

EVALUASI AKURASI MODEL ARIMAX DAN PROPHET DALAM PERAMALAN HARGA CABAI MERAH BESAR

Novel Ayu Fitriyanti^{1*}, Isti Surjandari²

^{1,2} Departemen Teknik Industri, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia, Kampus UI Depok, Indonesia

*Penulis korespondensi: novelayu05@gmail.com

ABSTRAK

Komoditas cabai merah (*Capsicum annuum L.*) merupakan salah satu komoditas pangan strategis di Indonesia karena terkenal memiliki harga yang berfluktuasi tajam secara musiman, sehingga berdampak pada ketidakpastian pasar dan risiko kerugian bagi pelaku usaha. Analisis ini bertujuan untuk mengevaluasi dan membandingkan nilai akurasi pada model ARIMAX dan Prophet. ARIMAX dikenal lebih unggul pada data yang terpengaruh secara signifikan oleh variabel external. Sementara itu, Prophet unggul dalam menangani data yang memiliki nilai hilang dan tren yang berubah, menjadikannya cocok untuk data harga cabai merah yang dinamis dan sensitif terhadap variabel external. Data yang digunakan berasal dari catatan harga periode 2020–2025 yang diperoleh dari Bank Indonesia. Analisis dilakukan melalui proses pengujian stasioneritas, pemilihan model, dan evaluasi akurasi. Evaluasi akurasi dilakukan berdasarkan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil analisis menunjukkan bahwa model ARIMAX menghasilkan nilai MAPE 7,95%. Sementara itu, model Prophet mampu menangkap pola musiman tahunan dan tren jangka panjang, tetapi akurasinya lebih rendah dari ARIMAX, yaitu 16,85%.

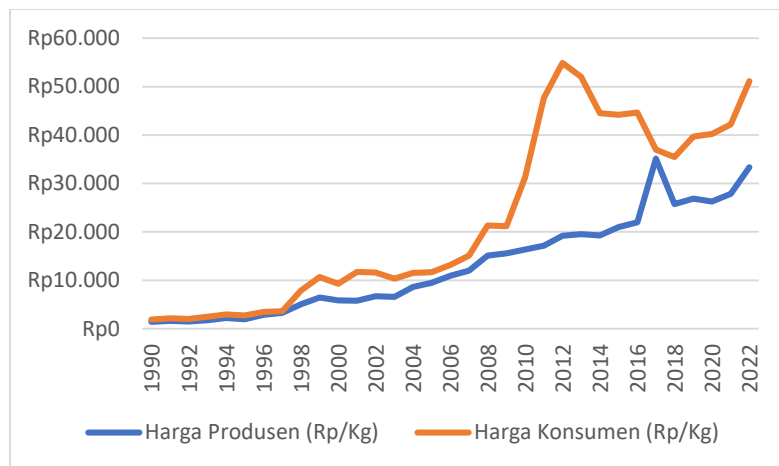
Kata kunci: peramalan harga, ARIMAX, Prophet, fluktuasi harga pangan, cabai merah besar.

1 PENDAHULUAN

Komoditas cabai merah (*Capsicum annuum L.*) merupakan salah satu komoditas pangan strategis di Indonesia karena terkenal memiliki harga yang berfluktuasi tajam secara musiman. (Statistik, 2020). Berdasarkan data BPS (2025), fluktuasi harga pangan masih menjadi isu penting yang berpengaruh terhadap stabilitas ekonomi nasional. Di antara berbagai komoditas, cabai termasuk yang paling rentan mengalami kenaikan harga. Fluktuasi harga cabai merah kerap terjadi menjelang hari-hari besar keagamaan sehingga menimbulkan ketidakpastian baik bagi konsumen maupun pelaku usaha (Pusdatin Kementan, 2024).

Menurut data (BPS), harga cabai merah di Indonesia, baik di tingkat produsen maupun konsumen, menunjukkan tren peningkatan dalam beberapa tahun terakhir (Gambar 1). Selama periode 2017–2021, harga di tingkat produsen tercatat tumbuh rata-rata 6,92% per tahun, sedangkan di tingkat konsumen kenaikannya bahkan lebih tinggi, yaitu sekitar 9,80% per tahun. Berdasarkan catatan Pusat Data dan Informasi Pertanian (Pusdatin) (2024), pada 2011–2016 terjadi perbedaan harga yang cukup mencolok antara produsen dan konsumen. Pada tahun 2011, selisih harga mencapai Rp30.485 per kg, kemudian berangsur turun menjadi Rp22.702 per kg pada 2016. Selama periode tersebut, harga di tingkat produsen relatif stabil di kisaran Rp17.184–Rp21.946 per kg, sementara harga di tingkat konsumen meningkat tajam hingga Rp47.669 per kg (kenaikan 36,05%) dan mencapai Rp44.648 per kg (kenaikan 49,15%). Tingginya disparitas harga

antara produsen dan konsumen pada tahun 2012 dapat terjadi karena banyak hal, antara lain panjangnya rantai pemasaran, atau penyalahgunaan market power (Erviana et al, 2020).



Gambar 1. Perkembangan Harga Produsen Dan Konsumen di Indonesia (Pusdatin., 2024)

Kecenderungan kenaikan harga cabai dari tahun ke tahun menunjukkan tingginya permintaan masyarakat. Pada musim-musim tertentu, seperti musin hujan dan periode hajatan/hari besar, harga cabai biasanya melonjak tajam sehingga berkontribusi terhadap inflasi (Pusdatin Kementan, 2023).

