat diperoleh wawasan mengenai pola atau pattern harga yang telah terjadi selama periode tersebut.

2. STUDI LITERATUR

2.1 Penelitian Terdahulu Topik

Periode 2020–2024 mencatatkan berbagai peristiwa penting yang memengaruhi harga pangan di Indonesia [2]. Pandemi COVID-19 pada 2020–2021 menyebabkan gangguan rantai

pasok dan perubahan pola konsumsi, sehingga harga bawang merah dan cabai melonjak meskipun harga beberapa komoditas pokok seperti beras sempat relatif stabil karena stok pemerintah [3].

Bencana alam dan kondisi cuaca ekstrem seperti fenomena El Niño dan La Niña pada 2021–2022 memengaruhi produktivitas pertanian dan menyebabkan harga cabai dan bawang merah meningkat di pasar lokal [4]. Kebijakan pemerintah, termasuk program Bantuan Pangan Non-Tunai (BPNT) dan pemberian makan gratis untuk anak-anak serta ibu hamil pada 2022–2024, menambah kompleksitas fluktuasi harga pangan karena memengaruhi permintaan dan distribusi [5]. Terbukanya perdagangan pangan global juga berdampak signifikan, misalnya kenaikan harga kedelai impor pada 2022–2023 mendorong naiknya harga tahu dan tempe di dalam negeri [6].

2.2 Penjelasan Metode Analisis

Regresi linier adalah metode statistik yang digunakan untuk menganalisis hubungan antara satu atau lebih variabel independen dengan variabel dependen. Metode ini membantu dalam memprediksi nilai variabel dependen berdasarkan nilai variabel independen. Dalam konteks harga pangan, regresi linier dapat digunakan untuk menilai pengaruh faktor-faktor seperti harga gabah atau biaya distribusi terhadap harga eceran komoditas [7].

Analisis Time Series Plot adalah metode statistik yang digunakan untuk mempelajari pola data yang dikumpulkan atau diukur pada interval waktu yang tetap. Metode ini membantu dalam mengidentifikasi tren, musiman, dan siklus dalam data, serta memprediksi nilai di masa depan. Dalam konteks harga pangan, analisis deret waktu dapat digunakan untuk memahami fluktuasi harga dari waktu ke waktu dan meramalkan harga di masa depan [8].

Model ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) adalah metode statistik yang digunakan untuk menganalisis dan meramalkan data deret waktu. Model ini terdiri dari tiga komponen utama:

1. AR (Autoregressive): Menggambarkan hubungan antara nilai saat ini dengan nilai sebelumnya dalam deret waktu.
2. I (Integrated): Melakukan differencing untuk membuat data menjadi stasioner, yaitu menghilangkan tren atau pola musiman.
3. MA (Moving Average): Menggunakan rata-rata bergerak dari kesalahan ramalan sebelumnya untuk memperbaiki prediksi.

Parameter (7,1,1) menunjukkan bahwa model menggunakan 7 lag untuk komponen AR, melakukan differencing satu kali untuk membuat data stasioner, dan menggunakan 1 lag untuk

komponen MA. Model ARIMA sangat efektif dalam meramalkan data deret waktu yang menunjukkan pola linier dan stasioner [9]. Suatu penelitian menggunakan metode ARIMA untuk memprediksi harga beras Indonesia pada periode 2020–2023 dan menemukan bahwa model ARIMA terbaik untuk memprediksi harga beras nasional adalah model ARIMA (7,1,1) [10].

Association Rule Mining (ARM), khususnya algoritma Apriori, adalah teknik dalam data mining yang digunakan untuk menemukan pola asosiasi dalam dataset besar. Algoritma ini bekerja dengan cara mengidentifikasi itemset yang sering muncul bersama dalam transaksi, kemudian menghasilkan aturan asosiasi berdasarkan itemset tersebut. Misalnya, dalam analisis keranjang belanja, Apriori dapat mengidentifikasi bahwa pelanggan yang membeli roti juga sering membeli mentega. Proses ini dilakukan dengan dua langkah utama: pertama, menemukan itemset yang sering muncul (frequent itemsets), dan kedua, menghasilkan aturan asosiasi yang menghubungkan itemset tersebut [11]. Suatu penelitian menerapkan algoritma Apriori untuk menganalisis pola pembelian konsumen di ritel tradisional. Hasil penelitian menemukan berbagai aturan asosiasi yang valid, misalnya kenaikan harga cabai sering diikuti oleh kenaikan harga bawang merah di pasar tertentu [12].

Melalui kombinasi ke-empat pendekatan ini (Regresi Linier, Time Series, ARIMA (7,1,1), ARM Apriori), analisis tren dan harga pangan Indonesia dapat dilakukan secara lebih komprehensif. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis tren harga pangan semua provinsi di Indonesia selama periode 2020–2024 melalui Forecasting dan Association Rule Mining.

3. METODOLOGI

3.1 Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari situs resmi The Humanitarian Data Exchange (HDX) melalui link [Indonesia - Food Prices | Humanitarian Dataset | HDX](#). Seluruh informasi yang tercantum menggambarkan harga pangan bulanan dari semua pasar besar, dari semua kota yang ada, dari keseluruhan 34 provinsi di Indonesia. Rentang waktu data harga pangan mencakup tahun 2020 hingga 2024 (2020-2023 terhitung lengkap, namun 2024 hanya mencakup Januari sampai Mei).

Dalam dataset ini (wfp_food_prices_idn), terdapat 16 variabel utama sebelum dilakukan pra-pemrosesan : date, admin1, admin2, market, market_id, latitude, longitude, category, commodity, commodity_id, unit, priceflag, pricetype, currency, price, usdprice. Bisa terlihat sekilas terdapat beberapa variabel yang maksud sebenarnya terasa ambigu (Contohnya admin1, admin2, priceflag, dsb), ini semua akan diperbaiki dan diperjelas pada tahap Pra Pemrosesan.

3.2 Pra Pemrosesan Data

Pertama, data difilter dengan menghapus baris yang memiliki nilai market “National Average” (Karena dia bersifat agregat, terlalu umum) dan hanya mempertahankan rentang tahun 2020–2024 (Dikarenakan data dari semua tahun sebelumnya bersifat agregat kasar/tidak lengkap).

Kedua, Nilai hilang ditangani dengan menghapus baris kosong seluruhnya, mengisi nilai kosong bertipe objek dengan “Unknown”, serta mengganti nilai kosong numerik dengan 0 (Untuk mudah mengecek jika ada yang Unknown atau 0, lalu bisa diproses lanjut. Namun untuk dataset ini tidak ada yang missing value sama sekali setelah semua tahun sebelum 2020 di drop).

Ketiga, baris duplikat dihapus untuk menjaga keunikan data, sementara kolom price dan usdprice dikonversi ke tipe numerik serta kolom date diubah ke format datetime valid. Beberapa kolom juga diganti namanya agar lebih jelas, seperti admin1 menjadi province, admin2 menjadi region, dan price menjadi rupiahprice. Outlier juga diperbaiki (Terdapat outlier di 12 barang dimana usdprice jauh berbeda dari rupiahprice, maka menggunakan kurs 2021-2023 dari yfinance untuk memperbaiki outlier-outlier tersebut).

