



PERAMALAN HARGA GANDUM DI TENGAH INVASI RUSIA KE UKRAINA DENGAN PENDEKATAN INTERVENSI FUNGSI *STEP*

Marcel Laverda Subiyanto¹, Sediono², Elly Ana³, M. Fariz Fadillah Mardianto⁴,
Elly Pusporani⁵

Corresponding author : Sediono

¹Universitas Airlangga, Surabaya, Jawa Timur 60115, marcel.laverda.subiyanto-2019@fst.unair.ac.id

²Universitas Airlangga, Surabaya, Jawa Timur 60115, sediono101@gmail.com

³Universitas Airlangga, Surabaya, Jawa Timur 60115, elly-a@fst.unair.ac.id

⁴Universitas Airlangga, Surabaya, Jawa Timur 60115, m.fariz.fadillah.m@fst.unair.ac.id

⁵Universitas Airlangga, Surabaya, Jawa Timur 60115, elly.pusporani@fst.unair.ac.id

Received : 21 Juni 2023, Revised : 8 Oktober 2023, Accepted : 10 Oktober 2023

Abstract

Since the conflict between the Russian Federation and Ukraine occurred, the world economy has been quite badly affected, especially world commodity prices. As a result of the war in Ukraine, several supply chains of world food commodities experienced obstacles, which led to a food crisis in a number of regions in Africa and began to spread to several countries, especially in Asia. Wheat is one of the food commodities whose prices have increased as a result of the conflict in Ukraine. The increase in the price of wheat also resulted in an increase in the price of products derived from wheat, such as flour which is the raw material for making bread and noodles. Noodles and bread in Indonesia are one of the staple foods to replace rice, so if the condition of rising wheat prices is not resolved, it is feared that a food crisis will occur in Indonesia. In this research, modeling and prediction of world wheat prices will be carried out in the midst of the conflict between Russia and Ukraine using the step function intervention model approach. The results showed that the prediction of world wheat commodity prices amid the Russian invasion of Ukraine using the step function intervention model approach showed accurate results. The step function intervention model obtained was ARIMA(1,1,0) with $b = 0$, $s = 2$, and $r = 2$. MAPE value in the testing data is 14.27%.

Keywords: intervention analysis, time series analysis, step function, wheat, russia-ukraine war

Abstrak

Semenjak konflik antara Federasi Rusia dan Ukraina terjadi, perekonomian dunia terdampak cukup parah terutama harga komoditas dunia. Akibat dari perang di Ukraina, beberapa rantai-pasok komoditas pangan dunia mengalami hambatan, hingga berujung pada krisis pangan di sejumlah wilayah di Afrika dan mulai merambat ke beberapa negara khususnya di Asia. Gandum merupakan salah satu komoditas pangan yang mengalami kenaikan harga akibat dari konflik yang terjadi di Ukraina. Kenaikan harga gandum tersebut berdampak pula terhadap kenaikan harga produk turunan dari gandum, seperti tepung yang merupakan bahan baku pembuatan roti dan mie. Produk mie dan roti di Indonesia merupakan salah satu makanan pokok pengganti nasi, sehingga jika kondisi kenaikan harga gandum tidak diatasi, dikhawatirkan akan terjadi krisis pangan di Indonesia. Penelitian ini akan memodelkan dan memprediksi harga gandum dunia di tengah konflik antara Rusia dan Ukraina dengan pendekatan model intervensi fungsi step. Hasil penelitian menunjukkan bahwa prediksi harga komoditas gandum dunia di tengah invasi Rusia ke Ukraina dengan pendekatan model intervensi fungsi step menunjukkan hasil yang akurat. Model ARIMA(1,1,0) dengan $b = 0$, $s = 2$, dan $r = 2$ menjadi model intervensi fungsi step paling baik. Nilai MAPE yang ditentukan dari pengujian data adalah 14,27%.

Kata kunci: analisis intervensi, analisis runtun waktu, fungsi step, gandum, perang rusia-ukraina

1. Pendahuluan

Pada tanggal 24 Februari 2022, Federasi Rusia memulai melakukan invasi militer ke Ukraina. Semenjak konflik antara Federasi Rusia dan Ukraina terjadi, perekonomian dunia terdampak cukup parah terutama harga komoditas dunia. Sebagai kontributor pasar pangan pertanian global terbesar, Federasi Rusia dan Ukraina menyumbang 27% perdagangan gandum dan 53% dari perdagangan minyak bunga matahari dan biji-bijian global [1]. Akibat dari perang di Ukraina, beberapa rantai pasok komoditas pangan dunia mengalami hambatan, hingga berujung pada krisis pangan di sejumlah wilayah di Afrika dan mulai merambat ke beberapa negara khususnya di Asia.