Volatilitas harga juga berkaitan dengan risiko finansial di sektor pertanian. Abubakar et al. (2021) pada penelitiannya di sektor crude palm oil (CPO) menemukan bahwa volatilitas harga yang tinggi meningkatkan risiko gagal bayar perusahaan-perusahaan agrikultur. Temuan ini memperkuat argumentasi bahwa fluktuasi harga cabai bukan hanya berdampak pada petani dan konsumen, tetapi juga dapat memengaruhi stabilitas finansial dalam rantai pasok. Dengan demikian, prediksi harga cabai yang akurat sangat diperlukan untuk mengurangi ketidakpastian dan mendukung pengambilan keputusan yang tepat.

Secara metodologis, pendekatan *time series forecasting* merupakan salah satu teknik yang paling banyak digunakan untuk memproyeksikan harga komoditas. Pendekatan ini mampu menangkap pola musiman, tren, dan volatilitas data historis (Wang et al., 2026). Berbagai model telah dikembangkan, seperti ARIMA, ARIMAX, Prophet, hingga model kecerdasan buatan. Dalam penelitian lintas negara, Quartey-Papafio et al. (2021) menemukan bahwa model grey prediction memiliki akurasi lebih tinggi dibandingkan ARIMA dalam memprediksi produksi kakao di enam negara utama. Temuan ini menunjukkan bahwa pemilihan metode forecasting harus mempertimbangkan karakteristik data yang dihadapi.

Di sisi lain, berbagai studi empiris menunjukkan bahwa model Prophet memiliki keunggulan untuk data dengan pola musiman dan perubahan tren yang tajam. Negre et al. (2024), misalnya, menunjukkan bahwa Prophet mampu memberikan akurasi prediksi hingga 98,8% untuk permintaan alas kaki, lebih tinggi dibandingkan SARIMA. Chaturvedi et al. (2023) juga menegaskan bahwa Prophet unggul dalam memprediksi permintaan energi bulanan di India. Namun, beberapa penelitian lain menunjukkan bahwa Prophet tidak selalu lebih unggul, terutama ketika data sangat dipengaruhi oleh faktor eksogen. Mishra et al. (2024) menekankan bahwa ARIMA dan ARIMAX dapat memiliki performa lebih stabil dibandingkan Prophet ketika terdapat variabel eksternal yang signifikan.

Berdasarkan tinjauan literatur tersebut, dapat disimpulkan bahwa pemilihan metode forecasting tidak dapat dilakukan secara generik, melainkan harus disesuaikan dengan karakteristik data dan struktur penyebab fluktuasi harga. Model Prophet umumnya menunjukkan performa optimal pada data dengan pola musiman yang kuat dan perubahan tren yang tajam, sebagaimana dibuktikan dalam berbagai studi peramalan komoditas dan energi. Sebaliknya, ARIMAX lebih unggul pada data yang terpengaruh secara signifikan oleh variabel eksternal, sehingga lebih tepat digunakan untuk memodelkan harga cabai merah besar yang sensitif terhadap kondisi produksi, distribusi, dan cuaca. Dengan demikian, penelitian ini berfokus pada evaluasi komparatif antara ARIMAX dan Prophet untuk memperoleh metode peramalan yang paling akurat berdasarkan data historis harga cabai.

2 METODE

2.1 Sumber dan Jenis Data

Data yang digunakan dalam analisis ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari lembaga resmi negara, yaitu Bank Indonesia. Dalam konteks penelitian ini, data berupa harga cabai merah besar yang dicatat per-hari, dengan rentang waktu 2020–2025. Variabel yang digunakan terdiri dari, variable Y (harga konsumen) adalah Nilai harga konsumen cabai merah besar yang diamati secara periodik dalam kurun waktu tertentu berdasarkan data Bank Indonesia, dan variabel X (harga produsen) adalah Nilai harga produsen cabai merah besar yang diamati secara periodik berdasarkan data bank Indoensia sebagai variabel eksogen.

2.2 Tahapan Penelitian

Seluruh proses analisis dibagi menjadi beberapa tahap mulai dari persiapan, pengumpulan data, pra-pengolahan data, pemodelan, hingga evaluasi hasil peramalan. Tahap awal penelitian adalah identifikasi masalah dan studi literatur. Penggunaan ARIMAX dipilih karena model ini mampu mengakomodasi variabel eksogen yang berpotensi memengaruhi harga cabai (Joseph et al., 2025), sedangkan Prophet digunakan sebagai pembanding yang kuat untuk data musiman dan tren non-linear (Agyemang et al., 2023).

2.2.1 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif, yang bertujuan untuk memahami pola dasar dalam data harga cabai merah besar. Analisis ini meliputi visualisasi deret waktu untuk mengidentifikasi kecenderungan tren (*trend*), pola musiman (*seasonality*), fluktuasi jangka pendek, dan potensi outlier. Grafik deret waktu digunakan untuk menggambarkan dinamika perubahan harga dari tahun ke tahun sehingga dapat memberikan gambaran awal mengenai struktur data sebelum dilakukan pemodelan lebih lanjut.

2.2.2 Pengumpulan dan Pra-Pengolahan Data

Tahap selanjutnya, dilakukan pengumpulan data, yang meliputi perolehan data harga konsumen dan produsen cabai merah yang diperoleh dari Bank Indonesia. Setelah data terkumpul, dilakukan pra-pengolahan data, meliputi pembersihan data (*data cleaning*), penanganan nilai hilang, transformasi data bila diperlukan, dan penyelarasan frekuensi data antara variabel utama dan variabel eksogen. Pada tahap ini juga dilakukan uji stasioneritas menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk menilai apakah data memiliki mean dan varians yang konstan sepanjang waktu. Jika hasil uji menunjukkan data tidak stasioner, maka dilakukan proses *differencing* hingga data mencapai kondisi stasioner. Selain itu, analisis pola autokorelasi dilakukan melalui grafik *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Kedua grafik ini digunakan untuk mengidentifikasi ordo (p, d, q) dalam model ARIMAX serta membaca struktur keterkaitan antar waktu dalam data deret waktu.

