

Penerapan Metode ARIMAX dengan Efek Variasi Kalender pada Peramalan Harga Komoditas Cabai Rawit di Provinsi Jawa Barat

Rara Hera Silvia*, Anneke Iswani Achmad

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Islam Bandung, Indonesia.

*raraheras23@gmail.com, annekeiswani11@gmail.com

Abstract. Forecasting is an important aid in planning and decision-making. One of the forecasting methods that is often used is the time series method. Time series are often influenced by a particular event or other variable, so it can cause the data to have a different repeating pattern each period. The ARIMAX Model is thought to be able to capture certain patterns by including certain event information as additional variables, or so-called exogenous variables. The tendency of data to show patterns at certain times based on dates in the calendar is called calendar variation, and the effect of calendar variation can appear on certain events such as Eid al-Fitr. Special treatment is needed for time series data with a calendar variation effect, where the ARIMAX model is well applied to the series data in that case, so that the model formed is ARIMAX with calendar variation. In this thesis, I conducted a study on forecasting the price of cayenne pepper in West Java province using the ARIMAX model with a variation of the calendar in which to include information on Eid al-Fitr events as an additional variable. The best ARIMAX model for forecasting is ARIMAX (0, 1, 1) with accuracy using a MAPE value of 11%, which is based on the criteria of forecasting ability. It can be concluded that the model ARIMAX (0, 1, 1) has good forecasting ability.

Keywords: ARIMAX, Calendar Variations, Eid al-Fitr.

Abstrak. Peramalan merupakan bantuan penting dalam perencanaan dan pengambilan keputusan. Salah satu metode peramalan yang sering digunakan adalah metode deret waktu (*time series*). Pada deret waktu seringkali dipengaruhi oleh suatu peristiwa tertentu atau variabel lain, sehingga dapat menyebabkan data memiliki pola berulang berbeda setiap periodenya. Model ARIMAX diduga mampu menangkap pola tertentu dengan memasukkan informasi peristiwa tertentu sebagai variabel tambahan atau disebut variabel eksogen. Adanya kecenderungan data untuk menampilkan pola pada waktu tertentu berdasarkan penanggalan di dalam kalender disebut variasi kalender, dimana efek variasi kalender dapat muncul pada peristiwa tertentu seperti Idul Fitri. Diperlukan perlakuan khusus untuk data deret waktu dengan efek variasi kalender, dimana model ARIMAX baik diterapkan untuk data deret dengan kasus tersebut, sehingga model yang terbentuk adalah ARIMAX dengan variasi kalender. Dalam skripsi ini melakukan penelitian pada peramalan harga cabai rawit di Provinsi Jawa Barat menggunakan model ARIMAX dengan variasi kalender dimana memasukkan informasi peristiwa Idul Fitri sebagai variabel tambahan. Didapatkan model ARIMAX terbaik untuk melakukan peramalan yaitu ARIMAX(0,1,1) dengan akurasi menggunakan nilai MAPE sebesar 11%, dimana berdasarkan kriteria kemampuan peramalan bahwa dapat disimpulkan model ARIMAX(0,1,1) memiliki kemampuan peramalan yang baik.

Kata Kunci: ARIMAX, Variasi Kalender, Idul Fitri.

A. Pendahuluan

Peramalan merupakan bantuan penting dalam mempersiapkan beberapa perencanaan dan pengambilan keputusan di masa kini untuk mengatasi hal-hal yang akan terjadi di masa yang akan datang (Siswanti & Yanti, 2020). Salah satu metode peramalan yang sering digunakan adalah metode deret waktu (*time series*). Terdapat beberapa model deret waktu yang dapat digunakan untuk peramalan, dimana penerapan model-model tersebut digunakan pada data deret waktu tunggal atau univariat (Makridakis et al., 1997).

Dalam menganalisis data deret waktu univariat, memiliki keuntungan yaitu menggunakan data masa lalu dari variabel yang diamati untuk meramalkan data. Namun, pada deret waktu seringkali dipengaruhi oleh suatu peristiwa tertentu atau variabel lain (Peter & Silvia, 2012). Menurut Siswanti & Yanti (2020) dengan adanya variabel lain yang diduga mempengaruhi model deret waktu, dapat menyebabkan beberapa nilai pengamatan mengalami kenaikan atau penurunan secara berulang yang berbeda pada setiap periodenya. Model ARIMAX diduga mampu menangkap pola tertentu dengan memasukkan informasi peristiwa tertentu sebagai variabel tambahan atau disebut variabel eksogen (*exogenous*).

Variabel tambahan yang dilibatkan ke dalam model berperan sebagai variabel penjelas, dimana salah satu variabel penjelas yang seringkali digunakan dalam pemodelan ARIMAX adalah efek variasi kalender (Umar, 2018). Efek variasi kalender dapat muncul pada peristiwa tertentu, seperti Idul Fitri. Peristiwa Idul Fitri merupakan peristiwa tahunan yang memiliki waktu berbeda setiap tahunnya dikarenakan penetapannya mengikuti kalender Islam, sehingga dapat menyebabkan data memiliki pola berulang yang berbeda (Anggraeni et al., 2015). Oleh karena itu, diperlukan perlakuan khusus pada data deret waktu dengan efek variasi kalender, dimana model ARIMAX baik diterapkan untuk data deret dengan kasus tersebut (Lee & Hamzah, 2010; Umar, 2018).