Federasi Rusia juga merupakan pengeksport minyak terbesar kedua di dunia dan pemasok global utama produk kimia termasuk pupuk, serta produk logam dan kayu. Sebagai pemasok utama komoditas pangan dan energi, tentunya invasi dan perang yang terjadi di Ukraina akan mengganggu pasokan komoditas pangan dan energi, yang tentunya akan mempengaruhi produksi beberapa sektor industri. Hal ini dapat menyebabkan perubahan harga atau ketersediaan pangan dan energi, yang akan berdampak langsung pada masyarakat dan negara di seluruh dunia. Berbagai komoditas termasuk minyak mencatatkan kenaikan harga akibat situasi konflik. Meskipun dampak jangka panjang dari kenaikan harga pangan sulit diantisipasi, ketidakstabilan politik telah terbukti mempengaruhi tren kenaikan harga komoditas, menurut kajian data historis dari *United Nations Conference on Trade and Development* (UNCTAD) [1].

Pada penelitian ini, akan diteliti bagaimana konflik Rusia-Ukraina memengaruhi harga komoditas gandum dunia. Berdasarkan uraian sebelumnya, terdapat pengaruh konflik Rusia-Ukraina terhadap tren kenaikan harga dari berbagai komoditas dunia, sehingga analisis intervensi merupakan analisis yang sesuai dalam penelitian ini. Menurut Cryer dan Chan [2], analisis intervensi merupakan model dalam analisis runtun waktu yang memasukkan efek intervensi yang mengubah fungsi rata-rata atau tren dari deret waktu. Intervensi bisa

merupakan kejadian alami atau buatan manusia, misalnya, kebijakan pemerintah, bencana alam, peperangan, dan lain sebagainya [3]–[5]. Menurut Box dan Tiao [6], fungsi intervensi memiliki dua bentuk, yaitu fungsi *step* yang merepresentasikan efek intervensi yang terjadi pada waktu T dan memiliki efek jangka panjang dan fungsi *pulse* yang merepresentasikan efek intervensi yang hanya terjadi pada waktu T .

Penelitian tentang dampak invasi Federasi Rusia ke Ukraina terhadap peramalan harga komoditas dunia masih belum pernah ada sebelumnya. Namun, penelitian mengenai peramalan harga komoditas tambang menggunakan model intervensi sudah pernah dilakukan. Penelitian yang dilakukan Lestari, dkk. [5] memasukkan efek pandemi *Coronavirus Disease 2019* (COVID-19) dalam model intervensi dalam meramalkan harga minyak dunia. Menurut temuan, model intervensi ARIMA(0,2,2) dengan parameter $b = 0$, $s = 0$, dan $r = 1$ adalah yang paling efektif dalam memprediksi harga minyak dunia sambil memperhitungkan dampak pandemi COVID-19. Hasil peramalan harga minyak mentah dunia menggunakan model intervensi terbaik menghasilkan harga minyak mentah dunia yang cenderung konstan dengan harga berkisar antara 78 sampai 86 dollar AS per barel dengan MAPE, yaitu 9,29%, artinya kemampuan model dalam melakukan peramalan sangat baik.

Penelitian lain oleh Hikmawati, dkk. [7] memasukkan efek konflik kerusuhan Mei 1998, serta bom yang terjadi di Bali I dan Bali II, ketika menggunakan model intervensi untuk meramalkan jumlah wisatawan internasional yang akan masuk ke Indonesia. Menurut penelitian Prabowo dan Afandy [8], nilai RMSE pada data *in-sample* menunjukkan bahwa analisis intervensi lebih unggul daripada model *machine learning* (NN dan DLNN) untuk semua harga saham. Penelitian tersebut membandingkan model intervensi dengan *machine learning* dalam melakukan prediksi harga saham dengan memasukkan dampak pandemi COVID-19. Sedangkan hasil prediksi pada *out-sample* menunjukkan bahwa model *machine learning*

lebih baik dari analisis intervensi untuk semua harga saham.

Pada penelitian ini akan dilakukan pemodelan dan prediksi harga gandum dunia di tengah konflik antara Rusia dan Ukraina dengan pendekatan model intervensi fungsi *step*. Berdasarkan uraian sebelumnya, gandum merupakan salah satu komoditas pangan yang mengalami kenaikan harga akibat dari konflik yang terjadi di Ukraina. Kenaikan harga gandum tersebut berdampak pula terhadap kenaikan harga produk turunan dari gandum, seperti tepung yang merupakan bahan baku pembuatan roti dan mie [9]. Produk mie dan roti di Indonesia merupakan salah satu makanan pokok pengganti nasi, sehingga jika kondisi kenaikan harga gandum tidak diatasi, dikhawatirkan akan terjadi krisis pangan yang terjadi di Indonesia. Oleh karena itu, urgensi penelitian ini adalah menghasilkan bahan rekomendasi bagi pemerintah dan instansi terkait dalam menghadapi krisis pangan berdasarkan pergerakan harga komoditas pangan, khususnya gandum di setiap periode. Selain itu, diperlukan model yang mencakup pengaruh intervensi perang untuk meramalkan harga gandum pada periode mendatang, sehingga metode yang tepat dalam penelitian ini adalah analisis intervensi. Pada pemaparan sebelumnya, belum ada penelitian terkait bagaimana pengaruh konflik Rusia-Ukraina terhadap prediksi harga komoditas pangan dunia, khususnya gandum dengan analisis intervensi, sehingga hal tersebut menjadi kebaruan dari penelitian ini. Dengan demikian, sektor pangan dapat bertumbuh dan memiliki daya tahan tinggi di tengah kondisi ekonomi yang tidak pasti di Indonesia.

