MODEL FUNGSI TRANSFER MULTI *INPUT* UNTUK PERAMALAN PRODUKTIVITAS KEDELAI DI INDONESIA

SKRIPSI

oleh:
FIFI ADINDA PUTRI
175090501111012

PROGRAM STUDI SARJANA STATISTIKA
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2021

UNIVERSITAS BRAWIJAYA

MODEL FUNGSI TRANSFER MULTI *INPUT* UNTUK PERAMALAN PRODUKTIVITAS KEDELAI DI INDONESIA

SKRIPSI

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Statistika

oleh:
FIFI ADINDA PUTRI
175090501111012

PROGRAM STUDI SARJANA STATISTIKA
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2021

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

MODEL FUNGSI TRANSFER MULTI *INPUT* UNTUK PERAMALAN PRODUKTIVITAS KEDELAI DI INDONESIA

oleh:
FIFI ADINDA PUTRI
175090501111012

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
pada tanggal 9 Juli 2021
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Statistika

Dosen Pembimbing,

Dr. Ir. Atiek Iriany, MS
NIP. 196308091988022001

Mengetahui,
Ketua Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Brawijaya

Rahma Fitriani, S.Si., M.Sc., Ph.D
NIP. 197603281999032001

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Fifi Adinda Putri

NIM : 175090501111012

Penulis Skripsi Berjudul :

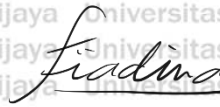
MODEL FUNGSI TRANSFER MULTI *INPUT* UNTUK PERAMALAN PRODUKTIVITAS KEDELAI DI INDONESIA

Dengan ini menyatakan bahwa:

1. **Isi dari Skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termaktub di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam Skripsi ini.**
2. **Apabila di kemudian hari ternyata Skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya akan bersedia menanggung segala resiko yang akan saya terima.**

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 16 Juli 2021
Yang menyatakan,



Fifi Adinda Putri
NIM. 175090501111012

MODEL FUNGSI TRANSFER MULTI *INPUT* UNTUK PERAMALAN PRODUKTIVITAS KEDELAI DI INDONESIA

ABSTRAK

Model fungsi transfer multi *input* dapat digunakan untuk memodelkan deret *output* yang dipengaruhi oleh beberapa deret *input*. Penelitian ini dilakukan dengan tujuan memodelkan dan meramalkan produktivitas kedelai di Indonesia menggunakan model fungsi transfer multi *input* serta menentukan tingkat akurasi hasil peramalan. Data dalam penelitian ini meliputi data produksi dan luas panen kedelai di Indonesia tahun 1961-2019 sebagai deret *input* yang diperoleh dari situs resmi FAOSTAT dan publikasi digital berjudul Outlook Kedelai Tahun 2020, serta data produktivitas kedelai di Indonesia tahun 1961-2019 sebagai deret *output* yang diperoleh dari hasil penghitungan penulis. Analisis data dilakukan dengan bantuan Microsoft Excel, Minitab, Gretl, R Studio, dan SAS. Model fungsi transfer multi *input* terbaik untuk memodelkan produktivitas kedelai adalah model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0). Produktivitas kedelai di Indonesia pada suatu tahun dipengaruhi oleh produktivitas kedelai pada satu tahun sebelumnya, serta dipengaruhi oleh produksi dan luas panen kedelai sejak 3 tahun sebelumnya hingga pada tahun yang sama. Hasil peramalan produktivitas kedelai pada tahun 2019 menyimpang 8,8856 persen lebih rendah dari data aktualnya. Hasil peramalan produktivitas kedelai tahun 2020-2029 menunjukkan tren menurun, berbeda dari tren data aktual produktivitas kedelai tahun 1961-2019 sehingga perlu ditambahkan deret *input* lainnya untuk memodelkan dan meramalkan produktivitas kedelai di Indonesia.

Kata Kunci : Data Deret Waktu, Model Fungsi Transfer Multi *Input*, Produktivitas Kedelai

THE MULTI INPUT TRANSFER FUNCTION MODEL FOR FORECASTING SOYBEANS YIELD IN INDONESIA

ABSTRACT

The multi input transfer function model is used to model output series that is influenced by some input series. This study is conducted to model and forecast soybeans yield in Indonesia using multi input transfer function model and to determine the accuracy level of the forecasting results. The data that are used in this study consist of soybeans production and harvested area in Indonesia 1961-2019 as input series that is obtained from FAOSTAT official website and a digital publication titled *Outlook Kedelai Tahun 2020*, also soybeans yield in Indonesia 1961-2019 as output series that is obtained from a calculation done by the writer. Data analysis is done by the help of Microsoft Excel, Minitab, Gretl, R Studio, and SAS. The best multi input transfer function model to model soybeans yield is the multi input transfer function (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0) model. Soybeans yield in Indonesia in a certain year is influenced by itself in the previous year, also by soybeans production and harvested area since the previous 3 years until the same year. The forecasted soybeans yield in Indonesia in 2019 deviated 8.8856 percent lower from its actual data. The forecasted soybeans yield in 2020-2029 shows a downward trend, that is different from the soybeans yield actual data in 1961-2019 trend, thus other input series is needed to be added to model and forecast soybeans yield.

Keywords : Multi Input Transfer Function Model, Soybeans Yield, Time Series Data

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat dan karunia yang telah diberikan, sehingga penulis mampu menyusun skripsi yang berjudul "Model Fungsi Transfer Multi *Input* untuk Peramalan Produktivitas Kedelai di Indonesia". Penulis mampu menyusun skripsi ini atas bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Dr. Ir. Atiek Iriany, MS selaku dosen pembimbing atas bantuan, bimbingan, dan saran yang telah diberikan selama penyusunan skripsi.
2. Ibu Prof. Dr. Ir. Wayan Surya Wardhani, MS selaku dosen penguji 1 atas saran yang telah diberikan dalam penyusunan skripsi.
3. Bapak Dr. Ir. Solimun, MS selaku dosen penguji 2 atas saran yang telah diberikan dalam penyusunan skripsi.
4. Bapak dan Ibu Dosen Jurusan Statistika Universitas Brawijaya atas ilmu yang sudah diberikan, serta seluruh karyawan Jurusan Statistika Universitas Brawijaya atas bantuan yang sudah diberikan.
5. Mama, Papa, dan Kakak yang selalu memberikan dukungan dan doa.
6. Rezti, Nabila, April, Ina, Denisa, Kiky, Annisa, Amanatush, Vikanata, Dinar, Stefi, Adianing dan teman-teman lain yang menemani penulis bertahan menjalani masa perkuliahan.
7. Teman-teman Statistika 2017 dan semua pihak yang telah membantu penulis dalam penyusunan skripsi.

Skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang bermanfaat bagi penulis. Semoga skripsi ini mampu memberikan manfaat bagi setiap pembaca.

Malang, 16 Juli 2021

Penulis

DAFTAR ISI

Halaman

HALAMAN JUDUL ..... **i**
LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI ..... **ii**
LEMBAR PERNYATAAN ..... **iii**
ABSTRAK ..... **iv**
ABSTRACT ..... **v**
KATA PENGANTAR ..... **vi**
DAFTAR ISI ..... **vii**
DAFTAR TABEL ..... **x**
DAFTAR GAMBAR ..... **xii**
DAFTAR LAMPIRAN ..... **xiii**

BAB I. PENDAHULUAN **1**
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 3
1.3 Tujuan Penelitian 4
1.4 Manfaat Penelitian 4
1.5 Batasan Masalah 4

BAB II. TINJAUAN PUSTAKA **5**
2.1 Analisis Deret Waktu 5
2.2 Stasioneritas Data Deret Waktu terhadap Ragam 5
2.3 Stasioneritas Data Deret Waktu terhadap Rata-rata 6
2.4 Pembentukan Model ARIMA 7
2.4.1 Model ARIMA 7
2.4.2 Identifikasi Model ARIMA 8
2.4.3 Pendugaan Parameter Model ARIMA 8
2.4.4 Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA 10
2.4.5 Pemeriksaan Diagnostik Model ARIMA 11
2.4.6 Pemilihan Model ARIMA Terbaik 12
2.5 Pembentukan Model Fungsi Transfer 13
2.5.1 Model Fungsi Transfer 13
2.5.2 Pemutihan Deret *Input* dan *Output* 13
2.5.3 *Cross Correlation Function* (CCF) atau Fungsi Korelasi Silang 14
2.5.4 Pendugaan Langsung Bobot Respon Impuls 15

Halaman

2.5.5 Identifikasi Model Fungsi Transfer 15
2.5.6 Identifikasi Model ARMA Deret *Noise* 17
2.5.7 Pendugaan Parameter Model Fungsi Transfer 16
2.5.8 Pengujian Signifikansi Parameter Model Fungsi Transfer 17
2.5.9 Pemeriksaan Diagnostik Model Fungsi Transfer 18
2.6 Peramalan Menggunakan Model Fungsi Transfer 19
2.7 Tingkat Akurasi Hasil Peramalan 20
2.8 Model Fungsi Transfer Multi *Input* 20
2.9 Tinjauan Non Statistika 21
2.9.1 Kedelai 21
2.9.2 Produktivitas, Produksi, dan Luas Panen Kedelai 21

BAB III. METODE PENELITIAN 23
3.1 Data Penelitian 23
3.2 Variabel Penelitian 23
3.3 Metode Analisis Data 24
3.4 Diagram Alir 26

BAB IV. HASIL DAN PEMBAHASAN 28
4.1 Eksplorasi Data Deret Waktu 28
4.2 Stasioneritas Data Deret Waktu 29
4.2.1 Stasioneritas Deret *Output* Produktivitas Kedelai 29
4.2.2 Stasioneritas Deret *Input* Produksi Kedelai 31
4.2.3 Stasioneritas Deret *Input* Luas Panen Kedelai 33
4.3 Model ARIMA Deret *Input* 35
4.3.1 Model ARIMA Deret *Input* Produksi Kedelai 36
4.3.2 Model ARIMA Deret *Input* Luas Panen Kedelai 41
4.4 Pemutihan Deret *Input* dan Deret *Output* 46
4.5 Korelasi Silang antara Deret *Input* dan Deret *Output* 48
4.6 Pendugaan Langsung Bobot Respon Impuls 50
4.7 Identifikasi Model Fungsi Transfer Multi *Input* 50
4.8 Pendugaan Parameter dan Pengujian Signifikansi Parameter Model Fungsi Transfer Multi *Input* Awal 52
4.9 Pendugaan Deret *Noise* dan Identifikasi Model ARIMA untuk Deret *Noise* 55
4.10 Pendugaan Parameter dan Pengujian Signifikansi Parameter Model Fungsi Transfer Multi *Input* Akhir 56

Halaman

4.11 Pemeriksaan Diagnostik Model Fungsi Transfer Multi *Input* 58
4.12 Pemilihan Model Fungsi Transfer Multi *Input* Terbaik 62
4.13 Peramalan Produktivitas Kedelai di Indonesia Menggunakan Model Fungsi Transfer Multi *Input* 63
4.14 Tingkat Akurasi Hasil Peramalan 67

BAB V. KESIMPULAN DAN SARAN 69
5.1 Kesimpulan 69
5.2 Saran 69

DAFTAR PUSTAKA 70
LAMPIRAN 72

DAFTAR TABEL

Halaman

Tabel 2.1. Nilai λ dan Transformasi Box-Cox 5
Tabel 2.2. Karakteristik ACF dan PACF untuk Proses Stasioner 8
Tabel 2.3. Fungsi Transfer dan Pola v_k 16
Tabel 3.1 Struktur Data 23
Tabel 4.1. Statistik Deskriptif Produktivitas, Produksi, dan Luas Panen Kedelai di Indonesia Tahun 1961-2019 .. 28
Tabel 4.2. Nilai *Rounded Value* λ Deret Y_t 30
Tabel 4.3. Hasil Uji ADF Deret Y_t^* 31
Tabel 4.4. Nilai *Rounded Value* λ Deret $X_{1,t}$ 32
Tabel 4.5. Hasil Uji ADF Deret $X_{1,t}^*$ 33
Tabel 4.6. Nilai *Rounded Value* λ Deret $X_{2,t}$ 34
Tabel 4.7. Hasil Uji ADF Deret $X_{2,t}^*$ 35
Tabel 4.8. Penduga Parameter dan Hasil Uji Signifikansi Parameter Model Tentatif ARIMA Deret $x_{1,t}$ 37
Tabel 4.9. Hasil Uji Normalitas Residual Model Tentatif ARIMA Deret $x_{1,t}$ 39
Tabel 4.10. Hasil Uji Ljung-Box Residual Model Tentatif ARIMA Deret $x_{1,t}$ 40
Tabel 4.11. Nilai AIC Model Tentatif ARIMA Deret $x_{1,t}$ 41
Tabel 4.12. Penduga Parameter dan Hasil Uji Signifikansi Parameter Model Tentatif ARIMA Deret $x_{2,t}$ 43
Tabel 4.13. Hasil Uji Normalitas Residual Model Tentatif ARIMA Deret $x_{2,t}$ 44
Tabel 4.14. Hasil Uji Ljung-Box Residual Model Tentatif ARIMA untuk $x_{2,t}$ 45
Tabel 4.15. Nilai AIC Model Tentatif ARIMA Deret $x_{2,t}$ 46
Tabel 4.16. Identifikasi Orde (b, r, s) Berdasarkan Plot CCF 51
Tabel 4.17. Identifikasi Orde (b, r, s) Berdasarkan Plot Bobot Respon Impuls 51
Tabel 4.18. Penduga Parameter dan Hasil Uji Signifikansi Parameter Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Awal 53

Halaman

Tabel 4.19. Penduga Parameter dan Hasil Uji Signifikansi Parameter Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Akhir.....57
Tabel 4.20. Hasil Uji Normalitas Residual Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input*.....59
Tabel 4.21. Hasil Uji Ljung-Box Autokorelasi Residual Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input*.....60
Tabel 4.22. Hasil Uji Ljung-Box Korelasi Silang Deret *Input* $x_{1,t}$ dengan Residual Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input*.....61
Tabel 4.23. Hasil Uji Ljung-Box Korelasi Silang Deret *Input* $x_{2,t}$ dengan Residual Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input*.....62
Tabel 4.24. Nilai AIC Model Fungsi Transfer Multi *Input* yang Layak.....63
Tabel 4.25. Hasil Peramalan Produktivitas Kedelai di Indonesia Tahun 2020-2029.....66
Tabel 4.26. Nilai MAPE Hasil Peramalan Produktivitas Kedelai.....68

DAFTAR GAMBAR

Halaman

Gambar 3.1. Tahapan Peramalan Menggunakan Model Fungsi Transfer Multi *Input* 26
Gambar 4.1. Plot Deret Waktu Produktivitas, Produksi, dan Luas Panen Kedelai di Indonesia Tahun 1961-2019 29
Gambar 4.2. Plot Deret Waktu Produktivitas Kedelai di Indonesia Tahun 1961-2018 30
Gambar 4.3. Plot Deret Waktu Produksi Kedelai di Indonesia Tahun 1961-2018 32
Gambar 4.4. Plot Deret Waktu Luas Panen Kedelai di Indonesia Tahun 1961-2018 34
Gambar 4.5. Plot ACF Deret $x_{1,t}$ 36
Gambar 4.6. Plot PACF Deret $x_{1,t}$ 36
Gambar 4.7. Plot ACF Deret $x_{2,t}$ 42
Gambar 4.8. Plot PACF Deret $x_{2,t}$ 42
Gambar 4.9. Plot ACF Deret $\alpha_{1,t}$ 47
Gambar 4.10. Plot ACF Deret $\alpha_{2,t}$ 47
Gambar 4.11. Plot CCF, $\hat{\rho}_{\alpha_1\beta_1}(k)$ 49
Gambar 4.12. Plot CCF, $\hat{\rho}_{\alpha_2\beta_2}(k)$ 49
Gambar 4.13. Plot Bobot Respon Impuls, $\hat{v}_{1,k}$ 50
Gambar 4.14. Plot Bobot Respon Impuls, $\hat{v}_{2,k}$ 50
Gambar 4.15. Plot ACF dan PACF Residual Model (0,0,[2]) (0,0,[2]) 55
Gambar 4.16. Plot ACF dan PACF Residual Model (0,[2],1) (0,0,[2]) 56
Gambar 4.17. Plot Deret Waktu Data Aktual dan Hasil Peramalan Produktivitas Kedelai di Indonesia 67

DAFTAR LAMPIRAN

Halaman

Lampiran 1. Data Produktivitas, Produksi, dan Luas Panen Kedelai di Indonesia Tahun 1961-2019 72
Lampiran 2. Plot Box-Cox Produktivitas, Produksi, dan Luas Panen Kedelai 75
Lampiran 3. Plot Deret Waktu Produktivitas, Produksi, dan Luas Panen Kedelai 80
Lampiran 4. *Output* R Studio Hasil Uji ADF Produktivitas, Produksi, dan Luas Panen Kedelai 81
Lampiran 5. Data Produktivitas, Produksi, dan Luas Panen Kedelai Setelah Transformasi Box-Cox 84
Lampiran 6. Data Produktivitas, Produksi, dan Luas Panen Kedelai Setelah *Differencing* 87
Lampiran 7. *Output* R Studio Hasil Pendugaan Parameter dan Pengujian Signifikansi Parameter Model Tentatif ARIMA Deret *Input* 90
Lampiran 8. *Output* R Studio Hasil Uji Normalitas Residual Model Tentatif ARIMA Deret *Input* 95
Lampiran 9. *Output* SAS Hasil Uji Ljung-Box Residual Model Tentatif ARIMA Deret *Input* 100
Lampiran 10. *Output* R Studio Nilai AIC Model Tentatif ARIMA Deret Input 103
Lampiran 11. Hasil Pemutihan Deret *Input* dan Deret *Output* 104
Lampiran 12. Nilai Korelasi Silang Deret *Input* dan Deret *Output* 107
Lampiran 13. Penduga Bobot Respon Impuls Deret *Input* 108
Lampiran 14. *Output* SAS Hasil Pendugaan Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Awal 109
Lampiran 15. *Output* SAS Hasil Pendugaan Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Akhir 113
Lampiran 16. *Output* SAS Hasil Uji Normalitas Residual Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Akhir 116

Halaman

Lampiran 17. *Output* SAS Hasil Uji Ljung-Box ACF Residual Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Akhir 120
Lampiran 18. *Output* SAS Hasil Uji Ljung-Box CCF Residual dan $x_{1,t}$ Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Akhir 121
Lampiran 19. *Output* SAS Hasil Uji Ljung-Box CCF Residual dan $x_{2,t}$ Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Akhir 122
Lampiran 20. Penduga Deret *Noise* atau Residual Model Fungsi Transfer Multi Input Awal (0,0,[2])(0,0,[2]) 123
Lampiran 21. Penjabaran Persamaan Model Fungsi Transfer Multi *Input* (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0) 124
Lampiran 22. Hasil Peramalan dan Data Aktual *Training Set* Produktivitas Kedelai Beserta MAPE 125
Lampiran 23. Peramalan *Testing Set* Produktivitas Kedelai di Indonesia dan Penghitungan Nilai MAPE 128
Lampiran 24. Hasil Peramalan Produksi dan Luas Panen Kedelai di Indonesia Tahun 2020-2029 129
Lampiran 25. *Syntax* R Studio 130
Lampiran 26. *Syntax* SAS 9.4 138
Lampiran 27. Daftar Model Tentatif ARIMA Deret $X_{1,t}^{*}$ 142
Lampiran 28. Daftar Model Tentatif ARIMA Deret $X_{2,t}^{*}$ 147
Lampiran 29. Daftar Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Awal 150

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Suatu data deret waktu dianalisis menggunakan analisis deret waktu hingga diperoleh suatu model yang mampu menjelaskan data tersebut. Model deret waktu yang terbentuk dapat digunakan untuk meramalkan nilai pada waktu mendatang. Salah satu model yang dapat digunakan untuk memodelkan data deret waktu adalah model *autoregressive integrated moving average* (ARIMA) (Cryer dan Chan, 2008). Model ini mampu menjelaskan pengaruh waktu yang terdapat dalam suatu data deret waktu, namun tidak mampu menjelaskan pengaruh yang diberikan oleh data deret waktu lain yang mungkin berpengaruh. Salah satu model yang mampu menjelaskan pengaruh waktu dalam data deret waktu sekaligus menjelaskan pengaruh yang diberikan oleh data deret waktu yang lain adalah model fungsi transfer. Karena mampu menjelaskan pengaruh yang diberikan oleh data deret waktu yang lain, data deret waktu yang digunakan dalam model fungsi transfer terdiri atas deret *input* dan deret *output*.

Model fungsi transfer telah diterapkan pada penelitian-penelitian terdahulu untuk memodelkan data deret waktu dan meramalkan suatu nilai pada waktu mendatang. Purnama (2017) menggunakan model fungsi transfer untuk memodelkan dan meramalkan curah hujan di Kota Batu berdasarkan suhu udara, kelembaban udara, kecepatan angin, dan awan. Pada penelitian yang dilakukan oleh Purnama (2017), curah hujan merupakan deret *output*, sedangkan suhu udara, kelembaban udara, kecepatan angin, dan awan merupakan deret *input*. Nanlohy (2017) juga menggunakan model fungsi transfer untuk memodelkan dan meramalkan curah hujan di Kota Surabaya. Pada penelitian yang dilakukan oleh Nanlohy (2017), deret *output* curah hujan dimodelkan dan diramalkan berdasarkan deret *input* suhu udara, kelembaban udara, dan kecepatan angin. Selain penelitian-penelitian ini, model fungsi transfer juga diterapkan pada penelitian yang dilakukan oleh Astasia dkk. (2020). Astasia dkk. (2020) menerapkan model fungsi transfer untuk memodelkan dan meramalkan deret *output Return On Assets* (ROA) bank syariah berdasarkan deret *input* suku bunga tabungan bank umum konvensional.

Model fungsi transfer dapat dibedakan berdasarkan deret *input* yang dilibatkan. Model fungsi transfer yang diterapkan pada penelitian Purnama (2017) dan Nanlohy (2017) merupakan model fungsi transfer multi *input* karena melibatkan lebih dari satu deret *input*, sedangkan model fungsi transfer yang diterapkan dalam penelitian Astasia dkk. (2020) merupakan model fungsi transfer *single input* karena melibatkan satu deret *input*. Model fungsi transfer dapat digunakan untuk memodelkan dan meramalkan data deret waktu dalam berbagai bidang, salah satunya bidang pertanian (Purnama, 2017).

Salah satu komoditas tanaman pangan yang ada di Indonesia adalah kedelai. Selain dikenal sebagai bahan baku tempe, kedelai dibutuhkan untuk pakan, bibit, industri, ketersediaan bahan makanan, dan penggunaan lainnya. Pada tahun 2019, produktivitas kedelai mencapai 1,49 ton/ha, yang berarti bahwa satu hektar luas pertanian tanaman kedelai sebagian besar mampu menghasilkan 1,49 ton kedelai. Produksi kedelai di Indonesia pada tahun 2019 hanya mampu mencukupi 13,69 persen kebutuhan kedelai dalam negeri yang mencapai 3.098.000 ton, sehingga terdapat sekitar 2.673.810 ton atau 86,31 persen dari keseluruhan jumlah kebutuhan kedelai dalam negeri yang tidak dapat dipenuhi. Oleh karena itu, kebutuhan kedelai dalam negeri juga dicukupi dengan kedelai impor. Pada tahun 2019, Indonesia mengimpor kedelai sebesar 2.677.000 ton untuk mencukupi kebutuhan kedelai dalam negeri (BKP, 2020).

Produktivitas kedelai di Indonesia perlu ditingkatkan agar produksi kedelai dapat mencukupi kebutuhan kedelai dalam negeri, sehingga dapat mengurangi volume impor kedelai. Salah satu metode penelitian yang pernah digunakan untuk memodelkan sekaligus meramalkan produktivitas kedelai di Indonesia adalah algoritma jaringan syaraf tiruan *backpropagation* yang dilakukan oleh Sirait dkk. (2018). Sirait dkk. (2018) memodelkan produktivitas kedelai provinsi-provinsi di Indonesia pada tahun 2005-2015 untuk meramalkan produktivitas kedelai pada tahun 2016-2020. Produktivitas kedelai dapat diartikan sebagai rata-rata produksi kedelai per satuan luas panen pada periode tertentu (Sirusa, 2017). Hal ini berarti bahwa produktivitas kedelai dipengaruhi oleh produksi dan luas panen kedelai.

Analisis regresi klasik tidak dapat digunakan untuk memodelkan produktivitas kedelai berdasarkan pengaruh yang diberikan oleh produksi dan luas panen kedelai karena model regresi

klasik tidak mampu menjelaskan pengaruh musiman dan siklus yang mungkin terdapat dalam data deret waktu. Model ARIMA mampu menjelaskan pengaruh musiman dan siklus yang mungkin terdapat dalam data deret waktu. Meskipun demikian, model ARIMA tidak dapat digunakan untuk memodelkan produktivitas kedelai berdasarkan pengaruh yang diberikan oleh produksi dan luas panen kedelai karena model ARIMA hanya mampu memodelkan satu data deret waktu.

Analisis regresi dengan data deret waktu mampu memodelkan produktivitas kedelai berdasarkan pengaruh yang diberikan oleh produksi dan luas panen kedelai, namun diperlukan variabel prediktor baru untuk menjelaskan pengaruh waktu yang terdapat dalam data. Jika analisis regresi dengan data deret waktu digunakan untuk meramalkan produktivitas kedelai pada beberapa waktu mendatang, maka perlu diramalkan terlebih dahulu produksi dan luas panen kedelai (Makridakis dkk., 1997). Model fungsi transfer multi *input* dapat digunakan untuk memodelkan produktivitas kedelai berdasarkan pengaruh yang diberikan oleh produksi dan luas panen kedelai tanpa memerlukan variabel baru untuk menjelaskan pengaruh waktu yang ada didalamnya. Selain itu, peramalan produktivitas kedelai menggunakan model fungsi transfer multi *input* dapat dilakukan tanpa meramalkan produksi dan luas panen kedelai terlebih dahulu. Namun, jika data produksi dan luas panen kedelai yang diperlukan untuk meramalkan produktivitas kedelai tidak tersedia, data produksi dan luas panen kedelai perlu diramalkan terlebih dahulu.

Dengan demikian, pada penelitian ini akan dibahas mengenai model fungsi transfer multi *input* yang diterapkan pada data produktivitas kedelai di Indonesia sebagai deret *output* serta data produksi dan luas panen kedelai di Indonesia sebagai deret *input*. Model fungsi transfer multi *input* yang terbentuk kemudian digunakan untuk meramalkan produktivitas kedelai di Indonesia pada beberapa waktu mendatang. Hasil peramalan diharapkan dapat memberikan informasi yang bermanfaat mengenai perkembangan produktivitas kedelai di Indonesia pada beberapa waktu mendatang.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana memodelkan dan meramalkan produktivitas kedelai di Indonesia menggunakan model fungsi transfer multi *input*?
2. Bagaimana tingkat akurasi hasil peramalan produktivitas kedelai di Indonesia?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memodelkan dan meramalkan produktivitas kedelai di Indonesia menggunakan model fungsi transfer multi *input*.
2. Menentukan tingkat akurasi hasil peramalan produktivitas kedelai di Indonesia.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memberi informasi bagi pembaca mengenai penerapan model fungsi transfer multi *input*.
2. Memberi informasi yang bermanfaat bagi Kementerian Pertanian atau pihak-pihak lain mengenai produktivitas kedelai di Indonesia pada beberapa waktu mendatang sekaligus menjadi informasi tambahan mengenai pengaruh produksi dan luas panen kedelai dalam meramalkan produktivitas kedelai di Indonesia.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini adalah peramalan deret *input* perlu dilakukan jika deret *input* yang dibutuhkan untuk meramalkan deret *output* tidak tersedia.

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Deret Waktu

Data deret waktu merupakan data yang terdiri atas pengamatan dalam waktu yang berurutan (Makridakis dkk., 1997). Salah satu hal yang membedakan data deret waktu dengan data *cross-sectional* adalah data deret waktu diperoleh dari pengamatan yang dilakukan pada waktu yang berbeda, sedangkan data *cross-sectional* diperoleh dari pengamatan yang dilakukan dalam waktu yang sama (Gujarati, 2004). Data deret waktu memiliki salah satu karakteristik yang penting, yaitu terdiri atas pengamatan-pengamatan yang saling berkorelasi. Oleh karena itu, metode analisis data yang menggunakan asumsi independensi antar pengamatan tidak dapat digunakan untuk menganalisis data deret waktu. Metode analisis data yang dapat digunakan untuk menganalisis data deret waktu disebut sebagai analisis deret waktu (Wei, 2006). Selain memodelkan data deret waktu, analisis deret waktu juga dapat digunakan untuk meramalkan suatu nilai pada waktu mendatang berdasarkan nilai pada waktu sebelumnya, maupun berdasarkan data deret waktu atau faktor lain yang berhubungan (Cryer dan Chan, 2008).

2.2 Stasioneritas Data Deret Waktu terhadap Ragam

Stasioneritas data deret waktu terhadap ragam dapat diperiksa dengan menyusun plot deret waktu. Jika data dalam plot deret waktu tidak menunjukkan adanya perubahan ragam terhadap waktu, maka data deret waktu stasioner terhadap ragam (Makridakis dkk., 1997). Data deret waktu Z_t yang tidak stasioner terhadap ragam dapat ditransformasi menggunakan transformasi Box-Cox agar stasioner terhadap ragam (Wei, 2006). Nilai λ pada Tabel 2.1 dapat diketahui menggunakan plot Box-Cox.

Tabel 2.1. Transformasi Box-Cox yang Umum Digunakan

Nilai λ	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
Transformasi	$\frac{1}{Z_t}$	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$	$\ln Z_t$	$\sqrt{Z_t}$	Z_t (tidak dilakukan transformasi)

Sumber: Wei, 2006.

2.3 Stasioneritas Data Deret Waktu terhadap Rata-rata

Stasioneritas data deret waktu terhadap rata-rata dapat diperiksa menggunakan plot deret waktu. Jika data dalam plot deret waktu menunjukkan bahwa data berfluktuasi di sekitar rata-rata yang konstan, maka data deret waktu dinyatakan stasioner terhadap rata-rata (Makridakis dkk., 1997). Stasioneritas data deret waktu terhadap rata-rata juga dapat diketahui dengan melakukan uji *Augmented* Dickey-Fuller (ADF).

$$\Delta Z_t = aZ_{t-1} + \phi_1 \Delta Z_{t-1} + \cdots + \phi_k \Delta Z_{t-k} + a_t \quad (2.1)$$

$$\Delta Z_t = \beta_1 + aZ_{t-1} + \phi_1 \Delta Z_{t-1} + \cdots + \phi_k \Delta Z_{t-k} + a_t \quad (2.2)$$

$$\Delta Z_t = \beta_1 + \beta_2 t + aZ_{t-1} + \phi_1 \Delta Z_{t-1} + \cdots + \phi_k \Delta Z_{t-k} + a_t \quad (2.3)$$

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.4)$$

Uji ADF tipe 1 dilakukan berdasarkan persamaan (2.1), tipe 2 dilakukan berdasarkan persamaan (2.2), dan tipe 3 dilakukan berdasarkan persamaan (2.3) (Cryer dan Chan, 2008 dan Gujarati, 2004). Tipe uji ADF dapat ditentukan menggunakan plot deret waktu. Jika data dalam plot deret waktu berfluktuasi menyerupai model *random walk* tanpa *drift* dan tren, digunakan uji ADF tipe 1. Uji ADF tipe 2 digunakan jika data berfluktuasi menyerupai model *random walk* dengan *drift* tanpa tren, sedangkan uji ADF tipe 3 digunakan jika data berfluktuasi menyerupai model *random walk* dengan *drift* dan tren. Uji ADF dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 : a = 0 \qquad \text{vs} \qquad H_1 : a < 0$$

Statistik uji yang digunakan dalam uji ini tertera pada persamaan (2.5) (Gujarati, 2004).

$$\tau = \frac{\hat{a}}{se(\hat{a})} \quad (2.5)$$

Keterangan:

$\hat{a}$: penduga parameter a dalam persamaan (2.1) hingga (2.3)

$se(\hat{a})$: standar *error* dari $\hat{a}$

Data deret waktu Z_t stasioner terhadap rata-rata ketika uji ADF memberikan hasil tolak H_0. Uji ADF memberikan hasil tolak H_0 ketika $p - value \leq \alpha$ (Hill dkk., 2011). Jika data deret waktu tidak

stasioner terhadap rata-rata, perlu dilakukan *differencing* sesuai persamaan (2.4) agar stasioner terhadap rata-rata. Pada penerapannya, *differencing* dilakukan tidak lebih dari dua kali (Makridakis dkk., 1997).

2.4 Pembentukan Model ARIMA

Identifikasi model deret waktu dilakukan menggunakan data deret waktu yang stasioner, baik terhadap ragam maupun rata-rata. Data deret waktu dimodelkan berdasarkan karakteristik yang dimiliki oleh data tersebut. Tahapan pembentukan model deret waktu dimulai dengan identifikasi model, kemudian pendugaan parameter, pengujian signifikansi parameter, dan pemeriksaan diagnostik.

2.4.1 Model ARIMA

Model *autoregressive* (AR(p)) yang diperkenalkan oleh Yule pada tahun 1926 dapat digunakan untuk memodelkan data deret waktu yang stasioner. Selain model AR(p), model *moving average* (MA(q)) yang diperkenalkan oleh Slutzky pada tahun 1927 juga dapat digunakan untuk memodelkan data deret waktu yang stasioner (Wei, 2006). Model AR(p) dan MA(q) dapat digunakan bersamaan untuk memperoleh model yang parsimoni. Model deret waktu yang menggabungkan model AR(p) dan MA(q) disebut sebagai model *autoregressive moving average* (ARMA(p,q)) dan dipopulerkan oleh Box dan Jenkins pada tahun 1970.

Jika data deret waktu stasioner terhadap rata-rata setelah dilakukan *differencing* ke-d dan dapat dimodelkan menggunakan model ARMA(p, q), model ini merupakan model ARIMA(p, d, q). Model ARIMA(p, d, q) juga dipopulerkan oleh Box dan Jenkins pada tahun 1970. Model ARIMA (p, d, q) dapat dinyatakan dengan operator *backshift*, B, sesuai persamaan (2.6) (Box dan Jenkins, 1976).

$$\phi(B)(1-B)^d Z_t = \theta(B)a_t \qquad (2.6)$$

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \cdots - \phi_p B^p$$

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \cdots - \theta_q B^q$$

$BZ_t = Z_{t-1}$ sehingga $B^d Z_t = Z_{t-d}$

Keterangan:

ϕ_p : parameter model AR(p)

θ_q : parameter model MA(q)
a_t : deret *white noise*.

2.4.2 Identifikasi model ARIMA

Identifikasi model ARIMA (p, d, q) dilakukan berdasarkan data deret waktu yang stasioner. Orde p dan q untuk model ARIMA dapat didentifikasi berdasarkan pola dalam plot ACF dan PACF (*partial autocorrelation function* atau fungsi autokorelasi parsial) data deret waktu. Karakteristik ACF dan PACF untuk data deret waktu yang stasioner tertera pada Tabel 2.2 (Wei, 2006).

Tabel 2.2. Karakteristik ACF dan PACF untuk Proses Stasioner

Proses	ACF	PACF
AR(p)	Menurun secara eksponensial atau menyerupai gelombang sinus teredam	Terpotong setelah *lag* ke-p
MA(q)	Terpotong setelah *lag* ke-q	Menurun secara eksponensial atau menyerupai gelombang sinus teredam
ARMA(p, q)	Menurun secara eksponensial	Menurun secara eksponensial

Sumber: Cryer dan Chan, 2008 dan Wei, 2006.