Meningkatnya permintaan akan konsumsi cabai seringkali terjadi menjelang perayaan hari besar keagamaan seperti Idul Fitri. Cabai merupakan komoditas hasil pertanian hortikultura yang paling banyak dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia dibandingkan dengan komoditas sayuran lainnya, dimana jika terjadi ketidakseimbangan antara permintaan dengan jumlah pasokan dipasaran maka akan berdampak pada fluktuasi harga cabai (Putranto et al., 2011). Dinas Perindustrian dan Perdagangan (Disperindag) Provinsi Jawa Barat aktif melakukan pemantauan dan pengendalian harga barang kebutuhan pokok menjelang perayaan tertentu, termasuk Idul Fitri, sebagai langkah stabilisasi harga agar daya beli masyarakat tetap terjaga (Sudrajat, 2019). Upaya pengendalian dan stabilisasi harga cabai dapat dilakukan dengan mengetahui pergerakan harga serta peramalan yang tepat (Umar, 2018). Hal tersebut yang mendasari pemodelan ARIMAX pada data harga cabai rawit dengan melibatkan peristiwa Idul Fitri sebagai variabel eksogen untuk melihat pergerakan dan peramalan harga.

B. Metodologi Penelitian

Metode penelitian yang digunakan yaitu ARIMAX dengan variasi kalender dan digunakan data harga cabai rawit di Provinsi Jawa Barat tahun 2010-2020. Data penelitian bersumber dari Badan Pusat Statistik, melalui Publikasi Statistik Harga Konsumen Perdesaan Kelompok Makanan. Data dibagi menjadi data *training* dan data *testing*, dimana data *training* digunakan untuk membentuk model peramalan, sedangkan data *testing* digunakan untuk melakukan peramalan dan mengevaluasi model dengan melihat keakuratan hasil peramalan.

Kestasioneran Data

Stasioneritas merupakan keadaan dimana tidak ada pertumbuhan atau penurunan dalam data secara signifikan (Makridakis et al., 1997). Menurut Wei (2006) dalam melakukan peramalan analisis deret waktu dibutuhkan data yang bersifat stasioner. Uji stasioner dapat digunakan dengan teknik Grafik atau menggunakan Uji Akar Unit (Yanti, 2009). Ketika data tidak stasioner, terdapat dua perilaku stasioneritas pada data yang dapat dilakukan yaitu stasioneritas dalam varians dan stasioneritas dalam rata-rata (Wei, 2006).

1. Stasioneritas Dalam Varians

Bila kondisi stasioner dalam varians tidak terpenuhi, maka diperlukan transformasi

untuk menstabilkan varians dari data (Susilawati & Sunendiari, 2022). Umumnya dapat digunakan transformasi pangkat (*power transformation*) yang dikenal dengan Transformasi Box-Cox. Transformasi Box-Cox merupakan transformasi pangkat pada variabel respon Y_t dengan mempertimbangkan kelas transformasi, yaitu nilai λ yang dipangkatkan pada variabel respon Y_t (Wei, 2006). Tabel 2.1 menunjukkan nilai umum λ terkait dengan kelas transformasi variabel Y_t .

Tabel 1 Transformasi Box-Cox

Nilai λ	Transformasi	Nilai λ	Transformasi
-2	$1/Y_t^2$	0.5	$\sqrt{Y_t}$
-1	$1/Y_t$	1	Y_t (Tidak ditransformasi)
-0.5	$1/\sqrt{Y_t}$	2	Y_t^2
0	$\ln Y_t$		

Nilai λ yang diperoleh nantinya akan menentukan transformasi yang harus dilakukan, dimana dapat diketahui melalui plot Box-Cox (Wei, 2006). Kemudian, transformasi stabilitas varians harus dilakukan sebelum proses *differencing* dan analisis regresi deret waktu (Mulyana, 2004).

2. Stasioneritas Dalam Rata-Rata

Kestasioneran terhadap rata-rata dapat dilihat melalui plot data yang tidak menunjukkan perubahan rata-rata dari waktu ke waktu, dengan kata lain data berfluktuasi disekitar suatu nilai rata-rata yang konstan (Makridakis et al., 1997). Apabila deret waktu tidak stasioner dalam rata-rata maka dapat dibuat stasioner dengan melakukan perbedaan atau diferensiasi (*differencing*) dari variabel tersebut (Azizah, 2023). Misalkan variabel Y_t adalah non-stasioner, proses *differencing* pada orde ke- d dapat dinyatakan sebagai berikut (Wei, 2006).

$$W_t = (1 - B)^d Y_t \quad (2.1)$$

dimana W_t adalah data deret waktu setelah dilakukan proses *differencing* orde ke- d .

Variasi Kalender

Variasi kalender merupakan kecenderungan data untuk menampilkan pola pada waktu-waktu tertentu berdasarkan penanggalan di dalam kalender, baik itu hari, minggu, bulan, maupun tahun (Putera, 2020; Alagidede, 2008).

Efek variasi kalender dapat muncul ketika perbedaan sistem kalender yang digunakan, seperti sebagian besar data ekonomi disusun setiap bulan menurut kalender Masehi, tetapi terdapat beberapa peristiwa atau perayaan tertentu ditetapkan menurut kalender Lunar (Liu, 1980). Efek variasi kalender dapat muncul dari perayaan Islam seperti Idul Fitri, dimana perayaannya mengikuti kalender Islam yang termasuk kalender lunar sehingga selalu terjadi pada waktu yang berbeda setiap tahunnya, hal ini dapat menyebabkan data memiliki pola berulang yang berbeda (Lee & Hamzah, 2010; Anggraeni et. al, 2015).

