

# Forecasting Harga Kebutuhan Pokok dengan Pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* Pada Kabupaten Minahasa Selatan

<sup>1</sup>Meisela Renata Ondang, <sup>2</sup>Efraim R. S. Moningkey, <sup>3</sup>Glenn D. P. Maramis  
<sup>1,2,3</sup>Universitas Negeri Manado  
Manado, Indonesia

<sup>1</sup>20210029@unima.ac.id, <sup>2</sup>fmoningkey@unima.ac.id, <sup>3</sup>gmaramis@unima.ac.id

## \*Penulis Korespondensi

Diajukan : 20/06/2025  
Diterima : 23/06/2025  
Dipublikasi : 25/06/2025

## ABSTRAK

Harga bahan pokok yang tentunya berpengaruh pada nilai inflasi. Di dinas Perdagangan Kabupaten Minahasa Selatan masih kesulitan memberikan informasi harga bahan pokok. Di era teknologi yang semakin berkembang ini memudahkan kita untuk mengakses sistem informasi kapan saja. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga barang kebutuhan pokok di Kabupaten Minahasa Selatan dengan mengaplikasikan model *ARIMA* sebagai solusi untuk mengatasi ketidakstabilan harga yang berdampak negatif bagi masyarakat dan pedagang. Populasi penelitian merupakan data harga barang kebutuhan pokok yang dipantau oleh Dinas Perdagangan Kabupaten Minahasa Selatan selama periode tahun 2021 hingga 2025. Teknik pengambilan sampel menggunakan purposive sampling dengan memilih *data* harga bahan pokok seperti cabai, bawang merah, beras, yang mengalami fluktuasi harga signifikan selama periode tersebut. Metode yang digunakan adalah pemodelan deret waktu (*time series*) dengan pendekatan *ARIMA*, yang efektif untuk peramalan jangka pendek dan mampu memberikan prediksi harga yang lebih akurat, cepat, serta efisien. Temuan utama penelitian mengindikasikan adanya fluktuasi harga dalam jangka pendek yang dapat diprediksi secara baik menggunakan model *ARIMA* sehingga dapat membantu Dinas Perdagangan dalam menyediakan informasi harga yang real-time dan relevan kepada masyarakat. Untuk bahan pokok cabai dengan model *ARIMA* (0, 1, 0), bahan pokok beras model *ARIMA* (2, 1, 3), untuk bahan pokok bawang merah model *ARIMA* (0, 1, 0) dengan nilai MAE, RMSE rendah. Kesimpulannya, penerapan teknologi berbasis *website* dengan pemodelan *ARIMA* tidak hanya mempermudah pemantauan dan analisis harga kebutuhan pokok, tetapi juga mendukung pengambilan keputusan strategis yang lebih baik untuk mengantisipasi inflasi serta meminimalisir kerugian ekonomi bagi pedagang dan konsumen di Kabupaten Minahasa Selatan.

**Kata Kunci:** *ARIMA*, Harga Bahan Pokok, Kabupaten Minahasa Selatan, *time series*, Prediksi Harga

## I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi saat ini sangat membantu manusia dalam melakukan sesuatu menjadi lebih cepat, mudah serta akurat. Dengan teknologi bisa membantu mengolah *data* termasuk memproses, mendapatkan, menyusun, memanipulasi *data* dalam berbagai cara untuk menghasilkan informasi yang berkualitas, yaitu informasi yang relevan, akurat, dan tepat waktu. Teknologi membantu manusia mendapatkan banyak informasi termasuk informasi mengenai harga-harga kebutuhan barang pokok. (Huda & Priyatna, 2019)

Kebutuhan barang pokok merupakan salah satu kebutuhan sehari-hari manusia. Barang yang

menyangkut hajat hidup orang banyak dengan skala pemenuhan kebutuhan yang tinggi, serta menjadi faktor pendukung kesejahteraan masyarakat. Jenis barang kebutuhan pokok hasil pertanian adalah beras, kedelai bahan baku tahu dan tempe, cabe, dan bawang merah, jenis barang kebutuhan pokok hasil industri adalah gula, minyak goreng, dan tepung terigu, jenis barang kebutuhan pokok hasil peternakan dan perikanan adalah daging sapi, daging ayam ras, telur ayam ras, dan ikan segar (bandeng, kembung, dan tongkol/tuna/cakalang) (Nuryati & Farid, 2016).

Harga kebutuhan barang pokok tentunya berpengaruh pada nilai inflasi. Harga-harga kebutuhan barang pokok yang kurang menentu bahkan cenderung terus menerus mengalami kenaikan pada beberapa waktu tertentu yang akan berakibat buruk bagi negara serta masyarakat (Nur Hadiansyah, 2017). Hasil penelitian awal peneliti telah mewawancarai pegawai di Dinas Perdagangan Kabupaten Minahasa Selatan. Dinas Perdagangan Kabupaten Minahasa Selatan sendiri masih kesulitan untuk memberikan informasi yang efisien terkait harga barang kebutuhan pokok bagi masyarakat Minahasa Selatan sehingga seharusnya ada solusi lain yang lebih tepat yang bisa ditawarkan untuk meminimalisir akibat yang jauh lebih besar. Era digital yang terus berkembang ini kebutuhan akan sistem informasi yang dapat diakses kapan saja, terutama dalam konteks pembelajaran maupun layanan (Pusung et al., 2025).

Dengan perkembangan teknologi yang dibahas sebelumnya, maka implementasi teknologi dapat menjadi pilihan untuk permasalahan tersebut sehingga penyajian *data* harga barang kebutuhan pokok dapat lebih akurat, cepat dan efisien. Mekanisme yang akan diterapkan adalah melakukan prediksi fluktuasi tren harga barang kebutuhan pokok di Sulawesi Utara khususnya dinas Perdagangan Kabupaten Minahasa Selatan berdasarkan *data* harga barang kebutuhan pokok pada waktu-waktu sebelumnya dengan membuat aplikasi berbasis *website*. Pada bulan april 2023 harga bahan pokok seperti cabai, tomat, bawang merah, bawang putih tidak stabil mengalami kenaikan dan penurunan harga, sehingga harga bisa berubah dalam selang beberapa hari yang menyebabkan kerugian bagi pedagang dan pembeli (Erga, 2023).