2.4.3 Pendugaan parameter model ARIMA

Metode pendugaan parameter yang efisien dan umum digunakan pada analisis deret waktu adalah metode *maximum likelihood*. Jika deret *white noise* a_t saling bebas dan menyebar sesuai distribusi Normal dengan rata-rata nol dan ragam konstan σ_a^2 atau dapat ditulis sebagai *i.i.d.* $N(0, \sigma_a^2)$, fungsi *conditional log-likelihood* untuk menduga parameter model ARIMA (p, d, q) tertera dalam persamaan (2.7). Penduga *conditional maximum likelihood* parameter model ARIMA merupakan nilai $\hat{\phi}$, $\hat{\mu}$, dan $\hat{\theta}$ yang memaksimumkan fungsi *conditional log-likelihood* pada persamaan (2.7) (Wei, 2006). Fungsi *conditional log-likelihood* dapat dimaksimumkan dengan meminimumkan fungsi *conditional sum-of-squares*, $S(\boldsymbol{\phi}, \mu, \boldsymbol{\theta})$ (Box

dan Jenkins, 1976). Fungsi *conditional sum-of-squares* berbeda untuk setiap model ARIMA yang berbeda.

$$ln\, L(\boldsymbol{\phi}, \mu, \boldsymbol{\theta}, \sigma_a^2) = -\frac{n}{2} ln 2\pi\sigma_a^2 - \frac{S(\boldsymbol{\phi}, \mu, \boldsymbol{\theta})}{2\sigma_a^2} \quad (2.7)$$

Jika suatu data deret waktu Z_t dengan $t = 1,2,\dots,n$ dimodelkan menggunakan model AR(1) sesuai persamaan (2.8), penduga *conditional maximum likelihood* merupakan nilai $\hat{\phi}$ dan $\hat{\mu}$ yang memaksimumkan fungsi *conditional log-likelihood* pada persamaan (2.9). Fungsi *conditional log-likelihood* dapat dimaksimumkan dengan meminimumkan fungsi *conditional sum-of-squares* pada persamaan (2.10).

$$Z_t - \mu = \phi(Z_{t-1} - \mu) + a_t \quad (2.8)$$
$$a_t = (Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)$$

$$ln\, L(\phi, \mu, \sigma_a^2) = -\frac{n}{2} ln 2\pi\sigma_a^2 - \frac{S(\phi, \mu)}{2\sigma_a^2} \quad (2.9)$$

$$S(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^{n} \left((Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)\right)^2 \quad (2.10)$$

Jika hasil pendugaan parameter menunjukkan bahwa parameter μ dapat diduga menggunakan $\bar{Z}$, fungsi *conditional sum-of-squares* dapat dinyatakan pada persamaan (2.11). Penduga parameter ϕ diperoleh dengan meminimumkan $S(\phi, \bar{Z})$ sesuai persamaan (2.12). Penduga parameter ϕ untuk model AR(1) tertera pada persamaan (2.13) (Cryer dan Chan, 2008).

$$S(\phi, \bar{Z}) = \sum_{t=2}^{n} \left((Z_t - \bar{Z}) - \phi(Z_{t-1} - \bar{Z})\right)^2 \quad (2.11)$$

$$\frac{\partial S(\phi, \bar{Z})}{\partial \phi} = 0 \quad (2.12)$$

$$\sum_{t=2}^{n} 2((Z_t - \bar{Z}) - \phi(Z_{t-1} - \bar{Z}))(Z_{t-1} - \bar{Z}) = 0$$

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^{n}(Z_t - \bar{Z}) - \phi(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^{n}(Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \quad (2.13)$$

Tahapan pendugaan parameter ϕ untuk model AR(1) juga dapat diterapkan untuk menduga parameter ϕ dan θ model ARIMA dengan menyesuaikan persamaan untuk a_t dan fungsi *conditional sum-of-squares* sesuai model ARIMA yang digunakan.

Keterangan:

$\boldsymbol{\phi} = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p)'$ $\quad$ $\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q)'$

$S(\boldsymbol{\phi}, \mu, \boldsymbol{\theta})$: fungsi *conditional sum-of-squares* untuk model ARIMA

$\hat{\phi}$: penduga parameter ϕ

$\hat{\theta}$: penduga parameter θ

n : banyaknya pengamatan dalam data deret waktu yang stasioner

σ_a^2 : ragam deret *white noise* a_t

$\bar{Z}$: rata-rata data deret waktu Z_t

2.4.4 Pengujian signifikansi parameter model ARIMA

Pengujian signifikansi parameter ϕ dalam model ARIMA dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \phi_g = 0$ vs $H_1 : \phi_g \neq 0$ dengan $g = 1,2, \dots, p$

Statistik uji t untuk pengujian signifikansi parameter ϕ disajikan pada persamaan (2.14).

$$t = \frac{\hat{\phi}_g}{se(\hat{\phi}_g)} \quad (2.14)$$

Pengujian signifikansi parameter θ dalam model ARIMA dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \theta_h = 0$ vs $H_1 : \theta_h \neq 0$ dengan $h = 1,2, \dots, q$

Statistik uji t untuk pengujian signifikansi parameter θ, disajikan pada persamaan (2.15). Parameter model ARIMA signifikan ketika uji signifikansi parameter memberikan hasil tolak H_0. Hasil pengujian signifikansi parameter tolak H_0 ketika $p - value \leq \alpha$ (Hill dkk., 2011).

$$t = \frac{\hat{\theta}_h}{se(\hat{\theta}_h)} \quad (2.15)$$

Keterangan:
$\hat{\phi}_g$: penduga parameter ϕ_g
$\hat{\theta}_h$: penduga parameter θ_h
$se(\hat{\phi}_g)$: standar *error* dari $\hat{\phi}_g$
$se(\hat{\theta}_h)$: standar *error* dari $\hat{\theta}_h$

2.4.5 Pemeriksaan diagnostik model ARIMA

Pemeriksaan diagnostik perlu dilakukan untuk memeriksa kelayakan model ARIMA. Pemeriksaan diagnostik dalam penelitian ini dilakukan dengan menerapkan analisis residual. Berdasarkan hasil analisis residual, model ARIMA dinyatakan layak jika residual model mengikuti sifat yang dimiliki deret *white noise*, yaitu *i.i.d.* $N(0, \sigma_a^2)$. Oleh karena itu, analisis residual yang diterapkan dalam penelitian ini meliputi hal-hal sebagai berikut:

1. Normalitas residual.
   Model dinyatakan layak jika residual model berdistribusi normal (Cryer dan Chan, 2008). Normalitas residual dapat ditentukan menggunakan uji Anderson-Darling dengan hipotesis sebagai berikut:
   H_0 : residual berdistribusi normal
   H_1 : residual tidak berdistribusi normal.
   Statistik uji yang digunakan dalam uji Anderson-Darling beserta modifikasinya tertera pada persamaan (2.16) dan (2.17) (Thode, 2002). Uji Anderson-Darling tolak H_0 ketika $p - value \leq \alpha$ (Hill dkk., 2011).

$$A^2 = -n - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(2i-1)\left(log\,(p_{(i)}) - \log(1 - p_{(n-i+1)})\right) \quad (2.16)$$

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right)A^2 \quad (2.17)$$

Keterangan:

$$p_{(i)} = \Phi\left(\frac{a_{(i)} - \hat{\mu}}{\hat{\sigma}}\right)$$

Φ : fungsi distribusi kumulatif normal baku
$a_{(i)}$: residual yang sudah diurutkan
$\hat{\mu}$: rata-rata residual
$\hat{\sigma}$: simpangan baku residual.

2. Kebebasan antar residual.
Model dinyatakan layak jika residual saling bebas, yang berarti bahwa tidak terdapat autokorelasi antar residual (Cryer dan Chan, 2008). Kebebasan antar residual dapat diperiksa menggunakan uji Ljung-Box dengan hipotesis sebagai berikut:
H_0 : $\rho_{\hat{a}}(1) = \rho_{\hat{a}}(2) = \cdots = \rho_{\hat{a}}(K) = 0$
H_1 : paling tidak terdapat satu $\rho_{\hat{a}}(k) \neq 0$
Statistik uji untuk uji Ljung-Box disajikan pada persamaan (2.18) (Wei, 2006). Residual dinyatakan saling bebas ketika uji Ljung-Box tidak memberikan hasil tolak H_0. Uji Ljung-Box tolak H_0 ketika $p - value \leq \alpha$ (Hill dkk., 2011).

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{K}\frac{\hat{\rho}_{\hat{a}}^2(k)}{n-k} \quad . \qquad (2.18)$$

Keterangan:
k : *lag*
K : *lag* maksimum
$\hat{\rho}_{\hat{a}}(k)$: nilai autokorelasi residual $\hat{a}_t$ pada lag ke-k.

2.4.6 Pemilihan model ARIMA terbaik

Pemilihan model terbaik perlu dilakukan jika terdapat beberapa model ARIMA yang layak. Salah satu kriteria untuk memilih model terbaik adalah dengan menggunakan *Akaike's information criterion* (AIC). Berdasarkan nilai AIC, model terbaik merupakan model yang memiliki nilai AIC terkecil. Nilai AIC dapat dihitung sesuai persamaan (2.19) (Wei, 2006).

$$AIC(M) = n\, ln\, \hat{\sigma}_a^2 + 2M \qquad (2.19)$$

Keterangan:
$\hat{\sigma}_a^2$: nilai dugaan untuk ragam deret *white noise*, σ_a^2
M : banyaknya parameter dalam model ARIMA.

2.5 Pembentukan Model Fungsi Transfer

Suatu data deret waktu sangat mungkin dipengaruhi oleh data deret waktu yang lain. Model AR, MA, ARMA, dan ARIMA hanya dapat digunakan untuk memodelkan satu data deret waktu. Oleh karena itu, Box dan Jenkins pada tahun 1976 memopulerkan model fungsi transfer untuk memodelkan lebih dari satu data deret waktu.

2.5.1 Model fungsi transfer

Model fungsi transfer dapat digunakan untuk memodelkan deret *output* yang berhubungan dengan satu atau lebih deret *input*. Model fungsi transfer *single input* $(b,r,s)(p,q)$ dinyatakan dalam persamaan (2.20) dan (2.21). Fungsi transfer $v(B)$ dapat dinyatakan dalam persamaan (2.22). Jika deret *noise* n_t dapat dimodelkan menggunakan model ARMA, model fungsi transfer *single input* dapat disebut sebagai model ARMAX dan dinyatakan sesuai persamaan (2.23) (Wei, 2006).

$$y_t = v_0 x_t + v_1 x_{t-1} + v_2 x_{t-2} + \cdots + v_k x_{t-k} + \ldots + n_t \quad (2.20)$$

$$y_t = v(B) x_t + n_t \quad (2.21)$$

$$v(B) = \frac{\omega(B) B^b}{\delta(B)} \quad (2.22)$$

$$y_t = \frac{\omega(B) B^b}{\delta(B)} x_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t \quad (2.23)$$

$$\omega(B) = \omega_0 - \omega_1 B - \cdots - \omega_s B^s$$

$$\delta(B) = 1 - \delta_1 B - \cdots - \delta_r B^r$$

Keterangan:

y_t : deret *output* pada waktu ke-t

x_t : deret *input* pada waktu ke-t

v_k : bobot respon impuls pada *lag* ke-k

b : *lag* sebelum deret *input* memengaruhi deret *output*.

2.5.2 Pemutihan deret *input* dan *output*

Pemutihan deret *input* dilakukan dengan mentransformasikan deret *input* menjadi deret *white noise*. Jika deret *input* merupakan

model ARMA, pemutihan deret *input* dilakukan sesuai dengan persamaan (2.24). Pemutihan juga diterapkan pada deret *output* dan dilakukan sesuai persamaan (2.25) (Wei, 2006).

$$\alpha_t = \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} x_t \tag{2.24}$$

$$\beta_t = \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} y_t \tag{2.25}$$

Keterangan:
α_t : hasil pemutihan deret *input* pada waktu ke-t
β_t : hasil pemutihan deret *output* pada waktu ke-t.

2.5.3 *Cross correlation function* (CCF) atau fungsi korelasi silang

Fungsi korelasi silang digunakan untuk mengukur kekuatan dan arah hubungan dua variabel. Fungsi kovarian silang antara deret *input* dan deret *output* pada *lag* ke-k, $\hat{\gamma}_{xy}(k)$, dinyatakan dalam persamaan (2.26), sedangkan fungsi korelasi silang antara deret *input* dan deret *output* pada *lag* ke-k, $\hat{\rho}_{xy}(k)$, dinyatakan dalam persamaan (2.27). Persamaan (2.28) menunjukkan bahwa fungsi korelasi silang dapat menunjukkan arah hubungan deret *input* dan deret *output* (Wei, 2006).

$$\hat{\gamma}_{xy}(k) = \begin{cases} \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n-k}(x_t - \bar{x})(y_{t+k} - \bar{y}), & k \geq 0 \\ \frac{1}{n}\sum_{t=1-k}^{n}(x_t - \bar{x})(y_{t+k} - \bar{y}), & k < 0 \end{cases} \tag{2.26}$$

$$\hat{\rho}_{xy}(k) = \frac{\hat{\gamma}_{xy}(k)}{S_x S_y}, \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \ldots \tag{2.27}$$

$$\hat{\rho}_{xy}(k) = \hat{\rho}_{yx}(-k) \tag{2.28}$$

$$S_x = \sqrt{\hat{\gamma}_{xx}(0)} \qquad S_y = \sqrt{\hat{\gamma}_{yy}(0)}$$

Keterangan:
S_x : standar deviasi deret *input*

S_y : standar deviasi deret *output*
$\bar{x}$: rata-rata deret *input*
$\bar{y}$: rata-rata deret *output.*

2.5.4 Pendugaan langsung bobot respon impuls

Bobot respon impuls v_k merupakan suatu ukuran mengenai bagaimana deret *output* pada suatu waktu merespon terjadinya perubahan deret *input* pada waktu sebelumnya (Makridakis dkk., 1997). Sebelum menduga bobot respon impuls, perlu dihitung terlebih dahulu korelasi silang antara α_t dan β_t pada *lag* ke-k, $\hat{\rho}_{\alpha\beta}(k)$. Bobot respon impuls v_k diduga sesuai dengan persamaan (2.29) (Wei, 2006).

$$\hat{v}_k = \frac{\hat{\sigma}_\beta}{\hat{\sigma}_\alpha}\hat{\rho}_{\alpha\beta}(k) \qquad (2.29)$$

Keterangan:
$\hat{v}_k$: penduga bobot respon impuls v_k
$\hat{\sigma}_\beta$: standar deviasi β_t
$\hat{\sigma}_\alpha$: standar deviasi α_t.

2.5.5 Identifikasi model fungsi transfer

Proses identifikasi model fungsi transfer dilakukan dengan mengidentifikasi orde b, r, dan s. Orde b menyatakan banyaknya *lag* waktu sebelum deret *input* x_t memengaruhi deret *output* y_t. Orde s menyatakan banyaknya koefisien fungsi transfer sebelum munculnya pola menurun atau menyatakan bahwa y_t dipengaruhi oleh $x_{t-b-1}, x_{t-b-2}, \dots, x_{t-b-s}$. Orde r menyatakan pola menurun atau menyatakan bahwa y_t dipengaruhi oleh $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-r}$ (Makridakis dkk., 1997).

Orde b, r, dan s dapat diidentifikasi dengan bantuan plot bobot respon impuls v_k (Wei, 2006). Plot bobot respon impuls pada Tabel 2.3 menunjukkan bahwa orde b menyatakan banyaknya v_k yang tidak berbeda dari nol. Orde s menyatakan banyaknya v_k yang berbeda dari nol sebelum terjadi pola menurun. Orde r menyatakan pola menurun pada v_k berikutnya. Orde r bernilai 0 ketika tidak terdapat pola menurun dan hanya ada beberapa v_k yang tidak bernilai nol. Orde r bernilai 1 ketika terdapat pola menurun secara eksponensial, sedangkan bernilai 2 ketika terdapat pola menurun yang

kompleks, misalnya menyerupai gelombang sinus teredam (Makridakis dkk., 1997).

Tabel 2.3. Fungsi Transfer dan Pola v_k

(b,r,s)	**Fungsi Transfer** $v(B)x_t$	**Bobot Respon Impuls** v_k
(2,0,0)	$\omega_0 x_{t-2}$	
(2,0,1)	$(\omega_0 - \omega_1 B)x_{t-2}$	
(2,0,2)	$(\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2)x_{t-2}$	
(2,1,0)	$\frac{\omega_0}{(1-\delta_1 B)}x_{t-2}$	
(2,1,1)	$\frac{(\omega_0 - \omega_1 B)}{(1-\delta_1 B)}x_{t-2}$	
(2,1,2)	$\frac{(\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2)}{(1-\delta_1 B)}x_{t-2}$	
(2,2,0)	$\frac{\omega_0}{(1-\delta_1 B-\delta_2 B^2)}x_{t-2}$	
(2,2,1)	$\frac{(\omega_0 - \omega_1 B)}{(1-\delta_1 B-\delta_2 B^2)}x_{t-2}$	
(2,2,2)	$\frac{(\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2)}{(1-\delta_1 B-\delta_2 B^2)}x_{t-2}$	

Sumber: Wei, 2006.

Identifikasi orde b,r, dan s juga dapat dilakukan menggunakan plot CCF. Dalam penerapan menggunakan data yang ada di lapangan, identifikasi orde b,r, dan s lebih banyak dilakukan dengan memanfaatkan plot CCF, misalnya pada penelitian yang dilakukan

oleh Purnama (2017) serta Nanlohy (2017). Identifikasi orde $b, r,$ dan s menggunakan plot CCF pada $lag \geq 0$.

2.5.6 Identifikasi model ARMA deret *noise*

Orde p_n dan q_n diidentifikasi dengan menyusun plot ACF dan PACF dari penduga deret *noise* lalu menyesuaikan polanya dengan pola plot ACF dan PACF secara teori pada Tabel 2.2. Penduga deret *noise* pada waktu ke-t, $\hat{n}_t$, terlebih dahulu dihitung sesuai dengan persamaan (2.30) (Wei, 2006). Berdasarkan persamaan (2.30), berarti bahwa deret *noise* dapat diduga menggunakan residual yang diperoleh dari model fungsi transfer awal yang sudah dibentuk, seperti dalam penelitian yang dilakukan oleh Nanlohy (2017).

$$\hat{n}_t = y_t - \hat{v}(B)x_t \tag{2.30}$$

2.5.7 Pendugaan parameter model fungsi transfer

Pendugaan parameter model fungsi transfer juga dilakukan dengan metode *maximum likelihood*. Penduga *conditional maximum likelihood* merupakan nilai $\hat{\delta}$, $\hat{\omega}$, $\hat{\phi}$, dan $\hat{\theta}$ yang memaksimumkan fungsi *conditional log-likelihood* pada persamaan (2.31) (Wei, 2006). Fungsi *conditional log-likelihood* dapat dimaksimumkan dengan meminimukan fungsi *conditional sum-of-squares*, $S(\boldsymbol{\delta}, \boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\theta})$ (Box dan Jenkins, 1976). Secara umum, tahapan pendugaan parameter ϕ untuk model AR(1) pada subbab 2.4.3 juga dapat diterapkan untuk menduga parameter δ, ω, ϕ, dan θ dengan menyesuaikan persamaan untuk a_t dan fungsi *conditional sum-of-squares* sesuai model fungsi transfer yang digunakan.

$$\ln L(\boldsymbol{\delta}, \boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\theta}, \sigma_a^2) = -\frac{n}{2}\ln 2\pi\sigma_a^2 - \frac{S(\boldsymbol{\delta}, \boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\theta})}{2\sigma_a^2} \tag{2.31}$$

$$\boldsymbol{\delta} = (\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_r)' \qquad \boldsymbol{\omega} = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_s)'$$

2.5.8 Pengujian signfikansi parameter model fungsi transfer

Pengujian signifikansi parameter δ dalam model fungsi transfer dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \delta_c = 0$ vs $H_1 : \delta_c \neq 0$ dengan $c = 1,2, \dots, r$

Statistik uji t untuk pengujian signifikansi parameter δ disajikan pada persamaan (2.32).

$$t = \frac{\hat{\delta}_c}{se(\hat{\delta}_c)} \tag{2.32}$$

Pengujian signifikansi parameter ω dalam model fungsi transfer dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \omega_e = 0$ vs $H_1 : \omega_e \neq 0$ dengan $e = 0,1,2,\dots,s$

Statistik uji t untuk pengujian signifikansi parameter ω, disajikan pada persamaan (2.33). Parameter model fungsi transfer signifikan ketika uji signifikansi parameter memberikan hasil tolak H_0. Hasil pengujian signifikansi parameter tolak H_0 ketika $p - value \leq \alpha$ (Hill dkk., 2011). Pengujian signifikansi parameter ϕ dan θ dalam model fungsi transfer dilakukan sesuai pengujian signifikansi parameter model ARIMA pada subbab 2.4.4.

$$t = \frac{\hat{\omega}_e}{se(\hat{\omega}_e)} \tag{2.33}$$

Keterangan:

$\hat{\delta}_c$: penduga parameter δ_c
$\hat{\omega}_e$: penduga parameter ω_e
$se(\hat{\delta}_c)$: standar *error* dari $\hat{\delta}_c$
$se(\hat{\omega}_e)$: standar *error* dari $\hat{\omega}_e$

2.5.9 Pemeriksaan diagnostik model fungsi transfer

Pemeriksaan diagnostik model fungsi transfer bertujuan untuk memeriksa kelayakan model fungsi transfer. Pemeriksaan diagnostik model fungsi transfer meliputi pemeriksaan korelasi silang antara deret *input* x_t dengan residual dan pemeriksaan autokorelasi residual sebagai berikut:

1. Pemeriksaan korelasi silang antara deret *input* dengan residual. Model dinyatakan layak jika deret *input* dan residual saling bebas, yang berarti bahwa tidak terdapat korelasi silang antara deret *input* dengan residual. Kebebasan antara deret *input* dengan residual dapat diketahui dengan melakukan uji Ljung-Box dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : $\rho_{\alpha\hat{a}}(1) = \rho_{\alpha\hat{a}}(2) = \cdots = \rho_{\alpha\hat{a}}(K) = 0$
H_1 : paling tidak terdapat satu $\rho_{\alpha\hat{a}}(k) \neq 0$

Statistik uji yang digunakan dalam uji Ljung-Box ini disajikan pada persamaan (2.34) (Wei, 2006). Deret *input* dan residual dinyatakan saling bebas ketika uji Ljung-Box tidak memberikan hasil tolak H_0. Uji Ljung-Box tolak H_0 ketika $p - value \leq \alpha$ (Hill dkk., 2011).

$$Q_o = m(m+2)\sum_{k=0}^{K}\frac{\hat{\rho}^2_{\alpha\hat{a}}(k)}{m-k}. \qquad (2.34)$$

Keterangan:

$\hat{\rho}_{\alpha\hat{a}}(k)$: korelasi silang antara hasil pemutihan deret *input* α_t dengan residual $\hat{a}_t$
m : banyaknya residual $\hat{a}_t$ yang dihitung
r : banyaknya parameter δ
s : banyaknya parameter ω.

2. Pemeriksaan autokorelasi residual.

Kelayakan model ARMA deret *noise* dapat diketahui dengan melakukan uji Ljung-Box dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : $\rho_{\hat{a}}(1) = \rho_{\hat{a}}(2) = \cdots = \rho_{\hat{a}}(K) = 0$
H_1 : paling tidak terdapat satu $\rho_{\hat{a}}(k) \neq 0$

Statistik uji yang digunakan dalam uji Ljung-Box ini disajikan pada persamaan (2.35) (Wei, 2006). Model ARMA deret *noise* dinyatakan layak (tidak terdapat korelasi antar residual) jika uji Ljung-Box tidak memberikan hasil tolak H_0. Uji Ljung-Box tolak H_0 ketika $p - value \leq \alpha$ (Hill dkk., 2011).

$$Q_1 = m(m+2)\sum_{k=1}^{K}\frac{\hat{\rho}^2_{\hat{a}}(k)}{m-k} \qquad (2.35)$$

2.6 Peramalan Menggunakan Model Fungsi Transfer

Salah satu tujuan memodelkan data deret waktu adalah untuk meramalkan suatu nilai pada waktu mendatang (Cryer dan Chan, 2008). Model fungsi transfer yang telah dinyatakan sebagai model yang layak berdasarkan hasil pemeriksaan diagnostik, berikutnya dapat digunakan untuk melakukan peramalan. Jika terdapat lebih dari

satu model yang layak, maka perlu dilakukan pemilihan model terbaik terlebih dahulu berdasarkan nilai AIC terkecil. Model fungsi transfer terbaik digunakan untuk melakukan peramalan. Deret *output* pada ℓ waktu ke depan dinyatakan dengan $Y_{t+\ell}$. Hasil peramalan deret *output* pada ℓ waktu ke depan dinyatakan dengan $\hat{Y}_t(\ell)$ (Wei, 2006).

2.7 Tingkat Akurasi Hasil Peramalan

Tingkat akurasi hasil peramalan dapat ditentukan dengan terlebih dahulu membagi data deret waktu menjadi *training set* dan *testing set*. *Training set* digunakan untuk membentuk model, sedangkan *testing set* digunakan untuk menetukan tingkat akurasi hasil peramalan (Wei, 2006). Tingkat akurasi hasil peramalan mengukur seberapa baik suatu model dalam meramalkan data. Salah satu metode untuk mengukur tingkat akurasi hasil peramalan adalah dengan menghitung nilai *mean absolute percentage error* (MAPE). Nilai MAPE hasil peramalan dapat dihitung sesuai persamaan (2.36) (Makridakis dkk., 1997).

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{Y_{t+\ell} - \hat{Y}_t(\ell)}{Y_{t+\ell}} \times 100\right| \tag{2.36}$$

2.8 Model Fungsi Transfer Multi *Input*

Model fungsi transfer multi *input* digunakan untuk memodelkan deret *output* yang dipengaruhi oleh lebih dari satu deret *input*. Model fungsi transfer dengan *J* deret *input* dinyatakan dalam persamaan (2.37) dan (2.38). Pendugaan deret *noise* dilakukan sesuai persamaan (2.39) (Wei, 2006).

$$y_t = \sum_{j=1}^{J} v_j(B)x_{j,t} + n_t \tag{2.37}$$

$$y_t = \sum_{j=1}^{J} \frac{\omega_j(B)}{\delta_j(B)}B^{b_j}x_{j,t} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)}a_t \tag{2.38}$$

$$\hat{n}_t = y_t - \sum_{j=1}^{J} v_j(B)x_{j,t} \tag{2.39}$$

Keterangan:
$v_j(B)$: fungsi transfer untuk deret *input* ke-j
$x_{j,t}$: deret *input* ke-j pada waktu ke-t.

2.9 Tinjauan Non Statistika

Kedelai merupakan salah satu komoditas tanaman pangan yang ada di Indonesia. Produktivitas kedelai di Indonesia perlu ditingkatkan agar produksi kedelai nasional mampu mencukupi kebutuhan kedelai dalam negeri sehingga volume impor kedelai dapat dikurangi. Pada penelitian ini, model fungsi transfer multi *input* diterapkan pada data produktivitas, produksi, dan luas panen kedelai di Indonesia.

2.9.1 Kedelai

Kedelai merupakan komoditas tanaman pangan penghasil protein. Kedelai juga menjadi komoditas tanaman pangan yang penting, setelah padi pada urutan pertama dan jagung pada urutan kedua (Sudaryanto dan Swastika, 2013). Kedelai yang dibudidayakan di Indonesia adalah kedelai putih dengan nama ilmiah *Glycine max* dan kedelai hitam dengan nama ilmiah *Glycine soja.* Kedelai putih berasal dari negara-negara di Asia dengan iklim subtropis, sedangkan kedelai hitam berasal dari negara-negara di Asia dengan iklim tropis (Kemendag, 2011). Masyarakat Indonesia memanfaatkan tanaman kedelai sebagai pupuk, pakan ternak, dan juga mengolah bijinya sebagai bahan makanan. Kedelai dapat dikonsumsi dalam berbagai bentuk olahan seperti tahu, tempe, dan kecap. Selain sebagai bahan makanan, kedelai juga dapat dimanfaatkan sebagai bahan baku pembuatan produk-produk non pangan. Minyak yang dihasilkan oleh biji kedelai dapat dimanfaatkan dalam produksi sabun, kosmetik, dan juga tinta (Kementan, 2015).

2.9.2 Produktivitas, produksi, dan luas panen kedelai

Produktivitas kedelai merupakan rata-rata produksi kedelai per satuan luas panen pada periode tertentu. Produktivitas kedelai dapat dihitung sesuai persamaan (2.40) (Sirusa, 2017). Produksi kedelai mencakup seluruh hasil panen kedelai (BKP, 2020). Peningkatan produksi kedelai di Indonesia terhambat akibat adanya alih fungsi lahan dan adanya persaingan penggunaan lahan dengan komoditas

tanaman yang lain (Kementan, 2020). Luas panen kedelai merupakan luas lahan pertanian tanaman kedelai yang diambil hasilnya setelah tanaman kedelai cukup umur. Luas panen tidak termasuk luas lahan yang meskipun ditanami tanaman kedelai tetapi tidak dapat dipanen akibat adanya kerusakan, kegagalan panen, atau faktor lainnya (FAO, 2020).

$$H = \frac{P}{A} \tag{2.40}$$

Keterangan:
P : produksi kedelai (ton)
A : luas panen kedelai (ha)
H : produktivitas kedelai (ton/ha).

BAB III
METODE PENELITIAN

3.1 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini meliputi data tahunan produktivitas, produksi, dan luas panen kedelai di Indonesia tahun 1961-2019. Data produksi dan luas panen kedelai dalam penelitian ini diperoleh dari situs resmi *Food and Agriculture Organization of the United Nations Statistics* (FAOSTAT) (http://www.fao.org/faostat/en/#data) dan publikasi digital berjudul "Outlook Kedelai Tahun 2020" yang diterbitkan oleh Pusat Data dan Sistem Informasi Kementerian Pertanian, sedangkan data produktivitas kedelai diperoleh dengan melakukan penghitungan sesuai persamaan (2.40). Data pada tahun 1961-2018 digunakan sebagai *training set*, sedangkan data pada tahun 2019 digunakan sebagai *testing set*. Data yang digunakan dalam penelitian ini tertera pada Lampiran 1.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel dalam penelitian ini terdiri atas variabel *output* dan variabel *input*. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Y_t, yaitu produktivitas kedelai di Indonesia pada tahun ke-t (ton/ha) sebagai variabel *output*.
2. $X_{1,t}$, yaitu produksi kedelai di Indonesia pada tahun ke-t (ton) sebagai variabel *input*.
3. $X_{2,t}$, yaitu luas panen kedelai di Indonesia pada tahun ke-t (ha) sebagai variabel *input*.

Struktur data untuk seluruh variabel dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1. Struktur Data

t	Y_t	$X_{1,t}$	$X_{2,t}$
1	Y_1	$X_{1,1}$	$X_{2,1}$
2	Y_2	$X_{1,2}$	$X_{2,2}$
⋮	⋮	⋮	⋮
$n = 59$	Y_{59}	$X_{1,59}$	$X_{2,59}$

3.3 Metode Analisis Data

Pada penelitian ini, peramalan dilakukan menggunakan model fungsi transfer multi *input*. Tahapan analisis data dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan eksplorasi terhadap keseluruhan deret *input* dan deret *output* (mencakup *training set* dan *testing set*).
2. Mempersiapkan deret *input* dan deret *output* dalam *training set* dengan tahapan sebagai berikut:
   a. Menyusun plot deret waktu untuk deret *output* (Y_t) dan deret *input* ($X_{1,t}$ dan $X_{2,t}$).
   b. Memeriksa stasioneritas terhadap ragam sesuai subbab 2.2. Jika tidak stasioner terhadap ragam, maka perlu dilakukan transformasi Box-Cox sesuai Tabel 2.1 hingga stasioner terhadap ragam dan diperoleh deret Y_t^*, $X_{1,t}^*$, dan $X_{2,t}^*$.
   c. Memeriksa stasioneritas terhadap rata-rata sesuai subbab 2.3. Jika tidak stasioner terhadap rata-rata, maka perlu dilakukan *differencing* sesuai persamaan (2.4) hingga stasioner terhadap rata-rata dan diperoleh deret y_t, $x_{1,t}$, dan $x_{2,t}$.
3. Membentuk model ARIMA untuk deret *input* yang sudah stasioner dengan tahapan sebagai berikut:
   a. Mengidentifikasi orde model ARIMA(p,d,q) berdasarkan plot ACF dan PACF untuk deret y_t, $x_{1,t}$, dan $x_{2,t}$ sesuai Tabel 2.2.
   b. Melakukan pendugaan parameter model ARIMA untuk $X_{1,t}^*$, dan $X_{2,t}^*$.
   c. Melakukan pengujian signifikansi parameter dengan statistik uji sesuai persamaan (2.14) dan (2.15). Jika terdapat parameter yang tidak signifikan, maka perlu kembali ke tahap identifikasi orde (p, d, q).
   d. Melakukan pemeriksaan diagnostik sesuai yang tertera pada subbab 2.4.5. Jika model tidak layak, maka perlu kembali ke tahap identifikasi orde (p, d, q).
   e. Memilih model ARIMA terbaik sesuai subbab 2.4.6 jika terdapat beberapa model yang layak.
4. Membentuk model fungsi transfer multi *input* dengan tahapan sebagai berikut:

a. Melakukan pemutihan deret *input* sesuai persamaan (2.24) untuk menghasilkan deret $\alpha_{1,t}$ dan $\alpha_{2,t}$ dan pemutihan deret *output* sesuai persamaan (2.25) untuk menghasilkan deret $\beta_{1,t}$ dan $\beta_{2,t}$.
b. Menghitung $\hat{\rho}_{\alpha_1\beta_1}(k)$, yaitu korelasi silang antara $\alpha_{1,t}$ dengan $\beta_{1,t}$, dan $\hat{\rho}_{\alpha_2\beta_2}(k)$, yaitu korelasi silang antara $\alpha_{2,t}$ dengan $\beta_{2,t}$ sesuai persamaan (2.27).
c. Melakukan pendugaan langsung bobot respon impuls sesuai persamaan (2.29) sehingga diperoleh $\hat{v}_{1,k}$ dan $\hat{v}_{2,k}$.
d. Mengidentifikasi orde model fungsi transfer (b , r , s) berdasarkan plot CCF dan plot bobot respon impuls sesuai subbab 2.5.5.
f. Melakukan pendugaan parameter untuk model fungsi transfer multi *input* awal dan pengujian signifikansi parameter dengan statistik uji sesuai persamaan (2.32) dan (2.33). Jika terdapat parameter yang tidak signifikan, maka perlu kembali ke tahap identifikasi orde (b, r, s).
e. Mengidentifikasi orde model ARMA(p_n, q_n) untuk deret *noise* berdasarkan plot ACF dan PACF dari residual model fungsi transfer multi *input* awal sesuai Tabel 2.2.
g. Melakukan pendugaan parameter model fungsi transfer multi *input* akhir (mencakup fungsi transfer dan model ARMA deret *noise*) dan pengujian signifikansi parameter dengan statistik uji sesuai persamaan (2.14), (2.15), (2.32), dan (2.33). Jika terdapat parameter yang tidak signifikan, maka perlu kembali ke tahap identifikasi orde (b, r, s).
h. Melakukan pemeriksaan diagnostik model fungsi transfer multi *input* akhir sesuai dengan subbab 2.5.8. Jika model tidak layak, maka perlu kembali ke tahap identifikasi orde (b, r, s).
f. Memilih model fungsi transfer multi *input* terbaik sesuai subbab 2.4.6 jika terdapat beberapa model yang layak.