Efek variasi kalender yang dilibatkan ke dalam model berperan sebagai variabel independen, digunakan dalam bentuk model regresi berupa variabel *dummy* (Umar, 2018). Terdapat dua efek kalender yang umum diselidiki yaitu efek peristiwa/perayaan tertentu dan efek bulan dalam satu tahun. Efek bulan dalam satu tahun dalam bentuk variabel *dummy* dapat dituliskan sebagai berikut (Alagidede, 2008).

$$Y_t = \alpha_1 M_{1,t} + \alpha_2 M_{2,t} + \alpha_3 M_{3,t} + \alpha_4 M_{4,t} + \alpha_5 M_{5,t} + \alpha_6 M_{6,t} + \alpha_7 M_{7,t} + \alpha_8 M_{8,t} + \alpha_9 M_{9,t} + \alpha_{10} M_{10,t} + \alpha_{11} M_{11,t} + \alpha_{12} M_{12,t} + w_t \quad \dots (2.2)$$

dimana Y_t adalah variabel dependen deret waktu pada periode ke- t dengan t adalah banyaknya data, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{12}$ adalah parameter efek bulan dalam satu tahun, $M_{1,t}, M_{2,t}, \dots, M_{12,t}$ adalah variabel *dummy* bulan dalam satu tahun dengan 1, 2, ..., 12 masing-masing untuk Januari, Februari, ..., Desember dan w_t adalah residual pada periode ke- t .

Efek variasi kalender dengan melibatkan variabel *dummy* satu bulan sebelum Idul Fitri,

variabel *dummy* bulan Idul Fitri, variabel *dummy* satu bulan sesudah Idul Fitri, dan variabel *dummy* bulan dalam satu tahun (bulanan), dapat dinyatakan dengan bentuk persamaan sebagai berikut.

$$Y_t = \alpha_1 M_{1,t} + \alpha_2 M_{2,t} + \alpha_3 M_{3,t} + \alpha_4 M_{4,t} + \alpha_5 M_{5,t} + \alpha_6 M_{6,t} + \alpha_7 M_7 + \alpha_8 M_{8,t} + \alpha_9 M_{9,t} + \alpha_{10} M_{10,t} + \alpha_{11} M_{11,t} + \alpha_{12} M_{12,t} + \beta_1 V_{Seb_Idul,t} + \beta_2 V_{Idul,t} + \beta_3 V_{Sudah_Idul,t} + w_t \quad \dots(2.3)$$

Model ARIMA

Model ARIMA dipopulerkan oleh Box dan Jenkins (1970) yang bisa digunakan pada data non musiman maupun musiman. Secara umum, model ARIMA non musiman dikenal sebagai ARIMA (p, d, q) ditulis dengan persamaan sebagai berikut (Shumway & Stoffer, 2016).

$$\phi_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_q(B) \varepsilon_t \quad \dots(2.4)$$

Apabila terdapat efek non-musiman dan musiman, maka model yang terbentuk adalah multiplikatif ARIMA $(p, d, q) (P, D, Q)^S$. Secara umum, model dapat dinyatakan dalam persamaan sebagai berikut (Makridakis et al., 1997; Wei, 2006).

$$\phi_p(B) \Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Y_t = \theta_q(B) \Theta_Q(B^S) \varepsilon_t \quad \dots(2.5)$$

dengan S adalah periode musiman dan B adalah *backshift operator*.

dimana:

Y_t = variabel dependen deret waktu ke- t

$\phi_p(B)$ = proses AR(p) non-musiman

$1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ = proses MA(q) non-musiman,
 $1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$

$\Phi_P(B^S)$ = proses AR musiman S dengan orde P ,

$1 - \Phi_1 B - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_P B^{PS}$ = proses MA musiman S dengan orde Q ,

$1 - \Theta_1 B - \Theta_2 B^{2S} - \dots - \Theta_Q B^{QS}$ = proses *differencing* orde ke- d

$(1 - B^S)^D$ = proses *differencing* musiman S dengan orde ke- D

ε_t = nilai error/residual ke- t

Model ARIMAX

Model ARIMAX (*Autoregressive Integrated Moving Average Exogenous*) merupakan model ARIMA dengan penambahan variabel (Cryer & Chan, 2008). Model ARIMAX dengan variasi kalender digunakan untuk meramalkan data berdasarkan pola musiman yang bervariasi di setiap periodenya (Setiawan et al., 2015).

Pembentukan model ARIMAX diawali dengan pemodelan regresi deret waktu antara variabel dependen dengan variabel independen seperti pada Persamaan (2.3) kemudian residual dari model regresi tersebut dimodelkan menggunakan ARIMA (Azizah, 2023).

Model ARIMAX terbagi menjadi 2 yaitu model dengan tren stokastik dan model dengan tren deterministik. Tren stokastik merupakan tren yang cukup bervariasi sehingga sulit diprediksi, sedangkan tren deterministik merupakan tren yang tidak terlalu bervariasi. Model tren deterministik merupakan model tren stokastik dengan komponen deterministik di dalamnya, yaitu δ (Syam, 2022). Model ARIMAX efek variasi kalender dengan tren deterministik dapat ditulis sebagai berikut (Paembonan, 2016; Syam, 2022).