Pada bulan Desember 2023 harga bahan pokok seperti cabai mengalami kenaikan harga dikarenakan jumlah produksi kurang (Wullur, 2023). Pada bulan Maret 2024 bahan pokok seperti Beras Serang, Serayu Sultan, Beras Jenis Merpati, Istana Pangan dan Pandan Wangi, Bawang Merah, Cabai Keriting, mengalami penurunan harga tetapi untuk harga daging Ayam Ras dan Sapi yang berada dalam rentang harga yang bervariasi, telur ayam ras mengalami kenaikan harga (Wuisan, 2024). Berdasarkan informasi yang diperoleh dari berita online, terlihat bahwa fluktuasi harga dapat berubah dalam jangka waktu yang relatif singkat. *Data* yang digunakan adalah hasil pemantauan harga barang kebutuhan pokok dari tahun 2021 hingga 2025, yang diambil dari Dinas Perdagangan Kabupaten Minahasa Selatan. Untuk memperkirakan tren harga kebutuhan pokok di masa depan, dibuatlah sebuah aplikasi prediksi berbasis *website* dengan menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*.

Pemodelan deret waktu (*time series*) merupakan metode peramalan yang menganalisis pola hubungan antara variabel yang diprediksi dengan waktu. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah *ARIMA*, yang efektif untuk prediksi jangka pendek. Namun, model *ARIMA* kurang akurat untuk jangka panjang karena cenderung menunjukkan pola yang *datar*. Peneliti memilih model *ARIMA* karena cocok dengan karakteristik *data* dan tujuan peramalan jangka pendek yang ingin dicapai.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini berjudul "*Forecasting* Harga Barang Kebutuhan Pokok dengan Pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* pada Dinas Perdagangan Kabupaten Minahasa Selatan". Tujuan penelitian ini adalah untuk mengatasi permasalahan fluktuasi harga dengan menerapkan teknologi yang dapat mempermudah pemantauan harga di Dinas Perdagangan Kabupaten Minahasa Selatan. Selain itu, diharapkan hasil analisis ini dapat memberikan informasi yang lebih akurat serta manfaat yang besar bagi masyarakat.

## II. STUDI LITERATUR

### Dinas Perdagangan

Dinas Perdagangan adalah unit pelaksana pemerintahan di tingkat kabupaten yang menangani urusan perdagangan. Dinas ini dipimpin oleh Kepala Dinas dan berada di bawah serta bertanggung jawab kepada Bupati melalui Sekretaris Daerah. Tugas utama Dinas Perdagangan adalah membantu Bupati dalam menjalankan urusan pemerintahan yang menjadi kewenangan daerah, termasuk tugas pembantuan yang diberikan kepada kabupaten di bidang perdagangan.

### Prediksi *Arima*

Prediksi (peramalan) adalah usaha menduga atau memperkirakan sesuatu yang akan terjadi di waktu mendatang dengan memanfaatkan berbagai informasi yang relevan pada waktu-waktu sebelumnya (historis) melalui suatu metode ilmiah. Tujuan dari prediksi adalah mendapatkan informasi apa yang akan terjadi di masa *datang* dengan probabilitas kejadian terbesar. Metode prediksi dapat dilakukan secara kualitatif melalui pendapat para pakar atau secara kuantitatif dengan perhitungan secara matematis. Salah satu metode prediksi kuantitatif adalah menggunakan analisis deret waktu (*time series*) (Wanto & Windarto, 2017).

Metode *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* yang biasa disebut dengan metode Box-Jenkins merupakan metode yang dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1970. Metode ini digunakan untuk peramalan jangka pendek, penggunaan metode *ARIMA* dalam peramalan jangka pendek sangat tepat digunakan karena Metode *ARIMA* memiliki ketepatan yang sangat akurat. Dan juga menentukan hubungan statistik yang baik antar variabel yang akan diramal dengan nilai yang digunakan untuk peramalan. Sedangkan untuk peramalan jangka panjang ketepatan peramalannya kurang baik. Biasanya nilai peramalan akan cenderung konstan untuk periode yang cukup panjang.

Model *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* adalah model yang secara penuh mengabaikan variabel independen dalam membuat peramalan. Nilai yang digunakan oleh *ARIMA* untuk peramalan yaitu menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat

### Prototyping

Model *Prototype* merupakan salah satu pendekatan yang umum digunakan dalam pengembangan perangkat lunak. Selama proses pengembangan sistem, metode ini memungkinkan interaksi berkelanjutan antara pengembang dan pengguna. Dalam praktiknya, Pengguna sering kali hanya memberikan penjelasan yang jelas tentang persyaratan sistem, seperti jenis *data* dan proses yang dibutuhkan. Di sisi lain, pengembang kadang tidak sepenuhnya mempertimbangkan efisiensi algoritma, kemampuan sistem operasi, dan antarmuka yang berfungsi sebagai mediator antara manusia dan komputer. (Moningkey et al., 2022).

### Penelitian Terdahulu

#### *Peramalan Harga Cabai Merah Indonesia : Pendekatan ARIMA*

Penelitian yang dilakukan Windhy dan Jamil menunjukkan Harga rata-rata cabai merah Indonesia secara rata-rata mengalami fluktuasi yang relatif tinggi selama rentang periode penelitian. Hasil estimasi menunjukkan bahwa model *ARIMA* terbaik untuk memprediksi harga cabai merah nasional adalah model *ARIMA* (1,1,0). Harga cabai merah prediksi menunjukkan bahwa di masa yang akan *datang* harga cabai merah cenderung menurun (Windhy & Jamil, 2021).

