

KUMPULAN ANALISIS MODEL ESTIMASI DATA KOMODITAS PERKEBUNAN



Kelapa



Tembakau



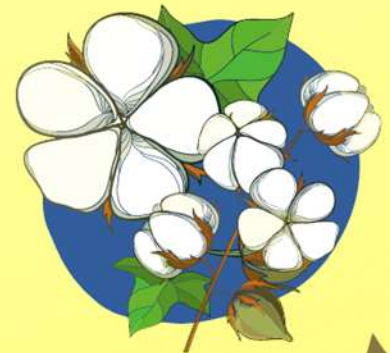
Pala



Jambu Mete



Nilam



Kapas



BUKU 2
KUMPULAN ANALISIS MODEL
ESTIMASI DATA KOMODITAS PERKEBUNAN

Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian
Sekretariat Jenderal Kementerian Pertanian

2021

BUKU 2

KUMPULAN ANALISIS MODEL

ESTIMASI DATA KOMODITAS PERKEBUNAN

Pengarah :

Roby Darmawan, M.Eng.

Penanggung Jawab :

Dr. Ir. Anna Astrid Susanti, M.Si.

Rhendy Kencana Putra W, S.Si., M.AppStat.

Ketua Tim :

Ir. Mohammad Chafid, M.Si.

Anggota Tim :

1. Ir. Efi Respati, M.Si. - Pusdatin
2. Diah Indarti, SE. MM - Pusdatin
3. Yuliawati Rohmah, SP., M.SE. - Pusdatin
4. Roydatul Zikria, SSi, M.SE - Pusdatin
5. Neny Kurniawati, S.Si, M.Stat – Ditjen Perkebunan

Desain Sampul :

Suyati, S.Kom

Diterbitkan oleh :

Kementerian Pertanian
Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian
2021

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kami panjatkan kehadiran Allah SWT atas berkat rahmat dan hidayah-Nya sehingga Buku Kumpulan Analisis Model Estimasi Data Komoditas Perkebunan dapat diselesaikan. Buku Kumpulan Analisis Model Estimasi Data Komoditas Perkebunan disusun dalam rangka melakukan pengembangan metode estimasi data perkebunan, sehingga diharapkan akan membantu penyusunan Angka Estimasi Data Perkebunan Tahun 2022. Buku ini berisi kumpulan hasil analisis estimasi komoditas utama perkebunan dengan menggunakan model-model statistik.

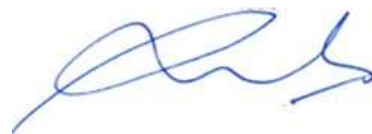
Buku Kumpulan Analisis Model Estimasi Data Komoditas Perkebunan ini disusun oleh beberapa penulis dari Fungsional Statistisi lingkup Sub Peternakan dan Perkebunan- Pusdatin, Fungsional Statistisi Lingkup Ditjen Perkebunan, dan penulis dari Direktorat Statistik Tanaman Pangan Hortikultura dan Perkebunan - BPS. Buku ini merupakan hasil kerjasama Pusdatin dengan Direktorat Jenderal Perkebunan selaku penyedia data, dan Badan Pusat Statistik sebagai pembina data. Buku ini mencakup hasil kajian estimasi produksi dan luas areal beberapa komoditas perkebunan strategis dengan pendekatan Model Arima, Model Fungsi Transfer, dan Model VAR (*Vector Auto Regression*).

Keberhasilan dalam menyusun angka estimasi data perkebunan yang lebih akurat sangat ditentukan oleh kesungguhan dan kesadaran akan pentingnya akurasi data estimasi yang dihasilkan, sehingga diharapkan dengan buku kajian analisis estimasi ini, akan menjadi acuan dan referensi dalam menyusun angka estimasi data perkebunan baik di tingkat pusat maupun di tingkat provinsi.

Kami mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah membantu dalam penyusunan Buku Kumpulan Analisis Model Estimasi Data Komoditas Perkebunan ini. Kami menyadari bahwa buku ini masih perlu disempurnakan lagi, sehingga saran dan masukan untuk perbaikan buku ini ke depan sangat diharapkan.

Jakarta, Desember 2021

Kepala Pusat Data dan
Sistem Informasi Pertanian



Roby Darmawan, M.Eng.
NIP. 196912151991011001

DAFTAR ISI

Halaman

KATA PENGANTAR.....	v
DAFTAR ISI.....	vii
Kajian Peramalan Luas Areal Kapas di Indonesia Menggunakan Model ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR (<i>Vector Autoregressive</i>) Mohammad Chafid	1-32
Pendekatan Model ARIMA (<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>) Fungsi Transfer dan VAR (<i>Vector Autoregression</i>) Pada Model Estimasi Luas Areal Kelapa Nasional Neny Kurniawati	33-53
Kajian Model Estimasi Luas Areal dan Produksi Nilam Indonesia Menggunakan Model ARIMA Diah Indarti	55-74
Estimasi Produksi Tembakau Indonesia, Pendekatan Metode ARIMA, VAR dan Fungsi Transfer Efi Respati.....	75-95
Kajian Model Estimasi Produksi Kelapa di Indonesia Roydatul Zikria	97-127
Analisis Estimasi Produksi Jambu Mete Indonesia Melalui Pendekatan Model ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR Yulawati Rohmah, SP, MSE	129-158
Kajian Peramalan Produksi Kapas di Indonesia Menggunakan Model ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR (<i>Vector Auto Regressive</i>) Mohammad Chafid	159-191
Analisis Estimasi Luas Areal Jambu Mete Indonesia Melalui Pendekatan Model ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR Yulawati Rohmah, SP, MSE	193-222

KAJIAN PERAMALAN LUAS AREAL KAPAS DI INDONESIA MENGUNAKAN MODEL ARIMA, FUNGSI TRANSFER, DAN VAR (*Vector Autoregressive*)

Mohammad Chafid

*Statistician at Center for Agricultural Data and Information System-Ministry of Agriculture
Jalan Harsono RM No. 3 Gd D Lt 4, Ragunan-Jakarta Selatan, Indonesia
E-mail: mohammad.hafidz1@gmail.com*

ABSTRAK

Komoditas kapas merupakan salah satu komoditas penting, karena banyak digunakan untuk bahan baku industri sandang/pakaian. Saat ini sebagian besar kebutuhan kapas nasional dipenuhi dari impor, sehingga perlu untuk meningkatkan produksi kapas nasional.

Status Angka Statistik perkebunan terdiri dari Angka Tetap, Angka Sementara dan Angka Estimasi. Tujuan penulisan ini adalah mencari model alternatif lain untuk menyusun angka estimasi luas areal kapas sehingga akurasi menjadi lebih baik yang ditandai dengan semakin kecilnya MAPE baik untuk data training maupun testing.

Model yang digunakan untuk menyusun angka estimasi luas areal kapas meliputi, Metode Arima, Metode Fungsi Transfer dengan peubah input volume impor kapas nasional, Metode VAR (*Vector Autoregressive*) dengan variabel luas areal, produksi, harga kapas dunia, volume ekspor kapas dan volume impor kapas. Sumber data yang digunakan untuk variabel luas areal kapas (1976 – 2020), produksi kapas (1976-2020), volume ekspor dan impor kapas (1976 – 2020) berasal dari Direktorat Jenderal Perkebunan. Untuk variabel harga kapas dunia (1976 - 2020) berasal dari World Bank. Run model menggunakan software RStudio.

Untuk analisis ini data dibagi menjadi 2 kelompok, yaitu data training tahun 1976 – 2015, dan data testing tahun 2016 – 2020. Data training untuk penyusunan model, sedangkan data testing untuk uji coba model dalam melakukan estimasi 5 tahun kedepan. Untuk estimasi luas areal kapas alternatif model pertama adalah Model ARIMA. Model ARIMA terbaik adalah ARIMA (1,1,1), menghasilkan MAPE untuk data training 22,79%, dan MAPE data testing 202,98%. Model ARIMA (4,1,5) juga menghasilkan MAPE yang cukup baik, yaitu MAPE training 22,61% dan MAPE testing 202,41%. Untuk model yang kedua dengan menggunakan Fungsi Transfer ARIMA (2,1,2) dengan variabel input volume impor kapas, menghasilkan MAPE untuk data training sebesar 34,56% dan MAPE data testing 88,01%. Untuk model yang ketiga model VAR(1) type 'none' jadi tidak ada pengaruh konstanta dan trend, menghasilkan MAPE data training 53,21% dan data MAPE data testing 121,87%.

Berdasarkan perbandingan besarnya MAPE baik data testing maupun data training dan hasil estimasi luas areal 5 tahun kedepan, maka model terbaik yang terpilih adalah model Fungsi Tranfer Arima(2,1,2) dengan faktor input volume impor kapas karena menghasilkan akurasi yang paling tinggi sehingga MAPE rata-rata data testing sebesar 88,01%. Hasil estimasi luas areal kapas nasional untuk model Fungsi Tranfer Arima(2,1,2) dengan faktor input volume impor kapas untuk tahun 2021 sebesar 263 hektar, tahun 2022 sebesar 180 hektar, tahun 2023 sebesar 142 hektar, tahun 2024 sebesar 169 hektar, dan tahun 2025 sebesar 214 hektar. Laju pertumbuhan estimasi luas areal kapas nasional selama 5 tahun kedepan (2021 – 2025) rata-rata turun 1,76% per tahun. Namun jika mempertimbangkan program yang telah dijalankan oleh direktorat teknis terkait untuk meningkatkan luas areal kapas atau memeprtahankan tanaman kapas yang masih ada maka ada optimisme estimasi luas kapas tahun 2021 sebesar 644 hektar dan tahun 2022 sebesar 680 hektar seperti hasil pemodelan dengan ARIMA (1,1,1).

Kata Kunci : *Luas Areal, Kapas, Arima, Fungsi Transfer, VAR (Vector Autoregressive)*

ABSTRACT

Cotton is an important commodity, because it is widely used as raw material for the clothing industry. Currently, most of the national cotton needs are met from imports, so it is necessary to increase national cotton production.

Status Figures Plantation statistics consist of Fixed Figures, Temporary Figures and Estimated Figures. The purpose of this paper is to find other alternative models to compile figures for the estimated area of cotton so that the accuracy is better, which is indicated by the smaller MAPE for both training and testing data.

The model used to compile the estimated area of cotton is the Arima Method, the Transfer Function Method with the input variable for the volume of national cotton imports, the VAR (Vector Autoregressive) method with variables of area, production, world cotton prices, cotton export volume and cotton import volume. The data sources used for the variables of cotton area (1976 – 2020), cotton production (1976-2020), cotton export and import volumes (1976 – 2020) came from the Directorate General of Plantations. For the world cotton price variable (1976 - 2020) it comes from the World Bank. Run the model using the RStudio software.

For this analysis, the data is divided into 2 groups, namely training data for 1976 – 2015, and testing data for 2016 – 2020. Training data is for modeling, while testing data is for model testing in estimating the next 5 years. For the estimation of cotton area, the first alternative model is the ARIMA model. The best ARIMA model is ARIMA (1,1,1), producing MAPE for training data 22,79%, and MAPE for testing data 202,98%. The ARIMA model (4,1,5) also produces a fairly good MAPE, namely MAPE training 22.61% and MAPE testing 202.41%. For the second model using the ARIMA Transfer Function (2,1,2) with the input variable volume of cotton imports, it produces MAPE for training data of 34.56% and MAPE for testing data of 88.01%. For the third model, the VAR(1) model is type 'none' so there is no influence of constants and trends, resulting in 53.21% MAPE training data and 121.87% MAPE testing data.

Based on the comparison of the magnitude of MAPE, both testing data and training data and the results of the estimated area for the next 5 years, the best model chosen is the Arima Transfer Function (2,1,2) model with the input factor of cotton import volume because it produces the highest accuracy so that MAPE the average test data is 88.01%. The results of the estimation of the national cotton area for the Arima Transfer Function (2,1,2) model for 2021 are 263 hectares, in 2022 it is 180 hectares, in 2023 it is 142 hectares, in 2024 it is 169 hectares, and in 2025 it is 214 hectares. . The estimated growth rate of the national cotton area for the next 5 years (2021 – 2025) is an average of -1.76% per year. However, if you consider the programs that have been carried out by the relevant technical directorates to increase the area of cotton or maintain existing cotton plants, there is optimism that the estimated cotton area in 2021 is 644 hectares and in 2022 is 680 hectares, as shown by the modeling ARIMA (1,1, 1).

Keywords: Area, Cotton, Arima, Transfer Function, VAR (Vector Autoregressive)

PENDAHULUAN

Tanaman kapas merupakan salah satu subsektor perkebunan yang tersebar hanya di beberapa provinsi di Indonesia dan dikelola hanya oleh rakyat (perkebunan rakyat). Kapas berasal dari bahasa Hindi, kapas adalah serat halus yang menyelubungi biji beberapa jenis *Gossypium* (biasa disebut "pohon"/tanaman kapas), tumbuhan 'semak' yang berasal dari daerah tropika dan subtropika. Serat kapas menjadi bahan penting dalam industri tekstil. Serat itu dapat dipintal menjadi benang dan ditenun menjadi kain. Produk tekstil dari serat kapas biasa disebut sebagai katun (benang maupun kainnya). Kapas berasal dari setidaknya 7.000 tahun yang lalu menjadikannya salah satu serat tertua di dunia.

Serat kapas merupakan produk yang berharga karena hanya sekitar 10% dari berat kotor (bruto) produk hilang dalam pemrosesan. Apabila lemak, protein, malam (lilin), dan lain-lain residu disingkirkan, sisanya adalah polimer selulosa murni dan alami. Selulosa ini tersusun sedemikian rupa sehingga memberikan kapas kekuatan, daya tahan (durabilitas), dan daya serap yang unik namun disukai orang. Tekstil yang terbuat dari kapas (katun) bersifat menghangatkan di kala dingin dan menyejukkan di kala panas (menyerap keringat) (Wikipedia, 2021).

Kementerian Pertanian tengah mendorong produktivitas kapas demi mendukung berkembangnya industri tekstil dalam negeri. Tanaman perkebunan penghasil serat tersebut memang menjadi salah satu bahan baku utama industri tekstil dan produk tekstil (TPT). Ketersediaan bahan baku kapas memang masih menjadi kendala industri tekstil. Industri mencatat lebih dari 98 persen pasokan bahan baku masih dipasok lewat pengadaan luar negeri lantaran kualitas kapas lokal yang belum memenuhi standar yang dibutuhkan industri tekstil.

Luas Areal Kapas di Indonesia selama lima tahun terakhir menunjukkan adanya trend penurunan. Tahun 2016 luas areal kapas sebesar 4600 Ha dan menurun menjadi 685 Ha pada tahun 2020 atau rata-rata terjadi penurunan 25,88% per tahun (Direktorat Jendral Perkebunan, 2020). Estimasi luas areal kapas beberapa tahun ke depan sangat diperlukan sebagai bahan penentu kebijakan maupun Early Warning System (EWS) mengingat data Angka Tetap (ATAP) Perkebunan memiliki lag yang cukup jauh dibandingkan data tahun berjalan.

Estimasi areal pada tahun berjalan maupun beberapa periode ke depan sangat *urgent* untuk dilakukan. Hal ini karena informasi tersebut menjadi bahan untuk penentuan kebijakan di subsektor perkebunan. Estimasi luas areal komoditas perkebunan untuk lima tahun ke depan masih belum tersedia. Estimasi Ditjen Perkebunan hanya dilakukan untuk satu tahun ke depan menggunakan model *univariate* seperti *Double Exponential Smoothing (DES)*. Salah satu kelemahan dari model *univariate* yaitu variabel yang digunakan hanya satu misalnya produksi. Akibatnya hasil analisis hanya mampu memberikan gambaran terhadap satu variabel saja tanpa adanya intervensi dari variabel lain. Padahal produksi komoditas perkebunan tidak terlepas dari pengaruh variabel-variabel lain seperti harga, luas areal, ekspor-impor serta variabel lainnya. Selain itu, untuk menentukan kebijakan subsektor perkebunan, diperlukan informasi variabel input lain yang diduga turut berpengaruh terhadap produksi komoditas perkebunan sehingga intervensi kebijakan dapat dilakukan pada variabel input tersebut. Oleh karena itu diperlukan model yang mampu menyajikan analisis mendalam dalam mengestimasi produksi dengan melibatkan variabel input lain, misalnya model *multivariate*.

Penelitian ini akan menganalisis hasil estimasi luas areal kapas di Indonesia dengan model *univariate* maupun *multivariate*. Terdapat tiga model yang digunakan dalam mengestimasi luas areal kapas antara lain *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*, fungsi transfer dan *Vector Autoregression (VAR)*. Model ARIMA menghasilkan estimasi luas areal kapas tanpa ada pengaruh dari variabel lain. Model fungsi transfer menghasilkan angka estimasi produksi dengan

memasukkan intervensi dari satu variabel pendukung yang dianggap paling berpengaruh terhadap produksi. Model VAR mengestimasi produksi dengan dengan mempertimbangkan pengaruh dari beberapa variabel lain atau terdapat lebih dari satu variabel pendukung yang diduga berpengaruh terhadap produksinya. Hasil estimasi dari keempat model tersebut akan dibandingkan untuk selanjutnya ditentukan model terbaik untuk meramalkan luas areal kapas di Indonesia beberapa tahun ke depan.

Oleh karenanya, tujuan dari disusunnya kajian ini adalah:

- a. Melakukan analisis dan peramalan data luas areal kapas di Indonesia menggunakan model ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR .
- b. Membandingkan metode tersebut dalam memperoleh ramalan data luas areal komoditas kapas.
- c. Menentukan metode terbaik dalam meramal data luas areal komoditas kapas di Indonesia.

BAHAN DAN METODE

Kerangka Pemikiran

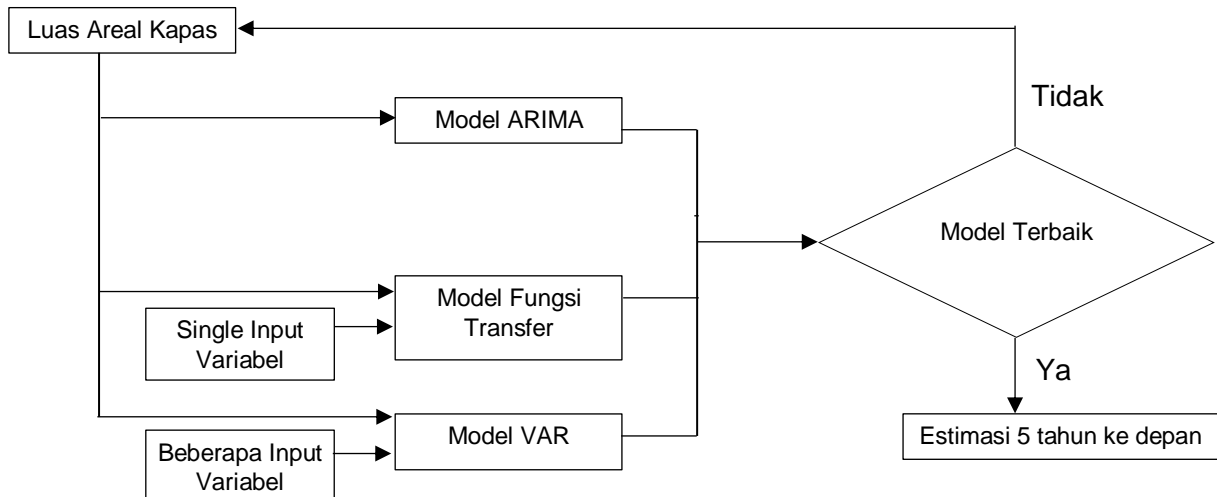
Kerangka pemikiran dalam penelitian menggambarkan hasil estimasi luas areal kapas dengan tiga model yaitu ARIMA, fungsi transfer dan VAR. Model ARIMA umumnya digunakan untuk peramalan jangka pendek, sedangkan untuk peramalan jangka panjang kurang baik ketepatannya. Estimasi dengan model ARIMA hanya menggunakan variabel dependen dan mengabaikan variabel independennya. Dengan kata lain, untuk mengestimasi luas areal kapas beberapa tahun ke depan maka variabel yang digunakan hanya areal itu sendiri.

Model fungsi transfer menggambarkan nilai ramalan masa depan dari suatu deret berkala (deret output) yang didasarkan pada nilai-nilai masa lalu dari deret itu sendiri serta didasarkan pula pada suatu deret berkala yang berhubungan (deret input). Model fungsi transfer merupakan fungsi dinamis yang pengaruhnya tidak hanya pada hubungan linear antara waktu ke- t dengan deret/variabel input, tetapi juga terdapat hubungan antara variabel input dengan variabel output pada waktu ke- t , $t+1$, ..., $t+k$. Pada fungsi transfer terdapat rangkaian output yang mungkin dipengaruhi oleh rangkaian *multiple* input. Untuk kasus *single input* variabel pada fungsi transfer, dapat menggunakan metode korelasi silang. Penelitian ini menggunakan *single input* variabel yaitu volume impor untuk meramalkan luas areal kapas sebagai variabel outputnya.

Model VAR menggunakan pendekatan non-struktural atau tidak mendasarkan pada teori ekonomi tertentu dalam melakukan peramalan. Model ini memperlakukan seluruh peubah secara simetris tanpa mempermasalahkan variabel dependen dan independen atau dengan kata lain model VAR memperlakukan seluruh variabel sebagai variabel dependen/endogen, karena pada kenyataannya suatu variabel dapat bertindak sebagai endogen atau dependen dari suatu peubah lain (Gujarati & Porter, 2010). Untuk meramalkan luas areal kapas beberapa tahun ke depan, penelitian ini menggunakan beberapa variabel antara lain Luas areal kapas, Produksi kapas, Volume Ekspor dan Impor kapas, dan Harga Cotton dunia.

Pembentukan model estimasi luas areal kapas dilakukan dengan membagi series data aktual menjadi data training dan data testing. Data training digunakan untuk menentukan model estimasi dan meramalkan data testing yang sebenarnya sudah tersedia data aktualnya. Data training yang

digunakan adalah data tahun 1969 – 2014, sementara untuk data testing yang digunakan adalah tahun 2015 – 2020. Panjang untuk data hasil ramalan data testing tersebut kemudian dibandingkan dengan data aktual untuk dihitung tingkat kesalahan (*error*) hasil ramalan. Model terbaik untuk estimasi adalah model dengan tingkat *error* yang paling kecil, dalam hal ini ditunjukkan oleh nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terkecil. Selain MAPE, pemilihan model terbaik juga mempertimbangkan kelogisan hasil ramalan dengan historis data sebelumnya. Berdasarkan hasil identifikasi model ARIMA, regresi, fungsi transfer dan VAR, dipilih model terbaik untuk meramalkan luas areal kapas di Indonesia selama lima tahun ke depan. Secara umum tahapan penelitian ini disajikan melalui kerangka konseptual penelitian pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Konseptual Penelitian

Sumber Data

Data yang digunakan dalam melakukan pemodelan luas areal kapas Indonesia adalah data series tahun 1969 sampai 2020. Berdasarkan series data tersebut, selanjutnya dilakukan pengelompokan data training untuk periode 1969-2015 dan data testing untuk periode 2016-2020, sehingga diperoleh total observasi sebanyak 45. Berdasarkan model terbaik yang terpilih, estimasi luas areal kapas di Indonesia dilakukan untuk lima tahun ke depan yaitu 2021-2025.

Peubah yang diasumsikan mempengaruhi besaran luas areal kapas untuk Fungsi Transfer adalah volume impor kapas, sedangkan untuk pemodelan VAR untuk estimasi luas areal kapas, peubah yang diasumsikan mempengaruhi adalah produksi, luas areal, volume ekspor, volume impor dan harga kapas dunia. Untuk variabel luas areal, produksi, volume impor, dan volume ekspor kapas data bersumber dari Ditjen. Perkebunan. Adapun harga kapas dunia yang digunakan adalah data dari World Bank (Pink Sheet).

Analisis Data

Secara empiris, penelitian ini membandingkan hasil estimasi luas areal kapas dengan tiga model yaitu ARIMA, fungsi transfer dan VAR. Tahapan penelitian dimulai dengan mencari model estimasi berdasarkan historis data training untuk meramalkan data testing. Selanjutnya hasil

estimasi data testing dibandingkan dengan nilai aktual produksinya untuk mengetahui tingkat kesalahan berdasarkan nilai MAPE. Berdasarkan nilai MAPE yang dihasilkan oleh ketiga model estimasi tersebut dipilih model ramalan dengan MAPE terkecil. Model dengan MAPE terkecil dipilih sebagai model terbaik untuk mengestimasi luas areal kapas lima tahun ke depan. Model terbaik yang terpilih juga harus memenuhi asumsi statistik yang ditetapkan di masing-masing model. Pengolahan data untuk estimasi luas areal kapas baik dengan model ARIMA, fungsi transfer maupun VAR dilakukan dengan *software* RStudio.

Model ARIMA

Model ARIMA merupakan model dari fungsi linear nilai lampau beserta nilai sekarang dan sisaan lampainya. Bentuk model ARIMA (p,d,q) untuk mengestimasi luas areal kapas ditulis sebagai berikut:

$$Y_t = \mu + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} - \phi_1 \varepsilon_{t-1} - \phi_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \phi_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \dots \dots \dots (1)$$

dimana:

Y_t = luas areal kapas pada waktu ke- t

Y_{t-p} = luas areal kapas pada kurun waktu ke $(t-p)$

μ = suatu konstanta

$\theta_1 \theta_q \phi_1 \phi_n$ = parameter-parameter model

ε_{t-q} = nilai sisaan pada waktu ke- $(t-q)$

Penggunaan model ARIMA mensyaratkan series data yang stasioner. Suatu deret waktu yang tidak stasioner harus diubah menjadi data stasioner dengan melakukan *differencing*. *Differencing* yaitu menghitung perubahan atau selisih nilai observasi. Data yang telah dilakukan *differencing* perlu dicek kembali apakah telah stasioner atau belum. Pengecekan stasioneritas data dapat dilihat dari beberapa cara antara lain melihat sebaran data, menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller Test (ADF) Test Unit Root Test* dan melihat dari perilaku autokorelasi berdasarkan plot *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)*.

Berdasarkan sebaran datanya, data yang telah stasioner menyebar secara acak dan tidak memiliki pola-pola tertentu baik pola musiman maupun *trend*. Pengecekan stasioneritas dengan uji ADF memiliki hipotesis sebagai berikut:

Hipotesis:(2)

H_0 : Data tidak stasioner

H_1 : Data stasione

Jika nilai *test-statistic* pada uji ADF lebih kecil dari *critical value for test-statistic* baik pada taraf (α) 5% maka H_0 ditolak yang berarti data telah stasioner. Pengecekan stasioneritas dari perilaku

autokorelasi dilihat dari plot ACF dan PACF. Jika pada kedua plot tersebut tidak banyak lag yang keluar dari *confidence interval* maka data telah stasioner.

Data yang telah stasioner selanjutnya dilakukan tahapan pendugaan model ARIMA menggunakan fungsi *auto.arima* atau *armaselect* yang tersedia pada software RStudio. Software tersebut akan memberikan rekomendasi model terbaik untuk mengestimasi luas areal kapas. Berdasarkan model terbaik yang terpilih, kemudian dilakukan pemeriksaan sisaan menggunakan pengujian LjungBox. Jika autokorelasi sisaan tidak signifikan yang ditandai dengan nilai p-value yang lebih besar dari 5%, maka model ARIMA tersebut sudah cukup baik untuk mengepas data luas areal kapas.

Model ARIMA yang terpilih digunakan untuk mengestimasi data testing. Hasil ramalan data testing selanjutnya dibandingkan dengan data aktualnya untuk mengecek akurasi hasil ramalan. Akurasi hasil ramalan model ARIMA ditunjukkan oleh MAPE data training dan data testing. Jika model terpilih dirasa telah menghasilkan MAPE yang kecil, maka model tersebut dapat digunakan untuk mengestimasi luas areal kapas untuk beberapa periode ke depan.

Model Fungsi Transfer

Model fungsi transfer adalah suatu model yang menggambarkan nilai dari prediksi masa depan dari suatu deret berkala (disebut deret output atau Y_t) didasarkan pada nilai-nilai masa lalu dari deret itu sendiri (Y_t) dan didasarkan pula pada satu atau lebih deret berkala yang berhubungan (disebut deret input atau X_t) dengan deret output tersebut. Model fungsi transfer merupakan fungsi dinamis yang pengaruhnya tidak hanya pada hubungan linier antara deret input dengan deret output pada waktu ke- t , tetapi juga pada waktu $t+1, t+2, \dots, t+k$. Hubungan seperti ini pada fungsi transfer dapat menimbulkan delay (waktu senjang) antara peubah *input* dan peubah *output*.

Tujuan pemodelan fungsi transfer adalah untuk menetapkan model yang sederhana, yang menghubungkan deret output (Y_i) dengan deret input (X_i) dan gangguan/noise (n_i). Wei (1994) juga menjelaskan bahwa di dalam fungsi transfer terdapat rangkaian output yang mungkin dipengaruhi oleh rangkaian multiple input. Pada kasus single input peubah, dapat menggunakan metode korelasi silang yang dianjurkan oleh Box and Jenkins (1976). Teknik ini juga dapat digunakan ketika terdapat single input peubah yang lebih dari satu selama antar variable input tidak berkorelasi silang. Jika beberapa atau semua peubah input berkorelasi silang maka teknik prewhitening atau metode korelasi silang tidak dapat digunakan secara langsung. Alasan utama bagi perlunya suatu perencanaan atau peramalan adalah adanya tenggang waktu pengambilan keputusan yang dapat berkisar dari beberapa hari atau sampai beberapa tahun. Pada analisis fungsi transfer untuk peramalan deret berkala univariate, terdapat deret berkala output yang diperkirakan dipengaruhi oleh deret berkala input dan input-input lain yang digabungkan dalam satu kelompok yang disebut gangguan (noise). Deret input mempengaruhi deret output melalui sebuah fungsi transfer yang mendistribusikan pengaruhnya secara dinamis melalui beberapa periode waktu yang akan datang dengan persentase tertentu yang disebut sebagai bobot respons impuls atau bobot fungsi transfer.

Model umum Fungsi Transfer:

$$y_t = v(B)x_t + N_t \quad \longrightarrow \quad y_t = \frac{\omega_z(B)}{\delta_r(B)} x_{t-k} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} \varepsilon_t \quad \dots\dots\dots(3)$$

Dimana:

- $b \rightarrow$ panjang jeda pengaruh X_t terhadap Y_t
- $r \rightarrow$ panjang lag Y periode sebelumnya yang masih mempengaruhi Y_t
- $s \rightarrow$ panjang jeda X periode sebelumnya yang masih mempengaruhi Y_t
- $p \rightarrow$ ordo AR bagi noise N_t
- $q \rightarrow$ ordo MA bagi noise N_t

Model Vector Autoregression (VAR)

Vector Autoregression (VAR) dikemukakan pertama kali oleh Christopher Sims (1980). Sims mengembangkan model ekonometri dengan mengabaikan pengujian asumsi secara apriori. VAR dikembangkan oleh Sims sebagai kritik atas metode simultan. Jumlah peubah yang besar dan klasifikasi endogen dan eksogen pada metode simultan merupakan dasar dari kritik tersebut. Penggunaan pendekatan struktural atas pemodelan persamaan simultan biasanya menerapkan teori ekonomi di dalam usahanya untuk mendeskripsikan hubungan antar peubah yang ingin diuji. Akan tetapi sering ditemukan bahwa teori ekonomi saja ternyata tidak cukup kaya di dalam menyediakan spesifikasi yang ketat dan tepat atas hubungan dinamis antar peubah (Gujarati, 2010). Model VAR merupakan jalan keluar atas permasalahan ini melalui pendekatan non-struktural atau tidak mendasarkan pada teori ekonomi tertentu (*atheoretical*). Metode VAR memperlakukan seluruh peubah secara simetris tanpa memperlakukan peubah dependen dan independen atau dengan kata lain model ini memperlakukan seluruh peubah sebagai peubah endogen., karena pada kenyataannya suatu peubah dapat bertindak sebagai endogen atau dependen dari suatu peubah yang lainnya (Gujarati, 2010).

Kelebihan dalam penggunaan metode VAR (Gujarati, 2010):

- 1) Kemudahan dalam penggunaan, tidak perlu mengkhawatirkan tentang penentuan peubah endogen dan peubah eksogen.
- 2) Kemudahan dalam estimasi, metode *Ordinary Least Square* (OLS) dapat diaplikasikan pada tiap persamaan secara terpisah.
- 3) *Forecast* atau peramalan yang dihasilkan pada beberapa kasus ditemukan lebih baik daripada yang dihasilkan oleh model persamaan simultan yang kompleks.
- 4) Perangkat estimasi yang digunakan adalah *Impulse Respon Function* (IRF) untuk melacak respon dari peubah dependen dalam sistem VAR terhadap *shock* dari *error term* dan *Variance Decomposition* yang memberikan informasi mengenai pentingnya masing-masing *error term* dalam mempengaruhi peubah-peubah dalam VAR.

Di sisi lain, terdapat beberapa kritik terhadap model VAR menyangkut permasalahan berikut (Gujarati, 2010) :

- 1) Model VAR merupakan model yang *atheoretic* atau tidak berdasarkan teori, hal ini tidak seperti pada persamaan simultan. Pada persamaan simultan, pemilihan peubah yang akan dimasukkan dalam persamaan memegang peranan penting dalam mengidentifikasi model.
- 2) Pada model VAR penekanannya terletak pada *forecasting* atau peramalan sehingga model ini kurang cocok digunakan dalam menganalisis kebijakan.
- 3) Permasalahan yang besar dalam model VAR adalah pada pemilihan *lag length* atau panjang lag yang tepat. Karena semakin panjang lag, maka akan menambah jumlah parameter yang akan bermasalah pada *degrees of freedom*.
- 4) Peubah yang tergabung pada model VAR harus stasioner. Apabila tidak stasioner, perlu dilakukan transformasi bentuk data, misalnya melalui *first difference*.
- 5) Sering ditemui kesulitan dalam menginterpretasi tiap koefisien pada estimasi model VAR, sehingga sebagian besar peneliti melakukan interpretasi pada estimasi fungsi *impulse respon*.

Estimasi Model VAR

Enders (2004) menjelaskan, ketika peneliti tidak memiliki kepastian untuk menentukan bahwa suatu peubah adalah eksogen, maka suatu perluasan analisis fungsi perpindahan alami akan memperlakukan masing-masing peubah secara simetris. Sebagai contoh, pada kasus-kasus peubah yang membiarkan alur waktu atau *time path* $\{s_t\}$ dipengaruhi oleh nilai saat ini dan waktu sebelumnya dari $\{y_t\}$ dan membiarkan *time path* $\{y_t\}$ dipengaruhi oleh nilai saat ini dan waktu sebelumnya dari $\{s_t\}$.

Di dalam sistem *bivariate*, hubungan tersebut dapat digambarkan seperti pada persamaan 5 di bawah ini:

$$\begin{aligned} s_t &= b_{10} - b_{12}y_t + \gamma_{11}s_{t-1} + \gamma_{12}y_{t-1} + \varepsilon_{s_t} \\ y_t &= b_{20} - b_{21}s_t + \gamma_{21}s_{t-1} + \gamma_{22}y_{t-1} + \varepsilon_{y_t} \end{aligned} \quad \dots\dots\dots(4)$$

Dengan mengasumsikan bahwa kedua peubah s_t dan y_t adalah stasioner: ε_{s_t} dan ε_{y_t} adalah *disturbances* yang memiliki rata-rata nol dan matriks kovarians terbatas atau bersifat *white noise* dengan standar deviasi yang berurutan σ_s dan σ_y : serta $\{\varepsilon_{s_t}\}$ dan $\{\varepsilon_{y_t}\}$ adalah *disturbances* yang independen dengan rata-rata nol dan kovarian terbatas (*uncorrelated white-noise disturbances*). Kedua persamaan di atas merupakan orde pertama VAR, karena panjang *lag* nya hanya satu. Agar persamaan 6 lebih mudah dipahami dan digunakan sebagai alat analisis maka ditransformasikan dengan menggunakan matriks aljabar, dan hasilnya dapat dituliskan secara bersama seperti pada persamaan di bawah ini:

$$\begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_t \\ y_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_{t-1} \\ y_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{s_t} \\ \varepsilon_{y_t} \end{bmatrix}$$

Atau dengan bentuk lain:

$$Bx_t = \Gamma_0 + \Gamma_1 X_{t-1} + \varepsilon_t \quad \dots\dots\dots(5)$$

Dimana:

$$B = \begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix} \quad x_t = \begin{bmatrix} s_t \\ y_t \end{bmatrix} \quad \Gamma_0 = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix}$$

$$\Gamma_1 = \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \quad \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{s_t} \\ \varepsilon_{y_t} \end{bmatrix}$$

Dengan melakukan pengalihan antara persamaan (4.2) dengan B^{-1} atau invers matriks B, maka akan dapat ditentukan model VAR dalam bentuk standar, seperti dituliskan pada persamaan di bawah ini:

$$x_t = A_0 + A_1 x_{t-1} + \ell_t \quad \dots\dots\dots(6)$$

$$A_0 = B^{-1} \Gamma_0$$

dimana $A_1 = B^{-1} \Gamma_1$

$$\ell_t = B^{-1} \varepsilon_t$$

Untuk tujuan notasi, maka $\{a_{i0}\}$ dapat didefinisikan sebagai elemen ke-i dari vektor A_0 ; $\{a_{ij}\}$ sebagai elemen dalam baris ke-i dan baris ke-j dari matriks A_1 ; dan $\{e_{it}\}$ sebagai elemen ke-i dari vektor e_t . Dengan menggunakan notasi baru yang telah dijelaskan sebelumnya, maka persamaan 7 dapat ditulis menjadi:

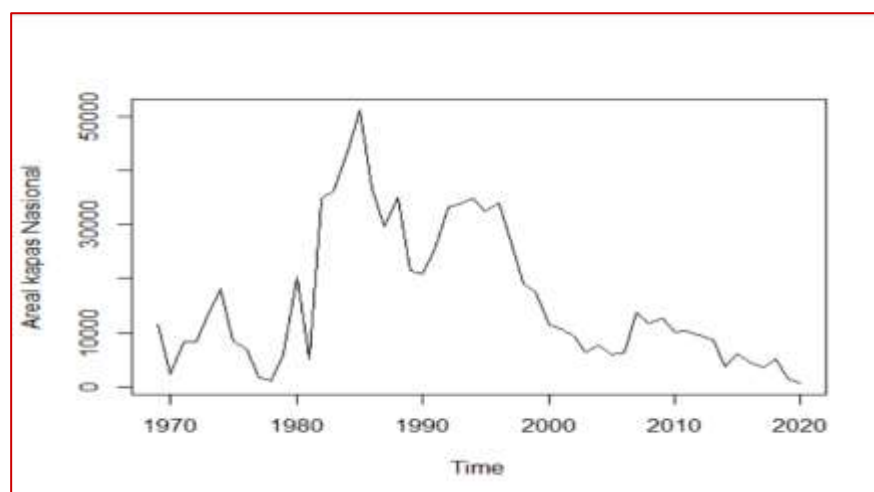
$$\begin{aligned} s_t &= a_{10} + a_{11}s_{t-1} + a_{12}y_{t-1} + e_{1t} \\ y_t &= a_{20} + a_{21}s_{t-1} + a_{22}y_{t-1} + e_{2t} \end{aligned} \quad \dots\dots\dots(7)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Perkembangan Kapas di Indonesia

Kapas merupakan salah satu komoditas unggulan sub sektor perkebunan dengan nilai ekonomis tinggi. Berdasarkan Statistik Perkebunan Indonesia 2019-2021 (Ditjenbun, 2021) Perkebunan Rakyat (PR) komoditas kapas tersebar di tujuh provinsi di Indonesia, yaitu Jawa Tengah, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Bali, Nusa Tenggara Barat, Nusa Tenggara Timur, dan Sulawesi Selatan. Total luas tanam kapas di Indonesia pada tahun 2019 (ATAP) sebesar 1.620 hektar, dan sekitar 57% atau 922 hektar ditanam di Provinsi Sulawesi Selatan. Perkebunan Besar Negara (PBN) dan Perkebunan Besar Swasta (PBS) untuk saat ini tidak ada yang mengusahakan tanaman kapas. Pada periode tahun 1969 – 1989 ada PBN yang mengusahakan tanaman kapas dengan luasan berkisar antara 300 – 6500 hektar. Pada tahun 1980 – 2002 ada juga PBS yang mengusahakan tanaman kapas, dengan luas antara 35 – 2500 hektar. Setelah tahun 2002 tanaman kapas hanya diusahakan oleh perkebunan rakyat.

Perkembangan luas areal kapas dari tahun 1969 hingga tahun 2020 jika dilihat pada Gambar 3, terjadi fluktuasi tetapi cenderung menurun. Pada tahun 1969 luas areal kapas hanya sebesar 11,5 ribu hektar, kemudian pada tahun 1985 mencapai puncaknya dengan luas sebesar 51,0 ribu hektar, setelah tahun 1985 luas areal kapas secara perlahan terus mengalami penurunan, sehingga pada tahun 2020 hanya sebesar 685 hektar saja. Jika dilihat sepuluh tahun terakhir (2011-2020) luas areal kapas tercatat mengalami rata rata penurunan sebesar 13,55% per tahun, dengan areal tertinggi dicapai pada tahun 2011 sebesar 10,2 ribu Ha.

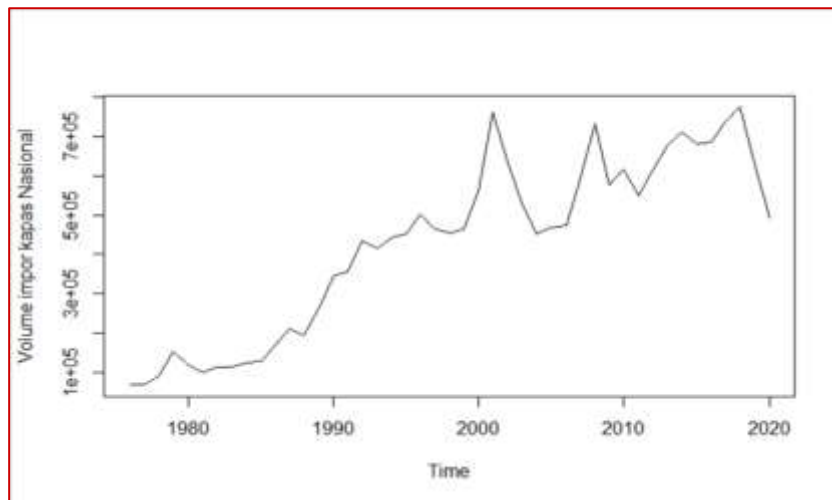


Gambar 2. Perkembangan Luas Areal Kapas Indonesia Tahun 1980-2020

Penurunan luas areal kapas dalam sepuluh tahun diikuti dengan peningkatan volume impor kapas nasional yang juga memiliki trend positif sejak tahun 1980 hingga 2020 (Gambar 4). Pada tahun 1980, volume impor kapas di Indonesia mencapai 1337 ton, terus mengalami peningkatan sehingga tahun 2001 volume impor kapas mencapai 759.576 ton, setelah tahun 2001 volume impor menunjukkan penurunan kembali, sehingga pada tahun 2020 volume impor kapas mencapai 493.451 ton. Penurunan hingga mencapai titik terendah dalam sepuluh tahun terakhir terjadi pada tahun 2020 sebagai dampak dari adanya wabah Covid-19 yang menyurutkan kegiatan perekonomian.

Indonesia juga merupakan negara importir kapas. Sepanjang Januari-Juni 2021, Badan Pusat Statistik (BPS) melaporkan impor serat kapas (HS 263) Indonesia adalah 382.594 ton dengan nilai US\$ 979,67 juta. Indonesia paling banyak mengimpor kapas dari Brasil. Pada tujuh bulan pertama, volume impor serat kapas (HS 263) dari Negeri Samba adalah 117.976 ton bernilai US\$ 215,55 juta. AS jadi negara kedua terbesar pemasok serat kapas ke Indonesia. Sepanjang Januari-Juli 2021, impor serat kapas dari Negeri Adikuasa adalah 80.391 ton dengan nilai US\$ 149,95 juta. Impor tidak terhindarkan karena

produksi kapas nasional yang terus menurun. Kementerian Pertanian AS memperkirakan konsumsi kapas Indonesia tahun ini adalah 3,07 juta bal. padahal produksinya hanya 3.010 bal (CNBC, 30 September 2021).



Gambar 3. Perkembangan Volume Impor Kapas Indonesia tahun 1980-2020

Estimasi Model Arima

Dalam melakukan pemodelan luas areal kapas menggunakan model Autoregressive Integrated Average (ARIMA), data yang digunakan adalah periode tahun 1986 sampai 2020. Periode data tersebut kemudian dipisahkan menjadi data set training dan testing. Perlunya pemisahan data training dan testing adalah untuk menguji tingkat akurasi dalam melakukan peramalan. Panjang series data pada data set training adalah tahun 1986 sampai 2015, sementara dataset testing adalah periode 2016 sampai 2020 (5 titik). Dataset training digunakan untuk melakukan penyusunan model, sementara dataset testing digunakan untuk validasi model.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa luas areal kapas stationer pada Differencing 1. Uji kestasioneran data seperti yang disyaratkan apabila melakukan pemodelan ARIMA dilakukan secara visual menggunakan hasil plot data maupun uji formal statistik.

Tabel 1. Hasil Uji Augmented Dickey-Fuller Luas Areal Kapas Differencing 1

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####
Value of test-statistic is: -3.1532
Critical values for test statistics:
 1pct  5pct 10pct
tau1  -2.62 -1.95 -1.61
```

Hal ini juga didukung dengan uji uji Augmented Dickey-Fuller yang mengindikasikan bahwa data luas areal kapas setelah differencing 1 sudah stasioner, terlihat dari hasil uji tes statistik sebesar $-3,15$ sementara nilai kritis pada tingkat kepercayaan $95\% = -1,95$ ($\tau_{0.05}$) dan tingkat kepercayaan $99\% = -2,62$ ($\tau_{0.01}$) atau lebih besar dari nilai uji statistik sehingga H_0 ditolak, atau data luas areal kapas setelah differencing 1 sudah stationer.

Tabel 2. Model Arima Tentatif Berdasarkan Automodel

```
Series: train[, "Areal"]
ARIMA(0,1,0)

sigma^2 estimated as 21427278: log likelihood=-285.91
AIC=573.82 AICc=573.97 BIC=575.19

Training set error measures:
Training set  ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set -1016.778 4551.158 3243.822 -10.97107 23.64191 0.9670309
```

Berdasarkan auto model model Arima tentative yang terbaik adalah ARIMA(0,1,0). Berdasarkan model ARIMA(0,1,0) menghasilkan MAPE data training sebesar 23,64%, masih cukup tinggi karena lebih dari 10%. Model ARIMA(0,1,0) kurang baik hasil peermalannya karena hanya faktor differencing yang mempengaruhi, faktor AR dan MA tidak berpengaruh. Oleh karena itu perlu dicari alternatif order ARIMA lainnya.

Disamping metode pemilihan model Arima berdasarkan automodel, digunakan juga metode lain untuk mendapatkan orde ARIMA terbaik, yaitu dengan metode *Arima selection*. Pada metode ini akan dikeluarkan beberapa model terbaik. Berdasarkan metode ini dihasilkan 10 alternatif order ARIMA untuk peramalan luas areal kapas, seperti pada Tabel 4.

Tabel 3. Model Arima Tentatif Berdasarkan Arima Selection Differencing 1

	p	q	sbc
[1,]	5	5	-Inf
[2,]	0	1	463.5479
[3,]	2	5	464.9317
[4,]	1	1	466.8980
[5,]	3	5	466.9091
[6,]	0	2	468.6672
[7,]	2	1	470.0797
[8,]	0	3	470.3425
[9,]	4	5	470.3524
[10,]	1	5	470.8979

Berdasarkan pada Tabel 4 diatas, dilakukan pengujian masing-masing order untuk menghasilkan satu atau dua model tentatif ARIMA terbaik. Pengujian dilakukan dengan membandingkan signifikansi koefisien ar atau ma, dan hasil pengujian nilai MAPE data training dan testing. Berdasarkan perbandingan MAPE training dan testing ada 2 model tentative yang terbaik adalah ARIMA (1,1,1) karena koefisien ma1 signifikan, MAPE data training 22,79 dan data testing 202,97. MAPE data testing relative besar karena pola data historis yang terus turun dan mendekati nol. Model tentative lainnya yang cukup baik adalah ARIMA (4,1,5) karena koefisien ar2, ar3, ma3 dan ma5 signifikan, nilai MAPE data training 22,61 dan data testing 202,41.

Tabel 4. Pengujian Model Arima Tentatif terbaik untuk Luas Areal Kapas

Model	Signifikansi	MAPE Training	MAPE Testing
ARIMA (1,1,1)	ar1 signifikan ma1 signifikan	22,79	202,97
ARIMA (2,1,5)	ma3, ma5 signifikan	20,52	200,52
ARIMA (2,1,1)	ar1 signifikan ma1 signifikan	22,85	202,70
ARIMA (4,1,5)	ar2, ar3 signifikan ma3, ma5 signifikan	22,61	202,41

Selanjutnya dilakukan pengujian untuk kedua model tentative terbaik. Untuk model ARIMA (1,1,1) koefisien ar1= -0,913 hasil pengujian dengan z test signifikan pada tingkat 99,9%, dan koefisien ma1= 0,794 hasil pengujian menunjukkan bahwa koefisien signifikan pada tingkat kepercayaan 99%, seperti pada Tabel 5.

Tabel 5. Pengujian Koefisien Model ARIMA (1,1,1)

```
Call:
arima(x = train[, "Areal"], order = c(1, 1, 1))

Coefficients:
      ar1      ma1
 -0.9133  0.7944
s.e.    0.1511  0.1831

sigma^2 estimated as 20443693:  log likelihood = -285.33,  aic = 576.67
z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1 -0.91332    0.15109  -6.0450 1.494e-09 ***
ma1  0.79443    0.18314   4.3378 1.439e-05 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Salah satu syarat kebaikan model ARIMA adalah sebaran sisaan Ljung-Box. Hasil pengujian nilai p-value pada lag 5 sampai dengan lag 30 tidak ada yang signifikan yang ditunjukkan dengan nilai p-value tidak ada yang lebih kecil dari nilai 0.05 (kepercayaan 95%), sehingga dapat disimpulkan bahwa sisaan bersifat random dan tidak ada autorelasi. Hal ini menunjukkan bahwa ARIMA (1,1,1) layak digunakan.

Tabel 6. Uji Sisaan Ljung Box Model Arima (1,1,1)

lags	statistic	df	p-value
5	2.502542	5	0.7761122
10	9.790053	10	0.4591018
15	12.810666	15	0.6169193
20	21.776195	20	0.3527774
25	25.722025	25	0.4225495

Selanjutnya dilakukan uji kemampuan model ARIMA (1,1,1) apakah memiliki akurasi yang tinggi dalam melakukan peramalan. Untuk itu dilakukan uji coba peramalan dengan menggunakan data testing, yaitu luas areal kapas tahun 2015 – 2020. Sementara data training digunakan untuk menyusun model ARIMA (1,1,1). Dari hasil pengujian pada Tabel 10, menunjukkan MAPE untuk data training sebesar 22,79%, sementara MAPE data testing 202,97%. Hal ini menunjukkan Model Arima (1,1,1) sudah relative cukup baik dalam melakukan peramalan, meskipun hasil peramalan rata-rata menyimpang cukup besar.

Tabel 7. Hasil Pengujian Data Training dan Testing Arima (1,1,1)

```

Time Series:
Start = 31
End = 36
Frequency = 1
[1] 5112.499 6030.842 5192.102 5958.139 5258.503 5897.494
> accuracy(ramalan_arima,test[,"Areal"])
Training set  ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Test set     -2377.817 3030.789 2377.817 -202.97705 202.97705 0.7088622

```

Selanjutnya dilakukan pengepasan model untuk seluruh data. Untuk Model ARIMA (1,1,1) koefisien ar1 sebesar -0,887 dan koefisien ma1= 0,777. Jika melakukan run model ARIMA (1,1,1) untuk seluruh data yaitu dari tahun 1986 – 2020 maka akan dihasilkan MAPE sebesar 34,04%. Hal ini menunjukkan bahwa antara data estimasi dengan data actual akan berbeda rata-rata berkisar antara -34,04% sampai +34,04%. Untuk metode estimasi dengan bias besar, karena fluktuasi luas areal kapas yang cukup besar dari tahun ke tahun.

Tabel 8. Model Arima (1,1,1) untuk Seluruh Data

```

Series: kapas[, "Areal"]
ARIMA(1,1,1)
Coefficients:
      ar1      ma1
    -0.8871  0.7775
s.e.    0.1969  0.2277

sigma^2 estimated as 19345918:  log likelihood=-332.51
AIC=671.01  AICc=671.81  BIC=675.59

Training set error measures:
Training set  ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
              -1089.947 4205.674 3002.161 -22.07559 34.0375 0.9643856
              ACF1

```

Dengan menggunakan model ARIMA (1,1,1) menghasilkan angka estimasi luas areal kapas untuk 5 tahun ke depan. Hasil Estimasi dengan model ARIMA ini pada tahun 2021 luas areal kapas nasional sebesar 643,9 ha. Pada tahun 2022 luas areal kapas diestimasi akan naik sebesar 5,59% menjadi 680,4 ha. Pada tahun 2023 kembali mengalami penurunan sebesar sebesar 4,71% menjadi 648,1 hektar, kemudian tahun 2024 kembali naik menjadi 676,7 hektar, dan akhirnya tahun 2025 diestmasi kembali turun menjadi 651,3 hektar. Estimasi rata-rata pertumbuhan luas areal kapas tahun 2021 – 2025 rata-rata sebesar 0,36% per tahun. Jika dibandingkan penurunan luas areal kapas selama 5 tahun terakhir (tahun 2016 -2020) dengan menggunakan Angka Tetap rata-rata turun sebesar 26,15% per tahun, sementara hasil estimasi lima tahun kedepan rata-rata pertumbuhan positif hanya 0,38% per tahun atau lebih tinggi dari data historisnya. Hal ini terjadi karena beberapa tahun terakhir harga kapas dunia terus turun, sehingga perluasan areal sangat kecil pertumbuhannya, jika harga kapas dunia meningkat maka pertumbuhan luas areal kapas diduga akan lebih besar.

Tabel 9. Ouput Peramalan Model Arima (1,1,1) untuk Luas Areal Kapas

Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
2021	643.9994	-4992.776	6280.775	-7976.705 9264.704
2022	680.3702	-6867.038	8227.778	-10862.394 12223.134
2023	648.1064	-8730.326	10026.539	-13694.969 14991.182
2024	676.7269	-9989.582	11343.036	-15635.985 16989.439
2025	651.3383	-11355.059	12657.736	-17710.862 19013.539

Selanjutnya dilakukan run model seluruh data untuk model ARIMA (4,1,5). Jika melakukan run model ARIMA (4,1,5) untuk seluruh data yaitu dari tahun 1986 – 2020 maka akan dihasilkan MAPE sebesar 29,46% atau lebih kecil dibandingkan ARIMA (1,1,1) dengan MAPE 34,03%. Hal ini menunjukkan bahwa antara data estimasi dengan data actual akan berbeda rata-rata berkisar antara -29,46% sampai +29,46%, atau lebih baik dari ARIMA (1,1,1). Untuk metode estimasi dengan bias besar, karena fluktuasi luas areal kapas yang cukup besar dari tahun ke tahun, sehingga perubahan areal sedikit saja akan meningkatkan MAPE.

Tabel 10. Model Arima (4,1,5) untuk Seluruh Data

```
Series: kapas[, "Areal"]
ARIMA(4,1,5)

Coefficients:
      ar1      ar2      ar3      ar4      ma1      ma2      ma3      ma4
s.e.  -0.0690  0.2119  -0.1150  -0.4337  0.0570  -0.1058  0.4796  0.6801
      ma5
s.e.  -0.5378
      0.3774

sigma^2 estimated as 16250906:  log likelihood=-328.89
AIC=677.79  AICC=687.35  BIC=693.05

Training set error measures:
Training set  ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
-890.8897  3407.021  2636.166  -18.08588  29.46552  0.846817
```

Dengan menggunakan model ARIMA (4,1,5) menghasilkan angka estimasi luas areal kapas untuk 5 tahun ke depan. Hasil Estimasi dengan model ARIMA ini pada tahun 2021 luas areal kapas nasional sebesar 1.751 ha. Pada tahun 2022 luas areal kapas diestimasi akan naik sebesar 13,25% menjadi 1983 ha. Pada tahun 2023 kembali mengalami penurunan sebesar sebesar 56,23% menjadi 868 hektar, kemudian tahun 2024 kembali naik menjadi 1.356 hektar, dan akhirnya tahun 2025 diestimasi kembali sedikit turun menjadi 1.351 hektar. Estimasi rata-rata pertumbuhan luas areal kapas dengan model ARIMA (4,1,5) tahun 2021 – 2025 rata-rata naik sebesar 3,22% per tahun. Jika dibandingkan penurunan luas areal kapas selama 5 tahun terakhir (tahun 2016 -2020) dengan menggunakan Angka Tetap rata-rata turun sebesar 26,15% per tahun. Hasil estimasi bertolak belakang dengan data historisnya, karena pertumbuhan areal kapas menurut data historis turun, sementara hasil estimasi naik. Jika tidak ada program/upaya untuk meningkatkan luas areal kapas maka penambahan luas areal peluangnya kecil dapat terwujud.

Tabel 11. Ouput Peramalan Model Arima (4,1,5) untuk Luas Areal Kapas

Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
2021	1750.9031	-3668.731	7170.538	-6537.713 10039.52
2022	1983.4913	-5595.447	9562.430	-9607.495 13574.48
2023	868.4981	-8708.106	10445.103	-13777.655 15514.65
2024	1356.1851	-10831.084	13543.454	-17282.634 19995.00
2025	1351.3358	-13526.933	16229.604	-21403.012 24105.68

Fungsi Transfer

Pada tahap pertama model fungsi transfer adalah eksplorasi variabel ouput (luas areal kapas) dan variabel input (impor kapas). Variabel input yaitu volume impor kapas diduga sangat berpengaruh terhadap luas areal, dimana semakin banyak volume impor kapas, maka akan

berpengaruh ke produksi nasional, dan secara tidak langsung akan berpengaruh ke luas areal kapas.

Tahapan penyusunan model Fungsi Transfer luas areal kapas dengan variable input volume impor kapas nasional adalah sebagai berikut :

- a. Pembagian series data awal menjadi series data *training* dan *testing*
- b. Pemeriksaan kestasioneran
- c. Pencarian model tentatif untuk variabel input
- d. *Prewhitening* dan korelasi silang
- e. Pengepasan model
- f. Identifikasi model noise
- g. Pengepasan model
- h. Peramalan berbasis fungsi transfer

Data luas areal kapas dan volume impor kapas tahun 1976 - 2020 sebanyak 46 series akan dibagi menjadi series data training untuk periode 1976-2015 dan series data testing untuk periode 2016-2020.

Selanjutnya dilakukan uji kestasioneran data untuk data input X_t yaitu volume impor kapas nasional menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF).