Keempat, kolom yang dianggap tidak relevan seperti market_id, longitude, latitude, commodity_id, priceflag, dan pricetype dihapus. Hasil akhir dari data yang telah dibersihkan ini kemudian disimpan kembali dalam file baru bernama food.csv.

3.3 Bukti Pra Pemrosesan Data

```
Missing values per column:
date           0
admin1         1497
admin2         1497
market         0
market_id      0
latitude       1497
longitude      1497
category       0
commodity      0
commodity_id   0
unit           0
priceflag      0
pricetype      0
currency       0
price          0
usdprice       0
```

Gambar 1 Missing Value Setiap Variabel (Angka)

```
Missing values per column:
date           0
province       0
region         0
market         0
category       0
commodity      0
unit           0
currency       0
rupiahprice    0
usdprice       0
```

Gambar 2 Missing Value Sesuai Semua Tahun Sebelum 2020 Di Drop, Dan Semua Variabel Sudah Dibersihkan

Gambar 1 menunjukkan tampilan dataset awal, yang terlihat masih ada banyak yang isinya kosong. Gambar 2 menunjukkan hasil seusai dataset dibersihkan dengan drop semua tahun sebelum tahun 2020, dan seusai variabel tertentu dinamakan ulang atau dihapus.

First 5 rows:

```
C:\Users\burns\AppData\Local\Temp\ipykernel_13660\193328958.py:5: DtypeWarning: Columns (4,5,6,9,14,15) have mixed types. Specify dtype option on import or set low_memory=False.
df = pd.read_csv("wfp_food_prices_idn.csv")
```

	date	admin1	admin2	market	market_id	latitude	longitude	category	commodity	commodity_id	unit	pricetag	pricetype	currency	price	usdprice
0	#date	#adm1+name	#adm2+name	#loc+market+name	#loc+market+code	#geo+lat	#geo+lon	#item+type	#item+name	#item+code	#item+unit	#item+price+flag	#item+price+type	#currency+code	#value	#value+usd
1	2007-01-15	NaN	NaN	National Average	974	NaN	NaN	cereals and tubers	Rice	52	KG	actual	Retail	IDR	5941.98	0.65
2	2007-01-15	NaN	NaN	National Average	974	NaN	NaN	cereals and tubers	Wheat flour	58	KG	actual	Retail	IDR	4328.26	0.48
3	2007-01-15	NaN	NaN	National Average	974	NaN	NaN	meat, fish and eggs	Eggs	92	KG	actual	Retail	IDR	9150.74	1
4	2007-01-15	NaN	NaN	National Average	974	NaN	NaN	meat, fish and eggs	Meat (beef)	141	KG	actual	Retail	IDR	49165.11	5.4

Gambar 3 Tampilan Dataset Sebelum Pra Pemrosesan

First 5 rows:

	date	province	region	market	category	commodity	unit	currency	rupiahprice	usdprice
0	2020-01-15	ACEH	ACEH BARAT	Pasar Lapang	cereals and tubers	Rice	KG	IDR	10198.33	0.75
1	2020-01-15	ACEH	ACEH BARAT	Pasar Lapang	cereals and tubers	Rice (high quality)	KG	IDR	10929.17	0.80
2	2020-01-15	ACEH	ACEH BARAT	Pasar Lapang	cereals and tubers	Rice (low quality)	KG	IDR	9445.00	0.69
3	2020-01-15	ACEH	ACEH BARAT	Pasar Lapang	meat, fish and eggs	Eggs	KG	IDR	24675.00	1.81
4	2020-01-15	ACEH	ACEH BARAT	Pasar Lapang	meat, fish and eggs	Eggs (broiler)	KG	IDR	24675.00	1.81

Gambar 4 Tampilan Dataset Setelah Pra Pemrosesan

Gambar 3 dan 4 menunjukkan evolusi dataset sebelum dan sesudah Pra Pemrosesan. Terdapat perubahan yang cukup banyak disini, mulai dari penamaan ulang dan penghapusan variabel tertentu, serta rentang waktu yang dimulai dari 2020-01-15 (Semua data ditangkap pada tanggal 15 untuk setiap bulan).

3.3 Hasil Analisis Data

Dalam penelitian ini dilakukan empat pendekatan analisis data, yaitu Regresi Linier, Analisis Time Series Plot, ARIMA, serta Association Rule Mining (Apriori). Setiap metode menggunakan variabel yang berbeda sesuai dengan tujuan analisis.

Pada analisis regresi linier (Model yang digunakan adalah Ordinary Least Squares (OLS)), variabel yang digunakan adalah usdprice sebagai variabel independen dan rupiahprice sebagai variabel dependen. Tujuan dari analisis ini adalah untuk mengetahui seberapa besar pengaruh harga komoditas dalam USD terhadap harga dalam Rupiah. Hasil regresi

memberikan gambaran mengenai tingkat signifikansi, koefisien regresi, serta nilai R^2 yang menunjukkan kekuatan pengaruh harga USD terhadap harga Rupiah, sehingga dapat dipahami keterkaitan harga lintas mata uang dalam pembentukan harga pangan domestik.

Analisis kedua adalah time series plot, yang menggunakan variabel date dan rupiahprice dengan fokus pada satu kategori, misalnya cereals and tubers. Analisis ini bertujuan untuk melihat pola, tren, dan fluktuasi harga komoditas di dalam kategori tersebut dari waktu ke waktu. Hasil visualisasi menunjukkan adanya dinamika harga yang dipengaruhi oleh faktor musiman, panen, distribusi, maupun kebijakan pemerintah, sehingga dapat diketahui bagaimana harga pangan bergerak dalam jangka panjang.

Selanjutnya, analisis ARIMA (7,1,1) dilakukan dengan menggunakan variabel date dan rupiahprice pada komoditas tertentu, misalnya jagung. Tujuan dari metode ini adalah membuat model peramalan (Forecasting) untuk memperkirakan harga jagung di masa depan berdasarkan data historis. ARIMA mampu menangkap pola autokorelasi dalam data dan menghasilkan prediksi harga untuk periode mendatang. Hal ini bermanfaat bagi perencanaan logistik, distribusi, serta pengambilan kebijakan terkait stabilitas harga pangan.

Terakhir, Association Rule Mining (Apriori) diterapkan dengan menggunakan variabel market, date, dan commodity. Tujuannya adalah menemukan pola keterkaitan antar komoditas yang sering dijual bersamaan di pasar pada waktu tertentu. Hasil aturan asosiasi memperlihatkan kombinasi komoditas yang cenderung muncul Bersama. Misalnya pasar yang menjual beras seringkali juga menjual jagung, ata. Informasi ini dapat dimanfaatkan untuk optimalisasi rantai pasok, strategi distribusi, dan kebijakan stok pangan.

3.3.1 Hasil Analisis Regresi Linear

Analisis regresi linear dilakukan dengan menggunakan variabel usdprice sebagai variabel independen dan rupiahprice sebagai variabel dependen pada rentang waktu 2020-2024. Tujuan dari analisis ini adalah untuk mengetahui hubungan serta kekuatan pengaruh harga komoditas dalam USD terhadap harga komoditas dalam Rupiah.