2.2.3 Proses Pemodelan

Proses pemodelan mencakup penerapan metode ARIMAX dan Prophet. Pada model ARIMAX, dilakukan beberapa langkah yaitu:

1. Identifikasi struktur model melalui ACF dan PACF,
2. Pemilihan variabel eksogen berdasarkan teori dan korelasi, dan
3. Uji diagnostik residual untuk memastikan residual bersifat white noise, tidak mengandung autokorelasi, dan berdistribusi acak. Model ARIMAX kemudian digunakan untuk menghasilkan nilai prediksi sesuai horizon waktu yang ditetapkan.

Selain ARIMAX, analisis ini juga menerapkan model Prophet, yaitu model regresi aditif yang dikembangkan oleh Facebook dan dirancang untuk menangani tren non-linear, musiman kompleks, serta pengaruh hari libur. Prophet membagi deret waktu menjadi beberapa komponen, yaitu tren (trend), musim (*seasonality*), dan efek hari libur (*holiday effects*). Proses pemodelan Prophet dilakukan melalui penyusunan komponen model, pelatihan model dengan data historis, dan pembuatan prediksi untuk periode mendatang.

2.2.4 Evaluasi Kinerja

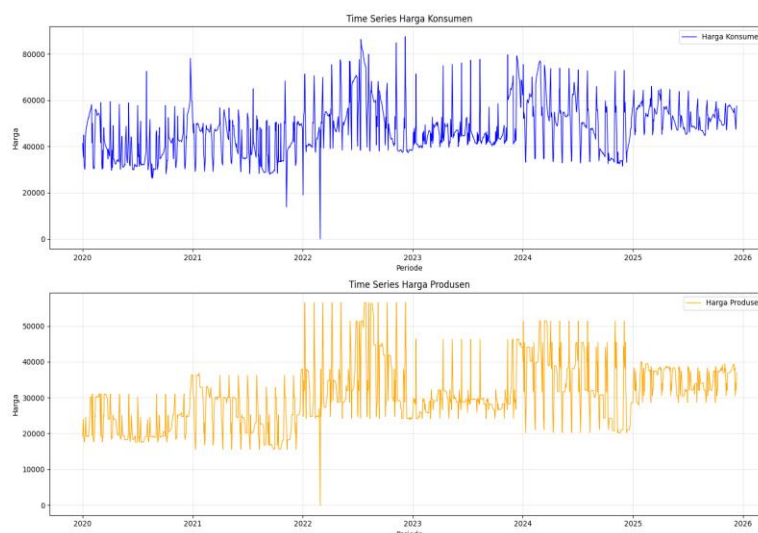
Evaluasi kinerja model, yang bertujuan untuk menilai akurasi prediksi dari model ARIMAX dan Prophet. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi terhadap data aktual menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengukur persentase kesalahan secara relatif, menghasilkan nilai MAPE terendah dipilih sebagai model terbaik untuk meramalkan harga cabai merah besar. Evaluasi ini menjadi dasar untuk menentukan metode mana yang paling sesuai digunakan pada konteks data historis dan karakteristik musiman harga cabai di Indonesia.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Penelitian

3.1.1 Eksplorasi Data

Eksplorasi data dilakukan sebagai tahap awal untuk memahami struktur, pola, serta anomali pada deret waktu harga cabai merah besar. Visualisasi digunakan untuk mengidentifikasi kecenderungan tren jangka panjang, pola musiman, serta volatilitas harga yang terjadi pada berbagai periode.



Gambar 2. Time Series Harga Konsumen Cabai Merah Besar (2020–2025)

Grafik harga konsumen pada gambar 2 memperlihatkan pola fluktuasi yang sangat dinamis sepanjang periode 2020–2025. Terlihat adanya kecenderungan kenaikan harga secara bertahap, terutama mulai tahun 2022, yang mengindikasikan adanya tekanan permintaan dan gangguan pasokan pada periode tertentu. Pola lonjakan (*spikes*) yang muncul secara berkala menunjukkan kuatnya pengaruh faktor musiman, terutama menjelang hari besar keagamaan dan musim penghujan. Di beberapa titik, grafik juga menunjukkan nilai ekstrim yang turun secara drastis, kemungkinan akibat gangguan pasokan atau koreksi harga sesaat. Secara keseluruhan, karakteristik data konsumen bersifat volatil, musiman, dan menunjukkan tren meningkat, sehingga sesuai untuk dianalisis dengan model peramalan yang sensitif terhadap perubahan tren dan musiman seperti ARIMAX dan Prophet.