2. Metode

Data penelitian ini merupakan data sekunder, yaitu harga mingguan gandum dunia yang diperoleh dari *investing.com*, sebuah situs *web* yang menyajikan berita dan data tentang harga saham, komoditas, indeks pasar, dan hal-hal lain yang terkait dengan pasar dan bisnis. Periode waktu penelitian ini adalah 1 Januari 2021 hingga 31 Januari 2023. Data sebanyak 108 pengamatan

diperoleh berdasarkan periode waktu tersebut.

Data penelitian dipisahkan menjadi dua kategori, yaitu data untuk proses konstruksi model dikategorikan sebagai data *training*, dan data untuk menilai seberapa akurat model dalam melakukan prediksi dikategorikan sebagai data *testing*. Sebanyak 12 pengamatan terbaru dikategorikan sebagai *data testing*. Oleh karena itu, dalam melakukan analisis, data *training* akan dibagi menjadi 2, yaitu data pra-intervensi dan data pasca-intervensi, sehingga fungsi intervensinya didefinisikan menjadi:

$$I_t = \begin{cases} 0, & t < 60 \text{ (24 Februari 2022)}; \\ 1, & t \geq 60 \text{ (24 Februari 2022)}. \end{cases}$$

dimana tanggal 24 Februari 2022 adalah tanggal dimulainya invasi Rusia ke Ukraina, sehingga dianggap sebagai efek intervensi yang mempengaruhi perubahan fluktuasi data.

Langkah-langkah berikut merupakan proses analisis dalam penelitian ini:

1. Melakukan analisis statistika deskriptif pada data melihat *time series plot* data dan menentukan titik intervensi pada data.
2. Data kemudian dipisahkan menjadi dua kumpulan data yang berbeda, yaitu data untuk proses konstruksi model dikategorikan sebagai data *training*, dan data untuk menilai seberapa akurat model dalam melakukan prediksi dikategorikan sebagai data *testing*.
3. Memisahkan data *training* menjadi dua kategori: data pra-intervensi dan data pasca-intervensi. Data pra-intervensi akan digunakan untuk mencari ordo dari deret *noise* $N_t = \frac{\theta(B)a_t}{\phi(B)(1-B)^d}$ pada model intervensi berikut [6]

$$Z_t = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)} I_t + N_t \quad (1)$$

dimana $\omega_s(B) = \omega_0 - \omega_1 B - \dots - \omega_s B^s$ dan $\delta_r(B) = 1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r$ adalah polinomial dalam B , b adalah waktu tunda untuk efek intervensi, s mewakili durasi intervensi yang mempengaruhi data setelah interval b , dan r mewakili pola dampak intervensi

setelah interval $b + s$ sejak intervensi terjadi pada waktu T [10].

4. Mengidentifikasi kestasioneran data pra-intervensi dalam variansi. Apabila data tidak stasioner dalam variansi, maka dilakukan proses Transformasi *Tukey* untuk menstasionerkan data dalam variansi.
5. Pengecekan stasioneritas data dalam rata-rata pada data pra-intervensi dengan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Berikut ini hipotesis uji ADF [11], [12]:
 $H_0: \delta = 0$ (Z_t memiliki *unit root* atau Z_t tidak stasioner)
 $H_1: \delta < 0$ (Z_t tidak memiliki *unit root* atau Z_t stasioner)
Maka statistik ujinya adalah sebagai berikut.

$$\tau_{\text{statistik}} = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \quad (2)$$

Dengan τ adalah statistik uji dari uji ADF, $\hat{\delta}$ adalah nilai penduga parameter model dan $se(\hat{\delta})$ adalah *standard error* dari $\hat{\delta}$. Hipotesis nol akan ditolak jika $|\tau_{\text{statistik}}| > \tau_{\text{tabel}}$, yang berarti data tersebut stasioner atau jika nilai *p-value* dari uji ADF kurang dari α , maka dapat dinyatakan bahwa data sudah stasioner dalam rata-rata dan sebaliknya, nilai *p-value* dari uji ADF yang melebihi α menunjukkan bahwa data belum stasioner dalam rata-rata. Proses *differencing* dilakukan pada data yang tidak stasioner dalam rata-rata.

6. Melihat grafik fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (PACF) untuk menentukan ordo deret *noise* ARIMA. Ordo MA ditentukan berdasarkan seberapa banyak *lag* yang signifikan pada plot ACF, sedangkan ordo AR ditentukan berdasarkan seberapa banyak *lag* yang signifikan pada plot PACF.
7. Parameter deret *noise* ARIMA diestimasi dengan metode *Maximum Likelihood Estimator* (MLE). Menurut Hamilton [13], metode *Maximum Likelihood* merupakan suatu metode yang mengestimasi parameter dengan

memaksimumkan nilai parameter dalam fungsi *likelihood*.

