

PERAMALAN HARGA BAWANG MERAH DI PASAR TRADISIONAL SULAWESI SELATAN DENGAN METODE ARIMA

Nadillah Khoirani¹, Ratu Anees², Silfa Annisa³, Hasna Rusyda⁴

^{1,2,3} Mahasiswa Program Studi Ilmu Aktuaria, FMIPA, Universitas Padjadjaran

⁴ Dosen Program Studi Ilmu Aktuaria, FMIPA, Universitas Padjadjaran
Program Studi Ilmu Aktuaria, FMIPA, Jl. Raya Bandung Sumedang KM 21, Sumedang,
Jawa Barat

Email: nadillah19001@mail.unpad.ac.id

ABSTRAK

Bawang merah merupakan salah satu produk unggulan sektor hortikultura yang digunakan oleh hampir seluruh masyarakat Indonesia. Tanaman ini menjadi bahan pangan pokok yang tidak dapat digantikan dikarenakan permintaannya yang terus meningkat. Harga yang berfluktuasi menjadi permasalahan pada komoditas ini. Penelitian ini bertujuan untuk mencari model peramalan terbaik untuk harga bawang merah di pasar tradisional Sulawesi Selatan agar konsumen dan produsen memiliki gambaran mengenai harga kedepan dan dapat mengantisipasi kemungkinan kerugian terkait hal-hal yang akan terjadi. Data pada penelitian menggunakan data sekunder berupa harga bawang merah di pasar tradisional Sulawesi Selatan secara bulanan dimulai dari Agustus 2017 hingga November 2021 dengan jumlah data 47 series. Data didapatkan dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional dimana harga bawang merah selama rentang periode penelitian berfluktuasi. Dengan menggunakan pendekatan model ARIMA didapatkan pemodelan terbaik ialah menggunakan ARIMA (3,1,1) dengan MAPE sebesar 9,43%. Adapun hasil dari harga peramalan untuk periode selanjutnya cenderung meningkat. Hal tersebut diprediksi disebabkan oleh semakin meningkatnya permintaan konsumen terhadap bawang merah. Oleh karena itu, produsen dapat meningkatkan produktivitas produksi bawang merah untuk mengantisipasi tingginya lonjakan permintaan dan konsumen dapat mengelola pengeluaran saat tingginya harga bawang merah.

Kata kunci: ARIMA, Bawang Merah, Fluktuasi

I. PENDAHULUAN

Hortikultura merupakan sub-sektor pertanian yang berkaitan dengan budidaya tanaman dengan menggunakan lahan yang efisien. Produktivitas komoditas ini lebih besar dibandingkan komoditas lainnya. Pada kuartal IV tahun 2020, Produk Domestik Bruto (PDB) sektor pertanian tumbuh positif sebesar 2,59% secara year on year (yoy). Salah satu faktor penyebabnya adalah pertumbuhan komoditas hortikultura sebesar 7,85%. Komoditas ini memiliki potensi yang besar dalam meningkatkan perekonomian nasional jika dikembangkan dengan baik dan optimal.

Bawang merah menjadi salah satu produk unggulan hortikultura jenis tanaman sayuran dataran rendah yang pengembangannya menjadi prioritas (BPS, 2014). Komoditas ini dikonsumsi oleh hampir seluruh masyarakat dari berbagai tingkat sosial sebagai bumbu dasar memasak hingga digunakan sebagai obat-obatan untuk penyakit tertentu. Pada tahun 2011, tercatat konsumsi bawang merah sebesar 92,3% dengan nilai elastisitasnya

sebesar -0,68%. Berdasarkan nilai elastisitas nya, bawang merah merupakan bahan pangan pokok yang sulit tergantikan (Reni,2017).

Permintaan konsumen terhadap bawang merah semakin meningkat sejalan dengan peningkatan jumlah penduduk dan pengembangan pengolahan komoditas bawang merah (Kementrian Pertanian). Sementara itu, produksi bawang merah cenderung konstan bahkan sering mengalami penurunan. Hal tersebut dipengaruhi oleh banyak hal. Salah satunya, karakteristik bawang merah sebagai tanaman musiman yang dapat berproduksi secara optimal ketika musim kemarau dan produksi bawang merah yang hanya terjadi di beberapa daerah saja. Adanya perbedaan antara jumlah penawaran dan permintaan menyebabkan harga bawang merah relatif berfluktuasi di setiap bulannya. Ketidakstabilan harga bawang merah tentunya merugikan produsen dan konsumen dalam banyak aspek.