#### *Implementasi Metode Long Short Term Memory (LSTM) untuk Memprediksi Harga Bahan Pokok Nasional*

Hasil dari penelitian oleh J Cahyani, SY Mujahidin, TPA Fiqar adalah pada harga daging ayam ras segar didapatkan model terbaik dengan metode optimasi *ADAM* dengan hasil evaluasi *RMSE* sebesar 0.0937 dan *R2 score* sebesar 0.5949. Pada harga beras kualitas bawah II diperoleh model

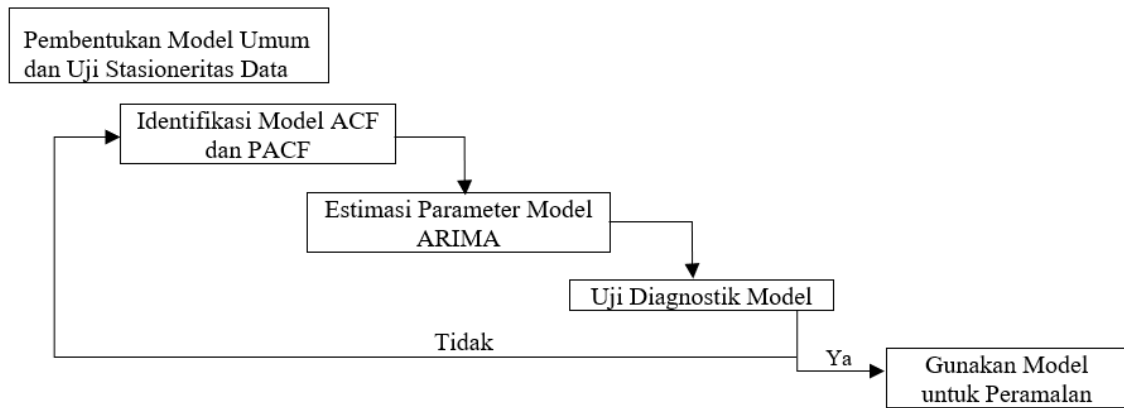
terbaik yaitu dengan metode optimasi *ADAM* dengan hasil evaluasi *RMSE* sebesar 0.0492 dan *R2 score* sebesar 0.8852. Pada harga minyak goreng diperoleh model terbaik yaitu menggunakan metode *RMSProp* dengan hasil evaluasi *RMSE* sebesar 0.0313 dan *r2 score* sebesar 0.7492. Sedangkan pada harga minyak goreng curah diperoleh model terbaik yaitu menggunakan metode *ADAM* dengan hasil evaluasi *RMSE* sebesar 0.0531 dan *R2 score* sebesar 0.5308 (Cahyani et al., 2023).

**Perbandingan Metode ARIMA dan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Peramalan Harga Beras**

Hasil dari penelitian oleh B Susanto, T Mahatma ini adalah dari hasil yang akurat untuk prediksi harga beras di Indonesia pada periode yang akan *datang* metode yang paling cocok adalah metode Jaringan Syaraf Tiruan (Susanto & Mahatma, 2020)

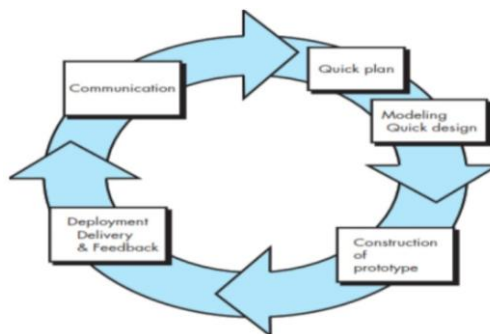
**III. METODE PENELITIAN**

**Tahapan Arima**



Proses analisis dimulai dengan pembentukan model umum dan pengujian stasioneritas *data* dengan mengamati pola *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)*; apabila *data* tidak stasioner, dilakukan *differencing* untuk membuat *data* menjadi stasioner dengan menghitung selisih antar nilai observasi. Selanjutnya, dilakukan estimasi parameter model menggunakan kriteria *Akaike Information Criterion (AIC)* dan *Bayesian Information Criterion (BIC)* untuk memilih model terbaik yang memiliki nilai *AIC* dan *BIC* terendah. Setelah model terbaik terpilih, uji diagnostik dilakukan guna memastikan kelayakan model tersebut. Tahap terakhir adalah peramalan harga barang kebutuhan pokok untuk periode waktu yang akan *datang* berdasarkan model yang telah divalidasi tersebut.

**Tahapan Prototype**



Gambar 1 Tahapan *Prototype* (Mahadewa et al., 2024)

Pengembangan aplikasi prediksi berbasis *website* ini menggunakan model *Prototype* dengan

tujuan mendapatkan gambaran awal tentang aplikasi yang akan dibangun. Tahapan pertama adalah komunikasi langsung antara pengembang dan pengguna untuk mengidentifikasi kebutuhan fungsional dan non-fungsional sistem. Selanjutnya, dilakukan perencanaan cepat yang mencakup penentuan sumber daya dan garis besar sistem untuk memberikan arah pengembangan. Pada fase desain cepat, dibuat sketsa awal sebagai dasar analisis dan perancangan lebih lanjut. Berdasarkan desain tersebut, prototipe dikembangkan dengan mengimplementasikan fitur utama, termasuk algoritma *ARIMA* untuk memproses *data* historis dan menghasilkan prediksi harga atau tren, agar pengguna dapat melihat gambaran nyata sistem sebelum versi final. Terakhir, prototipe diserahkan kepada pengguna untuk diuji dan diberi masukan yang digunakan untuk memperbaiki dan menyempurnakan sistem, sehingga produk akhir sesuai dengan kebutuhan dan siap diimplementasikan sepenuhnya.

#### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

##### Tahapan *Arima*

Penelitian ini menggunakan bahan pokok yang dari Dinas Perdagangan Kabupaten Selatan.	No	Tanggal	Harga	<i>data</i> didapat
	1	2021/01/04	11000	
	2	2021/01/05	11000	
	3	2021/01/06	11000	Minahasa
	...	...	...	
	1595	2025/05/16	15000	
	1595	2025/05/17	15000	
	1596	2025/05/18	15000	
	1597	2025/05/19	15000	

*Preprocessing Data*, pada tahap ini dilakukan serangkaian proses yang bertujuan untuk menyiapkan *data* agar dapat digunakan dalam peramalan harga bahan pokok menggunakan model *ARIMA*. Dalam peramalan ini ada 1597 *data*.