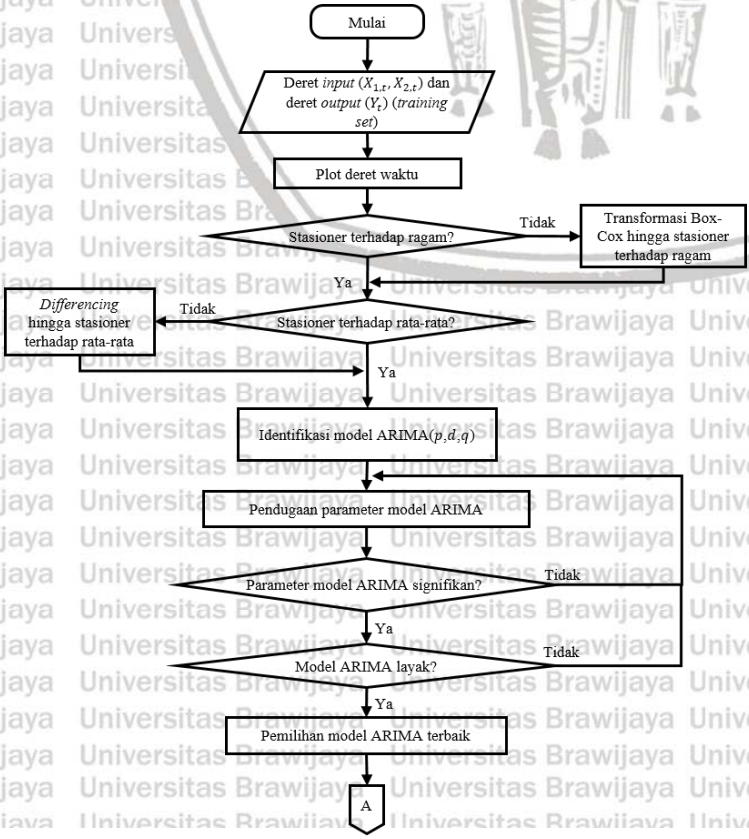
5. Melakukan peramalan deret *output* Y_t menggunakan model fungsi transfer multi *input* yang terbaik.
6. Menghitung nilai MAPE sesuai persamaan (2.36) untuk menentukan tingkat akurasi hasil peramalan.
7. Menginterpretasi model dan hasil peramalan.

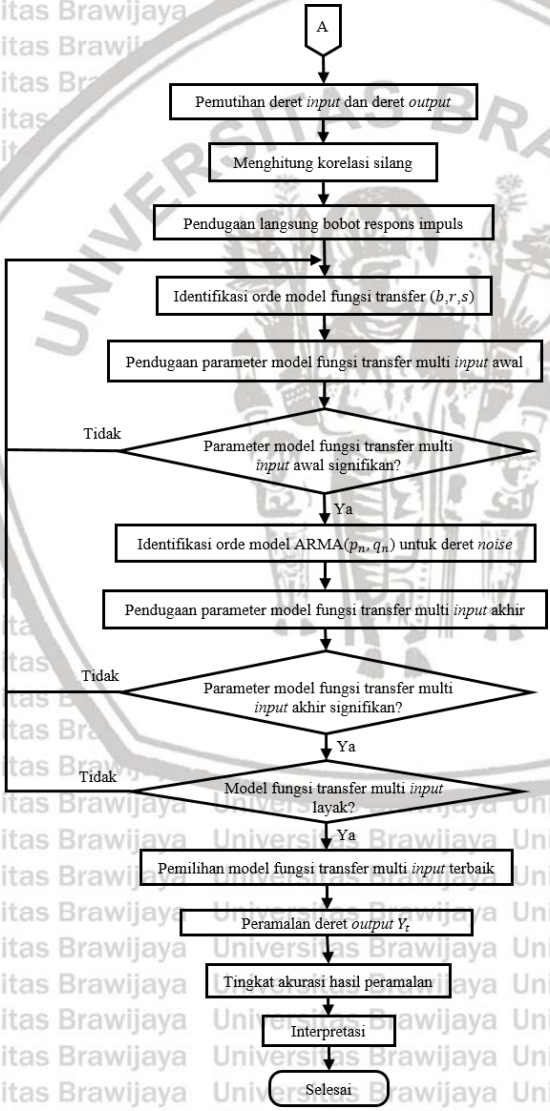
Analisis data dalam penelitian ini dilakukan dengan bantuan *software* Microsoft Excel, Minitab 18, Gretl 2019c, R Studio 3.5.3,

dan SAS 9.4. Tahap eksplorasi data dilakukan dengan bantuan *software* Microsoft Excel. Transformasi Box-Cox dilakukan dengan bantuan Minitab 18. Tahap *differencing* dilakukan dengan bantuan R Studio 3.5.3. Tahap pembentukan model ARIMA untuk deret *input* dilakukan dengan bantuan Gretl 2019c, R Studio 3.5.3, dan SAS 9.4. Tahap pembentukan model fungsi transfer multi *input* dan peramalan *training set* deret *output* dilakukan dengan bantuan SAS 9.4, sedangkan tahap peramalan *testing set* deret *output*, peramalan deret *output* tahun 2020-2029, dan penghitungan nilai MAPE dilakukan dengan bantuan Microsoft Excel.

3.4 Diagram Alir

Tahapan analisis data dinyatakan dalam diagram alir yang tertera pada Gambar 3.1.





Gambar 3.1. Tahapan Pemodelan dan Peramalan Menggunakan Model Fungsi Transfer Multi *Input*

BAB IV
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Eksplorasi Data Deret Waktu

Produktivitas, produksi, dan luas panen kedelai di Indonesia tahun 1961-2019 dapat dieksplorasi menggunakan statistik deskriptif dan plot deret waktu. Statistik deskriptif data deret waktu ini tertera pada Tabel 4.1. Produktivitas, produksi, dan luas panen kedelai juga digambarkan menggunakan plot deret waktu pada Gambar 4.1.

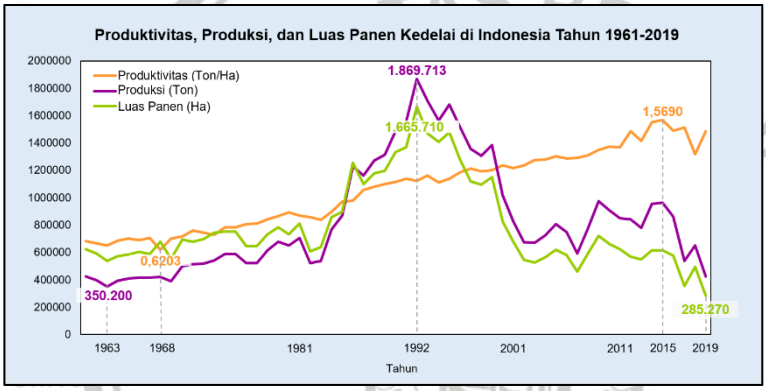
Tabel 4.1. Statistik Deskriptif Produktivitas, Produksi, dan Luas Panen Kedelai di Indonesia Tahun 1961-2019

Data Deret Waktu	Rata-rata	Nilai Maksimum	Nilai Minimum
Produktivitas (ton/ha)	1,0577	1,5690	0,6203
Produksi (ton)	834.720,0847	1.869.713	350.200
Luas Panen (ha)	789.289,7288	1.665.710	285.270

Selama tahun 1961-2019, sebagian besar produktivitas kedelai di Indonesia setiap tahunnya adalah 1,0577 ton/ha. Hal ini berarti bahwa satu hektar luas lahan pertanian tanaman kedelai di Indonesia sebagian besar mampu menghasilkan 1,0577 ton kedelai setiap tahun. Produktivitas kedelai tertinggi di Indonesia terjadi pada tahun 2015, yaitu sebesar 1,5690 ton/ha, sedangkan produktivitas kedelai terendah di Indonesia terjadi pada tahun 1968, yaitu sebesar 0,6203 ton/ha. Hal ini berarti bahwa satu hektar luas lahan pertanian tanaman kedelai di Indonesia pada tahun 2015 sebagian besar mampu menghasilkan 1,5690 ton kedelai, sedangkan pada tahun 1968 sebagian besar mampu menghasilkan 0,6203 ton kedelai.

Sebagian besar produksi kedelai di Indonesia selama tahun 1961-2019 adalah 834.720,0847 ton setiap tahun dengan sebagian besar luas panen kedelai di Indonesia setiap tahunnya seluas 789.289,7288 ha. Produksi kedelai tertinggi di Indonesia terjadi pada tahun 1992, yaitu sebanyak 1.869.713 ton, sedangkan produksi kedelai terendah di Indonesia terjadi pada tahun 1963, yaitu sebanyak 350.200 ton. Luas panen kedelai terbesar di Indonesia juga terjadi pada tahun 1992, yaitu seluas 1.665.710 ha, sedangkan luas panen

kedelai terkecil di Indonesia terjadi pada tahun 2019, yaitu seluas 285.270 ha.



Gambar 4.1. Plot Deret Waktu Produktivitas, Produksi, dan Luas Panen Kedelai di Indonesia Tahun 1961-2019

Plot deret waktu pada Gambar 4.1 menunjukkan bahwa produktivitas kedelai di Indonesia menunjukkan tren naik hingga mencapai produktivitas terbesar pada tahun 2015. Produksi dan luas panen kedelai di Indonesia menunjukkan tren naik hingga mencapai jumlah terbesar pada tahun 1992. Setelah tahun 1992, produksi dan luas panen kedelai di Indonesia menunjukkan tren menurun pada tahun-tahun berikutnya.

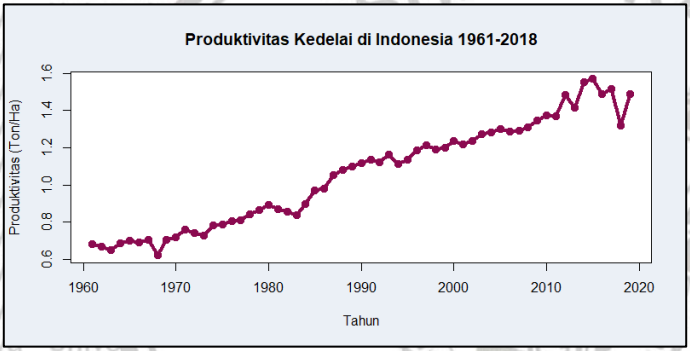
4.2 Stasioneritas Data Deret Waktu

Pemeriksaan stasioneritas data deret waktu dilakukan terhadap *training set* deret *output* produktivitas kedelai (Y_t), *training set* deret *input* produksi kedelai ($X_{1,t}$), dan *training set* deret *input* luas panen kedelai ($X_{2,t}$) yang mencakup tahun 1961-2018. Oleh karena itu, pada penelitian ini, tahap pemeriksaan stasioneritas dilakukan sebanyak tiga kali. Sebelum dilakukan pemeriksaan stasioneritas, disusun terlebih dahulu plot deret waktu untuk mengetahui karaketristik data.

4.2.1 Stasioneritas deret *output* produktivitas kedelai

Plot deret waktu pada Gambar 4.2 menunjukkan bahwa deret *output* produktivitas kedelai, Y_t, menunjukkan tren naik. Hal ini menjadi indikasi bahwa deret Y_t belum stasioner. Stasioneritas

terhadap ragam diperiksa menggunakan plot Box-Cox. Berdasarkan plot Box-Cox yang tertera pada Lampiran 2, diperoleh *rounded value* λ yang tertera pada Tabel 4.2.



Gambar 4.2. Plot Deret Waktu Produktivitas Kedelai di Indonesia Tahun 1961-2018

Tabel 4.2. *Rounded Value* λ Deret Y_t

Data Deret Waktu	***rounded value* λ**	**Keputusan**
Y_t	0,50	Perlu dilakukan transformasi Box-Cox
$\sqrt{Y_t}$	0,50	Perlu dilakukan transformasi Box-Cox
$Y_t^* = \sqrt{\sqrt{Y_t}}$	1,00	Tidak perlu dilakukan transformasi Box-Cox

Berdasarkan *rounded value* λ yang tertera pada Tabel 4.2, diketahui bahwa *rounded value* λ untuk deret Y_t tidak bernilai 1, sehingga perlu dilakukan transformasi Box-Cox yang berarti bahwa deret Y_t belum stasioner terhadap ragam. Setelah dilakukan transformasi Box-Cox yang kedua dan diperoleh deret Y_t^*, *rounded value* λ bernilai 1 sehingga tidak perlu dilakukan transformasi Box-Cox lagi. Hal ini berarti bahwa deret Y_t stasioner terhadap ragam setelah dilakukan transformasi Box-Cox yang kedua dan diperoleh deret Y_t^*. Stasioneritas deret Y_t^* terhadap rata-rata ditentukan dengan melakukan uji ADF dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : a = 0$ vs $H_1 : a < 0$

Deret Y_t^* stasioner terhadap rata-rata ketika uji ADF memberikan hasil tolak H_0. Uji ADF memberikan hasil tolak H_0 ketika $p - value \leq 0{,}05$. Berdasarkan plot deret waktu yang tertera pada Lampiran 3, deret Y_t^* sebelum dilakukan *differencing* berfluktuasi menyerupai model *random walk* dengan *drift* tanpa tren, sehingga digunakan uji ADF tipe 2. Hasil uji ADF tipe 2 pada Tabel 4.3 menunjukkan bahwa sebelum dilakukan *differencing*, $p - value > 0{,}05$, sehingga hasil uji ADF terima H_0 yang berarti bahwa deret Y_t^* tidak stasioner terhadap rata-rata dan perlu dilakukan *differencing*.

Tabel 4.3. Hasil Uji ADF Deret Y_t^*

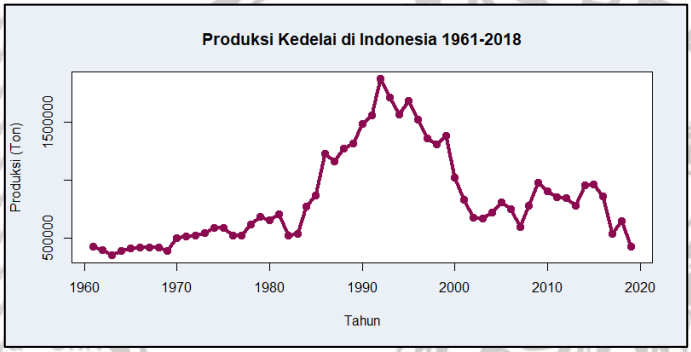
		***lag* ke-**				**Keputusan**
		0	1	2	3	
Sebelum *differencing*	τ	-1,07	-1,04	-1,34	-1,20	Tidak stasioner terhadap rata-rata
	$p - value$	0,67	0,68	0,56	0,62	
Setelah *differencing*	τ	-8,17	-4,04	-2,86	-3,11	Stasioner terhadap rata-rata
	$p - value$	0,01	0,01	0,01	0,01	

Plot deret waktu pada Lampiran 3 menunjukkan bahwa deret Y_t^* setelah dilakukan *differencing* berfluktuasi menyerupai model *random walk* tanpa *drift* dan tren, sehingga digunakan uji ADF tipe 1. Setelah dilakukan *differencing*, hasil uji ADF tipe 1 pada Tabel 4.3 menunjukkan bahwa $p - value < 0{,}05$, sehingga hasil uji ADF tolak H_0 yang berarti bahwa hasil *differencing* deret Y_t^* stasioner terhadap rata-rata. Dengan demikian, deret Y_t^* stasioner terhadap rata-rata setelah dilakukan *differencing* yang pertama dan diperoleh deret y_t.

4.2.2 Stasioneritas deret *input* produksi kedelai

Plot deret waktu pada Gambar 4.3 menunjukkan bahwa deret *input* produksi kedelai, $X_{1,t}$, menunjukkan tren naik hingga tahun 1992 dan berikutnya menunjukkan tren menurun. Hal ini menjadi indikasi bahwa $X_{1,t}$ belum stasioner. Stasioneritas terhadap ragam diperiksa menggunakan plot Box-Cox. Berdasarkan plot Box-Cox

yang tertera pada Lampiran 2, diperoleh *rounded value* λ yang tertera pada Tabel 4.4.



Gambar 4.3. Plot Deret Waktu Produksi Kedelai di Indonesia Tahun 1961-2018

Tabel 4.4. Nilai *Rounded Value* λ Deret $X_{1,t}$

Data Deret Waktu	***rounded value* λ**	**Keputusan**
$X_{1,t}$	0,00	Perlu dilakukan transformasi Box-Cox
$\ln X_{1,t}$	-1,98	Perlu dilakukan transformasi Box-Cox
$X_{1,t}^{*} = \left(\ln X_{1,t}\right)^{-1,98}$	1,00	Tidak perlu dilakukan transformasi Box-Cox

Berdasarkan *rounded value* λ yang tertera pada Tabel 4.4, diketahui bahwa *rounded value* λ untuk deret $X_{1,t}$ tidak bernilai 1, sehingga perlu dilakukan transformasi Box-Cox yang berarti bahwa deret $X_{1,t}$ belum stasioner terhadap ragam. Setelah dilakukan transformasi Box-Cox yang kedua dan diperoleh deret $X_{1,t}^{*}$, *rounded value* λ bernilai 1 sehingga tidak perlu dilakukan transformasi Box-Cox lagi. Hal ini berarti bahwa deret $X_{1,t}$ stasioner terhadap ragam setelah dilakukan transformasi Box-Cox yang kedua dan diperoleh deret $X_{1,t}^{*}$. Stasioneritas deret $X_{1,t}^{*}$ terhadap rata-rata diuji dengan melakukan uji ADF dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 : a = 0 \quad \text{vs} \quad H_1 : a < 0$$

Deret $X_{1,t}^{*}$ stasioner terhadap rata-rata ketika uji ADF memberikan hasil tolak H_0. Uji ADF memberikan hasil tolak H_0 ketika $p - value \leq 0{,}05$. Berdasarkan plot deret waktu yang tertera pada Lampiran 3, deret $X_{1,t}^{*}$ sebelum dilakukan *differencing* berfluktuasi menyerupai model *random walk* dengan *drift* tanpa tren, sehingga digunakan uji ADF tipe 2. Hasil uji ADF tipe 2 pada Tabel 4.5 menunjukkan bahwa sebelum dilakukan *differencing*, $p - value > 0{,}05$, sehingga hasil uji ADF terima H_0 yang berarti bahwa deret $X_{1,t}^{*}$ tidak stasioner terhadap rata-rata dan perlu dilakukan *differencing*.

Tabel 4.5. Hasil Uji ADF Deret $X_{1,t}^{*}$

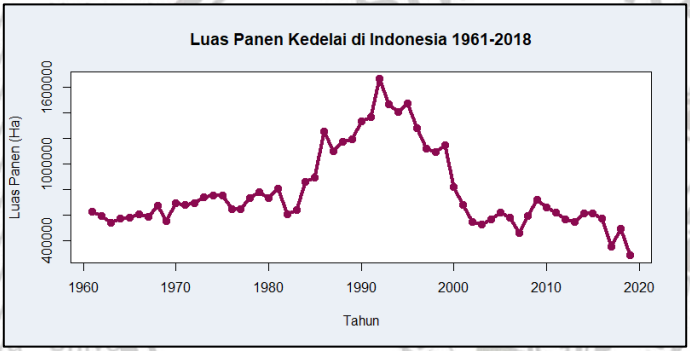
		***lag* ke-**				**Keputusan**
		0	1	2	3	
Sebelum *differencing*	τ	-1,63	-1,83	-1,96	-1,73	Tidak stasioner terhadap rata-rata
	$p - value$	0,47	0,39	0,34	0,43	
Setelah *differencing*	τ	-6,89	-5,63	-4,68	-3,48	Stasioner terhadap rata-rata
	$p - value$	0,01	0,01	0,01	0,01	

Plot deret waktu pada Lampiran 3 menunjukkan bahwa deret $X_{1,t}^{*}$ setelah dilakukan *differencing* berfluktuasi menyerupai model *random walk* tanpa *drfit* dan tren, sehingga digunakan uji ADF tipe 1. Setelah dilakukan *differencing*, hasil uji ADF tipe 1 pada Tabel 4.5 menunjukkan bahwa $p - value < 0{,}05$, sehingga hasil uji ADF tolak H_0 yang berarti bahwa hasil *differencing* deret $X_{1,t}^{*}$ stasioner terhadap rata-rata. Dengan demikian, deret $X_{1,t}^{*}$ stasioner terhadap rata-rata setelah dilakukan *differencing* yang pertama dan diperoleh deret $x_{1,t}$.

4.2.3 Stasioneritas deret *input* luas panen kedelai

Plot deret waktu pada Gambar 4.4 menunjukkan bahwa deret *input* luas panen kedelai, $X_{2,t}$, menunjukkan tren naik hingga tahun 1992 dan berikutnya menunjukkan tren menurun. Hal ini menjadi indikasi bahwa $X_{1,t}$ belum stasioner. Stasioneritas terhadap ragam

diperiksa menggunakan plot Box-Cox. Berdasarkan plot Box-Cox yang tertera pada Lampiran 2, diperoleh *rounded value* λ yang tertera pada Tabel 4.6.



Gambar 4.4. Plot Deret Waktu Luas Panen Kedelai di Indonesia Tahun 1961-2018

Tabel 4.6. Nilai *Rounded Value* λ Deret $X_{2,t}$

Data Deret Waktu	***rounded value* λ**	**Keputusan**
$X_{2,t}$	0,50	Perlu dilakukan transformasi Box-Cox
$\sqrt{X_{2,t}}$	0,50	Perlu dilakukan transformasi Box-Cox
$X_{2,t}^{*} = \sqrt{\sqrt{X_{2,t}}}$	1,00	Tidak perlu dilakukan transformasi Box-Cox

Berdasarkan *rounded value* λ yang tertera pada Tabel 4.6, diketahui bahwa *rounded value* λ untuk deret $X_{2,t}$ tidak bernilai 1, sehingga perlu dilakukan transformasi Box-Cox yang berarti bahwa deret $X_{2,t}$ belum stasioner terhadap ragam. Setelah dilakukan transformasi Box-Cox yang kedua dan diperoleh deret $X_{2,t}^{*}$, *rounded value* λ bernilai 1 sehingga tidak perlu dilakukan transformasi Box-Cox lagi. Hal ini berarti bahwa $X_{2,t}$ stasioner terhadap ragam setelah dilakukan transformasi Box-Cox yang kedua dan dihasilkan deret $X_{2,t}^{*}$. Stasioneritas deret $X_{2,t}^{*}$ terhadap rata-rata diuji dengan melakukan uji ADF dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 : a = 0 \qquad \text{vs} \qquad H_1 : a < 0$$

Deret $X_{2,t}^*$ stasioner terhadap rata-rata ketika uji ADF memberikan hasil tolak H_0. Uji ADF memberikan hasil tolak H_0 ketika $p - value \leq 0{,}05$. Berdasarkan plot deret waktu yang tertera pada Lampiran 3, deret $X_{2,t}^*$ sebelum dilakukan *differencing* berfluktuasi menyerupai model *random walk* dengan *drift* tanpa tren, sehingga digunakan uji ADF tipe 2. Hasil uji ADF tipe 2 pada Tabel 4.7 menunjukkan bahwa sebelum dilakukan *differencing*, $p - value > 0{,}05$, sehingga hasil uji ADF terima H_0 yang berarti bahwa deret $X_{2,t}^*$ tidak stasioner terhadap rata-rata dan perlu dilakukan *differencing*.

Tabel 4.7. Hasil Uji ADF Deret $X_{2,t}^*$

		***lag* ke-**				**Keputusan**
		0	1	2	3	
Sebelum *differencing*	τ	-1,47	-1,29	-1,40	-1,30	Tidak stasioner terhadap rata-rata
	$p - value$	0,53	0,59	0,55	0,59	
Setelah *differencing*	τ	-8,03	-5,22	-4,33	-3,48	Stasioner terhadap rata-rata
	$p - value$	0,01	0,01	0,01	0,01	

Plot deret waktu pada Lampiran 3 menunjukkan bahwa deret $X_{2,t}^*$ setelah dilakukan *differencing* berfluktuasi menyerupai model *random walk* tanpa *drift* dan tren, sehingga digunakan uji ADF tipe 1. Setelah dilakukan *differencing*, hasil uji ADF tipe 1 pada Tabel 4.7 menunjukkan bahwa $p - value < 0{,}05$, sehingga hasil uji ADF tolak H_0 yang berarti bahwa hasil *differencing* deret $X_{2,t}^*$ stasioner terhadap rata-rata. Dengan demikian, deret $X_{2,t}^*$ stasioner terhadap rata-rata setelah dilakukan *differencing* yang pertama, sehingga diperoleh deret $x_{2,t}$.

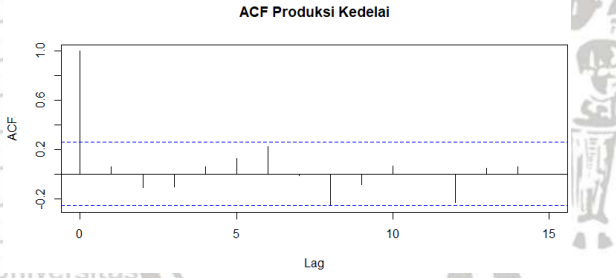
4.3 Model ARIMA Deret *Input*

Identifikasi model ARIMA dilakukan terhadap deret *input* yang sudah stasioner terhadap ragam dan rata-rata, yaitu deret *input* produksi kedelai, $x_{1,t}$, dan deret *input* luas panen kedelai, $x_{2,t}$. Karena penelitian ini menggunakan dua deret *input*, tahap pembentukan

model ARIMA dilakukan sebanyak dua kali. Model ARIMA deret *input* digunakan untuk melakukan pemutihan.

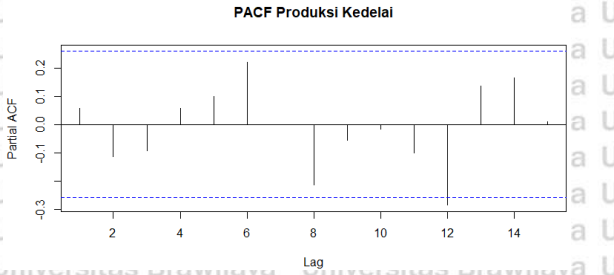
4.3.1 Model ARIMA deret *input* produksi kedelai

Plot ACF untuk deret *input* produksi kedelai $x_{1,t}$ pada Gambar 4.5 menunjukkan bahwa seluruh nilai autokorelasi berada di dalam selang kepercayaan, namun, pada *lag* ke-8, nilai autokorelasi berada tepat di selang kepercayaan. Selain itu, pada *lag* ke-6 dan 12, nilai autokorelasi sangat mendekati selang kepercayaan. Oleh karena itu, orde q yang memungkinkan adalah *restricted* pada 6, 8, dan 12.



Gambar 4.5. Plot ACF Deret $x_{1,t}$

Plot PACF untuk deret $x_{1,t}$ pada Gambar 4.6 menunjukkan bahwa nilai autokorelasi parsial berada di luar selang kepercayaan pada *lag* ke-12. Selain itu, nilai autokorelasi parsial pada *lag* ke-6 dan 8 lebih tinggi dibandingkan nilai autokorelasi parsial lainnya (selain nilai autokorelasi parsial pada *lag* ke-12) dan mendekati selang kepercayaan. Oleh karena itu, orde p yang memungkinkan adalah *restricted* pada 6, 8, dan 12.



Gambar 4.6. Plot PACF Deret $x_{1,t}$

Berdasarkan orde p dan q yang telah diidentifikasi, dapat dibentuk 102 model tentatif ARIMA(p,d,q) deret $X_{1,t}^{*}$. Pada bab ini, akan dibahas beberapa model tentatif dari 102 model tentatif tersebut agar pembahasan lebih mudah dipahami. Daftar keseluruhan model tentatif ARIMA deret $X_{1,t}^{*}$ tertera pada Lampiran 27.

Uji signifikansi parameter ϕ untuk model tentatif ARIMA deret $X_{1,t}^{*}$ dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \phi_g = 0$ vs $H_1 : \phi_g \neq 0$ dengan $g = 1,2,\dots,p$

Uji signifikansi parameter θ untuk model tentatif ARIMA deret $X_{1,t}^{*}$ dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \theta_h = 0$ vs $H_1 : \theta_h \neq 0$ dengan $h = 1,2,\dots,q$

Parameter model tentatif ARIMA untuk $X_{1,t}^{*}$ signifikan ketika hasil uji signifikansi parameter tolak H_0. Hasil pengujian signifikansi parameter tolak H_0 ketika $p - value \leq 0{,}05$.

Tabel 4.8. Penduga Parameter dan Hasil Uji Signifikansi Parameter Model Tentatif ARIMA Deret $X_{1,t}^{*}$

Model ARIMA	Para-meter	Penduga	t	$p - value$	Keputusan
([6,8,12],1, [6,8,12]) dengan *drift*	ϕ_6	0,0108	0,04	0,97	Tidak signifikan
	ϕ_8	-0,2890	-1,04	0,31	Tidak signifikan
	ϕ_{12}	-0,7243	-4,23	0,00	Signifikan
	θ_6	-0,2898	0,90	0,37	Tidak signifikan
	θ_8	0,0031	-0,01	0,99	Tidak signifikan
	θ_{12}	-0,6663	3,01	0,00	Signifikan
	drift	0,0000	-0,03	0,98	Tidak signifikan
([8,12],1, [6,12])	ϕ_8	-0,2903	-3,00	0,00	Signifikan
	ϕ_{12}	-0,7228	-5,62	0,00	Signifikan
	θ_6	-0,3046	2,40	0,02	Signifikan
	θ_{12}	-0,6672	3,31	0,00	Signifikan

Tabel 4.8. (Lanjutan)

Model ARIMA	Para-meter	Penduga	t	$p-value$	Keputusan
([12],1,[12])	ϕ_{12}	-0,9822	-9,99	0,00	Signifikan
	θ_{12}	-0,8820	2,65	0,01	Signifikan
([6,8,12],1,0)	ϕ_6	0,3227	2,46	0,02	Signifikan
	ϕ_8	-0,2528	-2,10	0,04	Signifikan
	ϕ_{12}	-0,3660	-2,82	0,01	Signifikan
(0,1,[6,8,12])	θ_6	-0,3706	2,56	0,01	Signifikan
	θ_8	0,2728	-1,61	0,11	Tidak signifikan
	θ_{12}	0,1726	-1,03	0,31	Tidak signifikan
(0,1,[6,8])	θ_6	-0,4114	2,81	0,01	Signifikan
	θ_8	0,3232	-2,03	0,05	Signifikan
(0,1,[6])	θ_6	-0,5550	3,51	0,00	Signifikan
(0,1,0)	-	-	-	-	-

Hasil uji signifikansi seluruh parameter model ARIMA([8,12],1,[6,12]), ARIMA([12],1,[12]), ARIMA([6,8,12],1,0), ARIMA(0,1,[6,8]), dan ARIMA(0,1,[6]) pada Tabel 4.8 menunjukkan bahwa $p-value < 0{,}05$, sehingga hasil uji signifikansi parameter tolak H_0. Hal ini berarti bahwa seluruh parameter model tentatif ARIMA ini signifikan. Pendugaan parameter tidak dilakukan untuk model ARIMA(0,1,0) karena model ini tidak memiliki parameter. Meskipun tidak dilakukan pendugaan parameter, pemeriksaan diagnostik tetap perlu dilakukan untuk model ARIMA(0,1,0).

Pemeriksaan diagnostik model ARIMA dalam penelitian ini meliputi uji normalitas residual dan uji autokorelasi residual. Uji normalitas residual dilakukan terhadap model ARIMA([8,12],1,[6,12]), ARIMA([12],1,[12]), ARIMA([6,8,12],1,0), ARIMA(0,1,[6,8]), ARIMA(0,1,[6]) dan ARIMA(0,1,0). Uji normalitas residual dilakukan menggunakan uji Anderson-Darling sesuai hipotesis sebagai berikut:

H_0 : residual berdistribusi normal
H_1 : residual tidak berdistribusi normal.

Residual model tentatif ARIMA deret $X_{1,t}^*$ berdistribusi normal ketika uji Anderson-Darling tidak memberikan hasil tolak H_0. Uji Anderson-Darling tolak H_0 ketika $p - value \leq 0{,}05$.

Tabel 4.9. Hasil Uji Normalitas Residual Model Tentatif ARIMA Deret $X_{1,t}^*$

Model ARIMA	A^2	A^{2*}	$p - value$	**Keputusan**
([8,12],1,[6,12])	0,46	0,47	0,25	Berdistribusi normal
([12],1,[12])	0,60	0,61	0,11	Berdistribusi normal
([6,8,12],1,0)	0,52	0,53	0,18	Berdistribusi normal
(0,1,[6,8])	0,87	0,88	0,02	Tidak berdistribusi normal
(0,1,[6])	0,79	0,80	0,04	Tidak berdistribusi normal
(0,1,0)	0,50	0,50	0,21	Berdistribusi normal

Hasil uji normalitas pada Tabel 4.9 menunjukkan bahwa model ARIMA(0,1,[6,8]) dan ARIMA(0,1,[6]) memiliki $p - value < 0{,}05$, sehingga hasil uji normalitas residual tolak H_0. Hal ini berarti bahwa meskipun seluruh parameter model ARIMA(0,1,[6,8]) dan ARIMA(0,1,[6]) signifikan, model ini bukan model ARIMA yang layak untuk deret $X_{1,t}^*$ karena memiliki residual yang tidak berdistribusi normal. Sebaliknya, model ARIMA([8,12],1,[6,12]) ARIMA([12],1,[12]), ARIMA([6,8,12],1,0), dan ARIMA(0,1,0) memiliki $p - value > 0{,}05$, sehingga hasil uji normalitas residual terima H_0. Hal ini berarti bahwa residual model ARIMA([8,12],1, [6,12]), ARIMA([12],1,[12]), ARIMA([6,8,12],1,0), dan ARIMA (0,1,0) mengikuti distribusi normal.

Pemeriksaan diagnostik berikutnya adalah uji autokorelasi residual. Uji autokorelasi residual dilakukan terhadap model ARIMA([8,12],1,[6,12]) ARIMA([12],1,[12]), ARIMA([6,8,12],1,0), dan ARIMA(0,1,0). Uji autokorelasi residual dilakukan menggunakan uji Ljung-Box dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : $\rho_{\hat{a}}(1) = \rho_{\hat{a}}(2) = \cdots = \rho_{\hat{a}}(K) = 0$
H_1 : paling tidak terdapat satu $\rho_{\hat{a}}(k) \neq 0$

Residual setiap model tentatif ARIMA deret $X_{1,t}^*$ dinyatakan saling bebas (tidak terdapat korelasi antar residual) ketika uji Ljung-Box tidak memberikan hasil tolak H_0. Uji Ljung-Box tolak H_0 ketika $p - value \leq 0{,}05$.

Tabel 4.10. Hasil Uji Ljung-Box Residual Model Tentatif ARIMA Deret $X_{1,t}^*$

Model ARIMA		**sampai *lag* ke-**				**Keputu-san**
		6	**12**	**18**	**24**	
([8,12],1,[6,12])	Q	2,76	3,99	5,87	9,48	Tidak terdapat korelasi
	$p - value$	0,25	0,86	0,97	0,98	
([12],1,[12])	Q	8,30	11,54	12,80	18,58	Tidak terdapat korelasi
	$p - value$	0,08	0,32	0,69	0,67	
([6,8,12],1,0)	Q	3,02	4,76	6,53	10,59	Tidak terdapat korelasi
	$p - value$	0,39	0,85	0,97	0,97	
(0,1,0)	Q	6,24	15,36	16,23	23,70	Tidak terdapat korelasi
	$p - value$	0,40	0,22	0,58	0,48	

Hasil uji Ljung-Box pada Tabel 4.10 menunjukkan bahwa $p - value > 0{,}05$, sehingga hasil uji autokorelasi residual terima H_0. Hal ini berarti bahwa tidak terdapat korelasi antar residual untuk masing-masing model ARIMA ([8,12],1,[6,12]), ARIMA([12],1,[12]), ARIMA([6,8,12],1,0), dan ARIMA(0,1,0). Dengan demikian, model tentatif ARIMA deret $X_{1,t}^*$ ini merupakan model yang layak digunakan untuk memodelkan produksi kedelai di Indonesia, $X_{1,t}^*$. Karena terdapat lebih dari satu model ARIMA yang layak, maka perlu dipilih satu model terbaik.