OLS Regression Results						
=====						
Dep. Variable:	rupiahprice	R-squared:	0.997			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.997			
Method:	Least Squares	F-statistic:	5.561e+07			
Date:	Fri, 03 Oct 2025	Prob (F-statistic):	0.00			
Time:	19:13:38	Log-Likelihood:	-1.5662e+06			
No. Observations:	171747	AIC:	3.132e+06			
Df Residuals:	171745	BIC:	3.133e+06			
Df Model:	1					
Covariance Type:	nonrobust					
=====						
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]

const	14.9668	7.817	1.915	0.056	-0.354	30.288
usdprice	1.472e+04	1.974	7457.374	0.000	1.47e+04	1.47e+04
=====						
Omnibus:	22198.351	Durbin-Watson:	0.356			
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	195942.865			
Skew:	0.323	Prob(JB):	0.00			
Kurtosis:	8.193	Cond. No.	6.01			
=====						

Gambar 5 Gambar Hasil Regresi Linier OLS

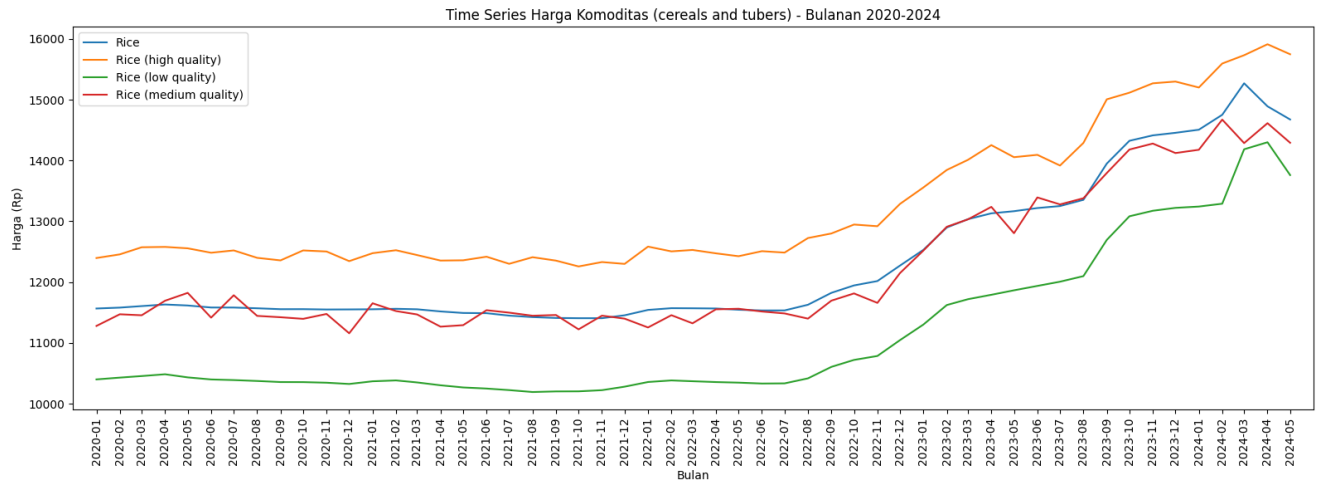
Berdasarkan hasil estimasi regresi linier dengan metode Ordinary Least Squares (OLS), diperoleh nilai R-squared sebesar 0,997, yang menunjukkan bahwa 99,7% variasi harga dalam Rupiah dapat dijelaskan oleh harga dalam USD. Nilai ini sangat tinggi, sehingga dapat disimpulkan bahwa harga komoditas dalam USD memiliki hubungan yang sangat kuat dengan harga dalam Rupiah. Koefisien regresi untuk variabel usdprice adalah sekitar 14.720 (1,472e+04), yang berarti setiap kenaikan 1 USD berasosiasi dengan kenaikan sekitar Rp14.720 pada harga komoditas dalam Rupiah. Nilai p-value sebesar 0,000 menegaskan bahwa hubungan ini signifikan secara statistik. Sementara itu, nilai konstanta (intercept) sebesar 14,9668 memiliki p-value = 0,056, yang berarti tidak signifikan pada taraf uji 5%. Dengan demikian, pengaruh konstanta terhadap model relatif kecil dan dapat diabaikan.

Secara keseluruhan, temuan ini menunjukkan bahwa fluktuasi harga dalam USD sangat menentukan pergerakan harga dalam Rupiah, hubungan keduanya bersifat linier, sangat kuat, dan signifikan secara statistik. Hal ini menegaskan bahwa pasar domestik sangat sensitif terhadap perubahan harga internasional yang direfleksikan dalam USD.

3.3.2 Hasil Analisis Time Series Plot

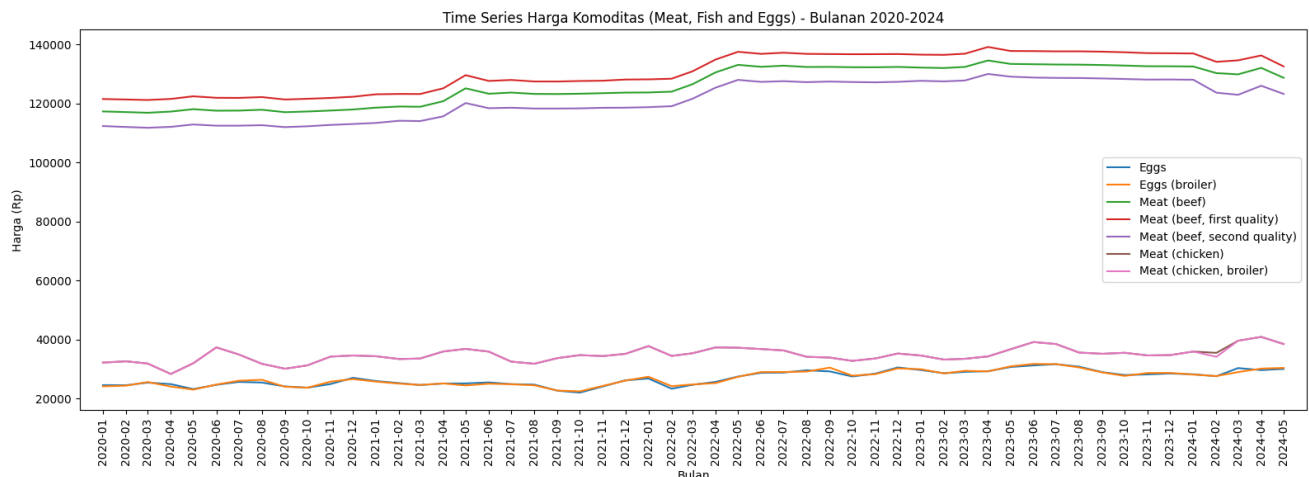
Analisis time series dilakukan untuk mempelajari dinamika harga seluruh komoditas pangan yang tercatat dalam dataset pada periode 2020-2024. Komoditas tersebut mencakup berbagai kategori utama, yaitu cereals and tubers, meat, fish and eggs, oil and fats, vegetables

and fruits, serta miscellaneous food. Dengan demikian, analisis mencakup beragam jenis komoditas yang memiliki peran penting dalam konsumsi rumah tangga di Indonesia.