TABEL 1. TABEL *DATA*

Identifikasi Stasioneritas, dalam analisis deret waktu salah satu langkah sebelum melakukan pemodelan adalah memastikan bahwa *data* yang digunakan telah memenuhi asumsi stasioneritas, ini penting karena sebagian besar model peramalan deret waktu, termasuk *ARIMA* hanya dapat bekerja secara optimal apabila *data* yang digunakan bersifat stasioner. Untuk menguji apakah suatu *data* sudah stasioner atau belum digunakan metode statistik yang dikenal sebagai *Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test*. *ADF Test* bekerja dengan menguji hipotesis nol ( $H_0$ ) yang menyatakan bahwa *data* tidak stasioner. Interpretasi dari hasil *ADF Test* umumnya mengacu pada nilai *p-value*. Jika *p-value* yang dihasilkan dari pengujian tersebut lebih kecil dari 0.05 ( $p\text{-value} < 0.05$ ), maka hipotesis nol dapat ditolak. Dengan kata lain, hasil tersebut menunjukkan bahwa *data* bersifat stasioner dan dapat dilanjutkan ke tahap pemodelan tanpa memerlukan transformasi tambahan.

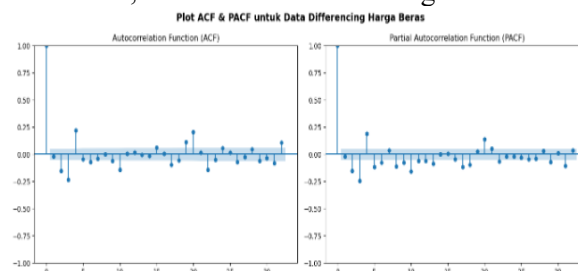
Berdasarkan hasil pengujian *ADF* dalam Tabel 1, diketahui bahwa komoditas yang dianalisis dalam penelitian ini yaitu cabe rawit merah, dan bawang merah, memiliki *p-value* di bawah ambang

batas 0.05, sedangkan untuk komoditas beras tidak stasioner maka harus dilakukan *differencing* untuk membuat *data* menjadi stasioner agar bisa digunakan dalam proses peramalan model *ARIMA*. Untuk komoditas yang tidak stasioner dilakukan *differencing* 1 kali karena pada saat *differencing* 1 kali dan di uji kembali di *ADF data* sudah stasioner.

TABEL 2 HASIL PENGUJIAN *ADF TEST*

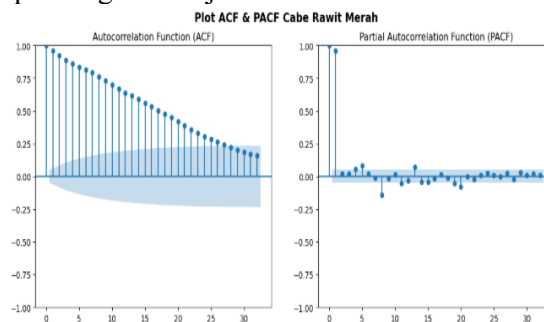
Komoditas	<i>ADF</i> Statistic	<i>p-value</i>	<i>Data</i> Stasioner	Jumlah <i>Differencing</i> yang dibutuhkan
Beras	-2.352	0.155	Tidak	1
Cabe Rawit Merah	-5.971	1.932	Ya	0
Bawang Merah	-3.242	0.017	Ya	0

*Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)*, berikut adalah hasil plot *ACF* dan *PACF* dari Beras, Cabe Rawit dan Bawang Merah.



Gambar 2 *ACF* dan *PACF* Beras

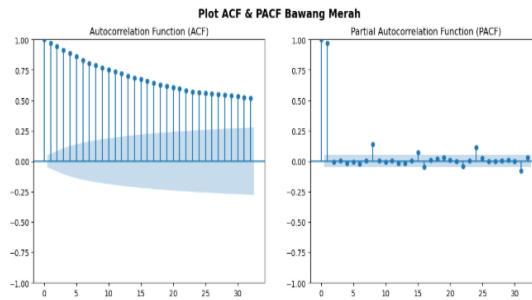
Gambar 2 menunjukkan berdasarkan plot *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)* terhadap *data* harga beras yang telah dilakukan *differencing* dapat disimpulkan bahwa *data* telah mencapai kondisi stasioner. Hal ini terlihat dari pola *ACF* di mana lag kedua keluar dari batas biru namun sebagian besar nilai *autokorelasi* berada dalam batas interval kepercayaan menunjukkan tidak adanya *autokorelasi* kuat yang berkelanjutan di antara lag-lag tertentu. Pada plot *PACF* di lag kedua yang menunjukkan nilai yang signifikan, sedangkan lag-lag berikutnya cenderung berada dalam batas interval yang mengindikasikan bahwa hubungan antar observasi terutama terjadi pada lag awal saja.



Gambar 3 *ACF* dan *PACF* Cabe

Gambar 4.2 Berdasarkan plot pada gambar 3 *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)* terhadap *data* harga cabe rawit merah terlihat bahwa *data* belum sepenuhnya stasioner. Pada plot *ACF* tampak adanya pola penurunan yang lambat secara bertahap di mana nilai *autokorelasi* tetap signifikan dalam banyak lag dan menurun perlahan. Pola seperti ini merupakan ciri khas dari *data* yang masih mengandung tren sehingga menunjukkan bahwa *data* belum stasioner dan perlu dilakukan proses *differencing* lebih lanjut untuk menghilangkan tren tersebut. Sementara itu pada plot *PACF* hanya lag 1 yang menunjukkan nilai signifikan, sedangkan lag-lag berikutnya berada di dalam batas kepercayaan. Pola *PACF* ini mengindikasikan bahwa dalam model *ARIMA*, komponen *autoregressive (AR)* yang dominan mungkin hanya terjadi pada lag awal. Secara keseluruhan dari hasil analisis *ACF* dan *PACF* ini dapat disimpulkan bahwa

diperlukan *differencing* pada *data* harga cabe rawit merah sebelum melanjutkan ke tahap identifikasi model *ARIMA*.