Salah satu daerah penghasil bawang merah terbanyak di Indonesia ialah Sulawesi Selatan. Sejak tahun 2011-2020 provinsi ini konsisten dan selalu meningkatkan produksi bawang merah di setiap tahunnya walaupun belum dapat memenuhi permintaan pasar secara keseluruhan. Harga bawang merah di Sulawesi Selatan relatif lebih murah dan bisa menjadi gambaran bagi daerah-daerah lain terutama bagi daerah yang tidak memproduksi bawang merah.

Oleh karena itu, penulis tertarik untuk melakukan peramalan harga bawang merah di pasar tradisional Sulawesi Selatan. Perhitungan ini dilakukan untuk mengetahui harga bawang merah di periode kedepannya agar konsumen dan produsen memiliki gambaran mengenai harga dan dapat mengantisipasi kemungkinan kerugian terkait hal-hal yang akan terjadi. Pada analisis peramalan ini akan menggunakan metode ARIMA yang cukup akurat dalam meramalkan data time series untuk data jangka pendek.

II. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini, akan menggunakan data deret berkala atau data *time series* mengenai harga bawang merah. Harga bawang merah yang digunakan yaitu harga bawang merah di Pasar Tradisional di Sulawesi Selatan pada bulan Juli 2017 hingga bulan November 2021. Data tersebut didapatkan dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Internasional.

Metode yang dilakukan untuk menganalisis harga bawang merah di pasar tradisional Sulawesi Selatan menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Menurut statistik model ini sangat cocok untuk observasi *time series* yang *dependent*. ARIMA memiliki beberapa tahapan pengerjaan yakni identifikasi model dan data. Pada tahap identifikasi model, dilakukan secara sederhana yakni dengan menggunakan visual grafik dari plot data untuk melihat jenis data. Jika jenis data

termasuk ke dalam data trend maka dilakukan pengujian secara ARIMA. Setelah identifikasi model terpenuhi, dilakukan uji stasioner secara varians dan rata-rata agar hasil peramalan yang dihasilkan lebih akurat. Selanjutnya untuk menentukan model ARIMA (p,d,q) perlu menggunakan uji PACF dan ACF agar dapat melihat estimasi bentuk model melalui plot. Kemudian dilanjut dengan uji signifikansi parameter dan pemeriksaan diagnostik untuk membuktikan model terbaik. Agar model yang dihasilkan akurat diperlukan pemeriksaan diagnostik menggunakan uji normalitas dan uji white noise. Setelah seluruh uji terpenuhi dapat dilakukan peramalan untuk kedepannya.

Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

ARIMA adalah bagian dari metode *forecasting* yang diintroduksikan oleh G.E.P. Box dan G.M. Jenkins (Rahman, Sumarjaya, & Sukarsa, 2018). Model ARIMA merupakan model yang memiliki akurasi terbaik untuk memprediksi dalam penelitian jangka pendek karena cenderung mempunyai nilai error hampir mendekati nol dan sangat fleksibel karena mengikuti pola data yang ada. Model ARIMA yaitu model gabungan dari *Autoregressive* (AR) dan *Moving Averages* (MA) (Stuttzky, 1937, dalam Makridakis et-al. 1992). Secara umum notasi dari model ARIMA yakni ARIMA(p, d, q) dengan p adalah ordo dari AR (*Autoregressive*) untuk unsur data *non seasonal*, d adalah banyaknya *differencing* yang dilakukan untuk unsur data *non seasonal*, dan q adalah ordo dari MA (*Moving Average*) untuk unsur data *non seasonal*. Persamaan umum ARIMA sebagai berikut :

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)\alpha_t \quad (1)$$

Dimana

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1(B)^1 - \phi_2(B)^2 - \dots - \phi_p(B)^p$$

(2)

$$\theta_p(B) = (1 - \theta_1(B)^1 - \theta_2(B)^2 - \dots - \theta_p(B)^p$$

(3)

Dengan :

- Z_t : nilai variabel saat waktu ke-t
- $(1 - B)$: operator *backward shift*
- ϕ : Parameter model *autoregressive*
- θ : Parameter model *moving average*

Identifikasi Model Stasioner

Stasioneritas Data

Tahap identifikasi model stasioner merupakan tahap awal pada pengidentifikasian model ARIMA. Data perlu bersifat stasioner secara rata-rata dan varians agar model yang dihasilkan baik dan akurat. Apabila data bersifat tidak stasioner maka harus dilakukan uji differencing dan transformasi. Kestasioneran dapat dilihat melalui plot data tersebut. Selain itu, dilihat juga melalui uji unit root dengan dilakukan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Pada pengujian ADF, kriteria yang harus dipenuhi yaitu dengan Akaike

Info Criterion (AIC) dimana nilai AIC minimum dengan nilai *p-value* atau probabilitas tidak lebih dari 0,05.