$$Y_t = \delta t + \alpha_1 M_{1,t} + \alpha_2 M_{2,t} + \alpha_3 M_{3,t} + \alpha_4 M_{4,t} + \alpha_5 M_{5,t} + \alpha_6 M_{6,t} + \alpha_7 M_7 + \alpha_8 M_{8,t} + \alpha_9 M_{9,t} + \alpha_{10} M_{10,t} + \alpha_{11} M_{11,t} + \alpha_{12} M_{12,t} + \beta_1 V_{Seb_Idul,t} + \beta_2 V_{Idul,t} + \beta_3 V_{Sudah_Idul,t} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)(1-B)^d} \varepsilon_t \quad \dots(2.6)$$

dari Persamaan (2.45) kemudian ruas kiri dan ruas kanan dikalikan dengan model AR(p) menggunakan *backshift operator* yang dinotasikan $\phi_p(B)$ dan proses *differencing* pada orde ke- d yang dinotasikan $(1-B)^d$, sehingga menghasilkan persamaan sebagai berikut (Paembonan, 2016; Syam, 2022).

$$[\phi_p(B)(1-B)^d]Y_t = (\delta t + \alpha_1 M_{1,t} + \alpha_2 M_{2,t} + \alpha_3 M_{3,t} + \alpha_4 M_{4,t} + \alpha_5 M_{5,t} + \alpha_6 M_{6,t} + \alpha_7 M_{7,t} + \alpha_8 M_{8,t} + \alpha_9 M_{9,t} + \alpha_{10} M_{10,t} + \alpha_{11} M_{11,t} + \alpha_{12} M_{12,t} + \beta_1 V_{Seb_Idul,t} + \beta_2 V_{Idul,t} + \beta_3 V_{Sudah_Idul,t})[\phi_p(B)(1-B)^d] + \theta_q(B)\varepsilon_t \quad \dots(2.7)$$

dimana Y_t adalah variabel dependen periode ke- t , δ adalah parameter tren, t adalah waktu untuk setiap periode, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{12}$ adalah parameter variabel *dummy* bulan dalam satu tahun, β_1 adalah parameter variabel *dummy* satu bulan sebelum Idul Fitri, β_2 adalah parameter variabel *dummy* bulan Idul Fitri, β_3 adalah parameter variabel *dummy* satu bulan sesudah Idul Fitri, $M_{1,t}, M_{2,t}, \dots, M_{12,t}$ adalah variabel *dummy* bulan dalam satu tahun, $V_{Seb_Idul,t}$ adalah variabel *dummy* satu bulan sebelum Idul Fitri, $V_{Idul,t}$ adalah variabel *dummy* bulan Idul Fitri, $V_{Sudah_Idul,t}$ adalah variabel *dummy* satu bulan sesudah Idul Fitri, w_t adalah residual periode ke- t .

Akurasi Model

Keakuratan model berdasarkan data *testing* dapat dilakukan dengan kriteria nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) (Wei, 2006).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100\% \quad \dots(2.8)$$

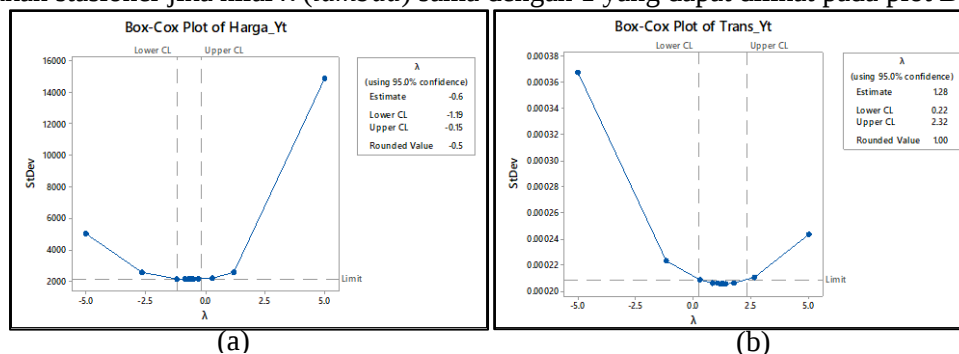
dimana Y_t merupakan nilai aktual pada waktu ke- t , $\hat{Y}_t$ adalah nilai hasil peramalan pada waktu ke- t dan n adalah banyaknya data. Nilai MAPE yang semakin kecil memiliki kemampuan peramalan yang lebih baik. Nilai MAPE memiliki kriteria yang dapat dikelompokkan menjadi bagaimana kemampuan peramalan tersebut, yaitu sebagai berikut (Chang et al., 2007).

- <10% : kemampuan peramalan sangat baik
- 10%-20% : kemampuan peramalan baik
- 20%-50% : kemampuan peramalan cukup baik
- >50% : kemampuan peramalan buruk

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Identifikasi Stasioneritas Data

Pertimbangan penting saat melakukan estimasi regresi dengan residual yang dimodelkan dengan ARIMA adalah bahwa variabel yang digunakan pertama-tama perlu stasioner (Hyndman & Athanasopoulos, 2018). Pengujian stasioneritas diawali dengan menstabilkan varians pada data yang tidak stasioner menggunakan transformasi Box-Cox. Pada transformasi Box-Cox data dikatakan stasioner jika nilai λ (*lambda*) sama dengan 1 yang dapat dilihat pada plot Box-Cox.



Gambar 1 (a) Plot Box Cox Data *Training* (b) Plot Box Cox Data *Training* yang Telah Ditransformasi

Dapat dilihat pada plot Box-Cox bahwa data sebelum transformasi memiliki nilai *Rounded Value* atau λ sebesar -0,5 sehingga akan dilakukan transformasi menggunakan persamaan $\frac{1}{Y_t^{0.5}}$. Kemudian setelah dilakukan transformasi data diperoleh nilai *Rounded Value* (λ) sama dengan 1 sehingga menunjukkan data telah stasioner dalam varians.