Gambar 4 *ACF* dan *PACF* Bawang Merah

Pada gambar 4 ditunjukkan plot *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)* terhadap *data* harga bawang merah terlihat bahwa *data* belum sepenuhnya stasioner. Pada plot *ACF* tampak adanya pola penurunan yang lambat secara bertahap di mana nilai *autokorelasi* tetap signifikan dalam banyak lag dan menurun perlahan. Pola seperti ini merupakan ciri khas dari *data* yang masih mengandung tren sehingga menunjukkan bahwa *data* belum stasioner dan perlu dilakukan proses *differencing* lebih lanjut untuk menghilangkan tren tersebut. Sementara itu pada plot *PACF* hanya lag 1 yang menunjukkan nilai signifikan sedangkan lag-lag berikutnya berada di dalam batas kepercayaan. Pola *PACF* ini mengindikasikan bahwa dalam model *ARIMA* komponen *autoregressive (AR)* yang dominan mungkin hanya terjadi pada lag awal. Secara keseluruhan dari hasil analisis *ACF* dan *PACF* ini dapat disimpulkan bahwa diperlukan *differencing* pada *data* harga bawang merah sebelum melanjutkan ke tahap identifikasi model *ARIMA*.

*Data Train* dan *Data Test*, dalam prediksi *ARIMA* sebelum melakukan prediksi menggunakan *ARIMA*, *dataset* dibagi menjadi *data train* dan *data test*. Pemisahan ini penting untuk menghindari *overfitting*, mengevaluasi performa model dengan metrik error seperti *RMSE*. Dengan membagi *Data train* 80% dan *data test* 20% (Montolalu et al., 2024)

Estimasi Parameter Model, tahapan berikut dalam proses analisis adalah melakukan identifikasi dan pemilihan model peramalan yang paling sesuai untuk masing-masing atribut berdasarkan *data* yang telah dinyatakan stasioner melalui pengujian sebelumnya. Model *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* merupakan pendekatan peramalan deret waktu yang menggabungkan tiga komponen utama, yaitu *Autoregressive (AR)* yang direpresentasikan dengan parameter orde *p*, *Moving Average (MA)* yang dilambangkan dengan parameter *q*, serta proses *differencing* yang dinotasikan dengan *d* untuk menjadikan *data* bersifat stasioner apabila diperlukan.

Dalam penelitian ini, untuk menentukan kombinasi parameter *p*, *d*, dan *q* yang paling optimal penulis menggunakan fungsi *auto\_arima*. Fungsi ini secara otomatis melakukan pencarian model dengan kombinasi notasi (*p*, *d*, *q*) yang menghasilkan nilai *AIC* dan *BIC* terkecil.

Model Terbaik, berdasarkan hasil evaluasi model yang ditampilkan pada Tabel 4.2, pemilihan model *ARIMA* terbaik menggunakan fungsi *auto\_arima* untuk masing-masing komoditas ditentukan dengan mengacu pada nilai *AIC* dan *BIC*, di mana model dengan nilai *AIC* dan *BIC* terkecil dianggap paling optimal dalam menyeimbangkan kompleksitas model dan tingkat kecocokan terhadap *data*. Tabel 4.4 menunjukkan bahwa setiap komoditas memiliki kombinasi parameter *ARIMA* yang berbeda-beda sesuai dengan karakteristik pola historis harga masing-masing.

TABEL 3. PEMILIHAN MODEL *ARIMA*

Komoditas	Model <i>Arima</i>	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>
Beras	(2, 1, 3)	18650.254	18681.0638
Cabe Rawit Merah	(0, 1, 0)	25521.952	25527.0877
Bawang Merah	(0, 1, 0)	22946.600	22951.7356

Untuk komoditas Beras model terbaik yang diperoleh adalah  $ARIMA(2, 1, 3)$  model ini memanfaatkan dua lag *autoregresif* untuk menangkap pengaruh harga beras pada dua periode sebelumnya, satu kali *differencing* untuk menghilangkan tren jangka panjang serta tiga lag *moving average* untuk meredam fluktuasi residual jangka pendek kombinasi parameter tersebut dipilih karena menghasilkan nilai  $AIC$  18 650,25 dan  $BIC$  18 681,06 terendah sehingga mampu memberikan prediksi yang lebih stabil dan akurat. Komoditas cabe menunjukkan performa terbaik dengan model  $ARIMA(0, 1, 0)$  hanya melakukan satu kali *differencing* tanpa memasukkan komponen AR maupun MA, meskipun uji  $ADF$  menunjukkan *data* sudah stasioner namun hasil plot  $ACF$  dan  $PACF$  dan model *auto\_arma* yang terpilih dengan order *differencing* 1 mengindikasikan adanya kebutuhan *differencing* untuk memodelkan *data* dengan lebih baik. Nilai  $AIC = 25 521,95$  dan  $BIC = 25 527,09$  menunjukkan bahwa sesederhana apapun modelnya hanya *differencing* sudah cukup untuk memodelkan dinamika harga cabe rawit merah, karena penambahan parameter AR MA tidak memperbaiki kinerja berdasarkan kriteria  $AIC BIC$ . Komoditas bawang merah paling optimal dimodelkan dengan  $ARIMA(0, 1, 0)$ , Sama seperti cabe rawit,  $ARIMA(0,1,0)$  pada *data* bawang merah berarti hanya satu kali *differencing* tanpa *autoregresi* atau *moving average*, meskipun uji  $ADF$  menunjukkan *data* sudah stasioner, hasil plot  $ACF PACF$  dan model *auto\_arma* yang terpilih dengan order *differencing* 1 mengindikasikan adanya kebutuhan *differencing* untuk memodelkan *data* dengan lebih baik. Dengan  $AIC = 22 946,60$  dan  $BIC = 22 951,74$  paling rendah. Model ini menunjukkan bahwa perubahan harga bawang merah bisa dijelaskan setelah *data* di-*differencing* sekali, sehingga tidak perlu menambah parameter lain dalam model.