8. Melakukan *diagnostic checking* pada residual dan parameter pada deret *noise* ARIMA yang diperoleh di langkah 7 melalui langkah berikut:
 - a. Melakukan uji-*t* untuk mengecek signifikansi parameter deret *noise* ARIMA.
 - b. Pengecekan asumsi *white noise* residual menggunakan uji *Ljung Box*. Berikut ini hipotesis uji *Ljung Box* [13]:
 $H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (residual *white noise*)
 H_1 : minimal ada satu $\rho_i \neq 0$ dengan $i = 1, 2, \dots, k$ (residual tidak *white noise*)
Statistik uji yang digunakan dalam uji *Ljung-Box* adalah sebagai berikut [14]

$$Q^* = n(n+2) \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \hat{\rho}_k^2 \quad (3)$$

dengan n adalah jumlah data pengamatan, $\hat{\rho}_k$ adalah ACF residual lag ke- k . Q^* adalah parameter berdistribusi *chi-square* dengan derajat bebas $K - p - q$ dimana p adalah orde AR dan q adalah orde MA. Apabila $Q^* > \chi^2_{(\alpha; df=K-p-q)}$ atau *p-value* lebih kecil dari α maka H_0 ditolak.

- c. Melakukan uji *Kolmogorov-Smirnov* untuk mengecek asumsi kenormalan residual terpenuhi. Hipotesis yang diuji dengan uji *Kolmogorov-Smirnov* adalah sebagai berikut [15]:
 $H_0: F_n(a_t) = F_o(a_t)$ (residual mengikuti distribusi normal)
 $H_1: F_n(a_t) \neq F_o(a_t)$ (residual tidak mengikuti distribusi normal)
Statistik uji yang digunakan dalam uji distribusi normal adalah sebagai berikut

$$D = \text{Sup}_{a_t} |F_n(a_t) - F_o(a_t)| \quad (4)$$

dengan $F_n(a_t)$ adalah fungsi distribusi empiris yang dihampiri oleh $F_n(a_t) =$

$$\frac{i}{n}, F_n(a_t) = \frac{i-0,5}{n}, F_n(a_t) = \frac{i}{n+1}, \text{ atau } F_n(a_t) = \frac{i-1}{n}; \quad i = 1,2,3, \dots, n.$$

Sedangkan $F_0(a_t)$ adalah fungsi distribusi menurut H_0 , Sup adalah nilai maksimum dari harga mutlak. Apabila $D > D_{(1-\alpha);n}$ atau $p\text{-value} < \alpha$ maka H_0 ditolak.

Jika belum diperoleh model yang memenuhi asumsi maka ulangi langkah 6 dengan mencobakan ordo deret *noise* ARIMA yang lain sampai didapatkan deret *noise* ARIMA yang memenuhi asumsi, dimana parameter model signifikan dan kondisi residual *white noise* dan residual berdistribusi normal sudah terpenuhi.

9. Apabila terdapat beberapa model deret *noise* ARIMA yang memenuhi asumsi pada langkah 8, maka model terbaik dipilih berdasarkan nilai *Akaike's information criterion* (AIC) terkecil [14]. Nilai AIC dapat dihitung dengan persamaan berikut [16]:

$$AIC(M) = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2M \quad (5)$$

dimana M merupakan jumlah parameter dalam model, n adalah banyaknya observasi, dan $\hat{\sigma}_a^2$ adalah estimasi *maximum likelihood* dari σ_a^2 .

10. Melakukan prediksi sebanyak jumlah data pasca-intervensi menggunakan model terbaik.
11. Menentukan ordo model intervensi (b , r , dan s) pada persamaan (1) dengan melihat plot *Cross Correlation Function* (CCF) dari data asli pasca-intervensi dan data hasil prediksi deret *noise* ARIMA terbaik.
12. Parameter model intervensi diestimasi dengan metode *Maximum Likelihood Estimator* (MLE).
13. Mengulang pemeriksaan diagnostik langkah 8 untuk model intervensi, termasuk uji-t untuk menguji signifikansi parameter model intervensi, pengecekan asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal dengan uji *Ljung-Box* dan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Jika model intervensi tidak memenuhi *diagnostic checking*, maka dicoba

berbagai ordo model intervensi (langkah 13), sampai ditemukan model dengan parameter signifikan, dan kondisi *white noise* dan berdistribusi normal pada residual telah terpenuhi.

14. Diantara model-model intervensi yang memenuhi Langkah 13, model intervensi terbaik ditentukan berdasarkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada data *training*. MAPE dihitung dengan persamaan (3) berikut [17], [18]:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right| \times 100\% \quad (6)$$

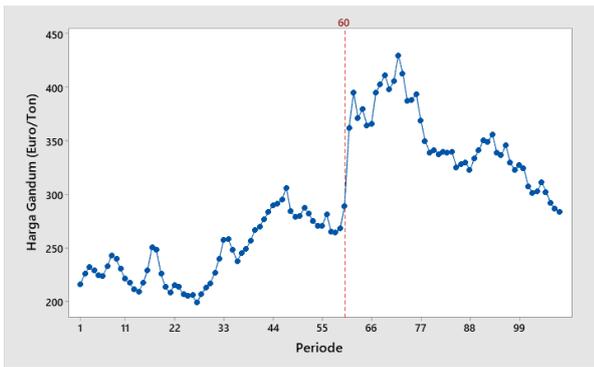
dimana Z_t merepresentasikan data historis pada periode- t , \hat{Z}_t merepresentasikan hasil prediksi model untuk periode- t , dan n merepresentasikan jumlah data yang diprediksi.