Regresi Deret Waktu

Analisis regresi deret waktu dilakukan dengan meregresikan variabel dependen (Y_t) dengan variabel independen yang telah ditentukan. Kemudian melakukan pengecekan apakah residual model regresi (w_t) sudah memenuhi syarat white noise. Pengujian white noise dilakukan dengan uji Ljung Box, dimana residual dikatakan white noise apabila statistik uji Ljung Box lebih kecil dari nilai $\chi^2_{0,05;df}$ dan p-value $> \alpha(0,05)$.

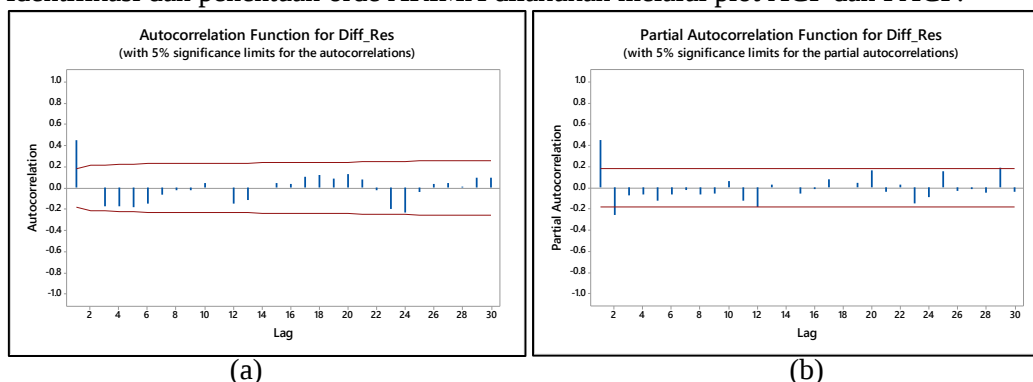
Tabel 1 Hasil Uji White Noise Residual Model Regresi Deret Waktu

Uji White Noise					
Hingga Lag ke-	Q	df	$\chi^2_{0,05;df}$	P-value	Kesimpulan
6	238,34	6	12,6	0,0001	Tidak memenuhi syarat white noise
12	264,58	12	21,0	0,0001	Tidak memenuhi syarat white noise
18	308,58	18	28,9	0,0001	Tidak memenuhi syarat white noise
24	318,36	24	36,4	0,0001	Tidak memenuhi syarat white noise

Dari hasil yang diperoleh pada Tabel 3.1, menunjukkan bahwa residual model regresi pada keseluruhan lag tidak memenuhi syarat white noise. Selanjutnya akan dilakukan pemodelan ARIMA pada residual model regresi deret waktu.

Pemodelan ARIMA Residual

Pemodelan ARIMA residual dilakukan dengan mengidentifikasi stasioneritas data serta penentuan orde ARIMA pada residual model regresi deret waktu yang telah stasioner. Identifikasi dan penentuan orde ARIMA dilakukan melalui plot ACF dan PACF.



Gambar 2 Grafik ACF(a) dan PACF(b) Data Residual Regresi Deret Waktu yang Telah Dilakukan Differencing 1

Pada Gambar 3.2 merupakan plot yang telah dilakukan *differencing* 1. Pada plot ACF terlihat tidak memiliki pola menurun lambat secara eksponensial dan tidak terpotong lebih dari 3 lag pertama, sehingga menunjukkan bahwa setelah dilakukan *differencing* 1 data telah stasioner dalam rata-rata. Untuk memberikan kesimpulan yang kuat maka akan dilakukan uji statistik menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) sebagai berikut.

Tabel 2 Hasil Uji Augmented Dickey Fuller

Tipe	t_δ	p-value
Zero Mean	-4,86	0,0001
Single Mean	-4,86	0,0002
Trend	-5,11	0,0003

Dari hasil yang diperoleh pada Tabel 3.2 bahwa setelah dilakukan *differencing* 1 menunjukkan nilai p-value $< \alpha=5\%$ sehingga memberikan hasil tolak H_0 yang artinya data telah stasioner. Setelah data memenuhi asumsi stasioner, langkah selanjutnya adalah menduga model ARIMA dengan menentukan orde p dan q . Dari plot ACF dan PACF dugaan model ARIMA

yang akan diidentifikasi adalah ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,0), ARIMA(2,1,0) ARIMA(1,1,1) dan ARIMA(2,1,1).

Model ARIMAX

Pemodelan ARIMAX merupakan pemodelan regresi deret waktu dengan penambahan orde ARIMA. Dari model dugaan ARIMA yang telah diperoleh, kemudian masing-masing model digabungkan dengan model regresi deret waktu yang selanjutnya diestimasi secara simultan sehingga model yang terbentuk adalah model ARIMAX. Estimasi model ARIMAX dilakukan menggunakan metode *conditional least squares* (CLS) yang merupakan estimasi kuadrat terkecil bersyarat. Metode CLS mengikuti prinsip kuadrat terkecil dimana menghasilkan estimasi parameter dengan meminimumkan jumlah kuadrat error (Cryer & Chan, 2008). Tahap estimasi parameter dilakukan menggunakan bantuan *software SAS*.

Setelah tahap estimasi parameter, dilakukan pengecekan terlebih dahulu pada residual model ARIMAX melalui pemeriksaan diagnostik. Pemeriksaan diagnostik meliputi pengujian residual memenuhi syarat *white noise* menggunakan uji *Ljung-Box* dan residual berdistribusi normal menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Pemeriksaan diagnostik dilakukan untuk menilai kesesuaian model, dimana hanya model yang memenuhi syarat yang akan dilanjutkan ke tahap berikutnya.