Berikut adalah hasil peramalan dari komoditas beras, cabe, dan bawang merah,

Beras, pada tabel 4 dan gambar 5 dibawah ini bisa dilihat prediksi harga beras 9 hari kedepan. hasil prediksi selama 9 hari ke depan menggunakan model  $ARIMA$ , yang tampak lebih *datar* dan stabil dibandingkan *data* aktual, mencerminkan kecenderungan model untuk memproyeksikan harga mendekati rata-rata tren terbaru tanpa memperkirakan lonjakan mendadak. Hal ini menunjukkan bahwa model bekerja cukup baik dalam memetakan pola tren harga beras yang relatif stabil dan memberikan hasil prediksi jangka pendek yang akurat dengan tingkat kesalahan yang rendah. Dengan nilai  $MAE$  361.9,  $RMSE$  867.4,  $MAPE$  2.5%.

TABEL 4 HASIL PERAMALAN BERAS

Tanggal	Prediksi
2025-05-20	15.000
2025-05-21	14.972
2025-05-22	14.971
2025-05-23	14.997
2025-05-24	14.996
2025-05-25	14.974
2025-05-26	14.977
2025-05-27	14.995
2025-05-28	14.991



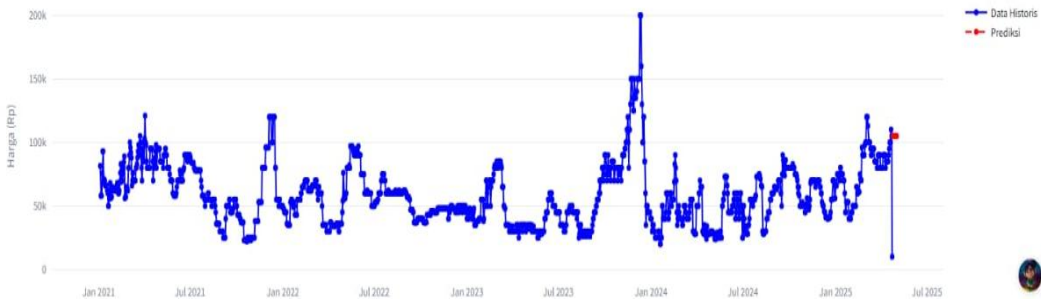
Gambar 5 Grafik Peramalan Beras

Cabe Rawit Merah, pada tabel 5 dan gambar 6 menunjukkan hasil peramalan 9 hari kedepan dari cabe rawit merah. yang tampak sangat fluktuatif dengan beberapa lonjakan harga yang

ekstrem, mencerminkan sifat harga yang sangat tidak stabil dan sensitif terhadap berbagai faktor eksternal. Sementara itu, garis merah di bagian akhir grafik menunjukkan hasil prediksi harga selama 9 hari ke depan menggunakan model *ARIMA*, yang terlihat relatif lebih halus dan mengikuti tren akhir dari *data* historis, meskipun tidak sepenuhnya mampu menangkap lonjakan tajam seperti yang terjadi sebelumnya.

TABEL 5 HASIL PERAMALAN CABE

Tanggal	Prediksi
2025-05-20	61.847
2025-05-21	62.375
2025-05-22	62.599
2025-05-23	62.600
2025-05-24	62.478
2025-05-25	62.320
2025-05-26	62.180
2025-05-27	62.086
2025-05-28	62.039

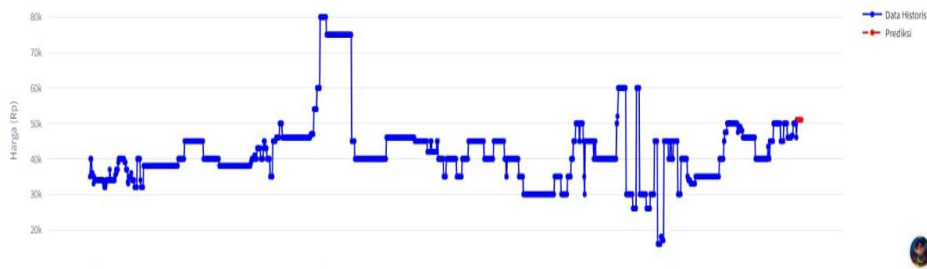


Gambar 6 Grafik Peramalan Cabe

Bawang Merah, tabel 6 dan gambar 7 dibawah ini menampilkan hasil peramalan 9 hari kedepan dari komodits bawang merah. Hasil peramalan meunjukkan untuk harga bawang merah dengan fluktuasi kecil, cukup stabil di kisaran 50.000 – 51.000.

TABEL 6 HASIL PERAMALAN BAWANG MERAH

Tanggal	Prediksi
2025-05-20	50.847
2025-05-21	51.375
2025-05-22	50.599
2025-05-23	51.600
2025-05-24	51.478
2025-05-25	50.320
2025-05-26	50.180
2025-05-27	50.975

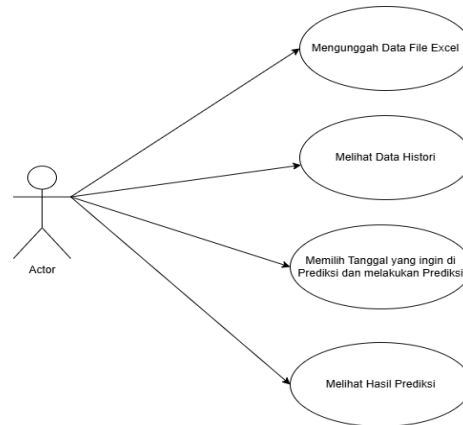


Gambar 7 Grafik Peramalan Bawang Merah

**Tahapan *Prototype***

Sistem yang akan dikembangkan bertujuan untuk melakukan peramalan harga bahan pokok berdasarkan *data* historis harian. Dengan adanya sistem ini pengguna dapat melihat prediksi harga dalam periode tertentu. Untuk dapat menghasilkan prediksi sistem memerlukan input berupa file *Excel* yang berisi *data* harga mingguan dari komoditas. File harus memiliki struktur *data* yang memuat dua kolom utama yaitu kolom tanggal dan kolom harga.