3.1.2 ARIMAX

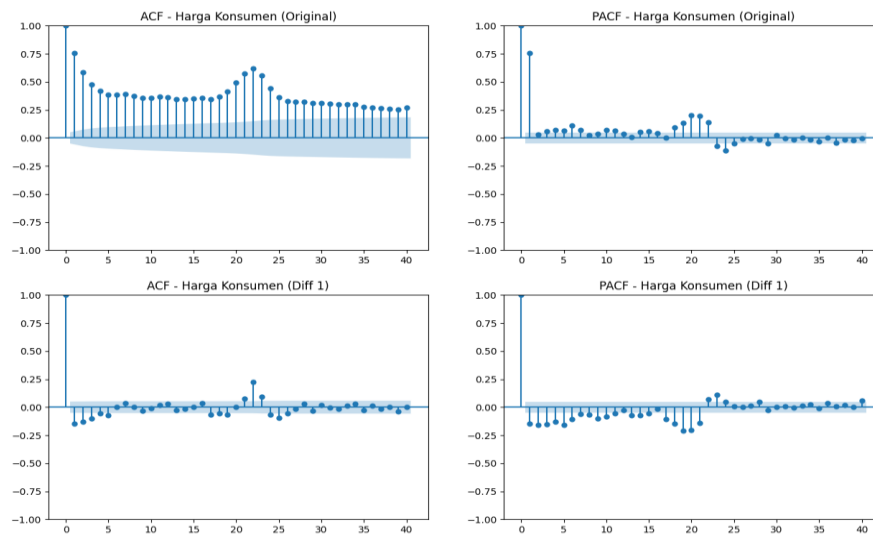
Hasil uji ADF menunjukkan bahwa kedua variabel masih bersifat non-stasioner, sehingga proses differencing diperlukan sebagai langkah transformasi data. Hasil uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) pada Tabel 1 menunjukkan bahwa deret waktu harga konsumen pada kondisi awal (data asli) memiliki nilai p-value sebesar 0,135969, lebih besar dari tingkat signifikansi 0,05. Kondisi ini mengindikasikan bahwa deret waktu harga konsumen dinyatakan tidak stasioner pada level, sehingga masih mengandung pola tren atau musiman yang menyebabkan mean dan varians data berubah seiring waktu. Ketidakstasioneran ini menunjukkan bahwa data belum memenuhi prasyarat dasar untuk pemodelan ARIMAX, sehingga diperlukan proses transformasi melalui first differencing untuk menstabilkan data.

Tabel 1. Hasil Uji ADF pada Deret Waktu Harga Konsumen

Kondisi	ADF Statistic	p-value	Critical Value 1%	Critical Value 5%	Critical Value 10%	Keterangan
Data Asli	-2.420738	0.13597	-3.434694	-2.863459	-2.567791	Tidak stasioner
Setelah <i>First Differencing 1</i>	-12.79822	0.00000	-3.434694	-2.863459	-2.567791	Stasioner

Setelah diterapkan *first differencing*, dilakukan kembali uji ADF untuk memastikan apakah data telah mencapai kondisi stasioner. Hasil pengujian berdasarkan gambar 3, menunjukkan nilai ADF Statistic sebesar -12.798219 dengan p-value 0,000000, berada jauh di bawah tingkat signifikansi 0,05. Temuan ini menunjukkan deret waktu harga konsumen yang telah mengalami differencing dinyatakan stasioner.

Pemodelan ARIMAX dilakukan untuk menilai sejauh mana penambahan variabel eksogen, yaitu harga produsen cabai merah besar, dapat meningkatkan akurasi prediksi harga konsumen. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa memasukkan harga produsen sebagai variabel eksogen memberikan peningkatan performa yang signifikan dibanding model ARIMA univariat.



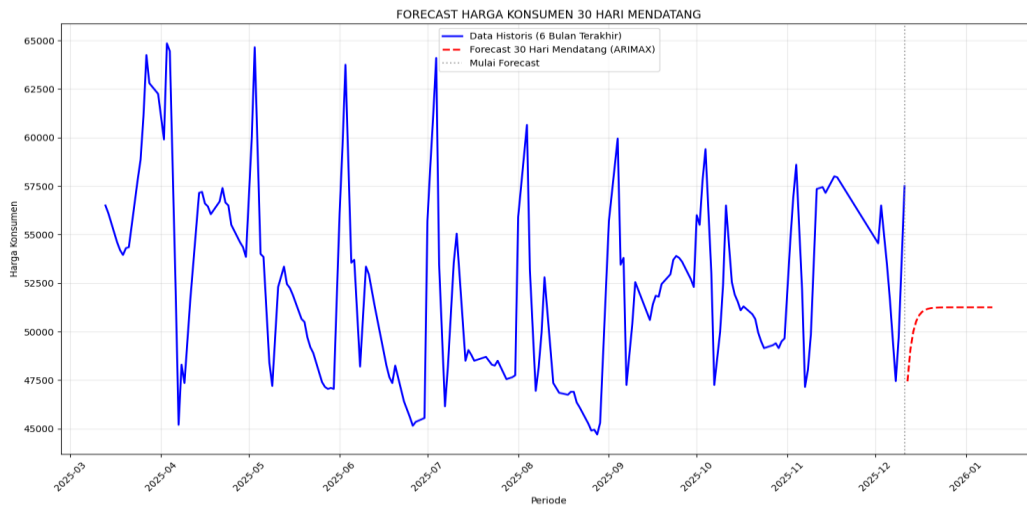
Gambar 3. Grafik ACF dan PACF Harga Konsumen

Hasil pada Tabel 2. Menunjukkan bahwasannya model ARIMAX(2,1,2) tercatat sebagai model terbaik dengan nilai AIC terendah (24426.47) dan MAPE paling kecil (7.95%). Penurunan nilai AIC ini menandakan bahwa penambahan harga produsen sebagai regresor meningkatkan kemampuan model untuk menjelaskan variasi harga konsumen secara lebih efisien. Kinerja MAPE yang hanya 7.95% menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan prediksi yang sangat baik dalam mengestimasi harga pada periode pengujian. Selain itu, model-model ARIMAX lainnya yang memiliki nilai BIC dan MAPE relatif rendah (misalnya ARIMAX(1,1,2) dan ARIMAX(2,1,1)) ikut memperkuat temuan bahwa variabel eksogen harga produsen berperan signifikan dalam memengaruhi dinamika harga konsumen. Dengan demikian, ARIMAX(2,1,2) ditetapkan sebagai model terbaik yang akan digunakan untuk interpretasi lanjutan dan peramalan.