Differencing

Differencing merupakan perhitungan selisih atau perubahan nilai data observasi.. *Differencing* dapat dilakukan lebih dari satu kali. Jumlah proses *differencing* hingga data mencapai stasioner dinotasikan dengan *d*. Adapun persamaan *Differencing* pertama dinyatakan pada :

$$(1-B).Z_t' = Z_t - BZ_t \text{ atau } Z_t' = (1 - B)Z_t \quad (4)$$

Estimasi Model dan Parameter

Untuk mengestimasi model diperlukan pengamatan terhadap Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF). Dimana ACF mengindikasikan nilai Autoregressive (AR) dan PACF mengindikasikan nilai Moving Average (MA). Untuk menentukan nilai AR dan MA diperlukan pemahaman terhadap bentuk *cut off* dan *dying down* pada plot. *Cut off* lag pada plot memotong batas interval sedangkan *dying down* terjadi apabila pola data menurun mendekati nilai nol secara perlahan. Fungsi *Autocorrelation Function* (ACF) Merupakan korelasi besarnya nilai hubungan antara pengamatan waktu sebelumnya dengan waktu pada saat *t* yang memiliki persamaan sebagai berikut :

$$\rho_k = r_k = \frac{\text{Cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{Var}(Z_t)}\sqrt{\text{Var}(Z_{t+k})}} = \frac{E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)}{\sqrt{E(Z_t - \mu)^2}\sqrt{E(Z_{t+k} - \mu)^2}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (5)$$

Dengan : μ : rata-rata
 γ : autokovariansi saat lag-k
 ρ_k : autokorelasi saat lag-k
 t : waktu observasi

Selain itu, untuk melihat korelasi atau hubungan antar data observasi suatu data *time series* signifikan atau tidak, dapat dilihat dari plot ACF residual. Yaitu apabila lag tidak ada yang melebihi garis batas signifikansi (garis putus-putus), maka koefisien autokorelasi yang dihasilkan signifikan atau tidak terjadi korelasi antar lag.

Fungsi *Partial Autocorrelation Function* (PACF) Merupakan korelasi yang parsial antara waktu sebelumnya dengan waktu pada saat *t* yang memiliki persamaan sebagai berikut :

$$\hat{\phi}_{kk} = r_{kk} = \frac{pk - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} p_{k-1}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} p_j} = \hat{\phi}_{k-1,j} - \hat{\phi}_{kk} \hat{\phi}_{k-1,k-j} \quad (6)$$

Dengan:

$\hat{\phi}_{kk}$: koefisien autokorelasi parsial pada lag k

Moving Average (MA)

Model ini mengasumsikan jika nilai Z_t memiliki ketergantungan dengan nilai galat pada waktu sebelumnya. Model MA dipilih ketika plot ACF menghasilkan pola *dying down* sedangkan pada plot PACF menghasilkan pola cut off. Model ini biasanya dinotasikan sebagai MA(q) dimana q merupakan ordo dari lag MA (*Moving Average*). Bentuk umum dari Moving Average sebagai berikut :

$$Z_t = \alpha_t - \theta_1\alpha_{t-1} - \theta_2\alpha_{t-2} - \dots - \theta_q\alpha_{t-q} \quad (7)$$

Dengan : α_t : nilai galat pada saat t
 α_{t-q} : nilai galat pada saat t – q
 θ_i : parameter model *moving average*

Auto Regressive (AR)