15. Meramalkan data testing menggunakan model intervensi terbaik.
16. Menghitung nilai MAPE pada hasil prediksi dengan data *testing*-nya.

3. Pembahasan

Statistika deskriptif dari data harga mingguan gandum dunia periode 1 Januari 2021 hingga 31 Januari 2023 digambarkan dalam *time series plot* pada Gambar 1. Berdasarkan Gambar 1, harga mingguan gandum dunia memiliki *trend* harga yang stabil pada periode 1 Januari 2021 hingga 20 Februari 2022 atau pada titik ke-59 dari data. Pada titik ke-60 hingga seterusnya atau sesaat militer Federasi Rusia mulai menginvasi Ukraina, harga mingguan gandum dunia mengalami kenaikan signifikan dan kenaikan harga gandum tersebut masih terus berlangsung setelahnya. Berdasarkan hal tersebut, analisis intervensi merupakan salah satu metode yang sesuai untuk memprediksi harga mingguan gandum dunia, karena dalam pembentukan model dan prediksinya memasukkan efek intervensi, dimana dalam penelitian ini berupa konflik yang terjadi di Ukraina.

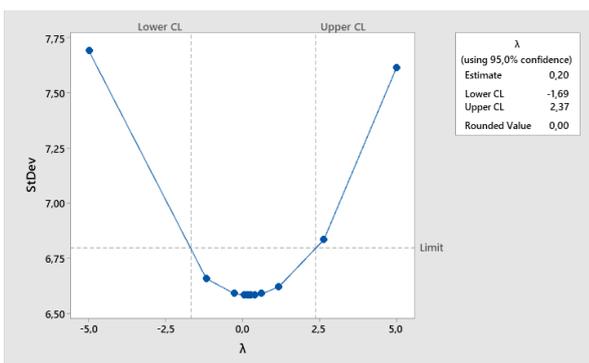
Sebelum membentuk model intervensi, maka perlu menentukan deret *noise* atau N_t . Deret *noise* mewakili deret waktu tanpa efek intervensi atau pra-intervensi. Tahapan awal



Gambar 1. Time Series Plot Harga Mingguan Komoditas Gandum Dunia

dalam pembentukan model *noise* adalah identifikasi untuk mengetahui stasioneritas data. Data dianggap stasioner jika memenuhi kriteria stasioner dalam variansi dan rata-rata. Menurut Wei [14], pengecekan stasioneritas dalam variansi dilakukan terlebih dahulu sebelum pengecekan stasioneritas dalam rata-rata. Untuk mengatasi masalah ini, diperlukan transformasi stabilisasi variansi yang tepat. Secara umum, untuk mengatasi masalah nonstasioner dalam variansi dapat menggunakan *tukey's transformation* [19].

Nilai λ dari data pra-intervensi diestimasi dengan hasil yang ditunjukkan pada Gambar 2. Berdasarkan hasil tersebut, diperoleh nilai $\lambda = 0$, dapat disimpulkan data pra-intervensi tidak stasioner dalam variansi, sehingga menurut Tukey [19] data pra-intervensi perlu ditransformasi menjadi $Y_t = \ln Z_t$.



Gambar 2. Estimasi Nilai λ pada Data Pra-Intervensi

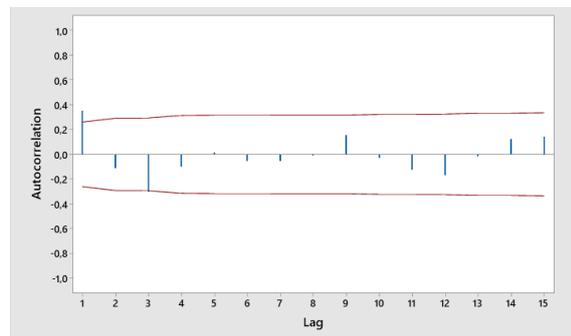
Selanjutnya, memeriksa stasioneritas data pra-intervensi dalam rata-rata. Pengecekan stasioneritas data dalam rata-rata menggunakan *Augmented Dickey-Fuller test* (ADF). Uji ADF dikembangkan dari *Dickey-Fuller test* yang diterapkan pada model AR(1)

untuk menentukan keberadaan akar unit (*unit root*) dalam model [11]. Apabila data tidak stasioner dalam rata-rata, maka perlu dilakukan *differencing*. Hasil uji ADF pada data pra-intervensi setelah transformasi Y_t disajikan pada Tabel 1 berikut.