Hipotesis pada uji ADF ini adalah:

H_0 : data tidak stasioner

H_1 : data stasioner

Tabel 12. Output uji Dickey Fuller untuk Volume impor kapas Nasional Differencing 1

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####

Test regression none

Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 - 1 + z.diff.lag)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-151113  -13319   11047   58725  193641

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
z.lag.1      -1.0545     0.2328  -4.529 6.59e-05 ***
z.diff.lag    0.1009     0.1690   0.597  0.554
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 72780 on 35 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.4838,    Adjusted R-squared:  0.4543
F-statistic: 16.4 on 2 and 35 DF,  p-value: 9.424e-06

Value of test-statistic is: -4.5291

Critical values for test statistics:
    1pct  5pct 10pct
tau1 -2.62 -1.95 -1.61
```

Nilai test-statistic= -4,53 yang lebih kecil dari critical values (nilai tau1), baik untuk taraf 1%, 5% maupun 10% menunjukkan bahwa H_0 ditolak, atau series data volume impor kapas nasional sudah stasioner pada differencing 1. Oleh karena itu sudah stationer pada differencing satu kali, maka tidak perlu dilakukan differencing 2.

Pencarian model tentatif variabel input harga kapas dunia dilakukan melalui penelusuran menggunakan model ARIMA. Model terbaik dapat dipilih menggunakan script auto.arima yang tersedia pada RStudio. Data yang digunakan untuk memilih model terbaik adalah series data training. Hasil output automodel ARIMA untuk volume impor kapas adalah sebagai berikut:

Tabel 13. Output model auto Arima untuk Volume impor kapas Nasional

```
Series: train.h[, "Impor"]
ARIMA(0,1,0)

sigma^2 estimated as 4.825e+09: log likelihood=-490.13
AIC=982.26 AICc=982.37 BIC=983.92

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set 15275.89 68585.21 50137.09 4.301647 12.85863 0.9750333
```

Berdasarkan pemilihan orde ARIMA menggunakan automodel menyarankan bahwa model terbaik untuk volume impor kapas adalah ARIMA (0,1,0) dengan MAPE 12,85%. Model ARIMA (0,1,0) hanya menunjukkan bahwa tidak ada pengaruh AR dan MA, model hanya ditentukan oleh faktor Differencing 1. Pada umumnya model ARIMA (0,1,0) akan menghasilkan data estimasi yang hampir sama untuk beberapa tahun ke depan. Disamping itu model ARIMA (0,1,0) memiliki MAPE yang masih cukup besar (di atas 5%), sehingga perlu dicoba untuk mencari model tentatif lain.

Selain menggunakan script auto.arima model tentatif dapat juga dipilih dengan arima selection. Berikut adalah output yang dihasilkan untuk memilih model tentative terbaik untuk factor input Xt yaitu volume impor kapas nasional.

Tabel 14. Output model Arima Selection untuk Volume impor kapas Differencing 1

```
      p q      sbc
[1,] 0 0 868.5592
[2,] 1 0 873.2015
[3,] 3 0 876.5208
[4,] 2 0 876.9324
[5,] 4 0 876.9387
[6,] 5 0 880.4972
[7,] 0 1 887.8537
[8,] 5 1 889.3124
[9,] 3 1 889.3223
[10,] 1 1 889.4621
```

Hasil output R-Studio akan menunjukkan sepuluh model tentatif dimana idealnya model terbaik adalah model yang memiliki nilai SBC terkecil dan hasil uji MAPE Training maupun Testing yang paling kecil. Model ARIMA yang direkomendasikan ditunjukkan dari nilai p,d,q. Sebagai contoh model kedua dengan nilai p=1 dan q=0. Karena data volume impor kapas nasional telah dilakukan differencing satu kali berarti d=1, artinya model yang direkomendasikan adalah ARIMA (1,1,0). Dilakukan uji coba model tentative yang terdiri sepuluh kombinasi orde ARIMA seperti pada Tabel 5.4. Setelah dilakukan pengujian model, maka model terbaik hasil penelusuran berdasarkan perbandingan MAPE data training dan data testing, serta signifikansi koefisien ma dan ar, maka model tentative terbaik adalah ARIMA (2,1,0).

Tabel 15. Pengujian Model ARIMA (2,1,0) Untuk Volume Impor Kapas

```
Call:
arima(x = train.h[, "Impor"], order = c(2, 1, 0))

Coefficients:
          ar1      ar2
      0.0453  -0.0962
s.e.      0.1581   0.1565

sigma^2 estimated as 4.768e+09:  log likelihood = -489.91,  aic = 985.82
> library(lmtest)
> coeftest(model1)

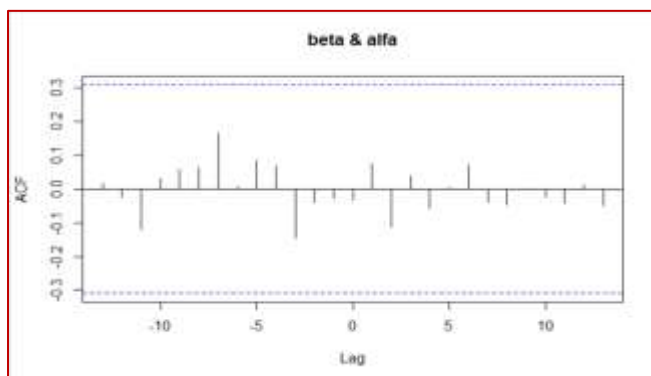
z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1  0.045302   0.158127  0.2865  0.7745
ar2 -0.096217   0.156502 -0.6148  0.5387
```

```
Time Series:
Start = 41
End = 46
Frequency = 1
[1] 674618.3 677506.2 678102.4 677851.5 677782.8 677803.8
> accuracy(ramalan_arima, test.h[, "Impor"])
      Training set      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Test set      -12623.62  99027.88  79452.50 -4.492675  13.35205  1.5451403
```

Model ARIMA (2,1,0) menghasilkan koefisien ar1 dan ar2 yang tidak signifikan pada tingkat kepercayaan 95%. Selanjutnya dilakukan pengujian kemampuan dalam meramalkan yaitu dengan melihat MAPE data Training dan Testing. Hasil pengujian menunjukkan bahwa MAPE data training sebesar 12,59 dan MAPE data testing sebesar 13,35. Model ARIMA(2,1,0) adalah model yang terbaik untuk estimasi volume impor kapas, jika menggunakan order arima yang lain menghasilkan MAPE yang lebih besar baik untuk data training maupun data testing.

Tahap selanjutnya untuk penyusunan model fungsi transfer ini adalah prewhitening dan korelasi silang. Korelasi silang menggambarkan struktur hubungan antara X_t dengan Y_t . Untuk mengidentifikasi pengaruh X_t terhadap Y_t maka deret X_t harus stasioner atau sudah distasionerkan. Dalam konteks pemodelan X_t terhadap Y_t , untuk membuat X_t stasioner tidak dengan pembedaan (differencing) namun dengan mengambil komponen white noise dari X_t (prewhitening). Prewhitening dilakukan terhadap deret input X_t yang didefinisikan sebagai alfa serta deret input Y_t yang didefinisikan sebagai beta. Hasil output untuk prewhitening dan korelasi silang berupa grafik ACF untuk beta dan alfa.



Gambar 4. Plot Korelasi Silang Luas Areal Kapas dengan Volume Impor Kapas Nasional

Hasil plot korelasi silang digunakan untuk mengidentifikasi ordo r, s, dan b. Ordo r adalah panjang lag Y periode sebelumnya yang masih mempengaruhi Y_t , ordo s adalah panjang lag X periode sebelumnya yang masih mempengaruhi Y_t , dan ordo b adalah panjang jeda pengaruh X_t terhadap Y_t . Identifikasi ordo r,s dan b hanya dilihat pada lag yang positif.

Plot korelasi silang diatas menunjukkan bahwa tidak ada lag yang signifikan, maka nilai $b=0$ atau nilai lag pertama yang signifikan. Kemudian, tidak ada tambahan lagi nilai lag yang signifikan maka nilai $s=0$. Mengingat data luas areal kapas dan volume impor kapas merupakan data tahunan yang tidak mengandung musiman maka diasumsikan nilai $r=0$. Nilai $b=0$ menunjukkan tidak ada jeda pengaruh antara volume impor kapas nasional pada waktu t terhadap luas area kapas pada waktu t. Nilai $s=0$ berarti ada korelasi antara luas areal dan volume impor kapas nasional pada tahun yang sama. Dengan kata lain, dampak dari volume impor kapas terhadap produksi dirasakan pada waktu yang sama (t).

Tahap selanjutnya dilakukan pengepasan model, untuk nilai r,s dan b. Hasil pengujian fungsi transfer dengan nilai $r=0$, $s=0$, dan $b=0$ menghasilkan nilai MAPE yang cukup besar yaitu sebesar 152,87%.

Tabel 16. Output model order $b=0$, $s=0$, $r=0$ Arima (0,0,0) untuk Untuk Fungsi Transfer Luas areal kapas Nasional

```
Series: train.h[, "Areal"]
Regression with ARIMA(0,0,0) errors

Coefficients:
      intercept      xreg
      27492.219    -0.0219
s.e.    4084.486     0.0091

sigma^2 estimated as 157304853:  log likelihood=-433.21
AIC=872.41  AICc=873.08  BIC=877.48

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set 1.318168e-12 12224.55 9775.525 -124.9942 152.8723 1.933431
```

Untuk menghasilkan order yang paling tepat untuk menentukan orde Arima fungsi transfer dengan melakukan identifikasi model noise. Untuk menghasilkan model terbaik dengan menggunakan auto-arima pada R Studio, model maka noise yang disarankan adalah Arima (1,0,0). Model ini ternyata masih kurang tepat, karena menghasilkan MAPE yang cukup besar yaitu 243,63%.

Tabel 17. Output Fungsi Transfer dengan model noise auto Arima (1,0,0)

```
Series: res
ARIMA(1,0,0) with zero mean

Coefficients:
      ar1
      0.8027
s.e.    0.0933

sigma^2 estimated as 56126373:  log likelihood=-413.63
AIC=831.26  AICc=831.59  BIC=834.64

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 62.94526 7397.514 5488.017 18.44341 243.6345 1.040726 -0.09504149
```

Oleh karena model autoarima disarankan differencing tingkat 1, maka solusinya akan dicari model alternative. Model alternative yang diberikan untuk model noise adalah seperti pada Tabel 5.11.

Tabel 18. Output Fungsi Transfer tentatif model *noise* Arima Differencing 1

	p	q	sbic
[1,]	0	1	647.3241
[2,]	1	1	650.7071
[3,]	0	2	652.4741
[4,]	2	1	654.3790
[5,]	0	3	655.5029
[6,]	1	2	655.9203
[7,]	3	1	657.7912
[8,]	2	2	658.9182
[9,]	1	3	659.0774
[10,]	4	1	660.8313

Setelah dilakukan uji coba untuk seluruh model tentatif, model terbaik yang terpilih untuk model noise adalah ARIMA (2,1,2) karena $aic=807,41$. Nilai aic ini terkecil diantara model tentative yang lain. Selanjutnya model tersebut didefinisikan sebagai modelres dan dilihat signifikansi MA. Model noise untuk residual dengan Arima (2,1,2) menghasilkan komponen ar_1 , ar_2 , ma_1 , ma_2 dan komponen fungsi transfer ($xreg$) yang signifikan dengan tingkat kepercayaan 90% - 99%. Model Arrima Fungsi transfer dengan order $r=0$, $s=0$, $b=0$ dengan model noise ARIMA (2,1,2) menghasilkan MAPE training yang cukup baik yaitu sebesar 34,56%.

Tabel 19. Output Fungsi Transfer tentatif model noise Arima (2,1,2)

```
Series: train.h[, "Areal"]
Regression with ARIMA(2,1,2) errors

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1      ma2      xreg
s.e.  0.5079  -0.2767  -0.8751  1.0000  0.0131
      0.1901  0.1623  0.1101  0.1119  0.0063

sigma^2 estimated as 42602848:  log likelihood=-397.7
AIC=807.41  AICC=810.03  BIC=817.39

Training set error measures:
Training set  ME      RMSE      MAE      MPE
              -183.5109  6017.676  3968.869  -15.26834
Training set  MAPE      MASE      ACF1
              34.56799  0.784974  -0.003911377
> coeftest(tf.arimal)

z test of coefficients:
      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1  0.5079043  0.1901077  2.6717  0.007548 **
ar2 -0.2767434  0.1623432 -1.7047  0.088254 .
ma1 -0.8750768  0.1100939 -7.9485  1.888e-15 ***
ma2  0.9999931  0.1118788  8.9382 < 2.2e-16 ***
xreg  0.0131013  0.0062515  2.0957  0.036109 *
---
Signif. codes:
0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Peramalan Berbasis Fungsi Transfer

Berdasarkan model fungsi transfer dengan noise ARIMA (2, 1, 2), dilakukan peramalan berbasis nilai aktual dimana luas area kapas diestimasi menggunakan data aktual volume impor kapas periode 2016 - 2020. Meskipun data aktual luas areal kapas periode 2016 - 2020 telah ada, dilakukan peramalan luas areal untuk mengecek performance model fungsi transfer. Hasil output untuk mengestimasi luas area kapas tahun 2016-2020.

Tabel 20. Uji coba Peramalan berbasis Fungsi Transfer dengan nilai input data aktual volume impor kapas nasional.

```
Series: test.h[, "Area1"]
Regression with ARIMA(2,1,2) errors

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1      ma2      xreg
0.5079 -0.2767 -0.8751  1  0.0131
s.e.  0.0000  0.0000  0.0000  0  0.0000

sigma^2 estimated as 42602848:  log likelihood=-33.76
AIC=69.53  AICc=71.53  BIC=68.91

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -219.2373  833.0075  704.1266  1.072875  39.65407  0.3996745  -0.7350341
```

Uji coba peramalan luas area kapas periode 2016-2020 menggunakan fungsi transfer ARIMA (1,0,0) dengan input volume impor kapas nasional nilai aktual menghasilkan MAPE testing 39,65%. Nilai MAPE ini sebenarnya kurang baik karena nilainya masih cukup besar, sehingga tingkat kesalahan nilai peramalan bisa mencapai 40%.

Tujuan melakukan pemodelan fungsi transfer adalah untuk mendapatkan nilai ramalan periode ke depan, yakni luas area kapas tahun 2021-2025. Karena data series input volume impor kapas tersedia hingga tahun 2020, maka perlu dilakukan peramalan volume impor kapas terlebih dahulu atau dengan kata lain peramalan areal dilakukan berbasis nilai ramalan volume impor kapas nasional.

Oleh karenanya, terlebih dahulu dilakukan estimasi volume impor kapas nasional periode 2021-2025 menggunakan model ARIMA (2,1,0) sebagaimana yang telah diperoleh dari tahap pencarian model tentatif untuk variabel input, sebagai variabel input volume impor kapas nasional. Pemilihan variabel input volume impor kapas nasional diduga sangat berpengaruh pada luas area kapas nasional. Selanjutnya dilakukan peramalan luas area kapas dengan fungsi transfer ARIMA (2, 1, 2) sebagai model terbaik berdasarkan tahapan pengepasan model dengan noise. Peramalan luas areal kapas dengan fungsi transfer ARIMA (2,1,2) menggunakan nilai ramalan volume impor kapas yang telah diestimasi dengan ARIMA (2,1,0). Output hasil ramalannya seperti pada Tabel 5.15.

Tabel 21. Uji Coba Peramalan Berbasis Fungsi Transfer Dengan Nilai Input Data Ramalan Volume Impor Kapas Nasional.

```
Series: test.h[, "Area1"]
Regression with ARIMA(2,1,2) errors

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1      ma2      xreg
0.5079 -0.2767 -0.8751  1  0.0131
s.e.  0.0000  0.0000  0.0000  0  0.0000

sigma^2 estimated as 42602848:  log likelihood=-36.08
AIC=74.15  AICc=76.15  BIC=73.54

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set -786.1505  1485.217  1220.403  -79.59563  88.00811  0.6927218
```

Estimasi luas area kapas berbasis fungsi transfer dengan model noise ARIMA (2,1,2) selama 5 tahun terakhir (2016- 2020) menggunakan input volume impor kapas nasional hasil angka ramalan ARIMA (2,1,0) menghasilkan MAPE untuk data testing ini sebesar 88,0%. Hal ini menunjukkan bahwa jika menggunakan data ramalan hasil peramalan dengan fungsi transfer ini masih maka tingkat kesalahan menjadi sebesar sekitar 88%.

Selain mencari model fungsi transfer terbaik untuk meramalkan luas areal kapas, akan diestimasi juga luas areal kapas lima tahun ke depan (2021-2025) menggunakan fungsi transfer ARIMA (2,1,2) dengan menggunakan seluruh data (data tahun 1976 – 2020). Berikut adalah output hasil ramalan lima tahun ke depan (Tabel 23).

Tabel 22. Model Fungsi Transfer Arima (2,1,2) untuk seluruh data.

```
Series: dataestimasi[, "Areal"]
Regression with ARIMA(2,1,2) errors

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1      ma2      xreg
s.e.  0.5074  -0.2699  -0.8775  0.9998  0.0133
s.e.  0.1756   0.1514   0.0964  0.0959  0.0047

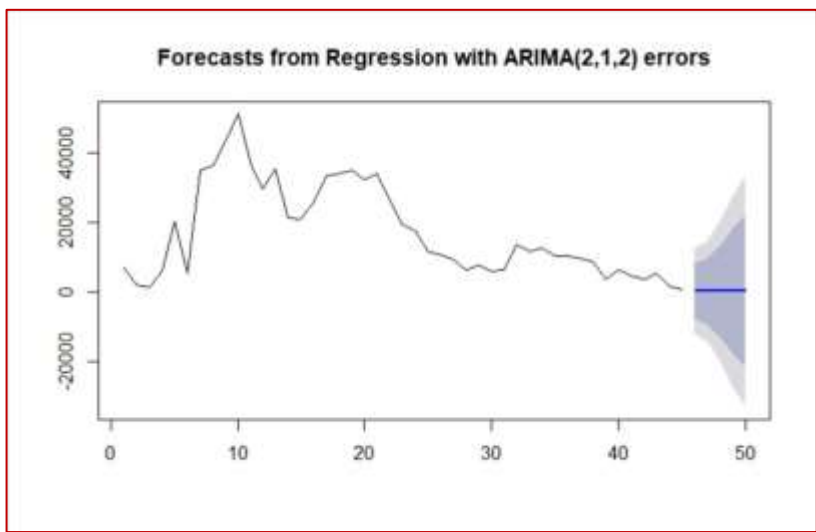
sigma^2 estimated as 37196426:  log likelihood=-445.87
AIC=903.75  AICc=906.02  BIC=914.45

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set -183.8884  5677.755  3601.186  -14.96489  33.82438  0.7701163
```

Tabel 5.23. Hasil Estimasi Luas area kapas Nasional Tahun 2021 – 2025 Menggunakan Fungsi Transfer ARIMA (2,1,2)

```
Time Series:
Start = 46
End = 50
Frequency = 1
[1] 263.3157 180.3268 141.6255 169.3522 214.6131
```

Setelah dilakukan run ulang dengan menggunakan model terbaik yaitu model Fungsi Transfer ARIMA (2,1,2) model yang dihasilkan memiliki MAPE 33,82%. Hasil peramalan untuk luas areal kapas 5 tahun ke depan seperti terlihat pada Tabel 5.18. Sementara plot hasil terlihat pada Gambar.... Berdasarkan hasil peramalan dengan model Fungsi Transfer ARIMA (2,1,2) luas areal kapas diperkirakan turun, dari 685 hektar pada tahun 2020, menjadi hanya 263 hektar tahun 2021, kemudian sedikit meningkat tahun 2022 menjadi 180 hektar, tahun 2023 kembali turun sebesar 39 hektar menjadi 141 hektar, kemudian naik lagi di tahun 2024 dan 2025 masing-masing menjadi 169 hektar dan 214 hektar.



Gambar 5. Plot Hasil Peramalan Luas areal Kapas dengan Fungsi Transfer Arima (2,1,2)

Model Vector Auto Regression (VAR)

Metode VAR memperlakukan seluruh variabel secara simetris tanpa memperlakukan variabel dependen dan independen atau dengan kata lain model ini memperlakukan seluruh variabel sebagai variabel endogen. Model VAR berlaku pada saat nilai setiap variabel dalam sebuah system tidak hanya bergantung pada lag-nya sendiri, namun juga pada nilai lag variabel lain.

Tahapan yang dilakukan dalam penyusunan model VAR adalah sebagai berikut: persiapan data, pembagian data training dan testing, pemilihan lag dan type, pengajuan asumsi, ramalan data training, testing, penghitungan MAPE, dan plot, pemilihan model terbaik, dan pengepasan model untuk seluruh data dan peramalannya.

Variabel yang digunakan untuk estimasi model VAR adalah luas areal (areal) dalam satuan hektar, produksi (Produksi) dalam satuan ton, Volume impor (Impor) dalam satuan ton, Volume Ekspor (Ekspor) dalam satuan ton, harga kapast dunia (price_cotton) dalam satuan US\$/kg. Data luas areal kapas, produksi kapas, volume ekspor kapas, volume impor kapas, diperoleh dari publikasi Ditjen Perkebunan, sementara data variabel harga kapas dunia diperoleh dari World Bank. Series masing-masing variabel berbeda karena keterbatasan ketersediaan data. Series data luas areal kapas adalah dari tahun 1976-2020, series data harga kapas dunia adalah dari tahun 1976-2020, sementara series data volume ekspor dan impor kapas adalah dari tahun 1976-2020. Format data yang digunakan bisa dalam bentuk excell (CSV).

Pembagian Data Training dan Testing

Series data yang digunakan adalah series tahun 1976 – 2020 akan dibagi menjadi 2 set data yakni set data training (tahun 1976-2015) atau 40 titik dan set data testing (2016-2020) atau 5 titik.

Pemilihan Lag (p) dan Type

Dalam permodelan VAR kapas ini digunakan lima variabel, yaitu luas areal kapas (areal), produksi kapas (Produksi), harga kapas dunia (price_cotton), volume ekspor kapas (Ekspor), dan volume impor kapas (Impor). Selain komposisi variabel tersebut, komponen konstanta dan trend juga perlu dilakukan pengujian untuk mengetahui signifikan atau tidak keberadaannya. Jika keduanya signifikan, maka komponen tersebut harus dimasukkan ke dalam model VAR dengan type “both”. Jika hanya konstanta yang signifikan, maka trend perlu dikeluarkan dari model VAR dengan model VAR type “const”. Jika hanya trend yang signifikan maka konstanta dikeluarkan dari model menggunakan model VAR type “trend”, dan jika keduanya tidak signifikan, maka type yang digunakan model VAR adalah “none”.

Keberadaan konstanta dan trend dapat dideteksi dari plot data awal, namun terkadang hal tersebut sulit dilakukan. Untuk mengantisipasi hal tersebut, sebaiknya dilakukan uji coba/trial and error menggunakan model VAR dari lag $p=1$ sampai dengan lag $p=5$ dengan type “both” untuk mengetahui signifikan atau tidak keberadaannya. Untuk panjang lag maksimum bisa dilakukan *trial error* sampai tidak memungkinkan untuk dilakukan permodelan.

Untuk data kapas ini, setelah dilakukan running model VAR dengan lag $p=1$ type “both”, diperoleh informasi komponen konstanta dan trend tidak signifikan, jumlah variabel yang signifikan ada 2 variabel dari total 5 variabel dalam system atau jumlah yg jumlah variabel yang signifikan (40%). Selanjutnya dilakukan uji VAR(2) type both, model ini menghasilkan konstanta dan trend yang tidak signifikan, dan ada 2 variabel yang signifikan dari total 10 variabel dalam model (20%). Untuk model VAR(3) type both, model ini menghasilkan constanta dan trend yang tidak signifikan, dan tidak ada yang signifikan dari total 15 variabel dalam model (16,7%).

Untuk model VAR(1) type constant, model ini menghasilkan konstanta tidak yang signifikan, dan ada 2 variabel yang signifikan dari total 5 variabel dalam model (40%). Selanjutnya model VAR(2) type constant, model ini menghasilkan konstanta yang tidak signifikan, dan hanya ada 2 variabel yang signifikan dari total 30 variabel dalam model (20%). Oleh karena jumlah variabel yang signifikan semakin sedikit sehingga penelusuran berhenti di VAR(3) type constant (Tabel 33).

Pemilihan lag p ditentukan dengan melihat banyaknya variabel yang signifikan dalam lag tersebut sekaligus memastikan harus ada variabel/peubah yang signifikan pada lag terpilih dimaksud. Setelah dilakukan run model ternyata ada 1 kandidat model VAR terbaik yaitu VAR (2) type “none”. Model VAR(1) type “none” menghasilkan 2 variabel yang signifikan dari total 5 variabel (40%). Disamping itu model ini menghasilkan nilai Adjusted R-Square yang cukup tinggi yaitu 91,49%.

Tabel 24. Hasil Pengujian Model VAR pada Beberapa Tingkat Lag p dan Type

Lag (p)	Type	Signifikansi Type	Jumlah Variabel Signifikan	Jumlah Total Variabel	Adj-R ²
p=1	both	Const dan Trend Tidak Signifikan	2	5	77,06%
p=2	both	Const dan Trend Tidak Signifikan	2	10	76,46%
p=3	both	Const dan Trend Tidak Signifikan	0	15	87,37%
p=4	both	Const dan Trend Tidak Signifikan	0	20	74,58%
p=5	both	Const dan Trend Tidak Signifikan	0	25	67,2%
p=1	constant	Const Tidak Signifikan	2	5	77,18%
p=2	constant	Const Tidak Signifikan	2	10	76,26%
p=3	constant	Const Tidak Signifikan	1	15	73,92%
p=1	none	-	2	5	91,49%
p=2	none	-	2	10	91,44%
p=3	none	-	1	15	90,99%

Untuk model VAR kandidat terbaik adalah Model VAR (p=1) type=none. Model VAR(1) type=none termasuk kandidat terbaik karena ada variabel signifikan dari total 5 variabel. Untuk variabel lain yang signifikan untuk mengestimasi luas areal (t) antara lain luas areal lag1 (signifikan 99%), dan produksi lag1 signifikan pada tingkat kepercayaan 99%.

Model VAR (1) type none ini menghasilkan nilai Adjusted R Square = 91,49%, artinya keragaman luas areal kapas dipengaruhi oleh variabel-variabel penjelasnya sebesar 99,49%. Nilai F hitung = 95,59, sehingga nilai p-value untuk model luas areal ini sangat kecil atau jauh lebih kecil dari 0,05, sehingga model layak untuk digunakan.

Tabel 25. Output Model VAR(2) type=none

```

VAR Estimation Results:
=====
Endogenous variables: Areal, Produksi, Ekspor, Impor, Price_cotton
Deterministic variables: none
Sample size: 44
Log Likelihood: -1900.785
Roots of the characteristic polynomial:
0.9906 0.9334 0.7717 0.4607 0.1088
Call:
VAR(y = kapas[1:45, c(2, 3, 4, 5, 7)], p = 1, type = "none")

Estimation results for equation Areal:
=====
Areal = Areal.l1 + Produksi.l1 + Ekspor.l1 + Impor.l1 + Price_cotton.l1

Areal.l1      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
Produksi.l1   5.075e-01 1.310e-01 3.873 0.000399 ***
Ekspor.l1     8.242e-01 2.710e-01 3.041 0.004200 **
Impor.l1      2.172e-02 6.946e-02 0.313 0.756152
Price_cotton.l1 -5.270e-03 5.821e-03 -0.905 0.370851
-----
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 6371 on 39 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.9246, Adjusted R-squared: 0.9149
F-statistic: 95.59 on 5 and 39 DF, p-value: < 2.2e-16

```

Pengujian Asumsi VAR(1) type 'none'

Selanjutnya dilakukan pengujian asumsi non autokorelasi, normalitas, dan homoskedastisitas pada sisaan model VAR terbaik. Untuk data kapas akan dilakukan pengujian sisaan pada model terbaik VAR (1) type 'none'.

Pemeriksaan autokorelasi residual model menggunakan fungsi "serial.test" yang di dalamnya dilakukan pengujian Portmanteau-and Breusch-Godfrey test. Nilai p-value lebih besar dari 0,05 maka sisaan saling bebas atau asumsi non autokorelasi terpenuhi. Pengujian Jarque-Bera tests untuk menguji kenormalan, hasil pengujian menunjukkan Nilai p-value lebih kecil dari 0,05, namun karena jumlah data yang digunakan cukup banyak, maka series tersebut dapat dianggap normal. Pemeriksaan heteroskedastisitas model menggunakan fungsi "arch.test" yang di dalamnya dilakukan pengujian ARCH-LM tests. Nilai p-value lebih besar dari 0,05 maka ragam sisaan homogen atau asumsi homoskedastisitas terpenuhi.

Tabel 26. Ouput Pengujian Asumsi VAR(1) type=none

```

Portmanteau Test (asymptotic)
data: Residuals of VAR object varhsheet1.n
Chi-squared = 318.06, df = 375, p-value = 0.985

$JB
JB-Test (multivariate)
data: Residuals of VAR object varhsheet1.n
Chi-squared = 146.27, df = 10, p-value < 2.2e-16

$Skewness
Skewness only (multivariate)
data: Residuals of VAR object varhsheet1.n
Chi-squared = 34.811, df = 5, p-value = 1.641e-06

$Kurtosis
Kurtosis only (multivariate)
data: Residuals of VAR object varhsheet1.n
Chi-squared = 111.46, df = 5, p-value < 2.2e-16

ARCH (multivariate)
data: Residuals of VAR object varhsheet1.n
Chi-squared = 570, df = 1350, p-value = 1
    
```

Ramalan Data Training, Testing, Penghitungan MAPE, dan Plot

Selanjutnya dilakukan peramalan data, baik untuk data training maupun untuk data testing sekaligus dilakukan penghitungan MAPE. MAPE (Mean Absolute Percentage Error) merupakan rata-rata dari keseluruhan persentase kesalahan (selisih) antara data aktual dengan data hasil peramalan. Untuk menguji suatu model lebih baik dengan model yang lain, maka dilakukan pengujian model dengan membandingkan Nilai MAPE baik untuk data training maupun data testing. Data Testing hasil ramalan luas areal dengan VAR(1) type=none, menghasilkan MAPE =9,51%. Nilai ini dapat diartikan bahwa rata-rata seluruh persentase kesalahan antara data aktual dengan data hasil ramalan pada data testing adalah 9,51%. Data training hasil ramalan luas areal dengan nilai p=2 type=both menghasilkan MAPE =1,07%. Model VAR ini menunjukkan ketika menggunakan data training sangat baik, terlihat dari MAPE yang kecil yaitu hanya sebesar 1,07%, namun ketika digunakan untuk melakukan estimasi maka MAPE melonjak menjadi 9,51%, artinya kemampuan dalam meramalkan tidak sebaik data training.

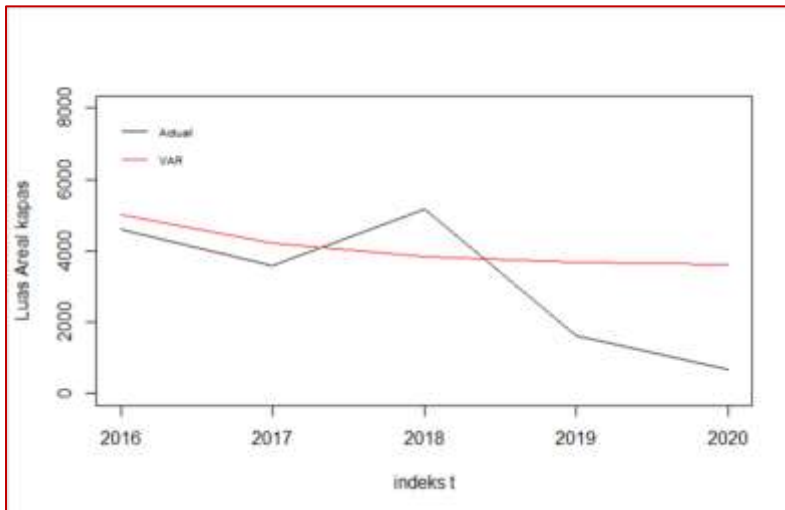
Tabel 27. Pengujian Nilai MAPE untuk Model VAR(1) type=none

TESTING						
Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.	
9.05	17.33	25.49	121.87	127.75	429.74	

MAPE TRAINING						
Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.	
0.2116	9.7396	17.8599	53.2174	42.0934	440.6527	

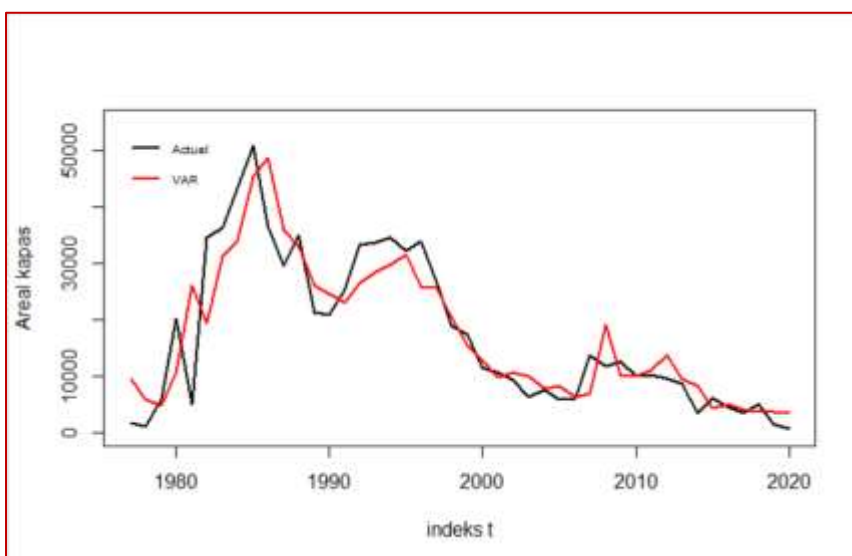
Dari grafik di bawah dapat dilihat bahwa pergerakan ramalan pada data testing berpotongan dengan pergerakan data asli/aktual. Sehingga mungkin model VAR (1) type “none” kemampuan dalam meramalkan cukup baik. Hasil peramalan dengan model VAR (1) ini bisa lebih tinggi atau lebih rendah dari data aktual. Pada tahun 2016 dan 2017 data actual sedikit lebih rendah dari data estimasi dengan VAR (1), pada tahun 2018 data aktual lebih tinggi dari data estimasi dengan VAR(1), begitu juga tahun 2019 dan 2020, angka estimasi lebih tinggi dari angka

aktual. Untuk data testing ini rata-rata penyimpangannya adalah sebesar 121%. Dari segi besaran MAPE sebenarnya model ini sudah cukup baik dibandingkan dengan model VAR lainnya.



Gambar 6. Plot Ramalan dan Aktual Data Testing VAR (1) Type “None”

Jika plot antara data testing dan data training digabungkan maka bentuk plotnya seperti Gambar 16. Untuk data tahun 1976 - 2015 atau data training plot sangat baik, karena antara data aktual dan estimasi dengan model VAR (1) hampir selalu berimpit plotnya, sehingga MAPE akan kecil. MAPE hasil pengujian untuk data training adalah sebesar 53,71%, suatu nilai yang cukup besar karena rata-rata penyimpangan mencapai 53,71%, artinya model cukup akurat. Namun plot tahun 2015 – 2020 menunjukkan data aktual dengan data estimasi dengan Model VAR (1) ini mulai agak renggang, dimana hasil estimasi rata-rata lebih rendah dari data aktual. Hasil MAPE data testing ini, menunjukkan nilai yang lebih besar dari MAPE training yaitu sebesar 121,87%.



Gambar 7. Plot Ramalan dan Aktual Data Training dan Testing VAR (1) Type “none”

Setelah dilakukan run ulang dengan menggunakan model terbaik yaitu model VAR(2) Type=none, model yang dihasilkan memiliki MAPE testing 122%. Hasil peramalan untuk luas areal kapas 5 tahun ke

depan seperti terlihat pada Tabel 38. Berdasarkan hasil peramalan dengan model VAR(1) none luas areal kapas diperkirakan naik, dari 685 hektar pada tahun 2020, menjadi hanya 2360 hektar tahun 2021, kemudian meningkat lagi tahun 2022 menjadi 3358 hektar, tahun 2023 kembali naik sekitar 600 hektar menjadi 3998 hektar, kemudian naik lagi di tahun 2024 dan 2025 masing-masing menjadi 4425 hektar dan 4713 hektar.

Tabel 28. Hasil Estimasi Luas Areal Kapas Tahun 2021- 2025 dengan Model VAR(1) None

HASIL PERAMALAN MODEL VAR(1) Type=none					
[1]	2360.756	3357.706	3998.570	4425.241	4713.060

Pemilihan Model Terbaik Estimasi Luas Areal Kapas Nasional

Salah satu dasar penentuan model terbaik dapat dilakukan dengan membandingkan nilai MAPE untuk data testing dan training yaitu dengan memilih nilai MAPE yang paling kecil, terutama untuk data testing. Selain MAPE yang terkecil, pola pergerakan ramalan juga harus diperhatikan. Pilihlah plot yang paling berhimpit/bersesuaian dengan data asli/aktual atau dengan kata lain performa hasil ramalan seiring dengan data historisnya.

Berdasarkan data historis yang ada luas areal kapas nasional berfluktuasi, luas areal tahun 2017 sebesar 3.596 ha atau turun 21,83%. Pada tahun 2018 luas areal kapas nasional meningkat sebesar 43,55%, sehingga luas areal kapas tahun 2018 menjadi sebesar 5.162 ha. Pada tahun 2019 luas areal kapas nasional kembali turun sebesar 68,62%, kemudian pada tahun 2020 kembali turun sebesar 57,72% atau menjadi 685 hektar. Rata-rata pertumbuhan luas areal kapas nasional selama 5 tahun terakhir atau tahun 2016 – 2020 rata-rata turun sebesar 26,15% per tahun.

Tabel 29. Luas Areal Kapas Nasional Tahun 2016 – 2020

Tahun	Luas Areal (Ha)	Pertumbuhan (%)
2016	4,600	
2017	3,596	(21.83)
2018	5,162	43.55
2019	1,620	(68.62)
2020	685	(57.72)
Rata-rata Pertumbuhan		(26.15)

Sumber : Direktorat Jenderal Perkebunan

Untuk menyusun angka estimasi luas areal kapas telah dilakukan uji coba dengan 3 (tiga) model. Model yang pertama adalah model time series atau ARIMA, model terbaik untuk ARIMA adalah pada orde ARIMA (1,1,1) dan ARIMA (4,1,5). Untuk model estimasi luas areal kapas nasional dengan ARIMA (1,1,1) menghasilkan MAPE untuk data training sebesar 22,79% dan MAPE untuk data testing sebesar 202,98%. Hal ini menunjukkan bahwa kemampuan untuk

melakukan estimasi dengan model ARIMA ini rata-rata akan mengalami kesalahan sekitar 203% lebih tinggi atau 203% lebih rendah. Hasil estimasi dengan model ARIMA(1,1,1) pertumbuhan 5 tahun kedepan relatif lambat, tetapi masih positif yaitu hanya 0,38%/tahun. Hal ini berlawanan dengan data 5 tahun ke belakang (2016 – 2020), dimana penurunan luas areal mencapai 26,15% per tahun.

Model ARIMA (4,1,5) patut dipertimbangkan juga sebagai model tentative terbaik karena menghasilkan MAPE untuk data training sebesar 22,61% dan MAPE untuk data testing sebesar 202,41%. Model ARIMA (4,1,5) menghasilkan MAPE data testing yang hamper sama dengan ARIMA (1,1,1) artinya kemampuan untuk mengestimasi hamper sama saja. Hasil estimasi dengan model ARIMA(4,1,5) pertumbuhan 5 tahun kedepan relatif lebih tinggi, yaitu mencapai 3,22%/tahun. Pertumbuhan ini berbanding terbalik dengan data 5 tahun ke belakang (2016 – 2020), dimana penurunan luas areal mencapai 26,15% per tahun.

Metode estimasi yang kedua adalah dengan model fungsi transfer, untuk melakukan estimasi luas areal kapas dengan variabel input adalah volume impor kapas. Untuk model fungsi transfer ini menghasilkan MAPE data training 34,56%, sementara untuk MAPE data testing sebesar 88,01%. Model fungsi transfer ini menghasilkan MAPE yang lebih kecil dibandingkan model ARIMA meskipun perbedaan yang signifikan, sehingga model fungsi transfer lebih akurat dalam melakukan estimasi. Hasil estimasi juga menunjukkan angka yang lebih realistis, dengan angka estimasi tahun 2021 sebesar 263 hektar, atau turun 61,61%. Disamping itu untuk estimasi 5 tahun kedepan angka penurunan luas areal kapas rata-rata sebesar 1,76%/tahun, sementara angka penurunan 5 tahun sebelumnya sebesar 26,15%/tahun, penurunan ini lebih rendah data data historisnya (5 tahun kebelakang), tetapi masih sejalan, atau sama-sama terjadi penurunan.

Tabel 30. Perbandingan Hasil Estimasi dan MAPE Model Arima, Fungsi Transfer dan VAR

STATUS ANGKA	Pengujian MAPE	Model ARIMA				Fungsi Transfer		Model VAR	
		ARIMA (1,1,1)	Growth (%)	ARIMA (4,1,5)	(%)	Arima (2,1,2) Xreg=Volimpor	(%)	VAR (1) type=none	(%)
	MAPE Training	22.79		22.61		34.56		53.21	
	MAPE Testing	202.98		202.41		88.01		121.87	
ATAP	2016	4,600		4,600		4,600		4,600	
	2017	3,596	(21.83)	3,596	(21.83)	3,596	(21.83)	3,596	(21.83)
	2018	5,162	43.55	5,162	43.55	5,162	43.55	5,162	43.55
	2019	1,620	(68.62)	1,620	(68.62)	1,620	(68.62)	1,620	(68.62)
	2020	685	(57.72)	685	(57.72)	685	(57.72)	685	(57.72)
Angka Estimasi (AESTI)	2021	644	(5.99)	1,751	155.62	263	(61.61)	2,361	244.67
	2022	680	5.59	1,983	13.25	180	(31.56)	3,358	42.23
	2023	648	(4.71)	868	(56.23)	142	(21.11)	3,998	19.06
	2024	676	4.32	1,356	56.22	169	19.01	4,425	10.68
	2025	651	(3.70)	1,351	(0.37)	214	26.63	4,713	6.51
Rata-rata Pertumbuhan	ATAP 2016 - 2020		(26.15)		(26.15)		(26.15)		(26.15)
	AESTI 2021 - 2025		0.38		3.22		(1.76)		19.62

Untuk model estimasi yang terakhir adalah dengan model VAR (Vector Auto Regressive). Untuk model VAR ini menggunakan 5 variabel yaitu luas areal, produksi, harga kapas dunia, volume ekspor dan volume impor kapas. Model yang terbaik untuk Model VAR ada satu yaitu

adalah nilai $p=1$ dan $type="none"$, $p=1$ artinya menggunakan variabel bebas sampai lag-1 dan tidak ada konstanta dan trend. Estimasi luas areal kapas dengan menggunakan model VAR(1) none ini menghasilkan ketelitian yang cukup rendah yaitu MAPE untuk data training 53,21% dan MAPE untuk data testing 121,87%. MAPE untuk data testing ini model VAR lebih rendah dibandingkan dengan Model Arima. Jika dibandingkan angka pertumbuhan luas areal kapas model VAR(1) none antara hasil estimasi 5 tahun kedepan dengan rata-rata pertumbuhan 19,62% per tahun, berbeda dengan angka pertumbuhan 5 tahun terakhir yaitu sebesar minus 26,15% per tahun. Angka hasil estimasi untuk luas areal kapas nasional tahun 2021 sebesar 2.361 hektar, sementara untuk angka tetap tahun 2020 sebesar 685 hektar atau naik sebesar 244,67%. Hasil estimasi dengan model VAR ini diperkirakan over estimate.

Berdasarkan Tabel 30 diatas, untuk data training dan data testing yang paling baik adalah yang memiliki MAPE terkecil. Untuk data training yang paling kecil adalah model ARIMA (4,1,5), sedangkan untuk data testing yang paling kecil adalah Fungsi Transfer ARIMA (2,1,2) dengan variabel input volume impor, dengan MAPE 88,01%. Oleh karena tujuan penyusunan model menghasilkan angka estimasi dengan kesalahan yang paling kecil, maka model yang paling kecil MAPE Testing adalah Model Fungsi Transfer ARIMA (2,1,2) dengan faktor input volume impor merupakan model yang terbaik untuk menyusun angka Estimasi Luas Areal kapas nasional. Disamping faktor MAPE, hasil estimasi 5 tahun kedepan (2021 – 2025) menunjukkan penurunan rata-rata luas areal kapas nasional 1,76% per tahun, paling mendekati dari data aktual 5 tahun kebelakang yaitu pertumbuhan luas areal kapas tahun 2016 – 2020 sebesar -26,15% per tahun. Berdasarkan MAPE testing terkecil dan angka pertumbuhan luas areal maka model Fungsi Transfer menjadi model terbaik untuk meramalkan luas areal kapas nasional.

Berdasarkan hasil kajian ini model terbaik berdasarkan MAPE testing terkecil yaitu Model Fungsi Transfer ARIMA (2,1,2). Namun demikian ada pertimbangan lain untuk memilih hasil estimasi yang paling tepat, misalnya intervensi program intensifikasi dan ekstensifikasi. Berdasarkan pertimbangan program yang telah dilakukan maka ada optimisme bahwa hasil peramalan dengan model ARIMA (1,1,1) menjadi model estimasi terbaik dengan angka estimasi tahun 2021 sebesar 644 hektar dan estimasi tahun 2022 sebesar 680 hektar.

KESIMPULAN

Untuk meningkatkan akurasi dalam penyusunan angka estimasi, maka dilakukan pengembangan metode estimasi luas areal kapas nasional. Metode estimasi data perkebunan selama ini menggunakan model *Single Smoothing Exponential (SSE)* atau menggunakan *Double Smoothing Exponential (DSE)*. Meskipun dua metode tersebut dapat menghasilkan angka estimasi yang cukup baik, namun masih perlu melakukan pengembangan model alternatif yang diharapkan lebih akurat.

Untuk analisis ini data dibagi menjadi 2 kelompok, yaitu data training tahun 1976 – 2015, dan data testing tahun 2016 – 2020. Data training untuk penyusunan model, sedangkan data testing

untuk uji coba model dalam melakukan estimasi 6 tahun kedepan. Untuk estimasi luas areal kapas alternatif model pertama adalah Model ARIMA. Model ARIMA terbaik adalah ARIMA (1,1,1), menghasilkan MAPE untuk data training 22,79%, dan MAPE data testing 202,98%. Model ARIMA (4,1,5) juga menghasilkan MAPE yang cukup baik, yaitu MAPE training 22,61% dan MAPE testing 202,41%. Untuk model yang kedua dengan menggunakan Fungsi Transfer ARIMA (2,1,2) dengan variabel input volume impor kapas, menghasilkan MAPE untuk data training sebesar 34,56% dan MAPE data testing 88,01%. Untuk model yang ketiga model VAR(1) type 'none' jadi tidak ada pengaruh konstanta dan trend, menghasilkan MAPE data training 53,21% dan data MAPE data testing 121,87%.

Berdasarkan perbandingan besarnya MAPE baik data testing maupun data training dan hasil estimasi luas areal 5 tahun kedepan, maka model terbaik yang terpilih adalah model Fungsi Tranfer Arima(2,1,2) dengan faktor input volume impor kapas karena menghasilkan akurasi yang paling tinggi sehingga MAPE rata-rata data testing sebesar 88,01%. Hasil estimasi luas areal kapas nasional untuk model Fungsi Tranfer Arima(2,1,2) dengan faktor input volume impor kapas untuk tahun 2021 sebesar 263 hektar, tahun 2022 sebesar 180 hektar, tahun 2023 sebesar 142 hektar, tahun 2024 sebesar 169 hektar, dan tahun 2025 sebesar 214 hektar. Laju pertumbuhan estimasi luas areal kapas nasional selama 5 tahun kedepan (2021 – 2025) rata-rata turun 1,76% per tahun. Namun jika mempertimbangkan program yang telah dijalankan oleh direktorat teknis terkait untuk meningkatkan luas areal kapas atau memepertahankan tanaman kapas yang masih ada maka ada optimisme estimasi luas kapas tahun 2021 sebesar 644 hektar dan tahun 2022 sebesar 680 hektar seperti hasil pemodelan dengan ARIMA (1,1,1).

Saran

- Perlu dilakukan kajian mendalam dengan metode peramalan lainnya.
- Untuk model fungsi transfer dan VAR perlu diujicobakan dengan menggunakan variabel lain yang sekiranya lebih berpengaruh, baik secara teoritis maupun praktis.
- Perlu dikaji metode peramalan untuk data non parametrik, sehingga tidak terhalang oleh tidak terpenuhinya berbagai asumsi.

DAFTAR PUSTAKA

- Anonim. 2013. Pedoman Pelaksanaan Pengelolaan Data Komoditas Perkebunan (PDKP). Dirjen Perkebunan – Kementerian Pertanian.
- Enders, W. 2010. Applied Econometric Time Series. USA: University of Alabama. Wiley, Third Edition.
- Fitriani, D.R, Darsyah, M.Y., & Wasono, R. 2013. Peramalan Fungsi Transfer pada Harga Emas Pasar Komoditi. Seminar Nasional Pendidikan Sains dan Teknologi, Fakultas MIPA, Universitas Muhammadiyah Semarang.

- Guha, B and Bandyopadhyay, G. 2016. Gold Price Forecasting Using ARIMA Model. Journal of Advanced Management Science Vol. 4, No. 2, March 2016
- Gujarati, D.N. and D.C. Porter, 2010. Dasar-dasar Ekonometrika. Jakarta: Penerbit Salemba Empat, Buku 2, Edisi 5.
- Kementerian Pertanian. 2020. Statistik Perkebunan Indonesia 2019-2021 (Kapas). Jakarta: Direktorat Jenderal Perkebunan.
- M. Firdaus 2020. Aplikasi Ekonometrika dengan E-Views, Stata dan R. Institut Pertanian Bogor (IPB) Press.
- Montgomery DC, Johnson LA & Gardiner JS. 1990. Forecasting and Time Series Analysis. Singapore:Mc-Graw Hill.
- Myers R. 1994. Classical And Modern Regression with Applications. Boston: PWS – KENT Publishing Company.
- Ryan TP. 1997. Modern Regression Methods. New York,USA: John Wiley & Sons, INC.
- Draper, N. R, dan Smith, H. 1992. Analisis Regresi Terapan, Jakarta : PT Gramedia Pustaka Utama
- Direktorat Jenderal Perkebunan. 2019. Statistik Perkebunan Indonesia 2018-2020 Jakarta: Direktorat Jenderal Perkebunan, Kementrian Pertanian.Statistik Perkebunan Indonesia 2018-2020.
- Gujarati, Damodar. N dan Porter, Dawn. C. 2009. Basic Econometrics. Boston: Douglas Reiner.
- Timorria, Fatimah. 2020. Artikel ini telah tayang di Bisnis.com dengan judul "Dukung Industri Tekstil, Produktivitas Kapas Digenjot", Klik selengkapnya di sini: <https://ekonomi.bisnis.com/read/20200405/99/1222804/dukung-industri-tekstil-produktivitas-kapas-digenjot>.
- Wikipedia. 2021. Kapas. Alamat website : <https://id.wikipedia.org/wiki/Kapas>.

PENDEKATAN MODEL ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*), FUNGSI TRANSFER, DAN VAR (*Vector Autoregression*) PADA MODEL ESTIMASI LUAS AREAL KELAPA NASIONAL

Neny Kurniawati

*Directorate General of Estate Crops, Ministry of Agriculture Master
Jalan Harsono RM No. 3 Gd D Lt 4, Ragunan-Jakarta Selatan, Indonesia
E-mail: neny.evalapbun@gmail.com*

Abstrak: Komoditi kelapa merupakan salah satu komoditi perkebunan yang sangat penting dan strategis bagi perekonomian nasional. Tanaman Kelapa juga merupakan tanaman sosial karena lebih dari 98% diusahakan oleh petani rakyat. Namun, publikasi statistik Ditjen Perkebunan mencatat dalam kurun waktu 8 tahun terakhir (2013-2020), luasan areal kelapa mengalami penurunan disebabkan oleh beberapa faktor diantaranya karena abrasi lahan di lokasi pasang surut, alih komoditi, dan alih fungsi lahan untuk infrastruktur. Saat ini data statistik Ditjen Perkebunan masih terdapat lag 1-2 tahun sedangkan dalam penyusunan kebijakan dibutuhkan data terkini bahkan data estimasi beberapa tahun ke depan. Oleh sebab itu, adanya metode perhitungan angka estimasi yang tepat sangat diperlukan sebagai bahan penyusunan kebijakan dan pengambilan keputusan yang akurat. Pada kajian ini akan dilakukan peramalan data luas areal kelapa nasional dengan pendekatan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), Fungsi Transfer, dan *Vector Autoregressive* (VAR) menggunakan bantuan *source code* pada *software* R-Studio. Pemilihan model terbaik dilakukan dengan menggunakan statistik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dimana semakin kecil nilai MAPE maka model dikatakan semakin baik. Dari hasil pengujian secara statistik diperoleh bahwa ARIMA merupakan metode terbaik dalam meramalkan data luas areal kelapa nasional dengan nilai MAPE terkecil yakni sebesar 1,83% dan angka hasil ramalan yang cukup logis.

Kata Kunci: luas kelapa, ARIMA, fungsi transfer, VAR, MAPE

Abstract: Among other plantation commodities, coconut is very important for the nation's economy. Coconut is considered a common crop because more than 98% of small farmers cultivate it. However, the statistical publication of the Directorate General of Plantations noted that in the last 8 years (2013–2020), the planting area for coconut has decreased due to several factors, such as land abrasion at tidal areas, transfer of commodities, and conversion of land for infrastructure. Currently, there is still a 1 – 2 year lag in statistical data from the Directorate General of Plantations, while in the formulation of policies, the latest data is needed, including even estimation data for the next few years. Therefore, it is necessary to have an accurate method of calculating estimated figures as material for policy making and accurate decision-making. In this study, data regarding coconut planting areas on a national scale will be forecasted using the *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), *Functional Transfer*, and *Vector Autoregressive* (VAR) approaches using the *source code* of the R-Studio *software*. The selection of the best model is done using the *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) statistic, where the smaller the MAPE value, the better the model is. From the results of statistical tests, it was found that ARIMA is the best method in predicting the coconut planting area on a national scale, with the smallest MAPE value of 1.83%. In addition, the forecast results are quite logical.

Keywords: coconut's planting area, ARIMA, transfer function, VAR, MAPE

PENDAHULUAN

Komoditi kelapa (*cocos nucifera*) merupakan salah satu dari 16 komoditi unggulan perkebunan yang sangat penting dalam perekonomian Indonesia sebagai salah satu penghasil minyak nabati dalam memenuhi kebutuhan masyarakat, komoditi ekspor sumber devisa, sumber pendapatan petani (karena mempunyai kemampuan berproduksi sepanjang tahun) dan penciptaan lapangan kerja. Hampir seluruh bagian dari tanaman kelapa dapat dimanfaatkan sehingga tanaman ini dijuluki sebagai pohon kehidupan. Tanaman Kelapa juga merupakan tanaman sosial karena lebih dari 98% diusahakan oleh petani rakyat (Direktorat Jenderal Perkebunan, 2014). Publikasi statistik Ditjen Perkebunan mencaat dalam kurun waktu 8 tahun terakhir (2013-2020), luasan areal kelapa mengalami penurunan disebabkan oleh beberapa faktor diantaranya karena abrasi lahan di lokasi pasang surut, alih komoditi, dan alih fungsi lahan untuk infrastruktur.

Berdasarkan buku Pedoman Pelaksanaan Pengelolaan Data Komoditas Perkebunan (DPKP), data statistik perkebunan secara periodik disajikan dalam 3 status angka yaitu Angka Tetap (ATAP), Angka Sementara (ASEM) dan Angka Estimasi (AESTI). Angka tetap merupakan angka hasil rekapitulasi dari pelaporan yang sudah tetap sehingga tidak dilakukan estimasi. Sedangkan untuk penentuan Angka Sementara dan Angka Estimasi perlu dilakukan estimasi dengan metode estimasi yang paling relevan dan tepat (Direktorat Jenderal Perkebunan, 2013). Perhitungan estimasi pada Angka Sementara dan Angka Estimasi saat ini menjadi sangat penting dikarenakan saat ini data statistik Ditjen Perkebunan masih terdapat lag 1-2 tahun sehingga dengan adanya metode perhitungan angka estimasi yang tepat dapat digunakan sebagai bahan penyusunan kebijakan dan pengambilan keputusan yang akurat.

Sebelumnya, Ditjen Perkebunan menggunakan metode *Exponential Smoothing* baik *Single Exponential Smoothing* maupun *Double Exponential Smoothing* untuk menghitung angka estimasi dengan memperhatikan nilai MAPE terkecil dan mempertimbangkan kelogisan hasil estimasi yang diperoleh. Pada perkembangannya, terdapat beberapa metode estimasi lain yang mempunyai tingkat kesalahan lebih kecil sehingga dapat digunakan dalam melakukan estimasi data luas areal komoditi perkebunan salah satunya kelapa dengan lebih akurat dan objektif. Tahun 2020, Pusdatin Kementerian Pertanian bekerjasama dengan Direktorat Jenderal Perkebunan dan BPS telah mengkaji

Tujuan disusunnya kajian ini adalah : (1) Melakukan peramalan luas areal kelapa nasional dengan menggunakan model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*), VAR (*Vector Autoregressive*) dan Fungsi Transfer; (2) Membandingkan ketiga metode dalam memperoleh angka estimasi data luas areal kelapa nasional; serta (3) Menentukan metode yang terbaik dalam melakukan peramalan data luas areal kelapa nasional 5 (lima) tahun kedepan.

II. METODOLOGI

2.1 ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) atau yang sering disebut model Box-Jenkins merupakan model yang dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins. Model ARIMA sebenarnya merupakan *curve fitting*, yaitu sebuah metode untuk mencari pola yang paling cocok untuk data time series. Model ARIMA menggunakan data masa lalu dan masa sekarang untuk membuat peramalan jangka pendek (*short terms*) secara akurat.

Model ARIMA tidak mensyaratkan suatu pola data tertentu adar model dapat bekerja dengan baik. Artinya, model ini dapat dipakai untuk semua tipe pola data karena metode Box-

Jenkins ini menggunakan asumsi bahwa data input adalah data stasioner (bukan data asli). Bila data tidak stasioner, perlu ditransformasi terlebih dahulu dengan metode pembedaan (*differencing*), yakni dengan cara mengurangi data suatu periode tertentu dengan data periode sebelumnya.

Secara umum, model ini dirumuskan sebagai ARIMA (p, d, q). Dalam hal ini, p = derajat *autoregressive* (AR), d = derajat *differencing*, dan q = derajat *moving average* (MA). Model AR adalah model yang menggambarkan bahwa variabel dependen dipengaruhi oleh variabel dependen pada periode-periode sebelumnya (*time lag* dari variabel dependen sebagai variabel independen), sedangkan pada model MA, yang merupakan variabel independen adalah nilai *error* pada periode sebelumnya. Model AR dan model MA dapat dikombinasikan untuk menghasilkan model ARIMA. Bentuk umum model ARIMA adalah sebagai berikut:

$$Y_t = \Phi_0 + \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} - \omega_1 \varepsilon_{t-1} - \omega_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \omega_p \varepsilon_{t-p} + u_t$$

dimana :

Y_t : data time series sebagai variabel dependen pada waktu ke-t

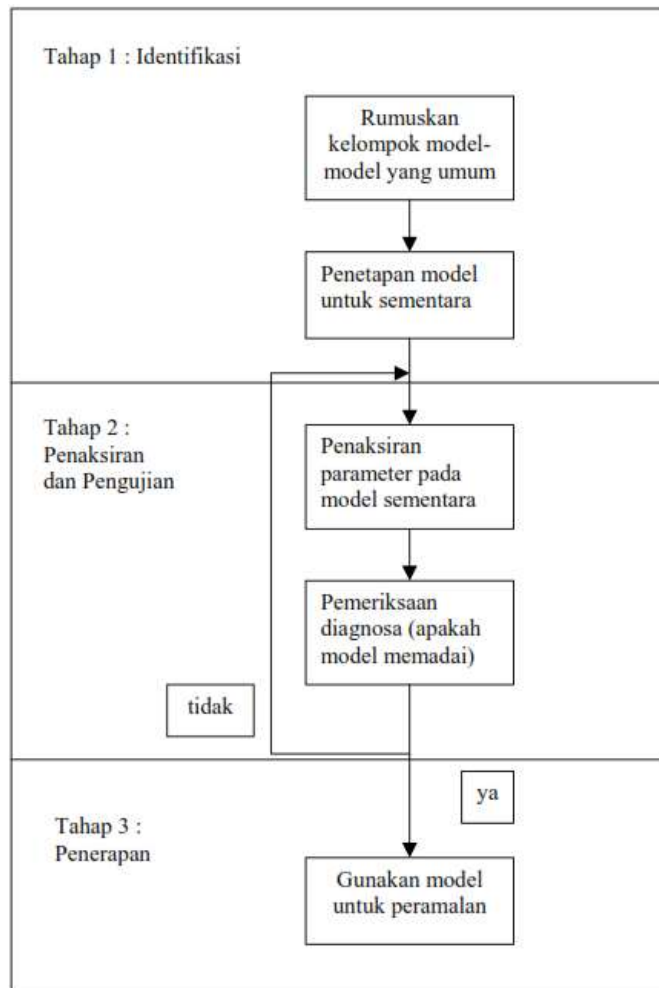
Y_{t-p} : data time series pada kurun waktu ke- ($t - p$)

Φ_0 : suatu konstanta

$\Phi_1, \Phi_p, \omega_1, \omega_p$: parameter-parameter model

u_t : nilai sisaan pada waktu ke- ($t - q$)

Model ARIMA dianggap memadai untuk model peramalan jika koefisien *autocorrelations* dari residu (*error*) berbagai *time lag* tidak signifikan (sign>5%). Pendekatan Box-Jenkins menggunakan strategi pembentukan iteratif yang terdiri dari pemilihan model awal (identifikasi model), estimasi koefisien model (pendugaan parameter) dan analisis residual (pemeriksaan model). Sehingga model yang sesuai dapat digunakan untuk peramalan (Hanke, *et. al.*, 2003). Langkah-langkah metode Box Jenkins digambarkan seperti skema berikut:



Gambar. Skema Pendekatan Box Jenkins

2.2 Fungsi Transfer

Analisis fungsi transfer merupakan salah satu alternatif untuk menyelesaikan permasalahan apabila terdapat lebih dari satu deret berkala, di mana keadaan ini sering disebut *multivariate* deret waktu dalam statistika. Model fungsi transfer adalah suatu model deret waktu yang terbentuk untuk mendapatkan nilai-nilai prediksi apabila salah satu variabel dipengaruhi oleh lebih dari satu variabel (Brockwell dan Davis, 2002). Menurut Makridakis dkk. (1999) model fungsi transfer adalah model yang menggambarkan nilai dari prediksi masa depan dari suatu deret berkala (disebut deret output atau Y_t) didasarkan pada nilai-nilai masa lalu dari deret itu sendiri (Y_t) dan didasarkan pula pada satu atau lebih deret output tersebut. Model fungsi transfer merupakan fungsi dinamis yang pengaruhnya tidak hanya pada hubungan linier antara deret input dengan deret output pada waktu ke- t , tetapi juga pada waktu $t + 1, t + 2, \dots, t + k$. Wei (2006) menjelaskan bahwa di dalam fungsi transfer terdapat deret berkala output (Y_t) yang diperkirakan akan dipengaruhi oleh deret berkala input (X_t) dan input-input lain yang digabungkan dalam satu kelompok yang disebut gangguan (*noise*) n_t . Seluruh sistem merupakan sistem dinamis. Dengan kata lain deret input X_t memberikan pengaruhnya kepada deret output melalui fungsi transfer yang mendistribusikan dampak X_t melalui beberapa waktu yang akan datang.