Model ini mengasumsikan jika diantara nilai Z_t pada waktu saat ini memiliki hubungan dengan nilai Z_t pada waktu sebelumnya. Model AR ini dipilih ketika plot PACF menunjukkan pola *dying down* sedangkan plot ACF menunjukkan pola cut off. Model ini biasanya dinotasikan sebagai AR(p) dimana p merupakan ordo dari lag AR (*Auto Regressive*). Bentuk umum dari AR sebagai berikut :

$$Z_t = \phi_1Z_{t-1} + \phi_2Z_{t-2} + \dots + \phi_pZ_{t-p} + \alpha_t \quad (8)$$

Dengan : ϕ_i : parameter model *auto regressive*

Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi parameter dilakukan untuk mengetahui parameter dari model estimasi ARIMA yang sudah ditentukan sebelumnya. Terdapat dua uji signifikansi parameter, yakni uji signifikansi parameter pada parameter *Autoregressive (AR)* dan uji signifikansi parameter pada parameter *Moving Average (MA)*.

Uji Signifikansi Parameter Pada Parameter *Autoregressive (AR)*

Hipotesis :

$H_0 : \phi = 0$ (parameter ϕ tidak signifikan dalam model)

$H_1 : \phi \neq 0$ (parameter ϕ signifikan dalam model)

Taraf signifikansi $\alpha = 0.05$

Statistik uji :

$$t_{hitung} = \frac{\phi}{SE(\phi)} \quad (9)$$

Kriteria uji :

H_0 ditolak jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}}$ (t-tabel) dengan derajat bebas $db = n - m$,
dimana n adalah banyak data dan m adalah banyak parameter dalam model.

Uji Signifikansi Parameter Pada Parameter *Moving Average* (MA)

Hipotesis :

$H_0 : \theta = 0$ (parameter θ tidak signifikan dalam model)

$H_1 : \theta \neq 0$ (parameter θ signifikan dalam model)

Statistik uji (Uji t) :

$$t_{hitung} = \frac{\theta}{SE(\theta)} \quad (10)$$

Kriteria uji:

H_0 ditolak jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}}$ (t-tabel) dengan derajat bebas $db = n - m$,
dimana n adalah banyak data dan m adalah banyak parameter dalam model.

Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik dilakukan untuk memeriksa kelayakan spesifikasi model ARIMA (p,d,q) dengan uji normalitas dengan *Kolmogorov-Smirnov* dan uji white noise.

Uji Normalitas

Hipotesis :

$H_0 : F_n(x) = F_0(x)$ (residual berdistribusi normal)

$H_1 : F_n(x) \neq F_0(x)$ (residual tidak berdistribusi normal)

Taraf Signifikansi $\alpha = 0.05$

Statistik Uji :

$$D = \sup x |F_n(x) - F_0(x)| \quad (11)$$

Kriteria Uji :

H_0 ditolak jika p-value $\leq \alpha$ atau $D > D_\alpha$

Uji White Noise

Hipotesis :

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (residual memenuhi asumsi white noise)

$H_1 : \text{minimal terdapat satu } \rho_i \neq 0 \text{ untuk } i = 1, 2, \dots, k$ (residual tidak memenuhi asumsi white noise)

Taraf Signifikansi $\alpha = 0.05$

Statistik Uji :

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}^2}{(n-k)} \quad (12)$$

Kriteria Uji :

H_0 ditolak jika $Q > X_{\alpha, (k-m)}^2$ atau p-value $< \alpha$ dimana p dan q merupakan orde dari ARIMA (p,d,q)

Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik ditentukan berdasarkan hasil nilai errornya. Berikut merupakan kriteria yang diaplikasikan untuk pemilihan model terbaik :

Akaike Information Criteria (AIC)

AIC merupakan kriteria yang diperkenalkan oleh Hirotugu Akaike. AIC yang dipilih untuk mengidentifikasi model yaitu nilai AIC yang terkecil.

$$AIC = \log \log \hat{\sigma}^2 + \frac{2k}{n} \quad (13)$$

Dengan : $\log \log \hat{\sigma}^2$: estimasi varians residual
 $2k$: jumlah parameter dalam model
 n : banyak data

Mean Absolute Error (MAPE)

Dalam kriteria MAPE yang dipilih untuk mengidentifikasi model adalah nilai MAPE terkecil. Hal tersebut dikarenakan nilai terkecil memiliki hasil ramalan yang akurat.

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right| \quad (14)$$

Dengan : \hat{Z}_t : data hasil pengamatan pada saat t

Peramalan

Jika semua tahapan sudah dilakukan dan memenuhi syarat maka dapat dilakukan peramalan dengan pemodelan terbaik.