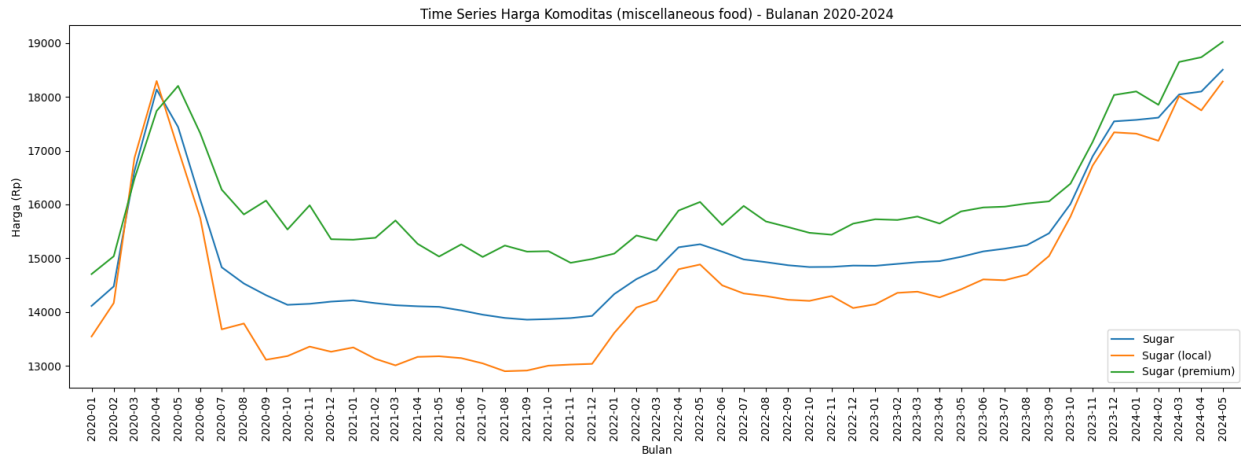
Gambar 6 Gambar Line Plot Analisis Cereals And Tubers

Grafik menunjukkan tren harga beras dari berbagai kualitas antara tahun 2020–2024. Pada awal periode (2020–2021), harga relatif stabil di semua kualitas. Namun, mulai pertengahan 2022 hingga 2024, terlihat tren kenaikan signifikan pada semua jenis beras. Beras kualitas tinggi mencatat kenaikan paling tajam, diikuti beras kualitas sedang dan rendah. Hal ini menunjukkan adanya tekanan inflasi pada komoditas pokok, terutama akibat faktor pasokan, biaya distribusi, serta kemungkinan dampak kebijakan impor/ekspor.



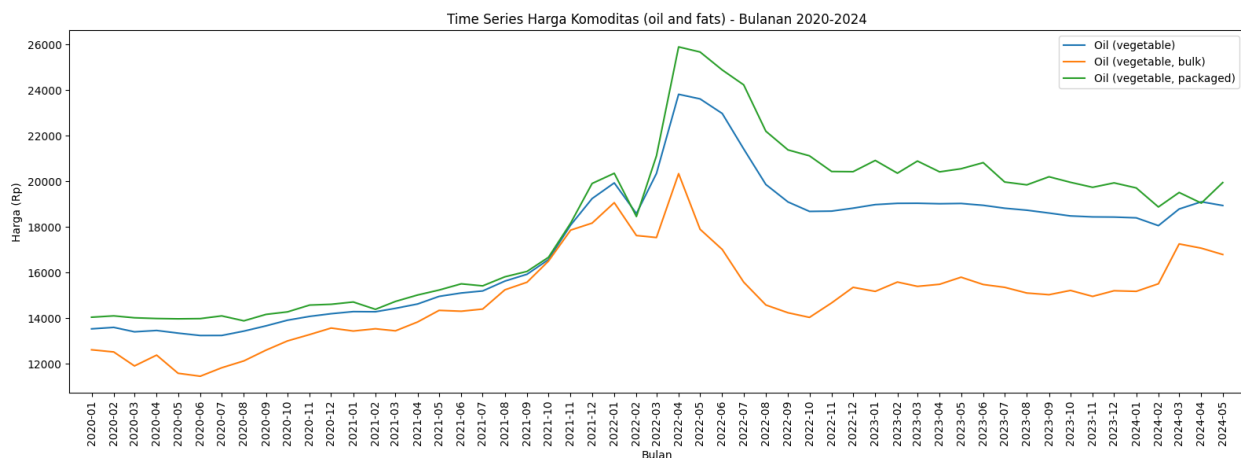
Gambar 7 Gambar Line Plot Analisis Meat, fish and eggs

Harga daging sapi (semua kualitas) relatif tinggi dan cenderung stabil, meski ada peningkatan bertahap mulai 2022. Sementara itu, harga ayam broiler dan telur menunjukkan fluktuasi yang lebih tajam, meskipun dengan kisaran harga jauh lebih rendah dibanding daging sapi. Kenaikan harga daging sapi yang konsisten mencerminkan tingginya biaya produksi dan ketergantungan impor pakan.



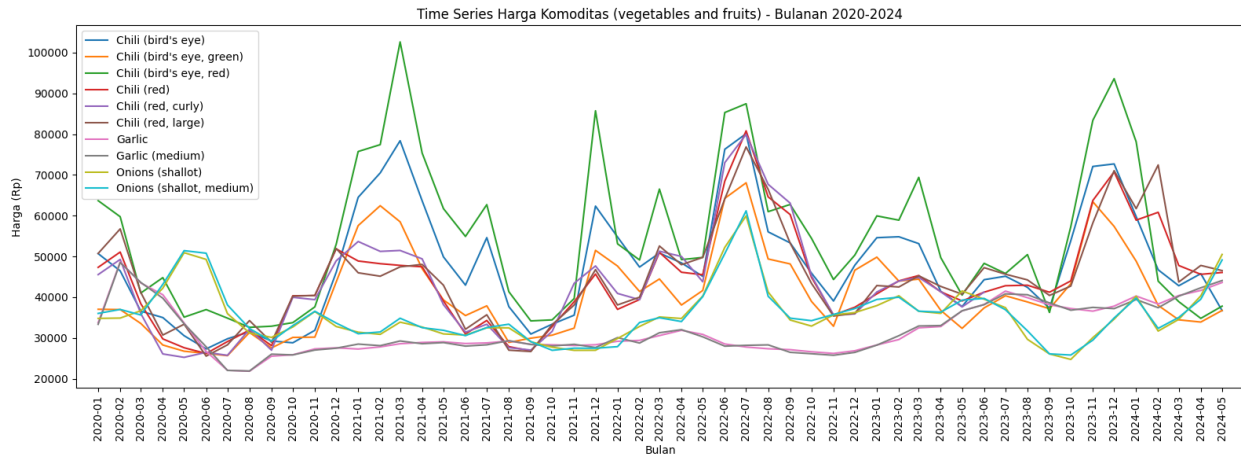
Gambar 7 Gambar Line Plot Analisis miscellaneous food

Grafik gula memperlihatkan lonjakan harga tajam di awal 2020, kemungkinan terkait pandemi COVID-19 yang mengganggu distribusi global. Setelah itu, harga turun kembali di 2021, lalu perlahan naik kembali mulai 2022 hingga mencapai level tertinggi pada 2024. Gula premium selalu memiliki harga lebih tinggi dibanding gula lokal maupun rata-rata.