Dalam proses sistem digunakan bahasa pemrograman *Python* dengan dukungan beberapa pustaka atau library seperti *pandas* untuk pengolahan *data*, *statsmodels* untuk penerapan algoritma *ARIMA* sebagai metode peramalan serta *Streamlit* sebagai *framework* yang digunakan untuk membangun antarmuka pengguna berbasis *web* yang bersifat interaktif. Output dari sistem berupa tampilan hasil prediksi harga dalam bentuk grafik dan tabel, serta nilai evaluasi akurasi model yang ditunjukkan melalui metrik *MAE (Mean Absolute Error)*, *RMSE (Root Mean Square Error)*, dan *MAPE (Mean Absolute Percentage Error)*. Hasil-hasil tersebut digunakan untuk menilai performa model dan memberikan gambaran seberapa baik sistem melakukan prediksi terhadap *data* historis yang diberikan.



Gambar 8 Diagram Use Case

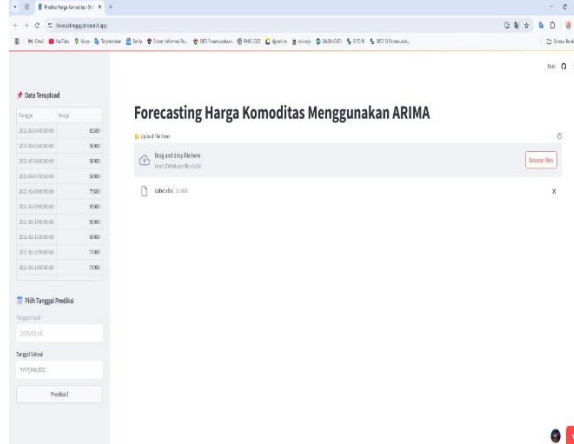
Pada gambar 8 setiap *use-case* merepresentasikan interaksi antara aktor (pelaku) dengan sistem. *Use-case* menjelaskan bagaimana satu atau lebih aktor berinteraksi dengan sistem informasi yang dirancang. Secara umum, diagram ini digunakan untuk mengidentifikasi berbagai fungsi dalam sistem informasi serta pihak-pihak yang memiliki wewenang untuk mengakses atau menggunakan fungsi tersebut (Jelia et al., 2025).

Selanjutnya dilakukan implementasi sistem dengan memanfaatkan *framework streamlit* yang dibangun dengan bahasa *python*,



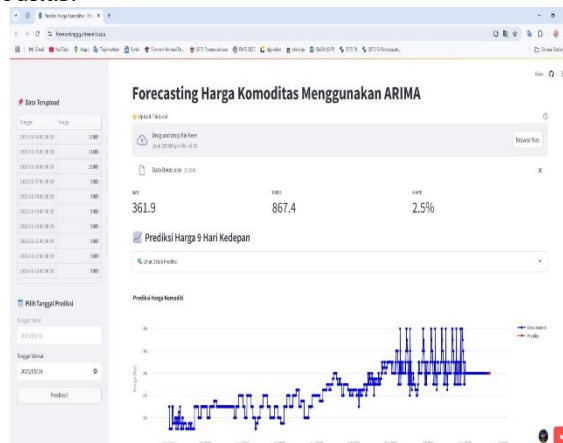
Gambar 9 Tampilan Awal

Gambar 9 adalah menu aplikasi yang menampilkan judul dan meminta pengguna mengunggah file *Excel* berisi *data* harga komoditas dengan kolom "Tanggal" dan "Harga".



Gambar 10 Tampilan validasi dan pemrosesan *data*

Pada gambar 10 jika File tidak diunggah atau *data* tidak valid/kosong aplikasi akan berhenti. Jika valid *data* ditampilkan dan pengguna bisa memilih tanggal sesuai yang diinginkan untuk memprediksi harga komoditas.



Gambar 11 Tampilan Prediksi

Gambar 11 menampilkan tampilan hasil prediksi dan juga menampilkan hasil dari *MAE*, *RMSE*, *MAPE*.

Kemudian *web* yang dibuat akan diuji dengan *black box testing*, Dalam pengujian ini *tester* akan mencoba berbagai kemungkinan input ke dalam fitur yang ada untuk melihat bagaimana sistem merespons. Proses ini dilakukan untuk memastikan bahwa setiap fungsi dalam program bekerja sesuai dengan spesifikasi dan kebutuhan pengguna. Pengujian ini penting untuk mengetahui apakah aplikasi sudah mampu menjalankan tugasnya dengan benar dan memberikan hasil yang sesuai harapan tanpa adanya kesalahan (Shadiq et al., 2021). Hasil pengujian ini ditampilkan pada tabel 7

TABEL 7 PENGUJIAN BLACK BOX

No	Fitur	Input	Hasil yang diharapkan	Status
1	Drag & Drop File/Browse File	Memasukkan File <i>Excel</i> dengan kolom tabel "Tanggal dan "Harga"	File berhasil diproses dan <i>data</i> ditampilkan	Sesuai
2	Drag & Drop File/Browse File	Memasukkan File <i>Excel</i> dengan format kolom tabel bukan "Tanggal dan "Harga"	Muncul peringatan "Format <i>data</i> tidak sesuai. Pastikan	Sesuai

No	Fitur	Input	Hasil yang diharapkan	Status
			kolom “Tanggal” dan “Harga” tersedia.	
3	Pilih Tanggal Prediksi	Pilih Tanggal prediksi kedepan	Tanggal bisa diklik dan muncul hasil prediksi dalam bentuk grafik dan bentuk angka (Harga)	Sesuai
4	Pilih Tanggal Prediksi	Pilih Tanggal prediksi sebelum hari ini	Tanggal tidak bisa diklik	Sesuai