Tabel 4.11. Nilai AIC Model Tentatif ARIMA Deret $X_{1,t}^{*}$

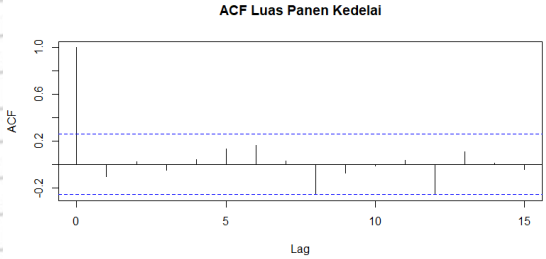
Model ARIMA	AIC
([8,12],1,[6,12])	-869,6045
([12],1,[12])	-860,1322
([6,8,12],1,0)	-866,4347
(0,1,0)	-857,8387

Nilai AIC untuk model tentatif ARIMA deret $X_{1,t}^{*}$ pada Tabel 4.11 menunjukkan bahwa model ARIMA([8,12],1,[6,12]) memiliki nilai AIC terkecil. Dengan demikian, model ARIMA([8,12],1,[6,12]) merupakan model ARIMA terbaik untuk memodelkan produksi kedelai $X_{1,t}^{*}$. Model ARIMA([8,12],1,[6,12]) dapat dinyatakan dalam persamaan (4.1).

$$
\begin{aligned}
&(1-\phi_8 B^8-\phi_{12}B^{12})(1-B)^1 X_{1,t}^{*} \\
&\qquad = \quad (1-\theta_6 B^6-\theta_{12}B^{12})a_t \\
(1-B)X_{1,t}^{*} \quad &= \quad \frac{(1-\theta_6 B^6-\theta_{12}B^{12})}{(1-\phi_8 B^8-\phi_{12}B^{12})}a_t \\
x_{1,t} \quad &= \quad \frac{(1-\theta_6 B^6-\theta_{12}B^{12})}{(1-\phi_8 B^8-\phi_{12}B^{12})}a_t \\
x_{1,t} \quad &= \quad \phi_8 x_{1,t-8}+\phi_{12}x_{1,t-12}+a_t-\theta_6 a_{t-6} \\
&\qquad -\theta_{12}a_{t,12} \\
x_{1,t} \quad &= \quad -0{,}2903x_{1,t-8}-0{,}7228x_{1,t-12}+a_t \\
&\qquad +0{,}3046a_{t-6}+0{,}6672a_{t-12}
\end{aligned}
\tag{4.1}
$$

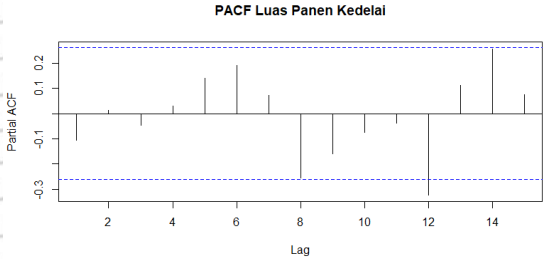
4.3.2 Model ARIMA deret *input* luas panen kedelai

Plot ACF untuk deret *input* luas panen kedelai $x_{2,t}$ pada Gambar 4.7 menunjukkan bahwa seluruh nilai autokorelasi berada di dalam selang kepercayaan. Namun, pada *lag* ke-8 dan 12, nilai autokorelasi berada tepat di selang kepercayaan. Oleh karena itu, orde q yang memungkinkan adalah *restricted* pada 8 dan 12.



Gambar 4.7. Plot ACF Deret $x_{2,t}$

Plot PACF untuk deret $x_{2,t}$ pada Gambar 4.8 menunjukkan bahwa nilai autokorelasi parsial berada di luar selang kepercayaan pada *lag* ke-12. Terdapat pula nilai autokorelasi yang berada tepat di selang kepercayaan, yaitu pada *lag* ke-8 dan 14. Oleh karena itu, orde p yang memungkinkan adalah *restricted* pada 8, 12, dan 14.



Gambar 4.8. Plot PACF Deret $x_{2,t}$

Berdasarkan orde p dan q yang telah diidentifikasi, dapat dibentuk 56 model tentatif ARIMA(p,d,q) deret $X_{2,t}^{*}$. Pada bab ini, akan dibahas beberapa model tentatif dari 56 model tentatif tersebut agar pembahasan lebih mudah dipahami. Daftar keseluruhan model tentatif ARIMA deret $X_{2,t}^{*}$ tertera pada Lampiran 28. Uji signifikansi parameter ϕ untuk model tentatif ARIMA deret $X_{2,t}^{*}$ dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \phi_g = 0$ vs $H_1 : \phi_g \neq 0$ dengan $g = 1,2,\dots,p$

Uji signifikansi parameter θ untuk model tentatif ARIMA deret $X_{2,t}^{*}$ dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \theta_h = 0$ vs $H_1 : \theta_h \neq 0$ dengan $h = 1,2,\dots,q$

Tabel 4.12. Penduga Parameter dan Hasil Uji Signifikansi Parameter Model Tentatif ARIMA Deret $X_{2,t}^{*}$

Model ARIMA	Para-meter	Penduga	t	$p-value$	Keputusan
([8,12,14],1, [8,12]) dengan *drift*	ϕ_8	-0,1357	-0,65	0,52	Tidak signifikan
	ϕ_{12}	-0,7490	-3,08	0,00	Signifikan
	ϕ_{14}	0,0511	0,49	0,63	Tidak signifikan
	θ_8	0,0991	-0,40	0,69	Tidak signifikan
	θ_{12}	-0,5300	1,58	0,12	Tidak signifikan
	drift	-0,0361	-0,35	0,73	Tidak signifikan
([8,12],1,[12])	ϕ_8	-0,1864	-1,47	0,15	Tidak signifikan
	ϕ_{12}	-0,7935	-3,56	0,00	Signifikan
	θ_{12}	-0,6105	1,78	0,08	Tidak signifikan
([12],1, [12])	ϕ_{12}	-0,9919	-45,46	0,00	Signifikan
	θ_{12}	-0,9160	7,96	0,00	Signifikan
([8,12,14],1,0)	ϕ_8	-0,2923	-2,34	0,02	Signifikan
	ϕ_{12}	-0,3215	-2,51	0,02	Signifikan
	ϕ_{14}	0,0821	0,64	0,53	Tidak signifikan
([8,12], 1,0)	ϕ_8	-0,2832	-2,26	0,03	Signifikan
	ϕ_{12}	-0,3153	-2,43	0,02	Signifikan
(0,1,[8,12])	θ_8	0,2744	-1,91	0,06	Tidak signifikan
	θ_{12}	0,2167	-1,58	0,12	Tidak signifikan
(0,1,[8])	θ_8	0,3021	-2,37	0,02	Signifikan
(0,1,[12])	θ_{12}	0,2714	-2,07	0,04	Signifikan
(0,1,0)	-	-	-	-	-

Parameter model tentatif ARIMA untuk $X_{2,t}^{*}$ signifikan ketika uji signifikansi parameter memberikan hasil tolak H_0. Hasil pengujian signifikansi parameter tolak H_0 ketika $p - value \leq 0{,}05$. Hasil uji signifikansi seluruh parameter model ARIMA ([12],1,[12]), ARIMA([8,12],1,0), ARIMA(0,1,[8]), dan ARIMA (0,1,[12]) pada Tabel 4.12 menunjukkan bahwa $p - value < 0{,}05$, sehingga hasil uji signifikansi parameter tolak H_0 . Hal ini berarti bahwa seluruh parameter model tentatif ARIMA ini signifikan.

Pendugaan parameter tidak dilakukan untuk model ARIMA(0,1,0) karena model ini tidak memiliki parameter. Meskipun tidak dilakukan pendugaan parameter, pemeriksaan diagnostik tetap perlu dilakukan untuk model ARIMA(0,1,0). Oleh karena itu, pemeriksaan diagnostik dilakukan terhadap model ARIMA([12], 1,[12]), ARIMA([8,12],1,0), ARIMA(0,1,[8]), ARIMA (0,1,[12]) , dan ARIMA(0,1,0). Pemeriksaan diagnostik model ARIMA dalam penelitian ini meliputi uji normalitas residual dan uji autokorelasi residual.

Uji normalitas residual dilakukan menggunakan uji Anderson-Darling sesuai hipotesis sebagai berikut:

H_0 : residual berdistribusi normal

H_1 : residual tidak berdistribusi normal.

Residual model ARIMA deret $X_{2,t}^{*}$ berdistribusi normal ketika uji Anderson-Darling tidak memberikan hasil tolak H_0. Uji Anderson-Darling tolak H_0 ketika $p - value \leq 0{,}05$.

Tabel 4.13. Hasil Uji Normalitas Residual Model Tentatif ARIMA Deret $X_{2,t}^{*}$

Model ARIMA	A^2	A^{2*}	$p - value$	**Keputusan**
([12],1,[12])	0,48	0,49	0,22	Berdistribusi normal
([8,12],1,0)	0,53	0,53	0,17	Berdistribusi normal
(0,1,[8])	0,52	0,53	0,18	Berdistribusi normal
(0,1,[12])	0,43	0,44	0,29	Berdistribusi normal
(0,1,0)	0,44	0,45	0,27	Berdistribusi normal

Hasil uji normalitas pada Tabel 4.13 menunjukkan bahwa $p - value > 0{,}05$, sehingga hasil uji normalitas residual terima H_0. Hal

ini berarti bahwa residual model ARIMA([12],1,[12]), ARIMA ([8,12],1,0), ARIMA(0,1,[8]), ARIMA(0,1,[12]) , dan ARIMA(0,1,0) mengikuti distribusi normal. Pemeriksaan diagnostik berikutnya adalah uji autokorelasi residual menggunakan uji Ljung-Box yang dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : $\rho_{\hat{a}}(1) = \rho_{\hat{a}}(2) = \cdots = \rho_{\hat{a}}(K) = 0$

H_1 : paling tidak terdapat satu $\rho_{\hat{a}}(k) \neq 0$

Residual setiap model tentatif ARIMA deret $X_{2,t}^*$ dinyatakan saling bebas (tidak terdapat korelasi antar residual) ketika uji Ljung-Box tidak memberikan hasil tolak H_0. Uji Ljung-Box tolak H_0 ketika ketika $p - value \leq 0{,}05$.

Tabel 4.14. Hasil Uji Ljung-Box Residual Model Tentatif ARIMA untuk $X_{2,t}^*$

Model ARIMA		**sampai *lag* ke-**				**Keputu-san**
		6	**12**	**18**	**24**	
([12],1,[12])	Q	8,30	11,54	12,80	18,58	Tidak terdapat korelasi
	$p - value$	0,08	0,32	0,69	0,67	
([8,12],1,0)	Q	8,81	10,82	14,84	21,46	Tidak terdapat korelasi
	$p - value$	0,07	0,37	0,54	0,49	
(0,1,[8])	Q	6,37	12,28	15,45	22,59	Tidak terdapat korelasi
	$p - value$	0,27	0,34	0,56	0,49	
(0,1,[12])	Q	5,90	11,51	13,95	20,87	Tidak terdapat korelasi
	$p - value$	0,32	0,40	0,67	0,59	
(0,1,0)	Q	3,71	13,73	15,05	21,69	Tidak terdapat korelasi
	$p - value$	0,72	0,32	0,66	0,60	

Hasil uji Ljung-Box pada Tabel 4.14 menunjukkan bahwa $p - value > 0{,}05$, sehingga hasil uji autokorelasi residual terima H_0. Hal ini berarti bahwa tidak terdapat korelasi antar residual untuk masing-masing model ARIMA([12],1,[12]), ARIMA([8,12],1,0), ARIMA

(0,1,[8]), ARIMA(0,1,[12]), dan ARIMA(0,1,0). Oleh karena itu, model tentatif ARIMA ini merupakan model yang layak digunakan untuk memodelkan luas panen kedelai, $X_{2,t}^{*}$. Karena terdapat lebih dari satu model ARIMA yang layak, maka perlu dipilih satu model terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil.

Tabel 4.15. Nilai AIC Model Tentatif ARIMA Deret $X_{2,t}^{*}$

Model ARIMA	AIC
([12],1,[12])	173,2270
([8,12],1,0)	170,9727
(0,1,[8])	174,0041
(0,1,[12])	174,7235
(0,1,0)	176,7898

Nilai AIC pada Tabel 4.15 menunjukkan bahwa model ARIMA([8,12],1,0) memiliki nilai AIC terkecil. Dengan demikian, model ARIMA([8,12],1,0) merupakan model ARIMA terbaik untuk memodelkan luas panen kedelai, $X_{2,t}^{*}$. Model ARIMA([8,12],1,0) dapat dinyatakan dalam persamaan (4.2).

$$(1-\phi_8 B^8-\phi_{12}B^{12})(1-B)^1 X_{2,t}^{*}=a_t$$

$$(1-B)X_{2,t}^{*} = \frac{1}{(1-\phi_8 B^8-\phi_{12}B^{12})}a_t$$

$$x_{2,t} = \frac{1}{(1-\phi_8 B^8-\phi_{12}B^{12})}a_t$$

$$x_{2,t} = \phi_8 x_{2,t-8}+\phi_{12}x_{2,t-12}+a_t$$

$$x_{2,t} = -0{,}2832\, x_{2,t-8}-0{,}3153\, x_{2,t-12}+a_t \quad (4.2)$$

4.4 Pemutihan Deret *Input* dan Deret *Output*

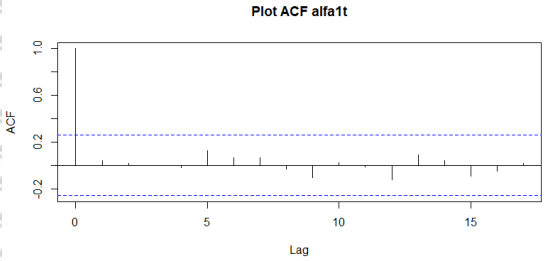
Pemutihan deret *input* $x_{1,t}$ dilakukan berdasarkan model ARIMA deret $X_{1,t}^{*}$, yaitu model ARIMA([8,12],1,[6,12]), sedangkan pemutihan deret *input* $x_{2,t}$ dilakukan berdasarkan model ARIMA deret $X_{2,t}^{*}$, yaitu model ARIMA([8,12],1,0). Berdasarkan persamaan (4.1), pemutihan deret *input* $x_{1,t}$ dilakukan sesuai persamaan (4.3)

sehingga diperoleh hasil pemutihan deret *input* $x_{1,t}$, yaitu deret $\alpha_{1,t}$. Berdasarkan persamaan (4.2), pemutihan deret *input* $x_{2,t}$ dilakukan sesuai persamaan (4.4) sehingga diperoleh hasil pemutihan deret *input* $x_{2,t}$, yaitu deret $\alpha_{2,t}$.

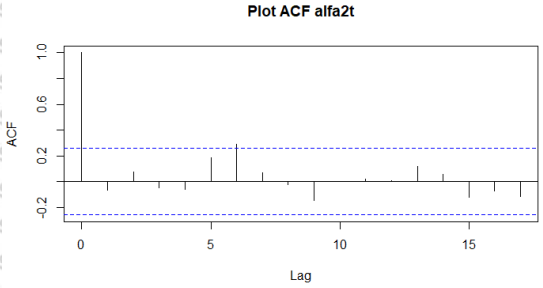
$$\alpha_{1,t} = x_{1,t} + 0{,}2903x_{1,t-8} + 0{,}7228x_{1,t-12} - 0{,}3046\alpha_{1,t-6} - 0{,}6672\alpha_{1,t-12} \quad (4.3)$$

$$\alpha_{2,t} = x_{2,t} + 0{,}2832\, x_{2,t-8} + 0{,}3153\, x_{2,t-12} \quad (4.4)$$

Pemutihan deret *input* dilakukan untuk mentransformasikan deret *input* menjadi deret *white noise*. Plot ACF untuk deret $\alpha_{1,t}$ tertera pada Gambar 4.9 dan plot ACF untuk deret $\alpha_{2,t}$ tertera pada Gambar 4.10. Plot ini digunakan untuk memeriksa apakah deret $\alpha_{1,t}$ dan $\alpha_{2,t}$ mengikuti sifat deret *white noise*.



Gambar 4.9. Plot ACF Deret $\alpha_{1,t}$



Gambar 4.10. Plot ACF Deret $\alpha_{2,t}$

Plot ACF untuk deret $\alpha_{1,t}$ pada Gambar 4.9 menunjukkan bahwa nilai autokorelasi berada di dalam selang kepercayaan

sehingga dapat diartikan bahwa deret $\alpha_{1,t}$ telah sesuai dengan sifat deret *white noise*. Plot ACF untuk deret $\alpha_{2,t}$ pada Gambar 4.10 menunjukkan bahwa nilai autokorelasi berada di luar selang kepercayaan pada *lag* ke-6 sehingga dapat diartikan bahwa deret $\alpha_{2,t}$ belum sesuai dengan sifat deret *white noise*.

Deret $\alpha_{2,t}$ tetap dapat dinyatakan sesuai dengan sifat deret *white noise* karena hasil uji Ljung-Box untuk residual model ARIMA([8,12],1,0) yang tertera pada Tabel 4.14 menunjukkan bahwa tidak terdapat korelasi antar residual. Berdasarkan persamaan (4.3) dan (4.4), dapat diketahui bahwa hasil pemutihan deret *input* ekuivalen dengan residual model ARIMA masing-masing deret *input*. Tahap pemeriksaan autokorelasi ini tidak perlu dilakukan terhadap deret $\beta_{1,t}$ dan $\beta_{2,t}$ karena deret *output* tidak perlu ditransformasikan sepenuhnya menjadi deret *white noise*.

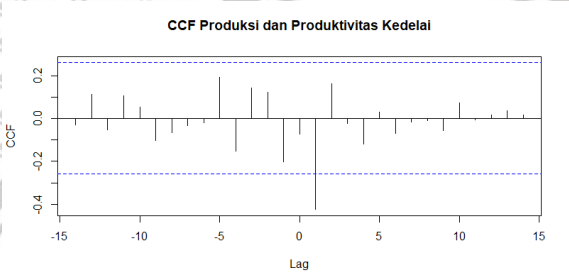
Pemutihan deret *output* y_t juga dilakukan berdasarkan model ARIMA deret $X_{1,t}^*$ dan $X_{2,t}^*$. Berdasarkan persamaan (4.1), pemutihan deret *output* y_t dilakukan sesuai persamaan (4.5) sehingga diperoleh hasil pemutihan deret *output* y_t berdasarkan model ARIMA deret $X_{1,t}^*$, yaitu deret $\beta_{1,t}$. Berdasarkan persamaan (4.2), pemutihan deret *output* y_t juga dilakukan sesuai persamaan (4.6) sehingga diperoleh pemutihan deret *output* y_t berdasarkan model ARIMA deret $X_{2,t}^*$, yaitu deret yaitu $\beta_{2,t}$. Deret $\alpha_{1,t}$, $\alpha_{2,t}$, $\beta_{1,t}$ dan $\beta_{2,t}$ tertera pada Lampiran 11.

$$\beta_{1,t} = y_t + 0{,}2903y_{t-8} + 0{,}7228y_{t-12} - 0{,}3046\beta_{1,t-6} - 0{,}6672\beta_{1,t-12} \quad (4.5)$$

$$\beta_{2,t} = y_t + 0{,}2832\, y_{t-8} + 0{,}3153\, y_{t-12} \quad (4.6)$$

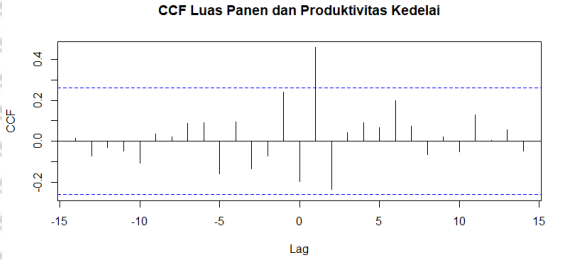
4.5 Korelasi Silang antara Deret *Input* dan Deret *Output*

Korelasi silang antara deret *input* dan deret *output* dihitung menggunakan hasil pemutihan deret *input* dan deret *output*. Korelasi silang antara $\alpha_{1,t}$ dengan $\beta_{1,t}$, yaitu $\hat{\rho}_{\alpha_1\beta_1}(k)$, pada Gambar 4.11 menunjukkan bahwa nilai $\hat{\rho}_{\alpha_1\beta_1}(k)$ signifikan pada *lag* ke-1. Hal ini berarti bahwa $x_{1,t}$ memengaruhi y_{t+1} atau dapat dinyatakan bahwa produksi kedelai di Indonesia pada suatu tahun memengaruhi produktivitas kedelai di Indonesia pada satu tahun berikutnya.



Gambar 4.11. Plot CCF, $\hat{\rho}_{\alpha_1\beta_1}(k)$

Korelasi silang antara $\alpha_{2,t}$ dengan $\beta_{2,t}$, yaitu $\hat{\rho}_{\alpha_2\beta_2}(k)$, pada Gambar 4.12 juga menunjukkan bahwa nilai $\hat{\rho}_{\alpha_2\beta_2}(k)$ signifikan pada *lag* ke-1. Hal ini berarti bahwa $x_{2,t}$ memengaruhi y_{t+1}. Hal ini juga dapat diartikan bahwa luas panen kedelai di Indonesia pada suatu tahun memengaruhi produktivitas kedelai di Indonesia pada satu tahun berikutnya.

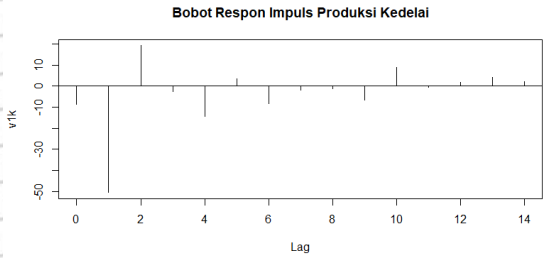


Gambar 4.12. Plot CCF, $\hat{\rho}_{\alpha_2\beta_2}(k)$

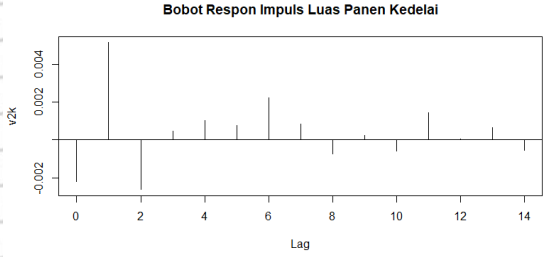
Plot CCF pada Gambar 4.11 dan 4.12 juga menunjukkan bahwa tidak terdapat nilai korelasi silang yang signifikan pada $lag < 0$. Korelasi silang yang signifikan hanya pada $lag \geq 0$ (tepatnya pada *lag* ke-1) berarti bahwa hubungan antara deret $x_{1,t}$ dan $x_{2,t}$ dengan deret y_t merupakan hubungan satu arah, yaitu pada arah positif. Hubungan satu arah berarti bahwa deret $x_{1,t}$ dan $x_{2,t}$ memengaruhi deret y_t, namun tidak berlaku sebaliknya. Oleh karena itu, penerapan model fungsi transfer multi *input* pada penelitian ini tepat karena model fungsi transfer hanya dapat digunakan untuk memodelkan hubungan satu arah.

4.6 Pendugaan Langsung Bobot Respon Impuls

Penduga bobot respon impuls untuk $x_{1,t}$, yaitu $\hat{v}_{1,k}$, dan penduga bobot respon impuls untuk $x_{2,t}$, yaitu $\hat{v}_{2,k}$, pada Gambar 4.13 dan 4.14 menunjukkan bahwa bobot respon impuls pertama kali bernilai berbeda dari nol pada *lag* 0. Bobot respon impuls kemudian mencapai nilai tertinggi pada *lag* ke-1 dan mengalami penurunan hingga bernilai mendekati nol pada *lag* ke-3. Pada beberapa *lag* berikutnya, bobot respon impuls terus mengalami kenaikan dan penurunan.



Gambar 4.13. Plot Bobot Respon Impuls, $\hat{v}_{1,k}$



Gambar 4.14. Plot Bobot Respon Impuls, $\hat{v}_{2,k}$

4.7 Identifikasi Model Fungsi Transfer Multi *Input*

Identifikasi orde (b,r,s) untuk masing-masing deret *input* dapat dilakukan menggunakan plot CCF maupun plot bobot respon impuls. Karena memodelkan hubungan satu arah, identifikasi orde (b,r,s) menggunakan plot CCF dibatasi pada $lag \geq 0$. Orde (b,r,s) yang diidentifikasi berdasarkan plot CCF tertera pada Tabel 4.16.

Tabel 4.16. Identifikasi Orde (b, r, s) Berdasarkan Plot CCF

Deret *Input*	b	r	s
$x_{1,t}$	1	0	0
	1	1	0
	1	2	0
$x_{2,t}$	1	0	0
	1	1	0
	1	2	0

Plot CCF pada Gambar 4.11 dan 4.12 menunjukkan bahwa dengan batasan penggunaan $lag \geq 0$, nilai korelasi silang, baik $\hat{\rho}_{\alpha_1\beta_1}(k)$ maupun $\hat{\rho}_{\alpha_2\beta_2}(k)$, pertama kali signifikan pada *lag* ke-1, sehingga orde *b* bernilai 1. Setelah signifikan pada *lag* ke-1, nilai korelasi silang tidak lagi signifikan pada *lag* berikutnya, sehingga orde *s* yang memungkinkan adalah 0. Selain itu, setelah signifikan pada *lag* ke-1, nilai korelasi silang mengalami penurunan secara bertahap hingga bernilai mendekati nol pada *lag* ke-3, sehingga orde r yang memungkinkan adalah 0, 1, dan 2.

Tabel 4.17. Identifikasi Orde (b, r, s) Berdasarkan Plot Bobot Respon Impuls

Deret *Input*	b	r	s
$x_{1,t}$	0	0	1
	0	1	1
	0	2	1
	0	0	2
$x_{2,t}$	0	0	1
	0	1	1
	0	2	1
	0	0	2

Selain berdasarkan plot CCF, identifikasi orde (b, r, s) juga dapat dilakukan berdasarkan plot bobot respon impuls seperti yang

tertera pada Tabel 4.17. Plot bobot respon impuls pada Gambar 4.13 dan 4.14 menunjukkan bahwa bobot respon impuls, baik $\hat{v}_{1,k}$ maupun $\hat{v}_{2,k}$, pertama kali bernilai berbeda dari nol pada *lag* 0. Hal ini berarti bahwa orde b yang memungkinkan adalah 0.

Plot bobot respon impuls pada Gambar 4.13 dan 4.14 juga menunjukkan bahwa bobot respon impuls pada *lag* ke-1 dan 2 masih bernilai berbeda dari nol, sehingga orde s yang memungkinkan adalah 1 dan 2. Setelah mencapai nilai tertinggi pada *lag* ke-1, bobot respon impuls mengalami penurunan secara bertahap hingga bernilai mendekati nol pada *lag* ke-3, sehingga orde r yang memungkinkan jika orde s bernilai 1, adalah 0, 1, dan 2. Jika orde s bernilai 2, orde r yang memungkinkan adalah 0 karena setelah bernilai berbeda dari nol pada *lag* ke-2, bobot respon impuls mengalami penurunan secara drastis hingga bernilai mendekati nol pada *lag* ke-3.

4.8 Pendugaan Parameter dan Pengujian Signifikansi Parameter Model Fungsi Transfer Multi *Input* Awal

Berdasarkan orde (b,r,s) yang telah diidentifikasi menggunakan plot CCF, dapat dibentuk 32 model tentatif fungsi transfer multi *input* awal, sedangkan berdasarkan orde (b,r,s) yang diidentifikasi menggunakan plot bobot respon impuls, dapat dibentuk 96 model tentatif fungsi transfer multi *input* awal. Pada bab ini, akan dibahas beberapa model tentatif dari total 128 model tentatif tersebut agar pembahasan lebih mudah dipahami. Daftar keseluruhan model fungsi transfer multi *input* awal $(b_1,r_1,s_1)(b_2,r_2,s_2)$ tertera pada Lampiran 29.

Uji signifikansi parameter δ dalam model fungsi transfer multi *input* dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \delta_c = 0$ vs $H_1 : \delta_c \neq 0$ dengan $c = 1,2,\dots,r$

Uji signifikansi parameter ω dalam model fungsi transfer multi *input* dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \omega_e = 0$ vs $H_1 : \omega_e \neq 0$ dengan $e = 0,1,2,\dots,s$

Parameter model tentatif fungsi transfer multi *input* awal signifikan ketika hasil uji signifikansi parameter tolak H_0. Hasil pengujian signifikansi parameter tolak H_0 ketika $p - value \leq 0{,}05$.

Tabel 4.18. Penduga Parameter dan Hasil Uji Signifikansi Parameter Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Awal

Model Awal	Para-meter	Penduga	t	$p-value$	Keputusan
(1,2,0) (1,2,0) dengan *drift*	*drift*	0,0032	1,90	0,06	Tidak signifikan
	ω_{10}	-5,3931	-0,49	0,63	Tidak signifikan
	δ_{11}	-0,0177	-0,07	0,94	Tidak signifikan
	δ_{12}	0,8537	2,61	0,01	Signifikan
	ω_{20}	0,0046	2,70	0,01	Signifikan
	δ_{21}	-0,4714	-1,58	0,11	Tidak signifikan
	δ_{22}	-0,2333	-0,77	0,44	Tidak signifikan
(1,0,0) (1,0,0) dengan *drift*	*drift*	0,0038	2,77	0,01	Signifikan
	ω_{10}	45,0108	1,35	0,18	Tidak signifikan
	ω_{20}	0,0100	2,57	0,01	Signifikan
(0,0,2) (0,0,2) dengan *drift*	*drift*	0,0002	0,22	0,82	Tidak signifikan
	ω_{10}	-229,0243	-11,00	0,00	Signifikan
	ω_{11}	-4,4742	-0,23	0,82	Tidak signifikan
	ω_{12}	35,8547	1,76	0,08	Tidak signifikan
	ω_{20}	-0,0261	-11,09	0,00	Signifikan
	ω_{21}	-0,0020	-0,82	0,41	Tidak signifikan
	ω_{22}	0,0037	1,59	0,11	Tidak signifikan
(0,0,2) (0,0,2)	ω_{10}	-230,9039	-12,24	0,00	Signifikan
	ω_{11}	-2,8745	-0,16	0,87	Tidak signifikan
	ω_{12}	37,7758	2,06	0,04	Signifikan

Tabel 4.18. (Lanjutan)

Model Awal	Para-meter	Penduga	t	$p-value$	Keputusan
(0,0,2) (0,0,2) (Lanjutan)	ω_{20}	-0,0263	-12,28	0,00	Signifikan
	ω_{21}	-0,0017	-0,80	0,42	Tidak signifikan
	ω_{22}	0,0039	1,85	0,06	Tidak signifikan
(0,0,[2]) (0,0,2)	ω_{10}	-230,8550	-12,36	0,00	Signifikan
	ω_{12}	37,8697	2,09	0,04	Signifikan
	ω_{20}	-0,0263	-12,41	0,00	Signifikan
	ω_{21}	-0,0014	-2,00	0,05	Signifikan
	ω_{22}	0,0039	1,91	0,06	Tidak signifikan
(0,0,[2]) (0,0,[2])	ω_{10}	-244,1261	-13,60	0,00	Signifikan
	ω_{12}	47,1259	2,61	0,01	Signifikan
	ω_{20}	-0,0279	-13,67	0,00	Signifikan
	ω_{22}	0,0048	2,32	0,02	Signifikan
(0,2,1) (0,0,2) dengan *drift*	*drift*	0,0001	0,13	0,90	Tidak signifikan
	ω_{10}	-228,7570	-10,95	0,00	Signifikan
	ω_{11}	-20,6743	-0,35	0,73	Tidak signifikan
	δ_{21}	0,0843	0,38	0,71	Tidak signifikan
	δ_{22}	0,1430	1,79	0,07	Tidak signifikan
	ω_{20}	-0,0261	-11,01	0,00	Signifikan
	ω_{21}	-0,0017	-0,67	0,50	Tidak signifikan
	ω_{22}	0,0034	1,56	0,12	Tidak signifikan
(0,[2],1) (0,0,[2])	ω_{10}	-230,9879	-12,42	0,00	Signifikan
	ω_{11}	12,1874	2,04	0,04	Signifikan

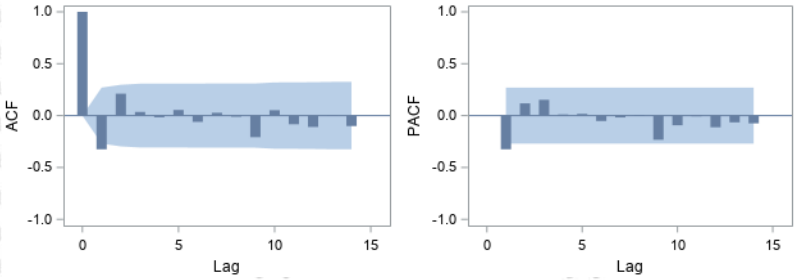
Tabel 4.18. (Lanjutan)

Model Awal	Para-meter	Penduga	t	$p-value$	Keputusan
(0,[2],1) (0,0,[2]) (Lanjutan)	δ_{12}	0,1549	2,54	0,01	Signifikan
	ω_{20}	-0,0265	-12,59	0,00	Signifikan
	ω_{22}	0,0038	2,32	0,02	Signifikan

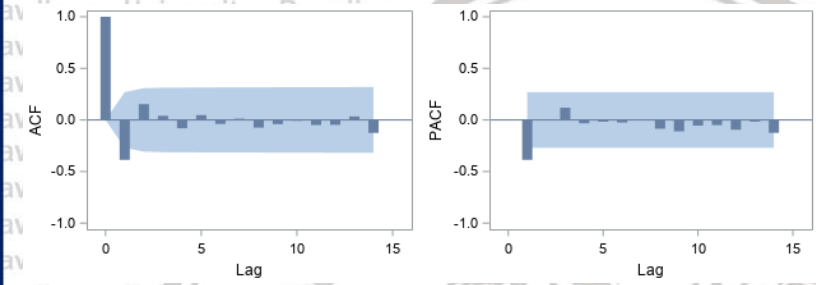
Hasil uji signifikansi seluruh parameter model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2]) dan model fungsi transfer multi *input* (0,[2],1)(0,0,[2]) pada Tabel 4.18 menunjukkan bahwa $p-value < 0{,}05$, sehingga hasil uji signifikansi parameter tolak H_0. Hal ini berarti bahwa seluruh parameter model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2]) dan model fungsi transfer multi *input* (0,[2],1) (0,0,[2]) signifikan. Residual masing-masing model ini digunakan sebagai penduga deret *noise*.

4.9 Pendugaan Deret *Noise* dan Identifikasi Model ARMA untuk Deret *Noise*

Residual model fungsi transfer multi *input* awal (0,0,[2])(0,0,[2]) dan residual model fungsi transfer multi *input* awal (0,[2],1)(0,0,[2]) digunakan sebagai penduga deret *noise*, yaitu deret $\hat{n}_t$. Plot ACF dan PACF berdasarkan residual model fungsi transfer multi *input* awal (0,0,[2])(0,0,[2]) pada Gambar 4.15 menunjukkan bahwa nilai autokorelasi dan autokorelasi parsial berada di luar selang kepercayaan pada *lag* ke-1. Oleh karena itu, orde p_n dan q_n yang memungkinkan adalah 1. Dengan demikian, berdasarkan residual model fungsi transfer multi *input* awal (0,0,[2])(0,0,[2]), dapat dibentuk model ARMA(1,0) dan ARMA(0,1) untuk deret $\hat{n}_t$.



Gambar 4.15. Plot ACF dan PACF Residual Model (0,0,[2])(0,0,[2])



Gambar 4.16. Plot ACF dan PACF Residual Model (0,[2],1)(0,0,[2])

Plot ACF dan PACF berdasarkan residual model fungsi transfer multi *input* awal (0,[2],1)(0,0,[2]) pada Gambar 4.16 menunjukkan bahwa nilai autokorelasi dan autokorelasi parsial berada di luar seang kepercayaan pada *lag* ke-1. Oleh karena itu, orde p_n dan q_n yang memungkinkan adalah 1. Dengan demikian, berdasarkan residual model fungsi transfer multi *input* awal (0,[2],1)(0,0,[2]), dapat dibentuk model ARMA(1,0), dan ARMA(0,1) untuk deret $\hat{n}_t$.