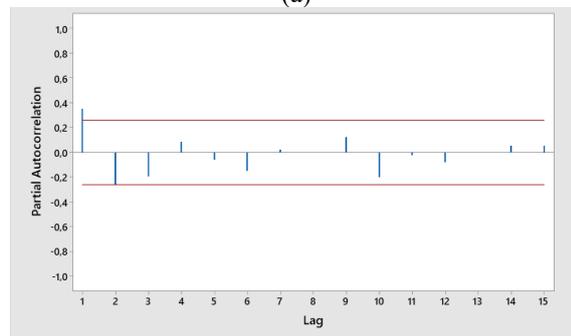
Tabel 1. Hasil Uji ADF

Data	$\tau_{\text{statistik}}$	$p\text{-value}$
Y_t	-1,915	0,609
Y_t setelah <i>differencing</i> sekali	-3,750	0,028
Y_t setelah <i>differencing</i> 2 kali	-5,842	0,000

Menurut Tabel 1, data pra-intervensi harus *differencing* karena nilai $p\text{-value}$ -nya 0,609 lebih tinggi dari $\alpha = 0,05$, yang menunjukkan bahwa data tidak dapat dianggap stasioner dalam rata-rata. Setelah dilakukan proses *differencing* sekali, data pra-intervensi telah stasioner dalam rata-rata, sehingga proses selanjutnya indentifikasi plot ACF dan PACF untuk menentukan ordo ARIMA. Plot ACF dan PACF dari Y_t setelah *differencing* disajikan dalam Gambar 3 berikut.



(a)



(b)

Gambar 3. (a) Plot ACF dari Y_t setelah *differencing* sekali; (b) Plot PACF dari Y_t setelah *differencing* sekali

Berdasarkan Gambar 3, *lag* yang terpotong pada *lag* 1 dari masing-masing plot, sehingga kombinasi parameter yang akan

diestimasi pada model *noise* adalah AR(1) dan MA(1). Hasil estimasi model *noise* disajikan pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Hasil Estimasi Model Noise

No.	Model	Parameter	Estimasi	<i>p-value</i>	MSE
1	ARIMA(1,1,0)	ϕ_1	0,393	0,003	0,001177
2	ARIMA(0,1,1)	θ_1	-0,427	0,001	0,001212
3	ARIMA(1,1,1)	ϕ_1	0,153	0,615	0,001189
		θ_1	-0,319	0,280	

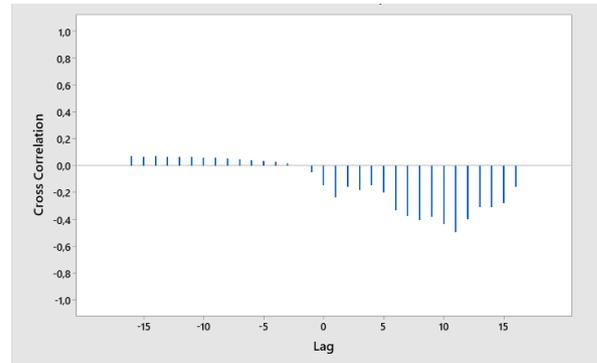
Pada Tabel 2, model *noise* dengan parameter yang signifikan adalah model *noise* ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(0,1,1). Selanjutnya adalah pemeriksaan diagnostik, yaitu memastikan residual model mengikuti distribusi normal dan *white noise*. Proses *white noise* a_t adalah urutan variabel acak yang tidak berkorelasi dari distribusi normal dengan rata-rata 0 dan variansi σ_a^2 [14]. Uji *Kolmogorov-Smirnov* digunakan untuk mengecek asumsi normalitas residual dan asumsi residual *white noise* dicek menggunakan uji *Ljung-Box*. Tabel 3 berikut memuat hasil uji *white noise* dan kenormalan residual untuk kedua model.

Tabel 3. Pengujian White Noise dan Normalitas Residual Model Noise ARIMA

No.	Model	Uji <i>Ljung-Box</i>		Uji <i>Kolmogorov-Smirnov</i>	
		Lag	<i>p-value</i>	<i>D value</i>	<i>p-value</i>
1	ARIMA(1,1,0)	12	0,193	0,080	> 0,150
		24	0,436		
		36	0,642		
		48	0,269		
2	ARIMA(0,1,1)	12	0,342	0,072	> 0,150
		24	0,505		
		36	0,706		
		48	0,507		

Berdasarkan Tabel 3, karena *p-value* setiap *lag* lebih dari 0,05, menunjukkan bahwa residual kedua model adalah *white noise*. Residual dari kedua model ini juga mengikuti distribusi normal karena uji normalitas residual menghasilkan *p-value* melebihi 0,05. Di antara banyak model yang mengikuti asumsi (residual *white noise* dan berdistribusi normal), model dengan nilai AIC terendah dipilih sebagai yang terbaik [20]. Berdasarkan perhitungan menggunakan persamaan (2), didapat nilai AIC sebesar -395,94 untuk model ARIMA(1,1,0) dan -394,22 untuk model ARIMA(0,1,1). Berdasarkan nilai AIC tersebut, model ARIMA(1,1,0) merupakan model terbaik untuk deret *noise* ARIMA karena memiliki nilai AIC terkecil.