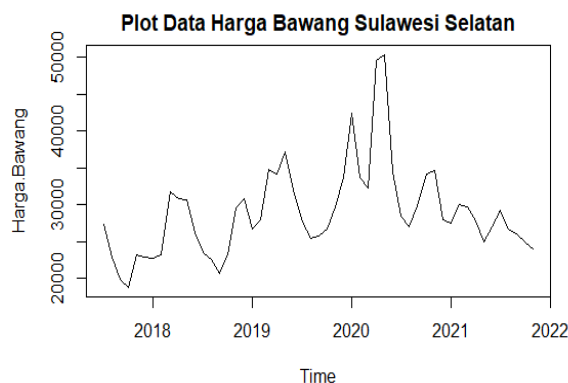
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data harga bawang pada Provinsi Sulawesi Selatan untuk bulan Agustus 2017 sampai dengan November 2021 akan dianalisis menggunakan metode ARIMA.

Identifikasi Data

Cek Stasioner Rata Rata dan Varians Data

Dilakukannya plot data harga bawang Sulawesi Selatan untuk mengidentifikasi tipe data apakah sudah stasioner terhadap rata-rata dan varians.



Gambar 1. Grafik harga bawang pada pada pasar tradisional di Sulawesi Selatan Agustus 2017 sampai November 2021.

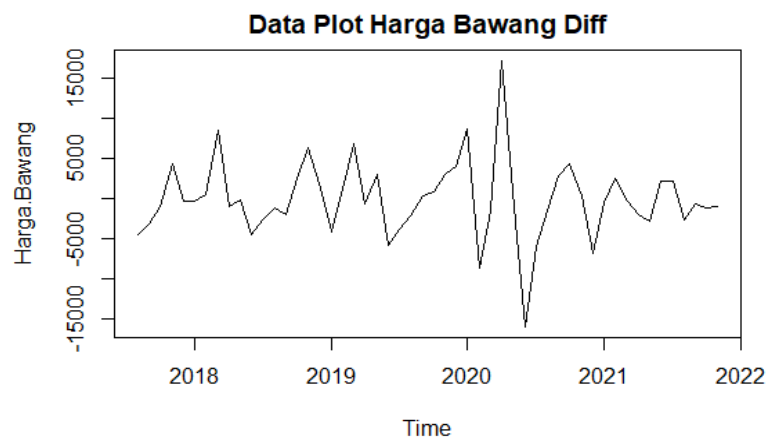
Berdasarkan plot data yang didapat, dapat dilihat bahwa data harga bawang terlihat fluktuatif atau naik-turun harga yang tidak pasti dan penyebaran data tidak terfokus disekitar nilai tengah, begitupun variansi atau keragaman dari data harga bawang tidak tetap. Maka dapat diambil kesimpulan data harga bawang ini tidak stasioner terhadap rata-rata dan variansinya. Berikut disajikan data hasil uji Augmented Dickey-Fuller atau ADF yang berfungsi untuk melihat kestasioneran data terhadap rata-ratanya.

Tabel 1. Hasil uji unit akar (ADF)

Augmented Dickey-Fuller Test				
Data	Dickey-Fuller	Lag order	<i>P-value</i>	Galat atau α
Harga Bawang	-2,2848	3	0,4598	0,05

Hasil statistik dengan uji unit akar (ADF) diperoleh nilai *p-value* = 0.4898 dengan galat atau nilai α = 0,05. Nilai *p-value* lebih besar dibandingkan dengan galatnya, sehingga dapat disimpulkan bahwa data tidak stasioner terhadap rataannya.

Perlu dilakukan diferensiasi pada data agar data harga bawang stasioner terhadap rataaan. Setelah dilakukan diferensiasi satu kali, berikut hasil plot dan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) pada data harga bawang.



Gambar 2. Grafik Data Harga Bawang di Sulawesi Selatan setelah dilakukan *differencing* satu kali.