Tujuan pemodelan fungsi transfer adalah untuk menetapkan model yang sederhana, yang menghubungkan Y_t dengan X_t dan n_t . Namun tujuan utama pemodelan ini adalah untuk

menetapkan peranan indikator penentu (*leading indicator*) deret input dalam rangka menetapkan variabel yang dibicarakan (*deret output*).

Menurut Wei (2006), pembentukan model fungsi transfer terdiri dari lima tahap yaitu proses pemutihan (*prewhitening*) atau pemutihan deret input dan deret output, identifikasi fungsi respons impuls dan fungsi transfer, identifikasi model gangguan (*noise*), pendugaan dan pengujian signifikansi parameter model fungsi transfer, serta pengujian diagnostik model fungsi transfer.

Menurut Makridakis, dkk. (1997), bentuk umum model fungsi transfer adalah sebagai berikut:

$$y_t = v(B)x_t + n_t$$

atau

$$y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} X_{t-b} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} a_t$$

di mana:

y_t : deret output yang telah stasioner

x_t : deret input yang telah stasioner

n_t : pengaruh kombinasi dari seluruh faktor yang mempengaruhi y_t

a_t : deret gangguan (*noise*) yang stasioner

b : panjang jeda pengaruh x_t terhadap y_t

r : Panjang lag y periode sebelumnya yang masih mempengaruhi y_t

s : Panjang jeda x periode sebelumnya yang masih mempengaruhi y_t

p, q : konstanta pembentukan parameter deret gangguan (*noise*).

2.3 Vector Autoregression (VAR)

Model *Vector Autoregression* (VAR) pertama kali diperkenalkan oleh Sims (1980) sebagai pengembangan dari pemikiran Granger (1969). Granger menyatakan bahwa apabila dua variabel misalkan x dan y memiliki hubungan kausal dimana x mempengaruhi y maka informasi masa lalu x dapat membantu memprediksi y .

Menurut Gujarati (2009), ada beberapa keunggulan dari analisis VAR. Salah satu keunggulannya adalah bahwa model VAR merupakan model sederhana, peneliti tidak perlu menentukan mana variabel endogen dan mana variabel eksogen karena semua variabel dalam VAR endogen. Selain itu, metode estimasinya juga sederhana yaitu dengan *Ordinary Least Square* (OLS) dan dapat dibuat model terpisah untuk masing-masing variabel endogen. Hasil peramalan (*forecast*) dengan mode ini pada banyak kasus lebih baik dibandingkan dengan hasil peramalan yang diperoleh dengan menggunakan model persamaan simultan yang kompleks.

Model VAR adalah model regresi yang menggunakan data deret waktu. Model VAR digunakan untuk memproyeksikan sebuah sistem dengan variabel deret waktu dan untuk menganalisis dampak dinamis dari faktor gangguan yang terdapat dalam sistem variabel tersebut. Kata *vector* menunjukkan hubungan dua atau lebih variabel di dalam model. Pada dasarnya model VAR sama dengan persamaan simultan, karena dalam analisis VAR dipertimbangkan beberapa variabel endogen secara bersama-sama dalam suatu model. Hanya saja di dalam model VAR masing-masing variabel selain berhubungan dengan nilainya di masa lampau, juga berhubungan dengan nilai masa lampau dari semua variabel endogen lainnya dalam model yang diamati. Selain itu, dalam model analisis VAR biasanya tidak ada variabel eksogen di dalam model. Menurut Wei (2006), secara umum proses VAR(p) dituliskan

$$(I - \Phi_1 B - \dots - \Phi_p B^p) Z_t = a_t$$

atau

$$\mathbf{Z}_t = \Phi_1 \mathbf{Z}_{t-1} + \dots + \Phi_p \mathbf{Z}_{t-p} + \mathbf{a}_t$$

untuk $p = 1$ atau model VAR(1) dapat dituliskan

$$(\mathbf{1} - \Phi_1 \mathbf{B}) \mathbf{Z}_t = \mathbf{a}_t$$

atau

$$\mathbf{Z}_t = \Phi_1 \mathbf{Z}_{t-1} + \mathbf{a}_t$$

untuk banyaknya variabel endogen $m=3$ maka VAR(1) adalah

$$\begin{bmatrix} Z_{1,t} \\ Z_{2,t} \\ Z_{3,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} & \Phi_{13} \\ \Phi_{21} & \Phi_{22} & \Phi_{23} \\ \Phi_{31} & \Phi_{32} & \Phi_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-1} \\ Z_{2,t-1} \\ Z_{3,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{1,t} \\ a_{2,t} \\ a_{3,t} \end{bmatrix}$$

atau

$$Z_{1,t} = \Phi_{11} Z_{1,t-1} + \Phi_{12} Z_{2,t-1} + \Phi_{13} Z_{3,t-1} + a_{1,t}$$

$$Z_{2,t} = \Phi_{21} Z_{1,t-1} + \Phi_{22} Z_{2,t-1} + \Phi_{23} Z_{3,t-1} + a_{2,t}$$

$$Z_{3,t} = \Phi_{31} Z_{1,t-1} + \Phi_{32} Z_{2,t-1} + \Phi_{33} Z_{3,t-1} + a_{3,t}$$

Dari persamaan di atas dapat diketahui bahwa masing-masing $Z_{i,t}$ tidak hanya melibatkan nilai lagnya sendiri tetapi juga nilai lag dari variabel $Z_{j,t}$ dan $Z_{k,t}$.

2.3 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Apabila hasil pemeriksaan diagnostik diperoleh lebih dari satu model yang layak, maka dipilih satu model terbaik yang akan digunakan sebagai model peramalan. Dalam memeriksa kebaikan hasil ramalan model digunakan statistik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Statistik ini dipilih karena kemudahannya untuk melakukan interpretasi kebaikan model, di mana langsung berupa persentase. Semakin kecil nilai MAPE maka model dikatakan semakin baik. Model dapat dikatakan telah baik dalam meramalkan jika memiliki nilai MAPE antara 0-20%. Adapun nilai MAPE dapat dihitung seperti berikut (Kim dan Kim, 2016)

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|$$

Menurut Enders (2015), pemilihan model terbaik juga dapat dilakukan dengan menggunakan nilai *Akaike's Information Criteria* (AIC) terkecil yang dapat dihitung sebagai berikut:

$$AIC = n \ln \left(\frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n} \right) + 2n_p$$

keterangan:

n : banyaknya pengamatan dalam pendugaan parameter

n_p : banyaknya parameter dalam model

e_t : sisaan model

2.4 Sumber Data

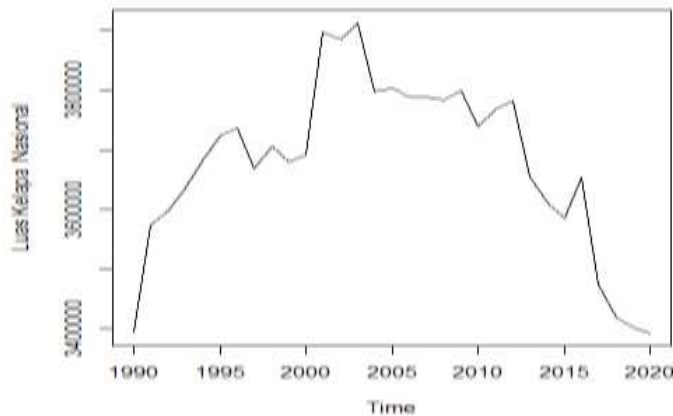
Data yang digunakan untuk analisis dalam kajian ini bersumber dari Buku Statistik Ditjen Perkebunan, Kementerian Pertanian yang meliputi data luas areal kelapa nasional tahun

1990-2020, volume ekspor minyak kelapa (kode HS 15131100, 15131910, 15131990) Tahun 1990-2020 yang bersumber dari BPS serta harga minyak kelapa dunia yang bersumber dari *World Bank* Tahun 1990-2020.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

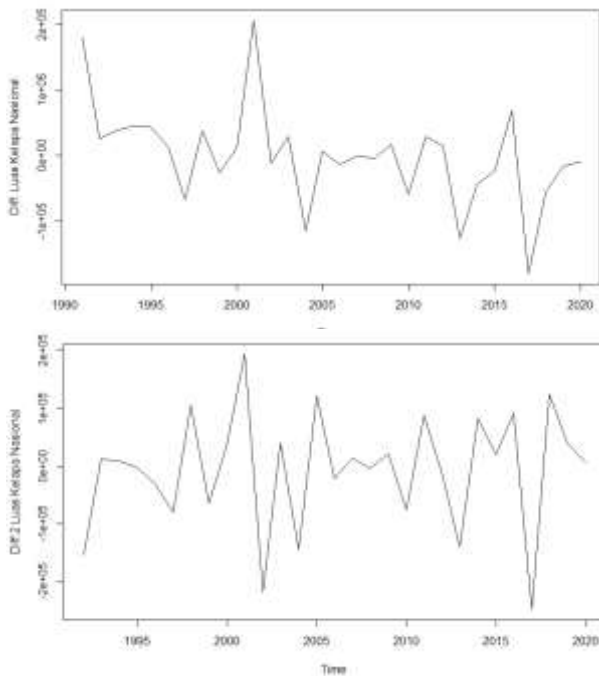
3.1 Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

Pada Tahap awal identifikasi dilakukan eksplorasi data dengan melihat plot data aktual untuk mengetahui apakah apakah terdapat trend dan apakah data sudah stasioner. Jika data belum stasioner maka harus distasionerkan terlebih dahulu melalui proses *differencing*. Dari Gambar 3.1 terlihat bahwa luas areal kelapa nasional dari tahun 1990 mengalami trend kenaikan sampai tahun 2001 dan setelahnya mulai mengalami trend penurunan hingga tahun 2020. Kenaikan yang cukup signifikan terjadi pada tahun 1991 dan 2001 dengan kenaikan lebih dari 5%. Pada Tahun 2002 hingga Tahun 2020 luas kelapa cenderung turun dengan rata-rata penurunan sebesar 0.72% per tahun walaupun sesekali mengalami sedikit kenaikan yakni di tahun 2003, 2005, 2009, 2011, 2012, dan 2016. Pada Tahun 2013. Penurunan luasan areal kelapa dalam 8 (delapan) tahun terakhir disebabkan oleh beberapa faktor diantaranya karena abrasi lahan di lokasi pasang surut, alih komoditi, dan alih fungsi lahan untuk infrastruktur.



Gambar 3.1 Plot Data Aktual Luas Areal Kelapa Nasional Tahun 1990-2020

Data runtun waktu dikatakan stasioner apabila fluktuasi data berada di suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut (mean dan variansinya konstan). Uji kestasioneran data runtun waktu dapat diketahui melalui pengujian secara visual melalui plot data maupun dengan uji statistik. Berdasarkan Gambar 3.1 dapat disimpulkan bahwa data luas areal kelapa nasional Tahun 1990-2020 terindikasi belum stasioner terhadap mean berdasarkan plot datanya yang masih terdapat unsur trend naik dan turun.



Gambar 3.2. Plot Luas Areal Kelapa Nasional *Differencing* 1 dan *Differencing* 2

Salah satu cara yang dapat dilakukan jika data belum stasioner dalam mean adalah dengan proses *differencing*. Gambar 3.2 menunjukkan plot data hasil *differencing* 1 dan 2, terlihat bahwa data luas areal kelapa nasional sudah cenderung lebih stasioner setelah dilakukan *differencing* 1 kali maupun 2 kali. Selanjutnya untuk menguatkan hasil dilakukan juga pengujian statistik untuk menguji kestasioneran data dengan menggunakan Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Berikut adalah hasil pengujian statistik kestasioneran data luas areal kelapa nasional.

Tabel 3.1. Hasil Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) Luas Areal Kelapa Nasional

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-121186  -21884   1007    20310  192132
Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  4.973e+05  3.791e+05  1.312   0.202
z.lag.1      -1.177e-01  1.008e-01 -1.167   0.254
tt           -4.275e+03  1.654e+03 -2.585   0.016 *
z.diff.lag   -1.655e-01  1.820e-01 -0.909   0.372
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 64380 on 25 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.222,    Adjusted R-squared:  0.1287
F-statistic: 2.378 on 3 and 25 DF,  p-value: 0.09381
Value of test-statistic is: -1.1669 2.4693 3.5672
Critical values for test statistics:
    1pct   5pct  10pct

tau3 -4.15 -3.50 -3.18

phi2  7.02  5.13  4.31
phi3  9.31  6.73  5.61
```

Dari hasil Uji ADF diperoleh nilai statistik uji (-1,1669) lebih besar dari nilai kritis 1%, 5% maupun 10% sehingga dapat dikatakan bahwa data luas areal kelapa nasional belum stasioner dan perlu dilakukan *differencing* satu kali dan dilakukan pengujian ADF kembali.

Tabel 3.2. Hasil Uji *Augmented Dickey Fuller (ADF) Difference* Luas Areal Kelapa Nasional

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 - 1 + z.diff.lag)
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-176333  -27478   -2756    20696   208560
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
z.lag.1    -0.95401    0.26207   -3.640  0.00119 **
z.diff.lag -0.07921    0.17513   -0.452  0.65482
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 71390 on 26 degrees of freedom

Multiple R-squared:  0.5214,    Adjusted R-squared:  0.4846

F-statistic: 14.16 on 2 and 26 DF,  p-value: 6.911e-05

Value of test-statistic is: -3.6403

Critical values for test statistics:

    1pct    5pct   10pct
```

Hasil Uji ADF pada data yang telah dilakukan *differencing* satu kali diketahui nilai statistik uji (-3,6403) lebih kecil dari nilai kritis 1%, 5% maupun 10% sehingga dapat dikatakan bahwa data luas areal kelapa nasional telah stasioner.

Dalam melakukan pemodelan luas areal kelapa menggunakan pendekatan ARIMA, data series yang digunakan adalah sebanyak 31 pengamatan yang akan di pisahkan menjadi dua set data yakni series data training dan data testing untuk menguji tingkat akurasi dalam melakukan peramalan. Data training digunakan untuk melakukan Panjang series untuk data training dalam kajian ini adalah sebanyak 25 observasi yaitu series tahun 1990-2014.

Setelah pengujian stasioneritas, maka selanjutnya dapat dilakukan identifikasi model ARIMA. Dengan menggunakan bantuan *software* R Studio dapat diperoleh beberapa model tentatif untuk selanjutnya dipilih model yang terbaik. Kriteria pemilihan model terbaik dapat menggunakan nilai AIC dimana model yang terbaik adalah model yang menghasilkan nilai AIC terkecil.

Tabel 3.3. Nilai AIC Model ARIMA Tentatif

No.	Model ARIMA	AIC	No	Model ARIMA	AIC
1	(2,1,2)	612.37	10	(2,2,2)	591.9
2	(0,1,1)	609.12	11	(0,2,1)	586.07
3	(1,1,1)	610.99	12	(1,2,1)	587.93
4	(1,1,2)	612.88	13	(1,2,2)	589.91
5	(0,1,2)	610.88	14	(0,2,2)	587.94
6	(2,1,1)	612.92	15	(2,2,1)	589.91
7	(1,1,0)	609.12	16	(1,2,0)	589.46

8	(0,1,0)	607.13	17	(0,2,0)	595.06
9	(2,1,0)	610.93	18	(2,2,0)	590.21

Dari hasil pencarian ordo ARIMA optimum menggunakan fungsi *autoarima* diperoleh model ARIMA yang terbaik adalah ARIMA (0,2,1) dan berdasarkan nilai AIC model ARIMA (0,2,1) juga mempunyai nilai AIC terkecil dibandingkan model lainnya serta menghasilkan angka ramalan sehingga selanjutnya dapat dilakukan pengujian signifikansi terhadap model ARIMA (0,2,1).

Tabel 3.4. Hasil Pengujian Signifikansi Model ARIMA (0,2,1) untuk Luas Areal Kelapa

```

Call:
arima(x = train[, "Luas"], order = c(0, 2, 1))
Coefficients:
      mal
-0.8149
s.e.    0.1326

sigma^2 estimated as 5.468e+09:  log likelihood = -291.04,  aic = 586.07

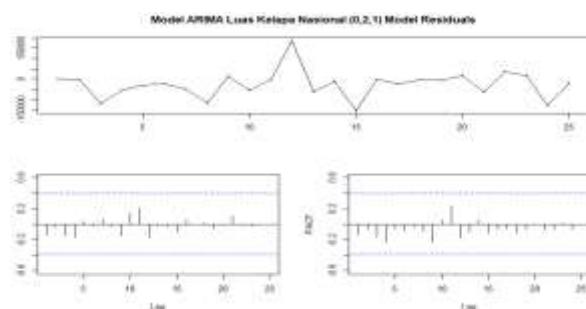
Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set -27328.82 70934.05 48646.48 -0.7483733 1.301216 1.001025

Training set -0.1455069
z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
mal -0.81493    0.13265  -6.1435 8.072e-10 ***
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

Berdasarkan hasil uji signifikansi model ARIMA (0, 2,1) terlihat bahwa MA(1) signifikan pada semua taraf nyata sehingga dapat dikatakan bahwa model ARIMA (0,2,1) merupakan model yang layak digunakan dalam pemodelan luas areal kelapa nasional. Syarat selanjutnya untuk mengetahui kebaikan model ARIMA adalah dengan melakukan pemeriksaan sisaan dengan menggunakan Uji Ljung-Box untuk mengetahui apakah sisaan berdistribusi normal. Hasil uji Ljung-Box dapat terlihat pada Gambar 3.3 dan Tabe 3.5 dimana p-value lad 5 sampai dengan lag 20 tidak ada yang signifikan sehingga dapat dikatakan bahwa tidak terdapat autokorelasi sisaan dan model ARIMA (0,2,1) layak untuk digunakan.



Gambar 3.3. Plot Sisaan ARIMA (0,2,1)

Tabel 3.5. Hasil Uji Ljung-Box ARIMA (0,2,1)

Lags	Statistic	df	p-value
5	2.296459	5	0.8067868
10	4.390836	10	0.9279983
15	8.881590	15	0.8836269
20	9.600881	20	0.9748453

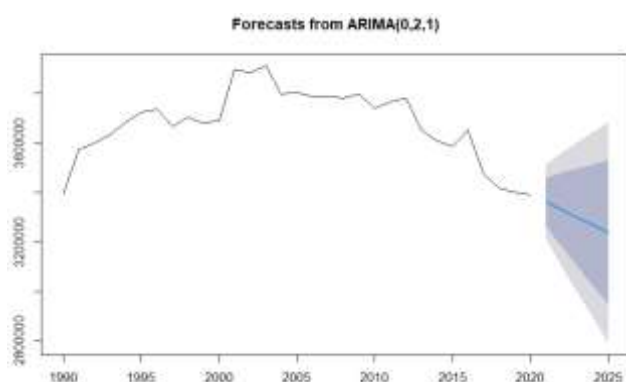
Selanjutnya, pengepasan model dilakukan pada seluruh data untuk membandingkan hasil estimasi luas areal kelapa nasional berdasarkan data training maupun data testing. Dari hasil pengepasan model ARIMA (0,2,1) diperoleh nilai MAPE sebesar 1.36%

Tabel 3.6. Pengepasan Model ARIMA (0,2,1)

```
Series: luaskelapa[, "Luas"]
ARIMA(0,2,1)
Coefficients:
      ma1
      -0.8423
s.e.    0.0949

sigma^2 estimated as 5.883e+09:  log likelihood=-367.44
AIC=738.88  AICc=739.34  BIC=741.61
```

Dari Gambar 3.4 dan Tabel 3.7 terlihat bahwa luas kelapa nasional 5 tahun ke depan (Tahun 2021-2025) cenderung terus mengalami penurunan dengan rata-rata penurunan sebesar 0,93% per tahun. Luas areal kelapa nasional Tahun 2022 sebesar 3.330.304 Ha (turun 0,92% dari tahun 2021)



Gambar 3.4 Plot Estimasi Luas Areal Kelapa

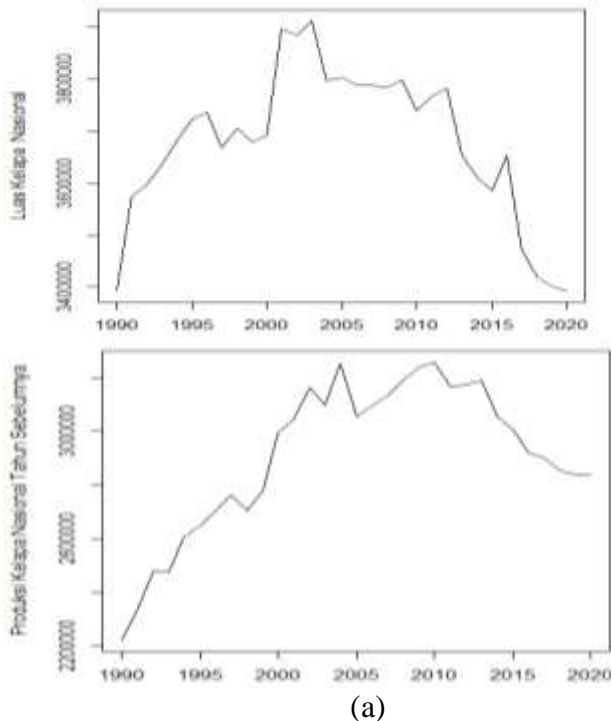
Tabel 3.7 Hasil Estimasi ARIMA (0,2,1) Luas Areal Kelapa Nasional

Tahun	Luas Areal (ha)	Pertumbuhan (%)
2021	3.361.148	
2022	3.330.304	-0.92
2023	3.299.459	-0.93
2024	3.268.615	-0.93
2025	3.237.770	-0.94

3.2 Model Fungsi Transfer

Model fungsi transfer adalah suatu model deret waktu yang terbentuk untuk mendapatkan nilai-nilai prediksi apabila salah satu variabel dipengaruhi oleh lebih dari satu variabel. Pada kajian ini, variabel yang diasumsikan mempengaruhi variabel output luas areal kelapa nasional adalah produksi kelapa pada tahun sebelumnya sebagai variabel input.

Pertama dilakukan eksplorasi data luas areal kelapa nasional dan produksi kelapa nasional tahun sebelumnya dengan melihat pola data pada plot data. Pada Gambar 3.5 terlihat bahwa baik data luas areal kelapa nasional maupun produksi kelapa nasional tahun sebelumnya mempunyai *trend* cenderung naik kemudian turun .



Gambar 3.5 (a) Plot Data Luas Areal Kelapa; (b) Plot Data Produksi Kelapa Tahun Sebelumnya

Dari eksplorasi data berdasarkan plot data tersebut dapat disimpulkan bahwa data luas areal kelapa nasional Tahun 1990-2020 dan Produksi kelapa tahun sebelumnya terindikasi belum stasioner terhadap *mean* berdasarkan plot datanya yang masih terdapat unsur *trend* naik dan turun. Untuk membuktikan ketidakstasioneran data produksi kelapa tahun sebelumnya dapat dilakukan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF)

Tabel 3.8. Hasil Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) Produksi Kelapa Tahun Sebelumnya

Uji ADF Data Produksi Tahun Sebelumnya
Value of test-statistic is: 1.4661
Critical values for test statistics: 1pct 5pct 10pct taul -2.66 -1.95 -1.6
Uji ADF Data Produksi Tahun Sebelumnya <i>Difference 1</i>
Value of test-statistic is: -2.6062
Critical values for test statistics: 1pct 5pct 10pct taul -2.66 -1.95 -1.6
Uji ADF Data Produksi Tahun Sebelumnya <i>Difference 2</i>
Value of test-statistic is: -5.2343
Critical values for test statistics: 1pct 5pct 10pct taul -2.66 -1.95 -1.6

Hasil uji ADF pada Tabel 3.8 menunjukkan bahwa data produksi kelapa tahun sebelumnya belum stasioner (nilai *test-statistics* > *critical value*) sehingga perlu dilakukan *differencing*. Kestasioneran baru diperoleh setelah dilakukan 2 kali *differencing*.

Pencarian model ARIMA untuk variabel input produksi kelapa tahun sebelumnya dilakukan dengan fungsi *autoarima* dan diperoleh ordo ARIMA terbaik untuk variabel input produksi kelapa tahun sebelumnya adalah ARIMA (0,2,1) dengan nilai MAPE sebesar 2,13%.

Tabel 3.9. Hasil Auto ARIMA Produksi Kelapa Tahun Sebelumnya

Series: train.p[, "ProduksiT-1"]
ARIMA(0,2,1)
Coefficients:
mal
-0.8372
s.e. 0.1144
sigma^2 estimated as 9.718e+09: log likelihood=-297.2
AIC=598.39 AICc=598.99 BIC=600.66
Training set error measures:
ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1
Training set -26038.97 92477.92 62477.74 -0.9043124 2.125242 0.77326 -0.3709297

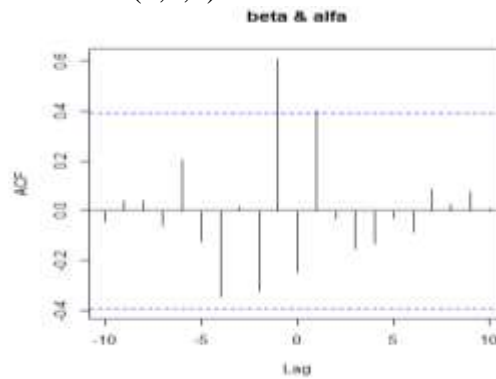
Tabel 3.10. Pengujian Signifikansi Koefisien Model ARIMA (0,2,1)

z test of coefficients:
Estimate Std. Error z value Pr(> z)
mal -0.83724 0.11438 -7.32 2.48e-13 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Dari hasil pengujian signifikansi diperoleh bahwa komponen MA (1) pada model ARIMA (0,2,1) dinyatakan signifikan pada semua taraf nyata sehingga model ARIMA (0,2,1) layak digunakan sebagai model ARIMA untuk variabel input. Selanjutnya dilakukan *prewhitening* dan analisis korelasi silang antara residual model ARIMA produksi kelapa tahun

sebelumnya (didefinisikan sebagai alfa) dan luas areal kelapa nasional (didefinisikan sebagai beta) dengan menggunakan ARIMA (0,2,1).



Gambar 3.6. Plot Korelasi Silang

Dari hasil *plot cross correlation function* antara alfa dan beta pada Gambar 3.6 terlihat bahwa hanya *lag nol* yang melewati garis ($b=0$) dan tidak terdapat lagi garis yang melewati ambang batas pada *lag positif* ($s=0$) sehingga dapat dikatakan bahwa tidak terdapat *lag* dari pengaruh yang diberikan oleh produksi kelapa tahun sebelumnya terhadap luas areal kelapa. Oleh karena itu, model ARIMA untuk pengepasan model fungsi transfer adalah ARIMA (0,0,0).

Tabel 3.11. Hasil Pengepasan Model Awal

```

Series: train.p[, "Luas"]
Regression with ARIMA(0,0,0) errors

Coefficients:
    intercept    xreg
    2943134.0    0.2680
s.e.    141689.3    0.0484

sigma^2 estimated as 6.008e+09:  log likelihood=-315.88
AIC=637.77  AICc=638.91  BIC=641.43

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 1.750884e-09  74343.28  54898.2  -0.04053151  1.478887  1.12967
0.3545126
    
```

Selanjutnya dilakukan identifikasi model ARIMA terbaik untuk data residual hasil pengepasan model atau dapat disebut dengan *noise* dengan menggunakan fungsi *auto arima* dan diperoleh model ARIMA (0,0,0) dengan nilai MAPE yang relatif sangat besar yaitu 100%. Disamping itu, model ARIMA (0,0,0) dinilai kurang baik dan juga akan menghasilkan peramalan yang konstan sehingga perlu dilakukan pencarian model tentatif untuk variabel input dengan menggunakan *arma select*.

Tabel 3.12. Model *Noise* dengan Fungsi Auto Arima

```

Series: res
ARIMA(0,0,0) with zero mean

sigma^2 estimated as 5.527e+09:  log likelihood=-315.88
AIC=633.77  AICc=633.94  BIC=634.99

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 1.750884e-09  74343.28  54898.2  100    100    1.009642  0.3545126
    
```


Dari hasil pencarian ordo ARIMA optimum untuk *noise* dengan menggunakan *arma select* diperoleh model alternatif untuk *noise* adalah ARIMA (0,1,1) dan selanjutnya model *noise* tersebut diuji signifikansi komponennya.

Tabel 3.13. Pengujian Signifikansi Koefisien Model *Noise* ARIMA (0,1,1)

```
z test of coefficients:
      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
mal -0.44812    0.22266 -2.0126  0.04416 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Setelah dilakukan pengujian signifikansi dan dinyatakan bahwa komponen MA(1) pada model ARIMA (0,1,1) signifikan pada taraf nyata 5% maka langkah selanjutnya adalah melakukan pengepasan model *noise* dengan menggabungkan nilai r,s,b (0,0,0) dan hasil identifikasi model *noise* yakni ARIMA (0,1,1).

Tabel 3.14. Model Fungsi Transfer ARIMA (0,1,1) Luas Areal Kelapa

```
Series: train.p[, "Luas"]
Regression with ARIMA(0,1,1) errors

Coefficients:
      mal      xreg
    -0.5516  0.3658
s.e.   0.1872  0.1125

sigma^2 estimated as 5.03e+09:  log likelihood=-301.25
AIC=608.51  AICc=609.71  BIC=612.04

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -7242.822 66529.63 52463.31 -0.198953 1.407939 1.079566 4.240354e-
05

z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
mal  -0.55160    0.18721 -2.9465 0.003214 **
xreg  0.36577    0.11254  3.2502 0.001153 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Berdasarkan hasil pengujian signifikansi dari masing-masing koefisien pada model fungsi transfer ARIMA (0,1,1) Luas Areal Kelapa Nasional pada Tabel 3.14. terlihat bahwa koefisien MA(1) dan komponen fungsi transfer xreg (produksi kelapa tahun sebelumnya) signifikan dengan nilai MAPE yang dihasilkan sebesar 1,41% sehingga disimpulkan bahwa model fungsi transfer ARIMA (0,1,1) luas areal kelapa nasional layak untuk digunakan.

Selanjutnya, dilakukan peramalan berbasis data aktual dimana luas areal kelapa di estimasi menggunakan data aktual produksi kelapa tahun sebelumnya (5 tahun terakhir) guna melihat performa model fungsi transfer dan diperoleh nilai MAPE sebesar 2.09%. Sedangkan peramalan berbasis data ramalan produksi kelapa tahun sebelumnya (5 tahun kedepan) sebagai input menghasilkan nilai MAPE sebesar 2.22%.

Tabel 3.15. Pengukuran Tingkat Kesalahan Model Fungsi Transfer ARIMA (0,1,1) dengan Faktor Input Data Aktual

```
Series: test.p[, "Luas"]
Regression with ARIMA(0,1,1) errors

Coefficients:
```

```

      mal      xreg
-0.5516  0.3658
s.e.    0.0000  0.0000

sigma^2 estimated as 5.03e+09:  log likelihood=-64.38
AIC=130.76  AICc=132.09  BIC=130.37
` Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -42881.24  83256.69  72701.68 -1.275898  2.09249  1.101885  0.05480359

```

Tabel 3.16. Pengukuran Tingkat Kesalahan Model Fungsi Transfer ARIMA (0,1,1) dengan Faktor Input Data Ramalan

```

Series: test.p[, "Luas"]
Regression with ARIMA(0,1,1) errors

Coefficients:
      mal      xreg
-0.5516  0.3658
s.e.    0.0000  0.0000

sigma^2 estimated as 5.03e+09:  log likelihood=-64.76
AIC=131.53  AICc=132.86  BIC=131.14

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -55143.99  89922.81  77024.68 -1.626568  2.225853  1.167405  0.1420295

```

Untuk melakukan peramalan luas areal kelapa nasional Tahun 2021-2025, maka harus menggunakan model fungsi transfer dimana sebelumnya dilakukan peramalan deret input produksi kelapa tahun sebelumnya yang telah diperoleh pada penelusuran model ARIMA sebelumnya, yakni ARIMA ARIMA (0,2,1) dan dihasilkan MAPE sebesar 1,51%.

Tabel 3.17. Hasil Fungsi Transfer ARIMA (0,0,0) (0,1,1) dengan Input ARIMA (0,2,1)

```

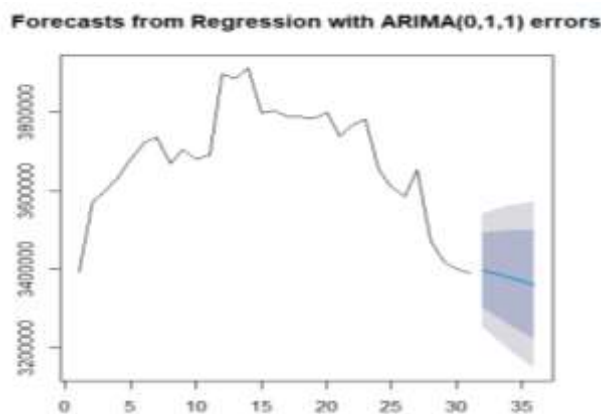
Series: dataestimasi[, "Luas"]
Regression with ARIMA(0,1,1) errors

Coefficients:
      mal      xreg
-0.4622  0.3854
s.e.    0.1827  0.1428

sigma^2 estimated as 5.464e+09:  log likelihood=-377.98
AIC=761.95  AICc=762.87  BIC=766.15

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -14471.46  70252.41  55469.77 -0.4153707  1.514235  1.094489 -0.0635319

```



Tabel 3.18 Hasil Estimasi Fungsi Transfer
ARIMA (0,1,1) (0,2,1) Luas Areal Kelapa Nasional

Tahun	Luas Areal (ha)	Pertumbuhan (%)
2021	3.399.014	
2022	3.389.594	-0.28
2023	3.380.174	-0.28
2024	3.370.754	-0.28
2025	3.361.334	-0.28

Model Fungsi Transfer

Hasil peramalan luas areal kelapa nasional dengan menggunakan model fungsi transfer menunjukkan bahwa luas areal kelapa nasional akan terus mengalami penurunan dengan laju penurunan rata-rata per tahun sebesar 0,28%.

3.3 Model VAR (*Vector Auto Regressive*)

Vector Auto Regressive (VAR) merupakan salah satu metode analisis deret waktu multivariat yang berbentuk persamaan simultan dimana variabel-variabel yang digunakan saling berhubungan satu sama lain. Dalam mode VAR, pendugaan suatu variabel pada periode tertentu bergantung pada pergerakan variabel tersebut dan variabel lainnya yang terlibat dalam sistem pada periode-periode sebelumnya. Pada peramalan luas areal kelapa nasional dengan menggunakan model VAR, variabel ekspor minyak kelapa dan harga minyak kelapa dunia dimasukkan dengan asumsi bahwa luas areal kelapa dipengaruhi oleh perubahan-perubahan pada variabel-variabel tersebut atau sebaliknya.

Peramalan dengan menggunakan model VAR diawali dengan penentuan ordo atau panjang *lag* (p) optimal serta *type* model VAR yang paling baik. Panjang *lag* (p) dalam model VAR (p) ditentukan melalui *trial and error* dengan menggunakan *lag* (p) mulai dari 1 s.d 5 dan dilihat hasil signifikansi dari masing-masing *lag* baik dengan menggunakan konstanta dan *trend* maupun tanpa *trend*. Model VAR terbaik ditandai dengan banyaknya variabel yang signifikan pada *lag* atau ordo yang telah ditentukan. Hasil pengujian signifikansi *trend* pada $lag=1$ dan $lag=2$ menunjukkan bahwa *trend* berpengaruh signifikan pada persamaan ekspor dan harga kelapa sehingga diputuskan bahwa komponen *trend* dimasukkan dalam model.

Tabel 3.19. Signifikansi VAR (1), *type both*

	Llag1	Elag1	Hlag1	Const	Trend
Luas (L)	v			v	
Ekspor (E)					v
Harga (H)					v

Tabel 3.20. Signifikansi VAR (2), *type both*

Model: p=2; both	Variabel							
	Llag1	Elag1	Hlag1	Llag2	Elag2	Hlag2	Const	Trend
Luas (L)	v	v				v		
Ekspor (E)								v
Harga (H)							v	v

Setelah diperoleh 2 model tentatif yaitu model VAR(1) *type both* dan VAR(2) *type both* maka langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian asumsi non-autokorelasi, normalitas dan homoskedastisitas pada sisaan untuk kedua model.

Tabel 3.21. Pengujian Asumsi VAR(1) *type both*

Uji Autokorelasi Sisaan
Portmanteau Test (asymptotic)
data: Residuals of VAR object varkelapa.b1 Chi-squared = 86.842, df = 135, p-value = 0.9996
Uji Normalitas Sisaan
JB-Test (multivariate)
data: Residuals of VAR object varkelapa.b1 Chi-squared = 7.4931, df = 6, p-value = 0.2776
Skewness
Skewness only (multivariate)
data: Residuals of VAR object varkelapa.b1 Chi-squared = 5.6412, df = 3, p-value = 0.1304
Kurtosis
Kurtosis only (multivariate)
data: Residuals of VAR object varkelapa.b1 Chi-squared = 1.8519, df = 3, p-value = 0.6037
Uji Homogenitas Sisaan
ARCH (multivariate)
data: Residuals of VAR object varkelapa.b1 Chi-squared = 114, df = 180, p-value = 1

Tabel 3.22. Pengujian Asumsi VAR(2) *type both*

Uji Autokorelasi Sisaan
Portmanteau Test (asymptotic)
data: Residuals of VAR object varkelapa.b2 Chi-squared = 85.991, df = 126, p-value = 0.9975
Uji Normalitas Sisaan
JB-Test (multivariate)

data: Residuals of VAR object varkelapa.b2 Chi-squared = 16.877, df = 6, p-value = 0.009747 Skewness Skewness only (multivariate)
data: Residuals of VAR object varkelapa.b2 Chi-squared = 8.5368, df = 3, p-value = 0.03613 Kurtosis Kurtosis only (multivariate)
data: Residuals of VAR object varkelapa.b2 Chi-squared = 8.3399, df = 3, p-value = 0.03949
Uji Homogenitas Sisaan
ARCH (multivariate)
data: Residuals of VAR object varkelapa.b2 Chi-squared = 108, df = 180, p-value = 1

Hasil pengujian Asumsi model VAR (1) *type both* pada Tabel 3.21 menunjukkan bahwa *p-value* pada ketiga asumsi tersebut > 0,05 sehingga dapat dikatakan bahwa asumsi non autokorelasi, asumsi normalitas sisaan dan asumsi homoskedastisitas terpenuhi. Sementara hasil pengujian asumsi model VAR (2) *type both* yang ditunjukkan pada Tabel 3.22. diperoleh kesimpulan bahwa asumsi non autokorelasi terpenuhi, asumsi normalitas sisaan tidak terpenuhi dan asumsi homoskedastisitas terpenuhi. Maka model VAR (1) *type both* dinyatakan layak untuk digunakan.

Selanjutnya dilakukan perhitungan MAPE baik pada data *training* maupun data *testing* dan pengepasan serta peramalan terhadap keseluruhan data.

Tabel 3.23. MAPE Data *Testing* dan Data *Training* Model VAR (1) *type both*

Testing	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
	0.2775	2.2930	5.9297	4.7181	7.1621	7.5179
Training	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
	0.02151	0.59998	1.00652	1.15032	1.45043	3.81844

nilai MAPE untuk data *testing* dan data *training* masing-masing sebesar 4,72% dan 1,15% hal ini dapat diartikan bahwa rata-rata seluruh presentase kesalahan antara data aktual dengan data hasil ramalan adalah 4,72% pada data *testing* dan 1,15% pada data *training*.

Tabel 3.24. Hasil Peramalan Luas Areal Kelapa Nasional dengan Model VAR (1), *type both*

Tahun	Estimasi Luas Areal Kelapa (ha)	Pertumbuhan (%)
2021	3,369,796	
2022	3,352,504	- 0.51
2023	3,334,119	- 0.55
2024	3,314,797	- 0.58
2025	3,294,562	- 0.61

Hasil peramalan luas areal kelapa nasional dengan menggunakan model VAR (1) *type both* Tabel 3.24. dapat terlihat bahwa luas areal kelapa nasional akan terus mengalami penurunan dengan laju penurunan rata-rata per tahun sebesar 0,56%.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Dari ketiga metode yang digunakan untuk meramalkan data luas areal kelapa nasional, maka dapat dirangkum sebagai berikut:

	Pengujian MAPE	Model ARIMA		Fungsi Transfer		Model VAR			
		ARIMA (0,2,1)	(%)	ARIMA (0,0,0) (0,1,1) dengan Input ARIMA (0,2,1), Xreg=ProdT-1	(%)	VAR (p=1) type=both	(%)	VAR (p=2) type=both	(%)
		MAPE Training	1.301	1.514	1.15032	0.972			
	MAPE Testing	1.830	2.092	4.7181	4.856				
ATAP	2016	3,653,745		3,653,745		3,653,745		3,653,745	
	2017	3,473,230	-4.94	3,473,230	-4.94	3,473,230	-4.94	3,473,230	-4.94
	2018	3,417,951	-1.59	3,417,951	-1.59	3,417,951	-1.59	3,417,951	-1.59
	2019	3,401,893	-0.47	3,401,893	-0.47	3,401,893	-0.47	3,401,893	-0.47
	2020	3,391,993	-0.29	3,391,993	-0.29	3,391,993	-0.29	3,391,993	-0.29
Angka Estimasi (AESTI)	2021	3,361,148	-0.91	3,399,014	0.21	3,369,796	-0.65	3,386,927	-0.15
	2022	3,330,304	-0.92	3,389,594	-0.28	3,352,504	-0.51	3,360,777	-0.77
	2023	3,299,459	-0.93	3,380,174	-0.28	3,334,119	-0.55	3,329,547	-0.93
	2024	3,268,615	-0.93	3,370,754	-0.28	3,314,797	-0.58	3,301,648	-0.84
	2025	3,237,770	-0.94	3,361,334	-0.28	3,294,562	-0.61	3,273,880	-0.84
Rata-rata Pertumbuhan	ATAP 2016 - 2020		-1.82		-1.82		-1.82		-1.82
	AESTI 2021 - 2025		-0.93		-0.18		-0.58		-0.71

Berdasarkan ringkasan di atas dapat disimpulkan bahwa Model ARIMA (0,2,1) merupakan model yang paling baik dalam meramalkan data luas areal kelapa nasional karena mempunyai nilai MAPE terkecil dan menghasilkan angka estimasi luas areal kelapa nasional yang cukup logis.

Saran

- Pada pemodelan angka estimasi dengan menggunakan metode VAR dan Fungsi Transfer perlu dicoba menggunakan variabel bebas lain yang mempengaruhi data luas areal kelapa nasional
- Perlu dilakukan kajian selanjutnya dengan metode estimasi yang lain.

REFERENCES

- Brockwell, P.J., dan Davis, R.A. 2002. *Introduction to Time Series and Forecasting 2nd Edition*. Springer Science and Business Media, Inc.
- Direktorat Jenderal Perkebunan. 2013. *Pedoman Pelaksanaan Pengelolaan Data Komoditas Perkebunan (PDKP)*. Direktorat Jenderal Perkebunan.
- Direktorat Jenderal Perkebunan. 2014. *Pedoman Budidaya Kelapa (Cocos Nucifera) Yang Baik*. Direktorat Jenderal Perkebunan.
- Direktorat Jenderal Perkebunan. 2020. *Statistik Perkebunan Unggulan Nasional 2019-2021*. Direktorat Jenderal Perkebunan.
- Enders, W. 2015. *Applied Econometric Time Series*. John Wiley & Sons Inc. Hoboken.
- Hanke, J. E., Reitsch, A. G. dan Wichern, D. W. 2003. *Peramalan Bisnis, Edisi Ketujuh*. Alih Bahasa: D. Anantanur. PT. Prenhallindo, Jakarta.
- Gijarati, D. 2009. *Basic Econometrics Fifth Edition*. McGraw-Hill. New York
- Kim, S. dan Kim, H. 2016. *A New Metric of Absolute Percentage Error for Intermittent Demands Forecasts*. International Journal of Forecasting, 32 (3), hal. 669-679.
- Makridakis, S. G., Wheelwright, S. C. dan Hyndman, R. J. 1997. *Forecasting: Methods and Applications*. John Wiley & Sons, Inc. Toronto.
- Wei, W. W. S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. Pearson Education Inc: New York.

KAJIAN MODEL ESTIMASI LUAS AREAL DAN PRODUKSI NILAM INDONESIA MENGUNAKAN MODEL ARIMA

Diah Indarti - *Statisticians*

*Center for Agricultural Data and Information System - Ministry of Agriculture
Jln. Harsono RM 3 Gd D Lt 4, Ragunan-Jakarta Selatan, Indonesia*

ABSTRAK

Pada pemodelan *Autoregressive Integrated Average* (ARIMA), data yang digunakan dapat dilakukan pemisahan antara data testing dan data training, pemisahan data ini berfungsi untuk menguji tingkat akurasi dalam melakukan peramalan. Panjang series data luas areal dan produksi nilam pada data set training adalah tahun 1989 sampai tahun 2014, sementara dataset testing adalah periode tahun 2015 sampai tahun 2020. Dataset training digunakan untuk melakukan penyusunan model, sementara dataset testing digunakan untuk validasi model.

Model terbaik untuk luas areal nilam Indonesia terdapat pada ARIMA (1,1,1) dengan MAPE data training sebesar 14,23% dan MAPE data testing sebesar 18,30%. Hasil estimasi luas areal nilam Indonesia dalam satuan hektar untuk tahun 2021 sebesar 17.210 ha, tahun 2022 sebesar 17.961 ha, tahun 2023 sebesar 17.430 ha, tahun 2024 sebesar 17.805 ha, dan tahun 2025 sebesar 17.540 ha. Laju pertumbuhan estimasi luas areal teh nasional selama 5 tahun kedepan rata-rata sedikit mengalami peningkatan sebesar 0,52%.

Model terbaik untuk produksi nilam Indonesia terdapat pada ARIMA (0,2,1) dengan MAPE data training sebesar 34,91% dan MAPE data testing sebesar 10,41%. Hasil estimasi produksi nilam Indonesia dalam satuan ton untuk tahun 2021 sebesar 2.431 ton, tahun 2022 sebesar 2.404 ton, tahun 2023 sebesar 2.376 ton, tahun 2024 sebesar 2.349 ton, dan tahun 2025 sebesar 2.321 ton. Laju pertumbuhan estimasi produksi nilam selama 5 tahun kedepan rata-rata turun sebesar 1,15%.

Kata kunci: Nilam, ARIMA

ABSTRACT

In Autoregressive Integrated Average (Arima) Modeling, The Data Used Can Be Separated Between Testing Data And Training Data, This Data Separation Serves To Test The Level Of Accuracy In Forecasting. The Length Of The Data Series On Area And Patchouli Production In The Training Data Set Is From 1989 To 2014, While The Testing Dataset Is The Period From

2015 To 2020. The Training Dataset Is Used To Carry Out Model Preparation, While The Testing Dataset Is Used To Validate The Model.

The Best Model For The Area Of Indonesian Patchouli Is Arima (1,1,1) With Mape Training Data Of 14.23% And Mape Data Testing Of 18.30%. The Results Of The Estimation Of The Area Of Indonesian Patchouli In Hectares For 2021 Are 17,210 Ha, In 2022 It Is 17,961 Ha, In 2023 It Is 17,430 Ha, In 2024 It Is 17,805 Ha, And In 2025 It Is 17,540 Ha. The Estimated Growth Rate Of National Tea Area For The Next 5 Years On Average Has Slightly Increased By 0.52%.

The Best Model For Indonesian Patchouli Production Is Arima (0.2.1) With Mape Training Data Of 34.91% And Mape Data Testing Of 10.41%. The Estimation Results Of Indonesian Patchouli Production In Tons For 2021 Are 2,431 Tons, In 2022 It Is 2,404 Tons, In 2023 It Is 2,376 Tons, In 2024 It Is 2,349 Tons, And In 2025 It Is 2,321 Tons. The Estimated Growth Rate Of Patchouli Production For The Next 5 Years Averages Down By 1.15%.

Keywords: patchouli, ARIMA

PENDAHULUAN

Nilam (*Pogostemon cablin benth*) adalah suatu semak tropis penghasil sejenis minyak atsiri yang dinamakan sama (minyak nilam). Tanaman ini umum dimanfaatkan bagian daunnya untuk diekstraksi minyaknya dan diolah menjadi parfum, bahan dupa, minyak atsiri, antiserangga dan digunakan pada industri kosmetik. Harga jual minyak nilam termasuk yang tertinggi apabila dibandingkan dengan minyak atsiri lainnya. Tumbuhan nilam berupa semak yang bisa mencapai satu meter. Tumbuhan ini menyukai suasana teduh, hangat dan lembab. Mudah layu jika terkena sinar matahari langsung atau kekurangan air. Bunganya menyebar bau wangi yang kuat, bijinya kecil dan perbanyak dilakukan secara vegetatif.

Publikasi data statistik perkebunan adalah hasil dari sinkronisasi dan validasi data antara pusat, provinsi dan kabupaten/kota seluruh Indonesia. Pembahasan sinkronisasi mengacu pada Pedoman Pengelolaan Data Komoditas Perkebunan (PDKP) yang diterbitkan oleh Direktorat Jenderal Perkebunan. Data perkebunan disajikan dalam Angka Tetap (ATAP), Angka Sementara (ASEM) dan Angka Estimasi (AESTI). Angka Tetap merupakan angka hasil rekapitulasi dari pelaporan yang sudah tetap, sedangkan untuk penentuan angka sementara dan angka estimasi diperlukan suatu metode estimasi yang relevan dan tepat. Data Angka Tetap (ATAP) merupakan data 2 tahun yang lalu (n-2), Angka Sementara (ASEM) merupakan data tahun lalu (n-1) dan Angka Estimasi (AESTI) merupakan data tahun berjalan (n).

Metode estimasi yang digunakan adalah Metode *Exponential Smoothing* (Peramalan Pemulusan Eksponensial) yang merupakan salah satu kategori metode time series yang menggunakan pembobotan data masa lalu secara eksponensial. Dalam kategori ini terdapat dua metode yang umum dipakai yaitu metode Pemulusan Eksponensial Tunggal (*Single Exponential Smoothing*) dan metode Pemulusan Eksponensial Ganda (*Double Exponential Smoothing*). Pemilihan model *Single Exponential Smoothing* atau *Double Exponential Smoothing* harus mempertimbangkan nilai *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* serta kerealistisan hasil estimasi bila dibandingkan dengan series data sebelumnya. MAPE adalah pengukur tingkat akurasi (ketepatan) nilai dugaan yang dihasilkan oleh model dalam bentuk presentase. Model yang mempunyai nilai MAPE lebih kecil dianggap sebagai model yang lebih baik. Keunggulan dari metode estimasi ini adalah dapat digunakan untuk meramalkan data yang berisi trend atau pola musiman. Namun metode estimasi ini juga memerlukan keahlian khusus dalam menginterpretasikan hasil estimasi yang diperoleh (PDKP, 2013).

Pada analisis kajian model luas areal dan produksi nilam menggunakan model ARIMA, dengan tujuan menghasilkan data estimasi untuk 5 tahun kedepan yaitu tahun 2021 hingga 2025.

METODOLOGI

1. Sumber Data

Data yang digunakan dalam kajian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik dan Direktorat Jenderal Perkebunan. Kajian produksi nilam menggunakan series data nasional dari tahun 1989-2020. Analisis ini menggunakan data training (tahun 1989-2014) dan data testing (2015-2020). Kegunaan data training adalah untuk penyusunan model, sedangkan data testing untuk ujicoba model dalam melakukan estimasi 6 tahun kedepan.

2. Software

Software yang digunakan dalam menyusun makalah ini menggunakan software aplikasi R-Studio. Keunggulan dari software R-Studio ini merupakan software yang open source sehingga tidak memerlukan biaya untuk pembelian maupun perpanjangan lisensi. Keunggulan lain dari R adalah mudah dalam melakukan transformasi dan pemrosesan data. Karena R adalah program untuk analisis data, maka kemampuan R dalam transformasi data seperti penyiapan data, import dan export data dalam berbagai format, dan lain-lain.

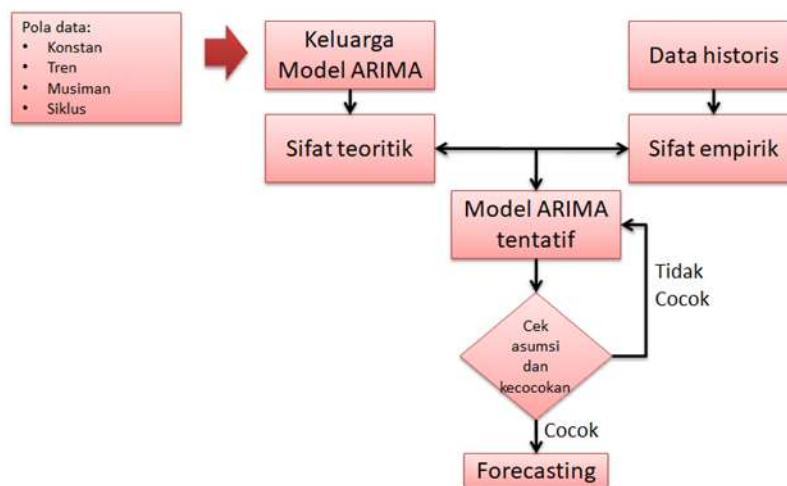
3. Metode Estimasi

Metode statistik yang digunakan dalam peramalan ini menggunakan peubah tunggal. Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) atau biasa disebut juga sebagai metode Box-Jenkins merupakan metode yang secara intensif dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1970 (Iriawan, 2006).

ARIMA sering juga disebut metode runtun waktu Box-Jenkins. ARIMA sangat baik ketepatannya untuk peramalan jangka pendek, sedangkan untuk peramalan jangka panjang ketepatan peramalannya kurang baik. Biasanya akan cenderung flat (mendatar/konstan) untuk periode yang cukup panjang.

Model *Autoregresif Integrated Moving Average* (ARIMA) adalah model yang secara penuh mengabaikan independen variabel dalam membuat peramalan. ARIMA menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat. ARIMA cocok jika observasi dari deret waktu (time series) secara statistik berhubungan satu sama lain (dependent).

Model ARIMA terdiri dari tiga langkah dasar, yaitu tahap identifikasi, tahap penaksiran dan pengujian, dan pemeriksaan diagnostik. Selanjutnya model ARIMA dapat digunakan untuk melakukan peramalan jika model yang diperoleh memadai.



Gambar 1. Prosedur Peramalan Model Arima (Box- Jenkins)

Hal yang perlu diperhatikan adalah bahwa kebanyakan deret berkala bersifat stasioner. Stasioner berarti tidak terdapat pertumbuhan atau penurunan pada data. Data secara kasarnya harus horizontal sepanjang sumbu waktu. Dengan kata lain, fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan varians dari fluktuasi tersebut pada

pokoknya tetap konstan setiap waktu. Suatu deret waktu yang tidak stasioner harus diubah menjadi data stasioner dengan melakukan *differencing*. Yang dimaksud dengan *differencing* adalah menghitung perubahan atau selisih nilai observasi. Nilai selisih yang diperoleh dicek lagi apakah stasioner atau tidak. Jika belum stasioner maka dilakukan *differencing* lagi. Jika varians tidak stasioner, maka dilakukan transformasi logaritma.

Model Box-Jenkins (ARIMA) dibagi kedalam 3 kelompok, yaitu: model *autoregressive* (AR), *moving average* (MA), dan model campuran ARIMA (*autoregressive moving average*) yang mempunyai karakteristik dari dua model pertama. ARIMA merupakan model dari fungsi linier nilai lampau beserta nilai sekarang dan sisaan lampainya. Bentuk modelnya adalah

$$Y_t = \mu + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} - \phi_1 \varepsilon_{t-1} - \phi_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \phi_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

dimana:

Y_t = data *time series* sebagai variable dependen pada waktu ke-t

Y_{t-p} = data *time series* pada kurun waktu ke (t-p)

μ = suatu konstanta

$\theta_1, \theta_q, \phi_1, \phi_n$ = parameter-parameter model

ε_{t-q} = nilai sisaan pada waktu ke-(t-q)

Model dikatakan baik jika nilai error bersifat random, artinya sudah tidak mempunyai pola tertentu lagi. Dengan kata lain model yang diperoleh dapat menangkap dengan baik pola data yang ada. Untuk melihat kerandoman nilai error dilakukan pengujian terhadap nilai koefisien autokorelasi dari error, dengan menggunakan salah satu dari dua statistik berikut, yaitu Uji Q-Box and Pierce dan uji Ljung-Box.

Metode ARIMA dibagi kedalam tiga kelompok model, yaitu *autoregressive model* (AR), *moving average model* (MA) dan model campuran yang memiliki karakteristik kedua model di atas yaitu *autoregressive integrated moving average* (ARIMA).

1) *Autoregressive Model* (AR)

AR adalah suatu model yang menjelaskan pergerakan suatu peubah melalui peubah itu sendiri di masa lalu.

Model *autoregressive* orde *kep* dapat ditulis sebagai berikut:

$$\text{ARIMA}(p,0,0)$$

$$Y_t = \mu + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \dots \dots \dots (1)$$

dimana:

Y_t = data *time series* sebagai variable dependen pada waktu ke-t

Y_{t-p} = data *time series* pada kurun waktu ke (t-P)

μ = suatu konstanta

$\theta_1 \dots \theta_p$ = parameter autoregressive ke-p

ε_t = nilai kesalahan pada waktu ke t

2) *Moving Average Model (MA)*

MA adalah suatu model yang melihat pergerakan peubahnya melalui sisaannya di masa lalu.

Bentuk model MA dengan ordo q atau MA (q) atau model ARIMA (0,d,g) dapat ditulis sebagai berikut:

$$Y_t = \mu - \phi_1 \varepsilon_{t-1} - \phi_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \phi_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \dots \dots \dots (2)$$

dimana:

Y_t = data *time series* sebagai variable dependen pada waktu ke-t

$\phi_1 \dots \phi_q$ = parameter-parameter moving average

ε_{t-q} = nilai kesalahan pada waktu ke (t-q)

3) *Autoregressive Intergrated Moving Everage (ARIMA)*

ARIMA merupakan model dari fungsi linier nilai lampau beserta nilai sekarang dan sisaan lampainya. Bentuk modelnya adalah

$$Y_t = \mu + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} - \phi_1 \varepsilon_{t-1} - \phi_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \phi_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \dots \dots \dots (3)$$

dimana:

Y_t = data *time series* sebagai variable dependen pada waktu ke-t

Y_{t-p} = data *time series* pada kurun waktu ke (t-P)

μ = suatu konstanta

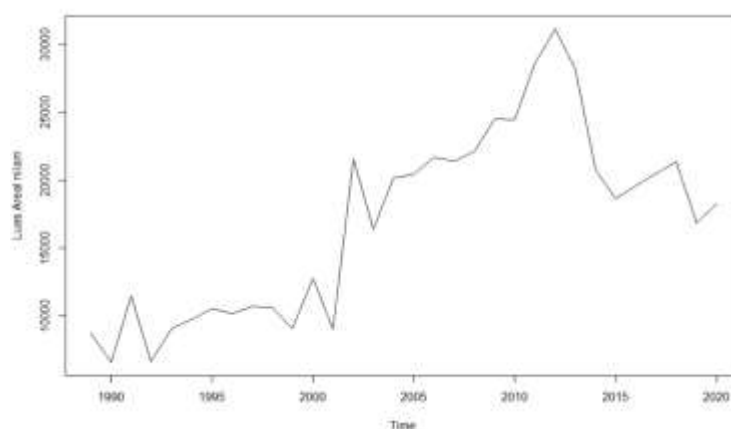
$\theta_1 \theta_2 \phi_1 \phi_n$ = parameter-parameter model

ε_{t-q} = nilai sisaan pada waktu ke-(t-q)

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. LUAS AREAL NILAM DENGAN MODEL ARIMA

ARIMA sering disebut juga dengan metode Box-Jenkins, maka baik digunakan untuk peramalan jangka pendek sedangkan untuk peramalan jangka panjang untuk ketepatan peramalannya masih kurang baik, biasanya akan cenderung *flat* (mendatar/konstan). Eksplorasi data luas areal nilam Indonesia dimulai dari tahun 1989 hingga tahun 2020 dalam satuan hektar. Gambar 1 menunjukkan perkembangan luas areal nilam tahun 1989 hingga 2020, dimana perkembangan luas areal nilam di Indonesia berfluktuasi namun cenderung meningkat dengan rata-rata pertumbuhan sebesar 6,38% per tahun. Pada tahun 1989 total luas areal nilam di Indonesia sebesar 8.745 ha dan mengalami peningkatan di tahun 2020 menjadi 18.273 ha.



Gambar 1. Perkembangan Luas Areal Nilam Tahun 1989-2020

Pada pemodelan *Autoregressive Integrated Average* (ARIMA), data yang digunakan dapat dilakukan pemisahan antara data testing dan data training, pemisahan data ini berfungsi untuk menguji tingkat akurasi dalam melakukan peramalan. Panjang series data luas areal nilam pada data set training adalah tahun 1989 sampai tahun 2014, sementara dataset testing adalah periode tahun 2015 sampai tahun 2020. Dataset training digunakan untuk melakukan penyusunan model, sementara dataset testing digunakan untuk validasi model.

Uji kestasioneran data pada pemodelan ARIMA dapat dilihat dari hasil plot data dan uji formal statistik. Dari hasil uji formal statistik dapat dilihat dengan uji Augmented Dickey-Fuller, yang menunjukkan bahwa data luas areal nilam belum stasioner. Hal ini terlihat dari hasil *value of test statistic* -0.8691, nilai kritis pada tingkat kepercayaan 5% sebesar -3,50 artinya nilai ini lebih kecil

dari nilai uji statistik maka H_0 tidak ditolak. Untuk mendapat data produksi nilam yang stasioner maka dilakukan differencing dua kali, seperti gambar 2.

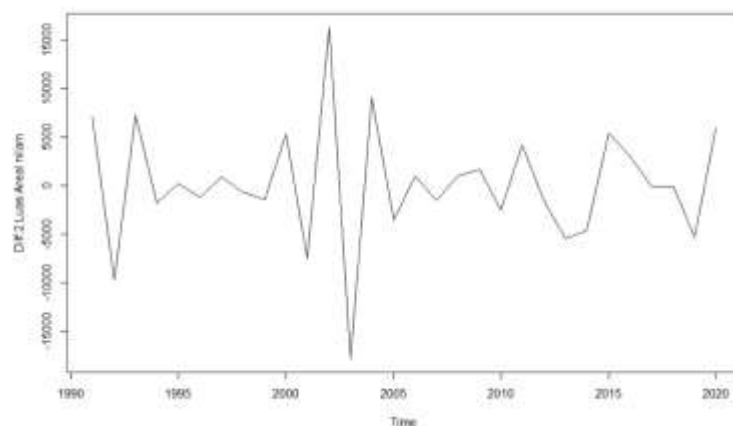
Tabel 1. Hasil Uji Augmented Dickey Fuller

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####
Test regression trend
Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)
Residuals:
  Min    1Q  Median    3Q   Max
-7419.4 -1275.9 -106.5  1400.3  9619.7

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 2928.2989  1740.8474   1.682  0.1045
z.lag.1     -0.1482    0.1705  -0.869  0.3927
tt           5.9630   133.1154   0.045  0.9646
z.diff.lag  -0.3460    0.2014  -1.718  0.0977 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 3459 on 26 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.2364, Adjusted R-squared:  0.1483
F-statistic: 2.683 on 3 and 26 DF, p-value: 0.06748

Value of test-statistic is: -0.8691 0.9634 1.1326
Critical values for test statistics:
  1pct  5pct 10pct
tau3 -4.15 -3.50 -3.18
phi2  7.02  5.13  4.31
phi3  9.31  6.73  5.61
```