Tabel 2. Perbandingan Kinerja Model ARIMAX (Harga Produsen sebagai Eksogen)

Model	AIC	BIC	MAPE (%)
ARIMAX(2,1,2)	24426.47	24457.12	7.95
ARIMAX(1,1,2)	24429.68	24455.22	8.06
ARIMAX(2,1,1)	24456.24	24481.78	8.09
ARIMAX(1,1,1)	24458.84	24479.28	8.19
ARIMAX(0,1,1)	24557.39	24572.72	15.10
ARIMAX(1,1,0)	24636.15	24651.48	17.67

Visualisasi peramalan dilakukan untuk menggambarkan kemampuan model ARIMAX(2,1,2) dalam memprediksi pergerakan harga konsumen cabai merah besar dalam horizon waktu 30 hari ke depan. Grafik ini menyajikan perbandingan antara data historis enam bulan terakhir dengan hasil proyeksi model, sehingga memudahkan identifikasi pola, tingkat kestabilan prediksi, serta arah tren jangka pendek.



Gambar 4. Peramalan Harga Konsumen Cabai Merah Besar 30 Hari Mendatang Menggunakan ARIMAX

Gambar 4 menunjukkan perbandingan antara data historis harga konsumen selama enam bulan terakhir (garis biru) dan hasil peramalan 30 hari ke depan yang dihasilkan oleh model ARIMAX(2,1,2) (garis merah putus-putus). Garis vertikal abu-abu menandai titik pemisah antara data historis dan periode prediksi. Pola historis memperlihatkan fluktuasi harga yang cukup tinggi, dengan lonjakan sesaat dan penurunan tajam pada beberapa periode, mencerminkan karakteristik musiman yang kuat serta dinamika pasar yang dipengaruhi faktor pasokan dan permintaan. Di sisi lain, hasil peramalan menunjukkan bahwa harga konsumen diprediksi bergerak dalam kisaran yang relatif lebih stabil dibandingkan pergerakan historis. Model memproyeksikan kecenderungan harga berada pada interval sekitar Rp 50.000 – Rp 52.000 per kilogram, yang mengindikasikan tidak adanya lonjakan atau penurunan ekstrem pada horizon peramalan.

3.1.3 Prophet

Pengujian model peramalan dilakukan dengan menggunakan data testing pada model Prophet. Berikut hasil peramalan data testing pada model Prophet.

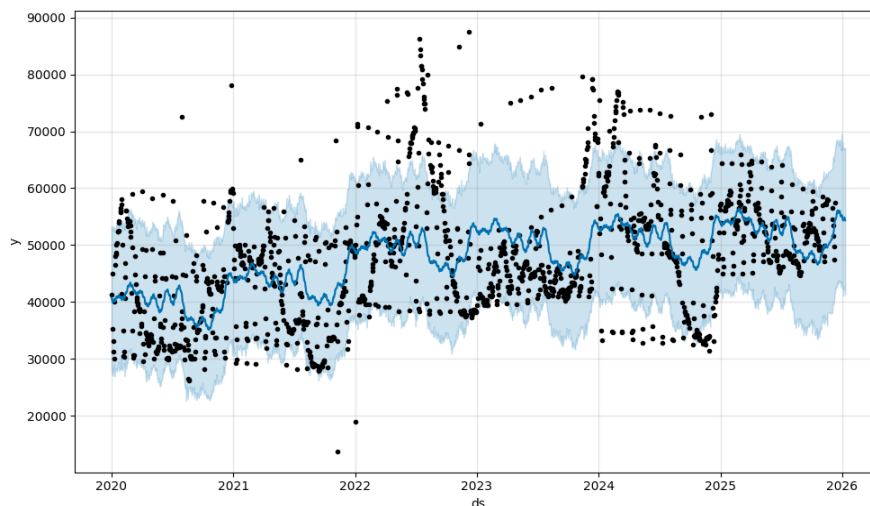
Tabel 3. Hasil Peramalan Menggunakan Prophet

<i>Index</i>	<i>Tanggal (ds)</i>	<i>Nilai Aktual (y)</i>	<i>Nilai Prediksi (yhat)</i>
0	2020-01-01	41300.0	40744.6211
1	2020-02-01	41500.0	40331.3941
2	2020-03-01	41600.0	42654.8884
3	2020-06-01	44200.0	38926.4162
4	2020-07-01	44550.0	39986.7458

Berdasarkan tabel hasil prediksi, diperoleh informasi mengenai kemampuan model Prophet dalam meramalkan nilai harga konsumen pada periode awal tahun 2020. Salah satu contohnya terlihat pada tanggal 1 Februari 2020, nilai aktual tercatat sebesar 41.500, sedangkan hasil prediksi sebesar 40.331,39. Perbedaan yang terjadi masih dalam batas wajar, sehingga dapat dikatakan bahwa model tetap konsisten dalam mengikuti arah pergerakan harga. Namun terjadi perbedaan yang lebih signifikan tampak pada tanggal 1 Juni dan 1 Juli 2020, ketika nilai aktual mengalami

peningkatan tajam masing-masing sebesar 44.200 dan 44.550. Model Prophet memprediksi nilai yang lebih rendah, yaitu 38.926,42 dan 39.986,74. Ketidaksesuaian ini menunjukkan bahwa model membutuhkan lebih banyak variasi data historis untuk dapat menangkap perubahan tren yang terjadi secara mendadak.