Gambar 8 Gambar Line Plot Analisis oil and fats

Harga minyak goreng, baik curah maupun kemasan, meningkat drastis pada awal 2022 dan mencapai puncak sekitar pertengahan tahun tersebut. Setelah itu, harga menurun tetapi tetap berada di level yang lebih tinggi dibanding sebelum 2021. Minyak kemasan selalu lebih mahal dibanding minyak curah. Fenomena ini selaras dengan isu kelangkaan minyak goreng pada 2021–2022.

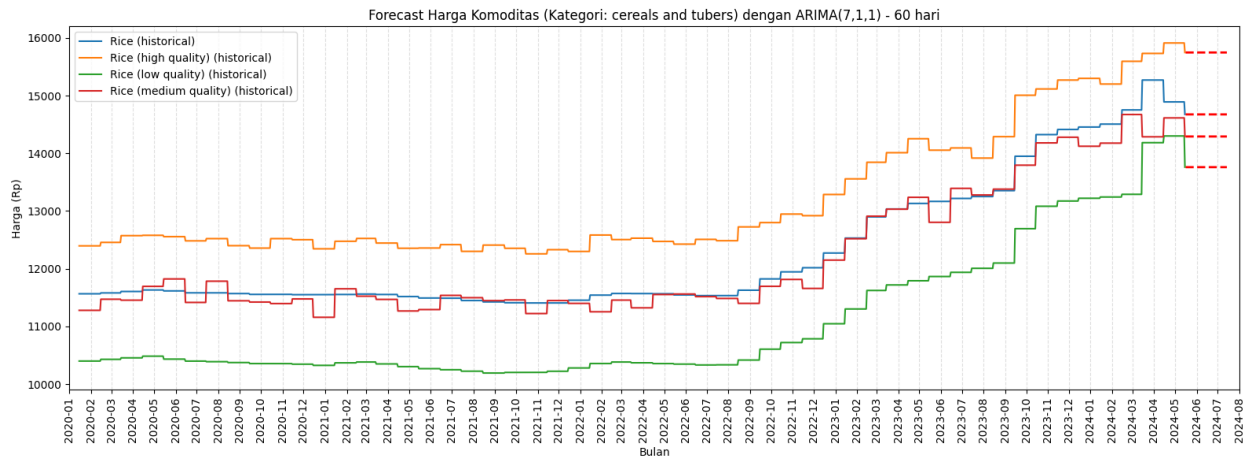


Gambar 9 Gambar Line Plot Analisis vegetables and fruits

Harga cabai (semua jenis) menunjukkan fluktuasi paling tinggi dengan puncak-puncak harga yang berulang hampir setiap tahun, terutama menjelang akhir tahun. Sementara itu, harga bawang merah dan bawang putih juga mengalami kenaikan musiman tetapi dengan fluktuasi lebih rendah dibanding cabai. Fenomena ini menunjukkan ketergantungan kuat pada musim panen dan pola cuaca.

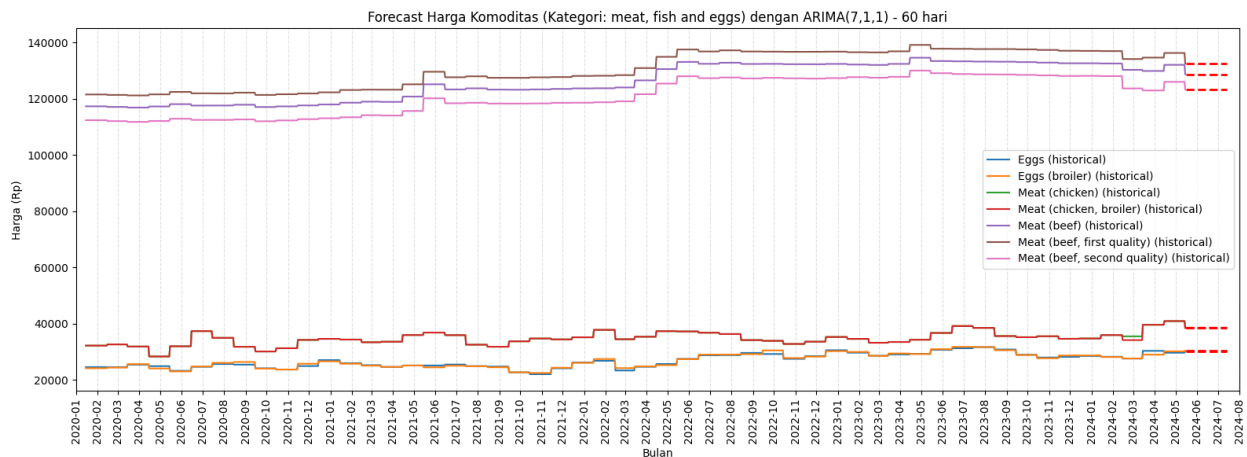
3.3.3 Hasil Analisis ARIMA 7,1,1

Pada tahap ini dilakukan analisis peramalan harga menggunakan metode ARIMA (7,1,1). Model ini diterapkan pada seluruh kategori komoditas yang tersedia dalam dataset, di mana masing-masing komoditas pada setiap kategori diproses secara individual. Data historis harga bulanan dikonversi ke bentuk runtun waktu yang berurutan, kemudian dilakukan forecasting untuk periode dua bulan ke depan. Hasil analisis memberikan gambaran tren harga ke depan pada setiap komoditas, sehingga dapat digunakan untuk melihat potensi kenaikan atau penurunan harga di masing-masing kategori pangan (Ditandai dengan garis merah titik-titik).



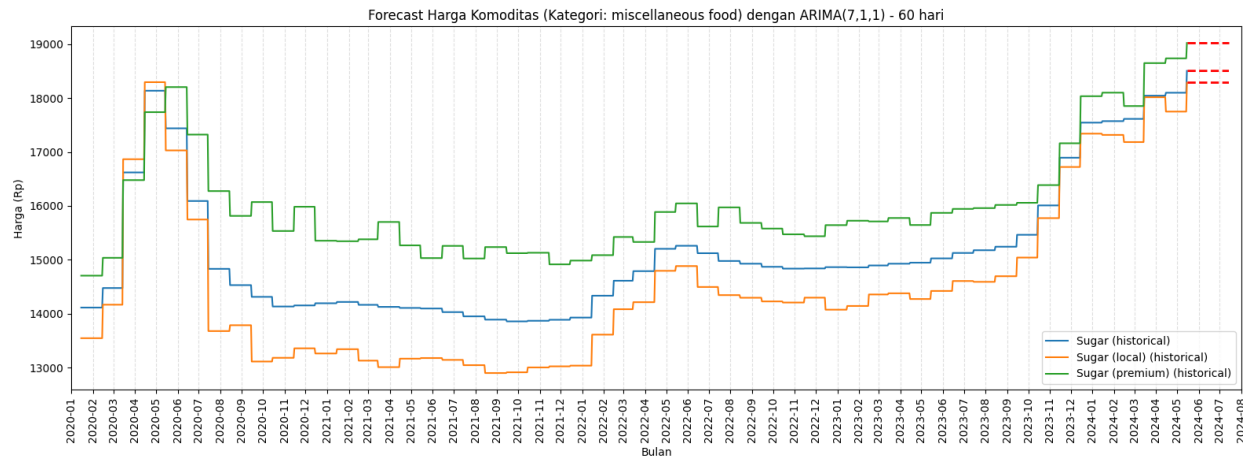
Gambar 10 Gambar ARIMA Analisis cereals and tubers

Forecast menunjukkan harga beras semua kualitas akan tetap naik dalam 2 bulan mendatang. Beras kualitas tinggi naik paling tajam, diikuti medium dan rendah. Tidak ada indikasi penurunan harga dalam waktu dekat. Harga beras diperkirakan terus naik, menandakan tekanan serius pada komoditas pokok. Ini adalah sinyal bahwa intervensi pasar dan kebijakan distribusi sangat diperlukan.