Gambar 2. Perkembangan Luas Areal Nilam Tahun 1989-2020, Setelah Differencing Dua Kali

Dari hasil plot luas areal nilam yang telah dilakukan differencing dua kali, maka plot tersebut sudah menunjukkan stasioner. Selain itu didukung juga dari hasil uji *augmented Dickey Fuller* yang menunjukkan Value of test-statistic is: -6.1081 dengan nilai kritis pada tingkat kepercayaan 95% sebesar -1,95 dan tingkat kepercayaan 99% sebesar -2,62 artinya lebih besar dari nilai uji statistik sehingga data luas areal nilam setelah differencing dua kali sudah stasioner. Stasioneritas data tersebut juga didukung dengan plot ACF dan PACF, dimana pada plot tersebut tidak banyak lag yang keluar dari *confidence interval* (Gambar 3)

Tabel 2. Hasil Uji Augmented Dickey Fuller Setelah Differencing Dua Kali

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####
Test regression none
Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 - 1 + z.diff.lag)

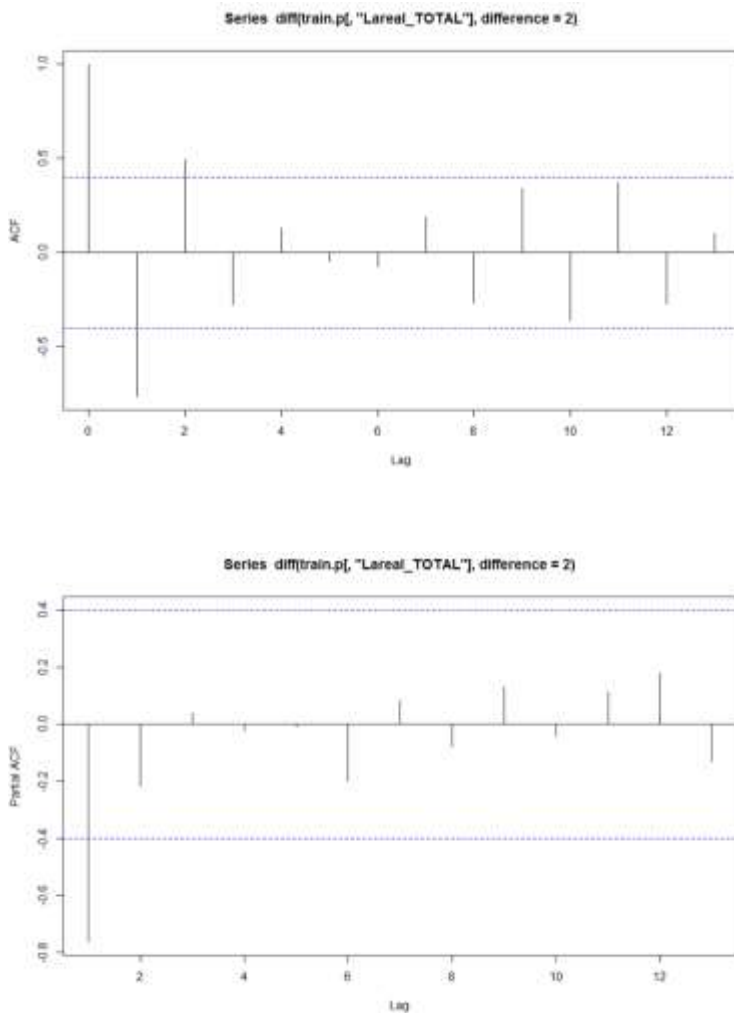
Residuals:
  Min    1Q  Median    3Q   Max
-9849.8 -1561.3  -20.2  1751.5 10868.9

Coefficients:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
z.lag.1   -2.1261    0.3481  -6.108 1.86e-06 ***
z.diff.lag  0.2307    0.1852   1.245  0.224
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 4065 on 26 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8818, Adjusted R-squared:  0.8727
F-statistic: 96.99 on 2 and 26 DF, p-value: 8.787e-13

Value of test-statistic is: -6.1081

Critical values for test statistics:
  1pct  5pct 10pct
tau1 -2.62 -1.95 -1.61
```



Gambar 3. Plot ACF dan PACF Luas Areal Nilam Differencing Dua Kali

Setelah dilakukan penelusuran dengan menggunakan dari hasil plot ACF dan PACF, maka sulit untuk ditentukan orde ARIMA. Untuk itu dilakukan run model dengan menggunakan auto arima. Dari hasil auto arima disarankan untuk menggunakan ARIMA (1,1,0). Dengan menggunakan ARIMA (1,1,0) menghasilkan MAPE yang cukup kecil yaitu 14,36% artinya model arima akan menyimpang sekitar -14,36% sampai +14,36% dari data aktual.

Tabel 3. ARIMA dengan Model Auto Arima

Series: train.p[, "Lareal_TOTAL"]
ARIMA(1,1,0)

Coefficients:

ar1
-0.4992
s.e. 0.1841

```
sigma^2 estimated as 12431574: log likelihood=-239.3
AIC=482.61 AICc=483.15 BIC=485.04
```

Training set error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	845.8555	3387.521	2263.668	2.588907	14.36019	0.8127139	-0.06392243

Hasil model Auto Arima (1,1,0) dapat menghasilkan nilai estimasi, maka untuk mendapatkan orde ARIMA yang lebih baik lagi dapat menggunakan *Arima selection*. Pada metode ini akan dikeluarkan beberapa model terbaik.

Model ARIMA terbaik telah di dapat maka dilakukan pengujian berdasarkan data training dan data testing. Model terbaik adalah model yang menghasilkan MAPE terkecil. Pada analisis ini sudah dilakukan pembagian data training dan data testing. Data training merupakan data luas areal nilam dari tahun 1989 – 2020, sementara data testing diambil 6 data terakhir, yaitu luas areal nilam tahun 2015 – 2020. Untuk menguji performa model ARIMA terbaik, dilakukan pengujian dengan data testing. Hasil pengujian data training dan testing terlihat pada tabel 5.

Selanjutnya dilakukan pengujian model ARIMA (1,1,1) apakah koefisien sudah signifikan. Untuk model ARIMA (1,1,1) koefisien ma_1 sebesar 0,23 dan koefisien ini signifikan pada taraf 1%. Sehingga model ARIMA (1,1,1) layak digunakan.

Tabel 5. Uji Koefisien Model ARIMA (1,1,1)

```
Call:
arima(x = train.p[, "Lareal_TOTAL"], order = c(1, 1, 1))

Coefficients:
    ar1    ma1
-0.6645  0.2328
s.e.  0.2951  0.3972

sigma^2 estimated as 11788020: log likelihood = -239.16, aic = 484.31
> library(lmtest)
> coeftest(modell)

z test of coefficients:

Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1 -0.66454  0.29506 -2.2522  0.02431 *
ma1  0.23279  0.39716  0.5861  0.55779
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Tahap selanjutnya adalah pengepasan model untuk seluruh data. Pengepasan data luas areal nilam dari tahun 1989 hingga 2020 dengan model ARIMA (1,1,1) akan menghasilkan koefisien ma sebesar 0.3706, dengan MAPE 13,76%. Dari hasil MAPE tersebut maka akan diartikan bahwa antara data estimasi dengan data aktual akan terdapat perbedaan dengan rata-rata berkisar antara -13,76% sampai +13,76%.

Tabel 6. Pengepasan Model ARIMA (1,1,1) Untuk Seluruh Data

Series: nilam[, "Lareal_TOTAL"]							
ARIMA(1,1,1)							
Coefficients:							
ar1	ma1						
-0.7068	0.3706						
s.e.	0.2331	0.2836					
sigma^2 estimated as 11650674: log likelihood=-295.27							
AIC=596.54 AICc=597.43 BIC=600.84							
Training set error measures:							
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	349.3492	3249.373	2166.84	0.05144827	13.75738	0.8360139	0.001640415

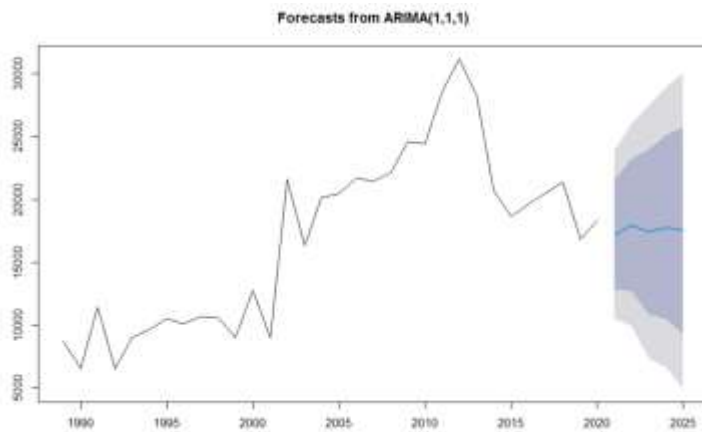
Hasil estimasi luas areal nilam Indonesia dengan menggunakan model ARIMA (1,1,1) menghasilkan angka estimasi untuk 5 tahun ke depan untuk tahun 2021-2025. Hasil estimasi luas areal nilam tahun 2021 sebesar 17.210 ha. Tahun 2022 luas areal nilam naik menjadi 17.961 ha kemudian mengalami penurunan luas areal nilam di tahun 2023 menjadi 17.430 ha. Kembali terjadi peningkatan luas areal nilam di tahun 2024 dan tahun 2025 masing-masing sebesar 17.805 ha dan 17.540 ha. Selama tahun 2021 hingga tahun 2025 rata-rata pertumbuhan naik sebesar 0,52%.

Tabel 7A. Output Estimasi Luas Areal Nilam ARIMA (1,1,1)

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
2021	17209.52	12835.186	21583.85	10519.555	23899.48
2022	17961.20	12710.931	23211.47	9931.606	25990.80
2023	17429.90	10863.809	23995.99	7387.931	27471.87
2024	17805.43	10497.427	25113.44	6628.803	28982.06
2025	17540.00	9336.182	25743.82	4993.343	30086.66

Tabel 7B. Hasil Estimasi Luas Areal Nilam ARIMA

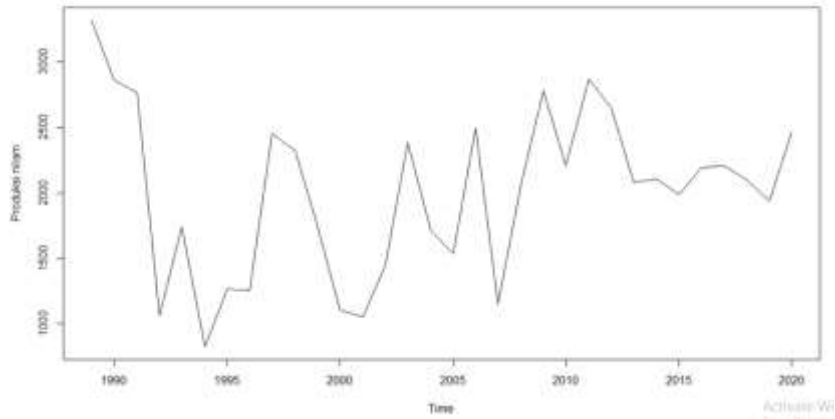
Tahun	Est. Luas Areal Ha	Pertumbuhan %
2021	17.210	
2022	17.961	4,37
2023	17.430	-2,96
2024	17.805	2,15
2025	17.540	-1,49
Rata-rata Pertumbuhan (%)		0,52



Gambar 4. Plot Hasil Estimasi Luas Areal Nilam Tahun 2021-2025

B. PRODUKSI NILAM DENGAN MODEL ARIMA

Eksplorasi data produksi nilam Indonesia dimulai dari tahun 1989 hingga tahun 2020 dalam satuan hektar. Perkembangan produksi nilam Indonesia ditunjukkan pada Gambar 5, dimana jika diperhatikan bahwa produksi nilam Indonesia berfluktuasi namun cenderung meningkat dengan rata-rata pertumbuhan sebesar 6,31% per tahun. Pada tahun 1989 produksi nilam Indonesia sebesar 3.312 ton, sementara di tahun 2020 mengalami penurunan menjadi 2.459 ton.



Gambar 5. Perkembangan Produksi Nilam Tahun 1989-2020

Data series yang digunakan dalam melakukan estimasi produksi nilam dengan model *Autoregressive Integrated Average* (ARIMA) dari tahun 1989-2020. Data tersebut dikelompokkan menjadi data *training* dan data *testing* yang berfungsi untuk menguji tingkat akurasi dalam melakukan peramalan. Series data pada data set *training* dimulai dari tahun 1989 sampai 2014, sementara data testing dimulai tahun 2015 sampai 2020. Fungsi data training digunakan untuk melakukan penyusunan model, sedangkan data testing digunakan untuk validasi model.

Uji kestasioneran data merupakan syarat dalam melakukan model ARIMA dengan cara melakukan secara visual dari hasil plot data maupun uji formal statistik. Gambar 5 menunjukkan tidak ada fluktuasi yang muncul secara reguler setiap bulannya, sehingga dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner atau nilai rata-rata dan varian dari data time series nilam mengalami perubahan secara stokastik sepanjang waktu atau sebagian ahli menyatakan rata-rata dan variannya belum konstan (Narchrowi dan Haridus usman, 2006).

Tabel 8. Hasil Uji Augmented Dickey-Fuller Produksi

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####
Test regression trend
Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)

Residuals:
  Min   1Q Median   3Q   Max
-889.2 -241.0 -116.6  337.2  927.3

Coefficients:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
```

```
(Intercept) 1040.64039 400.91306 2.596 0.015321 *
z.lag.1 -0.74953 0.19844 -3.777 0.000834 ***
tt 24.28904 11.77690 2.062 0.049290 *
z.diff.lag -0.06442 0.16796 -0.384 0.704438
```

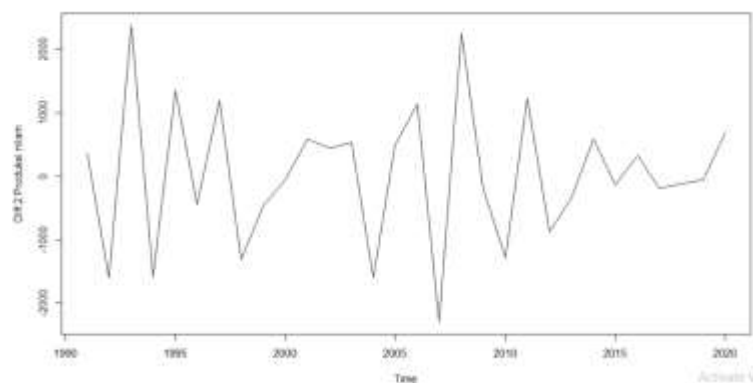
 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 536.2 on 26 degrees of freedom
 Multiple R-squared: 0.4518, Adjusted R-squared: 0.3885
 F-statistic: 7.142 on 3 and 26 DF, p-value: 0.001184
 Value of test-statistic is: -3.777 5.2131 7.7743

Critical values for test statistics:

```
1pct 5pct 10pct
tau3 -4.15 -3.50 -3.18
phi2 7.02 5.13 4.31
phi3 9.31 6.73 5.61
```

Hasil uji Augmented Dickey-Fuller mengindikasikan bahwa data produksi nilam belum stasioner, hal ini dilihat dari test statistik sebesar -3,777 lebih kecil dari tau3 pada tingkat kepercayaan 5% -3,50 sehingga H_0 tidak ditolak atau data produksi nilam belum stasioner. Agar data produksi nilam stasioner dilakukan *differencing* dua kali yang ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Perkembangan Produksi Nilam Tahun 1989-2020 *Differencing* Dua Kali

Tabel 9. Hasil Uji Augmented Dickey-Fuller Produksi *Differencing* Dua Kali

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####
Test regression none
Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 - 1 + z.diff.lag)
Residuals:
  Min    1Q  Median    3Q   Max
-1148.08 -399.98 -10.67  666.48 1396.00
```

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
z.lag.1	-2.3998	0.3026	-7.929	2.09e-08 ***
z.diff.lag	0.4564	0.1661	2.747	0.0108 *

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 754.4 on 26 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.8732, Adjusted R-squared: 0.8634

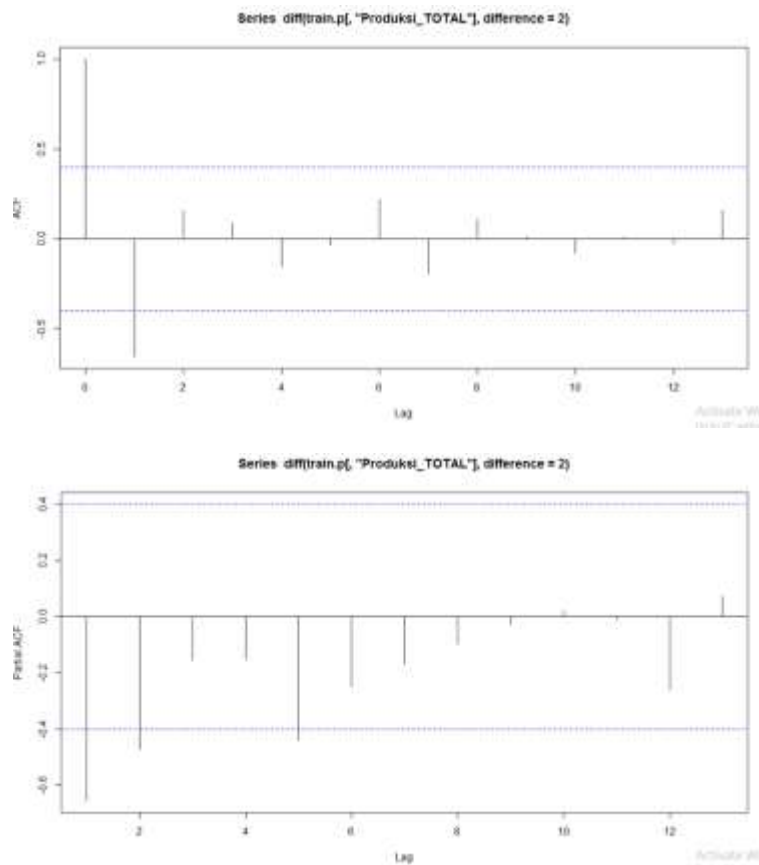
F-statistic: 89.51 on 2 and 26 DF, p-value: 2.195e-12

Value of test-statistic is: -7.9294

Critical values for test statistics:

	1pct	5pct	10pct
tau1	-2.62	-1.95	-1.61

Dari identifikasi ordo AR dan MA pada data produksi teh sebelum ada difference menunjukkan pola ACF tail off sementara pola PACF tidak ada yang signifikan, maka untuk mendapatkan data produksi teh yang signifikan dilakuakn differencing 2 kali agar pola ACF dan PACF lebih jelas terlihat.



Gambar 7. Plot ACF dan PACF Produksi Teh Differencing 2 kali

Pada Gambar plot ACF maupun plot ACF yang telah di differencing 2 kali sudah cutt off setelah lag 0, sementara pola PACF tidak ada yang menunjukkan signifikan, sehingga model tentatif belum dapat ditentukan.

Tabel 10. Model ARIMA Berdasarkan Automodel

```
Series: train.p[, "Produksi_TOTAL"]
ARIMA(1,0,0) with non-zero mean
Coefficients:
    ar1    mean
    0.4139 2008.5810
s.e. 0.1898 205.5021
sigma^2 estimated as 422674: log likelihood=-204.35
AIC=414.7 AICc=415.8 BIC=418.48

Training set error measures:
            ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set -25.24377 624.6283 523.4075 -14.39878 33.25581 0.8712423
            ACF1
Training set -0.07081892
```

Berdasarkan model dengan menggunakan auto arima maka ARIMA yang disarankan adalah ARIMA (1,0,0) artinya model ARIMA tentative terbaik untuk melakukan estimasi produksi teh nasional adalah untuk orde AR nilai p=1, untuk orde MA nilai q=0, dan difference d=0. Namun hasil estimasi dari model ARIMA (1,0,0) relatif flat sehingga dicarikan model ARIMA yang lain dengan maka menggunakan model ARIMA (0,2,1).

Tabel 11. Uji Koefisien Model ARIMA (0,2,1)

```
Call:
arima(x = train.p[, "Produksi_TOTAL"], order = c(0, 2, 1))

Coefficients:
    ma1
    -1.0000
s.e. 0.1435

sigma^2 estimated as 559209: log likelihood = -194.48, aic = 392.95
> library(lmtest)
> coeftest(model1)
```

z test of coefficients:

```

Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ma1 -1.00000 0.14347 -6.9699 3.172e-12 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

Setelah itu dilakukan pengepasan data dengan model ARIMA (0,2,1) dengan koefisien ma sebesar -1,000 dan MAPE yang dihasilkan sebesar 29,91%.

Tabel 12. Pengepasan Model ARIMA (0,2,1) Seluruh Data

```

Series: nilam[, "Produksi_TOTAL"]
ARIMA(0,2,1)
Coefficients:
    ma1
    -1.0000
s.e. 0.1185

sigma^2 estimated as 476651: log likelihood=-239.89
AIC=483.79 AICc=484.23 BIC=486.59

Training set error measures:
      ME    RMSE    MAE    MPE    MAPE    MASE    ACF1
Training set 132.7176 657.2404 505.6686 1.740593 29.90639 0.9706933 -0.384932

```

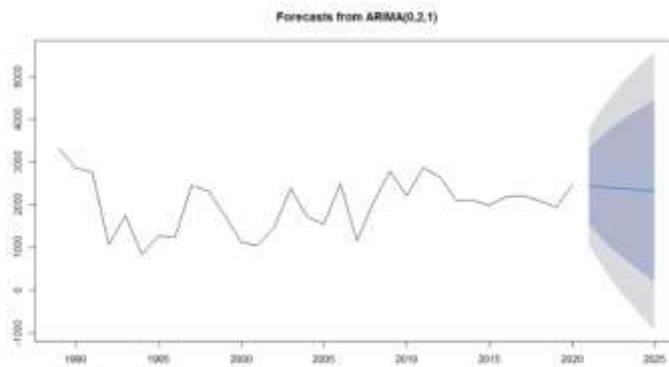
Tabel 13. Hasil Estimasi Produksi Teh Model ARIMA (0,2,1)

Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
2021	2431.484	1532.5448	3330.424	1056.67495
2022	2403.968	1112.9649	3694.972	429.54894
2023	2376.453	771.5247	3981.381	-78.07285
2024	2348.937	468.6700	4229.204	-526.68304
2025	2321.421	189.3989	4453.443	-939.22541

Hasil estimasi dengan menggunakan model ARIMA (0,2,1) menghasilkan data 5 tahun ke depan. Pada tahun 2021 produksi nilam sebesar 2.431 ton. Tahun 2022 produksi nilam turun sebesar 1,13% menjadi 2.404 ton. Pada tahun 2023 sampai 2025 mengalami penurunan, sehingga rata-rata pertumbuhan produksi nilam rata-rata sebesar 1,15.

Tabel 14. Hasil Estimasi Produksi Nilam dengan Model ARIMA (0,2,1)

Tahun	Estimasi Produksi Nilam	Pertumbuhan
	(Ton)	(%)
2021	2.431	
2022	2.404	-1,13
2023	2.376	-1,14
2024	2.349	-1,16
2025	2.321	-1,17
	Rata - rata	-1,15



Gambar 8. Plot Hasil Estimasi Produksi Nilam Tahun 2021-2025

KESIMPULAN

Nilam (*Pogostemon cablin benth*) adalah suatu semak tropis penghasil sejenis minyak atsiri yang dinamakan sama (minyak nilam). Tanaman ini umum dimanfaatkan bagian daunnya untuk diekstraksi minyaknya dan diolah menjadi parfum, bahan dupa, minyak atsiri, antiserangga dan digunakan pada industri kosmetik.

Publikasi data statistik perkebunan adalah hasil dari sinkronisasi dan validasi data antara pusat, provinsi dan kabupaten/kota seluruh Indonesia. Pembahasan sinkronisasi megacu pada Pedoman Pengelolaan Data Komoditas Perkebunan (PDKP) yang diterbitkan oleh Direktorat Jenderal Perkebunan. Data perkebunan disajikan dalam Angka Tetap (ATAP), Angka Sementara (ASEM) dan Angka Estimasi (AESTI). Angka Tetap merupakan angka hasil rekapitulasi dari pelaporan yang sudah tetap, sedangkan untuk penentuan angka sementara dan angka estimasi diperlukan suatu metode estimasi yang relevan dan tepat. Data Angka Tetap (ATAP) merupakan data 2 tahun yang lalu (n-2), Angka Sementara (ASEM) merupakan data tahun lalu (n-1) dan Angka Estimasi (AESTI) merupakan data tahun berjalan (n).

ARIMA sering disebut juga dengan metode Box-Jenkins, maka baik digunakan untuk peramalan jangka pendek sedangkan untuk peramalan jangka panjang untuk ketepatan peramalannya masih kurang baik, biasanya akan cenderung *flat* (mendatar/konstan).

Pada pemodelan *Autoregressive Integrated Average* (ARIMA), data yang digunakan dapat dilakukan pemisahan antara data testing dan data training, pemisahan data ini berfungsi untuk menguji tingkat akurasi dalam melakukan peramalan. Panjang series data luas areal dan produksi nilam pada data set training adalah tahun 1989 sampai tahun 2014, sementara dataset testing adalah periode tahun 2015 sampai tahun 2020. Dataset training digunakan untuk melakukan penyusunan model, sementara dataset testing digunakan untuk validasi model.

Model terbaik untuk luas areal nilam Indonesia terdapat pada ARIMA (1,1,1) dengan MAPE data training sebesar 14,23% dan MAPE data testing sebesar 18,30%. Hasil estimasi luas areal nilam Indonesia dalam satuan hektar untuk tahun 2021 sebesar 17.210 ha, tahun 2022 sebesar 17.961 ha, tahun 2023 sebesar 17.430 ha, tahun 2024 sebesar 17.805 ha, dan tahun 2025 sebesar 17.540 ha. Laju pertumbuhan estimasi luas areal teh nasional selama 5 tahun kedepan rata-rata sedikit mengalami peningkatan sebesar 0,52%.

Model terbaik untuk produksi nilam Indonesia terdapat pada ARIMA (0,2,1) dengan MAPE data training sebesar 34,91% dan MAPE data testing sebesar 10,41%. Hasil estimasi produksi nilam Indonesia dalam satuan ton untuk tahun 2021 sebesar 2.431 ton, tahun 2022 sebesar 2.404 ton, tahun 2023 sebesar 2.376 ton, tahun 2024 sebesar 2.349 ton, dan tahun 2025 sebesar 2.321 ton. Laju pertumbuhan estimasi produksi nilam selama 5 tahun kedepan rata-rata turun sebesar 1,15%.

DAFTAR PUSTAKA

Gujarati, D.N. and D.C. Porter, 2010. Dasar-dasar Ekonometrika. Jakarta: Penerbit Salemba Empat, Buku 2, Edisi 5.

Heizer, J., Render, B. & Munson, C., 2011. Operations Management Sustainability and Supply Chain Management. Boston: Pearson.

Kementerian Pertanian. 2020. Statistik Perkebunan Indonesia 2019-2021 (Nilam). Jakarta: Direktorat Jenderal Perkebunan.

Mardiyanto, Atqo. 2000. Kajian Peramalan Dengan Model Struktural dan Non Struktural (VAR dan ARIMA). Institut Pertanian Bogor, Bogor

Makridakis S, Wheelwright SC, McGee VE. 1999. Metode dan Aplikasi Peramalan. Suminto H, penerjemah. Binarupa Aksara, Jakarta.

M. Firdaus 2020. Aplikasi Ekonometrika dengan E-Views, Stata dan R. Institut Pertanian Bogor (IPB) Press

ESTIMASI PRODUKSI TEMBAKAU INDONESIA, PENDEKATAN METODE ARIMA, VAR DAN FUNGSI TRANSFER

Efi Respati - *Statisticians* - efi@pertanian.go.id
Center for Agricultural Data and Information System - Ministry of Agriculture
Jln. Harsono RM 3 Gd D Lt 4, Ragunan-Jakarta Selatan, Indonesia

ABSTRAK

Tembakau ditetapkan sebagai salah satu komoditas strategis pertanian, sehingga perlu dukungan data yang lengkap dan akurat guna perumusan kebijakan yang tepat pada komoditas ini. Angka estimasi dapat digunakan sebagai sistem peringatan dini terhadap kondisi yang akan datang, serta dapat digunakan sebagai acuan menyusun kebijakan pengembangan komoditas yang lebih tepat. Estimasi produksi tembakau dilakukan dengan pendekatan 3 (tiga) metode yakni ARIMA, *Vector Autoregression* (VAR), dan Fungsi Transfer dengan menggunakan R-Studio sebagai alat pengolah datanya. Model estimasi terpilih didasarkan atas keunggulan nilai statistik dan kerealistisan hasil estimasinya. Model terpilih untuk estimasi produksi tembakau adalah model Fungsi Transfer dengan nilai MAPE sebesar 20,13%. Model tersebut menghasilkan nilai estimasi produksi tembakau tahun 2021-2025 yang cukup realistis.

Kata kunci: produksi, tembakau, arima, fungsi transfer, var, MAPE

ABSTRACT

Tobacco is one of the strategic commodity in agriculture sector, so complete and accurate data support is needed for appropriate agricultural policies for this commodity. Forecasting figure for certain commodity has important role to be an early warning system, also can be used to determine the right commodity development policy. This paper compares the forecasting of tobacco production in Indonesia by the ARIMA, Transfer Function and Vector Autoregression (VAR) model approaches with the R-Studio software. The best method is Transfer Function with MAPE = 20.13% and the tobacco production estimated is more realistic.

Keywords: production, tobacco, arima, transfer function, var, MAPE.

PENDAHULUAN

Tembakau ditetapkan sebagai salah satu komoditas strategis di sub sektor perkebunan, dengan fakta bahwa komoditas ini dan turunannya memegang peranan penting dalam perekonomian nasional sebagai salah satu sumber devisa, sumber penerimaan pemerintah (pajak/cukai), sumber pendapatan petani, dan penyedia lapangan kerja (pada sektor on farm maupun sektor industri rokok). Indonesia merupakan salah satu penghasil tanaman tembakau terbesar di dunia. Petani tembakau kerap menjuluki tanaman ini sebagai emas hijau. Tiap daerah juga memiliki kekhasan cita rasa masing-masing. Tembakau lokal Indonesia juga dikenal memiliki kualitas tinggi, bahkan jenis tembakau Indonesia merupakan komoditas yang paling diburu di pasar tembakau internasional

Seiring perkembangan waktu, kehadiran produk tembakau dan turunannya banyak ditentang masyarakat yakni dengan peningkatan kesadaran masyarakat terhadap kesehatan dan lingkungan. Hal ini berimplikasi terhadap konsumsi dan ekspor produk tembakau Indonesia, yang selanjutnya akan berpengaruh terhadap dinamika produksi dalam negeri. Berbagai dinamika terjadi saat ini sangat mempengaruhi gejolak produksi tembakau Indonesia. Kajian estimasi produksi di masa datang sangat diperlukan untuk mendukung perumusan kebijakan yang tepat terhadap komoditas ini.

Makalah ini membahas estimasi produksi tembakau, dengan menggunakan metode ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR. Metode yang paling handal digunakan untuk melakukan estimasi produksi tembakau 5 (lima) tahun kedepan,

METODOLOGI

1. Data dan Alat Pengolah Data

Data sekunder yang digunakan dalam makalah ini merupakan data series dari tahun 1973 – 2020 atau 48 series data seperti tersaji pada Tabel 1. Data series yang digunakan akan dibagi menjadi data training (1973-2014) dan data testing (2015-2020). Series data training digunakan untuk penelusuran model, sementara series data testing digunakan untuk validasi model.

Tabel 1. Series Data yang Digunakan

No	Data	Series	Sumber
1	Produksi tembakau	1973 – 2020	Ditjen Perkebunan
2	Ekspor tembakau Indonesia	1973 – 2020	BPS
5	Harga tembakau dunia	1973 – 2020	World Bank

Alat pengolah data yang digunakan adalah software R dan RStudio. R adalah bahasa pemrograman dan perangkat lunak gratis yang dikembangkan oleh Ross Ihaka dan Robert Gentleman pada tahun 1993. R memiliki banyak fungsi dan *package* untuk statistik dan visualisasi data yang lengkap. Sementara, RStudio merupakan software yang digunakan untuk mempermudah menulis dan menggunakan bahasa R. RStudio adalah *integrated development environment* (IDE) untuk R. RStudio mencakup konsol, editor penyorotan sintaks yang mendukung eksekusi kode langsung, serta alat untuk merencanakan, riwayat, debugging, dan manajemen ruang kerja. RStudio tersedia dalam edisi *open source* dan komersial dan dapat dijalankan di desktop (Windows, Mac, dan Linux) atau di browser yang terhubung ke RStudio Server atau RStudio Server Pro (Debian / Ubuntu, Red Hat / CentOS, dan SUSE Linux). Ringkasnya, jika bahasa R adalah mesin, RStudio merupakan *interface*-nya. RStudio memudahkan kita untuk berkomunikasi dengan R sehingga kita bisa menjalankan fungsi-fungsi statistika dan data science.

2. Tinjauan Literatur

Metode statistik yang dikembangkan oleh para ahli untuk melakukan peramalan data sangat beragam, baik peubah tunggal maupun peubah ganda, diantaranya metode ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR (*Vector Autoregression*).

a. *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) atau biasa disebut juga dengan metode *time series Box Jenkins*, sangat sesuai digunakan untuk melakukan peramalan jangka pendek, sementara untuk peramalan jangka panjang kurang baik ketepatannya. Metode ARIMA merupakan metode yang hanya menggunakan peubah dependen dan mengabaikan peubah independen sewaktu melakukan peramalan.

Metode ARIMA dibagi kedalam tiga kelompok model, yaitu *Autoregressive model (AR)*, *Moving Average model (MA)* dan model campuran yang memiliki karakteristik kedua model di atas yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*.

1) *Autoregressive Model (AR)*

AR adalah suatu model yang menjelaskan pergerakan suatu peubah melalui peubah itu sendiri di masa lalu.

Model *autoregressive* orde ke-*p* dapat ditulis sebagai berikut:

ARIMA (*p*,0,0)

$$Y_t = \mu + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \dots \dots \dots (1)$$

dimana:

Y_t = data *time series* sebagai variable dependen pada waktu ke-*t*

Y_{t-p} = data *time series* pada kurun waktu ke (*t-P*)

μ = suatu konstanta

$\theta_1 \dots \theta_p$ = parameter autoregressive ke-*p*

ε_t = nilai kesalahan pada waktu ke *t*

2) *Moving Average Model (MA)*

MA adalah suatu model yang melihat pergerakan peubahnya melalui sisaannya di masa lalu.

Bentuk model MA dengan ordo *q* atau MA (*q*) atau model ARIMA (0,*d*,*g*) dapat ditulis sebagai berikut:

$$Y_t = \mu - \phi_1 \varepsilon_{t-1} - \phi_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \phi_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \dots \dots \dots (2)$$

dimana:

Y_t = data *time series* sebagai variable dependen pada waktu ke-*t*

$\phi_1 \dots \phi_q$ = parameter-parameter moving average

ε_{t-q} = nilai kesalahan pada waktu ke (*t-q*)

3) *Autoregressive Intergrated Moving Everage (ARIMA)*

ARIMA merupakan model dari fungsi linier nilai lampau beserta nilai sekarang dan sisaan lampaunya. Bentuk modelnya adalah

$$Y_t = \mu + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} - \phi_1 \varepsilon_{t-1} - \phi_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \phi_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \dots \dots \dots (3)$$

dimana:

Y_t = data *time series* sebagai variable dependen pada waktu ke-*t*

Y_{t-p} = data *time series* pada kurun waktu ke (*t-P*)

μ = suatu konstanta

$\theta_1 \theta_2 \dots \theta_p \phi_1 \phi_2 \dots \phi_n$ = parameter-parameter model

ε_{t-q} = nilai sisaan pada waktu ke-(t-q)

b. Metode Fungsi Transfer

Model fungsi transfer adalah suatu model yang menggambarkan nilai dari prediksi masa depan dari suatu deret berkala (disebut deret output atau Y_t) didasarkan pada nilai-nilai masa lalu dari deret itu sendiri (Y_t) dan didasarkan pula pada satu atau lebih deret berkala yang berhubungan (disebut deret input atau X_t) dengan deret output tersebut. Model fungsi transfer merupakan fungsi dinamis yang pengaruhnya tidak hanya pada hubungan linier antara deret input dengan deret output pada waktu ke-t, tetapi juga pada waktu $t+1, t+2, \dots, t+k$. Hubungan seperti ini pada fungsi transfer dapat menimbulkan delay (waktu senjang) antara peubah *input* dan peubah *output*.

Tujuan pemodelan fungsi transfer adalah untuk menetapkan model yang sederhana, yang menghubungkan deret output (Y_t) dengan deret input (X_t) dan gangguan/noise (ε_t). Wei (1994) juga menjelaskan bahwa di dalam fungsi transfer terdapat rangkaian output yang mungkin dipengaruhi oleh rangkaian multiple input. Pada kasus single input peubah, dapat menggunakan metode korelasi silang yang dianjurkan oleh Box and Jenkins (1976). Teknik ini juga dapat digunakan ketika terdapat single input peubah yang lebih dari satu selama antar variable input tidak berkorelasi silang. Jika beberapa atau semua peubah input berkorelasi silang maka teknik prewhitening atau metode korelasi silang tidak dapat digunakan secara langsung. Alasan utama bagi perlunya suatu perencanaan atau peramalan adalah adanya tenggang waktu pengambilan keputusan yang dapat berkisar dari beberapa hari atausampai beberapa tahun. Pada analisis fungsi transfer untuk peramalan deret berkala univariate, terdapat deret berkala output yang diperkirakan dipengaruhi oleh deret berkala input dan input-input lain yang digabungkan dalam satu kelompok yang disebut gangguan (noise). Deret input mempengaruhi deret output melalui sebuah fungsi transfer yang mendistribusikan pengaruhnya secara dinamis

melalui beberapa periode waktu yang akan datang dengan persentase tertentu yang disebut sebagai bobot respons impuls atau bobot fungsi transfer.

Model umum Fungsi Transfer:

$$y_t = \nu(B)x_t + N_t \quad \longrightarrow \quad y_t = \frac{\omega_x(B)}{\delta_r(B)} x_{t-b} + \frac{\theta_x(B)}{\phi_p(B)} \varepsilon_t \quad \dots(4)$$

Dimana:

- $b \rightarrow$ panjang jeda pengaruh X_t terhadap Y_t
- $r \rightarrow$ panjang lag Y periode sebelumnya yang masih mempengaruhi Y_t
- $s \rightarrow$ panjang jeda X periode sebelumnya yang masih mempengaruhi Y_t
- $p \rightarrow$ ordo AR bagi noise N_t
- $q \rightarrow$ ordo MA bagi noise N_t

c. Vector Autoregression (VAR)

Vector Autoregression (VAR) dikemukakan pertama kali oleh Christopher Sims (1980). Sims mengembangkan model ekonometri dengan mengabaikan pengujian asumsi secara apriori. VAR dikembangkan oleh Sims sebagai kritik atas metode simultan. Jumlah peubah yang besar dan klasifikasi endogen dan eksogen pada metode simultan merupakan dasar dari kritik tersebut. Penggunaan pendekatan struktural atas pemodelan persamaan simultan biasanya menerapkan teori ekonomi di dalam usahanya untuk mendeskripsikan hubungan antar peubah yang ingin diuji. Akan tetapi sering ditemukan bahwa teori ekonomi saja ternyata tidak cukup kaya di dalam menyediakan spesifikasi yang ketat dan tepat atas hubungan dinamis antar peubah (Gujarati, 2010). Model VAR merupakan jalan keluar atas permasalahan ini melalui pendekatan non-struktural atau tidak mendasarkan pada teori ekonomi tertentu (*atheoretical*). Metode VAR memperlakukan seluruh peubah secara simetris tanpa memperlakukan peubah dependen dan independen atau dengan kata lain model ini memperlakukan seluruh peubah sebagai peubah endogen., karena pada kenyataannya suatu peubah dapat bertindak sebagai endogen atau dependen dari suatu peubah yang lainnya (Gujarati, 2010).

Kelebihan dalam penggunaan metode VAR (Gujarati, 2010):

- 5) Kemudahan dalam penggunaan, tidak perlu mengkhawatirkan tentang penentuan peubah endogen dan peubah eksogen.
- 6) Kemudahan dalam estimasi, metode *Ordinary Least Square* (OLS) dapat diaplikasikan pada tiap persamaan secara terpisah.
- 7) *Forecast* atau peramalan yang dihasilkan pada beberapa kasus ditemukan lebih baik daripada yang dihasilkan oleh model persamaan simultan yang kompleks.
- 8) Perangkat estimasi yang digunakan adalah *Impulse Respon Function* (IRF) untuk melacak respon dari peubah dependen dalam sistem VAR terhadap *shock* dari *error term* dan *Variance Decomposition* yang memberikan informasi mengenai pentingnya masing-masing *error term* dalam mempengaruhi peubah-peubah dalam VAR.

Di sisi lain, terdapat beberapa kritik terhadap model VAR menyangkut permasalahan berikut (Gujarati, 2010) :

- 6) Model VAR merupakan model yang *atheoritic* atau tidak berdasarkan teori, hal ini tidak seperti pada persamaan simultan. Pada persamaan simultan, pemilihan peubah yang akan dimasukkan dalam persamaan memegang peranan penting dalam mengidentifikasi model.
- 7) Pada model VAR penekanannya terletak pada *forecasting* atau peramalan sehingga model ini kurang cocok digunakan dalam menganalisis kebijakan.
- 8) Permasalahan yang besar dalam model VAR adalah pada pemilihan *lag length* atau panjang lag yang tepat. Karena semakin panjang lag, maka akan menambah jumlah parameter yang akan bermasalah pada *degrees of freedom*.
- 9) Peubah yang tergabung pada model VAR harus stasioner. Apabila tidak stasioner, perlu dilakukan transformasi bentuk data, misalnya melalui *first difference*.
- 10) Sering ditemui kesulitan dalam menginterpretasi tiap koefisien pada estimasi model VAR, sehingga sebagian besar peneliti melakukan interpretasi pada estimasi fungsi *impulse respon*.

Estimasi Model VAR

Enders (2004) menjelaskan, ketika peneliti tidak memiliki kepastian untuk menentukan bahwa suatu peubah adalah eksogen, maka suatu perluasan analisis fungsi perpindahan alami akan memperlakukan masing-masing peubah secara simetris. Sebagai contoh, pada kasus-kasus peubah yang membiarkan alur waktu atau *time path* $\{s_t\}$ dipengaruhi oleh nilai saat ini dan waktu sebelumnya dari $\{y_t\}$ dan membiarkan *time path* $\{y_t\}$ dipengaruhi oleh nilai saat ini dan waktu sebelumnya dari $\{s_t\}$.

Di dalam sistem *bivariate*, hubungan tersebut dapat digambarkan seperti pada persamaan 5 di bawah ini:

$$\begin{aligned} s_t &= b_{10} - b_{12}y_t + \gamma_{11}s_{t-1} + \gamma_{12}y_{t-1} + \varepsilon_{s_t} \\ y_t &= b_{20} - b_{21}s_t + \gamma_{21}s_{t-1} + \gamma_{22}y_{t-1} + \varepsilon_{y_t} \end{aligned} \dots\dots\dots(5)$$

Dengan mengasumsikan bahwa kedua peubah s_t dan y_t adalah stasioner: ε_{s_t} dan ε_{y_t} adalah *disturbances* yang memiliki rata-rata nol dan matriks kovarians terbatas atau bersifat *white noise* dengan standar deviasi yang berurutan σ_s dan σ_y : serta $\{\varepsilon_{s_t}\}$ dan $\{\varepsilon_{y_t}\}$ adalah *disturbances* yang independen dengan rata-rata nol dan kovarian terbatas (*uncorrelated white-noise disturbances*). Kedua persamaan di atas merupakan orde pertama VAR, karena panjang *lag* nya hanya satu. Agar persamaan 6 lebih

mudah dipahami dan digunakan sebagai alat analisis maka ditransformasikan dengan menggunakan matriks aljabar, dan hasilnya dapat dituliskan secara bersama seperti pada persamaan di bawah ini:

$$\begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_t \\ y_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_{t-1} \\ y_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{s_t} \\ \varepsilon_{y_t} \end{bmatrix}$$

Atau dengan bentuk lain:

$$Bx_t = \Gamma_0 + \Gamma_1 X_{t-1} + \varepsilon_t \dots\dots\dots(6)$$

Dimana:

$$B = \begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix} \quad x_t = \begin{bmatrix} s_t \\ y_t \end{bmatrix} \quad \Gamma_0 = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix}$$

$$\Gamma_1 = \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \quad \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{s_t} \\ \varepsilon_{y_t} \end{bmatrix}$$

Dengan melakukan pengalihan antara persamaan (4.2) dengan B^{-1} atau invers matriks B, maka akan dapat ditentukan model VAR dalam bentuk standar, seperti dituliskan pada persamaan di bawah ini:

$$x_t = A_0 + A_1 x_{t-1} + \ell_t \dots\dots\dots(7)$$

$$A_0 = B^{-1} \Gamma_0$$

dimana $A_1 = B^{-1} \Gamma_1$

$$\ell_t = B^{-1} \varepsilon_t$$

Untuk tujuan notasi, maka $\{a_{i0}\}$ dapat didefinisikan sebagai elemen ke-i dari vektor A_0 ; $\{a_{ij}\}$ sebagai elemen dalam baris ke-i dan baris ke-j dari matriks A_1 ; dan $\{e_{it}\}$ sebagai elemen ke-i dari vektor e_t . Dengan menggunakan notasi baru yang telah dijelaskan sebelumnya, maka persamaan 7 dapat ditulis menjadi:

$$\begin{aligned} s_t &= a_{10} + a_{11}s_{t-1} + a_{12}y_{t-1} + e_{1t} \\ y_t &= a_{20} + a_{21}s_{t-1} + a_{22}y_{t-1} + e_{2t} \dots\dots\dots(8) \end{aligned}$$

Fungsi Impulse Response

Fungsi *impulse response* menggambarkan tingkat laju dari *shock* peubah yang satu terhadap peubah yang lainnya pada suatu rentang periode tertentu. Sehingga dapat dilihat lamanya pengaruh dari *shock* suatu peubah terhadap peubah lain sampai pengaruhnya hilang atau kembali ke titik keseimbangan. Analisis fungsi *impulse respon* dapat dituliskan dalam bentuk *Vector Moving Avarage (VMA)* dari bentuk standar VAR pada persamaan 9.

$$\begin{bmatrix} s_t \\ y_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{s} \\ \bar{y} \end{bmatrix} + \sum_{i=1}^{\infty} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}^i \begin{bmatrix} e_{1t-i} \\ e_{2t-i} \end{bmatrix} \dots\dots\dots(9)$$

dimana s_t dan y_t memiliki hubungan dengan e_{1t} dan e_{2t} secara berurutan. Selanjutnya dengan menggunakan operasi aljabar matriks maka *vector error* dapat ditentukan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \end{bmatrix} = \frac{1}{1-b_{12}b_{21}} \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ -b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{st-i} \\ \varepsilon_{yt-i} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (10)$$

dengan menggabungkan persamaan (9) dan (10) akan didapat:

$$\begin{bmatrix} s_t \\ y_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{s} \\ \bar{y} \end{bmatrix} + \frac{1}{1-b_{12}b_{21}} \sum_{i=0}^{\infty} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}^i \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ -b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{st-i} \\ \varepsilon_{yt-i} \end{bmatrix} \dots (11)$$

Persamaan 11 dapat disederhanakan dengan mendefinisikan matriks 2x2 Φ_i dengan elemen $\Phi_{jk} (i)$ seperti persamaan berikut :

$$\Phi_i = A_1^i / (1-b_{12}b_{21}) \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} \\ -b_{21} & 1 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (12)$$

sehingga diperoleh bentuk matriks persamaan fungsi *impulse respon*:

$$\begin{bmatrix} s_t \\ y_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{s} \\ \bar{y} \end{bmatrix} + \sum_{i=0}^n \begin{bmatrix} \phi_{11}(i) & \phi_{12}(i) \\ \phi_{21}(i) & \phi_{22}(i) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{st-1} \\ \varepsilon_{yt-1} \end{bmatrix} \dots (13)$$

dimana :

- $\Phi_{ij} (i)$ = efek dari *structural shock* pada s dan y
- $\Phi_{ij} (0)$ = *impact multipliers*
- $\sum \Phi_{ij} (i)$ = *cumulative multipliers*
- $\sum \Phi_{ij} (i)$ pada saat $n \rightarrow \infty$ = *long run multipliers*

Variance Decomposition

Variance decomposition atau disebut juga *forecast error variance decomposition* merupakan perangkat pada model VAR yang akan memisahkan variasi dari sejumlah peubah yang diestimasi menjadi komponen-komponen *shock* atau menjadi peubah *innovation*, dengan asumsi bahwa peubah-peubah *innovation* tidak saling berkorelasi. Kemudian, *variance decomposition* akan memberikan informasi mengenai proporsi dari pergerakan pengaruh *shock* pada sebuah peubah terhadap *shock* peubah yang lain pada periode saat ini dan periode yang akan datang.

Bentuk VMA dari peubah x pada satu periode ke depan dapat dituliskan sbb.:

$$x_{t+1} = \bar{x} + \sum_{i=0}^{\infty} \phi_i \varepsilon_{t+1-i} \dots\dots\dots (14)$$

Forecast error pada satu periode kedepan adalah:

$$E_t x_{t+1} = \bar{x} + \sum_{i=1}^{\infty} \phi_i \varepsilon_{t+1-i} \dots\dots\dots (15)$$

Forecast satu periode ke depan dilambangkan dengan $\Phi_0 \varepsilon_{t+1}$. *Forecast error* pada periode n ke depan adalah:

$$x_{t+n} - E_t x_{t+n} = \bar{x} + \sum_{i=0}^{n-1} \phi_i \varepsilon_{t+n-i} \dots\dots\dots (16)$$

Forecast error pada n periode ke depan untuk peubah s adalah:

$$s_{t+n} - E y_{t+n} = \phi_{11}(0)\varepsilon_{st+n} + \phi_{11}(1)\varepsilon_{st+n-1} + \dots + \phi_{11}(n-1)\varepsilon_{st+1} + \phi_{12}(0)\varepsilon_{yt+n} + \phi_{12}(1)\varepsilon_{yt+n-1} + \dots + \phi_{12}(n-1)\varepsilon_{yt+1} \quad (17)$$

Variance dari forecast error s_{t+n} periode n ke depan adalah $\sigma_s(n)^2$ dimana:

$$\sigma_s(n)^2 = \sigma_s^2[\phi_{11}(0)^2 + \phi_{11}(1)^2 + \dots + \phi_{11}(n-1)^2] + \sigma_y^2[\phi_{12}(0)^2 + \phi_{12}(1)^2 + \dots + \phi_{12}(n-1)^2] \dots \dots \dots (18)$$

Forecast error variance decomposition adalah proporsi dari $\sigma_s(n)^2$ terhadap shock s dan shock y.

Sehingga forecast error variance decomposition pada shock s adalah:

$$\sigma_s^2[\phi_{11}(0)^2 + \phi_{11}(1)^2 + \dots + \phi_{11}(n-1)^2] / \sigma_s(n)^2 \dots \dots \dots (19)$$

sedangkan forecast error variance decomposition pada shock y adalah:

$$\sigma_y^2[\phi_{12}(0)^2 + \phi_{12}(1)^2 + \dots + \phi_{12}(n-1)^2] / \sigma_s(n)^2 \dots \dots \dots (20)$$

HASIL PEMBAHASAN

Estimasi produksi tembakau Indonesia dilakukan guna mendapatkan estimasi tahun 2021 – 2025, menggunakan pendekatan 3 metode, yakni ARIMA, VAR dan Fungsi Transfer. Metode terbaik dipilih berdasarkan signifikansi parameter statistik, nilai MAPE terkecil dan performa hasil estimasi yang realistis.

1. Estimasi Metode ARIMA

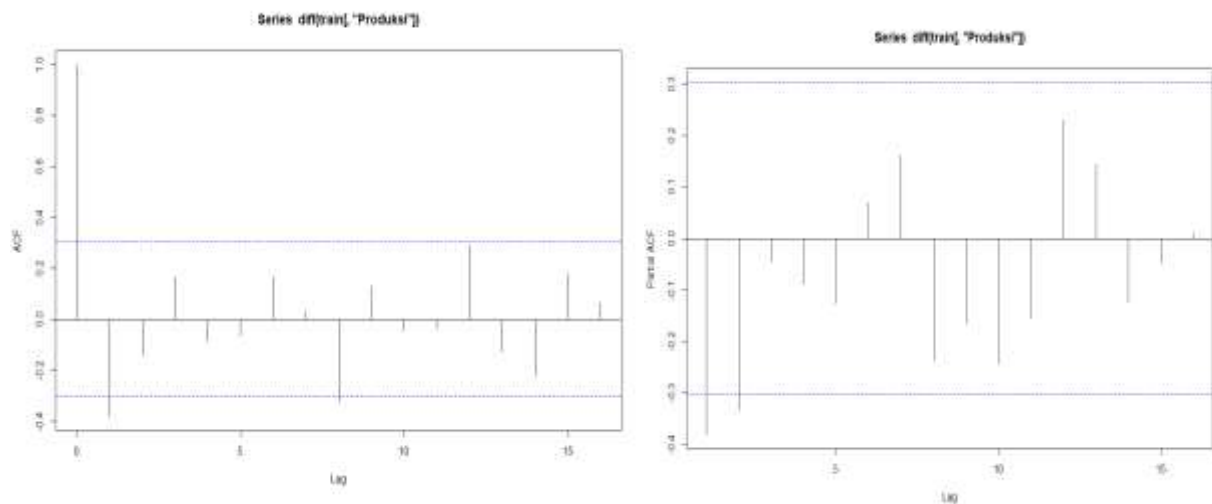
Syarat analisis menggunakan metode ARIMA adalah kestasioneran data. Hasil uji Augmented Dickey-Fuller data produksi tembakau series tahun 1973-2020 menunjukkan sudah stasioner dengan pembedaan (*differencing*) tingkat 1, dengan nilai statistik uji lebih kecil dari nilai kritis sebagai berikut:

Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test:
Value of test-statistic is: **-5.0501** 9.1335 12.8441

Critical values for test statistics:

	1pct	5pct	10pct
tau3	-4.04	-3.45	-3.15
phi2	6.50	4.88	4.16
phi3	8.73	6.49	5.47

Data series produksi tembakau dibagi menjadi series *data training* (1973 – 2014) yang digunakan untuk mencari model terbaik dan series *data testing* (2015-2020) untuk validasi model. Penentuan ordo lag p (AR) dan q (MA) melalui pengamatan plot ACF dan PACF menunjukkan bahwa model tentatif adalah ARIMA (2,1,2) seperti tersaji pada Gambar 1.



Gambar 1. Plot ACF dan PACF Data Produksi Tembakau, 1973-2020

Investigasi lag p (AR) dan q (MA) dengan memanfaatkan *script aoutoarima* pada RStudio menunjukkan model ARIMA (2,1,0) sebagai model tentatif. *Script armaselect* pada RStudio menunjukkan 10 model tentatif berdasarkan nilai SBC terkecil, yang didalamnya terdapat model ARIMA (2,1,2) sebagaimana hasil investigasi plot ACF dan PACF, serta model ARIMA (2,1,0) sebagaimana hasil *script autoarima* seperti tersaji pada Tabel 2.

Tabel 2. Model Tentative Produksi Tembakau dengan Differencing Tingkat 1 Berdasarkan *Script Armaselect*

	p	q	sbc
[1,]	2	0	853.99
[2,]	3	0	858.07
[3,]	2	1	858.79
[4,]	4	0	861.07
[5,]	0	1	861.07
[6,]	1	0	862.05
[7,]	3	1	862.28
[8,]	5	0	863.24
[9,]	2	2	863.91
[10,]	0	0	864.64

Signifikansi dan nilai MAPE dari sepuluh model tentatif tersebut disajikan pada Tabel 3 berikut:

Tabel 3. Signifikansi Lag AR dan MA pada 10 Model Tentatif

Model	Signifikansi							MAPE	
	AR ₁	AR ₂	AR ₃	AR ₄	AR ₅	MA ₁	MA ₂	Training	Testing
(2,1,0)	***	***						16.03	33.32
(3,1,0)	**	**	-					16.07	33.72
(2,1,1)	-	-				-		15.39	25.65
(4,1,0)	***	***	-	-				15.42	25.77
(0,1,1)						***		15.53	28.31
(1,1,0)	**							17.27	37.86
(3,1,1)	-	-	-			***		15.38	27.64
(5,1,0)	***	***	-	*	-			13.94	21.02
(2,1,2)	-	-				-	-	15.50	25.88

Keterangan : Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Model akhir yang dipilih didasarkan pada nilai MAPE data *testing* yang lebih kecil, yakni model ARIMA (5,1,0). Uji signifikansi terhadap komponen AR adalah sebagai berikut:

```
Series: train[, "Produksi"]
ARIMA(5,1,0)

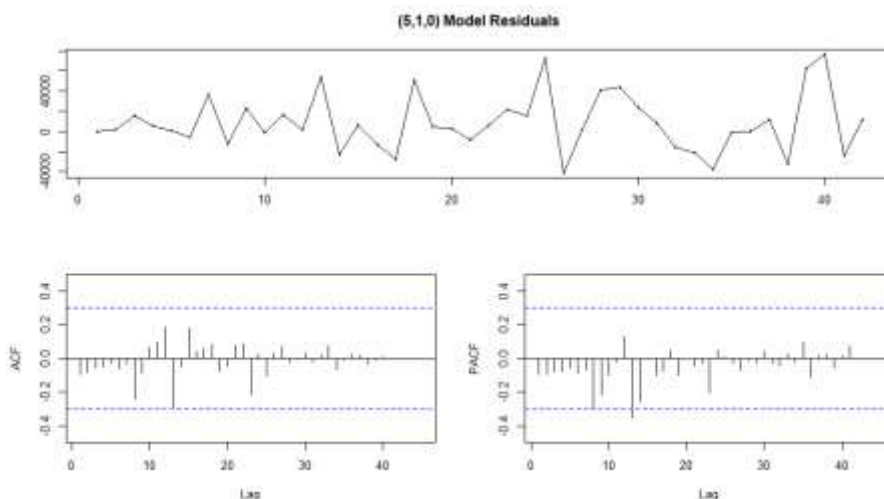
Coefficients:
    ar1  ar2  ar3  ar4  ar5
-0.6426 -0.6323 -0.2465 -0.2511 -0.1515
s.e. 0.1546 0.1799 0.2080 0.1997 0.1690

sigma^2 estimated as 983405822: log likelihood=-480.47
AIC=972.93 AICc=975.41 BIC=983.22

z test of coefficients:
Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1 -0.64264 0.15464 -4.1556 3.244e-05 ***
ar2 -0.63230 0.17988 -3.5152 0.0004395 ***
ar3 -0.24647 0.20804 -1.1847 0.2361241
ar4 -0.25106 0.19968 -1.2573 0.2086452 *
ar5 -0.15149 0.16902 -0.8963 0.3700985
```

 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Pemeriksaan sisaan terhadap model terpilih yakni ARIMA (5,1,0) menunjukkan pola terdistribusi normal serta pola ACF dan PACF sisaan yang tidak nyata, seperti tersaji pada Gambar 2. Hasil Uji Ljung-Box yang mengindikasikan autokorelasi sisaan tidak signifikan hingga 30 lag (Tabel 4).



Gambar 2. Plot Sisaan Model ARIMA (5,1,0) Produksi Tembakau

Tabel 4. Hasil Uji Ljung-Box Arima (5,1,0)

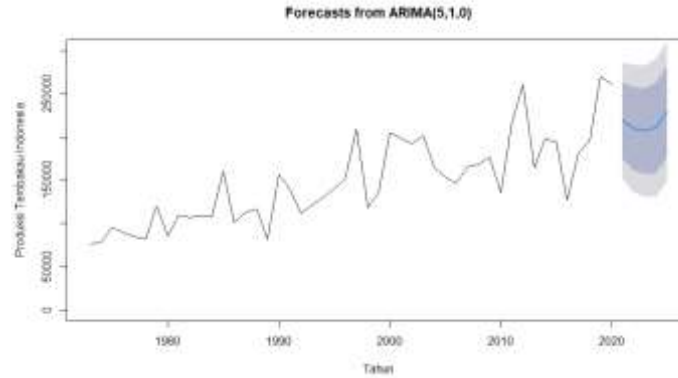
lags	statistic	df	p-value
5	1.058585	5	0.9577034
10	5.126771	10	0.8825502
15	15.763894	15	0.3979146
20	17.392888	20	0.6273341
25	24.364004	25	0.4984292
30	25.342581	30	0.7082181

Setelah asumsi sisaan telah memenuhi syarat, maka dilakukan peramalan yang menghasilkan nilai MAPE sebesar 13,94% untuk data *training* dan 21,02% untuk data *testing*, seperti tersaji pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai MAPE pada Model Arima (5,1,0)

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	8472.882	31909.64	21832.12	2.951583	13.93681	0.7759291	-0.1123363
Test set	-13136.875	42472.08	36308.24	-12.311938	21.02398	1.2904207	NA

Ramalan produksi tembakau tahun 2021 – 2025 menggunakan metode ARIMA (5,1,0) serta plot hasil ramalannya tersaji pada Tabel 6 dan Gambar 3.



Gambar 3. Plot Ramalan Produksi Tembakau dengan Metode ARIMA (5,1,0)

Tabel 6. Ramalan Produksi Tembakau Indonesia dengan Metode ARIMA (5,1,0)

Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
49	218762.3	175044.9	262479.6	151902.3	285622.2
50	209538.0	161037.2	258038.8	135362.5	283713.6
51	206616.9	156903.4	256330.3	130586.7	282647.0
52	210560.2	158127.3	262993.1	130371.0	290749.3
53	230059.5	177031.6	283087.4	148960.3	311158.7

Produksi tembakau Indonesia tahun 2021 berdasarkan model ARIMA (5,1,0) diperkirakan mencapai 218,76 ribu ton dan diperkirakan akan mengalami peningkatan dengan rata-rata 1,39% per tahun, hingga menjadi 230,06 ribu ton pada tahun 2025.

2. Estimasi Metode Fungsi Transfer

Pergerakan harga komoditas di dunia merupakan dampak secara tidak langsung dari meningkatnya perekonomian negara-negara pengimpor komoditas tersebut. Sementara, pergerakan produksi suatu komoditas mempengaruhi kemampuan suatu negara dalam menawarkan suatu komoditas yang akan diekspor. Berdasarkan fakta diatas, maka diasumsikan bahwa produksi tembakau Indonesia akan dipengaruhi oleh harga tembakau di pasar dunia, sehingga akan dilakukan pemodelan Fungsi Transfer dengan menyertakan harga tembakau dunia sebagai peubah input.

Data deret input harga tembakau dunia mempunyai tren meningkat dari waktu ke waktu atau tidak stasioner sehingga harus dilakukan pembedaan/*differencing* sebagai syarat untuk melakukan pemodelan ARIMA. Model ARIMA data deret input yang kemudian akan diikutsertakan pada pemodelan Fungsi Transfer. Pembedaan tingkat 1 menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) telah diperoleh series data harga tembakau dunia yang stasioner, sebagai berikut:

Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test
Value of test-statistic is: -3.5188

Critical values for test statistics:
1pct 5pct 10pct
tau1 -2.62 -1.95 -1.61

Penelusuran model ARIMA untuk deret input harga tembakau dunia menggunakan *script armaselect* pada RStudio ditunjukkan 10 model tentative berdasarkan nilai SBC terkecil seperti tersaji pada Tabel 7. Signifikansi lag AR dan MA untuk sepuluh model tentatif tersebut tersaji pada Tabel 8.

Tabel 7. Model Tentative Peubah Input Harga Tembakau Dunia

p q	p	q	sbcc
[1,]	0	0	489.7019
[2,]	1	0	491.7984
[3,]	2	0	496.4614
[4,]	3	0	498.9575
[5,]	5	0	499.2843
[6,]	4	0	499.3055
[7,]	0	4	500.7054
[8,]	0	3	501.0499
[9,]	1	4	504.1216
[10,]	0	5	504.3101

Tabel 8. Signifikansi Lag AR dan MA pada Model Peubah Input Harga Tembakau Dunia

Model	Signifikansi								
	ar1	ar2	ar3	ar4	ar5	ma1	ma2	ma3	ma4
(1,1,0)	*								
(2,1,0)	*								
(3,1,0)	*								
(5,1,0)	**			.	**				
(4,1,0)	.								
(0,1,4)						**			*
(0,1,3)						-	-	-	
(1,1,4)						**			.
(0,1,5)						*			

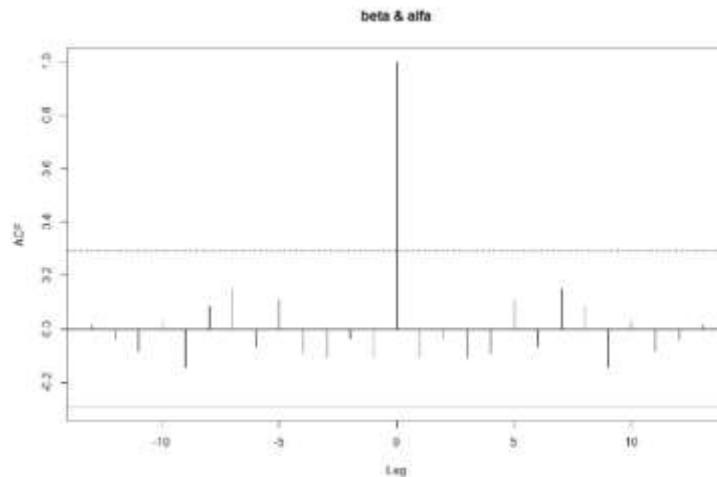
Keterangan : Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Berdasarkan model tentatif tersebut, diperoleh bahwa model **ARIMA (1,1,0)** merupakan model terbaik dengan komponen AR yang nyata seperti tersaji pada Tabel 8. Signifikansi model ARIMA (1,1,0) peubah input harga tembakau dunia sebagai berikut:

```
Call:
arima(x = train.h[, "Harga_Dunia"], order = c(1, 1, 0))

Coefficients:
  ar1
 0.3124
s.e. 0.1448
sigma^2 estimated as 67284: log likelihood = -307.05, aic = 618.1

z test of coefficients:
  Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1 0.31236  0.14481  2.1571  0.031 *
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```



Gambar 4. Plot Korelasi Silang Deret Input Harga Tembakau Dunia dengan Produksi Tembakau

Series data deret input (harga tembakau dunia) maupun deret output (produksi tembakau) mempunyai tren atau tidak stasioner, sehingga menghasilkan hubungan yang semu. Oleh karenanya, perlu dilakukan analisis korelasi silang terhadap kedua data tersebut dengan hasil tersaji pada Gambar 4. Plot korelasi menunjukkan nyata pada lag=0 atau nilai $b=0$ yang artinya tidak ada jeda pengaruh harga tembakau dunia terhadap produksi tembakau Indonesia atau harga tembakau dunia mempengaruhi produksi tembakau Indonesia pada seketika waktu, dan nilai $s=0$ atau tidak ada panjang pengaruh harga tembakau global terhadap produksi tembakau Indonesia. Nilai $r=0$ atau tidak ada pengaruh produksi tembakau periode sebelumnya terhadap produksi tembakau periode ini karena adanya perubahan harga tembakau global. Hal ini mengingat data series produksi tembakau merupakan data tahunan.