Sebelum dibentuk model intervensi, maka perlu menentukan ordo *b*, *s*, dan *r*. Ordo *b*, *s*, dan *r* ditentukan berdasarkan plot *Cross Correlation Function* (CCF) antara data aktual pasca-intervensi dengan data prediksi model *noise* sebanyak jumlah data pasca-intervensi. Hasil plot CCF tersaji dalam Gambar 4 berikut.



Gambar 4. Plot CCF Antara Data Aktual Pasca-Intervensi dengan Data Prediksi Model Noise

Gambar 4 menunjukkan bahwa ketika *lag* 0, efek intervensi muncul, sehingga diperoleh $b = 0$. Sementara pada *lag* 2, gerakan bobot respon melambat, sehingga diperoleh $s = 2$. Bobot respon membentuk pola gelombang, sehingga diperoleh $r = 2$. Setelah ordo model intervensi diketahui, parameter model intervensi fungsi *step* dapat diestimasi. Pada Tabel 4 menampilkan pengestimasian parameter model intervensi.

Tabel 4. Hasil Estimasi Model Intervensi

Model	Parameter	Estimasi	<i>p-value</i>	MSE
$b = 0, s = 2, r = 2$	ϕ_1	0,336	0,001	0,00114
	ω_0	0,197	< 0,001	
	ω_1	-0,347	< 0,001	
	ω_2	-0,171	0,002	
	δ_1	-1,384	< 0,001	
	δ_2	-0,685	< 0,001	

Semua parameter model intervensi fungsi *step* memiliki nilai *p-value* di bawah 0,05, sehingga parameter model intervensi telah signifikan. Lalu memeriksa asumsi residual *white noise* dan kenormalan residual pada model intervensi. Tabel 5 menunjukkan uji *white noise* dan kenormalan residual.

Tabel 5. Hasil Uji White Noise dan Uji Kenormalan Residual Model Intervensi

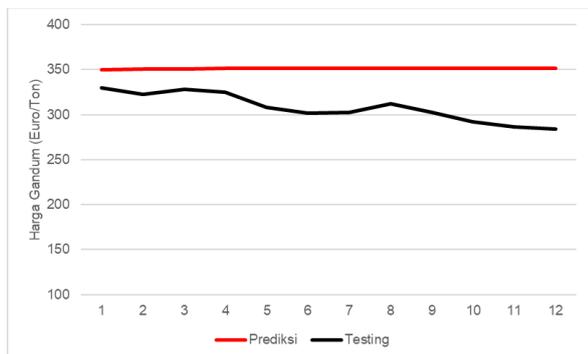
Model	Uji <i>Ljung-Box</i>		Uji <i>Kolmogorov-Smirnov</i>	
	Lag	<i>p-value</i>	<i>D value</i>	<i>p-value</i>
$b = 0, s = 2, r = 2$	6	0,120	0,697	> 0,150
	12	0,211		
	24	0,280		

Pada Tabel 5, diperoleh kesimpulan bahwa residual model intervensi berdistribusi normal dan *white noise*, sehingga model tersebut dapat digunakan dalam memprediksi harga komoditas gandum dunia. Model intervensi fungsi *step* ARIMA(1,1,0) untuk $b = 0$, $s = 2$, dan $r = 2$ dituliskan pada persamaan (7) berikut.

$$Y_t = \frac{0,19733 + 0,34715B + 0,17062B^2}{1 + 1,38452B + 0,68485B^2} S_t^{(60)} + \frac{a_t}{1 - 0,33644B} \quad (7)$$

dimana $Y_t = \ln Z_t$.

Model intervensi yang sudah diperoleh selanjutnya akan digunakan dalam untuk memprediksi data *testing*. Hasil prediksi tersebut lalu akan digunakan perhitungan nilai MAPE untuk melihat seberapa baik model intervensi dalam melakukan prediksi. Perbandingan hasil prediksi model intervensi dengan data *testing*-nya secara visual digambarkan pada Gambar 5 berikut.



Gambar 5. *Time Series Plot* Antara Hasil Prediksi dengan Data *Testing*

Berdasarkan Gambar 5, secara visual hasil prediksi dengan data *testing* tidak menunjukkan perbedaan yang jauh. Namun secara *trend*, model intervensi tidak mampu memprediksi secara akurat data *testing*, dimana hasil prediksi menunjukkan *trend* linier sedangkan data *testing* menunjukkan *trend* menurun. Perhitungan nilai MAPE diperoleh MAPE sebesar 14,27%. Menurut Lewis [17], nilai MAPE di antara 10% hingga 20% menunjukkan bahwa model mampu memprediksi secara akurat.