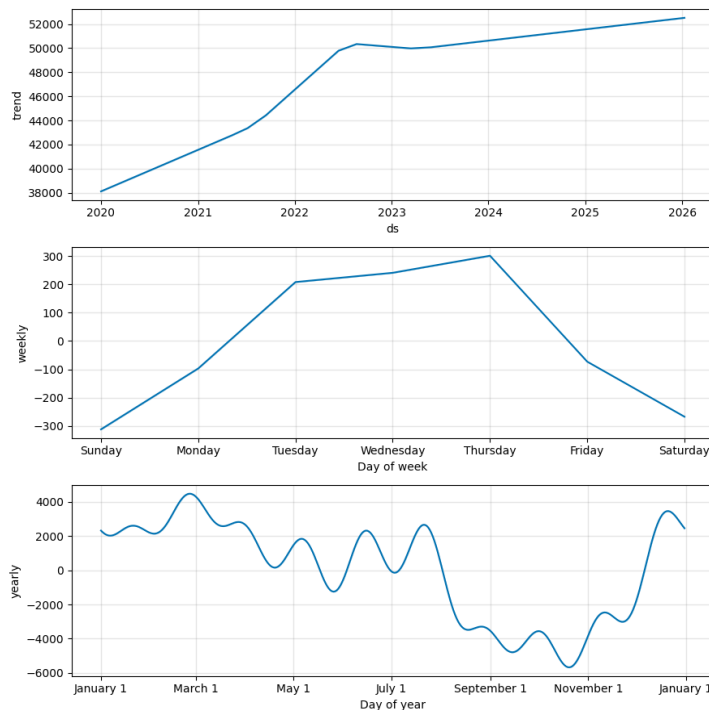
Secara keseluruhan, hasil prediksi pada tabel menunjukkan bahwa model Prophet telah mampu memberikan estimasi yang cukup mendekati nilai aktual, terutama pada periode awal. Perbedaan yang muncul pada beberapa titik waktu mencerminkan adanya dinamika harga yang tidak selalu bersifat linier, sehingga perlu pengamatan lebih lanjut terhadap faktor musiman maupun perubahan tren yang terjadi.



Gambar 5. Plot Perbandingan Nilai Aktual dan Hasil Peramalan Menggunakan Metode Prophet

Titik-titik hitam pada gambar 5 mewakili data aktual harga konsumen yang diperoleh dari observasi harian, sedangkan garis biru menggambarkan nilai hasil prediksi yang dihasilkan oleh model Prophet. Adapun area bayangan berwarna biru muda yang mengelilingi garis prediksi menunjukkan uncertainty interval, yaitu rentang ketidakpastian yang secara otomatis dihitung oleh model untuk memberikan batas bawah dan batas atas prediksi.

Secara keseluruhan, visualisasi tersebut memperlihatkan bahwa model Prophet dapat menangkap pola tren jangka panjang dengan baik. Teramati adanya kecenderungan kenaikan harga konsumen dari tahun ke tahun, meskipun diselingi oleh beberapa periode penurunan atau stagnasi. Garis prediksi yang dihasilkan oleh model menunjukkan pola pergerakan yang relatif konsisten dengan data aktual dalam jangka panjang, menandakan bahwa algoritma Prophet berhasil mengidentifikasi arah utama tren harga. Selain itu, fluktuasi periodik pada garis prediksi mengindikasikan keberadaan pola musiman tahunan yang dipelajari oleh model. Pola musiman ini terlihat dari perubahan berulang pada periode yang serupa setiap tahunnya, yang kemungkinan dipengaruhi oleh siklus ekonomi, pola permintaan, maupun faktor-faktor kalender yang lazim terjadi dalam data deret waktu.



Gambar 6. Hasil Peramalan Prophet Berdasarkan Hari, Bulan dan Tahun

Berdasarkan dekomposisi komponen Prophet, pola musiman mingguan menunjukkan bahwa intensitas harga lebih tinggi pada hari kerja, terutama pada periode Selasa hingga Kamis yang tampak sebagai puncak aktivitas pasar. Sebaliknya, harga cenderung menurun pada akhir pekan, dengan titik terendah terjadi pada hari Sabtu dan Minggu, yang mengindikasikan melemahnya aktivitas pasar atau turunnya permintaan pada periode tersebut. Pada pola musiman tahunan terlihat variasi harga yang cukup kuat, di mana peningkatan terjadi pada awal tahun yang kemudian berfluktuasi hingga mencapai titik tertinggi sekitar bulan Maret–April. Selanjutnya, harga mengalami tren penurunan yang cukup tajam pada kuartal ketiga hingga kuartal keempat (sekitar September–November), dan kembali meningkat pada Desember yang mencerminkan pola musiman akhir tahun, kemungkinan terkait tingginya konsumsi dan aktivitas pasar menjelang periode liburan.

Sementara pada komponen tren utama (trend), Prophet memproyeksikan bahwa harga cabai merah besar akan terus mengalami kenaikan bertahap hingga tahun 2025–2026, dengan rentang nilai prediksi berada sekitar Rp51.500–Rp52.500. Hal ini mengindikasikan ekspektasi kenaikan harga dalam jangka menengah dan dapat menjadi dasar pertimbangan dalam pengendalian pasokan serta strategi stabilisasi harga di masa mendatang.