Selanjutnya, untuk menghasilkan ordo yang paling tepat guna menentukan ordo Fungsi Transfer dilakukan penelusuran model *noise* menggunakan model ARIMA. Pada analisis fungsi transfer untuk peramalan deret berkala univariate, terdapat deret berkala output yang diperkirakan dipengaruhi oleh deret berkala input dan input-input lain yang digabungkan dalam satu kelompok yang disebut gangguan (*noise*). Penelusuran model *noise* atau model dari deret waktu sisaan model Fungsi Transfer dengan nilai $(r,s,b) = (0,0,0)$ diperoleh bahwa model ARIMA (2,1,0) sebagai model terbaik. Signifikansi masing-masing koefisien pada model *noise* ARIMA (2,1,0) adalah sebagai berikut:

```
Series: res
ARIMA(2,1,0)

Coefficients:
    ar1    ar2
   -0.5468 -0.4201
s.e.  0.1378  0.1350

sigma^2 estimated as 1.045e+09: log likelihood=-494.96
AIC=995.93  AICc=996.56  BIC=1001.14
z test of coefficients:

Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1 -0.54676  0.13776 -3.9690 7.218e-05 ***
ar2 -0.42014  0.13503 -3.1114 0.001862 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Diagnosa kelayakan model dilakukan melalui pengepasan model berbasis Fungsi Transfer dengan derajat $(r,b,s) = (0,0,0)$ dan model *noise* ARIMA (2,1,0) terhadap produksi tembakau dengan menggunakan data aktual harga tembakau dunia periode data tahun 2015-2020, diperoleh nilai MAPE data training sebesar 15,10%

Series: train.h[, "Produksi"]
 Regression with ARIMA(2,1,0) errors

Coefficients:

	ar1	ar2	xreg
	-0.5836	-0.4589	10.1368
s.e.	0.1348	0.1325	11.5492

sigma^2 estimated as 963498671: log likelihood=-492.77
 AIC=993.54 AICc=994.62 BIC=1000.49

Training set error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	3506.889	29561.31	22338.88	-0.1143541	15.09796	0.85023	-0.07202387

z test of coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
ar1	-0.58361	0.13483	-4.3286	1.501e-05 ***
ar2	-0.45889	0.13255	-3.4621	0.000536 ***
xreg	10.13676	11.54921	0.8777	0.380106

 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diagnosa kelayakan model selanjutnya adalah dengan menguji model Fungsi Transfer ini untuk melakukan peramalan dengan peubah input menggunakan data aktual yang menghasilkan MAPE data testing sebesar 19,74%, sebagai berikut:

Series: test.h[, "Produksi"]
 Regression with ARIMA(2,1,0) errors

Coefficients:

	ar1	ar2	xreg
	-0.5836	-0.4589	10.1368
s.e.	0.0000	0.0000	0.0000

sigma^2 estimated as 963498671: log likelihood=-50.35
 AIC=102.7 AICc=104.7 BIC=102.09

Training set error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	46160.93	58477.96	46160.93	19.74401	19.74401	1.215881	-0.163146

Apabila peubah input harga tembakau global dilakukan peramalan terlebih dahulu, maka model Fungsi Transfer ini menghasilkan MAPE data testing sebesar 20,03% sebagai berikut:

Series: test.h[, "Produksi"]
 Regression with ARIMA(2,1,0) errors

Coefficients:

	ar1	ar2	xreg
	-0.5836	-0.4589	10.1368
s.e.	0.0000	0.0000	0.0000

sigma^2 estimated as 963498671: log likelihood=-50.26
 AIC=102.51 AICc=104.51 BIC=101.9

Training set error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	45093.21	57093.54	45093.21	19.33777	19.33777	1.187757	-0.1654929
Test set	16914.28	51889.29	40131.28	2.2131619	20.03261	1.4268151	NA

Hasil ramalan produksi tembakau tahun 2021 – 2025 menggunakan model Fungsi Transfer dengan derajat $(r,b,s) = (0,0,0)$ dan model noise ARIMA $(2,1,0)$ adalah sebagai berikut:

Time Series:
 Start = 49
 End = 53
 Frequency = 1
 [1] 237359.0 251406.7 253161.8 247193.4 249396.2

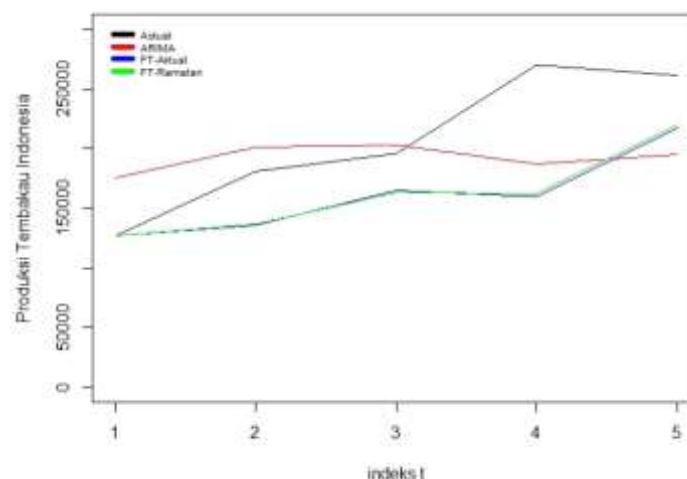
Tabel 9. Produksi Tembakau Indonesia Hasil Peramalan Model Fungsi Transfer, 2021 - 2025

Tahun	Produksi (Ton)	Pertumbuhan (%)
2020	261,018	
2021	237,359	-9.06
2022	251,407	5.92
2023	253,162	0.70
2024	247,193	-2.36
2025	249,396	0.89
Rata-rata Pertumbuhan (%)		-0.78

Keterangan : 2020 ATAP

2021-2025 Estimasi Model Fungsi Transfer

Produksi tembakau Indonesia tahun 2021 diperkirakan mencapai 237,36 ribu ton atau turun 9,06% dibandingkan Angka Tetap 2020. Produksi tembakau Indonesia tahun 2025 diperkirakan mencapai 249,40 ribu ton atau turun dengan rata-rata 0,78% per tahun.



Gambar 5. Plot Perbandingan Produksi Tembakau dengan Hasil Model

Gambar 7 menyajikan plot data aktual produksi tembakau Indonesia dan dibandingkan dengan plot hasil ramalan model ARIMA, hasil ramalan model Fungsi Transfer dengan derajat $(r,b,s) = (0,0,0)$ dengan input data aktual serta dengan input data hasil ramalan.

Estimasi *Vector Auto Regression* (VAR)

Model VAR merupakan alat analisis yang sangat berguna dalam memahami adanya hubungan timbal balik (*interrelationship*) antara peubah ekonomi maupun dalam pembentukan ekonomi yang berstruktur. Bahasan ini menyusun model produksi tembakau dengan mengikutsertakan peubah harga tembakau dunia dan volume ekspor tembakau Indonesia ke dalam sistem persamaan VAR. Model VAR dapat digunakan untuk menjelaskan fenomena semua peubah yang masuk ke dalam sistem, namun dalam sub bab ini lebih dibahas fenomena terhadap peubah produksi tembakau Indonesia, dan menggunakan hasil model VAR untuk peramalan produksi tahun 2021-2025.

Penelusuran model VAR dilakukan mulai dari lag $p=1$ hingga $p=5$ dengan mengikutsertakan tren dan atau konstanta. Hasil penelusuran diperoleh bahwa VAR dengan lag=1 dengan mengikutsertakan tren dan konstanta (type=both) merupakan model terbaik, dengan signifikansi sebagai berikut:

```

VAR Estimation Results:
=====
Endogenous variables: Produksi, Harga_Dunia, Voleks
Deterministic variables: both
Sample size: 42
Log Likelihood: -1191.79
Roots of the characteristic polynomial:
0.8563 0.5106 0.04326
Call:
VAR(y = data_tembakau[1:43, c(3, 5, 6)], p = 1, type = "both")

Estimation results for equation Produksi:
=====
Produksi = Produksi.l1 + Harga_Dunia.l1 + Voleks.l1 + const + trend

              Estimate  Std. Error  t value  Pr(>|t|)
Produksi.l1   -5.907e-02  1.701e-01  -0.347   0.73042
Harga_Dunia.l1 -5.204e+00  1.096e+01  -0.475   0.63776
Voleks.l1     -7.000e-01  6.612e-01  -1.059   0.29655
const         1.025e+05  3.287e+04  3.119   0.00350 **
trend         3.868e+03  1.235e+03  3.131   0.00339 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 27450 on 37 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.6521, Adjusted R-squared: 0.6145
F-statistic: 17.34 on 4 and 37 DF, p-value: 4.302e-08

Estimation results for equation Harga_Dunia:
=====
Harga_Dunia = Produksi.l1 + Harga_Dunia.l1 + Voleks.l1 + const + trend
              Estimate  Std. Error  t value  Pr(>|t|)
Produksi.l1   -0.001996  0.001605  -1.243   0.2216
Harga_Dunia.l1 0.744310  0.103442  7.195  1.56e-08 ***
Voleks.l1     -0.009449  0.006239  -1.514   0.1384
const         833.344737  310.227738  2.686   0.0108 *
trend         26.990759  11.657035  2.315   0.0262 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 259.1 on 37 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.9083, Adjusted R-squared: 0.8984
F-statistic: 91.64 on 4 and 37 DF, p-value: < 2.2e-16

Estimation results for equation Voleks:
=====

```

```

Voleks = Produksi.l1 + Harga_Dunia.l1 + Voleks.l1 + const + trend
              Estimate   Std. Error   t value Pr(>|t|)
Produksi.l1    0.10534   0.03236   3.255 0.00243 **
Harga_Dunia.l1 -2.09373   2.08487  -1.004 0.32178
Voleks.l1      0.72485   0.12575   5.764 1.31e-06 ***
const         456.51863 6252.63292 0.073 0.94219
trend          2.55252 234.94728 0.011 0.99139
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 5222 on 37 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.8284, Adjusted R-squared: 0.8098
F-statistic: 44.65 on 4 and 37 DF, p-value: 1.128e-13

```

Model VAR terpilih yakni $p=1$ type=both kemudian dilakukan uji normalitas terhadap sisaan, homokedastisitas dan non autokorelasi sudah terpenuhi sebagai berikut:

- Nilai p-value pada uji Portmanteau lebih besar dari 0,05 menunjukkan bahwa sisaan saling bebas atau asumsi mon autokorelasi terpenuhi

```

Portmanteau Test (asymptotic)
data: Residuals of VAR object vartembakau.b1
Chi-squared = 125.77, df = 135, p-value = 0.7034

```

- Pemeriksaan normalitas menggunakan Uji Jarque-Bera (JP-Test) menghasilkan nilai p-value yang lebih kecil dari 0,05, namun karena data series yang digunakan relatif panjang, maka data series ini dianggap normal.

```

JB-Test (multivariate)
data: Residuals of VAR object vartembakau.b1
Chi-squared = 7.8466, df = 6, p-value = 0.2496

Skewness only (multivariate)
data: Residuals of VAR object vartembakau.b1
Chi-squared = 4.3828, df = 3, p-value = 0.223

Kurtosis only (multivariate)
data: Residuals of VAR object vartembakau.b1
Chi-squared = 3.4638, df = 3, p-value = 0.3255

```

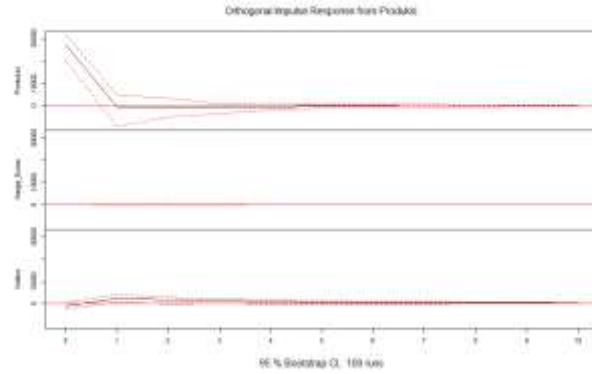
- Pemeriksaan heterokedastisitas model VAR dilakukan dengan pengujian ARCH-LM, menghasilkan nilai p-value yang lebih besar dari 0,05 menunjukkan bahwa ragam sisaan model VAR ini sudah homogen atau asumsi heterokedastisitas terpenuhi.