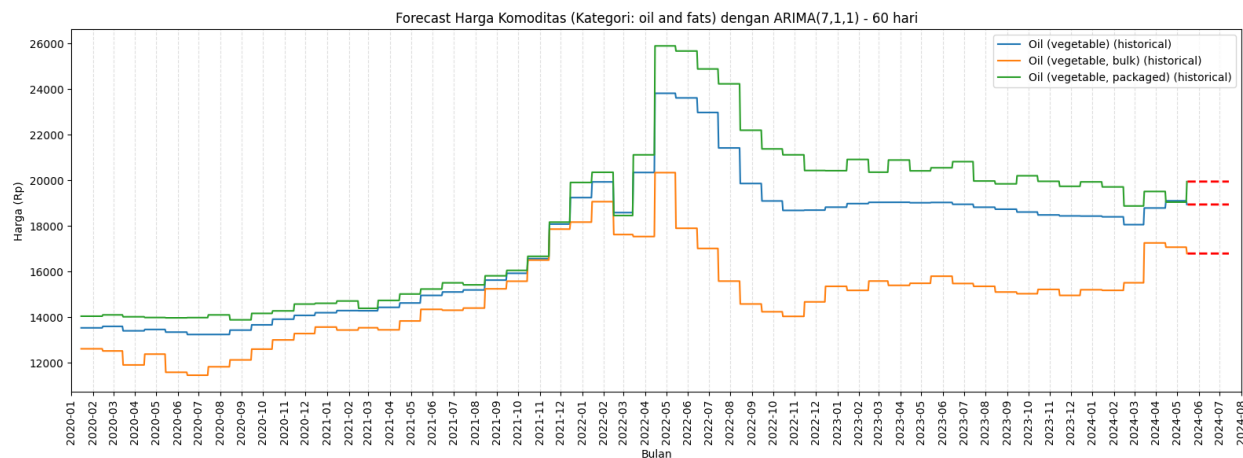
Gambar 11 Gambar ARIMA Analisis meat, fish and eggs

Forecast memperkirakan harga daging sapi (semua kualitas) akan tetap tinggi dan stabil. Harga ayam broiler dan telur diprediksi mengalami sedikit kenaikan, tetapi masih dalam rentang normal musiman. Daging sapi cenderung stabil mahal, sementara ayam dan telur sedikit naik. Kenaikan pada komoditas ini mungkin tidak terlalu tajam, tetapi tetap signifikan bagi inflasi pangan karena tingginya konsumsi.



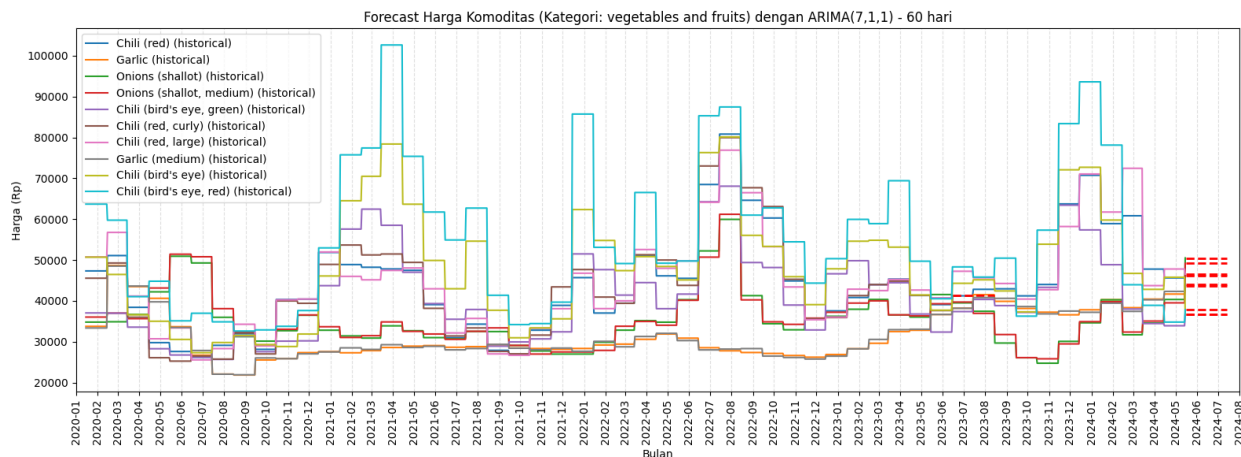
Gambar 12 Gambar ARIMA Analisis miscellaneous food

Forecast menunjukkan harga gula akan terus meningkat perlahan dalam 2 bulan ke depan. Ketiga jenis gula (lokal, biasa, dan premium) semuanya memperlihatkan tren naik konsisten, dengan premium tetap yang paling tinggi. Tren harga gula ke depan masih naik secara bertahap, sehingga potensi tekanan inflasi dari gula cukup besar jika tidak ada intervensi.



Gambar 13 Gambar ARIMA Analisis oil and fats

Forecast memperlihatkan harga minyak goreng, baik curah maupun kemasan, akan cenderung stabil dalam 2 bulan ke depan, tanpa lonjakan signifikan. Namun, harga diperkirakan bertahan di level yang relatif tinggi dibanding sebelum 2021. Harga minyak goreng diperkirakan tidak turun drastis, tetapi cenderung stabil tinggi. Ini menandakan harga sudah memasuki level baru akibat faktor biaya produksi dan global.



Gambar 14 Gambar ARIMA Analisis vegetables and fruits

Harga cabai diperkirakan tetap fluktuatif dengan kecenderungan naik dalam jangka pendek. Forecast menunjukkan adanya kemungkinan lonjakan harga lagi dalam 1–2 bulan ke depan, meskipun dalam rentang tertentu. Bawang merah dan bawang putih diprediksi lebih stabil dibanding cabai, dengan kecenderungan sedikit naik mengikuti pola musiman. Cabai masih berpotensi mengalami gejolak harga tinggi, sementara bawang relatif stabil. Pengendalian suplai cabai sangat krusial dalam jangka pendek.

3.3.3 Hasil Analisis Algoritma Apriori

Analisis ini dilakukan dengan algoritma Apriori, sebuah metode Association Rule Mining (ARM) yang bertujuan menemukan pola keterkaitan antar-komoditas dalam data transaksi. Dengan kata lain, algoritma ini mencoba menjawab pertanyaan: “Jika seseorang membeli barang A, seberapa besar kemungkinan ia juga membeli barang B?”. Hasil analisis divisualisasikan dalam bentuk aturan asosiasi lengkap dengan metrik evaluasi seperti support (frekuensi kemunculan kombinasi), confidence (tingkat kepastian aturan), dan lift (tingkat kekuatan asosiasi dibandingkan kebetulan murni).