Dari proses pemeriksaan diagnostik pada Tabel 3.3 diperoleh model dugaan yang memenuhi syarat *white noise* dimana statistik uji *Ljung Box* lebih kecil dari nilai $\chi^2_{0,05;df}$ dan $p\text{-value} > \alpha(0,05)$ serta berdistribusi normal dimana statistik uji D $< D_{(\alpha,n)}$ dan $p\text{-value} > \alpha(0,05)$, ditampilkan sebagai berikut.

Tabel 3 Taksiran Parameter Model Regresi Poisson

Model	Uji <i>White Noise</i>	Uji Distribusi Normal
ARIMAX(0,1,1)	Memenuhi syarat <i>white noise</i>	Residual Berdistribusi Normal
ARIMAX(1,1,1)	Memenuhi syarat <i>white noise</i>	Residual Berdistribusi Normal
ARIMAX(21,1)	Memenuhi syarat <i>white noise</i>	Residual Berdistribusi Normal

Selanjutnya adalah pemilihan model terbaik dari model dugaan yang telah memenuhi syarat residual *white noise* dan berdistribusi normal menggunakan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dimana model dugaan yang memiliki nilai AIC terkecil merupakan model terbaik. Nilai AIC ditampilkan pada Tabel 4.9.

Tabel 4 Nilai Akaike Information Criterion (AIC)

Model ARIMAX	Nilai AIC
ARIMAX(0,1,1)	-1631,35
ARIMAX(1,1,1)	-1630,74
ARIMAX(21,1)	-1629,52

Berdasarkan nilai AIC pada Tabel 3.4, dapat dilihat bahwa model dugaan yang memiliki nilai AIC terkecil adalah model ARIMAX(0,1,1) sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk melakukan peramalan adalah model ARIMAX(0,1,1).

Dari hasil estimasi model ARIMAX(0,1,1) selanjutnya adalah pengecekan signifikansi parameter. Uji signifikansi parameter dilakukan menggunakan uji t_{hitung} , dengan kriteria uji tolak H_0 jika nilai $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}(n-n_p)}$ dan $p\text{-value} < \alpha(0,05)$ maka dapat disimpulkan bahwa parameter signifikan.

Dari nilai estimasi parameter model ARIMAX(0,1,1) terdapat beberapa parameter yang tidak signifikan. Keseluruhan parameter akan tetap dilibatkan ke dalam pemodelan untuk melakukan peramalan. Mengacu pada Andrev dan Hyndman (2008) bahwa peramalan adalah

bagaimana memperoleh nilai ramalan dengan seakurat mungkin dari informasi yang tersedia, melibatkan data masa lalu maupun peristiwa yang memberikan dampak pada peramalan. Kemudian menurut Putera (2020) pada pemodelan deret waktu, parameter yang tidak signifikan tidak dapat dijadikan acuan utama dan satu-satunya untuk melihat kebaikan model, dimana model terbaik dapat dilihat dari model telah memenuhi syarat kriteria model terbaik serta memenuhi syarat residual *white noise* dan berdistribusi normal.

Selanjutnya model ARIMAX(0,1,1) dapat dituliskan sebagai berikut.

$$Y_t = \delta t + \alpha_1 M_{1,t} + \alpha_2 M_{2,t} + \alpha_3 M_{3,t} + \alpha_4 M_{4,t} + \alpha_5 M_{5,t} + \alpha_6 M_{6,t} + \alpha_7 M_{7,t} + \alpha_8 M_{8,t} + \alpha_9 M_{9,t} + \alpha_{10} M_{10,t} + \alpha_{11} M_{11,t} + \alpha_{12} M_{12,t} + \beta_1 V_{Seb_Idul,t} + \beta_2 V_{Idul,t} + \beta_3 V_{Sudah_Idul,t} + \frac{\theta_1(B)}{(1-B)} \varepsilon_t \quad \dots(3.1)$$

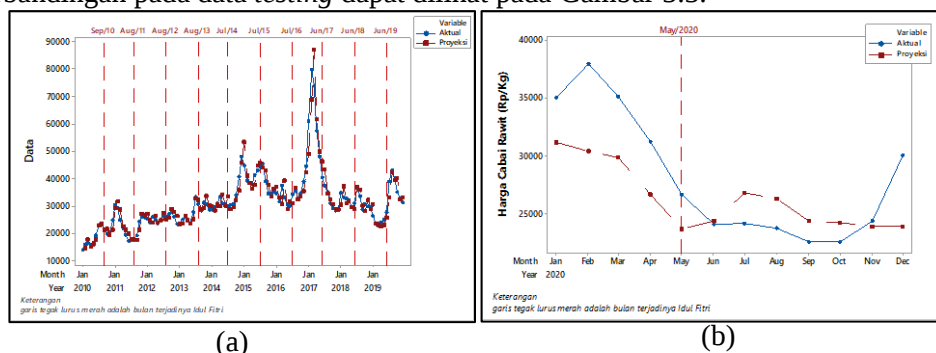
kemudian dengan menyelesaikan model peramalan serta memasukkan nilai estimasi parameter didapatkan persamaan model ARIMAX(0,1,1) sebagai berikut.