```

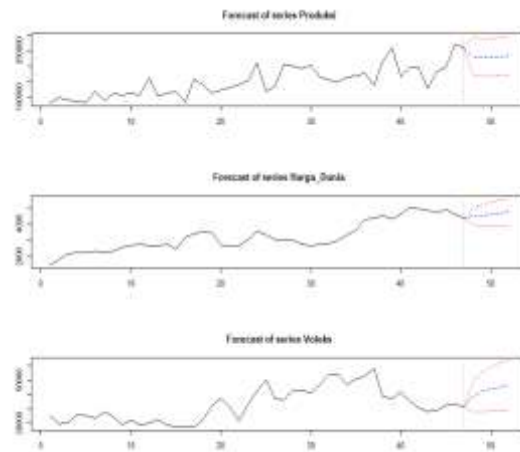
ARCH (multivariate)
data: Residuals of VAR object vartembakau.b1
Chi-squared = 193.18, df = 180, p-value = 0.2379

```

Hasil grafik orthogonal impulse response menunjukkan bahwa apabila ada perubahan produksi tembakau Indonesia pada tahun tertentu, maka produksi tembakau akan merespon hingga 1 tahun ke depan, sedangkan ekspor dan harga tembakau tidak terpengaruh. Hal ini mengingat bahwa tembakau merupakan tanaman semusim. Perubahan produksi tembakau Indonesia tidak berdampak pada harga tembakau global maupun ekspor tembakau Indonesia.



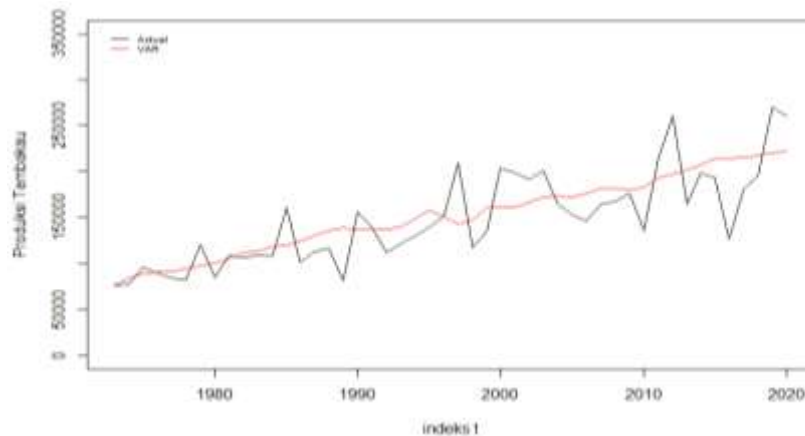
Gambar 6. Grafik Orthogonal Response Impuls Dampak Produksi Tembakau Indonesia



Gambar 7. Grafik Pola Plot Ramalan Model VAR dengan $p=1$, Type= Both

Nilai MAPE data testing sebesar 23,98%, sementara nilai MAPE data set training sebesar 14,91% sebagai berikut:

MAPE DATA TESTING						
Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.	
10.56	12.27	16.53	23.98	19.03	69.55	
MAPE DATA TRAINING						
Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.	
0.07894	7.15787	13.57114	14.90605	20.13176	71.01586	



Gambar 8. Plot Data Aktual Produksi Tembakau Indonesia dengan Hasil Ramalan VAR, 1973-2020
 Model VAR dengan $p=1$ dengan mempertimbangkan tren dan konstanta digunakan untuk melakukan peramalan data produksi tembakau Indonesia dengan hasil sebagai berikut:

Hasil ramalan 2021-2025
 [1] 230887.4 227738.7 228792.6 230803.6 233193.2

Tabel 10. Hasil Ramalan Produksi Tembakau dengan Metode VAR $p=1$ type=both

Tahun	Produksi (Ton)	Pertumbuhan (%)
2020	261,018	
2021	230,887	-11.54
2022	227,739	-1.36
2023	228,793	0.46
2024	230,804	0.88
2025	233,193	1.04
Rata-rata pertumbuhan (%)		-2.11

Keterangan : 2020 ATAP
 2021-2025 Estimasi Model VAR

Produksi tembakau Indonesia tahun 2021 berdasarkan hasil model VAR diperkirakan mencapai 230,89 ribu ton atau turun 11,54% dibandingkan Angka Tetap 2020. Produksi tembakau Indonesia tahun 2025 diperkirakan mencapai 233,19 ribu ton atau turun dengan rata-rata 2,11% per tahun

SIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan atas penelusuran tiga metode yang digunakan untuk memodelkan dan meramalkan data produksi tembakau Indonesia dapat dilihat perbandingan keterandalannya seperti tersaji pada Tabel 11.

Tabel 11. Keterandalan Tiga Metode Peramalan Produksi Tembakau

No	Model	Model/ Peubah input	MAPE		ATAP	Estimasi Produksi Tembakau (Ton)					Rata-rata pertumb. 2020-2025 (%)
			Training	Testing	2020	2021	2022	2023	2024	2025	
1	ARIMA	(5,1,0)	13,94	21,02	261,018	218,762	209,538	206,617	210,560	230,060	
	Pertumbuhan (%)					-16.19	-4.22	-1.39	1.91	9.26	-2.13
2	FUNGSI TRANSFER	Harga tembakau dunia Model: peubah input=ARIMA (1,1,0) Noise=ARIMA (2,1,0)	16.18	20.13	261,018	237,359	251,407	253,162	247,193	249,396	
	Pertumbuhan (%)					-9.06	5.92	0.70	-2.36	0.89	-0.78
3	VAR	$p=1$ type=both	14.91	23.98	261,018	230,887	227,739	228,793	230,804	233,193	
	Pertumbuhan (%)	Harga Dunia, Ekspor Indonesia				-11.54	-1.36	0.46	0.88	1.04	-2.11

Keterangan: ATAP = Angka Tetap dari Ditjen Perkebunan

Berdasarkan atas keragaan diatas,dapat disimpulkan bahwa:

- Model Fungsi Transfer merupakan model terbaik karena mempunyai nilai MAPE yang terkecil dengan hasil ramalan produksi tembakau yang cukup realistis. Ramalan produksi tembakau Indonesia tahun 2021 menggunakan model Fungsi Transfer diperkirakan akan mencapai 237,26 ribu ton atau turun 9,06% dibandingkan Angka Tetap 2020. Produksi tembakau Indonesia diperkirakan akan mengalami peningkatan hingga menjadi 249,40 ribu ton pada tahun 2025, namun secara rata-rata turun 0,78% per tahun.
- Diperkirakan ada intervensi kebijakan petani atau pelaku bisnis tembakau yang mempengaruhi perilaku data produksi tembakau, sehingga menghasilkan nilai error atau MAPE yang cukup besar pada ketiga model yang dicobakan.

Berdasarkan simpulan diatas, maka beberapa saran yang diajukan adalah sbb.;

- Model Fungsi Transfer dapat disarankan untuk memodelkan data produksi tembakau Indonesia dan meramalkan beberapa tahun ke depan.
- Perlu dikaji untuk mencari model estimasi dengan mempertimbangkan peubah dummy intervensi kebijakan.

DAFTAR PUSTAKA

- Enders, W. 2010. Applied Econometric Time Series. USA: University of Alabama. Wiley, Third Edition.
- Guha, B and Bandyopadhyay, G. 2016. Gold Price Forecasting Using ARIMA Model. Journal of Advanced Management Science Vol. 4, No. 2, March 2016
- Gujarati, D.N. and D.C. Porter, 2010. Dasar-dasar Ekonometrika. Jakarta: Penerbit Salemba Empat, Buku 2, Edisi 5
- Zainudin A, Setyawati I.K et al. 2018. Agribisnis Tembakau, Membuka Peluang Inovasi dan Bisnis untuk Kemajuan Industri. Penerbit IPB Press. Bogor.

KAJIAN MODEL ESTIMASI PRODUKSI KELAPA DI INDONESIA

Model Study for Estimating Coconut Production in Indonesia

Roydatul Zikria^{1*}

¹*Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, Kementerian Pertanian*

Jl. Harsono RM No. 3 Gedung D Lantai 4, Jakarta Selatan, Indonesia

*Korespondensi penulis. E-mail: roydatul_z@pertanian.go.id

ABSTRACT

Indonesian coconut production has decreased for the last five years. Estimation of coconut production in the next few years uses ARIMA, transfer function and VAR model. Regarding estimation of those models, transfer function is selected as the best model to estimate coconut production. In detail, the model is transfer function using coconut oil price in the international market as input variables. Transfer function model produces MAPE for training data and testing data which are respectively 3.34 and 0.59. Estimation of coconut production for the next five years (2021-2025) increases by 0.01% each year. The estimation of coconut production in 2021 is 2,863,004 ton while in 2025 is estimated 2,864,289 ton.

Keywords: *estimation, ARIMA, transfer function, VAR*

ABSTRAK

Produksi kelapa di Indonesia cenderung turun selama lima tahun terakhir. Untuk mengestimasi produksi kelapa beberapa tahun ke depan, penelitian ini menggunakan model ARIMA, fungsi transfer dan VAR. Hasil estimasi dari ketiga model tersebut dibandingkan dan terpilih fungsi transfer sebagai model estimasi terbaik. Model fungsi transfer yang terpilih adalah fungsi transfer dengan input variabel yaitu harga minyak kelapa dunia. Hasil estimasi dengan model fungsi transfer menghasilkan MAPE data training sebesar 3,34 dan MAPE data testing 0,59. Produksi kelapa lima tahun ke depan (2021-2025) diramalkan meningkat 0,01% per tahun. Tahun 2021 produksi kelapa diramalkan sebesar 2.863.004 ton kemudian meningkat di tahun 2025 menjadi 2.864.289 ton.

Kata kunci: *estimasi, ARIMA, fungsi transfer, VAR*

PENDAHULUAN

Kelapa menjadi salah satu komoditas perkebunan yang berperan strategis dalam penerimaan devisa negara, penyediaan lapangan kerja maupun meningkatkan pendapatan petani. Bagi negara tropis seperti Indonesia, kelapa merupakan komoditas ekspor penting (Mulyadi et. al, 2019). Sebagai komoditas dengan nilai ekspor tinggi, kelapa Indonesia memiliki prospek yang bagus di pasar internasional. Berdasarkan data FAO, Indonesia menempati urutan pertama sebagai negara produsen kelapa dunia, bersaing dengan negara produsen lainnya seperti Filipina, India, Brazil dan Sri Lanka. Selain itu, Indonesia juga merupakan negara eksportir kelapa terbesar di pasar dunia (Zikria, 2021).

Pengusahaan kelapa di Indonesia didominasi oleh Perkebunan Rakyat (PR) dan sebagian kecil diusahakan oleh Perkebunan Besar Negara (PBN) dan Perkebunan Besar Swasta (PBS). Menurut Zikria (2021) sebesar 98,83% produksi kelapa di Indonesia selama periode 2012-2021 didominasi oleh perkebunan rakyat, sedangkan kontribusi kelapa yang berasal dari PBN dan PBS masing-masing sebesar 0,09% dan 1,08%. Sebagai tanaman rakyat, pengusahaan kelapa di Indonesia memiliki ciri-ciri luas kepemilikan lahan yang sempit, pola pengusaannya monokultur dan produktivitas yang masih rendah. Meskipun dikenal sebagai tanaman rakyat, kelapa berbeda dengan komoditas pangan lainnya. Kelapa rakyat lebih berperan sebagai komoditas perdagangan dibandingkan komoditas subsistem. Hal ini dikarenakan produk kelapa rakyat umumnya digunakan sebagai bahan baku olahan lanjutan untuk sektor industri. Oleh karena itu, diperlukan kelapa dengan mutu yang bagus agar petani dapat memperoleh harga pasar yang layak (Nasution & Rachmat, 1993).

Selama sepuluh tahun terakhir (2012-2021) produksi kelapa di Indonesia cenderung turun. Tahun 2012 produksi kelapa setara kopra sebesar 3,19 juta ton dan turun menjadi 2,78 juta ton pada tahun 2021 atau terjadi penurunan 1,32% per tahun (Zikria, 2021). Meskipun demikian, tidak menutup kemungkinan bahwa produksi kelapa beberapa tahun ke depan diproyeksikan naik selama didukung dengan kebijakan pengembangan baik ekstensifikasi maupun intensifikasi serta adanya peningkatan harga kelapa atau kopra. Estimasi produksi kelapa beberapa tahun ke depan sangat penting utamanya sebagai bahan penentu kebijakan maupun *Early Warning System (EWS)* mengingat masih terdapat lag antara data Angka Tetap (ATAP) Perkebunan dengan data di tahun berjalan (*real time*).

Estimasi produksi pada tahun berjalan dan beberapa periode ke depan sangat penting untuk dilakukan. Hal ini karena informasi tersebut menjadi bahan dalam penentuan kebijakan di subsektor perkebunan. Direktorat Jenderal Perkebunan telah mengupayakan penyediaan data yang *near real time* dengan melakukan penyusunan Angka Estimasi (AESTI) pada tahun berjalan. Namun estimasi produksi komoditas perkebunan selama lima tahun ke depan masih belum tersedia. Estimasi Ditjen Perkebunan hanya dilakukan untuk satu tahun ke depan menggunakan model *univariate* seperti *Double Exponential Smoothing (DES)*. Salah satu kelemahan dari model *univariate* yaitu variabel yang digunakan hanya satu misalnya produksi. Akibatnya hasil analisis hanya mampu memberikan gambaran terhadap satu variabel saja tanpa adanya intervensi dari variabel lain. Padahal produksi komoditas perkebunan tidak terlepas dari pengaruh variabel-variabel lain seperti luas areal, harga, ekspor-impor serta variabel lainnya. Selain itu, untuk menentukan kebijakan subsektor perkebunan seperti peningkatan produksi, diperlukan informasi variabel input lain yang diduga turut berpengaruh terhadap produksi komoditas perkebunan sehingga intervensi kebijakan dapat dilakukan pada variabel input tersebut. Oleh karena itu diperlukan model yang mampu menyajikan analisis mendalam dalam mengestimasi produksi dengan melibatkan variabel input lain, misalnya model *multivariate*.

Penelitian ini menyajikan hasil estimasi produksi kelapa setara kopra di Indonesia dengan model *univariate* maupun *multivariate*. Terdapat tiga model yang digunakan dalam mengestimasi produksi kelapa antara lain *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*, fungsi transfer dan *Vector Autoregression (VAR)*. Model ARIMA menghasilkan estimasi produksi kelapa tanpa ada pengaruh dari variabel lain. Model fungsi transfer menghasilkan angka estimasi produksi dengan memasukkan intervensi dari satu variabel pendukung yang dianggap paling berpengaruh terhadap produksi. Model VAR mengestimasi produksi dengan mempertimbangkan pengaruh dari beberapa variabel lain atau terdapat lebih dari satu variabel pendukung yang diduga berpengaruh terhadap produksinya. Hasil estimasi dari ketiga model tersebut dibandingkan untuk selanjutnya ditentukan model terbaik untuk meramalkan produksi kelapa di Indonesia beberapa tahun ke depan. Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan tingkat kesalahan (*error*) terkecil yang dihasilkan oleh masing-masing model. Selain itu, model terbaik yang dipilih juga mempertimbangkan kelogisan hasil estimasi dibandingkan perkembangan produksi pada periode sebelumnya. Program kebijakan yang dilakukan oleh Ditjen Perkebunan pada tahun berjalan juga menjadi pertimbangan dalam menentukan model beserta hasil estimasinya. Hal ini karena intervensi di tahun berjalan tersebut diduga akan berdampak positif terhadap produksi kelapa beberapa tahun ke depan.

METODE PENELITIAN

Kerangka Pemikiran

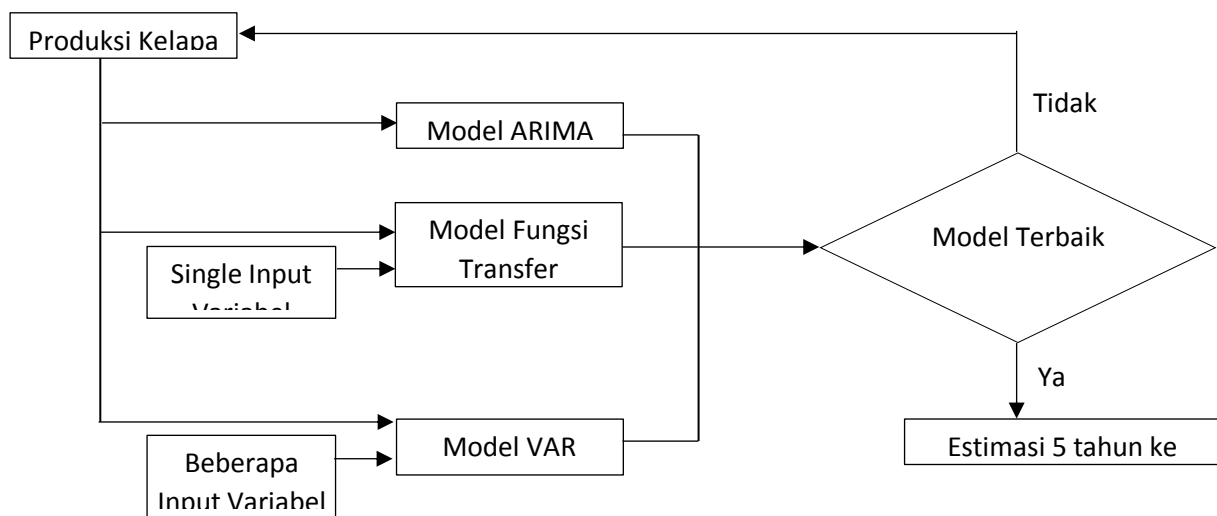
Kerangka pemikiran dalam penelitian ini menggambarkan hasil estimasi produksi kelapa setara kopra dengan tiga model yaitu ARIMA, fungsi transfer dan VAR. Model ARIMA umumnya digunakan untuk peramalan jangka pendek, sedangkan untuk peramalan jangka panjang maka model ini kurang baik ketepatan hasil estimasinya. Estimasi dengan model ARIMA hanya menggunakan variabel dependen dan mengabaikan variabel independennya. Dengan kata lain, untuk mengestimasi produksi kelapa beberapa tahun ke depan maka variabel yang digunakan hanya produksi itu sendiri.

Model fungsi transfer menggambarkan nilai ramalan masa depan dari suatu deret berkala (deret output) yang didasarkan pada nilai-nilai masa lalu dari deret itu sendiri serta didasarkan pula pada suatu deret berkala yang berhubungan (deret input). Model fungsi transfer merupakan fungsi dinamis yang pengaruhnya tidak hanya pada hubungan linear antara waktu ke- t dengan deret/variabel input, tetapi juga terdapat hubungan antara variabel input dengan variabel output pada waktu ke- t , $t+1$, ..., $t+k$. Pada fungsi transfer terdapat rangkaian output yang mungkin dipengaruhi oleh rangkaian *multiple* input. Untuk kasus *single input* variabel pada fungsi transfer, dapat menggunakan metode korelasi silang. Penelitian ini menggunakan *single input* variabel yaitu harga minyak kelapa dunia untuk meramalkan produksi kelapa.

Model VAR menggunakan pendekatan non-struktural atau tidak mendasarkan pada teori ekonomi tertentu dalam melakukan peramalan. Model ini memperlakukan seluruh peubah secara simetris tanpa mempermasalahkan variabel dependen dan independen atau dengan kata lain model VAR memperlakukan seluruh variabel sebagai variabel dependen/endogen, karena pada kenyataannya suatu variabel dapat bertindak sebagai endogen atau dependen dari suatu peubah lain (Gujarati & Porter, 2010). Untuk meramalkan produksi kelapa beberapa tahun ke depan, penelitian ini menggunakan beberapa variabel antara lain luas areal, harga minyak kelapa dunia, dan volume ekspor minyak kelapa.

Pembentukan model estimasi produksi kelapa dilakukan dengan membagi series data aktual menjadi data training dan data testing. Data training digunakan untuk menentukan model estimasi dan meramalkan data testing yang sebenarnya sudah tersedia data aktualnya. Hasil ramalan data testing tersebut kemudian dibandingkan dengan data aktual untuk dihitung tingkat

kesalahan (*error*) hasil ramalan. Model terbaik untuk estimasi adalah model dengan tingkat *error* yang paling kecil, dalam hal ini ditunjukkan oleh nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terkecil. Selain MAPE, pemilihan model terbaik juga mempertimbangkan kelogisan hasil ramalan dengan historis data sebelumnya. Berdasarkan hasil identifikasi model ARIMA, fungsi transfer dan VAR, dipilih model terbaik untuk meramalkan produksi kelapa di Indonesia selama lima tahun ke depan. Secara umum tahapan penelitian ini disajikan melalui kerangka konseptual penelitian pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Konseptual Penelitian

Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada analisis ini bersumber dari Direktorat Jenderal Perkebunan, Kementerian Pertanian. Variabel yang digunakan antara lain produksi kelapa, luas areal kelapa, harga minyak kelapa dunia, dan volume ekspor minyak kelapa. Produksi kelapa yang digunakan merupakan total produksi kelapa baik yang diusahakan oleh Perkebunan Rakyat (PR), Perkebunan Besar Negara (PBN) dan Perkebunan Besar Swasta (PBS). Produksi kelapa tersebut termasuk kelapa dalam dan kelapa hibrida. Luas areal kelapa yang digunakan merupakan penjumlahan dari luas Tanaman Belum Menghasilkan (TBM), Tanaman Menghasilkan (TM) dan Tanaman Rusak/Tanaman Tidak Menghasilkan (TR/TTM) baik kelapa dalam maupun kelapa hibrida. Volume ekspor minyak kelapa dihitung berdasarkan tiga kode HS yaitu 15131100, 15131900, dan 15131990. Series data yang digunakan pada penelitian ini yaitu data tahun 1980-2020, dimana data tersebut seluruhnya merupakan Angka Tetap (ATAP). Berdasarkan series data tersebut, selanjutnya dilakukan

pengelompokan data training untuk periode 1980-2014 dan data testing untuk periode 2015-2020, sehingga diperoleh total observasi sebanyak 41. Berdasarkan model terbaik yang terpilih, dilakukan estimasi produksi kelapa di Indonesia selama lima tahun ke depan yaitu 2021-2025.

Analisis Data

Secara empiris, penelitian ini membandingkan hasil estimasi produksi kelapa dengan tiga model estimasi yaitu ARIMA, fungsi transfer dan VAR. Tahapan penelitian dimulai dengan mencari model estimasi berdasarkan historis data training untuk meramalkan data testing. Selanjutnya hasil estimasi data testing dibandingkan dengan nilai aktual produksinya untuk mengetahui tingkat kesalahan berdasarkan nilai MAPE. Berdasarkan nilai MAPE yang dihasilkan oleh ketiga model estimasi tersebut dipilih model ramalan dengan MAPE terkecil. Model dengan MAPE terkecil dipilih sebagai model terbaik untuk mengestimasi produksi kelapa selama lima tahun ke depan. Model terbaik yang terpilih juga harus memenuhi asumsi statistik yang ditetapkan di masing-masing model. Pengolahan data untuk estimasi produksi kelapa baik dengan model ARIMA, fungsi transfer maupun VAR dilakukan dengan program RStudio.

Estimasi dengan Model ARIMA

Model ARIMA dibagi ke dalam tiga kelompok model yaitu *Autoregressive Model (AR)*, *Moving Average Model (MA)* dan *Autoregressive Integrated Moving Average Model (ARIMA)*. Model AR menjelaskan pergerakan suatu peubah itu sendiri di masa lalu. Model AR ordo ke- p untuk mengestimasi produksi kelapa atau dapat ditulis ARIMA ($p, 0, 0$) sebagai berikut:

$$Y_t = \mu + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

.....(1)

dimana:

- Y_t = produksi kelapa pada waktu ke- t
- Y_{t-p} = produksi kelapa pada kurun waktu ke ($t-p$)
- μ = suatu konstanta
- $\theta_1 \dots \theta_p$ = parameter autoregressive ke- p
- ε_t = nilai kesalahan pada waktu ke- t

Model MA menjelaskan pergerakan peubahnya melalui sisaannya di masa lalu. Model MA dengan ordo q untuk mengestimasi produksi kelapa atau ARIMA $(0,0,q)$ ditulis sebagai berikut:

$$Y_t = \mu - \phi_1 \varepsilon_{t-1} - \phi_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \phi_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \dots \dots \dots (2)$$

dimana:

- Y_t = produksi kelapa pada waktu ke- t
- $\phi_1 \dots \phi_q$ = parameter-parameter moving average
- ε_{t-q} = nilai kesalahan pada waktu ke $(t-q)$

Model ARIMA merupakan model dari fungsi linear nilai lampau beserta nilai sekarang dan sisaan lampainya. Bentuk model ARIMA (p,d,q) untuk mengestimasi produksi kelapa ditulis sebagai berikut:

$$Y_t = \mu + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} - \phi_1 \varepsilon_{t-1} - \phi_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \phi_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \dots \dots \dots (3)$$

dimana:

- Y_t = produksi kelapa pada waktu ke- t
- Y_{t-p} = produksi kelapa pada kurun waktu ke $(t-p)$
- μ = suatu konstanta
- $\theta_1 \theta_2 \phi_1 \phi_n$ = parameter-parameter model
- ε_{t-q} = nilai sisaan pada waktu ke- $(t-q)$

Penggunaan model ARIMA mensyaratkan series data yang stasioner. Suatu deret waktu yang tidak stasioner harus diubah menjadi data stasioner dengan melakukan *differencing*. *Differencing* yaitu menghitung perubahan atau selisih nilai observasi. Data yang telah dilakukan *differencing* perlu dicek kembali apakah telah stasioner atau belum. Pengecekan stasioneritas data dapat dilihat dengan cara melihat sebaran data, menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test Unit Root Test* dan melihat dari perilaku autokorelasi berdasarkan plot *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)*.

Berdasarkan sebaran datanya, data yang telah stasioner menyebar secara acak dan tidak memiliki pola-pola tertentu baik pola musiman maupun *trend*. Pengecekan stasioneritas dengan uji ADF memiliki hipotesis sebagai berikut:

Hipotesis:(4)

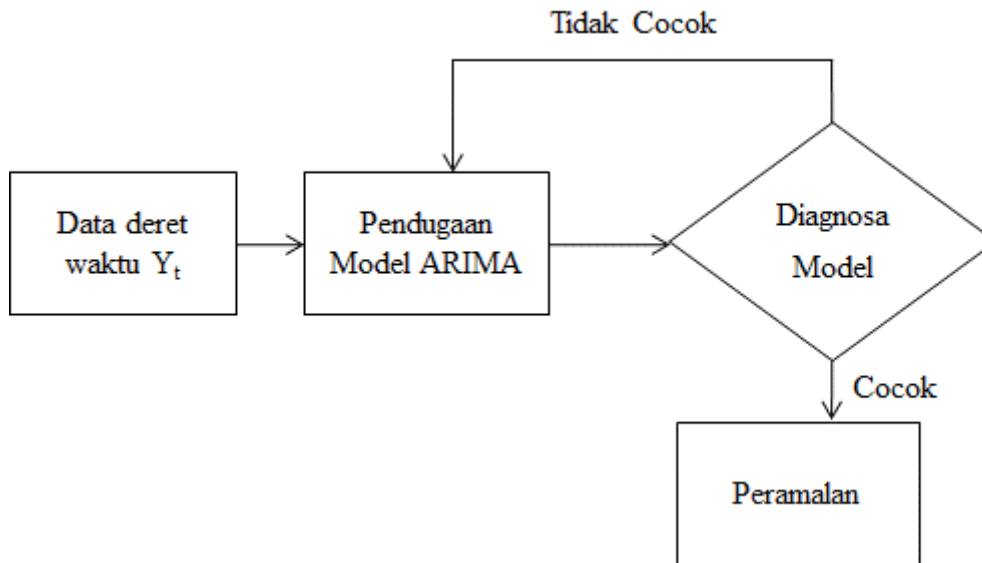
H_0 : Data tidak stasioner

H_1 : Data stasioner

Jika nilai *test-statistic* pada uji ADF lebih kecil dari *critical value for test-statistic* baik pada taraf (α) 1%, 5% atau 10% maka H_0 ditolak yang berarti data telah stasioner. Pengecekan stasioneritas dari perilaku *autokorelasi* dilihat dari plot ACF dan PACF. Jika pada kedua plot tersebut tidak banyak lag yang keluar dari *confidence interval* maka data telah stasioner.

Pada data yang telah stasioner dilakukan tahapan pendugaan model ARIMA menggunakan fungsi *auto.arima* atau *armaselect* yang tersedia pada program RStudio. Program tersebut akan memberikan rekomendasi model terbaik untuk mengestimasi produksi kelapa. Berdasarkan model terbaik yang terpilih, kemudian dilakukan pemeriksaan sisaan menggunakan pengujian LJungBox. Jika autokorelasi sisaan tidak signifikan yang ditandai dengan nilai p-value yang lebih besar dari 5% atau 10%, maka model ARIMA tersebut sudah cukup baik untuk mengepas data produksi kelapa.

Model ARIMA yang terpilih digunakan untuk mengestimasi data testing. Hasil ramalan data testing selanjutnya dibandingkan dengan data aktualnya untuk mengecek akurasi hasil ramalan. Akurasi hasil ramalan model ARIMA ditunjukkan oleh MAPE data training dan data testing. Jika model terpilih dirasa telah menghasilkan MAPE yang kecil, maka model tersebut dapat digunakan untuk mengestimasi produksi kelapa untuk beberapa periode ke depan. Selain MAPE terkecil, estimasi ke depan juga perlu mempertimbangkan kelogisan antara historis data dengan hasil estimasinya. Pemodelan untuk estimasi produksi kelapa dengan ARIMA dilakukan melalui beberapa langkah sebagaimana disajikan pada Gambar 2 berikut:



Gambar 2. Langkah-langkah Estimasi Produksi Kelapa dengan Model ARIMA

Estimasi dengan Model Fungsi Transfer

Produksi kelapa di Indonesia tidak terlepas dari pengaruh variabel lain. Sebagai negara produsen sekaligus eksportir kelapa dunia, fluktuasi harga kelapa dunia berpengaruh terhadap produksi kelapa domestik. Mengingat series data harga kelapa domestik yang tersedia baik untuk tingkat produsen maupun konsumen cukup pendek, sehingga digunakan data harga minyak kelapa dunia dengan series yang cukup panjang sebagai pendekatan variabel harga pada model fungsi transfer. Analisis ini menggunakan harga minyak kelapa dunia sebagai variabel input dalam mengestimasi produksi (variabel output) menggunakan model fungsi transfer. Model fungsi transfer pada penelitian ini menggambarkan ramalan produksi kelapa yang didasarkan pada nilai-nilai masa lalu dari produksi itu sendiri, serta didasarkan pada harga minyak kelapa dunia (variabel input) dan gangguan/noise. Model fungsi transfer untuk mengestimasi produksi kelapa dituliskan sebagai berikut:

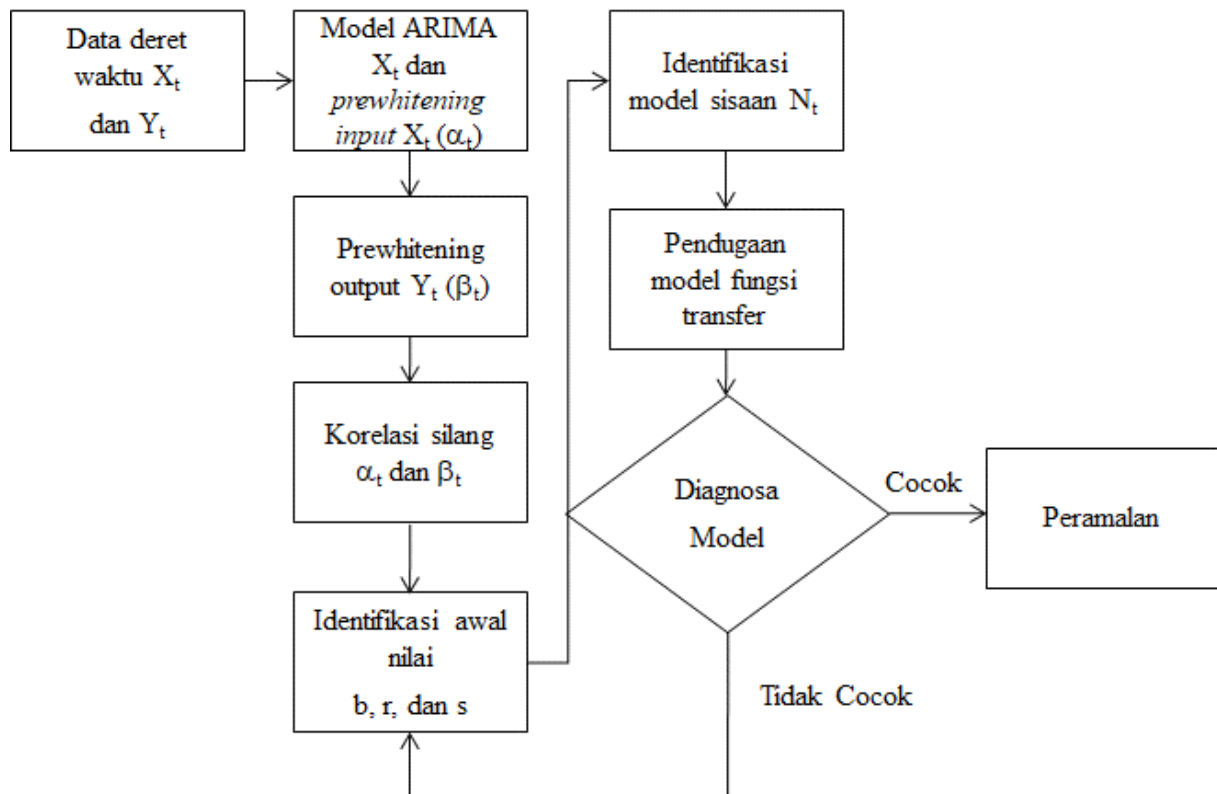
$$y_t = \alpha(B)x_t + N_t \quad \Rightarrow \quad y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} x_{t-s} + \frac{\theta_s(B)}{\phi_r(B)} \varepsilon_t \quad \dots\dots\dots(5)$$

dimana:

- y_t = produksi kelapa tahun ke-t
- x_t = harga minyak kelapa dunia tahun ke-t
- b = panjang jeda pengaruh harga minyak kelapa dunia terhadap produksi kelapa
- r = panjang lag produksi kelapa periode sebelumnya yang masih mempengaruhi produksi kelapa tahun-t

- s = panjang jeda harga minyak kelapa dunia periode sebelumnya yang masih mempengaruhi produksi kelapa tahun- t
- p = ordo AR bagi noise N_t
- q = ordo MA bagi noise N_t

Pemodelan untuk estimasi produksi kelapa dengan fungsi transfer dilakukan melalui beberapa langkah sebagaimana disajikan pada Gambar 3 berikut:



Gambar 3. Langkah-langkah Estimasi Produksi Kelapa dengan Model Fungsi Transfer

Estimasi dengan Model VAR

Pemodelan dengan *Vector Autoregression (VAR)* memperlakukan seluruh peubah secara simetris tanpa mempermasalahkan apakah variabel tersebut merupakan variabel dependen maupun independen. Penelitian ini menggunakan produksi kelapa sebagai variabel dependen. Produksi kelapa tersebut diduga dipengaruhi oleh beberapa variabel, tidak seperti model fungsi transfer yang hanya menggunakan harga minyak kelapa dunia saja sebagai variabel inputnya. Selain harga minyak kelapa dunia, variabel input lain yang diduga juga berpengaruh terhadap produksi kelapa di Indonesia adalah luas areal. Selain itu, volume ekspor

minyak kelapa juga dianggap berpengaruh terhadap produksi kelapa domestik. Hal ini dikarenakan sebagian besar produksi kelapa Indonesia khususnya dalam wujud HS minyak kelapa diekspor ke negara lain. Oleh karena itu, penelitian ini juga menambahkan variabel volume ekspor minyak kelapa untuk mengestimasi produksi kelapa di Indonesia.

Model VAR termasuk kategori model sistem, dimana ketika tidak ada kepastian untuk menentukan bahwa suatu peubah adalah eksogen (independen) maka suatu perluasan analisis fungsi perpindahan alami akan memperlakukan masing-masing peubah secara simetris (Enders, 2004). Sebagai contoh, pada kasus-kasus peubah yang membiarkan alur waktu atau *time path* $\{s_t\}$ dipengaruhi oleh nilai saat ini dan waktu sebelumnya dari $\{y_t\}$ dan membiarkan *time path* $\{y_t\}$ dipengaruhi oleh nilai saat ini dan waktu sebelumnya dari $\{s_t\}$. Di dalam sistem *bivariate*, hubungan tersebut dapat digambarkan seperti pada persamaan berikut:

$$\begin{aligned} s_t &= b_{10} - b_{12}y_t + \gamma_{11}s_{t-1} + \gamma_{12}y_{t-1} + \varepsilon_{s_t} \\ y_t &= b_{20} - b_{21}s_t + \gamma_{21}s_{t-1} + \gamma_{22}y_{t-1} + \varepsilon_{y_t} \\ \dots\dots\dots(6) \end{aligned}$$

Dengan mengasumsikan bahwa kedua peubah s_t dan y_t adalah stasioner: ε_{s_t} dan ε_{y_t} adalah *disturbances* yang memiliki rata-rata nol dan matriks kovarians terbatas atau bersifat *white noise* dengan standar deviasi yang berurutan σ_s dan σ_y : serta $\{\varepsilon_{s_t}\}$ dan $\{\varepsilon_{y_t}\}$ adalah *disturbances* yang independen dengan rata-rata nol dan kovarian terbatas (*uncorrelated white-noise disturbances*). Kedua persamaan di atas merupakan orde pertama VAR, karena panjang *lag* nya hanya satu. Agar Persamaan (6) lebih mudah dipahami dan digunakan sebagai alat analisis maka ditransformasikan dengan menggunakan matriks aljabar, dan hasilnya dapat dituliskan secara bersama seperti pada persamaan di bawah ini:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_t \\ y_t \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_{t-1} \\ y_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{s_t} \\ \varepsilon_{y_t} \end{bmatrix} \text{ atau dengan bentuk lain:} \\ \mathbf{Bx}_t &= \mathbf{\Gamma}_0 + \mathbf{\Gamma}_1 \mathbf{x}_{t-1} + \varepsilon_t \\ \dots\dots\dots(7) \end{aligned}$$

dimana:

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{x}_t = \begin{bmatrix} s_t \\ y_t \end{bmatrix} \quad \mathbf{\Gamma}_0 = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} \quad \mathbf{\Gamma}_1 = \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \quad \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{s_t} \\ \varepsilon_{y_t} \end{bmatrix}$$

Dengan melakukan pengalihan antara persamaan (7) dengan B^{-1} atau invers matriks B , maka akan dapat ditentukan model VAR dalam bentuk standar, seperti dituliskan pada persamaan di bawah ini:

$$x_t = A_0 + A_1 x_{t-1} + \ell_t \quad (8)$$

dimana:

$$A_0 = B^{-1} \Gamma_0$$

$$A_1 = B^{-1} \Gamma_1$$

$$\ell_t = B^{-1} \varepsilon_t$$

Pada penelitian ini X_t merupakan matriks yang dibentuk dari produksi kelapa, luas areal, harga minyak kelapa dunia, dan volume ekspor minyak kelapa.

Model VAR didasarkan pada beberapa asumsi antara lain:

- Sisaan mengikuti fungsi distribusi normal

Uji normalitas pada model VAR didasarkan pada nilai *Jarque-Bera (JB) test (multivariate)*, *Skewness only (multivariate)*, dan *Kurtosis only (multivariate)*. Hipotesis yang mendasari yaitu:

Hipotesis:

$$\dots\dots\dots(9)$$

H_0 : Sisaan terdistribusi normal

H_1 : *Otherwise*

Jika nilai p-value dari *JB test*, *Skewness only* dan *Kurtosis only* lebih besar dari nilai α maka H_0 diterima, dengan kata lain asumsi normalitas terpenuhi.

- Varians sisaan konstan untuk setiap data pengamatan (homoskedastisitas)

Asumsi homoskedastisitas pada model VAR didasarkan pada nilai *ARCH (multivariate)* dengan hipotesis sebagai berikut:

Hipotesis:

$$\dots\dots\dots(10)$$

H_0 : Homoskedastisitas

H_1 : Heterokedastisitas

Jika nilai p-value pada *ARCH (multivariate)* lebih besar dari nilai α maka H_0 diterima, dengan kata lain asumsi homoskedastisitas terpenuhi.

- Tidak terdapat autokorelasi antar sisaan untuk setiap data pengamatan

Pormanteau Test (asymptotic) digunakan untuk menguji ada tidaknya autokorelasi antar sisaan pada data amatan. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

Hipotesis:

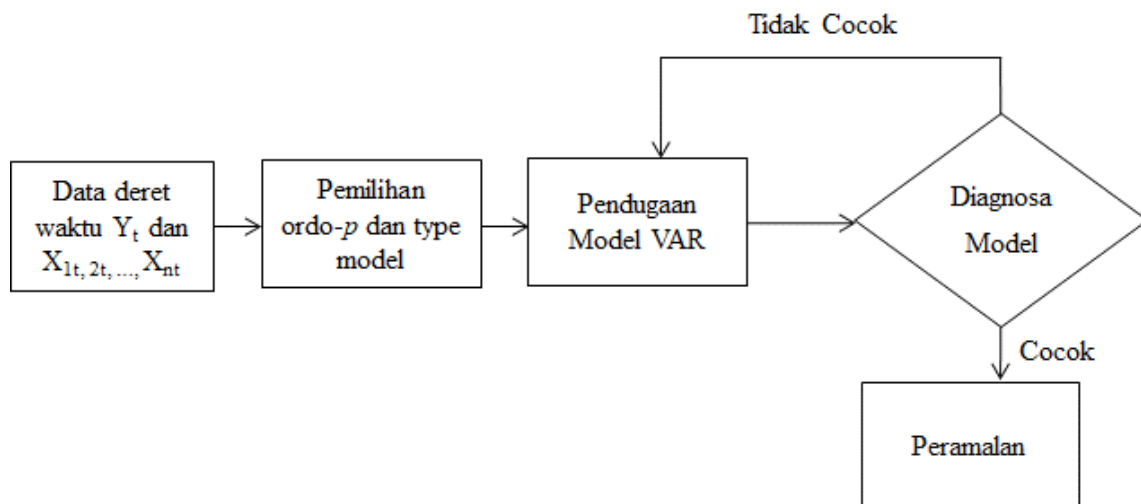
.....(11)

H_0 : Tidak ada autokorelasi antar sisaan

H_1 : *Otherwise*

Jika nilai p-value hasil uji *Pormanteau Test* lebih besar dari nilai α maka H_0 diterima, dengan kata lain asumsi tidak adanya autokorelasi antar sisaan telah terpenuhi.

Pemodelan untuk estimasi produksi kelapa dengan model VAR dilakukan melalui beberapa langkah sebagaimana disajikan pada Gambar 4 berikut:



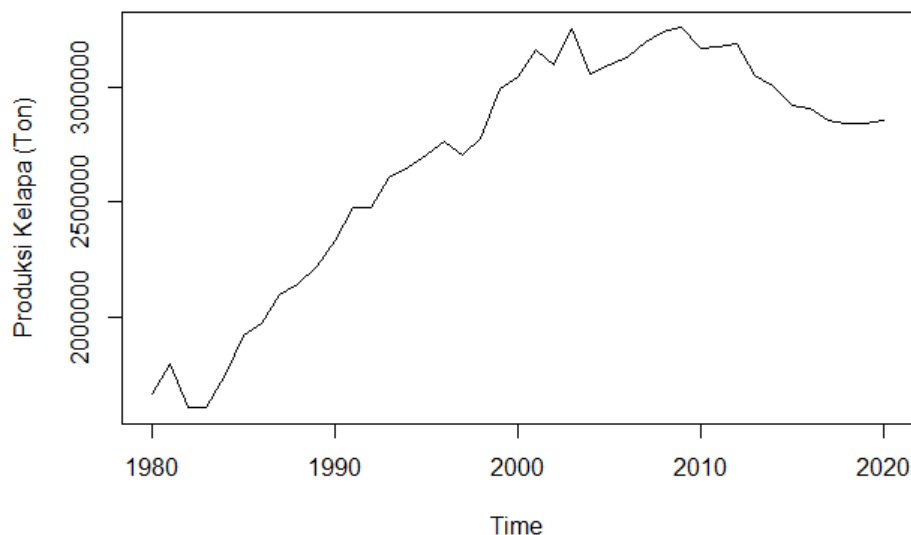
Gambar 4. Langkah-langkah Estimasi Produksi Kelapa dengan Model VAR

HASIL DAN PEMBAHASAN

Keragaan Kelapa di Indonesia

Kelapa menjadi salah satu komoditas unggulan sub sektor perkebunan dengan nilai ekonomis tinggi. Jenis kelapa yang paling banyak diproduksi di Indonesia adalah kelapa dalam, meskipun terdapat juga pengusahaan kelapa hibrida di beberapa wilayah. Pengembangan usahatani kelapa baik kelapa dalam maupun kelapa hibrida sebagian besar berada di Luar Jawa. Kelapa dalam menjadi jenis kelapa yang ditanam di hampir seluruh provinsi di Indonesia. Kelapa dalam paling banyak diusahakan di Provinsi Riau, Sulawesi Utara, Jawa Timur, Maluku Utara, Sulawesi Tengah, dan Jambi. Berdasarkan data Kementerian Pertanian (2020) keenam provinsi tersebut berkontribusi sekitar 46,88% terhadap produksi kelapa dalam di Indonesia, sisanya sebesar 53,12% berasal dari provinsi lainnya. Di sisi lain, kelapa hibrida paling banyak diusahakan di Provinsi Riau, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tengah, Sulawesi Tenggara, Sulawesi Barat, dan Sulawesi Utara. Keenam provinsi tersebut berkontribusi sebesar 94,65% terhadap produksi kelapa hibrida di Indonesia.

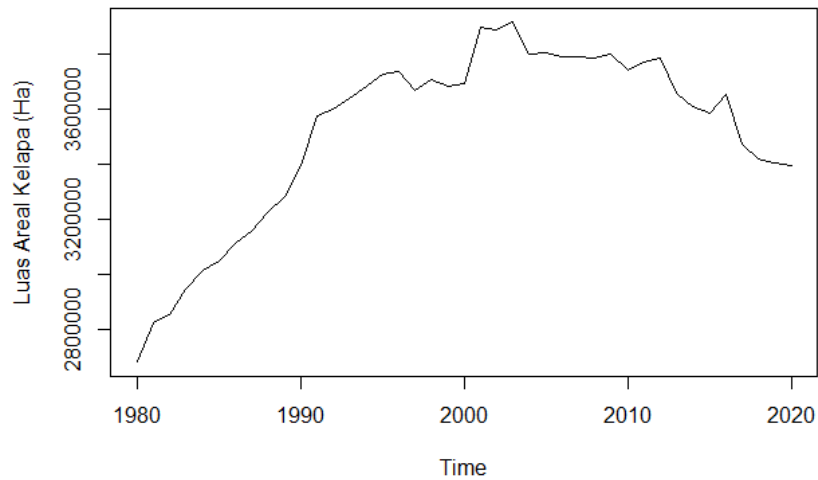
Perkembangan produksi kelapa dari tahun 1980 hingga tahun 2020 cenderung berfluktuasi (Gambar 5). Pada tahun 1980 produksi kelapa sebesar 1,67 juta ton kemudian meningkat menjadi 2,86 juta ton pada tahun 2020. Selama sepuluh tahun terakhir (2011-2020) produksi kelapa tercatat turun sebesar 1,15% per tahun, dengan produksi tertinggi dicapai pada tahun 2009 sebesar 3,26 juta ton.



Gambar 5. Perkembangan Produksi Kelapa di Indonesia Tahun 1980-2020

Fluktuasi produksi kelapa terjadi seiring dengan perkembangan luas arealnya yang juga berfluktuasi dari tahun ke tahun (Gambar 6). Pada tahun 1980 luas areal kelapa baik meliputi

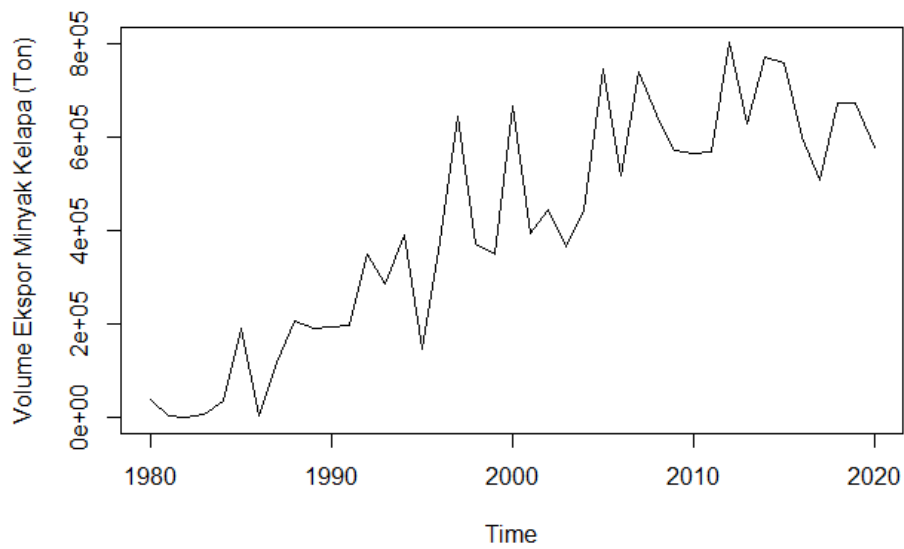
TBM, TM maupun TR/TTM sebesar 2,68 juta ha kemudian mengalami peningkatan menjadi 3,39 juta ha pada tahun 2020. Meskipun demikian, selama sepuluh tahun terakhir luas areal kelapa turun sebesar 1,14% per tahun. Komposisi luasan kelapa di Indonesia sendiri didominasi oleh TM diikuti dengan TBM dan TR/TTM.



Gambar 6. Perkembangan Luas Areal Kelapa di Indonesia Tahun 1976-2020

Sebagai salah satu produsen kelapa terbesar di dunia, Indonesia merupakan negara yang paling banyak mengekspor kelapa ke negara-negara lain. Salah satu wujud HS yang paling banyak diekspor adalah minyak kelapa. Ekspor minyak kelapa yang digunakan pada analisis ini merujuk pada tiga kode HS yaitu 15131100, 15131900, dan 15131990. Volume ekspor minyak kelapa Indonesia berfluktuasi dengan kecenderungan meningkat (Gambar 7). Pada tahun 1980 volume ekspor minyak kelapa sebesar 40 ribu ton. Tahun 2020 volume ekspor minyak kelapa meningkat menjadi 578 ribu ton. Jika dibandingkan antara produksi dengan volume ekspor minyak kelapa, terlihat bahwa sekitar 20% produksi kelapa Indonesia diekspor dalam bentuk minyak kelapa untuk memenuhi permintaan dunia. Selain minyak kelapa, ekspor

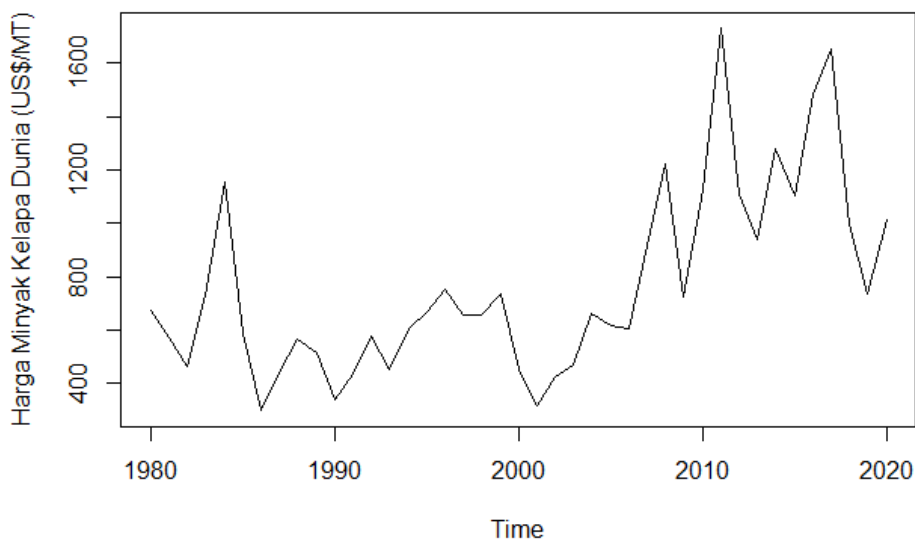
Indonesia juga dilakukan dalam wujud HS lain seperti kopra, kelapa butir, arang dan serat



elapa.

Gambar 7. Perkembangan Volume Ekspor Minyak Kelapa Indonesia Tahun 1980-2020

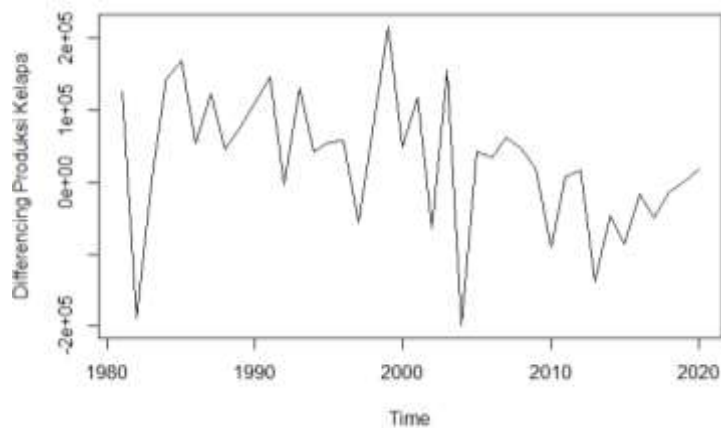
Harga minyak kelapa dunia pada analisis ini merupakan pendekatan terhadap harga kelapa domestik yang ketersediaan series datanya terbatas. Harga minyak kelapa dunia selama periode 1980-2020 cenderung fluktuatif (Gambar 8). Harga minyak kelapa dunia tahun 1980 sebesar 674 US\$/MT dan meningkat menjadi 1.010 US\$/MT pada tahun 2020. Pada tahun 2016 harga minyak kelapa dunia mencapai nilai tertinggi yaitu 1.482 US\$/MT. Selama sepuluh tahun terakhir (2011-2020) harga minyak kelapa dunia mengalami peningkatan 4,25% per tahun



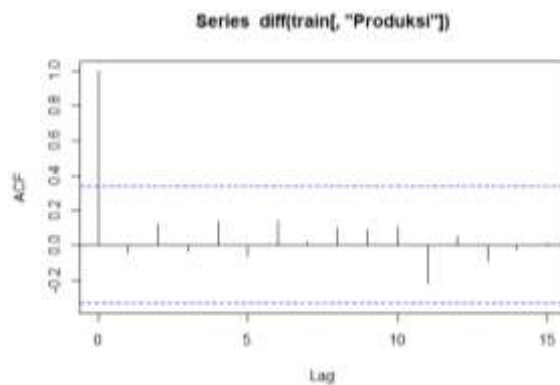
Gambar 8. Perkembangan Harga Minyak Kelapa Dunia Tahun 1980-2020

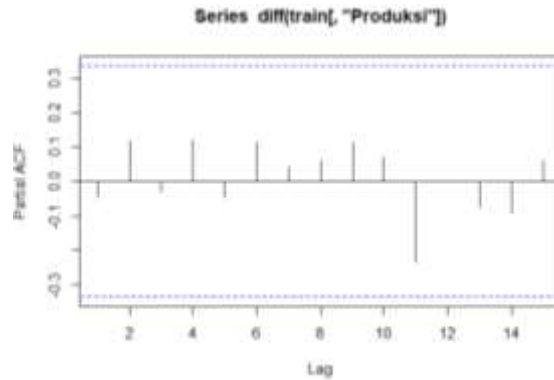
Hasil Estimasi Produksi Kelapa dengan Model ARIMA

Pemodelan ARIMA dilakukan untuk data yang telah stasioner. Berdasarkan plot data serta hasil uji ADF terindikasi bahwa data produksi kelapa belum stasioner, sehingga dilakukan *differencing* satu kali. *Differencing* adalah menghitung perubahan atau selisih nilai observasi. Setelah dilakukan *differencing*, data tersebut menjadi stasioner (Gambar 9) yang ditunjukkan dengan *value of test-statistic* sebesar -2,82, dimana nilai tersebut lebih kecil dari *critical values for test-statistics* baik untuk α sebesar 1% (-2,62), 5% (-1,95) maupun 10% (-1,61). Stasioneritas data tersebut juga didukung dengan plot ACF dan PACF, dimana pada plot tersebut tidak banyak lag yang keluar dari *confidence interval* (Gambar 10).



Gambar 9. Plot Produksi Kelapa Setelah *Differencing*





Gambar 10. Plot ACF dan PACF Setelah Dilakukan *Differencing* pada Data Produksi Kelapa

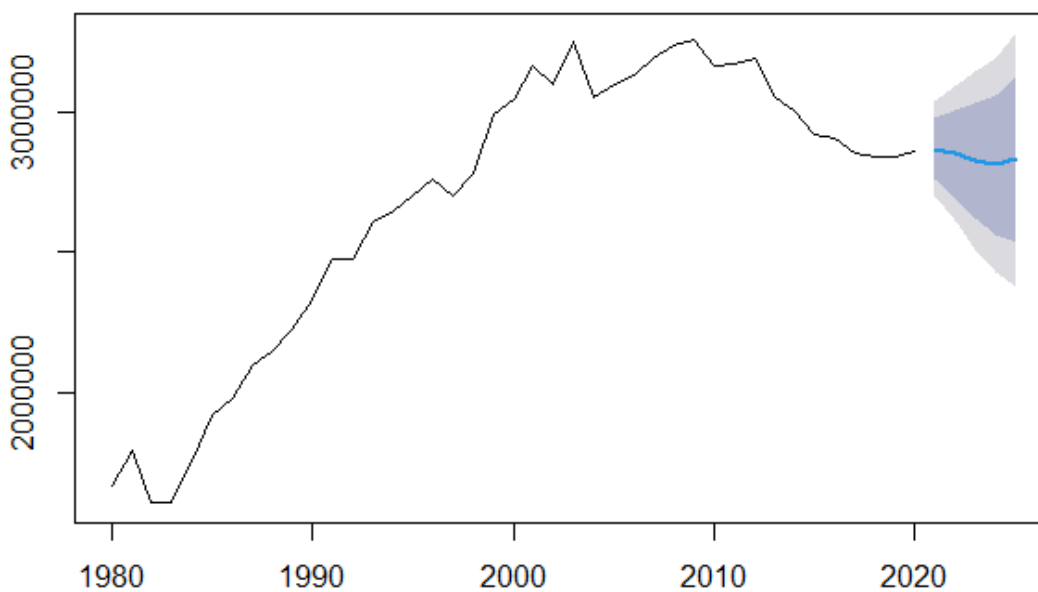
Dengan menggunakan program RStudio, diperoleh model terbaik untuk mengestimasi produksi kelapa yaitu ARIMA (5,1,4). Setelah diperoleh model ARIMA (5,1,4), dilakukan diagnosa model untuk mengecek kecocokan model dalam mengestimasi produksi kelapa. Diagnosa kecocokan model ARIMA didasarkan pada ada tidaknya autokorelasi antar sisaan. Autokorelasi antar sisaan tersebut diperiksa menggunakan uji LJungBox. Berdasarkan hasil pemeriksaan autokorelasi antar sisaan dengan uji LJungBox, ditemukan bahwa autokorelasi antar sisaan tidak signifikan pada seluruh lag yang ditandai dengan nilai p-value yang lebih besar dari 5%. Hal ini menunjukkan bahwa tidak ada autokorelasi antar sisaan pada model ARIMA (5,1,4). Dengan kata lain, model ARIMA (5,1,4) sudah cukup baik untuk mengepas data produksi kelapa. Selain itu, model ini sudah cocok digunakan untuk mengestimasi produksi kelapa.

Setelah dilakukan diagnosa model, maka perlu dicek akurasi model untuk peramalan. Pada model ARIMA (5,1,4) dilakukan estimasi produksi kelapa periode 2015-2020. Hasil estimasi tersebut selanjutnya dibandingkan dengan produksi aktualnya sehingga diperoleh persentase kesalahan rata-rata secara mutlak (MAPE). MAPE data training menggambarkan tingkat kesalahan model berdasarkan series data training yang digunakan. MAPE data testing menggambarkan tingkat kesalahan hasil ramalan dibandingkan data aktual. Model ARIMA (5,1,4) menghasilkan MAPE data training sebesar 2,72 dan MAPE data testing sebesar 3,12. Umumnya, model ARIMA yang baik memiliki nilai MAPE data testing yang kecil. Pada model ARIMA (5,1,4) dihasilkan MAPE data testing yang cukup kecil. MAPE tersebut menunjukkan bahwa tingkat kesalahan hasil ramalan produksi kelapa dengan model ARIMA (5,1,4) sebesar 3,12% terhadap produksi aktualnya.

Selama lima tahun terakhir (2016-2020) produksi kelapa di Indonesia turun 0,40% per

tahun. Data Kementerian Pertanian (2020) menunjukkan bahwa pada tahun 2020 produksi kelapa sebesar 2,86 juta ton. Dengan model ARIMA (5,1,4) produksi kelapa di Indonesia selama lima tahun ke depan diperkirakan turun 0,34% per tahun. Pada tahun 2021 produksi kelapa diramalkan sebesar 2,87 juta ton kemudian turun menjadi 2,85 juta ton pada tahun 2022. Tahun 2023 produksi kelapa kembali diramalkan turun menjadi 2,83 juta ton. Penurunan tersebut terjadi hingga tahun 2024 dengan estimasi produksi sebesar 2,81 juta ton. Pada tahun 2025 produksi kelapa diproyeksikan naik menjadi 2,83 juta ton. Hasil estimasi produksi kelapa dengan model ARIMA (5,1,4) disajikan pada Gambar 11.

Forecasts from ARIMA(5,1,4)

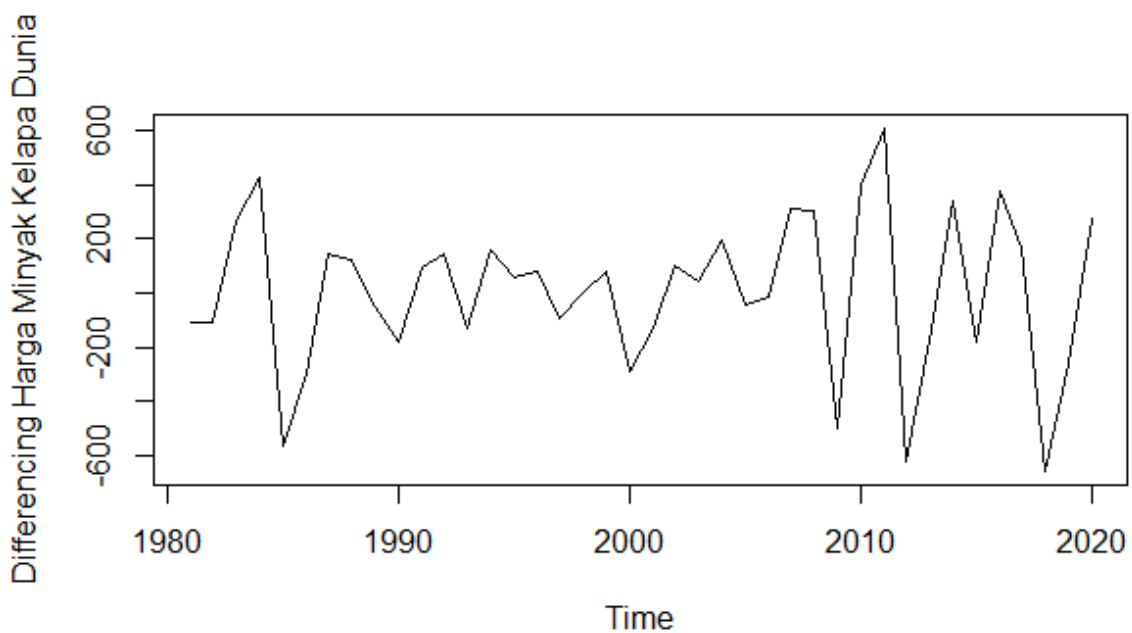


Gambar 11. Hasil Estimasi Produksi Kelapa dengan Model ARIMA (5,1,4)

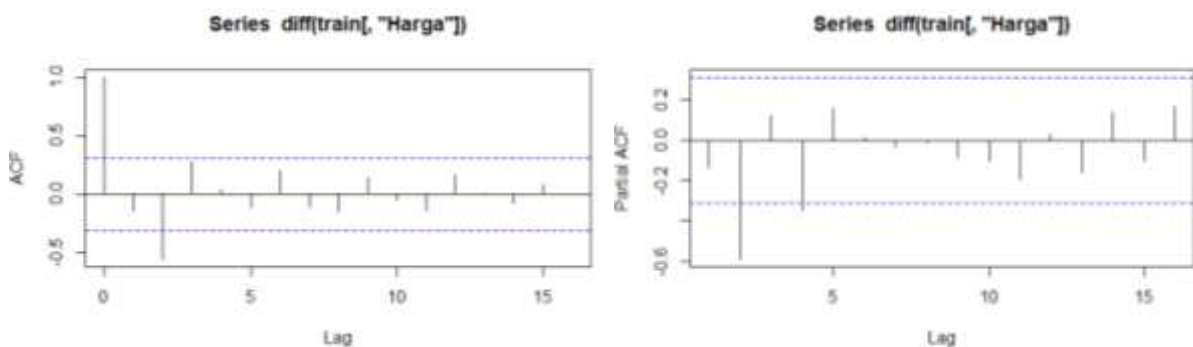
Hasil Estimasi Produksi Kelapa dengan Model Fungsi Transfer

Secara umum, estimasi produksi kelapa menggunakan model fungsi transfer terdiri dari beberapa tahapan antara lain peramalan variabel input dengan model ARIMA, *prewhitening* input dan output, korelasi silang, identifikasi nilai b , r , dan s , identifikasi model sisaan/noise, pendugaan model fungsi transfer, diagnosa model, dan peramalan. Tahapan pertama estimasi produksi kelapa (Y_t) dengan model fungsi transfer adalah peramalan nilai variabel input (X_t) yaitu harga minyak kelapa dunia menggunakan model ARIMA. Estimasi dengan model ARIMA mensyaratkan stasioneritas pada data. Dikarenakan data volume ekspor minyak kelapa belum stasioner, maka dilakukan *differencing* satu kali sehingga menghasilkan data yang telah stasioner (Gambar 12). Berdasarkan pengujian dengan *Augmented Dickey-Fuller Test Unit*

Root Test diperoleh *value of test-statistic* -8,99 yang lebih kecil dari *critical value for test statistics* baik untuk α sebesar 1% (-2,62), 5% (-1,95) maupun 10% (-1,61). Hal ini menunjukkan bahwa data harga minyak kelapa dunia telah stasioner. Stasioneritas harga minyak kelapa dunia juga ditunjukkan dengan plot ACF dan PACF, dimana pada plot tersebut tidak banyak lag yang keluar dari *confidence interval* (Gambar 13). Setelah data stasioner maka dilakukan pendugaan model. Model ARIMA terbaik untuk mengesimasi harga minyak kelapa dunia adalah ARIMA (2,1,0) dengan AIC model sebesar 466,16.



Gambar 12. Plot Harga Minyak Kelapa Dunia Kelapa Setelah *Differencing*



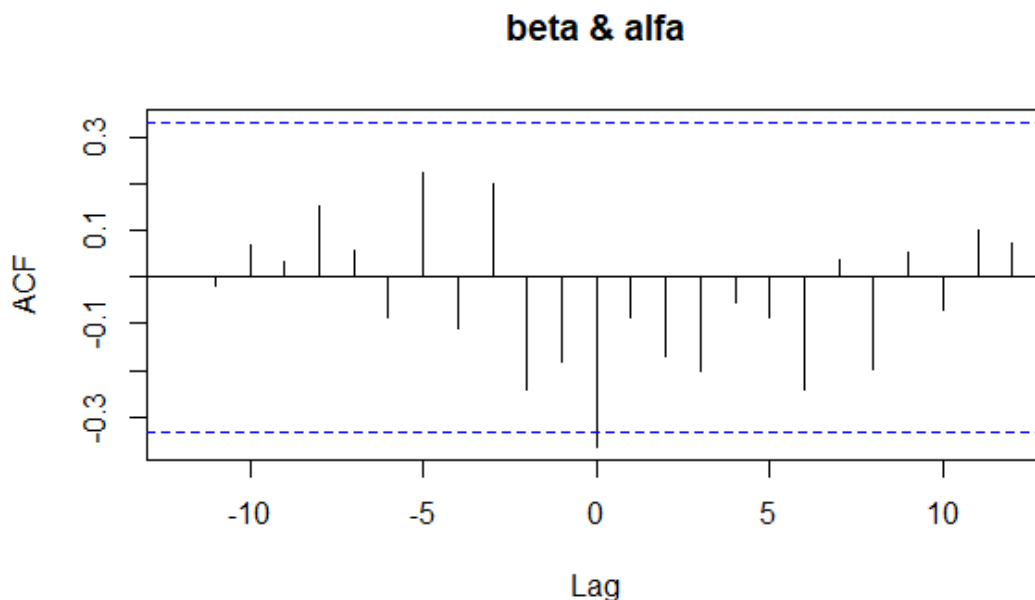
Gambar 13. Plot ACF dan PACF Setelah Dilakukan *Differencing* pada Harga Minyak Kelapa Dunia

Tahapan kedua dalam pemodelan fungsi transfer adalah *prewhitening*. *Prewhitening* adalah pembentukan deret data yang tidak dipengaruhi oleh faktor luar melalui pemodelan time

series ARIMA. *Prewhitening* dilakukan terhadap input dan output variabel yaitu harga minyak kelapa dunia dan produksi kelapa. *Prewhitening* tersebut dibentuk dari nilai residual input dan output variabel hasil pemodelan dengan ARIMA (2,1,0). *Prewhitening* input variabel (harga minyak kelapa dunia) selanjutnya disebut α_t sedangkan *prewhitening* output variabel (produksi kelapa) disebut β_t .

Tahapan ketiga dalam estimasi produksi kelapa dengan fungsi transfer yaitu korelasi silang. Korelasi silang dilakukan antara α_t dan β_t . Dari hasil korelasi silang tersebut diperoleh plot ACF sebagaimana disajikan pada Gambar 14. Plot ACF tersebut selanjutnya digunakan untuk mengidentifikasi nilai b, r, dan s pada tahapan berikutnya.

Tahapan keempat pada model fungsi transfer adalah identifikasi nilai b, r, dan s. Berdasarkan plot ACF pada Gambar 13 diperoleh nilai $b=0$ yang ditunjukkan dengan lag pertama kali signifikan pada lag 0. Interpretasi dari nilai $b=0$ yaitu tidak ada jeda pengaruh dampak harga minyak kelapa dunia terhadap produksi kelapa. Nilai r diasumsikan 0 karena data produksi kelapa maupun harga minyak kelapa dunia merupakan data tahunan yang tidak mengandung pola musiman. Selanjutnya dilakukan identifikasi nilai s dan diperoleh nilai $s=0$. Hal ini ditunjukkan dengan tidak ada tambahan lag yang signifikan setelah lag 0. Interpretasi dari nilai $s=0$ yaitu korelasi antara harga minyak kelapa dunia dengan produksi kelapa terjadi di tahun yang sama .



Gambar 14. Plot ACF Hasil Korelasi Silang α_t dan β_t

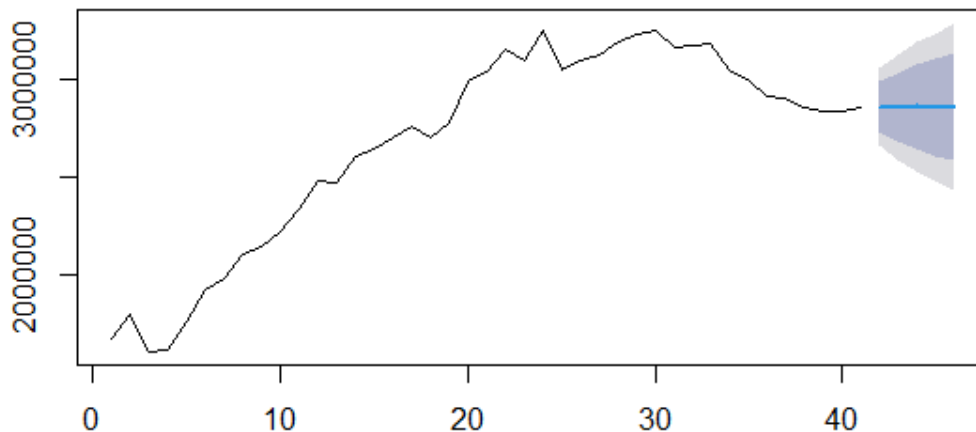
Tahapan kelima yaitu identifikasi model sisaan/noise (N_t). Identifikasi tersebut dilakukan dengan memanfaatkan fungsi *armaselect* pada RStudio. Model noise yang

direkomendasikan berdasarkan fungsi *armaselect* yaitu ARIMA (1,1,1) dengan AIC sebesar 928,86. Tahapan keenam yaitu pendugaan model fungsi transfer. Model fungsi transfer yang diduga cocok untuk mengestimasi produksi kelapa adalah fungsi transfer ARIMA (1,1,1) dengan input variabelnyaharga minyak kelapa dunia. Volume ekspor minyak kelapa sendiri terlebih dahulu diestimasi dengan model ARIMA (2,1,0). Model fungsi transfer ARIMA (1,1,1) ini menghasilkan MAPE data training sebesar 3,34. MAPE data training diperoleh dari pemodelan dengan series data tahun 1980-2014. Meskipun MAPE yang dihasilkan cukup kecil, hal ini belum dapat dijadikan acuan bahwa model fungsi transfer tersebut sudah tetap. Oleh karena itu perlu dilakukan diagnosa model untuk mengetahui akurasi hasil ramalan dibandingkan dengan data aktual.

Tahapan ketujuh adalah diagnosa model fungsi transfer. Diagnosa model dilakukan dengan meramalkan produksi kelapa periode 2015-2020 (data testing). Hasil ramalan data testing tersebut selanjutnya dibandingkan dengan nilai aktual produksi kelapa. Estimasi data testing tersebut menghasilkan MAPE data testing sebesar 0,59. MAPE tersebut menunjukkan bahwa tingkat kesalahan hasil ramalan produksi kelapa periode 2015-2020 dengan model fungsi transfer ARIMA (1,1,1) sebesar 0,59% jika dibandingkan dengan produksi riilnya. Selain itu, pengujian menggunakan statistik *z test of coefficients* menunjukkan bahwa koefisien AR(1) dan MA(1) berpengaruh signifikan pada model fungsi transfer ARIMA (1,1,1). Oleh karena itu, model fungsi transfer tersebut dianggap layak untuk mengestimasi produksi kelapa beberapa tahun ke depan.

Tahapan terakhir yaitu estimasi produksi kelapa selama lima tahun ke depan dengan fungsi transfer ARIMA (1,1,1). Produksi kelapa selama periode 2021-2025 diramalkan naik 0,01% per tahun, meskipun selama lima tahun terakhir (2016-2020) produksinya turun 0,40% per tahun. Hasil estimasi produksi kelapa pada tahun 2021 sebesar 2,86 juta ton kemudian turun menjadi 2,85 juta ton pada tahun 2022. Tahun 2023 produksi kelapa diramalkan kembali naik menjadi 2,86 juta ton. Namun pada tahun 2024 produksi kelapa Indonesia diprediksi turun menjadi 2,85 juta ton. Pada tahun 2025 estimasi produksi kelapa meningkat menjadi 2,86 juta ton (Gambar 15). Perkembangan produksi kelapa beserta hasil estimasinya selama lima tahun ke depan disajikan pada Gambar 15.

Forecasts from Regression with ARIMA(1,1,1) errors



Gambar 15. Hasil Estimasi Produksi Kelapa dengan Model Fungsi Transfer

Hasil Estimasi Produksi Kelapa dengan Model VAR

Estimasi dengan model VAR diawali dengan pemilihan ordo- p serta type model VAR yang paling baik. Type model VAR terbaik ditandai dengan banyaknya variabel yang signifikan pada ordo yang telah ditentukan. Beberapa type model VAR antara lain *both*, *const*, *trend*, dan *none*. Type *both* berarti terdapat konstanta dan trend pada model. Type *const* berarti terdapat konstanta pada model. Type *trend* berarti terdapat trend pada model. Type *none* artinya tidak terdapat konstanta maupun trend pada model. Ordo- p sendiri bernilai bulat positif seperti $p=1, p=2, \dots$ dan seterusnya.

Model VAR yang diduga cocok untuk estimasi produksi kelapa yaitu VAR dengan ordo-1 atau VAR(1) dengan type *none* yaitu tanpa ada konstanta maupun trend. Pada model VAR(1) beberapa input variabel yang digunakan yaitu luas areal, volume ekspor minyak kelapa, dan harga minyak kelapa dunia, sedangkan produksi kelapa menjadi output variabel. Model VAR(1) type *none* tersebut selanjutnya didiagnosa untuk mengetahui kecocokan model dalam mengestimasi produksi kelapa.

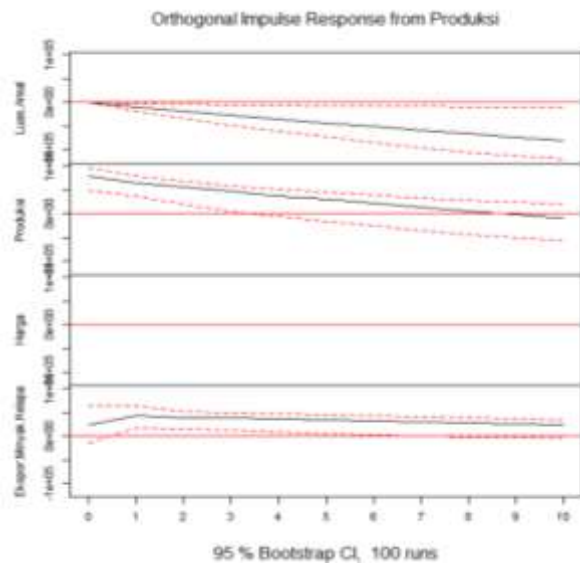
Diagnosa model VAR dilakukan melalui pengujian asumsi model serta tingkat kesalahan model yang ditunjukkan oleh MAPE. Terdapat tiga asumsi pada model VAR yang perlu diuji yaitu sisaan terdistribusi normal, homoskedastisitas, dan tidak terdapat autokorelasi pada sisaan. Pengujian asumsi normalitas pada sisaan dilakukan dengan uji *JB test*, *Skewness*, dan *Kurtosis*. Hasil pengujian tersebut menunjukkan bahwa sisaan tidak terdistribusi secara normal yang ditunjukkan dengan nilai $p\text{-value}=0,00$ atau lebih kecil dari $\alpha=5\%$. Meskipun asumsi normalitas tidak terpenuhi, model VAR(1) dapat dipertimbangkan untuk digunakan

dalam mengestimasi produksi kelapa mengingat fokus pemodelan pada penelitian ini adalah peramalan dengan series data yang cukup banyak. Pengujian asumsi berikutnya yaitu homoskedastisitas, yang dilakukan dengan uji ARCH. Hasil pengujian homoskedastisitas menunjukkan bahwa *p-value* pada ARCH sebesar 1 (lebih besar dari α), artinya asumsi homoskedastisitas terpenuhi. Pengujian asumsi model VAR yang ketiga adalah uji autokorelasi sisaan. Pengujian ini dilakukan dengan *Portmanteu Test*. Hasil pengujian tersebut menunjukkan bahwa nilai *p-value* dari *Portmanteu Test* sebesar 0,99 atau lebih besar dari $\alpha=5\%$. Hal ini menunjukkan bahwa tidak terdapat autokorelasi pada sisaan.

Selain ketiga asumsi tersebut, diagnosa kecocokan model VAR juga didasarkan pada MAPE yang dihasilkan baik untuk data training maupun data testing. Model VAR(1) type *none* menghasilkan MAPE data training sebesar 2,70 dan MAPE data testing sebesar 5,85. MAPE data testing tersebut lebih besar jika dibandingkan dengan MAPE data testing yang dihasilkan oleh model ARIMA (5,1,4) dan fungsi transfer ARIMA (1,1,1). Meskipun semakin kecil MAPE maka model yang dihasilkan semakin baik, namun MAPE bukan satu-satunya kriteria dalam menentukan model estimasi terbaik.

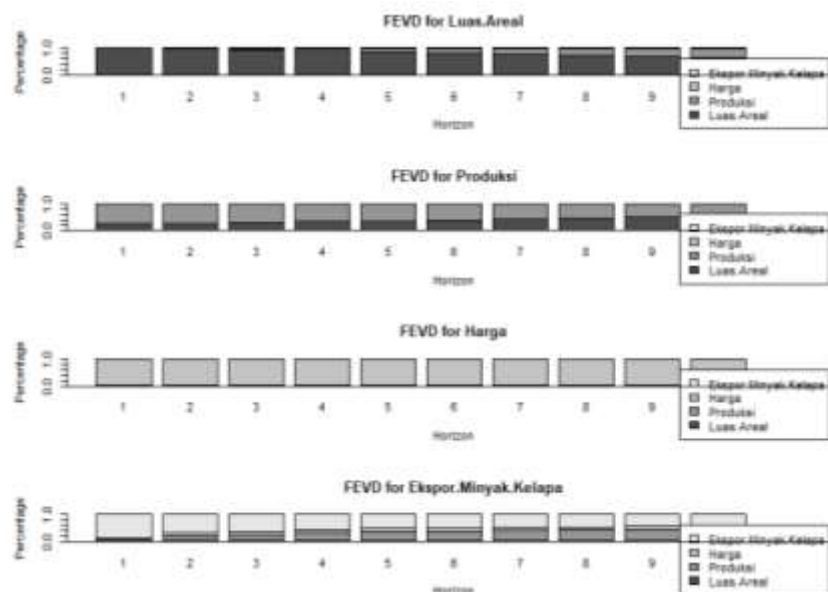
Salah satu kelebihan dari model VAR adalah dapat menampilkan *impulse respon* antar variabel. *Impulse respon* menggambarkan tingkat laju dari *shock* peubah yang satu terhadap peubah yang lainnya pada suatu rentang periode tertentu, sehingga dapat dilihat lamanya pengaruh dari *shock* suatu peubah terhadap peubah lain sampai pengaruhnya hilang atau kembali ke titik keseimbangan. *Impulse respon* produksi model VAR(1) type *none* ditunjukkan pada Gambar 16. Gambar tersebut menunjukkan bahwa jika terjadi perubahan produksi di tahun tertentu maka akan berdampak pada produksi itu sendiri sampai sembilan tahun ke depan. Dampak tersebut akan hilang setelah sembilan tahun. Perubahan produksi juga akan berdampak pada luas areal satu tahun ke depan ($t+1$) dan dampak tersebut terus berlangsung hingga beberapa tahun ke depan. Dampak perubahan produksi kelapa terhadap volume ekspor minyak berlangsung dalam jangka waktu yang cukup lama. Namun perubahan produksi kelapa

Indonesia tidak berdampak langsung terhadap harga minyak kelapa dunia.



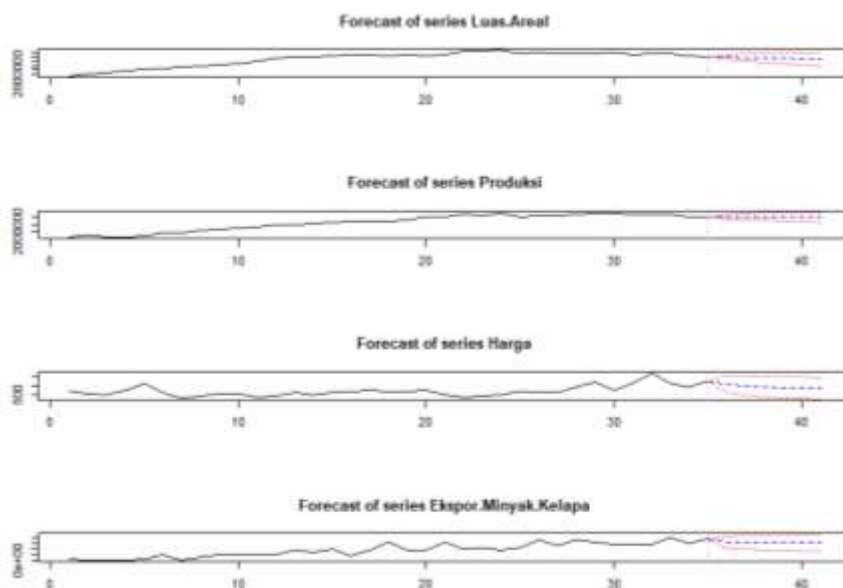
Gambar 16. *Impulse Respon* Produksi pada Model VAR(1) *Type None*

Selain *impulse respon*, model VAR juga menyajikan *variance decomposition* atau dekomposisi keragaman yang digunakan untuk melihat variabel apa saja yang mempengaruhi komposisi keragaman suatu variabel. Pada Gambar 17 terlihat bahwa komposisi produksi pada tahun pertama dipengaruhi oleh luas areal sebanyak 30%, sedangkan sisanya 70% dipengaruhi oleh produksi itu sendiri, volume ekspor minyak kelapa dan harga minyak kelapa dunia. Semakin bertambah tahun, kontribusi luas areal terhadap keragaman produksi semakin meningkat sedangkan pengaruh variabel lain terhadap keragaman produksi semakin berkurang.



Gambar 17. Dekomposisi Keragaman Model VAR(1) *Type None*

Model VAR(1) type none sebagai model terpilih, selanjutnya dilakukan pengepasan model pada data training dan data testing. Gambar 18 menunjukkan keseluruhan data training dan testing (pengepasan) beserta hasil ramalan dan plotnya. Setelah dipilih model VAR terbaik untuk peramalan, kemudian dilakukan peramalan produksi kelapa selama periode 2021-2025. Berdasarkan model VAR(1) type none, estimasi produksi kelapa selama lima tahun ke depan diramalkan turun 0,49% per tahun. Ramalan ini seiring dengan perkembangan produksi kelapa selama lima tahun terakhir yang mengalami penurunan 0,40% per tahun. Pada tahun 2021 produksi kelapa diprediksi sebesar 2,84 juta ton dan turun hingga mencapai 2,83 juta ton pada tahun 2022. Tahun 2023 produksi kelapa kembali diperkirakan turun menjadi 2,81 juta ton. Penurunan produksi kelapa juga terjadi pada tahun 2024 dan 2025, masing-masing diestimasi sebesar 2,80 juta ton dan 2,78 juta ton. Selain ramalan produksi kelapa, model VAR(1) *type none* ini juga mengestimasi variabel input lain yaitu luas areal, volume ekspor minyak kelapa, dan harga minyak kelapa dunia sebagaimana disajikan pada Gambar 18.



Gambar 18. Hasil Estimasi Produksi Kelapa dengan Model VAR(1) *Type None*

Pemilihan Model Terbaik untuk Estimasi Produksi Kelapa

Kriteria pemilihan model estimasi terbaik didasarkan pada nilai terkecil dari MAPE data training dan data testing yaitu dengan memilih nilai MAPE terkecil, khususnya untuk MAPE data testing. Selain MAPE terkecil, kelogisan hasil ramalan juga perlu diperhatikan misalnya dengan membandingkan perkembangan produksi kelapa lima tahun terakhir dan hasil estimasi lima tahun ke depan. Selain itu, kelogisan hasil ramalan juga tercerminkan dari pola

pergerakan hasil estimasinya. Plot data ramalan yang berhimpit/bersesuaian dengan data aktualnya memiliki performa hasil estimasi yang lebih baik.

Produksi kelapa selama lima tahun terakhir berfluktuasi dengan kecenderungan turun 0,40% per tahun. Tahun 2016 produksi kelapa tercatat 2,90 juta ton kemudian turun menjadi 2,85 juta ton pada tahun 2017. Tahun 2018 produksi kelapa kembali mengalami penurunan menjadi 2,84 juta ton. Hal serupa terjadi pada tahun 2019, dimana produksi kelapa turun menjadi 2,83 juta ton. Namun pada tahun 2020 terjadi peningkatan produksi kelapa menjadi 2,85 juta ton.

Dalam menyusun estimasi produksi kelapa selama periode 2021-2025, dilakukan ujicoba menggunakan tiga model. Model pertama adalah ARIMA, dengan model terbaik yang dipilih yaitu ARIMA (5,1,4). Model ARIMA tersebut menghasilkan MAPE data training sebesar 2,72 dan MAPE data testing sebesar 3,12. MAPE data testing tersebut menunjukkan bahwa kemampuan model ARIMA (5,1,4) dalam melakukan estimasi produksi kelapa akan mengalami kesalahan sekitar 3,12% lebih tinggi atau 3,12% lebih rendah. Berdasarkan model ARIMA (5,1,4), hasil estimasi produksi kelapa selama lima tahun ke depan diramalkan turun 0,34% per tahun.

Model estimasi yang kedua adalah fungsi transfer, dengan model terbaik yang dipilih adalah fungsi transfer ARIMA (1,1,1). Dalam melakukan estimasi dengan fungsi transfer, output variabel yang digunakan adalah produksi kelapa sedangkan input variabelnya yaituharga minyak kelapa dunia. Model fungsi transfer tersebut menghasilkan MAPE data training sebesar 3,34 dan MAPE data testing sebesar 0,59. MAPE data testing tersebut menunjukkan bahwa kemampuan model fungsi transfer ARIMA (1,1,1) dalam melakukan estimasi produksi kelapa akan mengalami kesalahan sekitar 0,59% lebih tinggi atau 0,59% lebih rendah. Berdasarkan model fungsi transfer ARIMA (1,1,1), hasil estimasi produksi kelapa selama lima tahun ke depan diramalkan naik 0,01% per tahun. Jika dibandingkan dengan model ARIMA (5,1,4), model fungsi transfer ARIMA (1,1,1) memiliki MAPE data testing yang lebih kecil.

Model estimasi yang ketiga adalah VAR, dengan model terbaik yang dipilih adalah VAR(1) *type none*. Dalam melakukan estimasi dengan model VAR(1) *type none*, output variabel yang digunakan adalah produksi kelapa sedangkan input variabelnya antara lain luas areal, volume ekspor minyak kelapa dan harga minyak kelapa dunia. Model VAR tersebut menghasilkan MAPE data training sebesar 2,70 dan MAPE data testing sebesar 5,85. MAPE data testing tersebut menunjukkan bahwa kemampuan model VAR(1) dalam melakukan

estimasi produksi kelapa akan mengalami kesalahan sekitar 5,85% lebih tinggi atau 5,85% lebih rendah. Berdasarkan model VAR(1), hasil estimasi produksi kelapa selama lima tahun ke depan diramalkan turun 0,49% per tahun. Jika dibandingkan dengan model ARIMA (5,1,4) dan model fungsi transfer ARIMA (1,1,1), model VAR(1) *type none* memiliki MAPE data testing yang lebih besar.

Dari ketiga model estimasi yang dibandingkan, diperoleh informasi bahwa model fungsi transfer memberikan MAPE data testing paling kecil dibandingkan model lain (Tabel 1). Secara statistik, model fungsi transfer ARIMA (1,1,1) memiliki performa ramalan yang lebih baik dengan persentase kesalahan ramalan paling kecil dibandingkan model yang lain. Namun pada model fungsi transfer tersebut, produksi kelapa hanya dipengaruhi oleh volume ekspor minyak kelapa. Dengan kata lain, model ini mengabaikan pengaruh dari variabel lain seperti intervensi pemerintah melalui program kebijakan intensifikasi maupun ekstensifikasi. Hal ini menjadi keterbatasan dalam penelitian ini, sehingga diharapkan dapat disempurnakan pada penelitian berikutnya.

Selain itu, pemilihan fungsi transfer ARIMA (1,1,1) sebagai model estimasi produksi kelapa, juga didasarkan pada historis data produksi kelapa beberapa tahun sebelumnya. Perkembangan produksi kelapa selama beberapa tahun terakhir cenderung turun. Penurunan produksi tersebut seiring dengan penurunan luas areal kelapa. Namun pada tahun 2020, terjadi peningkatan produksi kelapa padahal luas arealnya turun dibandingkan tahun sebelumnya. Peningkatan produksi tersebut diduga disebabkan oleh peningkatan harga kelapa sehingga mendorong petani untuk memanen tanaman kelapa. Dengan kata lain, selama beberapa tahun ke depan ada kemungkinan terjadi peningkatan produksi kelapa, terutama ketika harga kelapa sedang bagus/naik. Model fungsi transfer ARIMA (1,1,1) merupakan satu-satunya model yang menghasilkan estimasi optimis dibandingkan dua model lainnya, yaitu ARIMA (3,1,5) dan VAR(1) *type none*. Hasil estimasi produksi kelapa selama lima tahun ke depan naik 0,01% per tahun, sedangkan model ARIMA (3,1,5) dan VAR(1) *type none* menghasilkan estimasi produksi yang turun (Tabel 1).

Tabel 1. Perbandingan Hasil Estimasi Produksi Kelapa dengan Model ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR

Keterangan	Pengujian MAPE	Model ARIMA		Fungsi Transfer		Model VAR	
		ARIMA (5,1,4)	(%)	Arima (1,1,1) Xreg=Harga Minyak Kelapa Dunia	(%)	VAR (1) type=none	(%)
	MAPE Training	2,72		3,34		2,70	
	MAPE Testing	3,12		0,59		5,85	
ATAP	2016	2.904.170		2.904.170		2.904.170	
	2017	2.854.300	-1,72	2.854.300	-1,72	2.854.300	-1,72
	2018	2.840.148	-0,50	2.840.148	-0,50	2.840.148	-0,50
	2019	2.839.852	-0,01	2.839.852	-0,01	2.839.852	-0,01
	2020	2.858.010	0,64	2.858.010	0,64	2.858.010	0,64
Angka Estimasi (AESTI)	2021	2.870.561		2.863.004		2.841.406	
	2022	2.852.789	-0,62	2.859.515	-0,12	2.829.086	-0,43
	2023	2.827.740	-0,88	2.865.929	0,22	2.815.387	-0,48
	2024	2.812.510	-0,54	2.858.240	-0,27	2.800.902	-0,51
	2025	2.831.309	0,67	2.864.289	0,21	2.785.612	-0,55
Rata-rata Pertumbuhan (%)	ATAP 2016 - 2020		-0,40		-0,40		-0,40
	AESTI 2021 - 2025		-0,34		0,01		-0,49

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Model terbaik yang terpilih untuk mengestimasi produksi kelapa adalah fungsi transfer ARIMA (1,1,1) dengan produksi kelapa sebagai output variabel dan input variabelnya yaitu harga minyak kelapa dunia. Pemilihan model fungsi transfer ARIMA (1,1,1) sebagai model terbaik untuk estimasi produksi kelapa didasarkan pada nilai MAPE terkecil dibandingkan model lain khususnya MAPE data testing. Namun juga dengan mempertimbangkan adanya intervensi pemerintah melalui program perluasan dan rehabilitasi tanaman kelapa. Dampak dari program tersebut direpresentasikan pada variabel luas areal yang menjadi salah satu input variabel pada model ini. Hasil estimasi produksi kelapa selama lima tahun ke depan dengan model VAR(1) *type none* cenderung meningkat dengan rata-rata pertumbuhan 1,24% per tahun. Pada tahun 2020 produksi kelapa di Indonesia sebesar 86.083 ton. Produksi tersebut diproyeksikan meningkat menjadi 88.103 ton di tahun 2021. Tahun 2022 produksi kelapa diperkirakan terus

meingkat menjadi 89.276 ton. Peningkatan produksi kelapa di Indonesia diramalkan terus terjadi hingga tahun 2025.

Saran

Penelitian ini membatasi estimasi produksi kelapa menggunakan tiga model yaitu ARIMA, fungsi transfer dan VAR. Meskipun berdasarkan metode statistik model fungsi transfer memiliki performa estimasi yang lebih baik dibandingkan dua model lainnya, model VAR dipilih menjadi model terbaik untuk mengestimasi produksi kelapa. Dasar pemilihan model VAR tersebut adalah adanya intervensi pemerintah pada tahun berjalan dalam peningkatan produksi kelapa yang direpresentasikan oleh salah satu input variabel pada model VAR yaitu luas areal. Intervensi tersebut dilakukan melalui program perluasan areal dan rehabilitasi tanaman yang dampaknya dirasakan secara langsung pada tahun berjalan. Oleh karena itu, pada penelitian berikutnya disarankan untuk mencoba model lain yang dapat mengakomodir dinamika program kebijakan pemerintah ke dalam model estimasi. Selain itu, variabel lain selain yang telah digunakan pada penelitian ini dapat juga dicobakan untuk mengestimasi produksi kelapa.

DAFTAR PUSTAKA

- Ditjenbun.pertanian.go.id. (2019, 13 Agustus). IPC Pintu Masuk Negosiasi Perdagangan Kelapa Indonesia. Diakses pada 2 Desember 2020, dari <http://ditjenbun.pertanian.go.id/ipc-pintu-masuk-negoisasi-perdagangan-kelapa-indonesia/>
- Enders, W. 2004. *Applied Econometric Time Series*. USA: University of Alabama.
- Gujarati, D.N., & Porter, D.C. 2010. *Dasar-dasar Ekonometrika*. Jakarta: Salemba Empat, Buku 2, Edisi 5.
- Kementerian Pertanian. 2020. *Statistik Perkebunan Unggulan Nasional 2019-2021*. Jakarta: Direktorat Jenderal Perkebunan Kementerian Pertanian.
- Mulyadi, H., Nazamuddin, B.S., & Seftarita, C. 2019. What Determines Exports of Coconut Products? The Case of Indonesia. *International Journal Academic Research Economics and Management and Sciences*, 8(2): 12-24.
- Nasution, A., & Rachmat, M. 1993. Agribisnis Kelapa Rakyat di Indonesia: Kendala dan Prospek. *Forum Penelitian Agro Ekonomi*, 10(2-1): 19-28.
- Zikria, Roydatul. 2021. *Outlook Kelapa*. Jakarta: Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian.

ANALISIS ESTIMASI PRODUKSI JAMBU METE INDONESIA MELALUI PENDEKATAN MODEL ARIMA, FUNGSI TRANSFER DAN VAR

Estimation Analysis of Indonesian Cashew Production Through Model Approach of ARIMA, Transfer Function And VAR

Yuliatwati Rohmah, S.P., M.S.E

*Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, Kementerian Pertanian
Jalan Harsono RM No. 3 Gd D Lt 4, Ragunan-Jakarta Selatan, Indonesia
Telp. (021) 7816384 Fax. (021) 7816385
E-mail: yuliatwati@pertanian.go.id*

ABSTRAK

Jambu mete merupakan salah satu komoditas perkebunan strategis di Indonesia. Data produksi jambu mete yang dirilis oleh Direktorat Jenderal Perkebunan bersama BPS berupa data tahunan yang disajikan untuk kondisi 2 tahun yang lalu merupakan Angka Tetap (ATAP), satu tahun yang lalu merupakan Angka Sementara (ASEM) dan untuk tahun yang berjalan merupakan Angka Estimasi (AESTI). Metode yang digunakan untuk menyusun AESTI selama ini adalah Metode *Single Exponential Smoothing* (SES) dan *Double Exponential Smoothing* (DES). Metode untuk menghasilkan AESTI data perkebunan perlu dikaji kembali agar didapatkan metode yang lebih akurat, lebih objektif dan lebih baik secara statistik. Sehingga kajian ini bertujuan untuk melakukan pemodelan, membandingkan efektivitas dari pemodelan tersebut dan menentukan metode terbaik dalam mengestimasi produksi jambu mete. Metode yang diterapkan adalah metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), fungsi transfer dan *Vector Auto Regression* (VAR) dengan menggunakan *software* program *RStudio*. Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan besaran nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan kerealistisan hasil estimasi dibandingkan dengan data series sebelumnya. Berdasarkan dari hasil estimasi dan nilai MAPE disimpulkan bahwa FT ARIMA (0,2,1) $x_{reg} = \text{luas areal}$ adalah model terbaik untuk estimasi produksi jambu mete.

Kata-Kata Kunci: ARIMA, fungsi transfer, VAR, produksi, jambu mete

Abstract

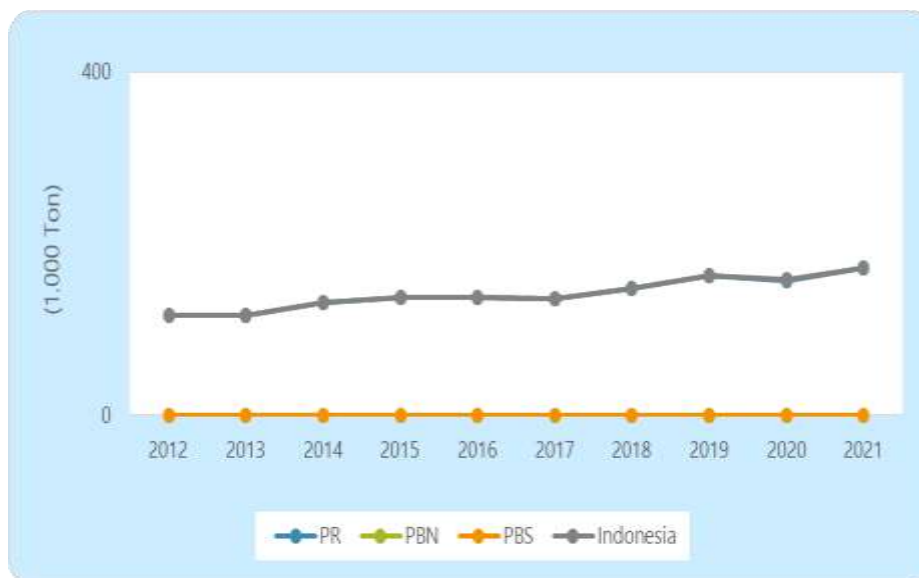
Cashew is one of the strategic estate crop commodities in Indonesia. Cashew production data released by the Directorate General of Estate Crops together with BPS in the form of annual data presented for the conditions 2 years ago were Fixed Figures (ATAP), one year ago were Provisional Figures (ASEM) and for the current year were Estimated Figures (AESTI). . The methods used to develop AESTI so far are Single Exponential Smoothing (SES) and Double Exponential Smoothing (DES) methods. The method for producing AESTI estate crops data needs to be reviewed in order to obtain a method that is more accurate, more objective and statistically better. Therefore, this study aims to conduct modeling, compare the effectiveness of the modeling and determine the best method for estimating cashew production. The method applied is the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), transfer function and Vector Auto Regression (VAR) using the RStudio software program. The selection of the best model is done by comparing the value of the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and the realism of the estimation results compared to the previous data series. Based on the estimation results and MAPE values, it is concluded that FT ARIMA (0,2,1) $x_{reg} = \text{area}$ is the best model for cashew production estimation.

Key Words: ARIMA, transfer function, VAR, production, cashew

PENDAHULUAN

Perkebunan jambu mete di Indonesia pada periode 10 tahun terakhir (2012-2021), didominasi oleh Perkebunan Rakyat (PR) sebesar 99,77% dan sisanya dimiliki oleh Perkebunan Besar Swasta (PBS) mencapai 0,23%, sedangkan Perkebunan Besar Negara (PBN) kontribusinya 0,00%. Berdasarkan kondisi tanaman, pada periode yang sama sebesar 60,78% merupakan Tanaman Menghasilkan, 23,58% Tanaman Belum Menghasilkan, dan sisanya 15,64% adalah Tanaman Rusak. Perkembangan produktivitas rata-rata meningkat sebesar 4,35% dari tahun 2015-2020 dengan jumlah pekebun mencapai 698.775 KK pada tahun 2019.

Perkembangan produksi jambu mete Indonesia dalam 10 tahun terakhir berfluktuatif dengan rata-rata pertumbuhan sebesar 4,51% per tahun (Gambar 1). Daerah sentra produksi jambu mete di Indonesia tahun 2019 untuk 3 tertinggi adalah Provinsi Sulawesi Utara (50,86 ribu ton), Nusa Tenggara Timur (49,72 ribu ton) dan Jawa Timur (16,78 ribu ton). Kinerja perdagangan ekspor untuk jambu mete selama tahun 2014-2019 tercatat mengalami perkembangan volume ekspor rata-rata sebesar 75,89% dan 51,07% untuk rata-rata perkembangan nilai ekspor di periode yang sama. Jambu mete Indonesia banyak dieskpor ke Negara China, India, Amerika, Thailand, Jerman dan Malaysia.



Gambar 1. Perkembangan Produksi Jambu Mete Indonesia Menurut Status Pengusahaan Tahun 2012-2021

Saat ini, rilis resmi data produksi jambu mete dikeluarkan oleh Direktorat Jenderal Perkebunan berupa data tahunan yang disajikan untuk kondisi 2 tahun yang lalu (*lag n-2*) merupakan Angka Tetap (ATAP), satu tahun yang lalu (*lag n-1*) merupakan Angka Sementara (ASEM) dan untuk tahun yang berjalan merupakan Angka Estimasi (AESTI). Data statistik perkebunan yang diperoleh merupakan hasil sinkronisasi dan validasi yang dilaksanakan secara berjenjang dari tingkat kabupaten sampai tingkat nasional dengan mengacu pada Pedoman Pengelolaan Data Komoditas Perkebunan (PDKP) yang diterbitkan oleh Direktorat Jenderal Perkebunan. Saat ini dibutuhkan data yang terkini atau data *near real time* untuk perumusan kebijakan dan sebagai sarana peringatan dini atau *Early Warning System* (EWS) bagi para pengambil kebijakan agar dapat menghasilkan keputusan yang lebih efektif dan efisien.

Selama ini metode yang digunakan untuk menyusun AESTI adalah Metode Pemulusan Eksponensial Tunggal atau *Single Exponential Smoothing* (SES) dan Pemulusan Eksponensial Ganda atau *Double Exponential Smoothing* (DES). Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan besaran nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan kerealistisan hasil estimasi dibandingkan dengan data series sebelumnya. Dalam rangka melengkapi atau menyempurnakan estimasi yang telah dihasilkan oleh Ditjen Perkebunan serta untuk memenuhi kebutuhan penyediaan data estimasi maka metode untuk menghasilkan AESTI data perkebunan perlu dikaji kembali agar didapatkan metode yang lebih akurat, lebih objektif dan lebih baik secara statistik dibandingkan metode yang telah dilakukan selama ini. Sejak tahun 2021 angka estimasi khususnya AESTI 2022 yang dihasilkan dari kerjasama antara Pusdatin, Ditjen Perkebunan dan BPS akan digunakan dalam publikasi Statistik Perkebunan Unggulan Nasional.

Berdasarkan hal di atas, maka kajian ini bertujuan untuk:

- d. Melakukan analisis dan estimasi data produksi jambu mete menggunakan model *Auto Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA), Fungsi Transfer dan *Vector Auto Regression* (VAR).
- e. Membandingkan metode tersebut dalam memperoleh model estimasi data produksi jambu mete yang memiliki tingkat akurasi tertinggi.
- f. Menentukan metode terbaik dalam mengestimasi data produksi jambu mete.

MATERI DAN METODE

Data yang digunakan dalam kajian ini adalah data sekunder *time series* tahunan. Wujud produksi jambu mete yang dibahas berupa gelondong kering. Variabel, satuan, level, periode dan sumber data yang digunakan dalam kajian ini terdapat dalam Tabel 1.

Tabel 1. Jenis Variabel, Periode dan Sumber Data

No	Variabel Data	Satuan	Periode	Sumber
1	Produksi nasional	Ton	1980-2020	Ditjen Perkebunan
2	Luas areal nasional	Ha	1980-2020	Ditjen Perkebunan
3	Nilai ekspor nasional	000 US\$	1980-2020	BPS
4	Nilai impor nasional	000 US\$	1980-2020	BPS

Variabel yang digunakan dalam metode ARIMA adalah produksi, sedangkan variabel luas areal jambu mete nasional digunakan pada metode fungsi transfer sebagai variabel yang diduga dapat mempengaruhi produksi jambu mete nasional. Adapun pada metode VAR, variabel yang digunakan adalah produksi, luas areal, nilai ekspor dan nilai impor karena jambu mete merupakan komoditas ekspor andalan. Pertimbangan dalam pemilihan dan penggunaan variabel data dalam model adalah ketersediaan series data dalam jangka waktu yang cukup panjang.

Pada proses pengolahan dan analisis, data *time series* dibagi menjadi dua bagian yakni data *training* untuk penyusunan model periode tahun 1980-2014 dan sisanya sebagai data *testing* untuk validasi model periode tahun 2015-2020. Kemudian dari hasil data *training* disusun model dan dilakukan estimasi sesuai periode data *testing*, setelah itu dilakukan evaluasi kesesuaian ramalannya. Model terbaik dipilih dari berbagai alternatif metode estimasi yang dicoba dengan melihat nilai MAPE dan kesesuaian hasil estimasi dengan historis data aktualnya. Model estimasi terbaik yang terpilih kemudian dilakukan untuk estimasi 5 tahun ke depan yakni tahun 2021 – 2025 dengan menggabungkan seluruh data (*training* dan *testing*). Metode estimasi produksi jambu mete nasional yang digunakan dalam kajian ini terdiri dari model ARIMA, model Fungsi Transfer dan model VAR.

1. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

ARIMA atau biasa disebut juga dengan metode time series Box Jenkins, sangat sesuai digunakan untuk melakukan peramalan jangka pendek, sementara untuk peramalan jangka panjang kurang baik ketepatannya. Metode ARIMA merupakan metode yang hanya menggunakan variabel dependen dan mengabaikan variabel independen sewaktu melakukan peramalan.

Metode ARIMA dibagi kedalam tiga kelompok model, yaitu model *Auto Regressive* (AR), model *Moving Average* (MA) dan model campuran yang memiliki karakteristik kedua model di atas yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).

Model *Auto Regressive* (AR)

AR adalah suatu model yang menjelaskan pergerakan suatu variabel melalui variabel itu sendiri di masa lalu. Model *autoregressive* orde ke- p dapat ditulis AR (p) atau model ARIMA ($p, d, 0$).

$$Y_t = \mu + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

dimana:

- Y_t = data *time series* sebagai variable dependen pada waktu ke- t
- Y_{t-p} = data *time series* pada kurun waktu ke ($t-P$)
- μ = suatu konstanta
- $\theta_1 \dots \theta_p$ = parameter *autoregressive* ke- p
- ε_t = nilai kesalahan pada waktu ke t

Model *Moving Average* (MA)

MA adalah suatu model yang melihat pergerakan variabelnya melalui sisaannya di masa lalu. Bentuk model MA dengan ordo q dapat ditulis MA (q) atau model ARIMA ($0, d, q$).

$$Y_t = \mu - \phi_1 \varepsilon_{t-1} - \phi_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \phi_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

dimana:

Y_t = data *time series* sebagai variable dependen pada waktu ke- t

$\phi_1 \dots \phi_q$ = parameter-parameter *moving average*

ε_{t-q} = nilai kesalahan pada waktu ke- $(t-q)$

Autoregressive Intergrated Moving Average (ARIMA)

ARIMA merupakan model dari fungsi linier nilai lampau beserta nilai sekarang dan sisaan lampainya.

$$y_t = \mu + \theta_1 y_{t-1} + \theta_2 y_{t-2} + \dots + \theta_p y_{t-p} - \phi_1 \varepsilon_{t-1} - \phi_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \phi_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

dimana:

y_t = data *time series* sebagai variable dependen pada waktu ke- t

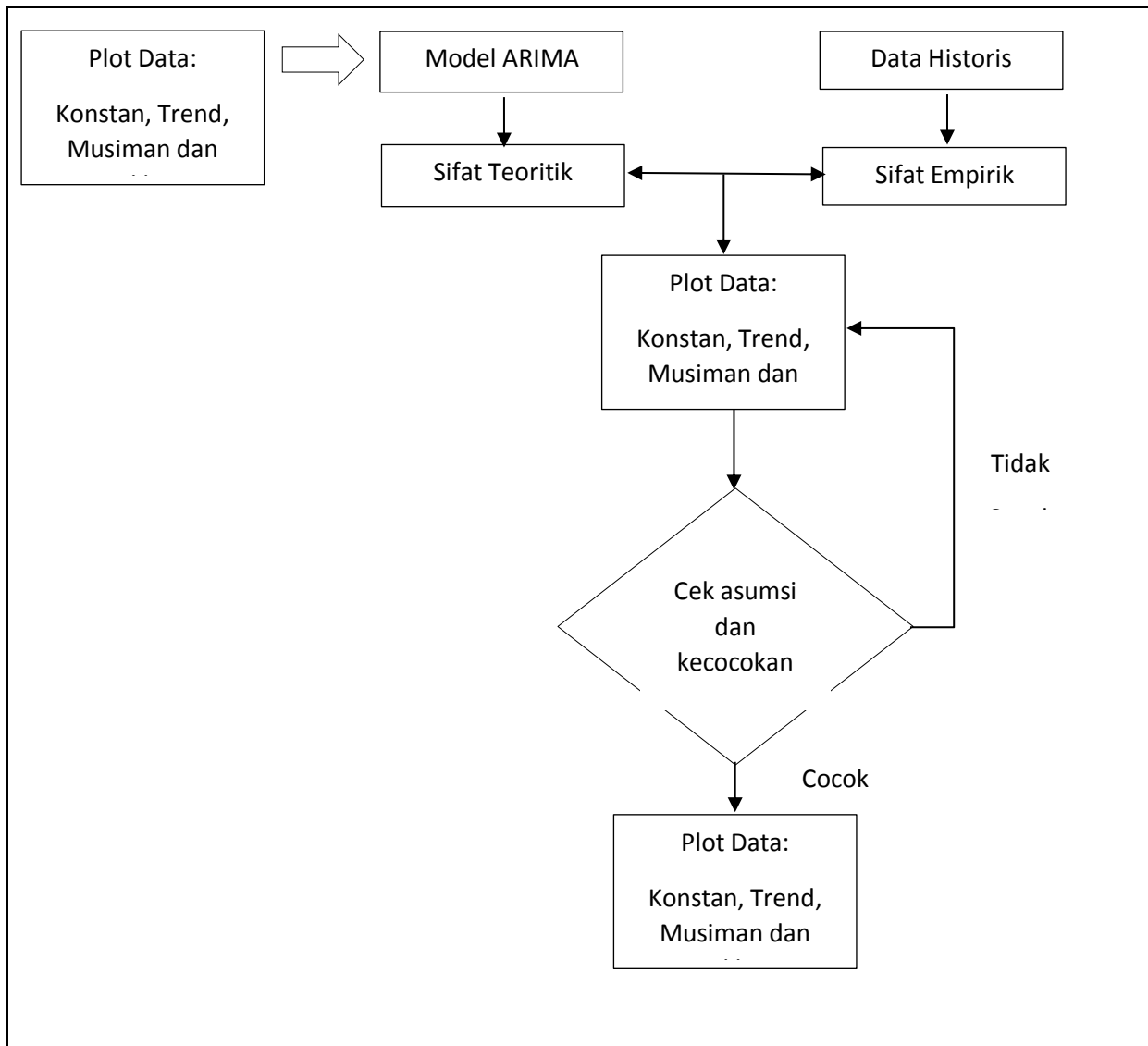
y_{t-p} = data *time series* pada kurun waktu ke- $(t-p)$

μ = suatu konstanta

$\theta_1 \theta_2 \phi_1 \phi_n$ = parameter-parameter model

ε_{t-q} = nilai sisaan pada waktu ke- $(t-q)$

Tahapan estimasi pada model ARIMA dimulai dari uji kestasioneran data yang dapat dilakukan melalui Uji Augmented Dickey Fuller (ADF) atau dari plot *Auto Correlation Function* (ACF) dan *Partial Auto Correlation Function* (PACF). Apabila data belum stasioner maka harus dilakukan proses *differencing* sampai diperoleh data yang stasioner. Proses *differencing* yang dilakukan maksimum sebanyak 2 kali. Tahapan selanjutnya adalah identifikasi model ARIMA, baik dengan *autoarima* maupun *armaselect*. Kemudian diikuti oleh serangkaian pengujian asumsi dan kecocokan, apabila telah memenuhi semua syarat pengujian maka estimasi dapat dilakukan, tetapi apabila belum memenuhi syarat pengujian maka harus kembali ke tahapan sebelumnya yakni mengidentifikasi model ARIMA tentatif (Gambar 2).



Gambar 2. Tahapan Estimasi Model ARIMA

2. Model Fungsi Transfer

Model fungsi transfer adalah suatu model yang menggambarkan nilai prediksi masa depan dari suatu deret berkala (disebut deret *output* atau y_t) didasarkan pada nilai-nilai masa lalu dari deret itu sendiri (y_t) dan didasarkan pula pada satu atau lebih deret berkala yang berhubungan (disebut deret input atau x_t) dengan deret *output* tersebut. Model fungsi transfer merupakan fungsi dinamis yang pengaruhnya tidak hanya pada hubungan linier antara deret input dengan deret output pada waktu ke- t , tetapi juga pada waktu $t+1$, $t+2$, ..., $t+k$. Hubungan seperti ini pada fungsi transfer dapat menimbulkan delay (waktu senjang) antara variabel *input* dan variabel *output*.

Tujuan pemodelan Fungsi Transfer adalah untuk menetapkan model yang sederhana, yang menghubungkan deret output (Y_i) dengan deret input (X_i) dan gangguan/noise(n_i). Wei (1994) juga menjelaskan bahwa di dalam fungsi transfer terdapat rangkaian *output* yang mungkin dipengaruhi oleh rangkaian *multiple input*. Pada kasus *single input* variabel, dapat menggunakan metode korelasi silang yang dianjurkan oleh Box and Jenkins (1976). Teknik ini juga dapat digunakan ketika terdapat *single input* variabel yang lebih dari satu selama antar variable *input* tidak berkorelasi silang. Jika beberapa atau semua variabel input berkorelasi silang maka teknik *prewhitening* atau metode korelasi silang tidak dapat digunakan secara langsung. Alasan utama bagi perlunya suatu perencanaan atau peramalan adalah adanya tenggang waktu pengambilan keputusan yang dapat berkisar dari beberapa hari atau sampai beberapa tahun.

Pada analisis fungsi transfer untuk peramalan deret berkala *univariate*, terdapat deret berkala output yang diperkirakan dipengaruhi oleh deret berkala input dan input-input lain yang digabungkan dalam satu kelompok yang disebut gangguan (*noise*). Deret input mempengaruhi deret output melalui sebuah fungsi transfer yang mendistribusikan pengaruhnya secara dinamis melalui beberapa periode waktu yang akan datang dengan persentase tertentu yang disebut sebagai bobot *respons impuls* atau bobot Fungsi Transfer.

$$y_t = v(B)x_t + N_t \quad \Rightarrow \quad y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} x_{t-b} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} \varepsilon_t$$

dimana :

b = panjang jeda pengaruh x_t terhadap y_t

r = panjang *lag* y periode sebelumnya yang masih mempengaruhi y_t

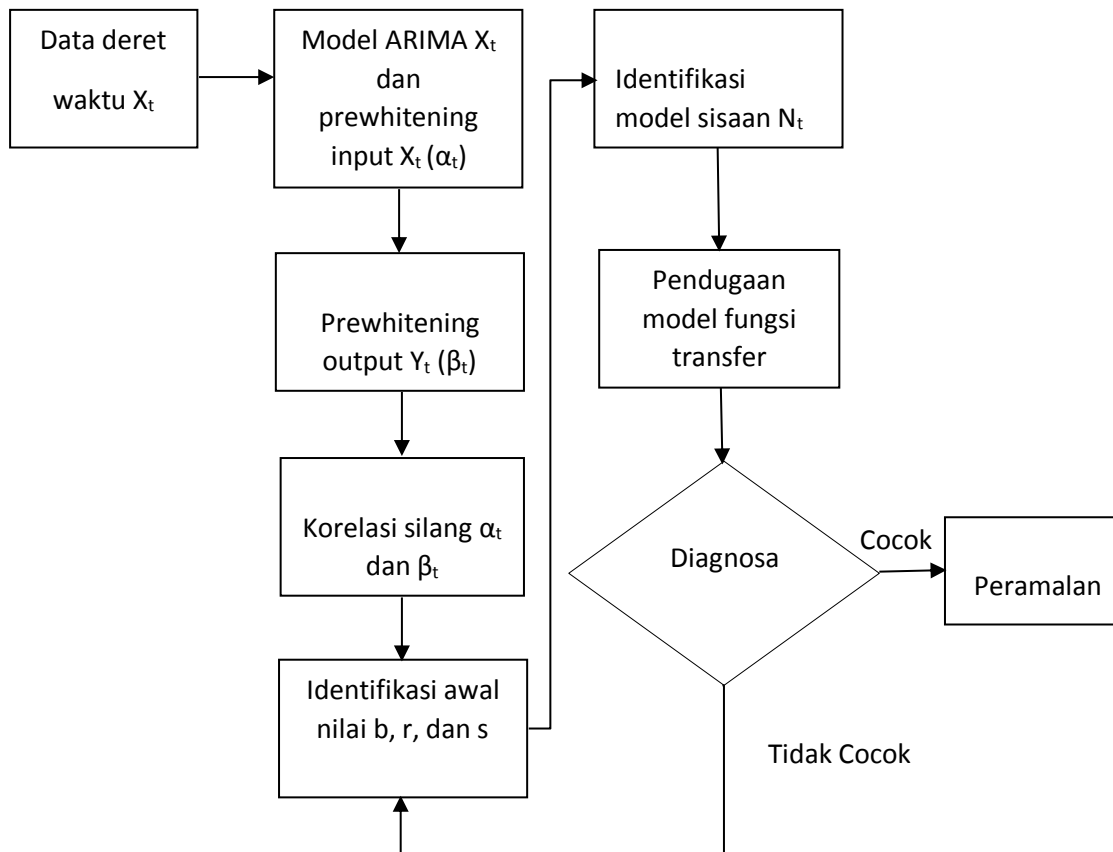
s = panjang *lag* x periode sebelumnya yang masih mempengaruhi y_t

p = ordo AR bagi *noise* N_t

q = ordo MA bagi *noise* N_t

Estimasi dengan menggunakan model fungsi transfer melalui serangkaian tahapan, mulai dari pemeriksaan kestasioneran input data dan pencarian model untuk variable input.

Kemudian melakukan proses prewhitening dan korelasi silang antara data input dengan data output, pengepasan model awal, mengidentifikasi model sisaan atau *noise*, pengepasan model dengan *noise* sampai melakukan estimasi berbasis fungsi transfer (Gambar 3).



Gambar 3. Tahapan Estimasi Model Fungsi Transfer

3. Model VAR

Vector Autoregression (VAR) dikemukakan pertama kali oleh Christopher Sims (1980). Sims mengembangkan model ekonometri dengan mengabaikan pengujian asumsi secara apriori. Metode VAR memperlakukan seluruh variabel secara simetris tanpa memperlakukan variabel dependen dan independen atau dengan kata lain model ini memperlakukan seluruh variabel sebagai variabel endogen., karena pada kenyataannya suatu variabel dapat bertindak sebagai endogen atau dependen dari suatu variabel yang lainnya (Gujarati, 2010).

Kelebihan dalam penggunaan metode VAR (Gujarati, 2010):

- 1) Kemudahan dalam penggunaan, tidak perlu mengkhawatirkan tentang penentuan variabel endogen dan variabel eksogen.
- 2) Kemudahan dalam estimasi, metode *Ordinary Least Square* (OLS) dapat diaplikasikan pada tiap persamaan secara terpisah.
- 3) *Forecast* atau peramalan yang dihasilkan pada beberapa kasus ditemukan lebih baik daripada yang dihasilkan oleh model persamaan simultan yang kompleks.
- 4) Perangkat estimasi yang digunakan adalah *Impulse Respon Function* (IRF) untuk melacak respon dari variabel dependen dalam sistem VAR terhadap *shock* dari *error term* dan *Variance Decomposition* yang memberikan informasi mengenai pentingnya masing-masing *error term* dalam mempengaruhi variabel-variabel dalam VAR.

Di sisi lain, terdapat beberapa kelemahan model VAR (Gujarati, 2010) :

- a. Model VAR merupakan model yang *atheoretic* atau tidak berdasarkan teori, hal ini tidak seperti pada persamaan simultan.
- b. Pada model VAR penekanannya terletak pada *forecasting* atau peramalan sehingga model ini kurang cocok digunakan dalam menganalisis kebijakan.
- c. Permasalahan yang besar dalam model VAR adalah pada pemilihan *lag length* atau panjang lag yang tepat. Karena semakin panjang lag, maka akan menambah jumlah parameter yang akan bermasalah pada *degrees of freedom*.
- d. Variabel yang tergabung pada model VAR harus stasioner. Apabila tidak stasioner, perlu dilakukan transformasi bentuk data, misalnya melalui *first difference*.
- e. Sering ditemui kesulitan dalam menginterpretasi tiap koefisien pada estimasi model VAR, sehingga interpretasi dilakukan pada estimasi fungsi *impulse respon*.

Enders (2004) menjelaskan, ketika peneliti tidak memiliki kepastian untuk menentukan bahwa suatu variabel adalah eksogen, maka suatu perluasan analisis fungsi perpindahan alami akan memperlakukan masing-masing variabel secara simetris.

$$\begin{aligned}
 x_t &= \beta_{10} + \sum_{i=1}^p \alpha_{1i} x_{t-i} + \sum_{i=1}^p \beta_{1i} y_{t-i} + \sum_{i=1}^p \gamma_{1i} z_{t-i} + e_{1t} \\
 y_t &= \beta_{20} + \sum_{i=1}^p \alpha_{2i} x_{t-i} + \sum_{i=1}^p \beta_{2i} y_{t-i} + \sum_{i=1}^p \gamma_{2i} z_{t-i} + e_{2t} \\
 z_t &= \beta_{30} + \sum_{i=1}^p \alpha_{3i} x_{t-i} + \sum_{i=1}^p \beta_{3i} y_{t-i} + \sum_{i=1}^p \gamma_{3i} z_{t-i} + e_{3t}
 \end{aligned}$$

dimana :

- x_t, y_t, z_t = variabel endogen
- β_0 = vektor konstanta $n \times 1$
- α, β, γ = parameter dari $x, y,$ dan z
- p = panjang *lag*
- t = waktu
- ε = vektor dari *shock* masing-masing variabel

Untuk menguji kebaikan pada model VAR menggunakan kriteria R^2 dan R^2 *Adjusted*. R^2 *squared* merupakan angka yang berkisar antara 0 sampai 1 yang mengindikasikan besarnya kombinasi variabel independen secara bersama–sama mempengaruhi nilai variabel dependen. Semakin mendekati angka satu, model yang dikeluarkan oleh regresi tersebut akan semakin baik. Secara manual, R^2 merupakan rumus pembagian antara *Sum Squared Regression* dengan *Sum Squared Total*.

$$R^2 = \frac{SSR}{SST}$$

dimana :

SSR = Kuadrat dari selisih nilai Y prediksi dengan nilai rata-rata

$$Y = \sum (Y_{pred} - Y_{rata-rata})^2$$

SST = Kuadrat dari selisih nilai Y aktual dengan nilai rata-rata

$$Y = \sum (Y_{aktual} - Y_{rata-rata})^2$$

Sedangkan R^2 -*adjusted* sudah mempertimbangkan jumlah sampel data dan jumlah variabel yang digunakan. R^2 -*adjusted* merupakan R^2 yang sudah dilengkapi.

$$R^2_{adj} = 1 - \left[\frac{(1 - R^2)(n - 1)}{n - k - 1} \right]$$

dimana :

1. n = jumlah observasi
2. k = jumlah variabel

R^2 -adjusted akan menghitung setiap penambahan variabel dan mengestimasi nilai R^2 dari penambahan variabel tersebut. Apabila penambahan pola baru tersebut ternyata memperbaiki model hasil regresi lebih baik dari pada estimasi, maka penambahan variabel tersebut akan meningkatkan nilai R^2 -adjusted. Namun, jika pola baru dari penambahan variabel tersebut menunjukkan hasil yang kurang dari estimasinya, maka R^2 -adjusted akan berkurang nilainya. Sehingga nilai R^2 -adjusted tidak selalu bertambah apabila dilakukan penambahan variabel. Jika melihat dari rumus diatas, nilai R^2 -adjusted memungkinkan untuk bernilai negatif, jika MSE-nya lebih besar dibandingkan $(SST/p-1)$. Jika melihat rumus diatas, nilai R^2 -adjusted pasti lebih kecil dibandingkan nilai R squared.

Tahapan dalam penyusunan model VAR diawali dari pembagian data series menjadi data *training* dan data *testing*. Tahapan berikutnya berupa pemilihan *lag* dan *type*, dilanjutkan dengan serangkaian pengujian asumsi. Kemudian melakukan estimasi untuk data *training*, data *testing*, dan penghitungan MAPE. Tahapan akhir melakukan pemilihan model terbaik, pengepasan model untuk seluruh data dan estimasinya serta interpretasi dari hasil *Impulse Response Function* (IRF) dan *Variance Decomposition*.

Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Untuk menguji kebaikan dan kelayakan suatu model yang digunakan dalam kajian ini berdasarkan nilai kesalahan dengan menggunakan statistik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) atau kesalahan persentase absolut rata-rata yang diformulasikan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right| \cdot 100$$

dimana :

3. X_t = data aktual
- F_t = nilai ramalan

Kriteria MAPE untuk membandingkan keseluruhan model menggunakan kriteria MAPE terkecil. Semakin kecil nilai MAPE maka model yang diperoleh semakin baik, karena makin mendekati nilai aktual.

Pengolahan Data

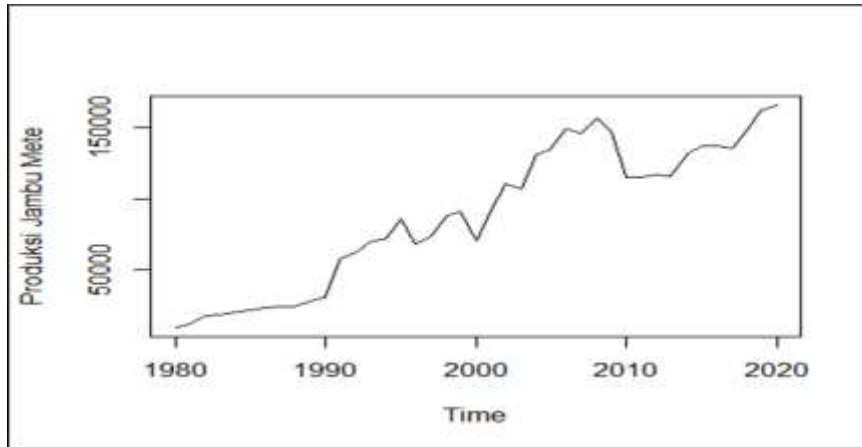
Pengolahan data yang dilakukan dalam kajian ini baik model ARIMA, model fungsi transfer maupun model VAR menggunakan Program R dan RStudio yang merupakan sebuah program komputasi statistika dan grafis.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Model ARIMA

Eksplorasi Data Produksi Jambu Mete Indonesia

Produksi jambu mete dalam periode 41 tahun terakhir (1980-2020) berfluktuatif dengan rata-rata pertumbuhan sebesar 12,33% per tahun (Gambar 4). Berdasarkan uji kestasioneran data menggunakan *Augmented Dickey Fuller* (ADF) pada Tabel 2 memperlihatkan data produksi jambu mete tidak stasioner, karena nilai *test-statistic* (-2,231) lebih besar dibandingkan *critical value* pada tau3 (alpha 1%: -4,15; alpha 5%: -3,50; alpha 10%: -3,18) sehingga perlu dilakukan proses *differencing* 1. Hal ini diperkuat dengan plot produksi jambu mete berdasarkan sebaran datanya yang tidak konstan di sekitar rataaan (Gambar 4). Hasil *differencing* 1 produksi jambu mete telah bersifat stasioner karena nilai *test-statistic* (-3,94) lebih kecil dibandingkan *critical value* pada tau1 (alpha 1%: -2,62; alpha 5%: -1,95; alpha 10%: -1,61) seperti pada Tabel 3 dan sebaran datanya memiliki pola *single mean* atau konstan sekitar rataaan bukan nol (Gambar 5).



Gambar 4. Perkembangan Produksi Jambu Mete Tahun 1980-2020

Tabel 2. Hasil Augmented Dickey Fuller Awal Data Produksi Jambu Mete

Value of test-statistic is: -2.231 3.233 2.4917

Critical values for test statistics:

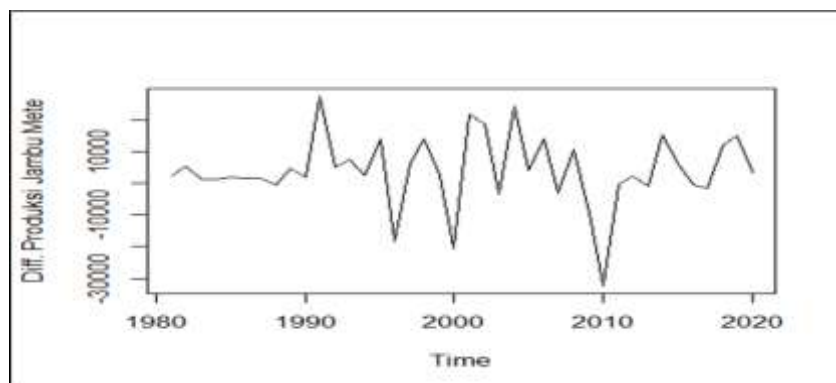
	1pct	5pct	10pct
tau3	-4.15	-3.50	-3.18
phi2	7.02	5.13	4.31
phi3	9.31	6.73	5.61

Tabel 3. Hasil Augmented Dickey Fuller Differencing1 Data Produksi Jambu Mete

Value of test-statistic is: -3.9427

Critical values for test statistics:

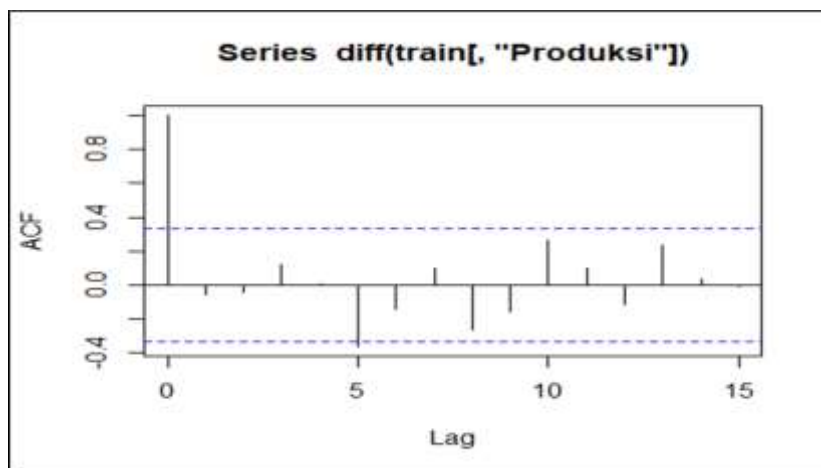
	1pct	5pct	10pct
tau1	-2.62	-1.95	-1.61



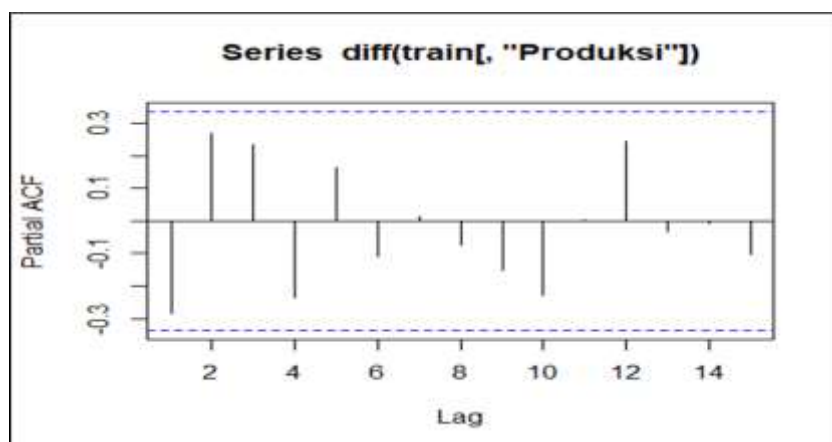
Gambar 5. Plot Data Produksi Jambu Mete Differencing 1

Model ARIMA Produksi Jambu mete

Tahap awal pada metode estimasi dengan ARIMA, setelah dipastikan data bersifat stasioner, maka dilakukan identifikasi model ARIMA yang dapat diperoleh melalui 3 cara yakni berdasarkan hasil plot *Auto Correlation Function* (ACF) dan *Partial Auto Correlation Function* (PACF), *Autoarima* maupun *Armaselect*. Dari hasil plot ACF bersifat *cut off* pada lag 1 (Gambar 6), sedangkan plot PACF, data sudah tidak memiliki pola khusus baik *tail off* ataupun *cut off* (Gambar 7) sehingga diperoleh dugaan awal untuk model ARIMA (1,1,0) atau ARIMA (0,1,1). Hasil dari *autoarima* adalah ARIMA (0,1,0) dan menghasilkan hasil estimasi yang sama untuk 5 tahun kedepan, maka model ini tidak dipilih. Alternatif lain untuk mendapatkan model ARIMA dapat diperoleh dengan melakukan *overfitting* dari hasil *armaselect* dengan Uji *Minimum Information Criterion* (Minic) yang memberikan beberapa model alternatif (Tabel 5).



Gambar 6. Plot ACF Data Produksi Jambu Mete Differencing 1



Gambar 7. Plot PACF Data Produksi Jambu Mete Differencing 1

Setelah model dan hasil estimasi diperoleh, maka tahap berikutnya adalah mengevaluasi hasil estimasi baik dengan menggunakan uji MAPE untuk data *training* dan data *testing* maupun dengan melihat kerealistisan hasil estimasi dengan data aktualnya. Model terbaik yang dipilih adalah ARIMA (1,1,1) karena hasil tes koefisiennya signifikan pada alpha 0,1% baik untuk ar1 maupun dan ma1 seperti tampak pada Tabel 4 serta memiliki hasil estimasi yang mendekati data historisnya. Pertimbangan lainnya adalah memiliki nilai MAPE *training* terkecil yakni 10,92% dan juga nilai MAPE *testing* paling rendah yaitu 5,87%. Sedangkan hasil estimasi model lain dianggap terlalu rendah (*underestimate*) atau terlalu tinggi (*overestimate*) serta tidak selalu signifikan pada hasil tes koefisiennya (Tabel 5).

Tabel 4. Hasil Test Coefficients Model ARIMA (1,1,1) Produksi Jambu Mete

z test of coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
ar1	0.997868	0.023614	42.258	< 2.2e-16 ***
ma1	-0.984098	0.088515	-11.118	< 2.2e-16 ***

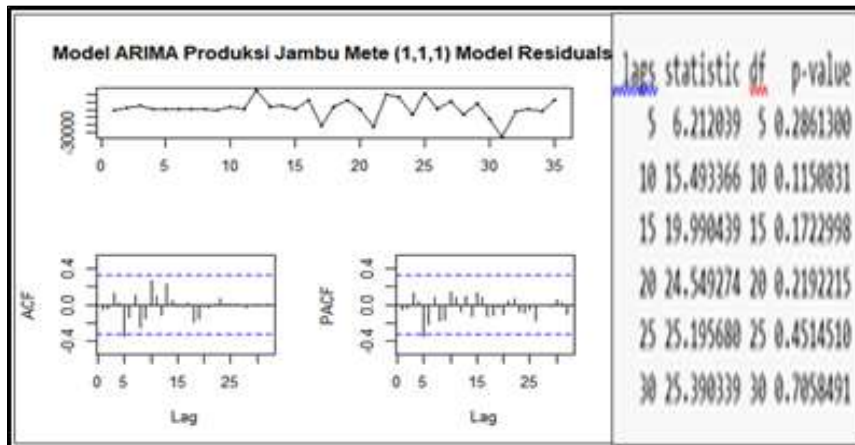
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 '.'

Tabel 5. Model ARIMA dan Estimasi Produksi Jambu Mete Hasil Armaselect

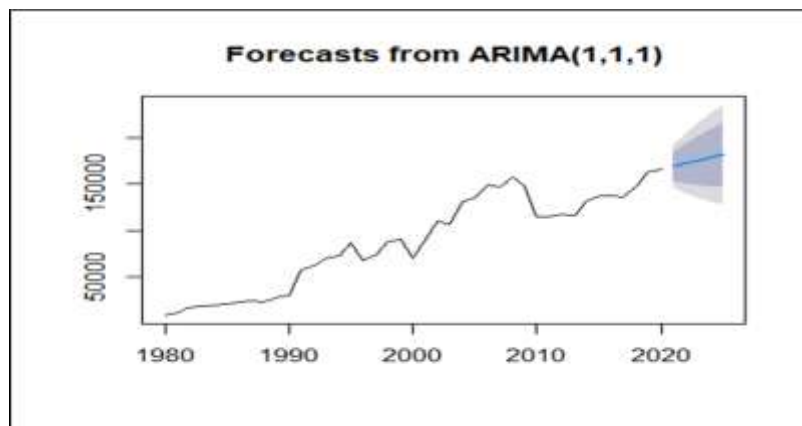
No	Model	MAPE (%)		Hasil Estimasi Produksi Jambu Mete (Ton)				
		Training	Testing	2021	2022	2023	2024	2025
1	ARIMA (1,1,0)	11.78	10.28	166,111	166,128	166,130	166,130	166,129
2	ARIMA (2,1,0)	11.73	10.02	166,461	166,584	166,607	166,611	166,612
3	ARIMA (3,1,0)	11.45	8.59	168,549	171,486	172,339	172,935	173,523
4	ARIMA (5,1,0)	10.94	6.72	169,167	173,999	174,066	171,967	172,300
5	ARIMA (4,1,0)	11.21	8.41	168,249	172,349	174,768	175,729	176,797
6	ARIMA (1,1,1)	10.92	5.87	168,940	172,008	175,075	178,138	181,199
7	ARIMA (2,1,1)	10.97	5.94	168,970	172,075	175,179	178,282	181,384

Langkah selanjutnya berupa pemeriksaan sisaan baik melalui plot sisaan serta plot ACF dan PACF sisaan. Hasil dari plot sisaan terdistribusi normal dan plot ACF serta PACF sisaan tidak nyata. Sedangkan dari hasil Uji *Ljung-Box*, autokorelasi sisaan tidak signifikan pada 30 lag (Gambar 8). Hasil estimasi produksi jambu mete dengan model ARIMA (1,1,1) untuk 5

tahun kedepan berfluktuatif dengan rata-rata pertumbuhan sebesar 1,78% per tahun (Gambar 9).



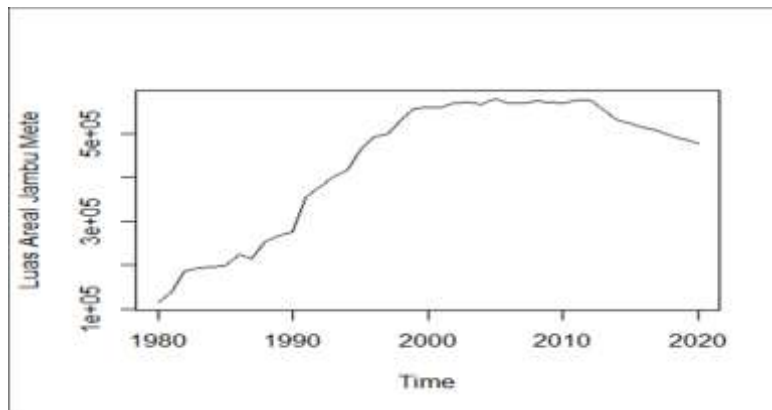
Gambar 8. Hasil Uji Pemeriksaan Sisaan dan Hasil Uji Ljung-Box ARIMA (1,1,1)



Gambar 9. Hasil Estimasi Produksi Jambu Mete Model ARIMA (1,1,1) Tahun 2021-2025

2. Model Fungsi Transfer

Pada metode fungsi transfer, peubah input yang digunakan adalah luas areal dengan pertimbangan bertambah atau berkurangnya luas areal diduga sangat mempengaruhi produksi jambu mete di dalam negeri. Perkembangan luas areal jambu mete dalam 41 tahun terakhir berfluktuatif dengan tren menaik seperti tampak pada Gambar 10.



Gambar 10. Perkembangan Luas Areal Jambu Mete Tahun 1980-2020

Langkah pertama untuk proses analisis model adalah dengan mengidentifikasi model ARIMA peubah input berdasarkan hasil Uji ADF dan plot ACF serta PACF. Berdasarkan hasil Uji ADF pada Tabel 6 diketahui data peubah input non stasioner dimana nilai *test-statistic* (0,73) lebih besar dibanding *critical values* pada tau3 (-4,15 pada alpha 1%; -3,50 pada alpha 5%; -3,18 pada alpha 10%), sehingga harus dilakukan proses *differencing*. Data luas areal jambu mete sudah stasioner setelah di-*differencing* 2 (Tabel 8) dengan nilai *critical value* lebih tinggi pada tau1 (alpha 1%: -2,62; alpha 5%: -1,95; alpha 10%: -1,61) dibandingkan nilai *test-statistic* (-7,90). Sedangkan pada *differencing* 1 data peubah input masih non stasioner karena nilai *test-statistic* (-2,39) masih lebih besar dibanding *critical values* pada tau1 alpha 1% yakni -2,62 meskipun pada alpha 5% dan 10% sudah lebih kecil dari -1,95 dan -1,6 (Tabel 7).

Tabel 6. Hasil Augmented Dickey Fuller Awal Data Luas Areal Jambu Mete

Value of test-statistic is: 0.7344 4.6284 4.5169			
Critical values for test statistics:			
	1pct	5pct	10pct
tau3	-4.15	-3.50	-3.18
phi2	7.02	5.13	4.31
phi3	9.31	6.73	5.61

Tabel 7. Hasil Augmented Dickey Fuller Differencing 1 Data Luas Areal Jambu Mete

Value of test-statistic is: -2.3958			
Critical values for test statistics:			
	1pct	5pct	10pct
tau1	-2.62	-1.95	-1.61

Tabel 8. Hasil Augmented Dickey Fuller Differencing 2 Data Luas Areal Jambu Mete

Value of test-statistic is: -7.9015			
Critical values for test statistics:			
	1pct	5pct	10pct
tau1	-2.62	-1.95	-1.61

Langkah kedua menduga model ARIMA peubah input baik dengan *autoarima* ataupun *armaselect*. Setelah melakukan *overfitting* dari berbagai kemungkinan model ARIMA peubah input, maka dipilih ARIMA (0,2,1) dengan pertimbangan hasil tes koefisiennya signifikan pada α 0,1% serta nilai MAPE 4,11%. ARIMA (0,2,1) juga merupakan model yang dihasilkan dari *autoarima*. Hasil tes koefisien model ARIMA peubah input terdapat pada Tabel 9.

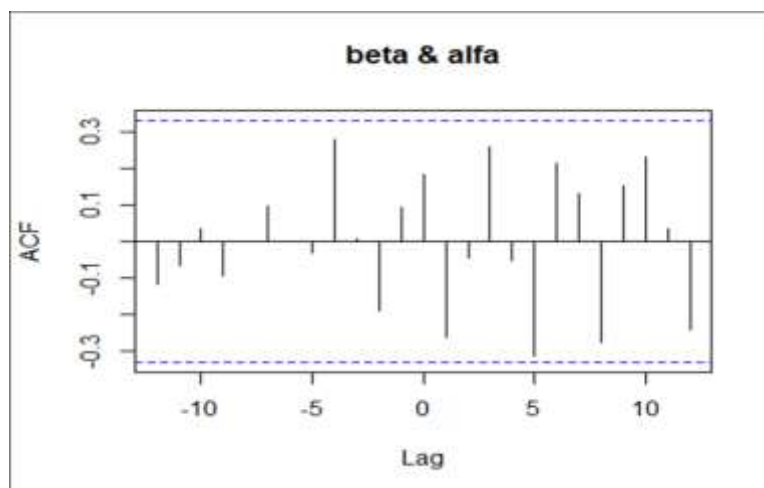
Tabel 9. Hasil Test Coefficients Model ARIMA (0,2,1) Luas Areal Jambu Mete

z test of coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
ma1	-0.74630	0.10993	-6.789	1.129e-11 ***

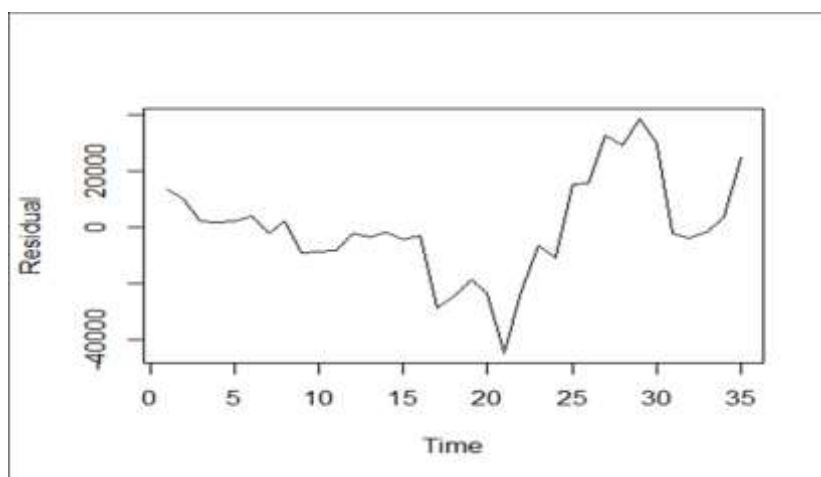
Signif. codes:0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				

Langkah ketiga yakni melakukan *prewhitening* dan korelasi silang antara deret input dengan produksi yang menghasilkan nilai r,s,b yakni (0,0,0) karena tidak ada yang nyata seperti tampak pada Gambar 11. Nilai b merupakan *lag* pertama kali dampak input berpengaruh terhadap output, s adalah *lag* berikutnya setelah b dimana input berdampak terhadap output, dan r merupakan pengaruh output terhadap dirinya sendiri. Pada Gambar 11 dapat dijelaskan bahwa nilai b dan s adalah 0 karena tidak ada yang nyata, sedangkan r dianggap 0 karena jambu mete merupakan tanaman tahunan.



Gambar 11. Plot Hasil Prewhitening dan Korelasi Silang Antara Deret Input dengan Output

Langkah keempat yaitu pengepasan model $(r,s,b) = (0,0,0)$ yang menghasilkan nilai MAPE 22,60%. Identifikasi model *noise* atau residual dari peubah input merupakan langkah kelima yang dilakukan dengan model ARIMA seperti langkah kedua yang menghasilkan model ARIMA $(0,2,1)$ sebagai model terpilih untuk residual. Plot dari nilai residual tampak pada Gambar 12.



Gambar 12. Residual Luas Areal Jambu Mete

Langkah selanjutnya melakukan pengepasan model $(r,s,b) = (0,0,0)$ dan *noise* $(0,2,1)$ dengan nilai MAPE 9,37% dan signifikan pada $ma1$ (Tabel 10).

Tabel 10. Hasil Test Coefficients Model Fungsi Transfer Produksi Jambu Mete

z test of coefficients:

```

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ma1 -0.999999 0.087617 -11.4133 <2e-16 ***
xreg 0.115637 0.097810 1.1823 0.2371
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

Langkah ketujuh melakukan serangkaian estimasi dan membandingkan nilai MAPE data *testing* yang terdiri dari:

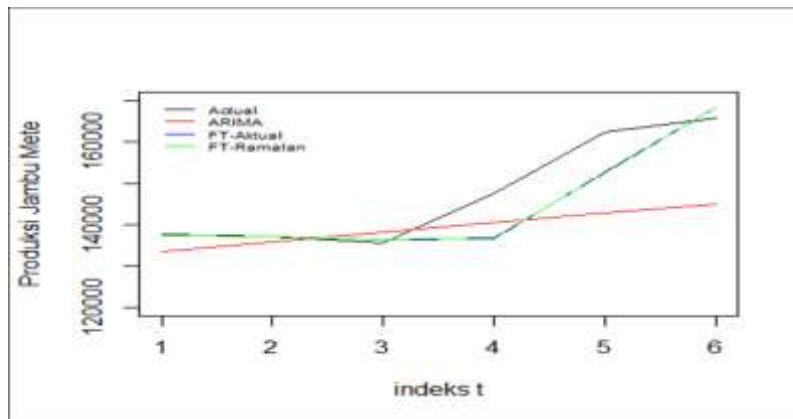
- a. Model fungsi transfer dengan data input nilai aktual.
- b. Model fungsi transfer dengan data input nilai estimasi.
- c. Model ARIMA output yang telah lebih dahulu dibahas pada Model ARIMA (1,1,1).

Nilai MAPE data *training* untuk model fungsi transfer yang menggunakan data input nilai aktual dan nilai ramalan sebesar 9,37% serta 10,92% nilai MAPE dari hasil model ARIMA (1,1,1) yang diperoleh dari model 1. Sedangkan Nilai MAPE data *testing* untuk model fungsi transfer yang menggunakan data input nilai aktual dan nilai ramalan hampir sama, yakni 2,62% untuk data input nilai aktual dan 2,59% untuk data input nilai ramalan. Sedangkan apabila dibandingkan dengan MAPE data *testing* model ARIMA (1,1,1) yang sebesar 5,87%, maka model fungsi transfer lebih baik (Tabel 11).

Tabel 11. Nilai MAPE Data Training Model Fungsi Transfer Produksi Jambu mete

No	Model Estimasi	MAPE (%)	
		Training	Testing
1	FT ARIMA (0,2,1) xreg=luas areal jambu mete	9,37	2,62
2	FT ARIMA (0,2,1) xreg=luas areal jambu mete ARIMA (0,2,1)	9,37	2,59
3	ARIMA (1,1,1)	10,92	5,87

Berdasarkan plot hasil estimasi dengan fungsi transfer baik data input nilai ramalan maupun data input nilai aktual lebih mengikuti pola data aktual dibandingkan model ARIMA (Gambar 13).

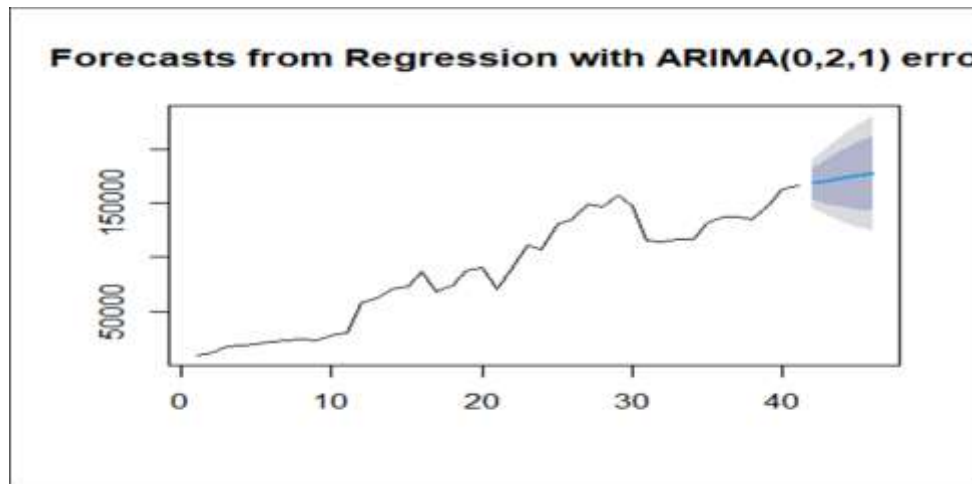


Gambar 13. Perbandingan Hasil Estimasi Data Testing Pada Model Fungsi Transfer

Langkah kedelapan yang merupakan langkah terakhir adalah menduga ulang model input luas areal jambu mete dengan model ARIMA (0,2,1) dan menduga ulang fungsi transfer ARIMA (0,2,1) untuk melakukan estimasi produksi jambu mete 5 tahun kedepan yang menunjukkan pertumbuhan sekitar 1,41% per tahun secara rata-rata meskipun nominal produksinya terus meningkat namun pertumbuhannya mengalami penurunan setiap tahunnya (Tabel 12 dan Gambar 14).

Tabel 12. Hasil Estimasi Produksi Jambu mete Model FT ARIMA (0,2,1) xreg=Luas Areal Tahun 2021-2025

Tahun	Produksi Jambu mete (Ton)
2021	168.266
2022	170.663
2023	173.061
2024	175.459
2025	177.856
Rata-rata Pertumbuhan (%)	1,41



Gambar 14. Hasil Estimasi Produksi Jambu mete Model FT ARIMA (0,2,1)
 x_{reg} = Luas Areal Jambu Mete Tahun 2021-2025

3. Model VAR

Pada model VAR, variabel yang digunakan terdiri dari produksi, luas areal, nilai ekspor dan nilai impor. Tahap awal dalam penentuan model VAR adalah melakukan penelusuran model dari lag atau $p=1$ sampai dengan $p=4$ dengan dan tanpa tren yang terdiri dari 3 tipe yakni *trend*, *const*, dan *both*. Dengan Melakukan *overfitting* dari semua kemungkinan model yang ada, hasil model terpilih yakni VAR (1) *type=both* dengan pertimbangan memenuhi serangkaian pengujian serta memiliki nilai MAPE untuk data *training* dan data *testing* yang paling kecil (Tabel 13).

Tabel 13. Model VAR Produksi Jambu Mete

No.	Tipe	Variabel Produksi Signifikan	Total Variabel Signifikan	Tipe yang signifikan	R ² (%)	R ² adjusted (%)
1	Both p=1	3	11	Tren dan Const	94.49	93.51
2	Both p=2	4	13	Tren dan Const	95.59	93.86
3	Both p=3	5	14	Tren	95.56	92.36
4	Both p=4	4	19	Tren	96.34	91.55
6	Const p=1	3	7	Const (1)	94.31	93.52
7	Const p=2	4	12	Const (1)	95.19	93.59
8	Const p=3	4	9	-	95.14	92.06
9	Const p=4	3	10	Const (1)	95.82	91.05
11	Trend p=1	3	10	Tren (2)	98.64	98.41
12	Trend p=2	4	12	Tren (2)	98.98	98.6
13	Trend p=3	5	16	Tren (2)	99.03	98.37
14	Trend p=4	4	17	Tren (3)	99.21	98.26

Tahap selanjutnya melakukan serangkaian pengujian terhadap model yakni normalitas sebaran, autokorelasi dan keragaman. Dari hasil Uji *Chi-squared*, Uji *Jarque-Bera* dan ARCH dapat disimpulkan asumsi normalitas dan non autokorelasi terpenuhi serta ragam homogen (Tabel 14).

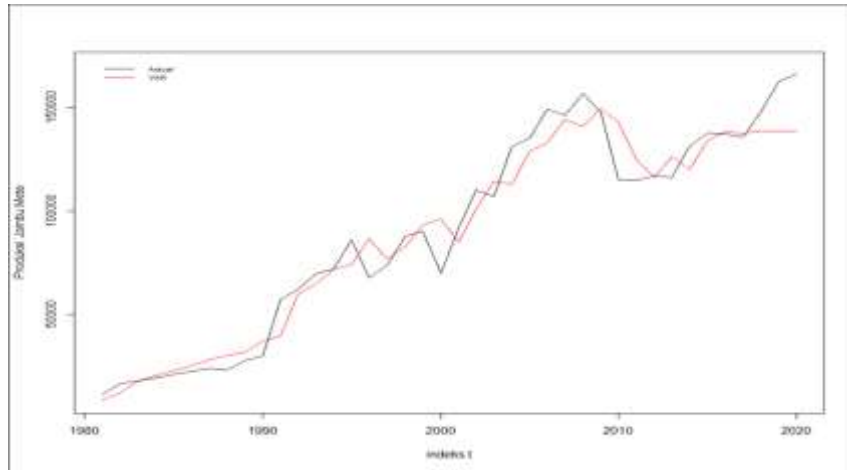
Tabel 14. Hasil Uji Asumsi Model VAR Produksi Jambu Mete

Portmanteau Test (asymptotic)
data: Residuals of VAR object varjambumete.b1 Chi-squared = 194.12, df = 240, p-value = 0.9866
JB-Test (multivariate)
data: Residuals of VAR object varjambumete.b1 Chi-squared = 18.885, df = 8, p-value = 0.01549
Skewness only (multivariate)
data: Residuals of VAR object varjambumete.b1 Chi-squared = 8.2392, df = 4, p-value = 0.0832
Kurtosis only (multivariate)
data: Residuals of VAR object varjambumete.b1 Chi-squared = 10.646, df = 4, p-value = 0.03085
ARCH (multivariate)
data: Residuals of VAR object varjambumete.b1 Chi-squared = 290, df = 500, p-value = 1

Tahap berikutnya dalam model VAR adalah menghitung nilai MAPE dari data *training* dan data *testing* seperti yang tampak di Tabel 15. Untuk MAPE data *testing* lebih kecil yaitu 7,04% dibandingkan MAPE data *training* yakni 12,18%. Pada Gambar 15 terlihat hasil plot estimasi data *training* dan data *testing* terhadap data aktual, dimana data *training* lebih mengikuti pola data aktual dibandingkan hasil estimasi data *testing*.