Tabel 2. Hasil uji unit akar (ADF)

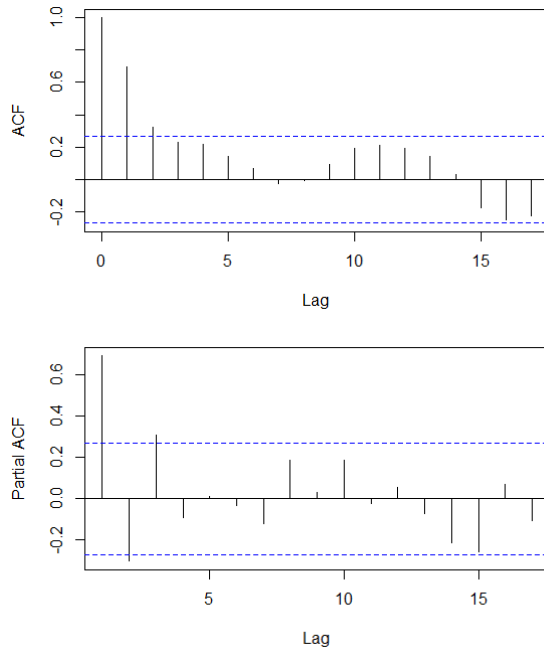
Augmented Dickey-Fuller Test				
Data	Dickey-Fuller	Lag order	<i>P-value</i>	Galat atau α
Harga Bawang <i>Differencing-1</i>	-4,5715	3	0,01	0,05

Berdasarkan hasil plot data setelah diferensiasi dapat dilihat bahwa data telah tersebar di sekitar rata-ratanya. Selain itu pada uji ADF diperoleh nilai *p-value* 0.01 dengan galat atau $\alpha = 0,05$ dimana nilai *p-value* lebih kecil dari alpha sehingga semakin mendukung bahwa data sudah stasioner pada rata-rata. Setelah data telah stasioner terhadap rata-rata, akan dilakukan analisis data *time series* ini dengan model $ARIMA(p,d,q)$.

Identifikasi Model ARIMA

Setelah memastikan bahwa data memiliki pola stasioner, akan ditentukan model yang sesuai dengan data secara visual menggunakan ACF dan PACF. Identifikasi model $ARIMA(p,d,q)$ dilakukan dengan meninjau plot ACF (Autocorrelation Function) dan PACF (Partial Autocorrelation Function). Pada hasil plot ACF dan PACF akan ditentukan nilai *p* dan *q* pada model $ARIMA(p,d,q)$.

PLOT ACF dan PACF



Gambar 3. Plot ACF dan PACF data

Dari plot ACF dan PACF yang dihasilkan, grafik ACF membentuk pola *dying down fairly quickly* dan *cuts off* pada lag ke-1 dan 2 yang memberikan informasi untuk nilai $MA(q)$ pada model, sementara grafik PACF menunjukkan adanya *cuts off* pada lag ke-1, 2, dan 3 yang memberikan informasi untuk nilai $AR(p)$ pada model. Model awal yang diduga untuk model $ARIMA(p,d,q)$ adalah $ARIMA(3,1,1)$. Namun peneliti tetap akan melakukan estimasi model kandidat lainnya untuk melakukan perbandingan model yang didapat.

Estimasi Model Terbaik

Dilakukannya estimasi model terbaik bertujuan untuk membandingkan serta memantau kandidat model-model yang memungkinkan pada data berdasarkan hasil plot ACF dan PACF-nya. Karena diketahui bahwa dilakukan diferensiasi pada data satu kali, maka nilai d pada model $ARIMA(p,d,q)$ adalah 1.

Tabel 3. Nilai Kriteria Informasi Akaike (AIC) dan MAPE (*Mean Average Percentage Error*) pada Kandidat Model ARIMA

Model	AIC	MAPE
ARIMA (1,1,1)	1030,88	10,407%
ARIMA (1,1,2)	1022,73	9,5745%
ARIMA (2,1,1)	1024,22	10,558%
ARIMA (2,1,2)	1023,99	9,5237%
ARIMA (3,1,1)	1023,33	9,4334%
ARIMA (3,1,2)	1025,08	9,4533%

Dari nilai AIC dan MAPE yang didapat, model ARIMA (3,1,1) memiliki nilai AIC kedua terkecil serta nilai MAPE terkecil.