3.1.4 Pemilihan Model Terbaik (MAPE)

Hasil evaluasi model menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) menunjukkan bahwa model Prophet menghasilkan tingkat kesalahan sebesar 16,85%, sedangkan model ARIMAX menghasilkan tingkat kesalahan yang jauh lebih rendah yaitu 7,95%. Nilai MAPE yang lebih kecil menunjukkan bahwa prediksi model semakin akurat dan mendekati nilai aktual. Dengan demikian, hasil ini mengindikasikan bahwa ARIMAX memiliki kinerja prediktif yang lebih baik dibandingkan dengan Prophet pada data yang digunakan.

Tabel 4. Perbandingan Kinerja Model ARIMAX dan Prophet Menggunakan MAPE

Model	MAPE (%)	Kategori Akurasi
Prophet	16,85%	Akurasi Sedang
ARIMAX	7,95%	Akurasi Sangat Baik

Perbedaan tingkat akurasi ini mencerminkan bahwa ARIMAX lebih mampu menangkap pola hubungan antara variabel target dengan variabel eksternal (exogenous variables) yang mungkin digunakan dalam pemodelan. Model ARIMAX dikenal efektif dalam mengakomodasi dinamika data deret waktu yang dipengaruhi oleh faktor tambahan selain pola historisnya. Sebaliknya, meskipun Prophet unggul dalam memodelkan tren non-linear dan pola musiman, model ini tampaknya tidak mampu menangkap kompleksitas hubungan variabel sebagaimana yang dilakukan ARIMAX pada konteks data ini.

Secara akademik, hasil ini menegaskan bahwa pemilihan model prediksi harus mempertimbangkan karakteristik data serta keberadaan variabel eksternal. Dengan MAPE kurang dari 10%, ARIMAX termasuk dalam kategori model dengan akurasi sangat baik, sedangkan Prophet dengan MAPE sekitar 17% berada pada kategori akurasi sedang. Oleh karena itu, ARIMAX dapat direkomendasikan sebagai model yang lebih tepat untuk prediksi dalam penelitian ini.

3.2 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARIMAX memberikan performa prediksi yang lebih unggul dibandingkan dengan Prophet, dengan nilai MAPE sebesar 7,95% yang dikategorikan sebagai akurasi sangat baik. Sementara itu, model Prophet menghasilkan nilai MAPE sebesar 16,85% yang termasuk dalam kategori akurasi sedang. Perbedaan tingkat akurasi ini mengindikasikan bahwa penggunaan variabel eksogen, yaitu harga produsen, berkontribusi penting dalam meningkatkan kemampuan model ARIMAX dalam menangkap dinamika perubahan harga cabai di tingkat konsumen. Temuan ini sejalan dengan penelitian Hasan et al. (2023) yang menunjukkan bahwa model ARIMAX mampu meningkatkan akurasi prediksi ketika variabel eksternal dilibatkan dalam pemodelan.

Temuan ini konsisten dengan karakteristik fundamental model ARIMAX yang bersifat multivariat, di mana model tidak hanya mengandalkan pola historis harga konsumen, tetapi juga memanfaatkan informasi dari variabel eksternal yang relevan, seperti harga produsen, sehingga proses prediksi dapat menangkap dinamika sistem secara lebih komprehensif. Sejalan dengan hal tersebut, Hasan et al. dalam studi mengenai COVID-19 di Bangladesh menunjukkan bahwa penambahan variabel eksogen, seperti kondisi meteorologi dan tingkat vaksinasi, secara empiris meningkatkan performa model ARIMAX dibandingkan ARIMA dan Prophet. Keunggulan ini terutama disebabkan oleh kemampuan ARIMAX dalam mengakomodasi pengaruh variabel eksternal secara eksplisit, yang tidak dimodelkan secara langsung dalam kerangka Prophet.

Sebaliknya, Prophet dalam konfigurasi standar dirancang sebagai model deret waktu univariat berbasis dekomposisi aditif yang memfokuskan pada komponen tren, musiman, dan efek hari libur. Model ini banyak digunakan pada data bisnis dan sosial yang memiliki pola musiman yang relatif stabil. Namun, dalam konteks komoditas yang bersifat volatil dan dipengaruhi oleh faktor eksternal yang dinamis, pendekatan Prophet dapat menjadi kurang optimal apabila informasi variabel eksternal tidak dimodelkan secara eksplisit. Temuan ini sejalan dengan Angelo et al. (2023) yang menunjukkan bahwa Prophet bekerja efektif pada data harian dan mingguan Bitcoin yang memiliki pola musiman kuat, sementara model ARIMA menunjukkan kinerja yang lebih baik pada data bulanan dengan fluktuasi yang lebih struktural dan tingkat musiman yang lebih rendah.

Perbedaan performa model juga dapat ditinjau dari mekanisme internal masing-masing algoritma. Prophet secara otomatis memodelkan komponen tren dan musiman, namun pada data yang sangat volatil seperti harga cabai, pendekatan ini cenderung menghasilkan peramalan yang lebih halus sehingga respons terhadap fluktuasi ekstrem menjadi terbatas. Sebaliknya, ARIMAX melalui struktur autoregressive dan moving average mampu menangkap dinamika perubahan jangka pendek, terutama ketika variabel eksogen menunjukkan perubahan yang signifikan, sehingga memberikan hasil peramalan yang lebih sensitif terhadap variasi data.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini sejalan dengan temuan dalam literatur yang menunjukkan bahwa integrasi variabel eksogen dalam pemodelan deret waktu dapat meningkatkan akurasi prediksi. Berdasarkan hasil perbandingan kinerja model yang dilakukan dalam penelitian ini, model ARIMAX menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan Prophet dalam konteks prediksi harga cabai pada periode pengamatan yang digunakan. Sementara itu, Prophet tetap relevan untuk analisis tren dan pola jangka panjang, namun model ARIMAX dinilai lebih sesuai untuk kebutuhan prediksi jangka pendek yang menuntut tingkat ketelitian yang lebih tinggi. Dengan demikian, model ARIMAX dapat dipertimbangkan sebagai salah satu pendekatan yang tepat dalam peramalan harga cabai, serta berpotensi diterapkan pada komoditas pertanian lain yang memiliki karakteristik volatilitas dan pengaruh faktor eksternal yang serupa.