4. Penutup

Berdasarkan penelitian ini, diperoleh ARIMA(1,1,0) untuk $b = 0$, $s = 2$, dan $r = 2$

dengan nilai MAPE pada data *testing* sebesar 14,27% sebagai model intervensi fungsi *step* terbaik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa prediksi harga komoditas gandum dunia di tengah invasi Rusia ke Ukraina dengan pendekatan model intervensi fungsi *step* menunjukkan hasil yang akurat. Meskipun hasil prediksi model tidak menunjukkan perbedaan nilai yang jauh, model intervensi dalam penelitian ini tidak mampu untuk memprediksi *trend* dari data aktual secara baik. Oleh karena itu, penulis menyarankan untuk dilakukan penyesuaian ordo intervensi dan menambahkan beberapa *input* intervensi untuk studi di masa depan sehingga lebih responsif terhadap bagaimana perkembangan situasi konflik di Ukraina. Selain itu, penelitian selanjutnya dapat menggunakan pendekatan lain dalam melakukan prediksi seperti dengan pendekatan model *machine learning* maupun model *hybrid* seperti model *intervensi-machine learning*.

Referensi

- [1] UNCTAD, "The impact on trade and development of the war in Ukraine," 2022. [Online]. Available: <https://unctad.org/webflyer/impact-trade-and-development-war-ukraine>
- [2] J. D. Cryer and K.-S. Chan, *Time Series Analysis With Applications in R 2nd Edition*. New York: Springer, 2008.
- [3] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2016.
- [4] R. W. Maharsi and N. A. N. Roosyidah, "Analisis Perbandingan Keabakan Model Intervensi Fungsi Step dan ARIMA Box-Jenkins," *Jurnal Ilmiah Komputasi dan Statistika (JIKOSTIK)*, vol. 1, no. 2, pp. 1–10, 2022.
- [5] I. Lestari, B. Sumargo, and F. Ladayya, "Pemodelan ARIMA Intervensi untuk Meramalkan Harga Minyak Mentah Dunia," *Statistika*, vol. 22, no. 2, pp. 133–146, 2022.
- [6] G. E. P. Box and G. C. Tiao, "Intervention Analysis with Applications to Economic and Environmental Problems," *J Am Stat*

- Assoc*, vol. 70, no. 349, pp. 70–79, 1975.
- [7] F. Hikmawati, E. Setyowati, and P. Dewanti, “Pemodelan Intervensi pada Jumlah Kedatangan Wisatawan Mancanegara ke Indonesia Tahun 1989-2018,” *Jurnal Ilmiah Komputasi dan Statistika*, vol. 1, no. 1, pp. 1–16, 2021.
- [8] H. Prabowo and I. R. Afandy, “Intervention Analysis and Machine Learning to Evaluate the Impact of COVID-19 on Stock Prices,” *Inferensi*, vol. 4, no. 1, pp. 13–27, 2021.
- [9] B. Herlina, “Gapmmi: Menaikkan Harga Mi Instan Jadi Pilihan Terakhir.” Accessed: Oct. 08, 2023. [Online]. Available: <https://www.dw.com/id/gapmmi-menaikkan-harga-mi-instan-jadi-pilihan-terakhir/a-61001673>
- [10] A. Crystine, A. Hoyyi, and D. Safitri, “ANALISIS INTERVENSI FUNGSI STEP (Studi Kasus Pada Jumlah Pengiriman Benda Pos Ke Semarang Pada Tahun 2006 – 2011),” *Jurnal Gaussian*, vol. 3, no. 3, pp. 293–302, 2014.
- [11] D. N. Gujarati, *Basic Econometrics*, 4th ed. New York: The McGraw-Hill Companies, 2009.
- [12] Rusdi, “Uji Akar-Akar Unit dalam Model Runtun Waktu Autoregresif,” *Statistika*, vol. 11, no. 2, pp. 67–78, 2011.
- [13] J. D. Hamilton, *Time Series Analysis*. New Jersey: Princeton University Press, 1994.
- [14] W. W. S. Wei, *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Method*, 2nd ed. New York: Pearson Addison Wesley, 2006.
- [15] W. W. Daniel, *Applied Nonparametric Statistics 2nd Edition*. California: Duxbury Press, 2000.
- [16] H. Akaike, “Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle,” in *Proceeding 2nd International Symposium on Information Theory (Eds. B. N. Petrov and F. Csaki)*, Budapest: Akademiai Kiado, pp. 267–281, 1973.
- [17] C. D. Lewis, *Industrial and business forecasting methods: A practical guide to exponential smoothing and curve fitting*. London: Butterworth Scientific, 1982.
- [18] X. Guo, Y. Gao, Y. Li, D. Zheng, and D. Shan, “Short-term household load forecasting based on Long- and Short-term Time-series network,” *Energy Reports*, vol. 7, pp. 58–64, Apr. 2021, doi: 10.1016/J.EGYR.2021.02.023.
- [19] J. W. Tukey, “On the Comparative Anatomy of Transformations,” *The Annals of Mathematical Statistics*, vol. 28, no. 3, pp. 602–632, Sep. 1957, doi: 10.1214/aoms/1177706875.
- [20] J. E. Hanke and D. Wichern, *Business Forecasting*, 9th ed. New Jersey: Pearson, 2014.