Apriori menghasilkan aturan asosiasi dalam bentuk antecedent → consequent. Dari hasil pada tabel, terlihat bahwa hubungan yang kuat banyak muncul pada: Daging sapi (beef) berbagai kualitas, Cabai (red chili besar dan rawit), Beras kualitas tinggi dengan minyak goreng curah, Keterkaitan bumbu dapur seperti cabai dengan bawang putih, Hubungan substitusi/komplementer antar-varian komoditas yang mirip.

	antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift	representativity	leverage	conviction	zhangs_metric	jaccard	certainty	kulczynski
593	(Chili (bird's eye, red))	(Chili (red, large))	0.273518	0.259620	0.083199	0.304183	1.171645	1.0	0.012189	1.064043	0.201656	0.184913	0.060189	0.312324
592	(Chili (red, large))	(Chili (bird's eye, red))	0.259620	0.273518	0.083199	0.320466	1.171645	1.0	0.012189	1.069089	0.197871	0.184913	0.064624	0.312324
65	(Meat (beef, first quality))	(Meat (beef))	0.901957	0.906117	0.901484	0.999476	1.103032	1.0	0.084206	179.128675	0.952724	0.994369	0.994417	0.997182
64	(Meat (beef))	(Meat (beef, first quality))	0.906117	0.901957	0.901484	0.994887	1.103032	1.0	0.084206	19.176395	0.994939	0.994369	0.947853	0.997182
81	(Meat (beef, second quality))	(Meat (beef))	0.818663	0.906117	0.818190	0.999423	1.102973	1.0	0.076386	162.586499	0.514840	0.902492	0.993849	0.951193
80	(Meat (beef))	(Meat (beef, second quality))	0.906117	0.818663	0.818190	0.902963	1.102973	1.0	0.076386	1.868745	0.994424	0.902492	0.464881	0.951193
94	(Meat (beef, second quality))	(Meat (beef, first quality))	0.818663	0.901957	0.814030	0.994341	1.102426	1.0	0.075631	17.325585	0.512360	0.897904	0.942282	0.948428
95	(Meat (beef, first quality))	(Meat (beef, second quality))	0.901957	0.818663	0.814030	0.902516	1.102426	1.0	0.075631	1.860165	0.947644	0.897904	0.462413	0.948428
585	(Meat (beef, second quality))	(Chili (red, large))	0.818663	0.259620	0.232769	0.284328	1.095172	1.0	0.020228	1.034525	0.479226	0.275299	0.033373	0.590453
584	(Chili (red, large))	(Meat (beef, second quality))	0.259620	0.818663	0.232769	0.896577	1.095172	1.0	0.020228	1.753349	0.117374	0.275299	0.429663	0.590453
597	(Sugar (premium))	(Chili (red, large))	0.289118	0.259620	0.080741	0.279267	1.075678	1.0	0.005680	1.027261	0.098967	0.172525	0.026537	0.295133
596	(Chili (red, large))	(Sugar (premium))	0.259620	0.289118	0.080741	0.310998	1.075678	1.0	0.005680	1.031756	0.095024	0.172525	0.030779	0.295133
350	(Chili (bird's eye, red))	(Meat (beef, second quality))	0.273518	0.818663	0.240616	0.879710	1.074569	1.0	0.016697	1.507493	0.095521	0.282558	0.336647	0.586812
351	(Meat (beef, second quality))	(Chili (bird's eye, red))	0.818663	0.273518	0.240616	0.293914	1.074569	1.0	0.016697	1.028886	0.382680	0.282558	0.028075	0.586812
598	(Chili (red, large))	(Rice (high quality))	0.259620	0.615108	0.170937	0.658412	1.070401	1.0	0.011243	1.126773	0.088833	0.242880	0.112510	0.468155
599	(Rice (high quality))	(Chili (red, large))	0.615108	0.259620	0.170937	0.277897	1.070401	1.0	0.011243	1.025311	0.170880	0.242880	0.024687	0.468155
178	(Rice (high quality))	(Oil (vegetable, bulk))	0.615108	0.301976	0.198166	0.322164	1.066854	1.0	0.012418	1.029783	0.162810	0.275644	0.028922	0.489197
179	(Oil (vegetable, bulk))	(Rice (high quality))	0.301976	0.615108	0.198166	0.656230	1.066854	1.0	0.012418	1.119621	0.089774	0.275644	0.106841	0.489197
360	(Chili (bird's eye, red))	(Garlic (medium))	0.273518	0.331096	0.096152	0.351538	1.061742	1.0	0.005591	1.031524	0.080045	0.189104	0.030561	0.320972
361	(Garlic (medium))	(Chili (bird's eye, red))	0.331096	0.273518	0.096152	0.290405	1.061742	1.0	0.005591	1.023799	0.086935	0.189104	0.023246	0.320972

Pada daging sapi, terlihat bahwa varian kualitas yang berbeda saling terkait erat. Aturan seperti (Meat beef) → (Meat beef first/second quality) memiliki nilai support dan confidence yang sangat tinggi, lebih dari 90%. Hal ini mengindikasikan bahwa konsumen yang membeli daging sapi hampir selalu membeli salah satu dari varian kualitasnya, sehingga dapat disimpulkan adanya konsistensi dalam konsumsi daging sapi di berbagai segmen kualitas.

Untuk komoditas cabai, hubungan antara cabai rawit merah (Chili bird's eye red) dengan cabai merah besar (Chili red large) memiliki nilai lift lebih dari 1,17. Artinya, kedua jenis cabai ini sering dibeli secara bersamaan. Fenomena ini menggambarkan adanya kebiasaan konsumen untuk menggunakan lebih dari satu jenis cabai dalam kebutuhan masak sehari-hari.

Selain itu, hubungan yang cukup kuat juga terlihat pada komoditas beras dan minyak goreng. Aturan (Oil vegetable bulk) → (Rice high quality) memiliki nilai confidence yang relatif tinggi, sekitar 65%. Hal ini berarti bahwa konsumen yang membeli minyak goreng curah hampir selalu membeli beras kualitas tinggi juga, meskipun hubungan sebaliknya tidak terlalu dominan.

Korelasi lain yang menarik terlihat pada gula dan cabai. Aturan (Sugar premium) → (Chili red large) menunjukkan nilai support yang moderat, sehingga dapat ditafsirkan bahwa konsumen yang membeli gula premium juga cenderung membeli cabai merah besar.

Terakhir, keterkaitan yang cukup kuat juga muncul antara bawang putih (Garlic medium) dan cabai rawit merah (Chili bird's eye red). Dengan nilai lift lebih dari 1,06, analisis ini mengonfirmasi bahwa kedua komoditas tersebut sering digunakan secara bersamaan dalam masakan. Akibatnya, konsumen memiliki kecenderungan tinggi untuk membeli bawang putih dan cabai rawit merah secara bersamaan.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1 Kesimpulan

Hasil empat analisis ini memberikan gambaran yang komprehensif mengenai keterkaitan pasar domestik dengan dinamika global serta pola pergerakan harga komoditas pangan utama.