$$Y_t = Y_{t-1} + 0,00000136t - 0,00000136(t-1) - 0,0002454M_{1,t} + 0,0002454M_{1,t-1} - 0,0000934M_{2,t} + 0,0000934M_{2,t-1} - 0,0001147M_{3,t} + 0,0001147M_{3,t-1} + 0,00006610M_{4,t} - 0,00006610M_{4,t-1} + 0,00001692M_{5,t} - 0,00001692M_{5,t-1} - 0,0002585M_{6,t} + 0,0002585M_{6,t-1} - 0,0004715M_{7,t} + 0,0004715M_{7,t-1} - 0,0001205M_{8,t} + 0,0001205M_{8,t-1} + 0,00007009M_{9,t} - 0,00007009M_{9,t-1} - 0,0001656M_{10,t} + 0,0001656M_{10,t-1} - 0,0001332M_{11,t} + 0,0001332M_{11,t-1} - 0,0001717M_{12,t} + 0,0001717M_{12,t-1} + 0,0001034V_{Seb_Idul,t} - 0,0001034V_{Seb_Idul,t-1} + 0,0001847V_{Idul,t} - 0,0001847V_{Idul,t-1} - 0,00000417V_{Sudah_Idul,t} + 0,00000417V_{Sudah_Idul,t-1} + \varepsilon_t + 0,56722\varepsilon_{t-1} \quad \dots(3.2)$$

Selanjutnya dilakukan peramalan pada data *testing* sebanyak 12 bulan yaitu pada tahun 2020 dengan menggunakan Persamaan 3.2. Nilai ramalan yang nantinya diperoleh akan dikembalikan ke data asli dengan menggunakan rumus $\hat{Y}_t = \hat{Y}_{trans,t}^{-2}$ dimana $\hat{Y}_{trans,t}$ merupakan nilai peramalan data ke- t yang masih berbentuk data transformasi, sementara $\hat{Y}_t$ merupakan nilai peramalan data ke- t yang sudah dikembalikan ke data asli.

Plot Perbandingan Data Ramalan dan Aktual

Pembuatan plot perbandingan data nilai ramalan dengan data aktual akan dilakukan terhadap data *training* dan data *testing*, dimana plot perbandingan pada data *training* dilakukan untuk melihat kemampuan model dalam memodelkan data dan plot pada data *testing* dilakukan untuk melihat kemampuan model dalam meramalkan data. Plot perbandingan pada data *training* dan plot perbandingan pada data *testing* dapat dilihat pada Gambar 3.3.



Gambar 3 (a) Plot data training (b) Plot data testing

Berdasarkan plot pada Gambar 3.3 menunjukkan bahwa hasil peramalan dapat mengikuti pola data aktual pada data training, yang artinya model memiliki kemampuan yang baik dalam memodelkan data. Kemudian model juga terlihat mampu menangkap pola efek peristiwa Idul Fitri pada satu bulan sebelum Idul Fitri, bulan Idul Fitri dan satu bulan sesudah Idul Fitri, dimana dapat mengikuti pergerakan arah kenaikan dan penurunan pada waktu-waktu tersebut. Kemudian Berdasarkan plot pada Gambar 4.11 menunjukkan bahwa hasil peramalan

cenderung mampu mengikuti pola data aktual pada data testing. Diketahui juga untuk bulan Idul Fitri dan satu bulan sebelum Idul Fitri, nilai ramalan mampu mengikuti arah penurunan data aktual pada data testing, namun memiliki arah yang berbeda pada satu bulan sesudah Idul Fitri dimana nilai ramalan menunjukkan arah kenaikan sementara data aktual menunjukkan arah penurunan, meski begitu nilai ramalan yang dihasilkan memiliki selisih yang sangat kecil dengan data aktual (sangat mendekati data aktual).

Secara keseluruhan, model memiliki kemampuan peramalan yang baik pada data testing, terlihat dari selisih yang kecil antara nilai ramalan dengan data aktual. Kemudian model cukup mampu menangkap pola efek peristiwa Idul Fitri pada satu bulan sebelum Idul Fitri, bulan Idul Fitri dan satu bulan sesudah Idul Fitri.

Selanjutnya akan dilihat akurasi model menggunakan nilai MAPE berdasarkan data *training* untuk melihat kemampuan model memodelkan data dan berdasarkan data *testing* untuk melihat kemampuan model dalam meramalkan data sebagai berikut.

Tabel 5 Nilai Akurasi

Data	MAPE
Training	6,28%
Testing	11,04%

dari perhitungan nilai MAPE diperoleh hasil sebesar 6% untuk data training, dimana berdasarkan kriteria kemampuan model dapat disimpulkan bahwa model memiliki kemampuan peramalan yang sangat baik pada data training. Kemudian perhitungan nilai MAPE diperoleh hasil sebesar 11% untuk data testing, dimana berdasarkan kriteria kemampuan model dapat disimpulkan bahwa model memiliki kemampuan peramalan yang baik pada data testing.

D. Kesimpulan

1. Model terbaik untuk meramalkan data harga cabai rawit di Provinsi Jawa Barat berdasarkan nilai AIC yang paling kecil adalah model ARIMAX(0,1,1) dengan nilai AIC sebesar -1631,35.
2. Untuk model Persamaan model ARIMAX(0,1,1) adalah sebagai berikut.