Tabel 4. Estimasi Parameter pada Model ARIMA (3,1,1)

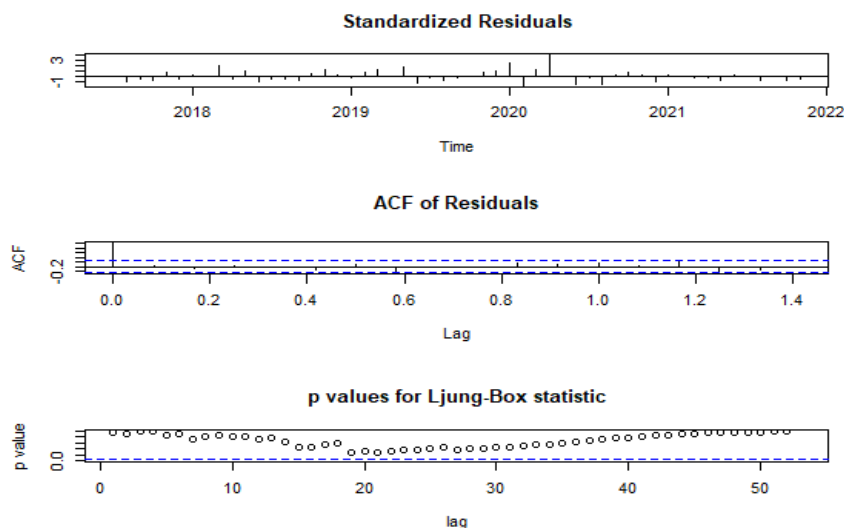
Parameter	Koefisien	S.E koefisien	Thitung	Ttabel	Sign	Keterangan
AR1	1,0205	0,1330	7,6729	2,006647	0,0000	Signifikan
AR2	-0,5858	0,1711	-3,4237	2,006647	0,0012	Signifikan
AR3	0,3412	0,1331	2,5635	2,006647	0,0133	Signifikan
MA1	-1,0000	0,0850	-11,7647	2,006647	0,0000	Signifikan

Dari enam kandidat model yang diperoleh, didapatkan satu model yang seluruh parameternya memiliki sifat signifikan. Dimana T hitung dari setiap parameter lebih besar dari nilai T tabel ($\alpha = 0,05$, $df = n-1 = 53-1$), dapat dilihat pula dari nilai *sign* yang seluruhnya dibawah nilai $\alpha = 5\%$, artinya seluruh parameter pada model ARIMA (3,1,1) signifikan. Maka dapat dikatakan bahwa untuk semua variabel dapat masuk dalam model time series ARIMA (3,1,1), dengan model sebagai berikut:

$$Z_t = 1,0205Z_{t-1} - 0,5858Z_{t-2} + 0,3412Z_{t-3} - a_{t-1} \tag{15}$$

Pengujian Diagnostik

Model ARIMA yang baik adalah model yang mempunyai residual yang bersifat *white noise* dan berdistribusi normal. Berikut output Uji Q-Ljung-Box dengan menggunakan R *software* untuk mengetahui asumsi residual bersifat *white noise* dan uji normalitas.



Gambar 4. Uji Q-Ljung-Box Residual ARIMA(3,1,1)

Tabel 5. Uji Normalitas dengan Kolmogorov Smirnov ARIMA(3,1,1)

Model	<i>P-value</i>	Alfa
ARIMA (3,1,1)	0,4327	0,05

Untuk uji asumsi *white noise* sudah terpenuhi dilihat dari Ljung-Box *statistic* yang seluruh nilai *p-value* diatas garis batas interval ($\alpha = 0,05$) dapat dilihat pula dari ACF of Residual dimana seluruh lag didalamnya tidak ada yang melebihi garis batas interval atau garis putus-putus berwarna biru. Begitupun untuk uji normalitas yang telah terpenuhi dilihat dari nilai *p-value* yang lebih besar dari alfa yang ditentukan (5%).

Peramalan

Dari pengujian diagnostik diatas dapat disimpulkan bahwa ARIMA (3,1,1) merupakan pemodelan terbaik dari seluruh kandidat model. Berikut adalah hasil peramalan menggunakan model ARIMA (3,1,1).

Tabel 6. Hasil Peramalan

No	Bulan	Peramalan
1.	Desember 2021	Rp. 25.155,99
2.	Januari 2022	Rp. 26.487,54
3.	Februari 2022	Rp. 26.862,04
4.	Maret 2022	Rp. 26.858,59
5.	April 2022	Rp. 27.090,00
6.	Mei 2022	Rp. 27.455,95
7.	Juni 2022	Rp. 27.692,64
8.	Juli 2022	Rp. 27.798,75
9.	Agustus 2022	Rp. 27.893,24
10.	September 2022	Rp. 28.008,26
11.	Oktober 2022	Rp. 28.106,48
12.	November 2022	Rp. 28.171,58

Tabel 6 merupakan hasil peramalan untuk 12 periode kedepan, yaitu harga bawang pada pasar tradisional di Sulawesi Selatan untuk bulan Desember 2021 sampai bulan November 2022 menggunakan model ARIMA (3,1,1).