Melalui regresi linier, terbukti bahwa fluktuasi harga dalam USD sangat menentukan pergerakan harga dalam Rupiah, dengan hubungan yang bersifat linier, sangat kuat, dan signifikan secara statistik, menunjukkan tingginya sensitivitas pasar domestik terhadap perubahan harga internasional.

Analisis time series plot mengungkapkan pola berbeda antar komoditas: harga daging sapi relatif tinggi dan stabil dengan tren kenaikan bertahap sejak 2022, ayam broiler dan telur berfluktuasi lebih tajam meski di level harga yang lebih rendah, gula mengalami lonjakan tajam pada awal 2020 akibat pandemi sebelum kembali meningkat sejak 2022, minyak goreng mencatat kenaikan drastis pada 2022 akibat isu kelangkaan dan meski menurun tetap berada di level lebih tinggi dari pra-2021, serta cabai menunjukkan fluktuasi musiman paling ekstrem dengan puncak harga tahunan, diikuti oleh bawang merah dan putih dengan pola kenaikan musiman lebih moderat.

Dengan menggunakan model ARIMA(7,1,1), hasil forecasting memperlihatkan pola yang konsisten pada hampir semua komoditas pangan utama. Harga beras diperkirakan akan terus naik dalam dua bulan ke depan pada semua kualitas, dengan kenaikan paling tajam pada beras kualitas tinggi. Daging sapi (semua kualitas) diprediksi tetap stabil pada level tinggi, sementara ayam broiler dan telur mengalami sedikit kenaikan dalam pola musiman yang wajar, namun tetap signifikan bagi inflasi pangan. Gula diperkirakan terus meningkat secara bertahap pada semua jenis, dengan gula premium tetap yang tertinggi, sehingga berpotensi menambah tekanan inflasi. Harga minyak goreng, baik curah maupun kemasan, diproyeksikan stabil tinggi tanpa lonjakan signifikan, menunjukkan level harga baru akibat faktor global dan biaya produksi. Sementara itu, cabai diperkirakan tetap fluktuatif dengan potensi lonjakan harga dalam waktu dekat, sedangkan bawang merah dan putih lebih stabil dengan kenaikan musiman ringan.

Hasil analisis dengan algoritma Apriori dalam Association Rule Mining (ARM) menunjukkan bahwa pola konsumsi masyarakat terhadap komoditas pangan tidak berdiri sendiri. Daging sapi dengan berbagai kualitas menunjukkan keterkaitan yang sangat kuat, cabai rawit merah dan cabai merah besar saling melengkapi dalam kebutuhan dapur, beras berkualitas tinggi sering kali dibeli bersama minyak goreng curah, sementara gula premium memiliki hubungan dengan cabai merah besar, dan bawang putih kerap dibeli bersamaan dengan cabai rawit merah. Temuan ini menegaskan adanya pola belanja konsisten yang mencerminkan kebiasaan konsumsi masyarakat, sekaligus memberi informasi penting bagi

pengambil kebijakan maupun pelaku pasar dalam mengantisipasi kebutuhan, merencanakan distribusi, serta menjaga stabilitas harga antar-komoditas yang saling berkaitan.

4.2 Saran

Berdasarkan keseluruhan hasil analisis, dapat disimpulkan bahwa stabilitas harga pangan di Indonesia dipengaruhi oleh kombinasi faktor global, tren jangka panjang, serta pola konsumsi domestik. Sensitivitas tinggi terhadap harga internasional menandakan perlunya strategi ketahanan pangan yang lebih adaptif terhadap dinamika global. Pola pergerakan harga dari hasil analisis deret waktu dan forecasting ARIMA menunjukkan bahwa beberapa komoditas strategis, seperti beras, daging sapi, gula, minyak goreng, dan cabai, berpotensi memberikan tekanan inflasi yang berkelanjutan jika tidak dikelola dengan baik. Sementara itu, hasil ARM menegaskan adanya keterkaitan kuat antar-komoditas yang mencerminkan kebiasaan belanja konsumen, sehingga distribusi dan kebijakan stabilisasi harga sebaiknya memperhatikan keterhubungan ini. Dengan demikian, saran utama yang dapat diajukan adalah perlunya kebijakan terpadu yang mengombinasikan penguatan produksi domestik, pengelolaan distribusi yang efisien, serta intervensi pasar yang tepat waktu, agar gejolak harga dapat diminimalisasi sekaligus menjaga keterjangkauan pangan bagi masyarakat luas.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Bahtiar and F. D. Raswatie, "Analisis Fluktuasi Harga Pangan di Kota Bogor: Analysis of Food Price Fluctuations in the City of Bogor," *Indonesian Journal of Agricultural Resource and Environmental Economics*, vol. 1, no. 2, pp. 70–81, doi: 10.29244/ijaree.v1i2.42020.
- [2] M. E. (Kepala B. K. P. Dr. Ir. Agung Hendriadi, "PILAR KETAHANAN PANGAN," <https://badanpangan.go.id/storage/app/uploads/public/5ee/c33/7ac/5eec337ac6308554295469.pdf>, 2019.
- [3] "LAPORAN KINERJA 2021 PUSAT KETERSEDIAAN DAN KERAWANAN PANGAN," 2021.
- [4] Dr. Urip Haryoko and D. Dr. Ir. Dodo Gunawan, *Prakiraan Musim Hujan 2021/2022 Di Indonesia*. 2021.
- [5] "Analisis Implementasi Program Makan Bergizi Gratis Terhadap Perkembangan Ekonomi.," *ournal of Economics Development Research*, 1(2), 49-54, 2025.
- [6] "World Food Situation."
- [7] D. P. E. M. Y. R. R. R. H. R. S. R. W. Nurhaswindal, "Analisis regresi linier sederhana dan penerapannya," *Jurnal Cahaya Nusantara*, vol. 1, no. 2, Jan. 2025.

- [8] H. F. Z. I. F. J. R. S. R. S. A. Gelbi Ardesfira1, “PERAMALAN NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP DOLLAR AMERIKA DENGAN MENGGUNAKAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA),” *JAMBURA JOURNAL OF PROBABILITY AND STATISTICS*, vol. 3, no. 2, 2022.
- [9] X. Wang, Y. Kang, R. J. Hyndman, and F. Li, “Distributed ARIMA models for ultra-long time series,” *Int J Forecast*, vol. 39, no. 3, pp. 1163–1184, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2022.05.001>.
- [10] F. P. NAYA, S. S. BERLIANTI, N. PARCHA, and A. KAYLA, “PERAMALAN HARGA BERAS INDONESIA MENGGUNAKAN METODE ARIMA,” *JURNAL EKONOMI, SOSIAL & HUMANIORA*, vol. 6, no. 02, Jun. 2024, [Online]. Available: <https://jurnalintelektiva.com/index.php/jurnal/article/view/1063>
- [11] M. Hamdani Santoso, “Application of Association Rule Method Using Apriori Algorithm to Find Sales Patterns Case Study of Indomaret Tanjung Anom,” *Brilliance: Research of Artificial Intelligence, Article Research November 2021*, no. 2, 2021.
- [12] D. Adi Purnama, “Data Mining Menggunakan Association Rules-Market Basket Analysis untuk Peningkatan Kinerja Ritel Tradisional,” *STRING*, 2025.