4. KESIMPULAN

Hasil peramalan menunjukkan bahwa model ARIMAX memberikan performa prediksi yang lebih baik dibandingkan Prophet. Model ARIMAX(2,1,2) menghasilkan nilai MAPE sebesar 7,95%, yang termasuk dalam kategori akurasi sangat baik, sedangkan model Prophet menghasilkan nilai MAPE sebesar 16,85% yang dikategorikan sebagai akurasi sedang. Perbedaan tingkat akurasi ini mengindikasikan bahwa penggunaan variabel eksogen, yaitu harga produsen, berkontribusi penting dalam meningkatkan kualitas prediksi harga konsumen.

Berdasarkan hasil evaluasi dan perbandingan model yang dilakukan dalam penelitian ini, ARIMAX menunjukkan kinerja prediksi yang lebih unggul dibandingkan Prophet dalam memprediksi harga cabai merah besar di Indonesia pada periode pengamatan yang digunakan. Penggunaan model ARIMAX memungkinkan prediksi yang lebih responsif terhadap perubahan harga di tingkat produsen, sehingga mampu mencerminkan dinamika pasar cabai secara lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Abubakar, A., Purwoko, A. B., Werdaningtyas, H., Ardiyono, S. K., & Sinurat, F. Y. (2021). Crude palm oil prices and default risk: an analysis of Indonesia's listed agricultural firms. *Studies in Economics and Finance*, 38(2), 246–256. <https://doi.org/10.1108/SEF-10-2018-0315>
- Agyemang, E. F., Mensah, J. A., Ocran, E., Opoku, E., & Nortey, E. N. N. (2023). Time series-based road traffic accidents forecasting via SARIMA and Facebook Prophet model with potential change points. *Heliyon*, 9(12). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e22544>
- Angelo, M. D., Fadhiilrahman, I., & Purnama, Y. (2023). Comparative analysis of ARIMA and Prophet algorithms in Bitcoin price forecasting. *Procedia Computer Science*, 227, 490-499. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.10.550>
- Bank Indonesia. (2024). *Data Harga Konsumen dan Produsen Komoditas Cabai Periode 2020–2025*. Diakses dari <https://www.bi.go.id/hargapangan/pada/30-Agustus-2025>.
- Badan Pusat Statistik. (2020). *Statistik Hortikultura 2020*. Jakarta: BPS.

- Chaturvedi, S., Rajasekar, E., Natarajan, S., & McCullen, N. (2023). A comparative assessment of SARIMA, LSTM RNN and Fb Prophet models to forecast total and peak monthly energy demand for India. *Energy Policy*, 168, 113097. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2022.113097>
- Erviana, V., Syaukat, Y., & Fariyanti, A. (2020). Analisis Transmisi Harga Cabai Merah Besar Di Provinsi Jawa Barat. *Jurnal Ekonomi Pertanian dan Agribisnis (JEPA)*, 4(1), 77-86. <https://doi.org/10.21776/ub.jepa.2020.004.01.8>
- Hasan, M. N., Islam, M. A., Rahman, M. H., Munna, M. S., Sangkham, S., Bello, M. O., & Hoque, M. M. (2023). Insight into vaccination and meteorological factors on daily COVID-19 cases and mortality in Bangladesh. *Groundwater for Sustainable Development*, 21, 100932. <https://doi.org/10.1016/j.gsd.2023.100932>
- Joseph, A., Mwakisisile, A. J., Sinkwembe, E. E., & Mbare, N. S. (2025). Modeling weather variability effects on maize production in Tanzania using ARIMAX. *Scientific African*, 30, e03030. <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2025.e03030>
- Mishra, B. K., Preniqi, V., Thakker, D., & Feigl, E. (2024). Machine learning and deep learning prediction models for time-series: A comparative analytical study for the use case of the UK short-term electricity price prediction. *Discover Internet of Things*, 4(1), 24. <https://doi.org/10.1007/s43926-024-00075-4>
- Negre, P., et al. (2024). Prediction of footwear demand using Prophet and SARIMA. *Expert Systems with Applications*, 255, 124512. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124512>
- Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian. 2023. *Outlook komoditas pertanian subsektor hortikultura: Cabai*. Jakarta: Kementerian Pertanian Republik Indonesia.
- Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian. (2024). *Analisa Kinerja Perdagangan Cabai Merah*. Vol. 14, No. 1. Sekretariat Jenderal Kementerian Pertanian.
- Quartey-Papafio, T. K., Javed, S. A., & Liu, S. (2021). Forecasting cocoa production of six major producers through ARIMA and grey models. *Grey Systems: Theory and Application*, 11(3), 434–462. <https://doi.org/10.1108/GS-04-2020-0050>
- Wang, M., Wang, H., & Zhang, F. (2025). AlignTime: Interperiodic phase alignment sampling for time-series forecasting. *Information Processing & Management*, 63(1), 104296. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2025.104296>