4.10 Pendugaan Parameter dan Pengujian Signifikansi Parameter Model Fungsi Transfer Multi *Input* Akhir

Berdasarkan orde p_n dan q_n yang telah diidentifikasi, dapat dibentuk 6 model tentatif fungsi transfer multi *input* akhir $(b_1, r_1, s_1)(b_2, r_2, s_2)(p_n, q_n)$. Pendugaan parameter dan pengujian signifikansi parameter kembali dilakukan terhadap model fungsi transfer multi *input* akhir. Model fungsi transfer multi *input* akhir mencakup fungsi transfer dan model ARMA deret $\hat{n}_t$.

Uji signifikansi parameter δ dalam model fungsi transfer multi *input* akhir dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \delta_c = 0$ vs $H_1 : \delta_c \neq 0$ dengan $c = 1,2,\dots,r$

Uji signifikansi parameter ω dalam model fungsi transfer multi *input* akhir dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \omega_e = 0$ vs $H_1 : \omega_e \neq 0$ dengan $e = 0,1,2,\dots,s$

Uji signifikansi parameter ϕ dalam model fungsi transfer multi *input* akhir dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \phi_g = 0$ vs $H_1 : \phi_g \neq 0$ dengan $g = 1,2,\dots,p$

Uji signifikansi parameter θ dalam model fungsi transfer multi *input* akhir dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \theta_h = 0$ vs $H_1 : \theta_h \neq 0$ dengan $h = 1,2, \dots, q$

Parameter model tentatif fungsi transfer multi *input* akhir signifikan ketika hasil uji signifikansi parameter memberikan hasil tolak H_0. Hasil pengujian signifikansi parameter tolak H_0 ketika $p - value \leq 0,05$.

Tabel 4.19. Penduga Parameter dan Hasil Uji Signifikansi Parameter Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Akhir

Model Akhir	Para-meter	Penduga	t	$p - value$	Keputusan
(0,0,[2]) (0,0,[2]) (0,0)	ω_{10}	-244,1261	-13,60	0,00	Signifikan
	ω_{12}	47,1259	2,61	0,01	Signifikan
	ω_{20}	-0,0279	-13,67	0,00	Signifikan
	ω_{22}	0,0048	2,32	0,02	Signifikan
(0,0,[2]) (0,0,[2]) (1,0)	ϕ_1	-0,6021	-4,06	0,00	Signifikan
	ω_{10}	-234,9258	-16,62	0,00	Signifikan
	ω_{12}	48,5783	3,26	0,00	Signifikan
	ω_{20}	-0,0255	-14,56	0,00	Signifikan
	ω_{22}	0,0049	2,68	0,01	Signifikan
(0,0,[2]) (0,0,[2]) (0,1)	θ_1	0,3714	2,41	0,02	Signifikan
	ω_{10}	-241,8228	-15,23	0,00	Signifikan
	ω_{12}	47,8631	2,86	0,00	Signifikan
	ω_{20}	-0,0267	-13,72	0,00	Signifikan
	ω_{22}	0,0046	2,25	0,02	Signifikan
(0,[2],1) (0,0,[2]) (0,0)	ω_{10}	-230,9879	-12,42	0,00	Signifikan
	ω_{11}	12,1874	2,04	0,04	Signifikan
	δ_{12}	0,1549	2,54	0,01	Signifikan
	ω_{20}	-0,0265	-12,59	0,00	Signifikan
	ω_{22}	0,0038	2,32	0,02	Signifikan

Tabel 4.19. (Lanjutan)

Model Akhir	Para-meter	Penduga	t	$p-value$	Keputusan
(0,[2],1) (0,0,[2]) (1,0)	ϕ_1	-0,5517	-3,68	0,00	Signifikan
	ω_{10}	-222,6471	-14,61	0,00	Signifikan
	ω_{11}	11,6574	1,98	0,05	Signifikan
	δ_{12}	0,1658	3,79	0,00	Signifikan
	ω_{20}	-0,0248	-13,99	0,00	Signifikan
	ω_{22}	0,0043	3,44	0,00	Signifikan
(0,[2],1) (0,0,[2]) (0,1)	θ_1	0,3948	2,70	0,01	Signifikan
	ω_{10}	-224,5275	-13,59	0,00	Signifikan
	ω_{11}	14,1505	2,39	0,02	Signifikan
	δ_{12}	0,1554	3,23	0,00	Signifikan
	ω_{20}	-0,0252	-13,08	0,00	Signifikan
	ω_{22}	0,0040	2,88	0,00	Signifikan

Hasil uji signifikansi seluruh parameter model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,0), (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0), (0,0,[2])(0,0,[2])(0,1), (0,[2],1)(0,0,[2])(0,0), (0,[2],1)(0,0,[2])(1,0), dan (0,[2],1)(0,0,[2])(0,1) pada Tabel 4.19 menunjukkan bahwa $p-value < 0{,}05$, sehingga hasil uji signifikansi parameter tolak H_0. Hal ini berarti bahwa seluruh parameter model tentatif fungsi transfer multi *input* akhir signifikan. Pemeriksaan diagnostik perlu dilakukan untuk residual model-model ini.

4.11 Pemeriksaan Diagnostik Model Fungsi Transfer Multi *Input* Akhir

Pemeriksaan diagnostik pada penelitian ini meliputi uji normalitas residual, uji autokorelasi residual, uji korelasi silang antara deret *input* $x_{1,t}$ dengan residual, dan uji korelasi silang antara deret *input* $x_{2,t}$ dengan residual. Uji normalitas residual dilakukan terhadap residual model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,0), (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0), (0,0,[2])(0,0,[2])(0,1), (0,[2],1)(0,0,[2])(0,0), (0,[2],1)(0,0,[2])(1,0), dan (0,[2],1)(0,0,[2])(0,1). Uji normalitas

residual dilakukan menggunakan uji Anderson-Darling sesuai hipotesis sebagai berikut:

H_0 : residual berdistribusi normal

H_1 : residual tidak berdistribusi normal.

Residual model tentatif fungsi transfer multi *input* akhir berdistribusi normal ketika uji Anderson-Darling tidak memberikan hasil tolak H_0. Uji Anderson-Darling tolak H_0 ketika $p - value \leq 0{,}05$.

Tabel 4.20. Hasil Uji Normalitas Residual Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input*

Model Akhir	A^2	A^{2*}	$p - value$	**Keputusan**
(0,0,[2])(0,0,[2])(0,0)	0,58	0,59	0,13	Berdistribusi normal
(0,0,[2])(0,0,[2])(1,0)	0,35	0,35	>0,25	Berdistribusi normal
(0,0,[2])(0,0,[2])(0,1)	0,61	0,61	0,11	Berdistribusi normal
(0,[2],1)(0,0,[2])(0,0)	4,97	5,04	<0,01	Tidak berdistribusi normal
(0,[2],1)(0,0,[2])(1,0)	7,99	8,10	<0,01	Tidak berdistribusi normal
(0,[2],1)(0,0,[2])(0,1)	6,41	6,50	<0,01	Tidak berditribusi normal

Hasil uji normalitas residual model fungsi transfer multi *input* akhir (0,[2],1)(0,0,[2])(0,0), (0,[2],1)(0,0,[2])(1,0), dan (0,[2],1)(0,0,[2])(0,1) pada Tabel 4.20 menunjukkan bahwa $p - value < 0{,}05$, sehingga hasil uji normalitas residual tolak H_0. Hal ini berarti bahwa, meskipun seluruh parameter model fungsi transfer multi *input* akhir (0,[2],1)(0,0,[2])(0,0), (0,[2],1)(0,0,[2])(1,0), dan (0,[2],1)(0,0,[2])(0,1) signifikan, model ini bukan model fungsi transfer multi *input* yang layak untuk memodelkan deret y_t karena memiliki residual yang tidak mengikuti ditsribusi normal. Sebaliknya, hasil uji normalitas residual model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,0), (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0), dan (0,0,[2])(0,0,[2])

(0,1) menunjukkan bahwa $p - value > 0{,}05$, sehingga hasil uji normalitas residual terima H_0. Hal ini berarti bahwa residual model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,0), (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0), dan (0,0,[2]) (0,0,[2])(0,1) mengikuti distribusi normal.

Pemeriksaan diagnostik berikutnya adalah uji autokorelasi residual. Uji autokorelasi residual dilakukan terhadap residual model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,0), (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0), dan (0,0,[2])(0,0,[2])(0,1). Uji autokorelasi residual dilakukan menggunakan uji Ljung-Box dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : $\rho_{\hat{a}}(1) = \rho_{\hat{a}}(2) = \cdots = \rho_{\hat{a}}(K) = 0$

H_1 : paling tidak terdapat satu $\rho_{\hat{a}}(k) \neq 0$

Model ARMA deret *noise* dinyatakan layak (tidak terdapat korelasi antar residual) ketika uji Ljung-Box tidak memberikan hasil tolak H_0. Uji Ljung-Box tolak H_0 ketika ketika $p - value \leq 0{,}05$.

Tabel 4.21. Hasil Uji Ljung-Box Autokorelasi Residual Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input*

Model Akhir		sampai *lag* ke-				Keputu-san
		6	12	18	24	
(0,0,[2]) (0,0,[2])(0,0)	Q_1	9,30	13,87	15,62	18,35	Tidak terdapat korelasi
	$p - value$	0,16	0,31	0,62	0,79	
(0,0,[2]) (0,0,[2])(1,0)	Q_1	2,49	7,32	9,77	14,43	Tidak terdapat korelasi
	$p - value$	0,78	0,77	0,91	0,91	
(0,0,[2]) (0,0,[2])(0,1)	Q_1	5,34	10,56	12,77	15,38	Tidak terdapat korelasi
	$p - value$	0,38	0,48	0,75	0,89	

Hasil uji Ljung-Box pada Tabel 4.21 menunjukkan bahwa $p - value > 0{,}05$, sehingga hasil uji autokorelasi residual terima H_0. Hal ini berarti bahwa tidak terdapat korelasi antar residual untuk masing-masing model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,0), (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0), dan (0,0,[2])(0,0,[2])(0,1). Pemeriksaan diagnostik berikutnya adalah uji korelasi silang antara deret *input* $x_{1,t}$ dengan residual model fungsi transfer multi *input* akhir menggunakan uji Ljung-Box dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : $\rho_{\alpha_1\hat{a}}(1) = \rho_{\alpha_1\hat{a}}(2) = \cdots = \rho_{\alpha_1\hat{a}}(K) = 0$
H_1 : paling tidak terdapat satu $\rho_{\alpha_1\hat{a}}(k) \neq 0$
Deret *input* $x_{1,t}$ dan residual model fungsi transfer multi *input* akhir dinyatakan saling bebas (tidak terdapat korelasi silang antara deret $x_{1,t}$ dengan residual) ketika uji Ljung-Box tidak memberikan hasil tolak H_0. Uji Ljung-Box tolak H_0 ketika $p - value \leq 0{,}05$.

Tabel 4.22. Hasil Uji Ljung-Box Korelasi Silang Deret *Input* $x_{1,t}$ dengan Residual Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input*

Model Akhir		**sampai *lag* ke-**				**Keputu-san**
		5	**11**	**17**	**23**	
(0,0,[2]) (0,0,[2])(0,0)	Q_{01}	4,23	11,42	13,60	18,37	Tidak terdapat korelasi
	$p - value$	0,38	0,33	0,63	0,68	
(0,0,[2]) (0,0,[2])(1,0)	Q_{01}	4,63	9,96	11,87	15,99	Tidak terdapat korelasi
	$p - value$	0,33	0,44	0,75	0,82	
(0,0,[2]) (0,0,[2])(0,1)	Q_{01}	5,50	11,72	14,14	18,66	Tidak terdapat korelasi
	$p - value$	0,24	0,30	0,59	0,67	

Hasil uji Ljung-Box pada Tabel 4.22 menunjukkan bahwa $p - value > 0{,}05$, sehingga hasil uji korelasi silang antara deret *input* $x_{1,t}$ dengan residual terima H_0. Hal ini berarti bahwa tidak terdapat korelasi silang antara deret *input* $x_{1,t}$ dengan residual untuk masing-masing model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,0), (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0), dan (0,0,[2])(0,0,[2])(0,1). Pemeriksaan diagnostik berikutnya adalah uji korelasi silang antara deret *input* $x_{2,t}$ dengan residual model fungsi transfer multi *input* akhir menggunakan uji Ljung-Box dengan hipotesis sebagai berikut:
H_0 : $\rho_{\alpha_2\hat{a}}(1) = \rho_{\alpha_2\hat{a}}(2) = \cdots = \rho_{\alpha_2\hat{a}}(K) = 0$
H_1 : paling tidak terdapat satu $\rho_{\alpha_2\hat{a}}(k) \neq 0$
Deret *input* $x_{2,t}$ dan residual model fungsi transfer multi *input* akhir dinyatakan saling bebas (tidak terdapat korelasi silang antara deret $x_{2,t}$ dengan residual) ketika uji Ljung-Box tidak memberikan hasil tolak H_0. Uji Ljung-Box tolak H_0 ketika $p - value \leq 0{,}05$.

Tabel 4.23. Hasil Uji Ljung-Box Korelasi Silang Deret *Input* $x_{2,t}$ dengan Residual Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input*

Model Akhir		sampai *lag* ke-				Keputu-san
		5	11	17	23	
(0,0,[2]) (0,0,[2])(0,0)	Q_{02}	4,89	12,05	13,22	15,83	Tidak terdapat korelasi
	$p-value$	0,30	0,28	0,66	0,82	
(0,0,[2]) (0,0,[2])(1,0)	Q_{02}	5,23	9,20	10,43	13,48	Tidak terdapat korelasi
	$p-value$	0,26	0,51	0,84	0,92	
(0,0,[2]) (0,0,[2])(0,1)	Q_{02}	6,85	12,32	13,66	16,35	Tidak terdapat korelasi
	$p-value$	0,14	0,26	0,62	0,80	

Hasil uji Ljung-Box pada Tabel 4.23 menunjukkan bahwa $p-value > 0{,}05$, sehingga hasil uji korelasi silang antara deret *input* $x_{2,t}$ dengan residual terima H_0. Hal ini berarti bahwa tidak terdapat korelasi silang antara deret *input* $x_{2,t}$ dengan residual masing-masing model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,0), (0,0,[2]) (0,0,[2])(1,0), dan (0,0,[2])(0,0,[2])(0,1). Hasil pemeriksaan diagnostik pada Tabel 4.20 hingga 4.23 menunjukkan bahwa model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,0), (0,0,[2]) (0,0,[2])(1,0), dan (0,0,[2])(0,0,[2])(0,1) merupakan model fungsi transfer multi *input* yang layak digunakan untuk memodelkan produktivitas kedelai y_t.

4.12 Pemilihan Model Fungsi Transfer Multi *Input* Terbaik

Hasil pemeriksaan diagnostik menunjukkan bahwa terdapat 3 model fungsi transfer multi *input* akhir yang layak, sehingga perlu dilakukan pemilihan model terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil. Nilai AIC pada Tabel 4.24 menunjukkan bahwa model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0) memiliki nilai AIC terkecil. Oleh karena itu, model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0) merupakan model fungsi transfer multi *input* terbaik untuk memodelkan produktivitas kedelai y_t.

Tabel 4.24. Nilai AIC Model Fungsi Transfer Multi *Input* yang Layak

Model Fungsi Transfer Multi *Input*	AIC
(0,0,[2])(0,0,[2])(0,0)	-414,839
(0,0,[2])(0,0,[2])(1,0)	-425,215
(0,0,[2])(0,0,[2])(0,1)	-419,849

Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0) dapat dinyatakan dalam persamaan (4.7). Penjabaran persamaan (4.7) secara lengkap tertera pada Lampiran 21. Berdasarkan persamaan (4.7), dapat diketahui bahwa y_t dipengaruhi oleh $x_{1,t}$, $x_{1,t-1}$, $x_{1,t-2}$, $x_{1,t-3}$, $x_{2,t}$, $x_{2,t-1}$, $x_{2,t-2}$, $x_{2,t-3}$, dan y_{t-1}. Hal ini berarti bahwa produktivitas kedelai di Indonesia pada suatu tahun dipengaruhi oleh produksi dan luas panen kedelai di Indonesia pada tahun yang sama, satu tahun sebelumnya, dua tahun sebelumnya, dan tiga tahun sebelumnya. Selain itu, produktivitas kedelai di Indonesia pada suatu tahun juga dipengaruhi oleh produktivitas kedelai pada satu tahun sebelumnya.

$$\begin{aligned} y_t = {} & \left(\omega_{10}x_{1,t} - \phi_1\omega_{10}x_{1,t-1} - \omega_{12}x_{1,t-2} + \phi_1\omega_{12}x_{1,t-3}\right) \\ & +\left(\omega_{20}x_{2,t} - \phi_1\omega_{20}x_{2,t-1} - \omega_{22}x_{2,t-2} + \phi_1\omega_{22}x_{2,t-3}\right) \\ & +\phi_1\, y_{t-1} + a_t \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} y_t = {} & -234{,}9258x_{1,t} - 141{,}4535x_{1,t-1} - 48{,}5783x_{1,t-2} \\ & -29{,}2499x_{1,t-3} - 0{,}0255x_{2,t} - 0{,}0154x_{2,t-1} \\ & -0{,}0049x_{2,t-2} - 0{,}0029x_{2,t-3} - 0{,}6021y_{t-1} + a_t \end{aligned} \quad (4.7)$$

4.13 Peramalan Produktivitas Kedelai di Indonesia Menggunakan Model Fungsi Transfer Multi *Input*

Peramalan produktivitas kedelai di Indonesia, $Y_{t+\ell}$, dilakukan menggunakan model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0). Model ini dibentuk menggunakan data deret waktu yang stasioner setelah dilakukan transformasi Box-Cox dan *differencing*, sehingga perlu dilakukan penyesuaian terhadap hasil peramalan. Peramalan dilakukan sesuai persamaan (4.8) kemudian penyesuaian hasil peramalan dilakukan sesuai persamaan (4.9).

$$\hat{Y}_t^*(\ell) = -234{,}9258x_{1,t+\ell} - 141{,}4535x_{1,t+\ell-1} - 48{,}5783x_{1,t+\ell-2} - 29{,}2499x_{1,t+\ell-3} - 0{,}0255x_{2,t+\ell} - 0{,}0154x_{2,t+\ell-1} - 0{,}0049x_{2,t+\ell-2} - 0{,}0029x_{2,t+\ell-3} - 0{,}6021y_{t+\ell-1} + Y^*_{t+\ell-1} \quad (4.8)$$

$$\hat{Y}_t(\ell) = \left(\left(\hat{Y}_t^*(\ell)\right)^2\right)^2 \quad (4.9)$$

Pada penelitian ini, produktivitas kedelai tahun 1964-2019 diramalkan untuk membandingkan hasil peramalan dengan data aktualnya. Peramalan produktivitas kedelai tidak dimulai pada tahun 1961 karena berdasarkan persamaan (4.8), untuk meramalkan produktivitas kedelai pada tahun 1961 juga diperlukan data produksi dan luas panen kedelai pada tahun 1958-1960, sedangkan data paling awal yang digunakan dalam penelitian ini adalah tahun 1961. Hal ini ditunjukkan dari diperlukannya deret $x_{1,t+\ell-1}$, $x_{1,t+\ell-2}$, $x_{1,t+\ell-3}$, $x_{2,t+\ell-1}$, $x_{2,t+\ell-2}$, dan $x_{2,t+\ell-3}$ untuk meramalkan deret $Y_{t+\ell}$ berdasarkan persamaan (4.8). Produktivitas kedelai di Indonesia pada tahun 2019 diramalkan sebesar 1,3548 ton/ha. Jumlah ini berbeda dari data aktualnya yang sebesar 1,4870 ton/ha.

Selain meramalkan produktivitas kedelai tahun 1964-2019, model fungsi transfer multi *input* pada penelitian ini juga digunakan untuk meramalkan produktivitas kedelai pada 10 tahun mendatang, yaitu tahun 2020-2029. Persamaan (4.8) menunjukkan bahwa untuk meramalkan deret $Y_{t+\ell}$ juga diperlukan deret $x_{1,t+\ell}$ dan $x_{2,t+\ell}$. Hal ini berarti bahwa untuk meramalkan produktivitas kedelai pada tahun 2020-2029 diperlukan pula data produksi dan luas panen kedelai pada tahun yang sama. Karena data yang digunakan dalam penelitian ini hanya terbatas hingga tahun 2019, data produksi dan luas panen kedelai tahun 2020-2029 perlu diramalkan terlebih dahulu menggunakan model ARIMA yang sudah terbentuk untuk masing-masing deret *input*. Peramalan deret *input* $x_{1,t+\ell}$ dan $x_{2,t+\ell}$ dilakukan sesuai persamaan (4.10) dan (4.11).

$$\hat{x}_{1,t}(\ell) = -0{,}2903x_{1,t+\ell-8} - 0{,}7228x_{1,t+\ell-12} + 0{,}3046a_{t+\ell-6} + 0{,}6672a_{t+\ell-12} \quad (4.10)$$

$$\hat{x}_{2,t}(\ell) = -0{,}2832\, x_{2,t+\ell-8} - 0{,}3153\, x_{2,t+\ell-12} \quad (4.11)$$

Hasil peramalan deret *input* $x_{1,t+\ell}$ dan $x_{2,t+\ell}$ tertera pada Lampiran 24. Peramalan deret *output* $Y_{t+\ell}$ untuk 1, 2, dan 3 tahun mendatang (tahun 2020, 2021, dan 2022) dilakukan sesuai persamaan (4.12), (4.13), dan (4.14), sedangkan peramalan deret *output* $Y_{t+\ell}$ pada 4 hingga 10 tahun mendatang (tahun 2023 hingga 2029) dilakukan sesuai persamaan (4.15). Penyesuaian hasil peramalan dilakukan sesuai persamaan (4.9). Hasil peramalan produktivitas kedelai di Indonesia tertera pada Tabel 4.25.

$$\begin{aligned}\hat{Y}^*_{59}(1) = {} & -234{,}9258\hat{x}_{1,59}(1) - 141{,}4535x_{1,59} - \\ & 48{,}5783x_{1,58} - 29{,}2499x_{1,57} - 0{,}0255\hat{x}_{2,59}(1) \\ & -0{,}0154x_{2,59} - 0{,}0049x_{2,58} - 0{,}0029x_{2,57} - \\ & 0{,}6021y_{59} + Y^*_{59}\end{aligned} \tag{4.12}$$

$$\begin{aligned}\hat{Y}^*_{59}(2) = {} & -234{,}9258\hat{x}_{1,59}(2) - 141{,}4535\hat{x}_{1,59}(1) - \\ & 48{,}5783x_{1,59} - 29{,}2499x_{1,58} - 0{,}0255\hat{x}_{2,59}(2) \\ & -0{,}0154\hat{x}_{2,59}(1) - 0{,}0049x_{2,59} - 0{,}0029x_{2,58} \\ & -0{,}6021(\hat{Y}^*_{59}(1) - Y^*_{59}) + \hat{Y}^*_{59}(1)\end{aligned} \tag{4.13}$$

$$\begin{aligned}\hat{Y}^*_{59}(3) = {} & -234{,}9258\hat{x}_{1,59}(3) - 141{,}4535\hat{x}_{1,59}(2) - \\ & 48{,}5783\hat{x}_{1,59}(1) - 29{,}2499x_{1,59} - \\ & 0{,}0255\hat{x}_{2,59}(3) - 0{,}0154\hat{x}_{2,59}(2) - \\ & 0{,}0049\hat{x}_{2,59}(1) - 0{,}0029x_{2,59} - \\ & 0{,}6021(\hat{Y}^*_{59}(2) - \hat{Y}^*_{59}(1)) + \hat{Y}^*_{59}(2)\end{aligned} \tag{4.14}$$

$$\begin{aligned}\hat{Y}^*_{59}(\ell) = {} & -234{,}9258\hat{x}_{1,59}(\ell) - 141{,}4535\hat{x}_{1,59}(\ell-1) \\ & -48{,}5783\hat{x}_{1,59}(\ell-2) - 29{,}2499\hat{x}_{1,59}(\ell-3) \\ & -0{,}0255\hat{x}_{2,59}(\ell) - 0{,}0154\hat{x}_{2,59}(\ell-1) - \\ & 0{,}0049\hat{x}_{2,59}(\ell-2) - 0{,}0029\hat{x}_{2,59}(\ell-3) - \\ & 0{,}6021\left(\hat{Y}^*_{59}(\ell-1) - \hat{Y}^*_{59}(\ell-2)\right) + \hat{Y}^*_{59}(\ell-1)\end{aligned} \tag{4.15}$$

Hasil peramalan produktivitas kedelai pada Tabel 4.25 menunjukkan bahwa selama tahun 2020-2029, produktivitas kedelai di Indonesia diramalkan mencapai jumlah terbesar pada tahun 2021, yaitu sebesar 1,3445 ton/ha, sedangkan jumlah terkecil diramalkan terjadi pada tahun 2027, yaitu sebesar 0,9801 ton/ha. Selain itu, selama tahun 2020-2029, sebagian besar produktivitas kedelai di Indonesia setiap tahunnya diramalkan sebesar 1,1337 ton/ha. Hal ini berarti bahwa selama tahun 2020-2029, satu hektar luas lahan

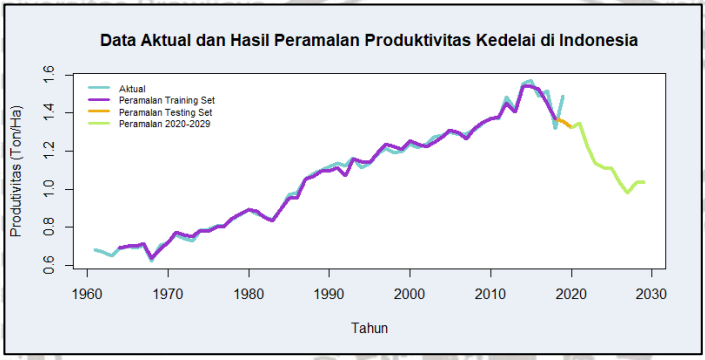
pertanian tanaman kedelai diramalkan sebagian besar mampu menghasilkan 1,1337 ton kedelai setiap tahun.

Tabel 4.25. Hasil Peramalan Produktivitas Kedelai di Indonesia Tahun 2020-2029

Tahun	Produktivitas Kedelai (Ton/Ha)	Tahun	Produktivitas Kedelai (Ton/Ha)
2020	1,3237	2025	1,1073
2021	1,3445	2026	1,0360
2022	1,2209	2027	0,9801
2023	1,1366	2028	1,0366
2024	1,1144	2029	1,0366

Plot deret waktu pada Gambar 4.17 menunjukkan bahwa hasil peramalan produktivitas kedelai tahun 2020-2029 memiliki tren menurun. Jika perkembangan produktivitas kedelai di Indonesia secara aktual pada tahun 2020-2029 sesuai dengan hasil peramalan ini, Indonesia akan sangat bergantung pada kedelai impor untuk memenuhi kebutuhan kedelai dalam negeri, sehingga Kementerian Pertanian, pemerintah, ataupun pihak-pihak berwenang lainnya perlu melakukan suatu usaha untuk meningkatkan produktivitas kedelai di Indonesia. Namun, karena tren hasil peramalan produktivitas kedelai pada tahun 2020-2029 berbeda dengan tren data aktual produktivitas kedelai pada tahun 1961-2019, kurang tepat jika hasil peramalan produktivitas kedelai ini diinterpretasikan secara langsung untuk mengambil suatu kebijakan.

Plot deret waktu pada Gambar 4.17 juga menunjukkan bahwa hasil peramalan produktivitas kedelai tahun 1964-2018 (*training set*) sangat mendekati data aktualnya. Namun, hasil peramalan produktivitas kedelai tahun 2019 (*testing set*) tidak mendekati data aktualnya. Produktivitas kedelai pada tahun 2019 mengalami kenaikan jika dibandingkan dengan produktivitas kedelai pada tahun 2018, berbeda dengan hasil peramalan produktivitas kedelai pada tahun 2019 yang mengalami penurunan jika dibandingkan dengan hasil peramalan tahun sebelumnya.



Gambar 4.17. Plot Deret Waktu Data Aktual dan Hasil Peramalan Produktivitas Kedelai di Indonesia

Perbedaan tren hasil peramalan produktivitas kedelai pada tahun 2019-2029 dengan tren data aktual produktivitas kedelai pada tahun 1961-2019 dapat terjadi karena dalam penelitian ini produktivitas kedelai di Indonesia hanya diramalkan berdasarkan pengaruh yang diberikan oleh produksi dan luas panen kedelai di Indonesia. Tren naik yang ditunjukkan oleh produktivitas kedelai di Indonesia pada tahun 1961-2019 tidak hanya dipengaruhi oleh produksi dan luas panen kedelai di Indonesia, tapi juga dipengaruhi oleh kebijakan-kebijakan pemerintah untuk meningkatkan produktivitas kedelai di Indonesia, seperti pemberian sarana produksi dalam bentuk benih kedelai, pupuk, pestisida, dan herbisida (program intensifikasi kedelai) serta perluasan luas tanam (program ekstensifikasi kedelai). Oleh karena itu, dapat dinyatakan bahwa produktivitas kedelai di Indonesia tidak hanya dipengaruhi oleh produksi dan luas panen kedelai di Indonesia. Terdapat pula variabel *input* lain yang mungkin memengaruhi produktivitas kedelai di Indonesia.

4.14 Tingkat Akurasi Hasil Peramalan

Nilai MAPE *training set* pada Tabel 4.26 menunjukkan bahwa hasil peramalan produktivitas kedelai di Indonesia pada tahun 1964-2018 sebagian besar menyimpang 1,3950 persen dari data aktualnya. Nilai MAPE *testing set* pada Tabel 4.26 dan plot deret waktu pada Gambar 4.17 menunjukkan bahwa hasil peramalan produktivitas kedelai di Indonesia pada tahun 2019 meyimpang 8,8856 persen lebih rendah dari data aktualnya. Penyimpangan hasil peramalan

produktivitas kedelai tahun 1964-2018 lebih kecil dibandingkan penyimpangan hasil peramalan produktivitas kedelai tahun 2019 dari data aktualnya karena model yang digunakan untuk meramalkan produktivitas kedelai di Indonesia dibentuk berdasarkan produksi dan luas panen kedelai di Indonesia pada tahun 1961-2018.

Tabel 4.26. Nilai MAPE Hasil Peramalan Produktivitas Kedelai

Tahun	Nilai MAPE (%)
1964-2018 (*training set*)	1,3950
2019 (*testing set*)	8,8856

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Model fungsi transfer multi *input* terbaik untuk memodelkan produktivitas kedelai di Indonesia adalah model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0). Berdasarkan pengaruh yang diberikan oleh produksi dan luas panen kedelai di Indonesia pada tahun yang sama, satu tahun sebelumnya, dua tahun sebelumnya, dan tiga tahun sebelumnya, serta pengaruh yang diberikan oleh produktivitas kedelai di Indonesia pada satu tahun sebelumnya, selama tahun 2020-2029, sebagian besar produktivitas kedelai di Indonesia setiap tahunnya diramalkan sebesar 1,1337 ton/ha.
2. Hasil peramalan produktivitas kedelai di Indonesia pada tahun 2019 menyimpang 8,8856 persen lebih rendah dari data aktualnya.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, terdapat beberapa saran untuk penelitian selanjutnya sebagai berikut:

1. Deret *input* sebaiknya dimodelkan menggunakan model ARIMA musiman jika terdapat pengaruh musiman dalam deret *input* sehingga dapat diperoleh hasil pemutihan deret *input* yang sesuai dengan sifat deret *white noise*, baik berdasarkan plot ACF maupun uji Ljung-Box.
2. Banyaknya data dalam *testing set* sebaiknya diperbanyak, sehingga tingkat akurasi hasil peramalan lebih tepat dan mudah diinterpretasikan.
3. Variabel *input* yang digunakan untuk menjelaskan variabel *output* produktivitas kedelai di Indonesia sebaiknya ditambah, sehingga tren hasil peramalan produktivitas kedelai di Indonesia akan sesuai dengan tren data aktual dan hasil peramalan dapat diinterpretasikan untuk mengambil suatu kebijakan.

DAFTAR PUSTAKA

Astasia, A., Wulandary, S., Istinah, A. N. dan Yuliati, I. F., 2020. Peramalan Tingkat Profitabilitas Bank Syariah dengan Menggunakan Model Fungsi Transfer Single Input. *Jurnal Statistika dan Aplikasinya,* 4(1), pp. 11-22.

BKP, 2020. *Analisis Ketersediaan Pangan Neraca Bahan Makanan 2018-2020.* Jakarta: Badan Ketahanan Pangan Kementerian Pertanian.

Box, G. E. P. dan Jenkins, G. M., 1976. *Time Series Analysis: Forecasting and Control.* Oakland: Holden-Day.

Cryer, J. D. dan Chan, K. S., 2008. *Time Series Analysis With Application in R.* New York: Springer.

FAO, 2020. *Crops.* http://www.fao.org/faostat/en/#data/QC. 16 Maret 2021.

Gujarati, D. N., 2004. *Basic Econometrics*. New York: The McGraw-Hill Companies.

Hill, R. C., Griffiths, W. E. dan Lim, G. C., 2011. *Principles of Econometrics.* Amerika Serikat: John Wiley and Sons.

Kemendag, 2011. *Profil Komoditas Kedelai.* Jakarta: Kementerian Perdagangan.

Kementan, 2015. *Outlook Kedelai 2015.* Jakarta: Pusat Data dan Sistem Informasi Kementerian Pertanian.

_____, 2020. *Outlook Kedelai 2020.* Jakarta: Pusat Data dan Sistem Informasi Kementerian Pertanian.

Makridakis, S. G., Wheelwright, S. C. dan Hyndmann, R. J., 1997. *Forecasting: Methods and Applications*. New York: John Wiley and Sons.

Nanlohy, Y. W. A., 2017. *Model Fungsi Transfer Multi Input untuk Peramalan Curah Hujan di Kota Surabaya.* Tesis. Surabaya:

Program Magister Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Purnama, P. A., 2017. *Pemodelan Fungsi Transfer Multi Input untuk Peramalan Curah Hujan di Kota Batu.* Tesis. Malang: Program Pascasarjana Statistika Universitas Brawijaya.

Sirait, I. L., Gultom, J. M., Tindaon, J., Tampubolon, R. J., dan Mawaddah, W. J., 2018. Peramalan Tingkat Produktivitas Kedelai di Indonesia Menggunakan Algoritma Backpropagation. *Jurnal semanTIK*, 4(2), pp. 183-192.

Sirusa, 2017. *Produktivitas Tanaman Pangan.* https://sirusa.bps.go.id/sirusa/index.php/indikator/551. 16 Maret 2021.

Sudaryanto, T. dan Swastika, D. K. S., 2013. Ekonomi Kedelai di Indonesia. *Monograf Kedelai: Teknik Produksi dan Pengembangan*, pp. 1-27.

Thode, H. C., 2002. *Testing For Normality.* Amerika Serikat: Marcel Dekker.