$$Y_t = Y_{t-1} + 0,00000136t - 0,00000136(t-1) - 0,0002454M_{1,t} + 0,0002454M_{1,t-1} - 0,0000934M_{2,t} + 0,0000934M_{2,t-1} - 0,0001147M_{3,t} + 0,0001147M_{3,t-1} + 0,00006610M_{4,t} - 0,00006610M_{4,t-1} + 0,00001692M_{5,t} - 0,00001692M_{5,t-1} - 0,0002585M_{6,t} + 0,0002585M_{6,t-1} - 0,0004715M_{7,t} + 0,0004715M_{7,t-1} - 0,0001205M_{8,t} + 0,0001205M_{8,t-1} + 0,00007009M_{9,t} - 0,00007009M_{9,t-1} - 0,0001656M_{10,t} + 0,0001656M_{10,t-1} - 0,0001332M_{11,t} + 0,0001332M_{11,t-1} - 0,0001717M_{12,t} + 0,0001717M_{12,t-1} + 0,0001034V_{SebelumIdul,t} - 0,0001034V_{SebelumIdul,t-1} + 0,0001847V_{Idul,t} - 0,0001847V_{Idul,t-1} - 0,00000417V_{SudahIdul,t} + 0,00000417V_{SudahIdul,t-1} + \varepsilon_t + 0,56722\varepsilon_{t-1}$$
3. Persamaan model merupakan model transformasi, sehingga ketika telah mendapatkan model kemudian memperoleh nilai peramalan, maka nilai peramalan dikembalikan ke data asli menggunakan rumus $\hat{Y}_t = \hat{Y}_{trans,t}^{-2}$.
4. Model ARIMAX(0,1,1) telah memenuhi syarat model terbaik dimana memiliki nilai AIC terkecil dan telah memenuhi syarat residual *white noise* dan berdistribusi normal.
5. Model terbaik memberikan hasil akurasi peramalan menggunakan nilai MAPE pada data *testing* sebesar 11%, dimana berdasarkan kriteria kemampuan peramalan, hasil tersebut berada pada rentang 10%-20% yang artinya model memiliki kemampuan peramalan yang baik.

Acknowledge

Ucapan terimakasih kepada Badan Pusat Statistik, sudah memberikan data melalui publikasi tahunan Statistik Harga Konsumen Perdesaan Kelompok Makanan. Kemudian kepada Ibu

Anneke Iswani Achmad, Dra., M.Si. selaku dosen pembimbing yang telah memberikan dukungan, ilmu pengetahuan, arahan dan saran dalam penyusunan artikel ilmiah ini. Kepada keluarga, teman-teman, dan berbagai pihak yang telah membantu dan memberikan dukungan.

Daftar Pustaka

- [1] Alagidede, P. (2008). Month-of-the-year and Pre-Holiday Seasonality In African Stock Markets. *Stirling Economics Discussion Paper*.
- [2] Azizah, N. (2023). Pemodelan Spatial Autoregressive (SAR-X) pada Perkawinan Usia Anak di Indonesia. *Jurnal Riset Statistika*, 1–10. <https://doi.org/10.29313/jrs.v3i1.1643>
- [3] Chang, P. C., Wang, Y. W., & Liu, C. H. (2007). The Development of a Weighted Evolving Fuzzy Neural Network for PCB Sales Forecasting. *Expert Systems with Applications*, 32(1), 86–96. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2005.11.021>
- [4] Cryer, J. D., & Chan, K.-S. (2008). *Time Series Analysis with Application in R, 2nd Edition*. New York: Springer.
- [5] Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and Practice*. Monash University.
- [6] Liu, L.-M. (1980). Note—Analysis of Time Series with Calendar Effects. *Management Science*, 26(1), 106–112. <https://doi.org/10.1287/mnsc.26.1.106>
- [7] Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & Hyndman, R. J. (1997). *Forecasting Methods and Applications, 3rd*. New York: John Wiley & Sons.
- [8] Mulyana. (2004). Buku Ajar Analisis Data Deret Waktu. In *Universitas Padjadjaran FMIPA Jurusan. Statistika, Bandung*.
- [9] Putranto, W., Sayekti, S., Indrayanti, S., & Suhariyanto. (2011). *Bunga Rampai Statistik Percobaian*. Jakarta: Badan Pusat Statistika.
- [10] Setiawan, Suhartono, Ahmad, I. S., & Rahmawati, N. I. (2015). Configuring Calendar Variation Based on Time Series Regression Method for Forecasting of Monthly Currency Inflow and Outflow in Central Java. *AIP Conference Proceedings*, 1691. <https://doi.org/10.1063/1.4937106>
- [11] Shumway, R. H., & Stoffer, D. S. (2016). *Time Series Analysis and Its Applications With R Examples 4th Edition*. New York: Spinger.
- [12] Siswanti, T. E., & Yanti, T. S. (2020). Pemodelan ARIMAX (Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variable). *Prosiding Statistika*, 6(2), 113–118.
- [13] Sudrajat, A. (2019). *Disperindag Jabar Kendalikan Harga Kebutuhan Pokok Melalui Pemantauan Pasar*. Antara Jabar. <https://jabar.antaranews.com/berita/125488/disperindag-jabar-kendalikan-harga-kebutuhan-pokok-melalui-pemantauan-pasar>
- [14] Susilawati, R., & Sunendiari, S. (2022). Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Menggunakan Metode Arima dan Grey System Theory. *Jurnal Riset Statistika*, 1–13. <https://doi.org/10.29313/jrs.vi.603>
- [15] Syam, A. R. P. (2022). Application of the Autoregressive Integrated Moving Average Exogenous (ARIMAX) with Calendar Variation Effect Method for Forecasting Chocolate Data in Indonesia and the United States. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 18(2), 224–236. <https://doi.org/10.20956/j.v18i2.18460>
- [16] Umar, M. A. (2018). Penerapan Model ARIMAX pada Data Harga Cabai Merah Keriting di Indonesia. Institut Pertanian Bogor.
- [17] Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods, 2nd Edition*. New York: Pearson Education, Inc.
- [18] Yanti, T. S. (2009). Model Pengganda Uang untuk Menentukan Jumlah Uang Beredar di Indonesia Menggunakan Model ARIMA Komponen. *Statistika*, 9(1), 25–32.