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis peramalan harga bawang merah di pasar tradisional Sulawesi Selatan pola data pada periode Juli 201 sampai November 2021 berdasarkan bulanan memiliki pola data trend yang berfluktuasi. Oleh karena itu, dengan menggunakan

pendekatan metode ARIMA didapatkan bahwa metode terbaik untuk meramalkan harga bawang merah di periode Desember 2021 sampai November 2022 ialah ARIMA (3,1,1) dengan nilai MAPE 9.43%. Model ARIMA tersebut telah memenuhi semua asumsi dan memiliki nilai AIC minimum. Peramalan harga bawang merah pada periode tersebut cenderung meningkat. Hal tersebut diprediksi disebabkan oleh semakin meningkatnya permintaan konsumen terhadap bawang merah dan cuaca yang tak menentu. Oleh karena itu, produsen dapat meningkatkan produktivitas produksi bawang merah untuk mengantisipasi tingginya lonjakan permintaan dan konsumen dapat mengelola pengeluaran saat tingginya harga bawang merah.

DAFTAR PUSTAKA

- A. Rufaidah, M. A. Effindi, "Analisa Time Series untuk Menentukan Model Terbaik Produk Songkok Nasional di Kabupaten Gresik" di *Prosiding Seminar Nasional Matematika dan Terapannya*, 2018, pp. 12.
- R. I. Prasetyono, D. Anggraini, "Analisis Peramalan Tingkat Kemiskinan di Indonesia dengan Model Arima", *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, vol. 26, no. 2, pp. 97-100, Agustus 2021.
- A. Cynthia, Sugiman, Z. Mastur, "Analisis Perbandingan Menggunakan Arima dan Bootstrap pada Peramalan Nilai Ekspor Indonesia", *UNNES Journal of Mathematics*, vol. 5, no. 1, pp. 33-37, Mei 2016.
- Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional, "hargapangan.id", Tabel Harga Berdasarkan Daerah, Harga Bawang Merah Pasar Tradisional Sulawesi Selatan, 2017-2021, 2021. [Online]. Available: <https://hargapangan.id/tabel-harga/pasar-tradisional/daerah>. [Accessed 01 Desember 2021].
- B. P. Statistik, "bps.go.id", Produksi Tanaman Sayuran, 1997-2020, 2021. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/indicator/55/61/1/produksi-tanaman-sayuran.html>. [Accessed 04 Desember 2021].
- Kementerian Koordinator Bidang Perekonomian, "ekon.go.id". Program Hortikultura untuk Mendukung Ekspor dan Ekonomi Daerah, 2019. [Online]. Available: <https://ekon.go.id/source/publikasi/2.-paparan-deputi-bidang-koordinasi-pangan-dan-pertanian-kemenko-ekon.pdf>. [Accessed 08 Desember 2021].
- L. N. Azizah, "kompasiana.com", Fluktuasi Harga Bawang Merah dalam Konteks Ekonomi Pertanian, 2020. [Online]. Available:

<https://www.kompasiana.com/cookyazizah/5ee9b9b9097f363f13652ff2/fluktuasi-harga-bawang-merah-dalam-konteks-ekonomi-pertanian>. [Accessed 03 Desember 2021]

- K. Reni, “Perilaku Harga dan Integrasi Pasar Bawang Merah di Indonesia”, *Jurnal Agro Ekonomi*, vol. 35, no. 2, pp. 1-3, Oktober 2017 .
- P. H. Rahmi, “Analisis Trend dan Estimasi Harga Bawang Merah di Kabupaten Banyumas Periode Januari 2008-Desember 2017”, *Jurnal Dinamika Ekonomi dan Bisnis*, vol. 11, no. 1, pp. 2-4, Maret 2014.
- D. Nugraha, M. O. Adnyana, I P. Wardana, “Pendugaan Produksi dan Tantangan Usahatani Kedelai di Indonesia Menggunakan Metode ARIMA”, *Penelitian Pertanian Tanaman Pangan*, vol. 2, no. 3, pp. 156-157, Desember 2018.