Wei, W. W. S., 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods.* Amerika Serikat: Pearson Education.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Produktivitas, Produksi, dan Luas Panen Kedelai di Indonesia Tahun 1961-2019

Tahun	Y_t^{***}	$X_{1,t}$	$X_{2,t}$
1961	0,6821	426300	625000
1962	0,6680	396800	594000
1963	0,6497	350200	539000
1964	0,6860	391700	571000
1965	0,7012	409500	584000
1966	0,6891	416900	605000
1967	0,7061	415900	589000
1968	0,6203	419932	677000
1969	0,7033	388907	553000
1970	0,7167	497883	694730*
1971	0,7587	515644	679630*
1972	0,7430	518229	697500*
1973	0,7275	541040	743660*
1974	0,7820	589239	753500*
1975	0,7847	589831	751690*
1976	0,8073	521777	646340*
1977	0,8092	522821	646121
1978	0,8410	616599	733140*
1979	0,8666	679825	784490*
1980	0,8913	652762	732350*
1981	0,8689	703811	809980*
1982	0,8579	521394	607788
1983	0,8378	536103	639876
1984	0,8958	769384	858850*

Lampiran 1. (Lanjutan)

Tahun	Y_t^{***}	$X_{1,t}$	$X_{2,t}$
1985	0,9704	869718	896220*
1986	0,9784	1226727	1253767
1987	1,0549	1160963	1100565
1988	1,0790	1270418	1177360*
1989	1,0977	1315113	1198096
1990	1,1149	1487433	1334100*
1991	1,1369	1555453	1368199
1992	1,1225	1869713	1665710*
1993	1,1621	1708530	1470210*
1994	1,1123	1564847	1406920*
1995	1,1371	1680010	1477432
1996	1,1860	1517180	1279290*
1997	1,2125	1356891	1119079
1998	1,1923	1305640	1095070*
1999	1,2013	1382848	1151079
2000	1,2343	1017634	824480*
2001	1,2181	826932	678848
2002	1,2360	673056	544522
2003	1,2749	671600	526796
2004	1,2801	723483	565155
2005	1,3006	808353	621541
2006	1,2878	747611	580534
2007	1,2908	592634	459116
2008	1,3119	776491	591899
2009	1,3483	974512	722791
2010	1,3726	907031	660823

Lampiran 1. (Lanjutan)

Tahun	Y_t	$X_{1,t}$	$X_{2,t}$ ***
2011	1,3681	851286	622254
2012	1,4854	843153	567624
2013	1,4161	779992	550793
2014	1,5511	954997	615685
2015	1,5690	963183	613885
2016	1,4899	859653	576987
2017	1,5141	538729	355799
2018	1,3170	650000**	493550**
2019	1,4870	424190**	285270**

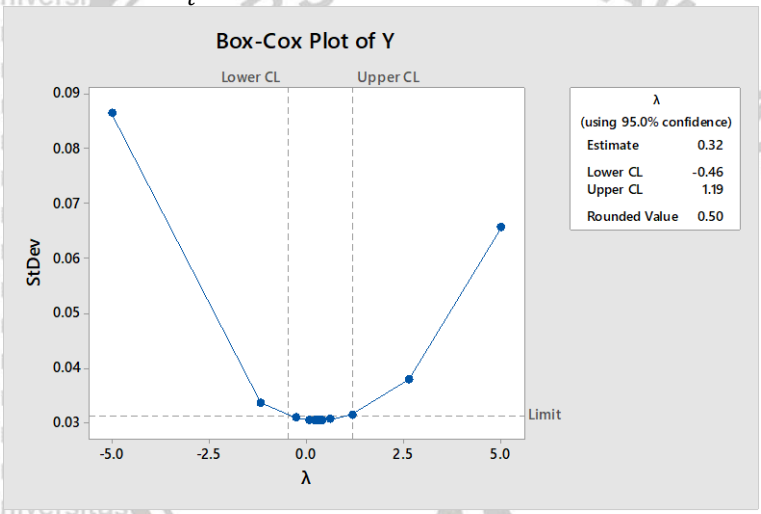
Sumber: FAO, 2020
* Kementan, 2015
** Kementan, 2020
*** Hasil penghitungan oleh penulis

Keterangan:
Y_t : produktivitas kedelai nasional (ton/ha)
$X_{1,t}$: produksi kedelai nasional (ton)
$X_{2,t}$: luas panen kedelai nasional (ha)

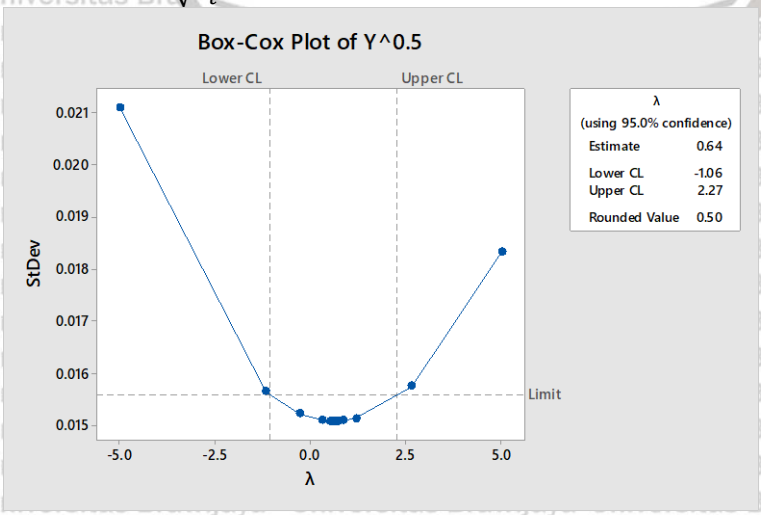
Lampiran 2. Plot Box-Cox Produktivitas, Produksi, dan Luas Panen Kedelai

Produktivitas Kedelai (Y_t)

(a) Plot Box-Cox Y_t

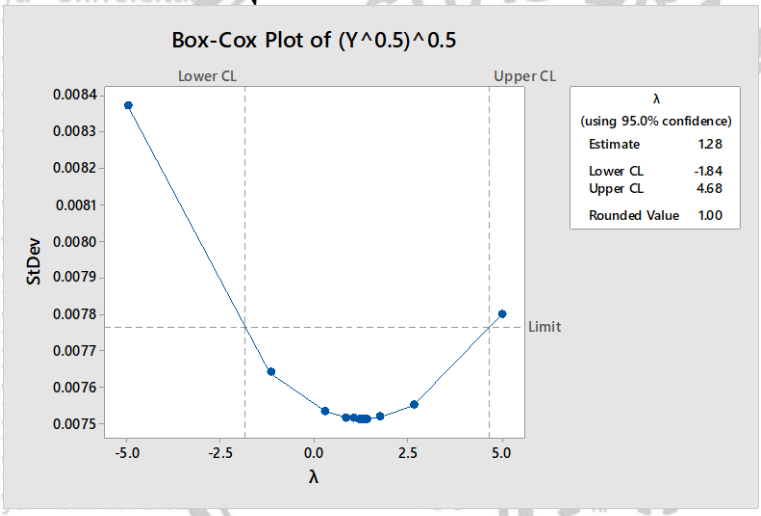


(b) Plot Box-Cox $\sqrt{Y_t}$



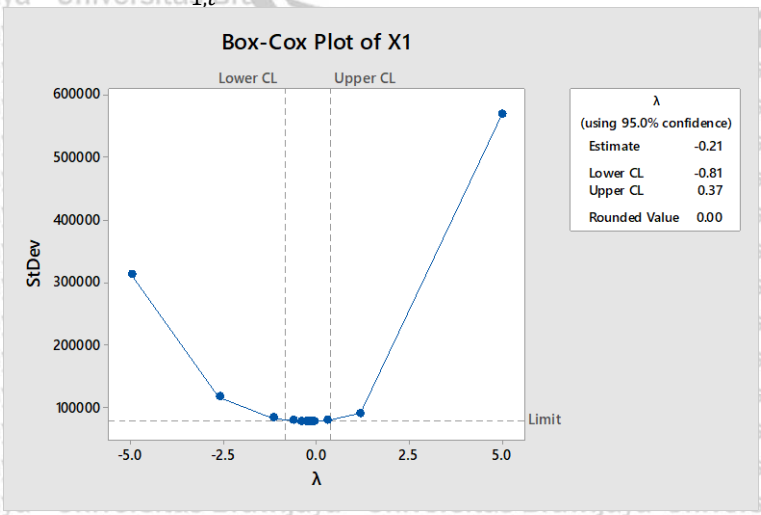
Lampiran 2. (Lanjutan)

(c) Plot Box-Cox $Y_t^* = \sqrt{\sqrt{Y_t}}$



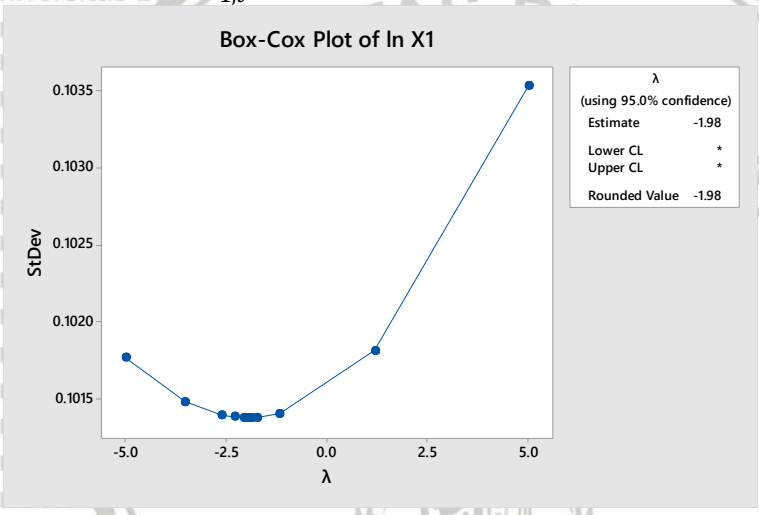
Produksi Kedelai ($X_{1,t}$)

(a) Plot Box-Cox $X_{1,t}$

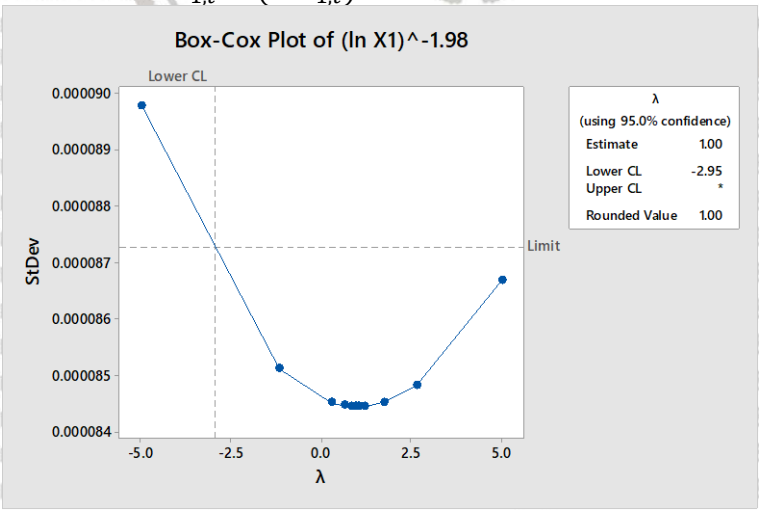


Lampiran 2. (Lanjutan)

(b) Plot Box-Cox ln $X_{1,t}$



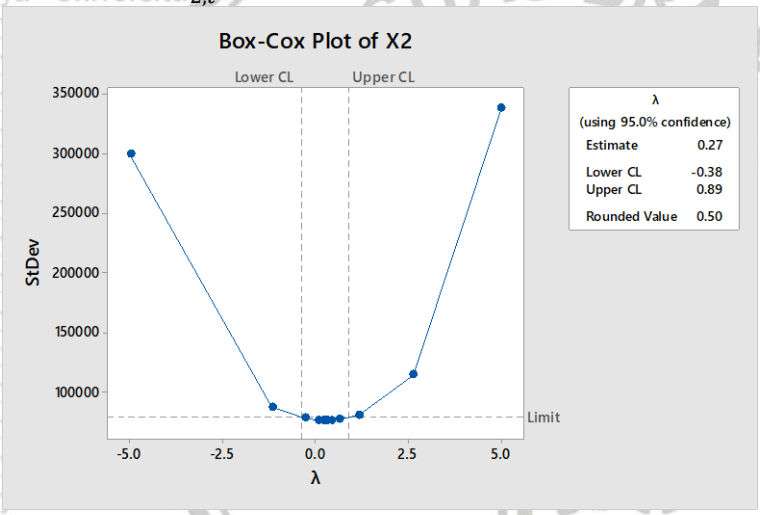
(c) Plot Box-Cox $X_{1,t}^{*} = \left(\ln X_{1,t}\right)^{-1,98}$



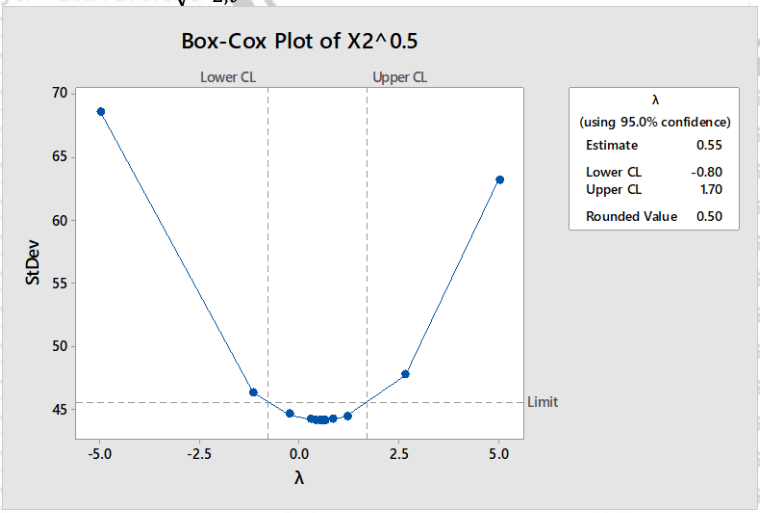
Lampiran 2. (Lanjutan)

Luas Panen Kedelai ($X_{2,t}$)

(a) Plot Box-Cox $X_{2,t}$

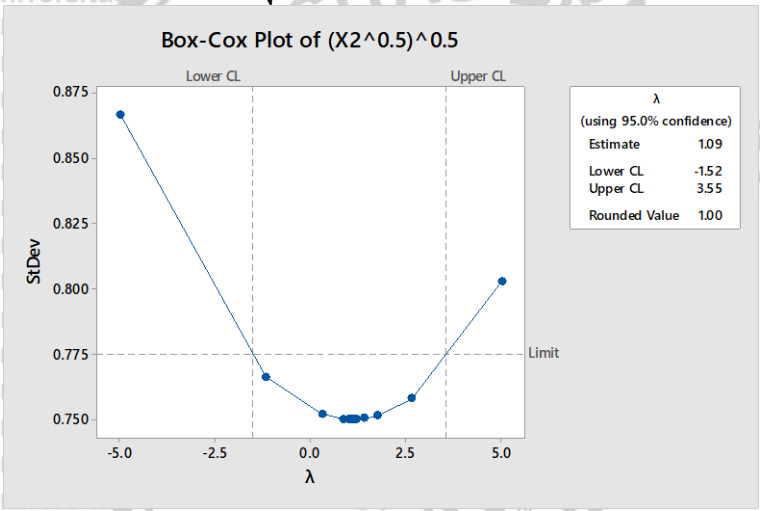


(b) Plot Box-Cox $\sqrt{X_{2,t}}$



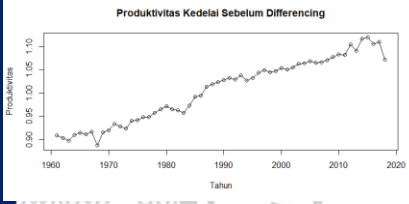
Lampiran 2. (Lanjutan)

(c) Plot Box-Cox $X_{2,t}^{*} = \sqrt{\sqrt{X_{2,t}}}$

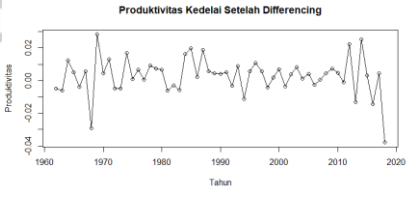


Lampiran 3. Plot Deret Waktu Produktivitas, Produksi, dan Luas Panen Kedelai

Produktivitas Kedelai Setelah Transformasi Box-Cox (Y_t^*)

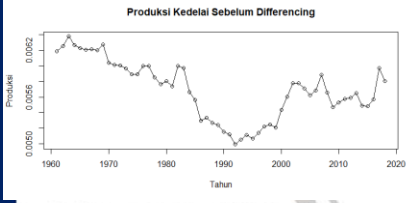


(a) Plot Deret Waktu Y_t^* Sebelum *Differencing*

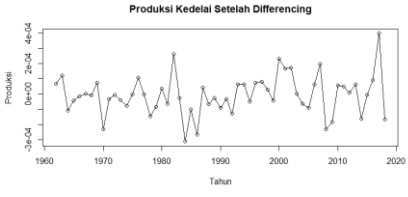


(b) Plot Deret Waktu Y_t^* Setelah *Differencing*

Produksi Kedelai Setelah Transformasi Box-Cox ($X_{1,t}^*$)

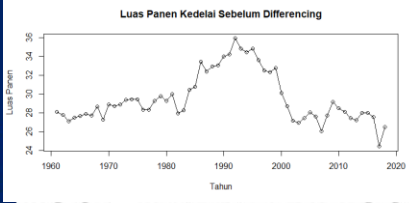


(a) Plot Deret Waktu $X_{1,t}^*$ Sebelum *Differencing*

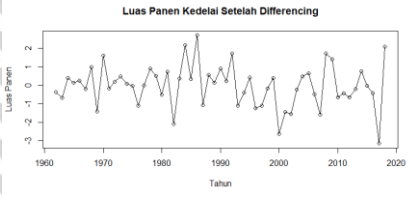


(b) Plot Deret Waktu $X_{1,t}^*$ Setelah *Differencing*

Luas Panen Kedelai Setelah Transformasi Box-Cox ($X_{2,t}^*$)



(a) Plot Deret Waktu $X_{2,t}^*$ Sebelum *Differencing*



(b) Plot Deret Waktu $X_{2,t}^*$ Setelah *Differencing*

Lampiran 4. *Output* R Studio Hasil Uji ADF Produktivitas, Produksi, dan Luas Panen Kedelai

Produktivitas Kedelai Setelah Transformasi Box-Cox (Y_t^*)

(a) Hasil uji ADF Y_t^* sebelum *differencing*

```
Augmented Dickey-Fuller Test
alternative: stationary

⋮
Type 2: with drift no trend
     lag   ADF p.value
[1,]   0 -1.07   0.668
[2,]   1 -1.04   0.679
[3,]   2 -1.34   0.575
[4,]   3 -1.20   0.624
⋮
----
Note: in fact, p.value = 0.01 means p.value <=
0.01
```

(b) Hasil uji ADF Y_t^* setelah *differencing*

```
Augmented Dickey-Fuller Test
alternative: stationary

⋮
Type 1: no drift no trend
     lag   ADF p.value
[1,]   0 -8.17    0.01
[2,]   1 -4.04    0.01
[3,]   2 -2.86    0.01
[4,]   3 -3.11    0.01
⋮
----
Note: in fact, p.value = 0.01 means p.value <=
0.01
```

Lampiran 4. (Lanjutan)

Produksi Kedelai Setelah Transformasi Box-Cox ($X_{1,t}^{*}$)

(a) Hasil uji ADF $X_{1,t}^{*}$ sebelum *differencing*

```
Augmented Dickey-Fuller Test
alternative: stationary

⋮
Type 2: with drift no trend
     lag   ADF p.value
[1,]   0 -1.63   0.469
[2,]   1 -1.83   0.392
[3,]   2 -1.96   0.344
[4,]   3 -1.73   0.432
⋮
----
Note: in fact, p.value = 0.01 means p.value <=
0.01
```

(b) Hasil uji ADF $X_{1,t}^{*}$ setelah *differencing*

```
Augmented Dickey-Fuller Test
alternative: stationary

⋮
Type 1: no drift no trend
     lag   ADF p.value
[1,]   0 -6.89    0.01
[2,]   1 -5.63    0.01
[3,]   2 -4.68    0.01
[4,]   3 -3.48    0.01
⋮
----
Note: in fact, p.value = 0.01 means p.value <=
0.01
```

Lampiran 4. (Lanjutan)

Luas Panen Kedelai Setelah Transformasi Box-Cox ($X_{2,t}^{*}$)

(a) Hasil uji ADF $X_{2,t}^{*}$ sebelum *differencing*

```
Augmented Dickey-Fuller Test
alternative: stationary

⋮
Type 2: with drift no trend
     lag   ADF p.value
[1,]   0 -1.47   0.530
[2,]   1 -1.29   0.590
[3,]   2 -1.40   0.552
[4,]   3 -1.30   0.587
⋮
----
Note: in fact, p.value = 0.01 means p.value <=
0.01
```

(b) Hasil uji ADF $X_{2,t}^{*}$ setelah *differencing*

```
Augmented Dickey-Fuller Test
alternative: stationary

⋮
Type 1: no drift no trend
     lag   ADF p.value
[1,]   0 -8.03    0.01
[2,]   1 -5.22    0.01
[3,]   2 -4.33    0.01
[4,]   3 -3.48    0.01
⋮
----
Note: in fact, p.value = 0.01 means p.value <=
0.01
```

Lampiran 5. Data Produktivitas, Produksi, dan Luas Panen Kedelai Setelah Transformasi Box-Cox

Tahun	Y_t^*	$X_{1,t}^*$	$X_{2,t}^*$
1961	0,9088	0,0062	28,1171
1962	0,9041	0,0063	27,7617
1963	0,8978	0,0064	27,0955
1964	0,9101	0,0063	27,4890
1965	0,9151	0,0062	27,6441
1966	0,9111	0,0062	27,8894
1967	0,9167	0,0062	27,7031
1968	0,8875	0,0062	28,6845
1969	0,9158	0,0063	27,2698
1970	0,9201	0,0060	28,8705
1971	0,9333	0,0060	28,7123
1972	0,9284	0,0060	28,8992
1973	0,9235	0,0060	29,3659
1974	0,9404	0,0059	29,4626
1975	0,9412	0,0059	29,4449
1976	0,9479	0,0060	28,3541
1977	0,9484	0,0060	28,3517
1978	0,9576	0,0059	29,2615
1979	0,9648	0,0058	29,7610
1980	0,9716	0,0058	29,2536
1981	0,9655	0,0057	29,9998
1982	0,9624	0,0060	27,9215
1983	0,9567	0,0060	28,2829
1984	0,9729	0,0057	30,4424
1985	0,9925	0,0056	30,7683

Lampiran 5. (Lanjutan)

Tahun	Y_t^*	$X_{1,t}^*$	$X_{2,t}^*$
1986	0,9946	0,0053	33,4622
1987	1,0135	0,0053	32,3895
1988	1,0192	0,0053	32,9403
1989	1,0236	0,0052	33,0844
1990	1,0276	0,0052	33,9858
1991	1,0326	0,0051	34,2009
1992	1,0293	0,0050	35,9253
1993	1,0383	0,0051	34,8213
1994	1,0270	0,0051	34,4403
1995	1,0326	0,0051	34,8640
1996	1,0436	0,0051	33,6312
1997	1,0494	0,0052	32,5248
1998	1,0450	0,0052	32,3490
1999	1,0469	0,0052	32,7549
2000	1,0540	0,0054	30,1332
2001	1,0506	0,0056	28,7040
2002	1,0544	0,0058	27,1646
2003	1,0626	0,0058	26,9408
2004	1,0637	0,0057	27,4184
2005	1,0679	0,0056	28,0781
2006	1,0653	0,0057	27,6030
2007	1,0659	0,0059	26,0304
2008	1,0702	0,0057	27,7372
2009	1,0776	0,0055	29,1577
2010	1,0824	0,0055	28,5116
2011	1,0815	0,0056	28,0861

Lampiran 5. (Lanjutan)

Tahun	Y_t^*	$X_{1,t}^*$	$X_{2,t}^*$
2012	1,1040	0,0056	27,4483
2013	1,0909	0,0057	27,2425
2014	1,1160	0,0055	28,0117
2015	1,1192	0,0055	27,9912
2016	1,1048	0,0056	27,5608
2017	1,1093	0,0060	24,4231
2018	1,0713	0,0058	26,5053
2019	1,1043	0,0062	23,1107

Keterangan:
Y_t^* : hasil transformasi Box-Cox deret Y_t
$X_{1,t}^*$: hasil transformasi Box-Cox deret X_{1t}
$X_{2,t}^*$: hasil transformasi Box-Cox deret X_{2t}

Lampiran 6. Data Produktivitas, Produksi, dan Luas Panen Kedelai Setelah *Differencing*

Tahun	y_t	$x_{1,t}$	$x_{2,t}$
1961			
1962	-0,0047	0,0001	-0,3553
1963	-0,0063	0,0001	-0,6662
1964	0,0123	-0,0001	0,3935
1965	0,0050	0,0000	0,1551
1966	-0,0040	0,0000	0,2452
1967	0,0056	0,0000	-0,1863
1968	-0,0292	0,0000	0,9814
1969	0,0283	0,0001	-1,4147
1970	0,0043	-0,0002	1,6007
1971	0,0132	0,0000	-0,1582
1972	-0,0049	0,0000	0,1869
1973	-0,0049	0,0000	0,4667
1974	0,0168	-0,0001	0,0967
1975	0,0008	0,0000	-0,0177
1976	0,0067	0,0001	-1,0908
1977	0,0006	0,0000	-0,0024
1978	0,0092	-0,0001	0,9099
1979	0,0072	-0,0001	0,4994
1980	0,0068	0,0000	-0,5073
1981	-0,0062	-0,0001	0,7462
1982	-0,0031	0,0003	-2,0784
1983	-0,0057	0,0000	0,3614
1984	0,0161	-0,0003	2,1595
1985	0,0197	-0,0001	0,3259

Lampiran 6. (Lanjutan)

Tahun	y_t	$x_{1,t}$	$x_{2,t}$
1986	0,0020	-0,0003	2,6939
1987	0,0189	0,0000	-1,0727
1988	0,0057	-0,0001	0,5508
1989	0,0044	0,0000	0,1441
1990	0,0040	-0,0001	0,9014
1991	0,0050	0,0000	0,2151
1992	-0,0033	-0,0001	1,7244
1993	0,0090	0,0001	-1,1040
1994	-0,0113	0,0001	-0,3810
1995	0,0057	-0,0001	0,4236
1996	0,0109	0,0001	-1,2328
1997	0,0058	0,0001	-1,1063
1998	-0,0044	0,0000	-0,1759
1999	0,0020	0,0000	0,4059
2000	0,0071	0,0002	-2,6217
2001	-0,0035	0,0002	-1,4291
2002	0,0038	0,0002	-1,5394
2003	0,0082	0,0000	-0,2238
2004	0,0011	-0,0001	0,4776
2005	0,0042	-0,0001	0,6597
2006	-0,0026	0,0001	-0,4750
2007	0,0006	0,0002	-1,5727
2008	0,0043	-0,0002	1,7068
2009	0,0073	-0,0002	1,4205
2010	0,0048	0,0001	-0,6461
2011	-0,0009	0,0001	-0,4254

Lampiran 6. (Lanjutan)

Tahun	y_t	$x_{1,t}$	$x_{2,t}$
2012	0,0225	0,0000	-0,6378
2013	-0,0131	0,0001	-0,2058
2014	0,0251	-0,0002	0,7692
2015	0,0032	0,0000	-0,0205
2016	-0,0144	0,0001	-0,4304
2017	0,0045	0,0004	-3,1377
2018	-0,0380	-0,0002	2,0822
2019	0,0330	0,0004	-3,3946

Keterangan:
y_t : hasil *differencing* deret Y_t^*
$x_{1,t}$: hasil *differencing* deret X_{1t}^*
$x_{2,t}$: hasil *differencing* deret X_{2t}^*

Lampiran 7. *Output* R Studio Hasil Pendugaan Parameter dan Pengujian Signifikansi Parameter Model Tentatif ARIMA Deret *Input*

Produksi Kedelai ($x_{1,t}$)

(a) ARIMA([6,8,12],1,[6,8,12]) dengan *drift*

```
t test of coefficients:

          Estimate  Std. Error t value  Pr(>|t|)
ar6     1.0785e-02  2.4715e-01  0.0436  0.965365
ar8    -2.8902e-01  2.7916e-01 -1.0353  0.305398
ar12   -7.2425e-01  1.7109e-01 -4.2332 9.615e-05
***
ma6     2.8979e-01  3.2196e-01  0.9001  0.372315
ma8    -3.1497e-03  4.0707e-01 -0.0077  0.993857
ma12    6.6625e-01  2.2119e-01  3.0121  0.004031 **
drift -5.3387e-06  1.7847e-04 -0.0299  0.976252
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05
‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

(b) ARIMA([8,12],1,[6,12])

```
t test of coefficients:

       Estimate Std. Error t value  Pr(>|t|)
ar8   -0.290253   0.096741 -3.0003  0.004075 **
ar12  -0.722784   0.128718 -5.6152 7.003e-07 ***
ma6    0.304580   0.127050  2.3973  0.020004 *
ma12   0.667186   0.201424  3.3123  0.001655 **
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05
‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

(c) ARIMA([12],1,[12])

```
t test of coefficients:

       Estimate Std. Error t value  Pr(>|t|)
ar12  -0.982183   0.098341 -9.9875 4.784e-14 ***
ma12   0.881978   0.333360  2.6457   0.01056 *
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05
‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

Lampiran 7. (Lanjutan)

(d) ARIMA([6,8,12],1,0)

```
t test of coefficients:

     Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
ar6   0.32268    0.13114  2.4605 0.017043 *
ar8  -0.25282    0.12025 -2.1025 0.040102 *
ar12 -0.36601    0.13000 -2.8155 0.006747 **
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05
‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

(e) ARIMA(0,1,[6,8,12])

```
t test of coefficients:

     Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
ma6   0.37056    0.14448  2.5648  0.01308 *
ma8  -0.27281    0.16916 -1.6127  0.11253
ma12 -0.17264    0.16695 -1.0341  0.30563
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05
‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

(f) ARIMA(0,1,[6,8])

```
t test of coefficients:

    Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
ma6  0.41144    0.14639  2.8106   0.0068 **
ma8 -0.32318    0.15889 -2.0340   0.0467 *
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05
‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

(g) ARIMA(0,1,[6])

```
t test of coefficients:

    Estimate Std. Error t value  Pr(>|t|)
ma6  0.55499    0.15812  3.5099 0.0008832 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05
‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

Lampiran 7. (Lanjutan)

Luas Panen Kedelai ($x_{2,t}$)

(a) ARIMA([8,12,14],1,[8,12]) dengan *drift*

```
t test of coefficients:

        Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
ar8    -0.135714   0.210255 -0.6455 0.521459
ar12   -0.748966   0.242944 -3.0829 0.003277 **
ar14    0.051082   0.103902  0.4916 0.625043
ma8    -0.099148   0.246777 -0.4018 0.689497
ma12    0.530006   0.336426  1.5754 0.121229
drift -0.036129   0.103691 -0.3484 0.728924
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05
‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

(b) ARIMA([8,12],1,[12])

```
t test of coefficients:

     Estimate Std. Error t value  Pr(>|t|)
ar8  -0.18639    0.12705 -1.4670 0.1480577
ar12 -0.79349    0.22293 -3.5594 0.0007751 ***
ma12  0.61054    0.34321  1.7789 0.0807752 .
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05
‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

(c) ARIMA([12],1,[12])

```
t test of coefficients:

      Estimate Std. Error  t value  Pr(>|t|)
ar12 -0.991884   0.021821 -45.4558 < 2.2e-16 ***
ma12  0.916017   0.115142   7.9556  9.15e-11 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05
‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

Lampiran 7. (Lanjutan)

(d) ARIMA([8,12,14],1,0)

```
t test of coefficients:

      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
ar8  -0.292333   0.124763 -2.3431  0.02277 *
ar12 -0.321520   0.128081 -2.5103  0.01503 *
ar14  0.082103   0.128587  0.6385  0.52580
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05
‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

(e) ARIMA([8,12],1,0)

```
t test of coefficients:

     Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
ar8  -0.28315    0.12528 -2.2600  0.02773 *
ar12 -0.31534    0.12971 -2.4311  0.01828 *
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05
‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

(f) ARIMA(0,1,[8,12])

```
t test of coefficients:

     Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
ma8  -0.27440    0.14348 -1.9124  0.06095 .
ma12 -0.21673    0.13707 -1.5811  0.11949
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05
‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

(g) ARIMA(0,1,[8])

```
t test of coefficients:

    Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
ma8 -0.30207    0.12723 -2.3741  0.02098 *
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05
‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

Lampiran 7. (Lanjutan)

(h) ARIMA(0,1,[12])

```
t test of coefficients:

      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
ma12 -0.27143    0.13143 -2.0652  0.04347 *
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05
‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

Lampiran 8. *Output* R Studio Hasil Uji Normalitas Residual Model Tentatif ARIMA Deret *Input*

Produksi Kedelai ($x_{1,t}$)

(a) ARIMA([8,12],1[6,12])

```
        Anderson-Darling normality test

data:  m2Produksi$residuals
A = 0.46142, p-value = 0.2502
```

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right) A^2$$

$$= \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{58} + \frac{2{,}25}{58^2}\right) (0{,}4614)$$

$$= (1{,}0136)(0{,}4614)$$

$$= 0{,}4677$$

(b) ARIMA([12],1,[12])

```
        Anderson-Darling normality test

data:  m3Produksi$residuals
A = 0.59937, p-value = 0.1144
```

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right) A^2$$

$$= \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{58} + \frac{2{,}25}{58^2}\right) (0{,}5994)$$

$$= (1{,}0136)(0{,}5994)$$

$$= 0{,}6075$$

(c) ARIMA([6,8,12],1,0)

```
        Anderson-Darling normality test

data:  m4Produksi$residuals
A = 0.52079, p-value = 0.1781
```

Lampiran 8. (Lanjutan)

(c) ARIMA([6,8,12],1,0)

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right) A^2$$

$$= \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{58} + \frac{2{,}25}{58^2}\right) (0{,}5208)$$

$$= (1{,}0136)(0{,}5208)$$

$$= 0{,}5279$$

(d) ARIMA(0,1,[6,8])

```
        Anderson-Darling normality test

data:  m6Produksi$residuals
A = 0.87079, p-value = 0.02398
```

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right) A^2$$

$$= \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{58} + \frac{2{,}25}{58^2}\right) (0{,}8708)$$

$$= (1{,}0136)(0{,}8708)$$

$$= 0{,}8826$$

(c) ARIMA(0,1,[6])

```
        Anderson-Darling normality test

data:  m7Produksi$residuals
A = 0.78729, p-value = 0.03877
```

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right) A^2$$

$$= \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{58} + \frac{2{,}25}{58^2}\right) (0{,}7873)$$

$$= (1{,}0136)(0{,}7873)$$

$$= 0{,}7980$$

Lampiran 8. (Lanjutan)

(d) ARIMA(0,1,0)

```
        Anderson-Darling normality test

data:  m8Produksi$residuals
A = 0.49613, p-value = 0.2053
```

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right) A^2$$

$$= \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{58} + \frac{2{,}25}{58^2}\right) (0{,}4961)$$

$$= (1{,}0136)(0{,}4961)$$

$$= 0{,}5029$$

Luas Panen Kedelai ($x_{2,t}$)

(a) ARIMA([12],1,[12])

```
        Anderson-Darling normality test

data:  m3LuasPanen$residuals
A = 0.48353, p-value = 0.2207
```

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right) A^2$$

$$= \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{58} + \frac{2{,}25}{58^2}\right) (0{,}4835)$$

$$= (1{,}0136)(0{,}4835)$$

$$= 0{,}4901$$

(b) ARIMA([8,12],1,0)

```
        Anderson-Darling normality test

data:  m5LuasPanen$residuals
A = 0.52556, p-value = 0.1732
```

Lampiran 8. (Lanjutan)

(b) ARIMA([8,12],1,0)

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right)A^2$$

$$= \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{58} + \frac{2{,}25}{58^2}\right)(0{,}5256)$$

$$= (1{,}0136)(0{,}5256)$$

$$= 0{,}5327$$

(c) ARIMA(0,1,[8])

```
        Anderson-Darling normality test

data:  m7LuasPanen$residuals
A = 0.52052, p-value = 0.1783
```

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right)A^2$$

$$= \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{58} + \frac{2{,}25}{58^2}\right)(0{,}5205)$$

$$= (1{,}0136)(0{,}5205)$$

$$= 0{,}5276$$

(c) ARIMA(0,1,[12])

```
        Anderson-Darling normality test

data:  m8LuasPanen$residuals
A = 0.4324, p-value = 0.2944
```

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right)A^2$$

$$= \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{58} + \frac{2{,}25}{58^2}\right)(0{,}4324)$$

$$= (1{,}0136)(0{,}4324)$$

$$= 0{,}4383$$

Lampiran 8. (Lanjutan)

(d) ARIMA(0,1,0)