## V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil peramalan menggunakan *ARIMA* maka dapat disimpulkan bahwa komoditas beras dengan model *ARIMA* 2, 1, 3 dengan nilai *MAE* 361.9, *RMSE* 867.4, *MAPE* 2.5%. Artinya, secara rata-rata prediksi harga hanya meleset 2.5% dari harga aslinya yang menunjukkan model bekerja sangat baik untuk beras; Komoditas cabe dengan nilai model *ARIMA* 0, 1, 0 dengan nilai *MAE* 3307.9 *RMSE* 7999.6 dan *MAPE* 5.1%. Harga cabe rawit merah sangat fluktuatif, sehingga prediksi model sering kali meleset jauh tapi secara proporsional terhadap harga aslinya model masih cukup dapat diandalkan; Komoditas bawang merah dengan nilai *MAE* 590.5, *RMSE* 2753.9 dan *MAPE* 1.4%. Model peramalan bekerja sangat baik untuk bawang merah, dengan kesalahan relatif paling kecil di antara ketiga komoditas; Aplikasi yang dikembangkan merupakan aplikasi berbasis *website* yang dibangun menggunakan *Streamlit*. Aplikasi ini dirancang untuk memprediksi harga bahan kebutuhan pokok yaitu beras, cabai rawit merah dan bawang merah dengan menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*. Pengguna dapat mengunggah *data* harga dalam format *Excel* kemudian melatih model *ARIMA*, mengevaluasi kinerja model, dan memprediksi harga komoditas untuk periode kedepan.

## VI. UCAPAN TERIMA KASIH

Dengan penuh rasa hormat, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah berkontribusi dan memberikan dukungan selama perjalanan penelitian ini, dari tahap perencanaan hingga penyelesaian dengan baik. Penghargaan khusus ditujukan kepada Rektor Universitas Negeri Manado, Dekan Fakultas Teknik, para pimpinan serta dosen Program Studi Teknik Informatika, dosen mata kuliah, serta orang tua, keluarga, dan sahabat yang senantiasa memberikan dorongan moral dan motivasi. Tanpa bantuan dan dukungan dari berbagai pihak tersebut, penelitian ini tidak mungkin terselesaikan dengan sukses. Penulis berharap kerja sama dan dukungan ini dapat terus berlanjut dan berkembang di masa depan.

## VII. REFERENSI

- Cahyani, J., Mujahidin, Sy., & Fiqar, T. Pa. (2023). Implementasi metode Long Short Term Memory (LSTM) untuk memprediksi harga bahan pokok nasional. *JUSTIN (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 11(2), 346–357.
- Erga, D. (2023). *Belum Stabil, Begini Harga Barito di Pasar Bersehati Manado*. Beritamanado.Com.
- Huda, B., & Priyatna, B. (2019). Penggunaan aplikasi content management system (CMS) untuk pengembangan bisnis berbasis e-commerce. *Systematics*, 1(2), 81–88.
- Mahadewa, B. A., Rahman, H. A., Ryanda, N. H., Futri, N., & Jelita, A. (2024). *RANCANG BANGUN SISTEM INFORMASI PEMESANAN ACCESSORIES BERBASIS ONLINE DENGAN METODE PROTOTYPE*. 2(2), 83–97.
- Moningkey, E. R. S., Triyono, M. B., & Priyanto, P. (2022). Perancangan learning management system SMK N 2 Surakarta dalam pembelajaran selama praktek kerja industri. *Vocational Education National Seminar (VENS)*, 1(1).
- Montolalu, V., Munaiseche, C., & Krisnanda, M. (2024). Analisis Performa *Autoregressive Integrated Moving Average Model* dan *Deep Learning Long Short-Term Memory Model*

- untuk Peramalan *Data* Cuaca. *JOINTER : Journal of Informatics Engineering*, 5(02), 8–21.  
<https://doi.org/10.53682/jointer.v5i02.112>
- Nur Hadiansyah, F. (2017). Prediksi Harga Cabai dengan Menggunakan pemodelan *Time Series ARIMA*. *Indonesian Journal on Computing (Indo-JC)*, 2(1), 71.  
<https://doi.org/10.21108/indojc.2017.2.1.144>
- Nuryati, Y., & Farid, M. (2016). Analisis Penetapan Kebijakan Harga Barang Kebutuhan Pokok. *Seminar Nasional Pembangunan Pertanian 2016*, 71, 193–199.
- Pusung, C. V, Berikang, R., Maramis, G. D. P., Sembel, F. H., & Maleke, F. J. (2025). Penerapan Internet Offline pada SMK 1 Bolmong Guna Meningkatkan Keterampilan Menghadapi Revolusi Industri 4.0. *REMIK: Riset Dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer*, 9(2), 484–487.
- Shadiq, J., Safei, A., Wahyudin Ratu Loly, R., Sitasi, C., Rwr, L., & Aplikasi Peminjaman Kendaraan Operasional Kantor Menggunakan BlackBox Testing, P. (2021). Pengujian Aplikasi Peminjaman Kendaraan Operasional Kantor Menggunakan BlackBox Testing. *Information Management for Educators and Professionals*, 5(2), 97–110.
- Susanto, B., & Mahatma, T. (2020). Perbandingan Metode *ARIMA* dan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Peramalan Harga Beras. *Indonesian Journal of Data and Science*, 1(3), 96–107.
- Wanto, A., & Windarto, A. P. (2017). Analisis Prediksi Indeks Harga Konsumen Berdasarkan Kelompok Kesehatan Dengan Menggunakan Metode Backpropagation. *Jurnal & Penelitian Teknik Informatika Sinkron*, 2(2), 37–43.
- Windhy, A. M., & Jamil, A. S. (2021). Peramalan Harga Cabai Merah Indonesia: Pendekatan *ARIMA*. *AGRIEKSTENSIA: Jurnal Penelitian Terapan Bidang Pertanian*, 20(1), 90–106.
- Wuisan, D. (2024). *Harga Bahan Pokok di Pasar Tradisional Manado Berangsur Turun*. Beritamanado.Com.
- Wullur, F. (2023). *Harga Cabe Rawit Berpotensi Naik Lagi, Djonie Wangke ajak Masyarakat Langowan Manfaatkan “Lahan Tidur.”* Beritamanado.Com.