```
        Anderson-Darling normality test

data:  m9LuasPanen$residuals
A = 0.44474, p-value = 0.2748
```

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right) A^2$$

$$= \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{58} + \frac{2{,}25}{58^2}\right) (0{,}4447)$$

$$= (1{,}0136)(0{,}4447)$$

$$= 0{,}4508$$

Lampiran 9. *Output* SAS Hasil Uji Ljung-Box Residual Model Tentatif ARIMA Deret *Input*

Produksi Kedelai Nasional ($x_{1,t}$)

(a) ARIMA([8,12],1,[6,12])

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Autocorrelations**					
6	2.76	2	0.2518	0.055	0.064	-0.011	-0.055	0.156	0.092
12	3.99	8	0.8579	0.077	0.003	-0.091	0.006	-0.017	-0.056
18	5.87	14	0.9697	0.089	0.011	-0.094	-0.025	0.012	0.075
24	9.48	20	0.9767	0.077	0.074	-0.083	0.038	-0.062	-0.118

(b) ARIMA([12],1,[12])

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Autocorrelations**					
6	8.30	4	0.0812	0.141	-0.075	-0.082	-0.015	0.177	0.256
12	11.54	10	0.3170	0.048	-0.173	-0.092	-0.009	-0.050	-0.060
18	12.80	16	0.6873	0.073	0.061	-0.041	-0.034	-0.059	0.020
24	18.58	22	0.6712	0.153	0.152	-0.114	0.006	-0.044	-0.045

(c) ARIMA([6,8,12],1,0)

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Autocorrelations**					
6	3.02	3	0.3884	0.061	-0.002	-0.056	-0.013	0.163	0.115
12	4.76	9	0.8546	0.061	-0.062	-0.113	0.065	0.010	-0.020
18	6.53	15	0.9695	0.100	0.080	-0.057	-0.048	-0.014	0.023
24	10.59	21	0.9703	0.056	0.170	-0.061	-0.005	-0.071	-0.056

Lampiran 9. (Lanjutan)

(d) ARIMA(0,1,0)

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Autocorrelations**					
6	6.24	6	0.3974	0.060	-0.105	-0.099	0.063	0.131	0.226
12	15.36	12	0.2226	-0.010	-0.252	-0.081	0.065	-0.001	-0.231
18	16.23	18	0.5766	0.052	0.062	0.003	-0.038	-0.032	-0.043
24	23.70	24	0.4788	0.131	0.195	-0.066	-0.037	-0.099	0.099

Luas Panen Kedelai ($x_{2,t}$)

(a) ARIMA([12],1,[12])

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Autocorrelations**					
6	8.30	4	0.0812	0.141	-0.075	-0.082	-0.015	0.177	0.256
12	11.54	10	0.3170	0.048	-0.173	-0.092	-0.009	-0.050	-0.060
18	12.80	16	0.6873	0.073	0.061	-0.041	-0.034	-0.059	0.020
24	18.58	22	0.6712	0.153	0.152	-0.114	0.006	-0.044	-0.045

(b) ARIMA([8,12],1,0)

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Autocorrelations**					
6	8.81	4	0.0661	-0.053	0.065	-0.040	-0.067	0.199	0.287
12	10.82	10	0.3716	0.070	-0.027	-0.151	0.002	0.020	0.009
18	14.84	16	0.5366	0.118	0.050	-0.123	-0.083	-0.108	0.004
24	21.46	22	0.4925	0.021	0.120	-0.165	-0.070	-0.147	0.032

Lampiran 9. (Lanjutan)

(c) ARIMA(0,1,[8])

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Autocorrelations**					
6	6.37	5	0.2720	-0.141	0.074	0.008	-0.048	0.181	0.197
12	12.28	11	0.3430	-0.018	-0.039	-0.119	-0.004	0.068	-0.244
18	15.45	17	0.5631	0.116	0.065	-0.095	0.009	-0.095	-0.062
24	22.59	23	0.4851	0.053	0.125	-0.087	0.013	-0.186	0.114

(d) ARIMA(0,1,[12])

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Autocorrelations**					
6	5.90	5	0.3157	-0.062	-0.011	-0.101	-0.013	0.141	0.237
12	11.51	11	0.4014	0.057	-0.237	-0.130	-0.007	0.023	-0.065
18	13.95	17	0.6706	0.111	0.011	-0.090	-0.051	-0.056	0.065
24	20.87	23	0.5888	0.050	0.167	-0.146	-0.068	-0.072	0.109

(e) ARIMA(0,1,0)

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Autocorrelations**					
6	3.71	6	0.7154	-0.104	0.022	-0.050	0.038	0.130	0.160
12	13.73	12	0.3182	0.026	-0.257	-0.072	-0.012	0.035	-0.258
18	15.05	18	0.6584	0.106	0.009	-0.047	-0.033	-0.047	-0.008
24	21.69	24	0.5980	0.051	0.183	-0.094	-0.019	-0.093	0.127

Lampiran 10. *Output* R Studio Nilai AIC Model Tentatif ARIMA Deret Input

Produksi Kedelai ($x_{1,t}$)

(a) ARIMA([8,12]1,[6,12])

```
> m2Produksi$aic
[1] -869.6045
```

(b) ARIMA([12],1,[12])

```
> m3Produksi$aic
[1] -860.1322
```

(c) ARIMA([6,8,12],1,0)

```
> m4Produksi$aic
[1] -866.4347
```

(d) ARIMA(0,1,0)

```
> m8Produksi$aic
[1] -857.8387
```

Luas Panen Kedelai ($x_{2,t}$)

(a) ARIMA([12],1,[12])

```
> m3LuasPanen$aic
[1] 173.227
```

(b) ARIMA([8,12],1,0)

```
> m5LuasPanen$aic
[1] 170.9727
```

(c) ARIMA(0,1,[8])

```
> m7LuasPanen$aic
[1] 174.0041
```

(d) ARIMA(0,1,[12])

```
> m8LuasPanen$aic
[1] 174.7235
```

(e) ARIMA(0,1,0)

```
> m9LuasPanen$aic
[1] 176.7898
```

Lampiran 11. Hasil Pemutihan Deret *Input* dan Deret *Output*

Tahun	$\alpha_{1,t}$	$\alpha_{2,t}$	$\beta_{1,t}$	$\beta_{2,t}$
1961				
1962	0,0001	-0,3553	-0,0047	-0,0047
1963	0,0001	-0,6662	-0,0063	-0,0063
1964	-0,0001	0,3935	0,0123	0,0123
1965	0,0000	0,1551	0,0050	0,0050
1966	0,0000	0,2452	-0,0040	-0,0040
1967	0,0000	-0,1863	0,0056	0,0056
1968	0,0000	0,9814	-0,0278	-0,0292
1969	0,0000	-1,4147	0,0302	0,0283
1970	-0,0002	1,5001	-0,0008	0,0030
1971	0,0000	-0,3468	0,0099	0,0114
1972	0,0000	0,2983	-0,0001	-0,0014
1973	-0,0001	0,5106	-0,0051	-0,0035
1974	-0,0001	0,0541	0,0239	0,0142
1975	0,0000	-0,2805	-0,0071	0,0004
1976	0,0002	-0,6888	-0,0009	0,0023
1977	0,0000	-0,3541	0,0061	0,0101
1978	-0,0002	1,4405	0,0102	0,0092
1979	-0,0001	0,3959	0,0129	0,0127
1980	0,0001	-0,1450	-0,0045	-0,0038
1981	0,0000	0,4323	-0,0051	0,0014
1982	0,0001	-1,5463	0,0057	0,0031
1983	-0,0001	0,3066	-0,0043	-0,0013
1984	-0,0002	1,9095	0,0115	0,0165
1985	-0,0001	0,4724	0,0158	0,0183
1986	-0,0003	2,9820	0,0023	0,0099

Lampiran 11. (Lanjutan)

Tahun	$\alpha_{1,t}$	$\alpha_{2,t}$	$\beta_{1,t}$	$\beta_{2,t}$
1987	0,0000	-0,9368	0,0279	0,0212
1988	-0,0001	0,0632	0,0114	0,0098
1989	0,0000	0,3547	0,0003	0,0028
1990	0,0001	0,5997	-0,0006	0,0060
1991	0,0000	0,4750	-0,0048	0,0057
1992	-0,0001	2,1760	0,0086	0,0034
1993	0,0000	-0,7764	0,0051	0,0126
1994	0,0001	-0,2734	-0,0202	-0,0117
1995	0,0000	0,2338	0,0099	0,0092
1996	-0,0001	-0,3959	0,0168	0,0176
1997	0,0001	-0,9628	0,0122	0,0132
1998	0,0001	0,9288	-0,0059	-0,0026
1999	0,0000	0,1286	-0,0031	0,0093
2000	0,0002	-1,9597	0,0089	0,0080
2001	0,0002	-1,6963	-0,0009	0,0004
2002	0,0001	-1,3631	-0,0013	0,0019
2003	0,0000	-0,0360	0,0130	0,0114
2004	-0,0001	0,6721	-0,0021	0,0031
2005	0,0000	-0,0017	0,0099	0,0087
2006	0,0000	-0,6450	-0,0013	-0,0074
2007	0,0001	-1,3241	-0,0010	0,0030
2008	-0,0001	0,5756	0,0035	0,0098
2009	-0,0001	0,6670	-0,0016	0,0082
2010	0,0001	-1,1375	0,0073	0,0045
2011	0,0001	-0,3608	0,0020	0,0021
2012	0,0000	-1,3292	0,0224	0,0250

Lampiran 11. (Lanjutan)

Tahun	$\alpha_{1,t}$	$\alpha_{2,t}$	$\beta_{1,t}$	$\beta_{2,t}$
2013	0,0000	-0,4696	-0,0135	-0,0130
2014	-0,0001	0,1493	0,0269	0,0256
2015	0,0001	-0,5364	0,0011	0,0060
2016	0,0000	0,2035	-0,0132	-0,0128
2017	0,0003	-2,5274	0,0024	0,0079
2018	-0,0001	1,7494	-0,0445	-0,0375

Keterangan:

$\alpha_{1,t}$: hasil pemutihan produksi kedelai $x_{1,t}$

$\alpha_{2,t}$: hasil pemutihan luas panen kedelai $x_{2,t}$

$\beta_{1,t}$: hasil pemutihan produktivitas kedelai y_t berdasarkan model ARIMA deret $x_{1,t}$

$\beta_{2,t}$: hasil pemutihan produktivitas kedelai y_t berdasarkan model ARIMA deret $x_{2,t}$

Lampiran 12. Nilai Korelasi Silang Deret *Input* dan Deret *Output*

lag	$\hat{\rho}_{\alpha_1\beta_1}$	$\hat{\rho}_{\alpha_2\beta_2}$
-14	-0,0304	0,0140
-13	0,1108	-0,0728
-12	-0,0529	-0,0306
-11	0,1073	-0,0476
-10	0,0518	-0,1073
-9	-0,1037	0,0352
-8	-0,0676	0,0232
-7	-0,0334	0,0868
-6	-0,0200	0,0906
-5	0,1907	-0,1583
-4	-0,1532	0,0938
-3	0,1432	-0,1337
-2	0,1223	-0,0730
-1	-0,2021	0,2408

lag	$\hat{\rho}_{\alpha_1\beta_1}$	$\hat{\rho}_{\alpha_2\beta_2}$
0	-0,0728	-0,1954
1	-0,4247	0,4568
2	0,1605	-0,2329
3	-0,0219	0,0417
4	-0,1205	0,0903
5	0,0282	0,0674
6	-0,0694	0,1973
7	-0,0164	0,0748
8	-0,0106	-0,0655
9	-0,0573	0,0210
10	0,0739	-0,0522
11	-0,0064	0,1298
12	0,0161	0,0041
13	0,0359	0,0575
14	0,0166	-0,0470

Keterangan:

$\hat{\rho}_{\alpha_1\beta_1}$: korelasi silang $\alpha_{1,t}$ dan $\beta_{1,t}$ (korelasi silang produksi dan produktivitas kedelai)

$\hat{\rho}_{\alpha_2\beta_2}$: korelasi silang $\alpha_{2,t}$ dan $\beta_{2,t}$ (korelasi silang luas panen dan produktivitas kedelai)

Lampiran 13. Penduga Bobot Respon Impuls Deret *Input*

lag	$\hat{v}_{1,k}$	$\hat{v}_{2,k}$
0	-8,6685	-0,0022
1	-50,5840	0,0051
2	19,1199	-0,0026
3	-2,6062	0,0005
4	-14,3571	0,0010
5	3,3543	0,0008
6	-8,2701	0,0022
7	-1,9517	0,0008
8	-1,2638	-0,0007
9	-6,8212	0,0002
10	8,8043	-0,0006
11	-0,7571	0,0015
12	1,9225	0,0000
13	4,2765	0,0006
14	1,9713	-0,0005

Keterangan:

$\hat{v}_{1,k}$: penduga bobot respon impuls produksi kedelai $x_{1,t}$

$\hat{v}_{2,k}$: penduga bobot respon impuls luas panen kedelai $x_{2,t}$

Lampiran 14. *Output* SAS Hasil Pendugaan Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Awal

1) Model fungsi transfer multi *input* (1,2,0)(1,2,0) dengan *drift*

Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	**Estimate**	**Standard Error**	**t Value**	**Approx Pr > |t|**	**Lag**	**Variable**	**Shift**
MU	0.0031965	0.0016851	1.90	0.0578	0	Produktivitas1	0
NUM1	-5.39308	11.03585	-0.49	0.6251	0	Produksi1	1
DEN1,1	-0.01773	0.25679	-0.07	0.9449	1	Produksi1	1
DEN1,2	0.85369	0.32749	2.61	0.0091	2	Produksi1	1
NUM2	0.0045523	0.0016850	2.70	0.0069	0	LuasPanen1	1
DEN1,1	-0.47135	0.29748	-1.58	0.1131	1	LuasPanen1	1
DEN1,2	-0.23328	0.30412	-0.77	0.4430	2	LuasPanen1	1

AIC	-336.056

2) Model fungsi transfer multi *input* (1,0,0)(1,0,0) dengan *drift*

Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	**Estimate**	**Standard Error**	**t Value**	**Approx Pr > |t|**	**Lag**	**Variable**	**Shift**
MU	0.0038170	0.0013755	2.77	0.0055	0	Produktivitas1	0
NUM1	45.01079	33.27677	1.35	0.1762	0	Produksi1	1
NUM2	0.0099688	0.0038758	2.57	0.0101	0	LuasPanen1	1

AIC	-355.141

Lampiran 14. (Lanjutan)

3) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,2)(0,0,2) dengan *drift*

Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	**Estimate**	**Standard Error**	**t Value**	**Approx Pr > |t|**	**Lag**	**Variable**	**Shift**
MU	0.0001978	0.0008854	0.22	0.8232	0	Produktivitas1	0
NUM1	-229.02434	20.82144	-11.00	<.0001	0	Produksi1	0
NUM1,1	-4.47420	19.78507	-0.23	0.8211	1	Produksi1	0
NUM1,2	35.85472	20.42030	1.76	0.0791	2	Produksi1	0
NUM2	-0.02612	0.0023556	-11.09	<.0001	0	LuasPanen1	0
NUM1,1	-0.0019541	0.0023936	-0.82	0.4143	1	LuasPanen1	0
NUM1,2	0.0036746	0.0023106	1.59	0.1118	2	LuasPanen1	0

AIC	-413.144

4) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,2)(0,0,2)

Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	**Estimate**	**Standard Error**	**t Value**	**Approx Pr > |t|**	**Lag**	**Variable**	**Shift**
NUM1	-230.90386	18.86063	-12.24	<.0001	0	Produksi1	0
NUM1,1	-2.87454	18.26430	-0.16	0.8749	1	Produksi1	0
NUM1,2	37.77576	18.34123	2.06	0.0394	2	Produksi1	0
NUM2	-0.02632	0.0021442	-12.28	<.0001	0	LuasPanen1	0
NUM1,1	-0.0017273	0.0021464	-0.80	0.4210	1	LuasPanen1	0
NUM1,2	0.0038827	0.0020941	1.85	0.0637	2	LuasPanen1	0

AIC	-415.086

Lampiran 14. (Lanjutan)

5) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,2)

Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	**Estimate**	**Standard Error**	**t Value**	**Approx Pr > |t|**	**Lag**	**Variable**	**Shift**
NUM1	-230.85497	18.67325	-12.36	<.0001	0	Produksi1	0
NUM1,1	37.86970	18.15186	2.09	0.0370	2	Produksi1	0
NUM2	-0.02634	0.0021217	-12.41	<.0001	0	LuasPanen1	0
NUM1,1	-0.0014086	0.0007055	-2.00	0.0459	1	LuasPanen1	0
NUM1,2	0.0039262	0.0020555	1.91	0.0561	2	LuasPanen1	0

AIC	-417.059

6) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])

Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	**Estimate**	**Standard Error**	**t Value**	**Approx Pr > |t|**	**Lag**	**Variable**	**Shift**
NUM1	-244.12608	17.95407	-13.60	<.0001	0	Produksi1	0
NUM1,1	47.12594	18.05652	2.61	0.0091	2	Produksi1	0
NUM2	-0.02786	0.0020375	-13.67	<.0001	0	LuasPanen1	0
NUM1,1	0.0048031	0.0020660	2.32	0.0201	2	LuasPanen1	0

AIC	-414.839

Lampiran 14. (Lanjutan)

7) Model fungsi transfer multi *input* (0,2,1)(0,0,2) dengan *drift*

Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	**Estimate**	**Standard Error**	**t Value**	**Approx Pr > |t|**	**Lag**	**Variable**	**Shift**
MU	0.0001182	0.0009055	0.13	0.8961	0	Produktivitas1	0
NUM1	-228.75696	20.88315	-10.95	<.0001	0	Produksi1	0
NUM1,1	-20.67428	58.86919	-0.35	0.7254	1	Produksi1	0
DEN1,1	0.08429	0.22309	0.38	0.7056	1	Produksi1	0
DEN1,2	0.14273	0.07966	1.79	0.0732	2	Produksi1	0
NUM2	-0.02614	0.0023746	-11.01	<.0001	0	LuasPanen1	0
NUM1,1	-0.0016789	0.0024991	-0.67	0.5017	1	LuasPanen1	0
NUM1,2	0.0033665	0.0021620	1.56	0.1194	2	LuasPanen1	0

AIC	-411.462

8) Model fungsi transfer multi *input* (0,[2],1)(0,0,[2])

Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	**Estimate**	**Standard Error**	**t Value**	**Approx Pr > |t|**	**Lag**	**Variable**	**Shift**
NUM1	-230.98792	18.59335	-12.42	<.0001	0	Produksi1	0
NUM1,1	12.18740	5.96749	2.04	0.0411	1	Produksi1	0
DEN1,1	0.15490	0.06110	2.54	0.0112	2	Produksi1	0
NUM2	-0.02648	0.0021032	-12.59	<.0001	0	LuasPanen1	0
NUM1,1	0.0038479	0.0016557	2.32	0.0201	2	LuasPanen1	0

AIC	-416.786

Lampiran 15. *Output* SAS Hasil Pendugaan Parameter dan Uji Signifikansi Parameter Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Akhir

1) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,0)

Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	**Estimate**	**Standard Error**	**t Value**	**Approx Pr > |t|**	**Lag**	**Variable**	**Shift**
NUM1	-244.12608	17.95407	-13.60	<.0001	0	Produksi1	0
NUM1,1	47.12594	18.05652	2.61	0.0091	2	Produksi1	0
NUM2	-0.02786	0.0020375	-13.67	<.0001	0	LuasPanen1	0
NUM1,1	0.0048031	0.0020660	2.32	0.0201	2	LuasPanen1	0

AIC	-414.839

2) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0)

Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	**Estimate**	**Standard Error**	**t Value**	**Approx Pr > |t|**	**Lag**	**Variable**	**Shift**
AR1,1	-0.60212	0.14835	-4.06	<.0001	1	Produktivitas1	0
NUM1	-234.92580	14.13559	-16.62	<.0001	0	Produksi1	0
NUM1,1	48.57826	14.91815	3.26	0.0011	2	Produksi1	0
NUM2	-0.02553	0.0017530	-14.56	<.0001	0	LuasPanen1	0
NUM1,1	0.0048713	0.0018183	2.68	0.0074	2	LuasPanen1	0

AIC	-425.215

Lampiran 15. (Lanjutan)

3) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,1)

Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	**Estimate**	**Standard Error**	**t Value**	**Approx Pr > |t|**	**Lag**	**Variable**	**Shift**
MA1,1	0.37136	0.15429	2.41	0.0161	1	Produktivitas1	0
NUM1	-241.82284	15.87696	-15.23	<.0001	0	Produksi1	0
NUM1,1	47.86308	16.75736	2.86	0.0043	2	Produksi1	0
NUM2	-0.02667	0.0019446	-13.72	<.0001	0	LuasPanen1	0
NUM1,1	0.0045793	0.0020317	2.25	0.0242	2	LuasPanen1	0

AIC	-419.849

4) Model fungsi transfer multi *input* (0,[2],1)(0,0,[2])(0,0)

Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	**Estimate**	**Standard Error**	**t Value**	**Approx Pr > |t|**	**Lag**	**Variable**	**Shift**
NUM1	-230.98792	18.59335	-12.42	<.0001	0	Produksi1	0
NUM1,1	12.18740	5.96749	2.04	0.0411	1	Produksi1	0
DEN1,1	0.15490	0.06110	2.54	0.0112	2	Produksi1	0
NUM2	-0.02648	0.0021032	-12.59	<.0001	0	LuasPanen1	0
NUM1,1	0.0038479	0.0016557	2.32	0.0201	2	LuasPanen1	0

AIC	-416.786

Lampiran 15. (Lanjutan)

5) Model fungsi transfer multi *input* (0,[2],1)(0,0,[2])(1,0)

Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	**Estimate**	**Standard Error**	**t Value**	**Approx Pr > |t|**	**Lag**	**Variable**	**Shift**
AR1,1	-0.55170	0.14984	-3.68	0.0002	1	Produktivitas1	0
NUM1	-222.64712	15.24285	-14.61	<.0001	0	Produksi1	0
NUM1,1	11.65736	5.88598	1.98	0.0476	1	Produksi1	0
DEN1,1	0.16581	0.04370	3.79	0.0001	2	Produksi1	0
NUM2	-0.02480	0.0017731	-13.99	<.0001	0	LuasPanen1	0
NUM1,1	0.0043398	0.0012621	3.44	0.0006	2	LuasPanen1	0

AIC	-427.876

6) Model fungsi transfer multi *input* (0,[2],1)(0,0,[2])(0,1)

Maximum Likelihood Estimation							
Parameter	**Estimate**	**Standard Error**	**t Value**	**Approx Pr > |t|**	**Lag**	**Variable**	**Shift**
MA1,1	0.39484	0.14610	2.70	0.0069	1	Produktivitas1	0
NUM1	-224.52752	16.52628	-13.59	<.0001	0	Produksi1	0
NUM1,1	14.15048	5.92624	2.39	0.0170	1	Produksi1	0
DEN1,1	0.15536	0.04810	3.23	0.0012	2	Produksi1	0
NUM2	-0.02521	0.0019265	-13.08	<.0001	0	LuasPanen1	0
NUM1,1	0.0040441	0.0014062	2.88	0.0040	2	LuasPanen1	0

AIC	-424.071

Lampiran 16. *Output* SAS Hasil Uji Normalitas Residual Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Akhir

1) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,0)

Tests for Normality				
Test	**Statistic**		**p Value**	
Shapiro-Wilk	**W**	0.955235	**Pr < W**	0.0394
Kolmogorov-Smirnov	**D**	0.096752	**Pr > D**	>0.1500
Cramer-von Mises	**W-Sq**	0.071271	**Pr > W-Sq**	>0.2500
Anderson-Darling	**A-Sq**	0.584774	**Pr > A-Sq**	0.1270

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right) A^2$$

$$= \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{58} + \frac{2{,}25}{58^2}\right) (0{,}5848)$$

$$= (1{,}0136)(0{,}5848)$$

$$= 0{,}5927$$

2) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0)

Tests for Normality				
Test	**Statistic**		**p Value**	
Shapiro-Wilk	**W**	0.979006	**Pr < W**	0.4466
Kolmogorov-Smirnov	**D**	0.09019	**Pr > D**	>0.1500
Cramer-von Mises	**W-Sq**	0.049437	**Pr > W-Sq**	>0.2500
Anderson-Darling	**A-Sq**	0.348502	**Pr > A-Sq**	>0.2500

Lampiran 16. (Lanjutan)

2) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0)

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right) A^2$$

$$= \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{58} + \frac{2{,}25}{58^2}\right) (0{,}3485)$$

$$= (1{,}0136)(0{,}3485)$$

$$= 0{,}3532$$

3) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,1)

Tests for Normality				
Test	**Statistic**		**p Value**	
Shapiro-Wilk	**W**	0.957432	**Pr < W**	0.0494
Kolmogorov-Smirnov	**D**	0.087847	**Pr > D**	>0.1500
Cramer-von Mises	**W-Sq**	0.080062	**Pr > W-Sq**	0.2101
Anderson-Darling	**A-Sq**	0.605872	**Pr > A-Sq**	0.1117

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right) A^2$$

$$= \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{58} + \frac{2{,}25}{58^2}\right) (0{,}6059)$$

$$= (1{,}0136)(0{,}6059)$$

$$= 0{,}6141$$

Lampiran 16. (Lanjutan)

4) Model fungsi transfer multi *input* (0,[2],1)(0,0,[2])(0,0)

Tests for Normality				
Test	**Statistic**		**p Value**	
Shapiro-Wilk	**W**	0.658145	**Pr < W**	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	**D**	0.207299	**Pr > D**	<0.0100
Cramer-von Mises	**W-Sq**	0.849523	**Pr > W-Sq**	<0.0050
Anderson-Darling	**A-Sq**	4.967572	**Pr > A-Sq**	<0.0050

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right) A^2$$
$$= \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{58} + \frac{2{,}25}{58^2}\right) (4{,}9676)$$
$$= (1{,}0136)(4{,}9676)$$
$$= 5{,}0351$$

5) Model fungsi transfer multi *input* (0,[2],1)(0,0,[2])(1,0)

Tests for Normality				
Test	**Statistic**		**p Value**	
Shapiro-Wilk	**W**	0.532124	**Pr < W**	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	**D**	0.283103	**Pr > D**	<0.0100
Cramer-von Mises	**W-Sq**	1.486225	**Pr > W-Sq**	<0.0050
Anderson-Darling	**A-Sq**	7.993498	**Pr > A-Sq**	<0.0050

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right) A^2$$
$$= \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{58} + \frac{2{,}25}{58^2}\right) (7{,}9935)$$
$$= (1{,}0136)(7{,}9935)$$
$$= 8{,}1022$$

Lampiran 16. (Lanjutan)

6) Model fungsi transfer multi *input* (0,[2],1)(0,0,[2])(0,1)

Tests for Normality				
Test	**Statistic**		**p Value**	
Shapiro-Wilk	**W**	0.613662	**Pr < W**	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	**D**	0.262801	**Pr > D**	<0.0100
Cramer-von Mises	**W-Sq**	1.165253	**Pr > W-Sq**	<0.0050
Anderson-Darling	**A-Sq**	6.414147	**Pr > A-Sq**	<0.0050

$$A^{2*} = \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{n} + \frac{2{,}25}{n^2}\right) A^2$$

$$= \left(1{,}0 + \frac{0{,}75}{58} + \frac{2{,}25}{58^2}\right) (6{,}4141)$$

$$= (1{,}0136)(6{,}4141)$$

$$= 6{,}5014$$

Lampiran 17. *Output* SAS Hasil Uji Ljung-Box ACF Residual Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Akhir

1) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,0)

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Autocorrelations**					
6	9.30	6	0.1574	-0.325	0.212	0.035	-0.016	0.054	-0.060
12	13.87	12	0.3093	0.028	-0.010	-0.208	0.051	-0.084	-0.109
18	15.62	18	0.6190	-0.002	-0.101	-0.033	-0.083	0.062	0.016
24	18.35	24	0.7858	-0.069	-0.012	0.047	0.074	0.071	-0.103

2) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0)

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Autocorrelations**					
6	2.49	5	0.7776	0.040	0.143	0.031	-0.006	0.092	-0.096
12	7.32	11	0.7730	0.038	-0.088	-0.200	0.076	-0.065	-0.103
18	9.77	17	0.9132	-0.078	-0.093	-0.066	-0.042	0.015	-0.099
24	14.43	23	0.9140	-0.189	-0.038	0.066	0.104	-0.006	0.004

3) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,1)

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Autocorrelations**					
6	5.34	5	0.3754	-0.104	0.242	0.061	-0.026	0.076	-0.099
12	10.56	11	0.4808	0.011	-0.023	-0.218	0.061	-0.109	-0.106
18	12.77	17	0.7513	-0.045	-0.101	-0.062	-0.096	0.018	-0.051
24	15.38	23	0.8807	-0.128	-0.031	0.054	0.081	0.038	-0.026

Lampiran 18. *Output* SAS Hasil Uji Ljung-Box CCF Residual dan $x_{1,t}$ Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Akhir

1) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,0)

Crosscorrelation Check of Residuals with Input Produksi1									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Crosscorrelations**					
5	4.23	4	0.3757	0.007	-0.189	0.102	-0.140	-0.101	0.029
11	11.42	10	0.3259	-0.227	-0.002	-0.033	0.097	0.250	-0.080
17	13.60	16	0.6286	0.120	-0.003	0.102	0.119	0.014	-0.018
23	18.37	22	0.6840	-0.257	0.070	-0.049	-0.101	-0.004	0.055

2) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0)

Crosscorrelation Check of Residuals with Input Produksi1									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Crosscorrelations**					
5	4.63	4	0.3270	0.061	-0.151	0.161	-0.045	-0.168	-0.037
11	9.96	10	0.4441	-0.131	-0.079	-0.054	0.092	0.249	0.006
17	11.87	16	0.7528	0.098	0.073	0.090	0.103	0.032	0.007
23	15.99	22	0.8164	-0.243	-0.021	0.021	-0.115	-0.037	0.023

3) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,1)

Crosscorrelation Check of Residuals with Input Produksi1									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Crosscorrelations**					
5	5.50	4	0.2401	0.069	-0.214	0.163	-0.089	-0.123	0.002
11	11.72	10	0.3042	-0.185	-0.049	-0.061	0.088	0.254	-0.016
17	14.14	16	0.5886	0.115	0.049	0.104	0.126	0.041	-0.001
23	18.66	22	0.6664	-0.255	0.017	-0.021	-0.124	-0.011	0.030

Lampiran 19. *Output* SAS Hasil Uji Ljung-Box CCF Residual dan $x_{2,t}$ Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Akhir

1) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,0)

Crosscorrelation Check of Residuals with Input LuasPanen1									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Crosscorrelations**					
5	4.89	4	0.2985	-0.022	0.240	-0.129	0.023	0.086	-0.079
11	12.05	10	0.2815	0.223	-0.052	0.006	-0.054	-0.255	0.099
17	13.22	16	0.6569	-0.053	-0.002	-0.061	-0.115	-0.015	0.033
23	15.83	22	0.8245	0.198	0.006	-0.024	0.011	0.087	-0.001

2) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0)

Crosscorrelation Check of Residuals with Input LuasPanen1									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Crosscorrelations**					
5	5.23	4	0.2648	-0.132	0.211	-0.111	-0.062	0.117	-0.055
11	9.20	10	0.5131	0.102	-0.011	0.006	-0.037	-0.245	-0.020
17	10.43	16	0.8432	0.002	-0.060	-0.071	-0.097	-0.064	0.010
23	13.48	22	0.9189	0.189	0.057	-0.059	0.050	0.078	0.068

3) Model fungsi transfer multi *input* (0,0,[2])(0,0,[2])(0,1)

Crosscorrelation Check of Residuals with Input LuasPanen1									
To Lag	**Chi-Square**	**DF**	**Pr > ChiSq**	**Crosscorrelations**					
5	6.85	4	0.1438	-0.110	0.276	-0.147	-0.016	0.089	-0.081
11	12.32	10	0.2640	0.169	-0.036	0.018	-0.045	-0.258	0.026
17	13.66	16	0.6239	-0.028	-0.044	-0.064	-0.119	-0.056	0.018
23	16.35	22	0.7980	0.188	0.048	-0.044	0.039	0.078	0.043

Lampiran 20. Penduga Deret *Noise* atau Residual Model Fungsi Transfer Multi Input Awal (0,0,[2])(0,0,[2])

Tahun	$\hat{n}_t$	Tahun	$\hat{n}_t$
1961		1990	0,0066
1962		1991	0,0027
1963		1992	0,0134
1964	-0,0020	1993	-0,0070
1965	0,0014	1994	-0,0046
1966	-0,0046	1995	0,0029
1967	-0,0003	1996	-0,0047
1968	-0,0037	1997	-0,0056
1969	0,0061	1998	-0,0049
1970	-0,0035	1999	0,0015
1971	-0,0023	2000	-0,0089
1972	-0,0040	2001	-0,0029
1973	-0,0036	2002	0,0013
1974	0,0017	2003	0,0034
1975	0,0005	2004	-0,0003
1976	-0,0001	2005	-0,0009
1977	-0,0001	2006	-0,0008
1978	-0,0013	2007	0,0042
1979	0,0005	2008	-0,0036
1980	-0,0014	2009	0,0040
1981	-0,0026	2010	-0,0019
1982	0,0023	2011	-0,0021
1983	-0,0012	2012	0,0062
1984	0,0025	2013	-0,0029
1985	0,0048	2014	0,0039
1986	0,0074	2015	0,0030
1987	-0,0040	2016	-0,0082
1988	0,0049	2017	0,0139
1989	-0,0011	2018	-0,0181

Keterangan:

$\hat{n}_t$: penduga deret *noise* pada waktu ke-t

Lampiran 21. Penjabaran Persamaan Model Fungsi Transfer Multi *Input* (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0)

$$y_t = (\omega_{10} - \omega_{12} B^2)x_{1,t} + (\omega_{20} - \omega_{22} B^2)x_{2,t} + \frac{1}{1-\phi_1 B} a_t$$

$$(1-\phi_1 B)y_t = (1-\phi_1 B)(\omega_{10} - \omega_{12} B^2)\omega_{10}\, x_{1,t} + (1-\phi_1 B)(\omega_{20} - \omega_{22} B^2)x_{2,t} + (1-\phi_1 B)\frac{1}{1-\phi_1 B} a_t$$

$$y_t - \phi_1 y_{t-1} = (\omega_{10}x_{1,t} - \omega_{12}x_{1,t-2} - \phi_1\omega_{10}x_{1,t-1} + \phi_1\omega_{12}x_{1,t-3}) + (\omega_{20}x_{2,t} - \omega_{22}x_{2,t-2} - \phi_1\omega_{20}x_{2,t-1} + \phi_1\omega_{22}x_{2,t-3}) + a_t$$

$$y_t = (\omega_{10}x_{1,t} - \phi_1\omega_{10}x_{1,t-1} - \omega_{12}x_{1,t-2} + \phi_1\omega_{12}x_{1,t-3}) + (\omega_{20}x_{2,t} - \phi_1\omega_{20}x_{2,t-1} - \omega_{22}x_{2,t-2} + \phi_1\omega_{22}x_{2,t-3}) + \phi_1 y_{t-1} + a_t$$

$$y_t = (-234{,}9258)x_{1,t} - (-0{,}6021)(-234{,}9258)x_{1,t-1} - (48{,}5783)x_{1,t-2} + (-0{,}6021)(48{,}5783)x_{1,t-3} + (-0{,}0255)x_{2,t} - (-0{,}6021)(-0{,}0255)x_{2,t-1} - (0{,}0049)x_{2,t-2} + (-0{,}6021)(0{,}0049)x_{2,t-3} + (-0{,}6021)\, y_{t-1} + a_t$$

$$y_t = -234{,}9258x_{1,t} - 141{,}4535x_{1,t-1} - 48{,}5783x_{1,t-2} - 29{,}2499x_{1,t-3} - 0{,}0255x_{2,t} - 0{,}0154x_{2,t-1} - 0{,}0049x_{2,t-2} - 0{,}0029x_{2,t-3} - 0{,}6021y_{t-1} + a_t$$

Lampiran 22. Hasil Peramalan dan Data Aktual *Training Set* Produktivitas Kedelai Beserta MAPE

Tahun	$Y_{t+\ell}$	$\hat{Y}_t(\ell)$	$\left\|\frac{Y_{t+\ell}-\hat{Y}_t(\ell)}{Y_{t+\ell}}\times 100\%\right\|$
1961	0,6821		
1962	0,6680		
1963	0,6497		
1964	0,6860	0,6915	0,8036
1965	0,7012	0,6996	0,2255
1966	0,6891	0,7018	1,8419
1967	0,7061	0,7156	1,3402
1968	0,6203	0,6371	2,7039
1969	0,7033	0,6878	2,2037
1970	0,7167	0,7161	0,0712
1971	0,7587	0,7741	2,0276
1972	0,7430	0,7612	2,4579
1973	0,7275	0,7505	3,1535
1974	0,7820	0,7836	0,2037
1975	0,7847	0,7786	0,7796
1976	0,8073	0,8017	0,6964
1977	0,8092	0,8067	0,3108
1978	0,8410	0,8481	0,8418
1979	0,8666	0,8706	0,4584
1980	0,8913	0,8935	0,2447
1981	0,8689	0,8843	1,7698
1982	0,8579	0,8493	0,9975
1983	0,8378	0,8342	0,4272
1984	0,8958	0,8976	0,1993

Lampiran 22. (Lanjutan)

Tahun	$Y_{t+\ell}$	$\hat{Y}_t(\ell)$	$\left\|\frac{Y_{t+\ell}-\hat{Y}_t(\ell)}{Y_{t+\ell}}\times 100\%\right\|$
1985	0,9704	0,9498	2,1294
1986	0,9784	0,9539	2,5112
1987	1,0549	1,0550	0,0093
1988	1,0790	1,0671	1,1021
1989	1,0977	1,0923	0,4885
1990	1,1149	1,0951	1,7827
1991	1,1369	1,1122	2,1669
1992	1,1225	1,0710	4,5824
1993	1,1621	1,1564	0,4910
1994	1,1123	1,1446	2,9069
1995	1,1371	1,1382	0,0945
1996	1,1860	1,1905	0,3829
1997	1,2125	1,2370	2,0213
1998	1,1923	1,2246	2,7131
1999	1,2013	1,2100	0,7202
2000	1,2343	1,2546	1,6496
2001	1,2181	1,2371	1,5555
2002	1,2360	1,2232	1,0355
2003	1,2749	1,2461	2,2589
2004	1,2801	1,2718	0,6494
2005	1,3006	1,3103	0,7471
2006	1,2878	1,2939	0,4742
2007	1,2908	1,2631	2,1453
2008	1,3119	1,3209	0,6887
2009	1,3483	1,3519	0,2733

Lampiran 22. (Lanjutan)

Tahun	$Y_{t+\ell}$	$\hat{Y}_t(\ell)$	$\left\|\frac{Y_{t+\ell}-\hat{Y}_t(\ell)}{Y_{t+\ell}}\times 100\%\right\|$
2010	1,3726	1,3708	0,1285
2011	1,3681	1,3805	0,9086
2012	1,4854	1,4502	2,3680
2013	1,4161	1,4076	0,6032
2014	1,5511	1,5412	0,6395
2015	1,5690	1,5393	1,8958
2016	1,4899	1,5241	2,2984
2017	1,5141	1,4465	4,4650
2018	1,3170	1,3707	4,0784
		MAPE (%)	**1,3950**

Keterangan:
$Y_{t+\ell}$: produktivitas kedelai pada waktu ke-$t + \ell$
$\hat{Y}_t(\ell)$: hasil peramalan produktivitas kedelai pada waktu ke-$t + \ell$

Lampiran 23. Peramalan *Testing Set* Produktivitas Kedelai di Indonesia dan Penghitungan Nilai MAPE

Peramalan Produktivitas Kedelai di Indonesia Tahun 2019 ($\hat{Y}^*_{58}(1)$)

$$\begin{aligned}
\hat{Y}^*_{58}(1) &= -234{,}9258x_{1,58+1} - 141{,}4535x_{1,58+1-1} - \\
&\quad 48{,}5783x_{1,58+1-2} - 29{,}2499x_{1,58+1-3} - \\
&\quad 0{,}0255x_{2,58+1} - 0{,}0154x_{2,58+!-1} - \\
&\quad 0{,}0049x_{2,58+1-2} - 0{,}0029x_{2,58+1-3} - \\
&\quad 0{,}6021y_{58+1-1} + Y^*_{58+1-1} \\
&= -234{,}9258x_{1,59} - 141{,}4535x_{1,58} - 48{,}5783x_{1,57} - \\
&\quad 29{,}2499x_{1,56} - 0{,}0255x_{2,59} - 0{,}0154x_{2,58} - \\
&\quad 0{,}0049x_{2,57} - 0{,}0029x_{2,56} - 0{,}6021y_{58} + Y^*_{58} \\
&= -234{,}9258(0{,}0004) - 141{,}4535(-0{,}0002) - \\
&\quad 48{,}5783(0{,}0004) - 29{,}2499(0{,}0001) - \\
&\quad 0{,}0255(-3{,}3946) - 0{,}0154(2{,}0822) - \\
&\quad 0{,}0049(-3{,}1377) - 0{,}0029(-0{,}4304) - \\
&\quad 0{,}6021(-0{,}0380) + 1{,}0713 \\
\hat{Y}^*_{58}(1) &= 1{,}0789
\end{aligned}$$

Penyesuaian Hasil Peramalan $\hat{Y}^*_{58}(1)$

$$\begin{aligned}
\hat{Y}_{58}(1) &= \left(\left(\hat{Y}^*_{58}(1)\right)^2\right)^2 \\
&= ((1{,}0789)^2)^2 \\
&= (1{,}1640)^2 \\
\hat{Y}_{58}(1) &= 1{,}3548
\end{aligned}$$

Nilai MAPE Hasil Peramalan $\hat{Y}_{58}(1)$

$$\begin{aligned}
MAPE &= \left|\frac{Y_{58+1} - \hat{Y}_{58}(1)}{Y_{58+1}} \times 100\%\right| \\
&= \left|\frac{1{,}4870 - 1{,}3548}{1{,}4870} \times 100\%\right| \\
MAPE &= 8{,}8856\%
\end{aligned}$$

Lampiran 24. Hasil Peramalan Produksi dan Luas Panen Kedelai di Indonesia Tahun 2020-2029

Tahun	$\hat{x}_{1,t}(\ell)$	$\hat{x}_{2,t}(\ell)$
2020	0,0001	-0,3576
2021	0,0001	-0,3897
2022	0,0001	-0,0141
2023	0,0001	0,1400
2024	0,0000	0,3230
2025	0,0000	0,9533
2026	0,0001	-0,8321
2027	0,0000	0,9676
2028	-0,0001	0,2370
2029	-0,0001	1,0998

Keterangan:

$\hat{x}_{1,t}(\ell)$: hasil peramalan produksi kedelai, $x_{1,t+\ell}$

$\hat{x}_{2,t}(\ell)$: hasil peramalan luas panen kedelai, $x_{2,t+\ell}$

Lampiran 25. *Syntax* R Studio

```
library(aTSA)
library(forecast)
library(lmtest)
library(nortest)

#Import Data
kedelai <- read.csv('F:/01 campus-life/8TH/Final
Project gajaaa/analisis - reversed ver/Data Kedelai
full.csv')
nrow(kedelai)
attach(kedelai)

#Plot Deret Waktu
plot.new()
rect(par("usr")[1], par("usr")[3], par("usr")[2],
par("usr")[4], col="white")
par(new=T)
plot(Tahun, Produktivitas, type='o',
ylab='Produktivitas (Ton/Ha)',main='Produktivitas
Kedelai di Indonesia 1961-2018', col='deeppink4',
lwd=4)

plot.new()
rect(par("usr")[1], par("usr")[3], par("usr")[2],
par("usr")[4],col="white")
par(new=T)
plot(Tahun, Produksi, type='o', ylab='Produksi (Ton)',
main='Produksi Kedelai di Indonesia 1961-2018',
col='deeppink4', lwd=4)

plot.new()
rect(par("usr")[1], par("usr")[3], par("usr")[2],
par("usr")[4], col="white")
par(new=T)
plot(Tahun, LuasPanen,type='o', ylab='Luas Panen
(Ha)',main='Luas Panen Kedelai di Indonesia 1961-
2018', col='deeppink4', lwd=4)

par(bg='white')

#Stasioneritas terhadap Ragam
transf.kedelaitr <- read.csv('F:/01 campus-
life/8TH/Final Project gajaaa/analisis - reversed
ver/Data Kedelai transformed.csv')
nrow(transf.kedelaitr)
attach(transf.kedelaitr)
```

Lampiran 25. (Lanjutan)

```
#Stasioneritas terhadap Rata-rata
plot(Tahun, Produktivitas1, type='o',
ylab='Produktivitas',
main='Produktivitas Kedelai Sebelum Differencing')
adf.test(Produktivitas1)
Produktivitas2 <- diff(Produktivitas1)
plot(Tahun[2:58], Produktivitas2, type='o',
ylab='Produktivitas', xlab='Tahun',
main='Produktivitas Kedelai Setelah Differencing')
adf.test(Produktivitas2)

plot(Tahun, Produksi1, type='o', ylab='Produksi',
main='Produksi Kedelai Sebelum Differencing')
adf.test(Produksi1)
Produksi2 <- diff(Produksi1)
plot(Tahun[2:58], Produksi2, type='o',
ylab='Produksi', xlab='Tahun',
main='Produksi Kedelai Setelah Differencing')
adf.test(Produksi2)

plot(Tahun, LuasPanen1 ,type='o', ylab='Luas Panen',
main='Luas Panen Kedelai Sebelum Differencing')
adf.test(LuasPanen1)
LuasPanen2 <- diff(LuasPanen1)
plot(Tahun[2:58], LuasPanen2 ,type='o', ylab='Luas
Panen', xlab='Tahun',main='Luas Panen Kedelai Setelah
Differencing')
adf.test(LuasPanen2)

#Pembentukan Model ARIMA u/ Produksi
acf(Produksi2, main='ACF Produksi Kedelai',
lag.max=15)
pacf(Produksi2, main='PACF Produksi Kedelai',
lag.max=15)

#([6,8,12],1,[6,8,12]) with drift
m1Produksi <- Arima(Produksi1, order=c(12,1,12),
method='ML', include.drift=T,fixed=c(0,0,0,0,0,NA,0,
NA,0,0,0, NA,0,0,0,0,0,NA,0,NA,0,0,0,NA,NA))
coeftest(m1Produksi, df=51)

#([8,12],1,[6,12])
m2Produksi <- arima(Produksi1, order=c(12,1,12),
method='ML', transform.pars=F,fixed=c(0,0,0,0,0,0,0,
NA,0,0,0,NA,0,0,0,0,0,NA,0,0,0,0,0,NA))
coeftest(m2Produksi, df=54)
ad.test(m2Produksi$residuals)
```

Lampiran 25. (Lanjutan)

```
#([12],1,[12])
m3Produksi <- arima(Produksi1, order=c(12,1,12),
method='ML', transform.pars=F,fixed=c(0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,NA,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,NA))
coeftest(m3Produksi, df=56)
ad.test(m3Produksi$residuals)

#([6,8,12],1,0)
m4Produksi <- arima(Produksi1, order=c(12,1,0),
method='ML', transform.pars=F,fixed=c(0,0,0,0,0,NA,0,
NA,0,0,0,NA))
coeftest(m4Produksi, df=55)
ad.test(m4Produksi$residuals)

#(0,1,[6,8,12])
m5Produksi <- arima(Produksi1, order=c(0,1,12),
method='ML', transform.pars=F,fixed=c(0,0,0,0,0,NA,0,
NA,0,0,0,NA))
coeftest(m5Produksi, df=55)

#(0,1,[6,8])
m6Produksi <- arima(Produksi1, order=c(0,1,8),
method='ML', transform.pars=F,fixed=c(0,0,0,0,0,NA,0,
NA))
coeftest(m6Produksi, df=56)

#(0,1,[6])
m7Produksi <- arima(Produksi1, order=c(0,1,6),
method='ML', fixed=c(0,0,0,0,0,NA), transform.pars=F)
coeftest(m7Produksi, df=57)
ad.test(m7Produksi$residuals)

#(0,1,0)
m8Produksi <- arima(Produksi1, order=c(0,1,0),
method='ML')
ad.test(m8Produksi$residuals)

m2Produksi$aic
m3Produksi$aic
m4Produksi$aic
m8Produksi$aic

#Pembentukan Model ARIMA u/ Luas Panen
acf(LuasPanen2, main='ACF Luas Panen Kedelai',
lag.max=15)
pacf(LuasPanen2, main='PACF Luas Panen Kedelai',
lag.max=15)
```

Lampiran 25. (Lanjutan)

```
#[8,12,14],1,[8,12] with drift
m1LuasPanen <- Arima(LuasPanen1, order=c(14,1,12),
method='ML', include.drift=T,fixed=c(0,0,0,0,0,0,0,NA,
0,0,0,NA,0,NA,0,0,0,0,0,0,0,NA,0,0,0,NA,NA))
coeftest(m1LuasPanen, df=52)

#[8,12],1,[12]
m2LuasPanen <- arima(LuasPanen1, order=c(12,1,12),
method='ML', transform.pars=F,fixed=c(0,0,0,0,0,0,0,
NA,0,0,0,NA,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,NA))
coeftest(m2LuasPanen, df=55)

#[12],1,[12]
m3LuasPanen <- arima(LuasPanen1, order=c(12,1,12),
method='ML', transform.pars=F,fixed=c(0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,NA,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,NA))
coeftest(m3LuasPanen, df=56)

#[8,12,14],1,0
m4LuasPanen <- arima(LuasPanen1, order=c(14,1,0),
method='ML', transform.pars=F,fixed=c(0,0,0,0,0,0,0,
NA,0,0,0,NA,0,NA))
coeftest(m4LuasPanen, df=55)

#[8,12],1,0
m5LuasPanen <- arima(LuasPanen1, order=c(12,1,0),
method='ML', transform.pars=F,fixed=c(0,0,0,0,0,0,0,
NA,0,0,0,NA))
coeftest(m5LuasPanen, df=56)
ad.test(m5LuasPanen$residuals)

#0,1,[8,12]
m6LuasPanen <- arima(LuasPanen1, order=c(0,1,12),
method='ML', transform.pars=F, fixed=c(0,0,0,0,0,0,0,
NA,0,0,0,NA))
coeftest(m6LuasPanen, df=56)

#0,1,[8]
m7LuasPanen <- arima(LuasPanen1, order=c(0,1,8),
method='ML', transform.pars=F,fixed=c(0,0,0,0,0,0,0,
NA))
coeftest(m7LuasPanen, df=57)
ad.test(m7LuasPanen$residuals)
```

Lampiran 25. (Lanjutan)

```
#0,1,[12]
m8LuasPanen <- arima(LuasPanen1, order=c(0,1,12),
method='ML', transform.pars=F,fixed=c(0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,NA))
coeftest(m8LuasPanen, df=57)
ad.test(m8LuasPanen$residuals)

#(0,1,0)
m9LuasPanen <- arima(LuasPanen1, order=c(0,1,0),
method='ML')
ad.test(m9LuasPanen$residuals)

m3LuasPanen$aic
m5LuasPanen$aic
m7LuasPanen$aic
m8LuasPanen$aic
m9LuasPanen$aic

#Prewhitening Deret Input
alfa1t <- rep(0,57)
for (i in 13:57) {
  alfa1t[1:6] <- Produksi2[1:6]
  alfa1t[7:8] <- Produksi2[7:8]-0.3046*alfa1t[1:2]
  alfa1t[9:12] <-
Produksi2[9:12]+0.2903*Produksi2[1:4]-
0.3046*alfa1t[3:6]
  alfa1t[i] <- Produksi2[i]+0.2903*Produksi2[i-
8]+0.7228*Produksi2[i-12]-0.3046*alfa1t[i-6]-
0.6672*alfa1t[i-12]
}
alfa1t
acf(alfa1t, main='Plot ACF alfa1t')

alfa2t <- rep(0,57)
for (i in 13:57) {
  alfa2t[1:8] <- LuasPanen2[1:8]
  alfa2t[9:12] <-
LuasPanen2[9:12]+0.2832*LuasPanen2[1:4]
  alfa2t[i] <- LuasPanen2[i]+0.2832*LuasPanen2[i-
8]+0.3153*LuasPanen2[i-12]
}
alfa2t
acf(alfa2t, main='Plot ACF alfa2t')
```

Lampiran 25. (Lanjutan)

```
#Prewhitening Deret Output
beta1t <- rep(0,57)for (i in 13:57) {
  beta1t[1:6] <- Produktivitas2[1:6]
  beta1t[7:8] <- Produktivitas2[7:8]-
0.3046*beta1t[1:2]
  beta1t[9:12] <-
Produktivitas2[9:12]+0.2903*Produktivitas2[1:4]-
0.3046*beta1t[3:6]
  beta1t[i] <-
Produktivitas2[i]+0.2903*Produktivitas2[i-
8]+0.7228*Produktivitas2[i-12]-0.3046*beta1t[i-6]-
0.6672*beta1t[i-12]
}
beta1t

beta2t <- rep(0,57)
for (i in 13:57) {
  beta2t[1:8] <- Produktivitas2[1:8]
  beta2t[9:12] <-
Produktivitas2[9:12]+0.2832*Produktivitas2[1:4]
beta2t[i] <-
Produktivitas2[i]+0.2832*Produktivitas2[i-
8]+0.3153*Produktivitas2[i-12]
}
beta2t

#Korelasi Silang
alfabeta1 <- ccf(beta1t, alfa1t, plot=F)
alfabeta1
ccf(beta1t, alfa1t, ylab='CCF',
    main='CCF Produksi dan Produktivitas Kedelai')

alfabeta2 <- ccf(beta2t, alfa2t, plot=F)
alfabeta2
ccf(beta2t, alfa2t, ylab='CCF',
    main='CCF Luas Panen dan Produktivitas Kedelai')

#Pendugaan Bobot Respons Impuls
v1k <- alfabeta1$acf[15:29]*(sqrt(var(beta1t)))/
sqrt(var(alfa1t)))
v1k
plot(alfabeta1$lag[15:29], v1k, xlab='Lag', type='h',
     ylim=c(min(v1k),max(v1k)), xlim=c(0,14),
     main='Bobot Respon Impuls Produksi Kedelai')
abline(h=0)
```

Lampiran 25. (Lanjutan)

```
v2k <- alfabeta2$acf[15:29]*(sqrt(var(beta2t))/
sqrt(var(alfa2t)))
v2k
plot(alfabeta2$lag[15:29], v2k, xlab='Lag', type='h',
     ylim=c(min(v2k),max(v2k)), xlim=c(0,14),
     main='Bobot Respon Impuls Luas Panen Kedelai')
abline(h=0)

#Peramalan
kedelaitrfull <- read.csv('F:/01 campus-life/8TH/Final
Project gajaaa/analisis - reversed ver/Data Kedelai
transformed full.csv')
attach(kedelaitrfull)

#Peramalan Produksi
mx1 <- Arima(Produksi1, model=m2Produksi)
ramalx1 <- forecast(mx1, h=10)
ramalx1

#Peramalan Luas Panen
mx2 <- Arima(LuasPanen1, model=m5LuasPanen)
ramalx2 <- forecast(mx2, h=10)
ramalx2

#Plot Hasil Peramalan
ramal <- read.csv('F:/01 campus-life/8TH/Final Project
gajaaa/analisis - reversed ver/Data Ramalan.csv')
attach(ramal)
par(bg='#EBF0F6')
plot.new()
rect(par("usr")[1], par("usr")[3], par("usr")[2],
par("usr")[4], col="white")
par(new=T)
plot(Tahun, Aktual, type='l', xlab='Tahun',
ylab='Produtivitas (Ton/Ha)',
     main='Data Aktual dan Hasil Peramalan
Produktivitas Kedelai di Indonesia',
col='darkslategray3', lwd=4)
lines(Tahun, Ramalan, col='darkgoldenrod2', lwd=4)
lines(Tahun[1:58], Ramalan[1:58], lwd=4,
col='darkorchid')
```

Lampiran 25. (Lanjutan)

```
lines(Tahun[60:69], Ramalan[60:69], lwd=4,
col='darkolivegreen2')
legend("topleft", inset=0.01,
       legend=c('Aktual','Peramalan Training Set',
'Peramalan Testing Set', 'Peramalan 2020-2029'),
       col=c('darkslategray3','darkorchid',
'darkgoldenrod2','darkolivegreen2'), box.lty=0,
cex=0.7, bg='white', lwd=3)
```

Lampiran 26. *Syntax* SAS 9.4

```
*Import data;
proc import out=work.kedelaitr datafile='F:\01 campus-
life\8TH\Final Project gajaaa\analisis - reversed
ver\Data Kedelai transformed.xlsx'
dbms=xlsx replace;
sheet='Sheet1';
getnames=yes;
run;

*Uji Ljung-Box Model ARIMA Deret Input;
proc arima data=kedelaitr;
*Model ARIMA deret Produksi;
identify var=Produksi1(1);
estimate p=(8,12) q=(6,12) noconstant method=ml;
forecast out=residualx1 lead=1 printall;
run;
estimate p=(12) q=(12) noconstant method=ml;
run;
estimate p=(6,8,12) q=(0) noconstant method=ml;
run;
estimate p=(0) q=(0) noconstant method=ml;
run;

*Model ARIMA deret Luas Panen;
identify var=LuasPanen1(1);
estimate p=(12) q=(12) noconstant method=ml;
run;
estimate p=(8,12) q=0 noconstant method=ml;
forecast out=residualx2 lead=1 printall;
run;
estimate p=(0) q=(8) noconstant method=ml;
run;
estimate p=(0) q=(12) noconstant method=ml;
run;
estimate p=(0) q=(0) noconstant method=ml;
run;

*Pembentukan Model Fungsi Transfer;
proc arima data=kedelaitr;
*Model ARIMA deret Produksi;
identify var=Produksi1(1);
estimate p=(8,12) q=(6,12) noconstant method=ml;
*Model ARIMA deret Luas Panen;
identify var=LuasPanen1(1);
estimate p=(8,12) q=0 noconstant method=ml;
```

Lampiran 26. (Lanjutan)

```
*Pendugaan parameter model fungsi transfer awal;
identify var=Produktivitas1(1) crosscorr=(Produksi1(1)
LuasPanen1(1));
run;

*berdasarkan plot CCF;
estimate input=(1$(0)/(1 2)Produksi1 1$(0)/(1
2)LuasPanen1) method=ml;
run;
estimate input=(1$(0)/(0)Produksi1
1$(0)/(0)LuasPanen1) method=ml;
run;

*berdasarkan plot bobot respon impuls;
estimate input=(0$(1 2)/(0)Produksi1 0$(1
2)/(0)LuasPanen1) method=ml;
run;
estimate input=(0$(1 2)/(0)Produksi1 0$(1
2)/(0)LuasPanen1) method=ml noconstant;
run;
estimate input=(0$(2)/(0)Produksi1 0$(1
2)/(0)LuasPanen1) method=ml noconstant;
run;
estimate input=(0$(2)/(0)Produksi1
0$(2)/(0)LuasPanen1) method=ml noconstant;
run;

estimate input=(0$(1)/(1 2)Produksi1 0$(1
2)/(0)LuasPanen1) method=ml;
run;
estimate input=(0$(1)/(2)Produksi1
0$(2)/(0)LuasPanen1) method=ml noconstant;
run;

*Pendugaan parameter model fungsi transfer akhir;
*(0,0,[2])(0,0,[2])(0,0);
estimate p=0 q=0 input=(0$(2)/(0)Produksi1
0$(2)/(0)LuasPanen1) method=ml noconstant;
forecast out=ramalan1 lead=1 printall;
run;

*(0,0,[2])(0,0,[2])(1,0);
estimate p=1 q=0 input=(0$(2)/(0)Produksi1
0$(2)/(0)LuasPanen1) method=ml noconstant;
forecast out=ramalan2 lead=1 printall;
run;
```

Lampiran 26. (Lanjutan)

```
*(0,0,[2])(0,0,[2])(0,1);
estimate p=0 q=1 input=(0$(2)/(0)Produksi1
0$(2)/(0)LuasPanen1) method=ml noconstant;
forecast out=ramalan3 lead=1 printall;
run;

*(0,[2],1)(0,0,[2])(0,0);
estimate p=0 q=0 input=(0$(1)/(2)Produksi1
0$(2)/(0)LuasPanen1) method=ml noconstant;
forecast out=ramalan4 lead=1 printall;
run;

*(0,[2],1)(0,0,[2])(1,0);
estimate p=1 q=0 input=(0$(1)/(2)Produksi1
0$(2)/(0)LuasPanen1) method=ml noconstant;
forecast out=ramalan5 lead=1 printall;
run;

*(0,[2],1)(0,0,[2])(0,1);
estimate p=0 q=1 input=(0$(1)/(2)Produksi1
0$(2)/(0)LuasPanen1) method=ml noconstant;
forecast out=ramalan6 lead=1 printall;
run;

*uji normalitas residual (0,0,[2])(0,0,[2])(0,0);
proc univariate data=ramalan1 normal plot;
var residual;
run;
*uji normalitas residual (0,0,[2])(0,0,[2])(1,0);
proc univariate data=ramalan2 normal plot;
var residual;
run;

*uji normalitas residual (0,0,[2])(0,0,[2])(0,1);
proc univariate data=ramalan3 normal plot;
var residual;
run;

*uji normalitas residual(0,[2],1)(0,0,[2])(0,0);
proc univariate data=ramalan4 normal plot;
var residual;
run;
```

Lampiran 26. (Lanjutan)

```
*uji normalitas residual (0,[2],1)(0,0,[2])(1,0);
proc univariate data=ramalan5 normal plot;
var residual;
run;

*uji normalitas residual (0,[2],1)(0,0,[2])(0,1);
proc univariate data=ramalan6 normal plot;
var residual;
run;
```

Lampiran 27. Daftar Model Tentatif ARIMA Deret *Input* $X_{1,t}^{*}$

No	Model	Semua Parameter Signifikan	Residual Saling Bebas	Residual Berdistribusi Normal
1	(0,1,0) dengan *drift*	Tidak	-	-
2	(0,1,0)	-	Ya	Ya
3	([6],1,0) dengan *drift*	Tidak	-	-
4	([6],1,0)	Ya	Ya	Ya
5	([6],1,[6]) dengan *drift*	Tidak	-	-
6	([6],1,[6])	Tidak	-	-
7	([6],1,[6,8]) dengan *drift*	Tidak	-	-
8	([6],1,[6,8])	Tidak	-	-
9	([6],1,[6,8,12]) dengan *drift*	Tidak	-	-
10	([6],1,[6,8,12])	Tidak	-	-
11	([6],1,[8,12]) dengan *drift*	Tidak	-	-
12	([6],1,[8,12])	Tidak	-	-
13	([6],1,[8]) dengan *drift*	Tidak	-	-
14	([6],1,[8])	Ya	Ya	Ya
15	([6],1,[12]) dengan *drift*	Tidak	-	-
16	([6],1,[12])	Ya	Ya	Tidak
17	([6,12],1,0) dengan *drift*	Tidak	-	-
18	([6,12],1,0)	Ya	Ya	Tidak
19	([6,12],1,[6]) dengan *drift*	Tidak	-	-
20	([6,12],1,[6])	Tidak	-	-
21	([6,12],1,[6,8]) dengan *drift*	Tidak	-	-
22	([6,12],1,[6,8])	Tidak	-	-
23	([6,12],1,[6,8,12]) dengan *drift*	Tidak	-	-
24	([6,12],1,[6,8,12])	Tidak	-	-

Lampiran 27. (Lanjutan)

No	Model	Semua Parameter Signifikan	Residual Saling Bebas	Residual Berdistribusi Normal
25	([6,12],1,[8,12]) dengan *drift*	Tidak	-	-
26	([6,12],1,[8,12])	Ya	Ya	Ya
27	([6,12],1,[8]) dengan *drift*	Tidak	-	-
28	([6,12],1,[8])	Ya	Ya	Tidak
29	([6,12],1,[12]) dengan *drift*	Tidak	-	-
30	([6,12],1,[12])	Tidak	-	-
31	([12],1,0) dengan *drift*	Tidak	-	-
32	([12],1,0)	Ya	Ya	Ya
33	([12],1,[6]) dengan *drift*	Tidak	-	-
34	([12],1,[6])	Tidak	-	-
35	([12],1,[6,8]) dengan *drift*	Tidak	-	-
36	([12],1,[6,8])	Tidak	-	-
37	([12],1,[6,8,12]) dengan *drift*	Tidak	-	-
38	([12],1,[6,8,12])	Ya	Ya	Ya
39	([12],1,[8,12]) dengan *drift*	Tidak	-	-
40	([12],1,[8,12])	Tidak	-	-
41	([12],1,[8]) dengan *drift*	Tidak	-	-
42	([12],1,[8])	Tidak	-	-
43	([12],1,[12]) dengan *drift*	Tidak	-	-
44	([12],1,[12])	Ya	Ya	Ya
45	(0,1,[6]) dengan *drift*	Tidak	-	-
46	(0,1,[6])	Ya	Ya	Tidak
47	(0,1,[6,8]) dengan *drift*	Tidak	-	-
48	(0,1,[6,8])	Ya	Ya	Tidak

Lampiran 27. (Lanjutan)

No	Model	Semua Parameter Signifikan	Residual Saling Bebas	Residual Berdistribusi Normal
49	(0,1,[6,8,12]) dengan			

Lampiran 29. (Lanjutan)

2) Model Tentatif Fungsi Transfer Multi *Input* Awal Berdasarkan Plot Bobot Respon Impuls

No	Model	Semua Parameter Signifikan
1	(0,0,1)(0,0,1) dengan *drift*	Tidak
2	(0,0,1)(0,1,1) dengan *drift*	Tidak
3	(0,0,1)(0,2,1) dengan *drift*	Tidak
4	(0,0,1)(0,[2],1) dengan *drift*	Tidak
5	(0,0,1)(0,0,2) dengan *drift*	Tidak
6	(0,0,1)(0,0,[2]) dengan *drift*	Tidak
7	(0,0,1)(1,0,0) dengan *drift*	Tidak
8	(0,0,1)(1,0,1) dengan *drift*	Tidak
9	(0,1,1)(0,0,1) dengan *drift*	Tidak
10	(0,1,1)(0,1,1) dengan *drift*	Tidak
11	(0,1,1)(0,2,1) dengan *drift*	Tidak
12	(0,1,1)(0,[2],1) dengan *drift*	Tidak
13	(0,1,1)(0,0,2) dengan *drift*	Tidak
14	(0,1,1)(0,0,[2]) dengan *drift*	Tidak
15	(0,1,1)(1,0,0) dengan *drift*	Tidak
16	(0,1,1)(1,0,1) dengan *drift*	Tidak
17	(0,2,1)(0,0,1) dengan *drift*	Tidak
18	(0,2,1)(0,1,1) dengan *drift*	Tidak
19	(0,2,1)(0,2,1) dengan *drift*	Tidak
20	(0,2,1)(0,[2],1) dengan *drift*	Tidak
21	(0,2,1)(0,0,2) dengan *drift*	Tidak
22	(0,2,1)(0,0,[2]) dengan *drift*	Tidak
23	(0,2,1)(1,0,0) dengan *drift*	Tidak
24	(0,2,1)(1,0,1) dengan *drift*	Tidak
25	(0,[2],1)(0,0,1) dengan *drift*	Tidak
26	(0,[2],1)(0,1,1) dengan *drift*	Tidak
27	(0,[2],1)(0,2,1) dengan *drift*	Tidak
28	(0,[2],1)(0,[2],1) dengan *drift*	Tidak
29	(0,[2],1)(0,0,2) dengan *drift*	Tidak
30	(0,[2],1)(0,0,[2]) dengan *drift*	Tidak
31	(0,[2],1)(1,0,0) dengan *drift*	Tidak
32	(0,[2],1)(1,0,1) dengan *drift*	Tidak
33	(0,0,2)(0,0,1) dengan *drift*	Tidak
34	(0,0,2)(0,1,1) dengan *drift*	Tidak
35	(0,0,2)(0,2,1) dengan *drift*	Tidak
36	(0,0,2)(0,[2],1) dengan *drift*	Tidak

Lampiran 29. (Lanjutan)

No	Model	Semua Parameter Signifikan
37	(0,0,2)(0,0,2) dengan *drift*	Tidak
38	(0,0,2)(0,0,[2]) dengan *drift*	Tidak
39	(0,0,2)(1,0,0) dengan *drift*	Tidak
40	(0,0,2)(1,0,1) dengan *drift*	Tidak
41	(0,0,[2])(0,0,1) dengan *drift*	Tidak
42	(0,0,[2])(0,1,1) dengan *drift*	Tidak
43	(0,0,[2])(0,2,1) dengan *drift*	Tidak
44	(0,0,[2])(0,[2],1) dengan *drift*	Tidak
45	(0,0,[2])(0,0,2) dengan *drift*	Tidak
46	(0,0,[2])(0,0,[2]) dengan *drift*	Tidak
47	(0,0,[2])(1,0,0) dengan *drift*	Tidak
48	(0,0,[2])(1,0,1) dengan *drift*	Tidak
49	(0,0,1)(0,0,1)	Tidak
50	(0,0,1)(0,1,1)	Tidak
51	(0,0,1)(0,2,1)	Tidak
52	(0,0,1)(0,[2],1)	Tidak
53	(0,0,1)(0,0,2)	Tidak
54	(0,0,1)(0,0,[2])	Tidak
55	(0,0,1)(1,0,0)	Tidak
56	(0,0,1)(1,0,1)	Tidak
57	(0,1,1)(0,0,1)	Tidak
58	(0,1,1)(0,1,1)	Tidak

No	Model	Semua Parameter Signifikan
59	(0,1,1)(0,2,1)	Tidak
60	(0,1,1)(0,[2],1)	Tidak
61	(0,1,1)(0,0,2)	Tidak
62	(0,1,1)(0,0,[2])	Tidak
63	(0,1,1)(1,0,0)	Tidak
64	(0,1,1)(1,0,1)	Tidak
65	(0,2,1)(0,0,1)	Tidak
66	(0,2,1)(0,1,1)	Tidak
67	(0,2,1)(0,2,1)	Tidak
68	(0,2,1)(0,[2],1)	Tidak
69	(0,2,1)(0,0,2)	Tidak
70	(0,2,1)(0,0,[2])	Tidak
71	(0,2,1)(1,0,0)	Tidak
72	(0,2,1)(1,0,1)	Tidak
73	(0,[2],1)(0,0,1)	Tidak
74	(0,[2],1)(0,1,1)	Tidak
75	(0,[2],1)(0,2,1)	Tidak
76	(0,[2],1)(0,[2],1)	Tidak
77	(0,[2],1)(0,0,2)	Tidak
78	(0,[2],1)(0,0,[2])	Ya
79	(0,[2],1)(1,0,0)	Tidak
80	(0,[2],1)(1,0,1)	Tidak

Lampiran 29. (Lanjutan)

No	Model	Semua Parameter Signifikan
81	(0,0,2)(0,0,1)	Tidak
82	(0,0,2)(0,1,1)	Tidak
83	(0,0,2)(0,2,1)	Tidak
84	(0,0,2)(0,[2],1)	Tidak
85	(0,0,2)(0,0,2)	Tidak
86	(0,0,2)(0,0,[2])	Tidak
87	(0,0,2)(1,0,0)	Tidak
88	(0,0,2)(1,0,1)	Tidak
89	(0,0,[2])(0,0,1)	Tidak
90	(0,0,[2])(0,1,1)	Tidak
91	(0,0,[2])(0,2,1)	Tidak
92	(0,0,[2])(0,[2],1)	Tidak
93	(0,0,[2])(0,0,2)	Tidak
94	(0,0,[2])(0,0,[2])	Ya
95	(0,0,[2])(1,0,0)	Tidak
96	(0,0,[2])(1,0,1)	Tidak