Tabel 15. Nilai MAPE Data Training dan Data Testing Model VAR (1) Type=Both Produksi Jambu Mete

Data	MAPE (%)
Training	12,18
Testing	7,04

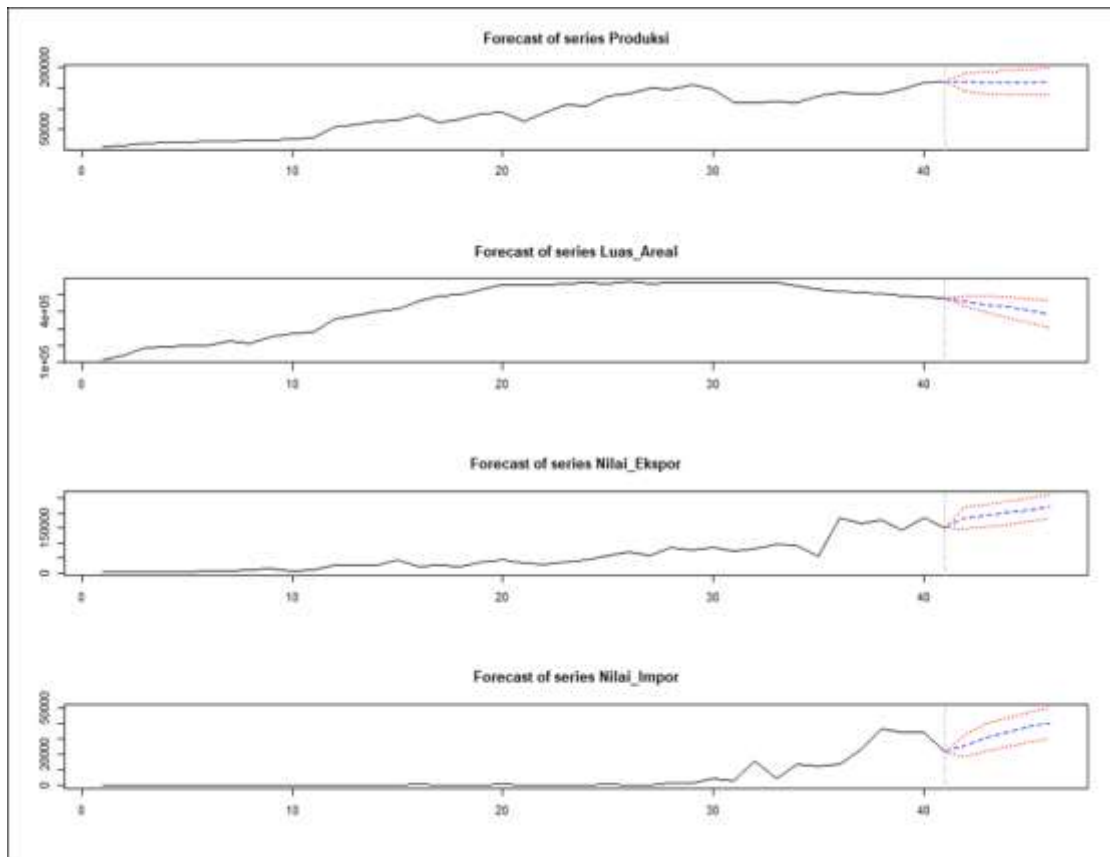


Gambar 15. Plot Data Ramalan Model VAR(1) Type=Both Terhadap Data Aktual Produksi Jambu Mete Tahun 1980-2020

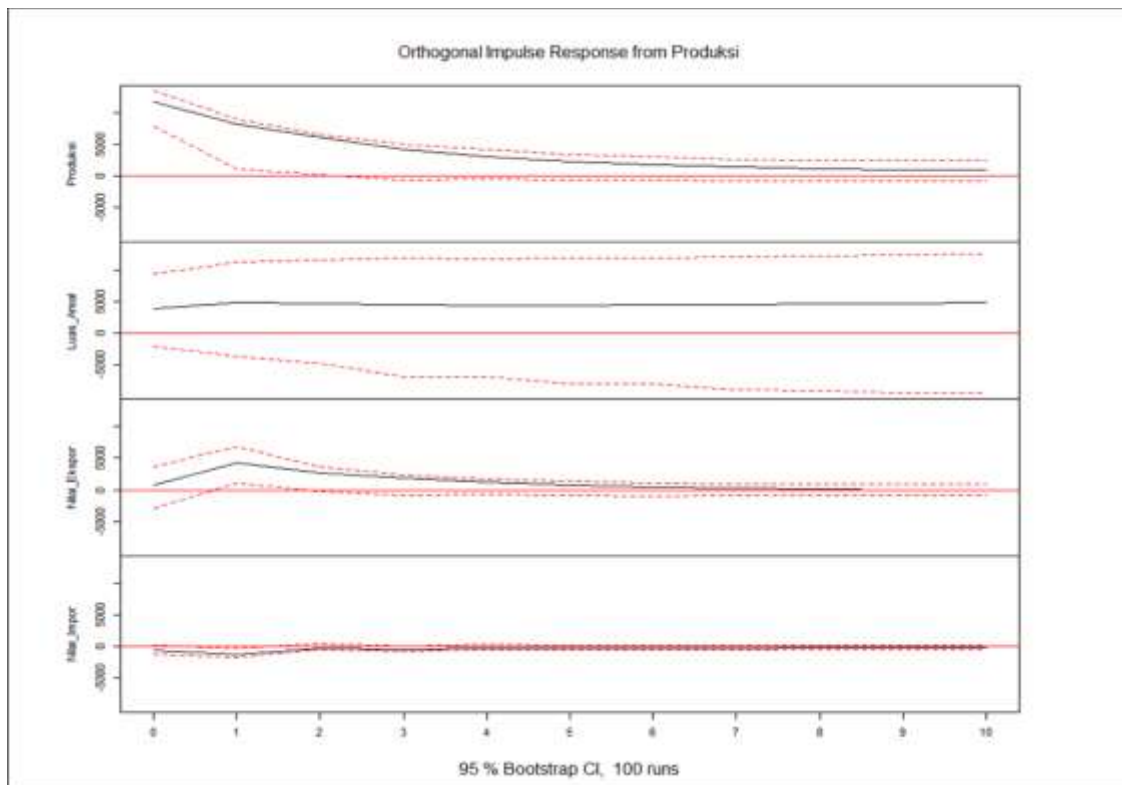
Tahap akhir dari serangkaian tahapan pada proses pemodelan dengan metode VAR berupa estimasi produksi jambu mete untuk periode tahun 2021-2025 yang menduga akan terjadi penurunan produksi jambu mete pada 5 tahun mendatang dengan rata-rata sebesar -0,06% per tahun. Produksi jambu mete tahun 2021 diestimasi sebesar 164.089 ton, turun menjadi 162.433 ton di tahun 2022, naik sedikit di tahun 2023 menjadi 162.943 ton. Sedangkan di tahun 2024 dan 2025, produksi naik menjadi 164.060 ton dan 165.342 ton (Tabel 16). Plot estimasi produksi jambu mete Model VAR (1) *type=both* memperlihatkan grafik produksi yang cenderung melandai atau turun dalam lima tahun kedepan (Gambar 16).

Tabel 16. Hasil Estimasi Produksi Jambu Mete Model VAR (1) Type=Both Tahun 2021-2025

Tahun	Produksi Jambu mete (Ton)
2021	164.089
2022	162.433
2023	162.943
2024	164.060
2025	165.342
Rata-rata Pertumbuhan (%)	-0,06



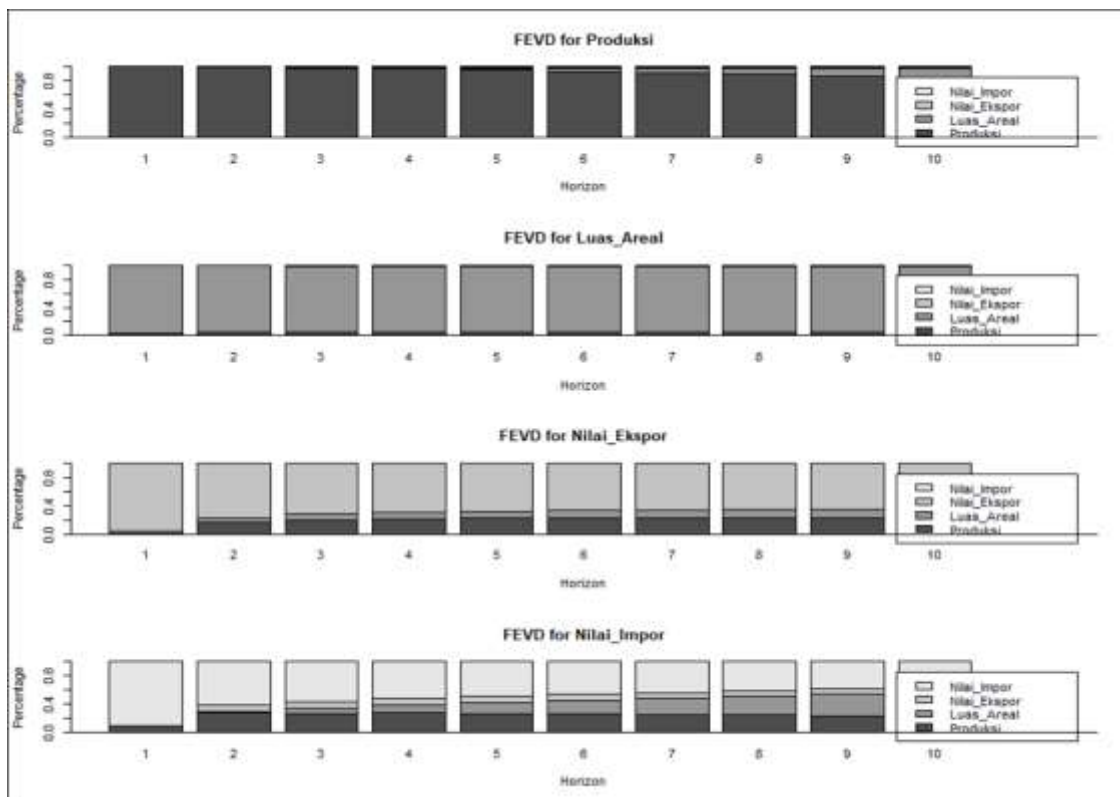
Gambar 16. Plot Estimasi Produksi Jambu Mete Model VAR (1) Type=Both



Gambar 17. Plot Orthogonal Impulse Response Function Produksi Jambu Mete

Dari hasil estimasi dengan Model VAR, juga diperoleh *Impulse Response Function* (IRF) dan *Variance Decomposition*. Berdasarkan hasil IRF produksi model terbaik VAR (1) *type = both*, terlihat bahwa jika terjadi perubahan pada produksi di tahun tertentu maka hanya akan berdampak produksi itu sendiri pada satu tahun berikutnya dan pada tahun kedua dan seterusnya sudah tidak berdampak. Sedangkan dampak perubahan produksi tidak terjadi pada luas areal, nilai ekspor dan nilai impor (Gambar 17).

Dari grafik dekomposisi keragaman model terbaik VAR (1) *type = both* dapat dilihat bahwa komposisi produksi pada tahun pertama sampai kelima dipengaruhi sepenuhnya oleh produksi itu sendiri. Pada tahun keenam, komposisi produksi secara mayoritas masih dipengaruhi oleh produksi itu sendiri serta sedikit dari luas areal dan nilai ekspor. Pada tahun ketujuh dan seterusnya, komposisi produksi masih didominasi oleh produksi itu sendiri, namun pengaruh luas areal dan nilai ekspor semakin bertambah meskipun dengan penambahan yang sangat kecil (Gambar 18). Berdasarkan hasil ini dapat disarankan untuk kebijakan yang dapat diambil oleh pemerintah dalam rangka meningkatkan kinerja produksi dapat melalui program intensifikasi seperti penggunaan bibit unggul dan penggunaan pupuk yang tepat.



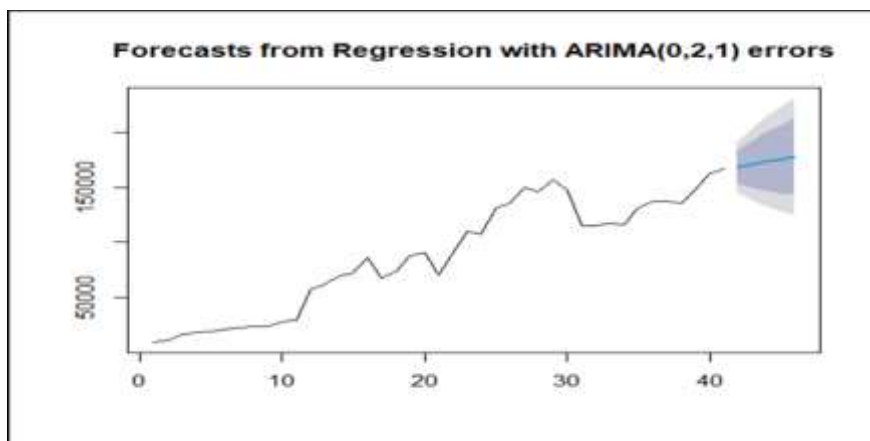
Gambar 18. Dekomposisi Keragaman Model VAR (1) Type=Both Produksi Jambu Mete

Model Estimasi Terbaik

Berdasarkan Uji MAPE dari Tabel 17 maka model terbaik dan terpilih untuk estimasi produksi jambu mete adalah model FT ARIMA (0,2,1) xreg = luas areal karena memiliki nilai MAPE terkecil untuk *training* 9,37% dan *testing* 2,59%. Sedangkan model ARIMA (1,1,1) menghasilkan nilai MAPE sebesar 10,92% untuk data *training* dan 5,87% untuk data *testing*. Model lain yakni model VAR menghasilkan nilai MAPE paling tinggi dibandingkan model lainnya, yaitu 12,18% untuk data *training* dan 7,04% untuk data *testing*. Pertimbangan lainnya karena hasil estimasi dan rata-rata pertumbuhan yang dianggap lebih mendekati data aktualnya, dibandingkan dua model lainnya.

Tabel 17. Ringkasan Hasil Analisis Model Estimasi Produksi Jambu Mete

	Pengujian MAPE	Model ARIMA		Fungsi Transfer		Model VAR		
		ARIMA (1,1,1)	(%)	Arima (0,2,1) Xreg=luas areal	(%)	VAR (1) type=both	(%)	
		MAPE Training	10.92		9.37		12.18	
		MAPE Testing	5.87		2.59		7.04	
ATAP	2016	137,094		137,094		137,094		
	2017	135,570	-1.11	135,570	-1.11	135,570	-1.11	
	2018	147,647	8.91	147,647	8.91	147,647	8.91	
	2019	162,510	10.07	162,510	10.07	162,510	10.07	
	2020	165,868	2.07	165,868	2.07	165,868	2.07	
Angka Estimasi (AESTI)	2021	168,940	1.85	168,266	1.45	164,089	-1.07	
	2022	172,008	1.82	170,663	1.42	162,433	-1.01	
	2023	175,075	1.78	173,061	1.41	162,943	0.31	
	2024	178,138	1.75	175,459	1.39	164,060	0.69	
	2025	181,199	1.72	177,856	1.37	165,342	0.78	
Rata-rata Pertumbuhan	ATAP 2016 - 2020		4.98		4.98		4.98	
	AESTI 2021 - 2025		1.78		1.41		-0.06	



Gambar 19. Plot Hasil Ramalan Produksi Jambu Mete Model FT ARIMA (0,2,1)

xreg = Luas Areal Tahun 2021-2025

Hasil estimasi dari model terbaik untuk produksi jambu mete tahun 2021-2025 akan terus meningkat meskipun dengan pertumbuhan yang semakin menurun (Gambar 19). Tahun 2021, produksi meningkat sebesar 168.266 ton, naik 1,45% dibandingkan tahun 2020 yang mencapai 165.868 ton. Produksi jambu mete meningkat kembali sebesar 1,42% menjadi 170.663 ton di tahun 2022. Untuk tahun 2023-2025 estimasi produksi jambu mete terus meningkat meskipun dengan pertumbuhan yang menurun yakni 173.061 ton (1,41%) di tahun 2023 kemudian naik 1,39% atau 175.459 ton di tahun 2024 dan di tahun 2025 bertambah 1,37% atau 177.856 ton. Rata-rata pertumbuhan produksi jambu mete 5 tahun kedepan sebesar 1,41% (Tabel 12).

KESIMPULAN

Dari ketiga metode estimasi yang digunakan dalam kajian ini yaitu ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR, metode estimasi terbaik untuk estimasi produksi jambu mete berdasarkan pertimbangan statistik dan kerealistisan hasil estimasi dengan historis data aktualnya adalah Model FT ARIMA (0,2,1) xreg= luas areal dengan MAPE *training* 9,37% dan *testing* 2,59%. Nilai ini dapat diartikan bahwa seluruh persentase kesalahan antara data aktual dengan data hasil ramalan pada data *training* adalah 9,37%, sedangkan rata-rata seluruh persentase kesalahan antara data aktual dengan data hasil ramalan pada data *testing* sebesar 2,59%. Hasil estimasi produksi jambu mete tahun 2021-2025 akan terus meningkat dengan rata-rata pertumbuhan sebesar 1,41% per tahun.

DAFTAR PUSTAKA

- Athif, Y.S. (2018). Pengaruh Kebijakan Bea Keluar Jambu mete Terhadap Harga Biji Jambu mete Domestik Indonesia. Skripsi. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Enders, W. (2010). *Applied Econometric Time Series*. USA: University of Alabama. Wiley, Third Edition.
- Firdaus, M. (2019). Outlook Ekspor Jambu mete Indonesia. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Gujarati, D.N. & Porter, D.C. (2010). Dasar-dasar Ekonometrika. Jakarta: Penerbit Salemba Empat, Buku 2, Edisi 5.

- Kementerian Pertanian. (2020). Statistik Perkebunan Indonesia 2019-2021. Jakarta: Direktorat Jenderal Perkebunan Kementerian Pertanian. Jakarta: Direktorat Jenderal Perkebunan, Kementerian Pertanian.
- Kementerian Pertanian. (2020). Buku Statistik Pertanian 2020. Jakarta: Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, Kementerian Pertanian.
- Kementerian Pertanian & Badan Pusat Statistik. (2021). Petunjuk Teknis Metode Estimasi Data Komoditas Perkebunan. Jakarta: Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, Kementerian Pertanian.
- Montgomery, D.C., Johnson, L.A. & Gardiner, J.S. (1990). Forecasting and Time Series Analysis. Singapore: Mc-Graw Hill.
- Rohmah, Y. (2020). Outlook Komoditas Perkebunan Jambu mete. Jakarta: Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, Kementerian Pertanian.
- Sinuraya, J.F., Sinaga, B.M., Oktaviani, R., & Hutabarat, B. (2017). Dampak Kebijakan Pajak Ekspor dan Tarif Impor Terhadap Kesejahteraan Produsen dan Konsumen Jambu mete di Indonesia. *Jurnal Agro Ekonomi*, Vol. 35 No. 1 Mei 2017.
- Wei, William W.S. (2006). Time Series Analysis. Philadelphia: Department of Statistics The Fox School of Business and Management Temple University.
- Wooldridge, Jeffrey M. (2015). *Introductory Econometrics: A Modern Approach*. Boston: Cengage Learning.

**KAJIAN PERAMALAN PRODUKSI KAPAS DI INDONESIA
MENGUNAKAN MODEL ARIMA, FUNGSI TRANSFER, DAN VAR (Vector
Autoregressive)**

Mohammad Chafid

*Statistician at Center for Agricultural Data and Information System-Ministry of Agriculture
Jalan Harsono RM No. 3 Gd D Lt 4, Ragunan-Jakarta Selatan, Indonesia
E-mail: mohammad.hafidz1@gmail.com*

ABSTRAK

Komoditas kapas merupakan salah satu komoditas penting, karena banyak digunakan untuk bahan baku industri sandang/pakaian. Saat ini sebagian besar kebutuhan kapas nasional dipenuhi dari impor, sehingga perlu untuk meningkatkan produksi kapas nasional.

Status Angka Statistik perkebunan terdiri dari Angka Tetap, Angka Sementara dan Angka Estimasi. Tujuan penulisan ini adalah mencari model alternatif untuk menyusun angka estimasi produksi kapas sehingga akurasi menjadi lebih baik yang ditandai dengan semakin kecilnya MAPE (*Mean Absolut Percentage Error*) baik untuk data training maupun testing.

Model yang digunakan untuk menyusun angka estimasi produksi kapas meliputi, Model Arima, Model Fungsi Transfer dengan peubah input harga kapas dunia, dan model VAR (*Vector Autoregressive*) dengan variabel produksi, luas areal, harga kapas dunia, volume ekspor kapas dan volume impor kapas. Sumber data yang digunakan untuk variabel produksi kapas (1976 – 2020), luas areal kapas (1976-2020), volume ekspor dan impor kapas (1976 – 2020) berasal dari Direktorat Jenderal Perkebunan. Untuk variabel harga kapas dunia (1976 - 2020) berasal dari World Bank. Run model menggunakan software RStudio.

Untuk analisis ini data dibagi menjadi 2 kelompok, yaitu data training tahun 1976 – 2015, dan data testing tahun 2016 – 2020. Data training untuk penyusunan model, sedangkan data testing untuk uji coba model dalam melakukan estimasi 5 tahun kedepan. Untuk estimasi produksi kapas alternatif model pertama adalah Model ARIMA. Model ARIMA terbaik adalah ARIMA (1,1,0), menghasilkan MAPE untuk data training 47,4%, dan MAPE data testing 171,5%. Model ARIMA (2,1,0) juga menghasilkan MAPE yang cukup baik, yaitu MAPE training 51,3% dan MAPE testing 214,3%. Untuk model yang kedua dengan menggunakan Fungsi Transfer ARIMA (1,1,1) dengan variabel input harga kapas dunia, menghasilkan MAPE untuk data training sebesar 52,8% dan MAPE data testing 70,0%. Untuk model yang ketiga model VAR(2) type 'constant' menghasilkan MAPE data training 58,8% dan data MAPE data testing 134,8%.

Berdasarkan perbandingan besarnya MAPE baik data testing maupun data training dan hasil estimasi produksi 5 tahun kedepan, maka model terbaik yang terpilih adalah model Fungsi Transfer Arima(1,1,1) dengan faktor input harga kapas dunia karena menghasilkan akurasi yang paling tinggi sehingga MAPE data testing sebesar 70,0%. Namun demikian, hasil estimasi dengan model Fungsi Transfer Arima (1,1,1) kurang realistis, sehingga dipilih model dengan MAPE testing terkecil kedua yaitu model ARIMA(1,1,1) dengan nilai MAPE Testing sebesar 171,5%.

Hasil estimasi produksi kapas nasional untuk model Model ARIMA(1,1,1) untuk tahun 2021 sebesar 196 ton atau naik 35,17% dari produksi tahun 2020, tahun 2022 diestimasi sebesar sebesar 177 ton atau turun 9,7% dari tahun 2021, tahun 2023 sebesar 184 ton, tahun 2024 sebesar 181 ton, dan tahun 2025 sebesar 182 ton. Laju pertumbuhan estimasi produksi kapas nasional selama 5 tahun kedepan (2021 – 2025) diestimasi rata-rata turun 1,70% per tahun. Oleh karena hasil estimasi selama 5 tahun kedepan produksi kapas belum menunjukkan peningkatan yang signifikan, maka perlu dipacu peningkatan luas areal tanam dan produktivitas kapas, untuk memenuhi kebutuhan kapas nasional yang semakin meningkat dari tahun ke tahun, karena pertumbuhan jumlah penduduk.

Kata Kunci : Produksi, Kapas, Arima, Fungsi Transfer, VAR (Vector Autoregressive)

ABSTRACT

Cotton is an important commodity, because it is widely used as raw material for the clothing industry. Currently, most of the national cotton needs are met from imports, so it is necessary to increase national cotton production.

Figures Plantation statistics consist of Fixed Figures, Temporary Figures and Estimated Figures. The purpose of this paper is to find an alternative model for compiling estimates of cotton production so that the accuracy becomes better which is indicated by the smaller MAPE (Mean Absolute Percentage Error) for both training and testing data.

The models used to compile estimates of cotton production include the Arima Model, the Transfer Function Model with the input variable of world cotton prices, and the VAR (Vector Autoregressive) model with the variables of production, area, world cotton prices, cotton export volume and cotton import volume. The data sources used for the variables of cotton production (1976 – 2020), the area of cotton (1976-2020), the volume of exports and imports of cotton (1976 – 2020) came from the Directorate General of Plantations. For the world cotton price variable (1976 - 2020) it comes from the World Bank. Run the model using the RStudio software.

For this analysis, the data is divided into 2 groups, namely training data for 1976 – 2015, and testing data for 2016 – 2020. Training data is for modeling, while testing data is for model testing in estimating the next 5 years. For the estimation of cotton production, the first alternative model is the ARIMA model. The best ARIMA model is ARIMA (1,1,0), resulting in MAPE for training data of 47.4%, and MAPE for testing data of 171,5%. The ARIMA model (2,1,0) also produces a fairly good MAPE, namely MAPE training 51.3% and MAPE testing 214.3%. The second model uses the Transfer Function ARIMA (1,1,1) with the input variable of world cotton prices, resulting in MAPE for training data of 52.8% and MAPE for testing data of 70.0%. For the third model, is VAR(2) the 'constant' type model produces 58.8% MAPE training data and 134.8% MAPE testing data.

Based on the comparison of the magnitude of MAPE both testing data and training data and the results of production estimates for the next 5 years, the best model chosen is the Arima Transfer Function model (1,1,1) with the input factor of world cotton prices because it produces the highest accuracy so that MAPE testing by 70.0%. However, the estimation results using the Arima Transfer Function model (1,1,1) are not realistic, so the model with the second smallest MAPE testing is chosen, namely the ARIMA (1,1,1) model with a MAPE Testing value of 171,5%.

The estimation results of national cotton production for the ARIMA(1,1,1) model for 2021 are 196 tons or an increase of 35.17% from 2020 production, in 2022 it is estimated at 177 tons or a decrease of 9.7% from 2021, in 2023 it will be 184 tons, in 2024 it will be 181 tons, and in 2025 it will be 182 tons. The estimated growth rate of national cotton production for the next 5 years (2021 – 2025) is estimated to decrease by an average of 1.70% per year. Since the estimation results for the next 5 years have not shown a significant increase in cotton production, it is necessary to encourage an increase in planted area and cotton productivity, to meet the increasing national demand for cotton from year to year, due to population growth.

Keywords: Production, Cotton, Arima, Transfer Function, VAR (Vector Autoregressive)

PENDAHULUAN

Tanaman kapas merupakan salah satu subsektor perkebunan yang tersebar hanya di beberapa provinsi di Indonesia dan dikelola hanya oleh rakyat (perkebunan rakyat). Kapas berasal dari bahasa Hindi, kapas adalah serat halus yang menyelubungi biji beberapa jenis *Gossypium* (biasa disebut "pohon"/tanaman kapas), tumbuhan 'semak' yang berasal dari daerah tropika dan subtropika. Serat kapas menjadi bahan penting dalam industri tekstil. Serat itu dapat dipintal menjadi benang dan ditenun menjadi kain. Produk tekstil dari serat kapas biasa disebut sebagai katun (benang maupun kainnya). Kapas berasal dari setidaknya 7.000 tahun yang lalu menjadikannya salah satu serat tertua di dunia.

Serat kapas merupakan produk yang berharga karena hanya sekitar 10% dari berat kotor (bruto) produk hilang dalam pemrosesan. Apabila lemak, protein, malam (lilin), dan lain-lain residu disingkirkan, sisanya adalah polimer selulosa murni dan alami. Selulosa ini tersusun sedemikian rupa sehingga memberikan kapas kekuatan, daya tahan (durabilitas), dan daya serap yang unik namun disukai orang. Tekstil yang terbuat dari kapas (katun) bersifat menghangatkan di kala dingin dan menyejukkan di kala panas (menyerap keringat) (Wikipedia, 2021).

Kementerian Pertanian tengah mendorong produktivitas kapas demi mendukung berkembangnya industri tekstil dalam negeri. Tanaman perkebunan penghasil serat tersebut memang menjadi salah satu bahan baku utama industri tekstil dan produk tekstil (TPT). Ketersediaan bahan baku kapas memang masih menjadi kendala industri tekstil. Industri mencatat lebih dari 98 persen pasokan bahan baku masih dipasok lewat pengadaan luar negeri lantaran kualitas kapas lokal yang belum memenuhi standar yang dibutuhkan industri tekstil.

Produksi Kapas di Indonesia selama lima tahun terakhir menunjukkan adanya trend penurunan. Tahun 2016 produksi kapas sebesar 932 ton dan menurun menjadi 145 ton pada tahun 2020 atau rata-rata terjadi penurunan 31,74% per tahun (Direktorat Jendral Perkebunan, 2020). Estimasi produksi kapas beberapa tahun ke depan sangat diperlukan sebagai bahan penentu kebijakan maupun Early Warning System (EWS) mengingat data Angka Tetap (ATAP) Perkebunan memiliki lag yang cukup jauh dibandingkan data tahun berjalan.

Estimasi produksi pada tahun berjalan maupun beberapa periode ke depan sangat *urgent* untuk dilakukan. Hal ini karena informasi tersebut menjadi bahan untuk penentuan kebijakan di subsektor perkebunan. Estimasi produksi komoditas perkebunan untuk lima tahun ke depan masih belum tersedia. Estimasi Ditjen Perkebunan hanya dilakukan untuk satu tahun ke depan menggunakan model *univariate* seperti *Double Exponential Smoothing (DES)*. Salah satu kelemahan dari model *univariate* yaitu variabel yang digunakan hanya satu misalnya produksi. Akibatnya hasil analisis hanya mampu memberikan gambaran terhadap satu variabel saja tanpa adanya intervensi dari variabel lain. Padahal produksi komoditas perkebunan tidak terlepas dari pengaruh variabel-variabel lain seperti harga, luas areal, ekspor-impor serta variabel lainnya. Selain itu, untuk menentukan kebijakan subsektor perkebunan, diperlukan informasi variabel input lain yang diduga turut berpengaruh terhadap produksi komoditas perkebunan sehingga intervensi kebijakan dapat dilakukan pada variabel input tersebut. Oleh karena itu diperlukan model yang mampu menyajikan analisis mendalam dalam mengestimasi produksi dengan melibatkan variabel input lain, misalnya model *multivariate*.

Penelitian ini akan menganalisis hasil estimasi produksi kapas di Indonesia dengan model *univariate* maupun *multivariate*. Terdapat tiga model yang digunakan dalam mengestimasi produksi kapas antara lain *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*, Fungsi Transfer dan *Vector Autoregression (VAR)*. Model ARIMA menghasilkan estimasi produksi kapas tanpa

ada pengaruh dari variabel lain. Model fungsi transfer menghasilkan angka estimasi produksi dengan memasukkan intervensi dari satu variabel pendukung yang dianggap paling berpengaruh terhadap produksi. Model VAR mengestimasi produksi dengan mempertimbangkan pengaruh dari beberapa variabel lain atau terdapat lebih dari satu variabel pendukung yang diduga berpengaruh terhadap produksinya. Hasil estimasi dari keempat model tersebut akan dibandingkan untuk selanjutnya ditentukan model terbaik untuk meramalkan produksi kapas di Indonesia beberapa tahun ke depan.

Oleh karenanya, tujuan dari disusunnya kajian ini adalah:

- g. Melakukan analisis dan peramalan data produksi kapas di Indonesia menggunakan model ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR .
- h. Membandingkan akurasi ketiga model tersebut dalam memperoleh ramalan data produksi komoditas kapas.
- i. Menentukan metode terbaik dalam meramal data produksi komoditas kapas di Indonesia.

TEORI DAN METODE

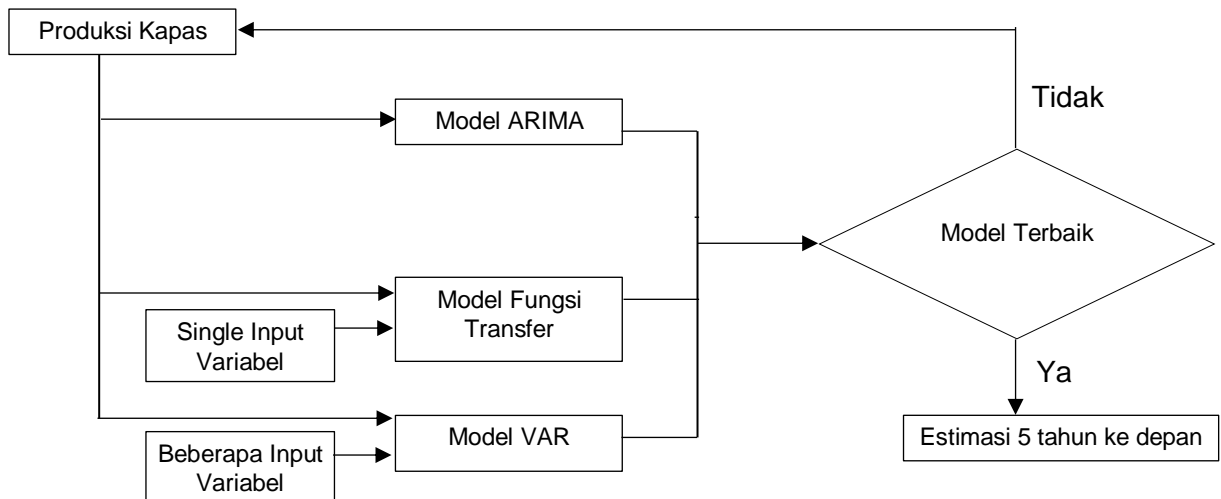
Kerangka Pemikiran

Kerangka pemikiran dalam penelitian menggambarkan hasil estimasi produksi kapas dengan tiga model yaitu ARIMA, fungsi transfer dan VAR. Model ARIMA umumnya digunakan untuk peramalan jangka pendek, sedangkan untuk peramalan jangka panjang kurang baik ketepatannya. Estimasi dengan model ARIMA hanya menggunakan variabel dependen dan mengabaikan variabel independennya. Dengan kata lain, untuk mengestimasi produksi kapas beberapa tahun ke depan maka variabel yang digunakan hanya produksi itu sendiri.

Model fungsi transfer menggambarkan nilai ramalan masa depan dari suatu deret berkala (deret output) yang didasarkan pada nilai-nilai masa lalu dari deret itu sendiri serta didasarkan pula pada suatu deret berkala yang berhubungan (deret input). Model fungsi transfer merupakan fungsi dinamis yang pengaruhnya tidak hanya pada hubungan linear antara waktu ke- t dengan deret/variabel input, tetapi juga terdapat hubungan antara variabel input dengan variabel output pada waktu ke- t , $t+1$, ..., $t+k$. Pada fungsi transfer terdapat rangkaian output yang mungkin dipengaruhi oleh rangkaian *multiple* input. Untuk kasus *single input* variabel pada fungsi transfer, dapat menggunakan metode korelasi silang. Penelitian ini menggunakan *single input* variabel yaitu volume impor untuk meramalkan produksi kapas sebagai variabel outputnya.

Model VAR menggunakan pendekatan non-struktural atau tidak mendasarkan pada teori ekonomi tertentu dalam melakukan peramalan. Model ini memperlakukan seluruh peubah secara simetris tanpa mempermasalahkan variabel dependen dan independen atau dengan kata lain model VAR memperlakukan seluruh variabel sebagai variabel dependen/endogen, karena pada kenyataannya suatu variabel dapat bertindak sebagai endogen atau dependen dari suatu peubah lain (Gujarati & Porter, 2010). Untuk meramalkan produksi kapas beberapa tahun ke depan, penelitian ini menggunakan beberapa variabel antara lain luas areal kapas, Produksi kapas, Volume Ekspor dan Impor kapas, dan Harga Cotton dunia.

Pembentukan model estimasi produksi kapas dilakukan dengan membagi series data aktual menjadi data training dan data testing. Data training digunakan untuk menentukan model estimasi dan meramalkan data testing yang sebenarnya sudah tersedia data aktualnya. Data training yang digunakan adalah data tahun 1986 – 2015, sementara untuk data testing yang digunakan adalah tahun 2016 – 2020. Panjang untuk data hasil ramalan data testing tersebut kemudian dibandingkan dengan data aktual untuk dihitung tingkat kesalahan (*error*) hasil ramalan. Model terbaik untuk estimasi adalah model dengan tingkat *error* yang paling kecil, dalam hal ini ditunjukkan oleh nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terkecil. Selain MAPE, pemilihan model terbaik juga mempertimbangkan kelogisan hasil ramalan dengan historis data sebelumnya. Berdasarkan hasil identifikasi model ARIMA, regresi, fungsi transfer dan VAR, dipilih model terbaik untuk meramalkan produksi kapas di Indonesia selama lima tahun ke depan. Secara umum tahapan penelitian ini disajikan melalui kerangka konseptual penelitian pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Konseptual Penelitian

Sumber Data

Data yang digunakan dalam melakukan pemodelan produksi kapas Indonesia adalah data series tahun 1986 sampai 2020 (35 observasi). Berdasarkan series data tersebut, selanjutnya dilakukan pengelompokan data training untuk periode 1986-2015 (30 observasi) dan data testing untuk periode 2016-2020 (5 observasi), sehingga diperoleh total observasi sebanyak 35. Berdasarkan model terbaik yang terpilih, estimasi produksi kapas di Indonesia dilakukan untuk lima tahun ke depan yaitu 2021-2025.

Peubah yang diasumsikan mempengaruhi besaran produksi kapas untuk Fungsi Transfer adalah harga kapas dunia, sedangkan untuk pemodelan VAR untuk estimasi produksi kapas, peubah yang diasumsikan mempengaruhi adalah produksi, luas areal, volume ekspor, volume impor dan harga kapas dunia. Untuk variabel produksi, luas areal, volume impor, dan volume ekspor kapas data bersumber dari Ditjen. Perkebunan. Adapun harga kapas dunia yang digunakan adalah data dari World Bank (Pink Sheet).

Analisis Data

Secara empiris, penelitian ini membandingkan hasil estimasi produksi kapas dengan tiga model yaitu ARIMA, fungsi transfer dan VAR. Tahapan penelitian dimulai dengan mencari model estimasi berdasarkan historis data training untuk meramalkan data testing. Selanjutnya hasil estimasi data testing dibandingkan dengan nilai aktual produksinya untuk mengetahui tingkat kesalahan berdasarkan nilai MAPE. Berdasarkan nilai MAPE yang dihasilkan oleh ketiga model estimasi tersebut dipilih model ramalan dengan MAPE terkecil. Model dengan MAPE terkecil dipilih sebagai model terbaik untuk mengestimasi produksi kapas lima tahun ke depan. Model terbaik yang terpilih juga harus memenuhi asumsi statistik yang ditetapkan di masing-masing model. Pengolahan data untuk estimasi produksi kapas baik dengan model ARIMA, fungsi transfer maupun VAR dilakukan dengan *software* RStudio.

Model ARIMA

Model ARIMA merupakan model dari fungsi linear nilai lampau beserta nilai sekarang dan sisaan lampainya. Bentuk model ARIMA (p,d,q) untuk mengestimasi produksi kapas ditulis sebagai berikut:

$$Y_t = \mu + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} - \phi_1 \varepsilon_{t-1} - \phi_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \phi_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \dots \dots \dots (1)$$

dimana:

Y_t = produksi kapas pada waktu ke- t

Y_{t-p} = produksi kapas pada kurun waktu ke $(t-p)$

μ = suatu konstanta

$\theta_1 \theta_2 \dots \theta_p \phi_1 \phi_2 \dots \phi_q$ = parameter-parameter model

ε_{t-q} = nilai sisaan pada waktu ke- $(t-q)$

Penggunaan model ARIMA mensyaratkan series data yang stasioner. Suatu deret waktu yang tidak stasioner harus diubah menjadi data stasioner dengan melakukan *differencing*. *Differencing* yaitu menghitung perubahan atau selisih nilai observasi. Data yang telah dilakukan *differencing* perlu dicek kembali apakah telah stasioner atau belum. Pengecekan stasioneritas data dapat dilihat dari beberapa cara antara lain melihat sebaran data, menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller Test (ADF) Test Unit Root Test* dan melihat dari perilaku autokorelasi berdasarkan plot *Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)*.

Berdasarkan sebaran datanya, data yang telah stasioner menyebar secara acak dan tidak memiliki pola-pola tertentu baik pola musiman maupun *trend*. Pengecekan stasioneritas dengan uji ADF memiliki hipotesis sebagai berikut:

Hipotesis:(2)

H_0 : Data tidak stasioner

H_1 : Data stasioner

Jika nilai *test-statistic* pada uji ADF lebih kecil dari *critical value for test-statistic* baik pada taraf (α) 5% maka H_0 ditolak yang berarti data telah stasioner. Pengecekan stasioneritas dari perilaku *autokorelasi* dilihat dari plot ACF dan PACF. Jika pada kedua plot tersebut tidak banyak lag yang keluar dari *confidence interval* maka data telah stasioner.

Data yang telah stasioner selanjutnya dilakukan tahapan pendugaan model ARIMA menggunakan fungsi *auto.arima* atau *armaselect* yang tersedia pada software RStudio. Software tersebut akan memberikan rekomendasi model terbaik untuk mengestimasi produksi kapas. Berdasarkan model terbaik yang terpilih, kemudian dilakukan pemeriksaan sisaan menggunakan pengujian LJungBox. Jika autokorelasi sisaan tidak signifikan yang ditandai

dengan nilai p-value yang lebih besar dari 5%, maka model ARIMA tersebut sudah cukup baik untuk mengepas data produksi kapas.

Model ARIMA yang terpilih digunakan untuk mengestimasi data testing. Hasil ramalan data testing selanjutnya dibandingkan dengan data aktualnya untuk mengecek akurasi hasil ramalan. Akurasi hasil ramalan model ARIMA ditunjukkan oleh MAPE data training dan data testing. Jika model terpilih dirasa telah menghasilkan MAPE yang kecil, maka model tersebut dapat digunakan untuk mengestimasi produksi kapas untuk beberapa periode ke depan.

Model Fungsi Transfer

Model fungsi transfer adalah suatu model yang menggambarkan nilai dari prediksi masa depan dari suatu deret berkala (disebut deret output atau Y_t) didasarkan pada nilai-nilai masa lalu dari deret itu sendiri (Y_t) dan didasarkan pula pada satu atau lebih deret berkala yang berhubungan (disebut deret input atau X_t) dengan deret output tersebut. Model fungsi transfer merupakan fungsi dinamis yang pengaruhnya tidak hanya pada hubungan linier antara deret input dengan deret output pada waktu ke- t , tetapi juga pada waktu $t+1, t+2, \dots, t+k$. Hubungan seperti ini pada fungsi transfer dapat menimbulkan delay (waktu senjang) antara peubah *input* dan peubah *output*.

Tujuan pemodelan fungsi transfer adalah untuk menetapkan model yang sederhana, yang menghubungkan deret output (Y_i) dengan deret input (X_i) dan gangguan/noise (n_i). Wei (1994) juga menjelaskan bahwa di dalam fungsi transfer terdapat rangkaian output yang mungkin dipengaruhi oleh rangkaian multiple input. Pada kasus single input peubah, dapat menggunakan metode korelasi silang yang dianjurkan oleh Box and Jenkins (1976). Teknik ini juga dapat digunakan ketika terdapat single input peubah yang lebih dari satu selama antar variable input tidak berkorelasi silang. Jika beberapa atau semua peubah input berkorelasi silang maka teknik prewhitening atau metode korelasi silang tidak dapat digunakan secara langsung. Alasan utama bagi perlunya suatu perencanaan atau peramalan adalah adanya tenggang waktu pengambilan keputusan yang dapat berkisar dari beberapa hari atausampai beberapa tahun. Pada analisis fungsi transfer untuk peramalan deret berkala univariate, terdapat deret berkala output yang diperkirakan dipengaruhi oleh deret berkala input dan input-input lain yang digabungkan dalam satu kelompok yang disebut gangguan (noise). Deret input mempengaruhi deret output melalui sebuah fungsi transfer yang mendistribusikan pengaruhnya secara dinamis melalui beberapa periode waktu yang akan datang dengan persentase tertentu yang disebut sebagai bobot respons impuls atau bobot fungsi transfer.

Model umum Fungsi Transfer:

$$y_t = v(B)x_t + N_t \quad \longrightarrow \quad y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} x_{t-b} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} \varepsilon_t \quad \dots\dots\dots(3)$$

Dimana:

- $b \rightarrow$ panjang jeda pengaruh X_t terhadap Y_t
- $r \rightarrow$ panjang lag Y periode sebelumnya yang masih mempengaruhi Y_t
- $s \rightarrow$ panjang jeda X periode sebelumnya yang masih mempengaruhi Y_t
- $p \rightarrow$ ordo AR bagi noise N_t
- $q \rightarrow$ ordo MA bagi noise N_t

Model Vector Autoregression (VAR)

Vector Autoregression (VAR) dikemukakan pertama kali oleh Christopher Sims (1980). Sims mengembangkan model ekonometri dengan mengabaikan pengujian asumsi secara apriori. VAR dikembangkan oleh Sims sebagai kritik atas metode simultan. Jumlah peubah yang besar dan klasifikasi endogen dan eksogen pada metode simultan merupakan dasar dari kritik tersebut. Penggunaan pendekatan struktural atas pemodelan persamaan simultan biasanya menerapkan teori ekonomi di dalam usahanya untuk mendeskripsikan hubungan antar peubah yang ingin diuji. Akan tetapi sering ditemukan bahwa teori ekonomi saja ternyata tidak cukup kaya di dalam menyediakan spesifikasi yang ketat dan tepat atas hubungan dinamis antar peubah (Gujarati, 2010). Model VAR merupakan jalan keluar atas permasalahan ini melalui pendekatan non-struktural atau tidak berdasarkan pada teori ekonomi tertentu (*atheoretical*). Metode VAR memperlakukan seluruh peubah secara simetris tanpa memperlakukan peubah dependen dan independen atau dengan kata lain model ini memperlakukan seluruh peubah sebagai peubah endogen., karena pada kenyataannya suatu peubah dapat bertindak sebagai endogen atau dependen dari suatu peubah yang lainnya (Gujarati, 2010).

Kelebihan dalam penggunaan metode VAR (Gujarati, 2010):

- 9) Kemudahan dalam penggunaan, tidak perlu mengkhawatirkan tentang penentuan peubah endogen dan peubah eksogen.
- 10) Kemudahan dalam estimasi, metode *Ordinary Least Square* (OLS) dapat diaplikasikan pada tiap persamaan secara terpisah.
- 11) *Forecast* atau peramalan yang dihasilkan pada beberapa kasus ditemukan lebih baik daripada yang dihasilkan oleh model persamaan simultan yang kompleks.
- 12) Perangkat estimasi yang digunakan adalah *Impulse Respon Function* (IRF) untuk melacak respon dari peubah dependen dalam sistem VAR terhadap *shock* dari *error term* dan *Variance Decomposition* yang memberikan informasi mengenai pentingnya masing-masing *error term* dalam mempengaruhi peubah-peubah dalam VAR.

Di sisi lain, terdapat beberapa kritik terhadap model VAR menyangkut permasalahan berikut (Gujarati, 2010) :

- 11) Model VAR merupakan model yang *atheoretic* atau tidak berdasarkan teori, hal ini tidak seperti pada persamaan simultan. Pada persamaan simultan, pemilihan peubah yang akan dimasukkan dalam persamaan memegang peranan penting dalam mengidentifikasi model.
- 12) Pada model VAR penekanannya terletak pada *forecasting* atau peramalan sehingga model ini kurang cocok digunakan dalam menganalisis kebijakan.
- 13) Permasalahan yang besar dalam model VAR adalah pada pemilihan *lag length* atau panjang lag yang tepat. Karena semakin panjang lag, maka akan menambah jumlah parameter yang akan bermasalah pada *degrees of freedom*.
- 14) Peubah yang tergabung pada model VAR harus stasioner. Apabila tidak stasioner, perlu dilakukan transformasi bentuk data, misalnya melalui *first difference*.
- 15) Sering ditemui kesulitan dalam menginterpretasi tiap koefisien pada estimasi model VAR, sehingga sebagian besar peneliti melakukan interpretasi pada estimasi fungsi *impulse respon*.

Estimasi Model VAR

Enders (2004) menjelaskan, ketika peneliti tidak memiliki kepastian untuk menentukan bahwa suatu peubah adalah eksogen, maka suatu perluasan analisis fungsi perpindahan alami akan memperlakukan masing-masing peubah secara simetris. Sebagai contoh, pada kasus-kasus peubah yang membiarkan

alur waktu atau *time path* $\{s_t\}$ dipengaruhi oleh nilai saat ini dan waktu sebelumnya dari $\{y_t\}$ dan membiarkan *time path* $\{y_t\}$ dipengaruhi oleh nilai saat ini dan waktu sebelumnya dari $\{s_t\}$.

Di dalam sistem *bivariate*, hubungan tersebut dapat digambarkan seperti pada persamaan 5 di bawah ini:

$$\begin{aligned} s_t &= b_{10} - b_{12}y_t + \gamma_{11}s_{t-1} + \gamma_{12}y_{t-1} + \varepsilon_{s_t} \\ y_t &= b_{20} - b_{21}s_t + \gamma_{21}s_{t-1} + \gamma_{22}y_{t-1} + \varepsilon_{y_t} \end{aligned} \quad \text{.....(4)}$$

Dengan mengasumsikan bahwa kedua peubah s_t dan y_t adalah stasioner: ε_{s_t} dan ε_{y_t} adalah *disturbances* yang memiliki rata-rata nol dan matriks kovarians terbatas atau bersifat *white noise* dengan standar deviasi yang berurutan σ_s dan σ_y : serta $\{\varepsilon_{s_t}\}$ dan $\{\varepsilon_{y_t}\}$ adalah *disturbances* yang independen dengan rata-rata nol dan kovarian terbatas (*uncorrelated white-noise disturbances*). Kedua persamaan di atas merupakan orde pertama VAR, karena panjang *lag* nya hanya satu. Agar persamaan 6 lebih mudah dipahami dan digunakan sebagai alat analisis maka ditransformasikan dengan menggunakan matriks aljabar, dan hasilnya dapat dituliskan secara bersama seperti pada persamaan di bawah ini:

$$\begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_t \\ y_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_{t-1} \\ y_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{s_t} \\ \varepsilon_{y_t} \end{bmatrix}$$

Atau dengan bentuk lain:

$$Bx_t = \Gamma_0 + \Gamma_1 X_{t-1} + \varepsilon_t \quad \text{.....(5)}$$

Dimana:

$$\begin{aligned} B &= \begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix} \quad x_t = \begin{bmatrix} s_t \\ y_t \end{bmatrix} \quad \Gamma_0 = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} \\ \Gamma_1 &= \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \quad \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{s_t} \\ \varepsilon_{y_t} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Dengan melakukan pengalihan antara persamaan (4.2) dengan B^{-1} atau invers matriks B, maka akan dapat ditentukan model VAR dalam bentuk standar, seperti dituliskan pada persamaan di bawah ini:

$$x_t = A_0 + A_1 x_{t-1} + \ell_t \quad \text{.....(6)}$$

$$A_0 = B^{-1} \Gamma_0$$

dimana $A_1 = B^{-1} \Gamma_1$

$$\ell_t = B^{-1} \varepsilon_t$$

Untuk tujuan notasi, maka $\{a_{i0}\}$ dapat didefinisikan sebagai elemen ke-i dari vektor A_0 ; $\{a_{ij}\}$ sebagai elemen dalam baris ke-i dan baris ke-j dari matriks A_1 ; dan $\{e_{it}\}$ sebagai elemen ke-i dari vektor e_t . Dengan menggunakan notasi baru yang telah dijelaskan sebelumnya, maka persamaan 7 dapat ditulis menjadi:

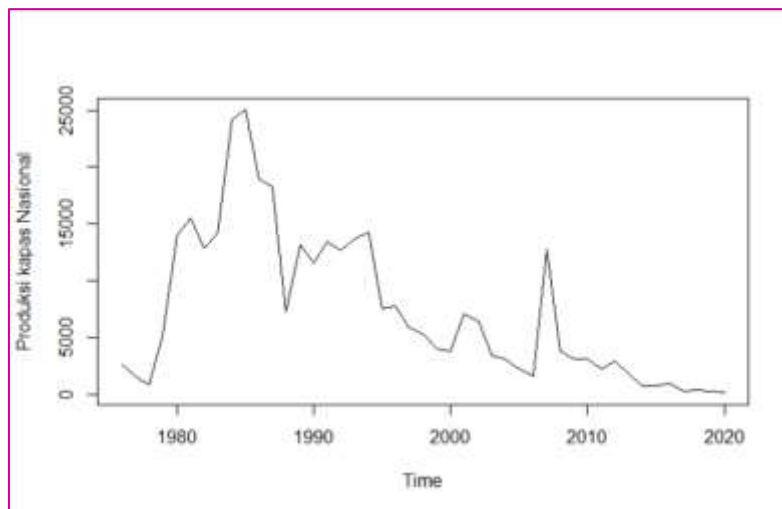
$$\begin{aligned} s_t &= a_{10} + a_{11}s_{t-1} + a_{12}y_{t-1} + e_{1t} \\ y_t &= a_{20} + a_{21}s_{t-1} + a_{22}y_{t-1} + e_{2t} \end{aligned} \quad \text{.....(7)}$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Perkembangan Kapas di Indonesia

Kapas merupakan salah satu komoditas unggulan sub sektor perkebunan dengan nilai ekonomis tinggi. Berdasarkan Statistik Perkebunan Indonesia 2019-2021 (Ditjenbun, 2021) Perkebunan Rakyat (PR) komoditas kapas tersebar di tujuh provinsi di Indonesia, yaitu Jawa Tengah, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Bali, Nusa Tenggara Barat, Nusa Tenggara Timur, dan Sulawesi Selatan. Total luas tanam kapas di Indonesia pada tahun 2019 (ATAP) sebesar 280 ton, dan sekitar 47% atau 68 ton dihasilkan di Provinsi Sulawesi Selatan. Perkebunan Besar Negara (PBN) dan Perkebunan Besar Swasta (PBS) untuk saat ini tidak ada yang mengusahakan tanaman kapas. Pada periode tahun 1969 – 1989 ada PBN yang mengusahakan tanaman kapas dengan produksi berkisar antara 13 – 3.907 ton. Pada tahun 1980 – 1989 ada juga PBS yang mengusahakan tanaman kapas, dengan produksi antara 27 - 1551 ton. Setelah tahun 1989 tanaman kapas hanya diusahakan oleh perkebunan rakyat.

Perkembangan produksi kapas dari tahun 1986 hingga tahun 2020 jika dilihat pada Gambar 3, terjadi fluktuasi tetapi cenderung terus menurun. Pada tahun 1986 produksi kapas hanya sebesar 18,95 ribu ton, anantara tahun 1986 – 2006 produksi cenderung turun, kemudian pada tahun 2007 mencapai puncaknya dengan produksi sebesar 12.768 ton, setelah tahun 1985 produksi kapas secara perlahan terus mengalami penurunan, sehingga pada tahun 2020 hanya sebesar 145 ton saja. Jika dilihat sepuluh tahun terakhir (2011-2020) produksi kapas tercatat mengalami rata rata penurunan sebesar 19,90% per tahun, dengan produksi tertinggi dicapai pada tahun 2012 sebesar 2.948 ton.

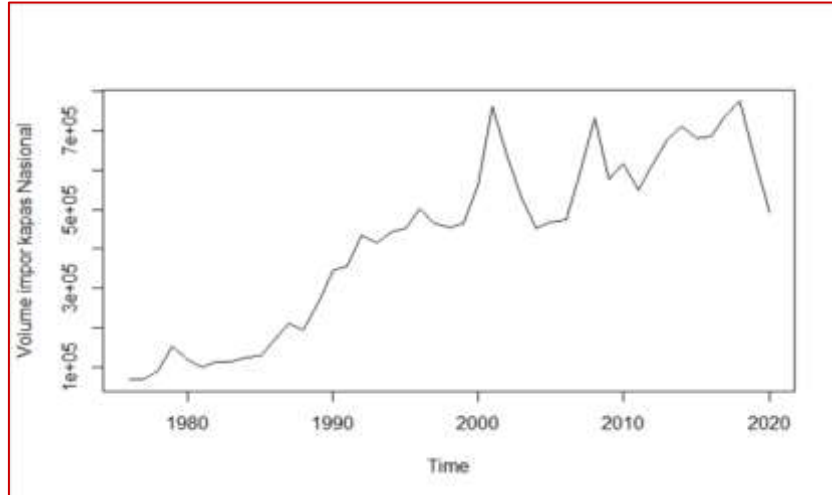


Gambar 2. Perkembangan Produksi Kapas Indonesia Tahun 1976-2020

Penurunan produksi kapas dalam sepuluh tahun diikuti dengan peningkatan volume impor kapas nasional yang juga memiliki trend positif sejak tahun 1980 hingga 2020 (Gambar 4). Pada tahun 1980, volume impor kapas di Indonesia mencapai 1337 ton, terus mengalami peningkatan sehingga tahun 2001 volume impor kapas mencapai 759.576 ton, setelah tahun 2001 volume impor menunjukkan penurunan kembali, sehingga pada tahun 2020 volume impor kapas mencapai 493.451 ton. Penurunan hingga mencapai titik terendah dalam sepuluh tahun terakhir terjadi pada tahun 2020 sebagai dampak dari adanya wabah Covid-19 yang menyurutkan kegiatan perekonomian.

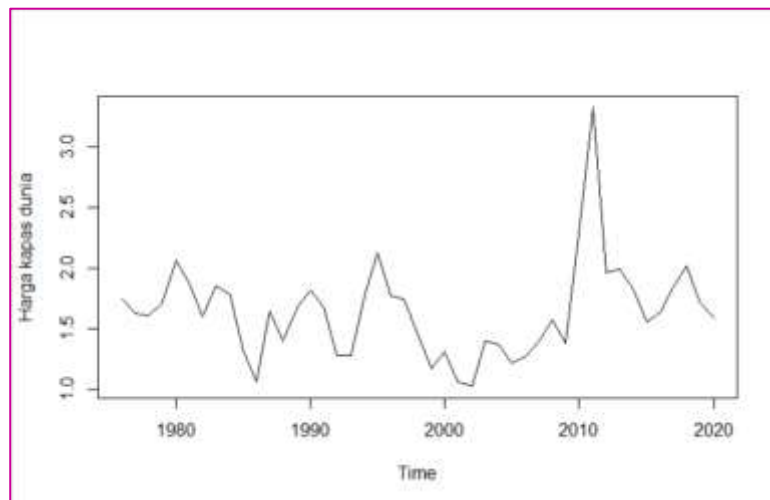
Indonesia juga merupakan negara importir kapas. Sepanjang Januari-Juni 2021, Badan Pusat Statistik (BPS) melaporkan impor serat kapas (HS 263) Indonesia adalah 382.594 ton dengan nilai US\$ 979,67 juta. Indonesia paling banyak mengimpor kapas dari Brasil. Pada tujuh bulan pertama, volume

impur serat kapas (HS 263) dari Negeri Samba adalah 117.976 ton bernilai US\$ 215,55 juta. AS jadi negara kedua terbesar pemasok serat kapas ke Indonesia. Sepanjang Januari-Juli 2021, impur serat kapas dari USA adalah 80.391 ton dengan nilai US\$ 149,95 juta. Impur tidak terhindarkan karena produksi kapas nasional yang terus menurun. Kementerian Pertanian AS memperkirakan konsumsi kapas Indonesia tahun ini adalah 3,07 juta bal, padahal produksinya hanya 3.010 bal (CNBC, 30 September 2021).



Gambar 3. Perkembangan Volume Impor Kapas Indonesia tahun 1980-2020

Perkembangan harga kapas dunia seperti pada Gambar 3, berfluktuasi dengan kisaran antara 1,0 US\$ sampai 2,0 US\$ per kg, kecuali pada tahun 2011 harga kapas dunia mencapai 3,33 US\$ per kg. Pada periode 1986 – 2000 harga kapas berfluktuasi tetapi ada kecenderungan meningkat rata-rata 3,79% per tahun. Pada periode tahun 2001 - 2010 harga kapas dunia mengalami pertumbuhan puncak dengan rata-rata kenaikan 8,16% per tahun. Sebaliknya pada periode 2011 – 2020 harga kapas cenderung turun dengan pertumbuhan negative 1,21% per tahun. Harga kapas dunia pada periode 5 tahun terakhir berkisar antara 1,55 – 2,01 US\$ per kg.



Gambar 3. Perkembangan Harga Kapas Dunia tahun 1976-2020

Estimasi Model Arima

Dalam melakukan pemodelan produksi kapas menggunakan model Autoregressive Integrated Average (ARIMA), data yang digunakan adalah periode tahun 1986 sampai 2020. Periode data tersebut kemudian dipisahkan menjadi data set training dan testing. Perlunya pemisahan data training dan testing adalah untuk menguji tingkat akurasi dalam melakukan peramalan. Panjang series data pada data set training adalah tahun 1986 sampai 2015, sementara dataset testing adalah periode 2016 sampai 2020 (5 titik). Dataset training digunakan untuk melakukan penyusunan model, sementara dataset testing digunakan untuk validasi model.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa produksi kapas stationer pada Differencing 1. Uji kestasioneran data seperti yang disyaratkan apabila melakukan pemodelan ARIMA dilakukan secara visual menggunakan hasil plot data maupun uji formal statistik.

Tabel 1. Hasil Uji Augmented Dickey-Fuller Produksi Kapas Differencing 1

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####
value of test-statistic is: -6.6925
Critical values for test statistics:
    1pct  5pct 10pct
tau1 -2.62 -1.95 -1.61
```

Hal ini juga didukung dengan uji uji Augmented Dickey-Fuller yang mengindikasikan bahwa data produksi kapas setelah differencing 1 sudah stasioner, terlihat dari hasil uji tes statistik sebesar = -6,69 sementara nilai kritis pada tingkat kepercayaan 95% = -1,95 (tau1) dan tingkat kepercayaan 99% = -2,62 (tau1) atau lebih besar dari nilai uji statistik sehingga sehingga H_0 ditolak, atau data produksi kapas setelah differencing 1 sudah stationer.

Tabel 2. Model Arima Tentatif Produksi Kapas Berdasarkan Automodel

```
Series: train[, "Produksi"]
ARIMA(0,1,1) with drift
Coefficients:
    ma1      drift
-0.8290    -507.9247
s.e.      0.2231    127.2951
sigma^2 estimated as 10780718: log likelihood=-275.5
AIC=556.99  AICc=557.95  BIC=561.09
Training set error measures:
Training set  ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
-294.4686  3114.907  1969.056 -10.43746  34.83005  0.8454765
```

Berdasarkan auto model model Arima tentative yang terbaik adalah ARIMA(0,1,1). Berdasarkan model ARIMA(0,1,1) menghasilkan MAPE data training sebesar 34,83%, masih cukup tinggi karena lebih dari 10%. Model ARIMA(0,1,1) menunjukkan bahwa hanya faktor differencing yang dan MA mempengaruhi, faktor AR tidak berpengaruh. Perlu dicari alternatif order ARIMA lainnya, sehingga diharapkan MAPE data training lebih kecil dari hasil auto arima.

Disamping metode pemilihan model Arima berdasarkan automodel, digunakan juga metode lain untuk mendapatkan orde ARIMA terbaik, yaitu dengan metode *Arima selection*. Pada metode ini akan dikeluarkan beberapa model terbaik. Berdasarkan metode ini dihasilkan 10 alternatif order ARIMA untuk peramalan produksi kapas, seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. Model Arima Tentatif Berdasarkan Arima Selection Differencing 1

	p	q	sbc
[1,]	5	5	-Inf
[2,]	2	0	470.2713
[3,]	3	0	474.0549
[4,]	0	1	474.4437
[5,]	4	0	476.0768
[6,]	1	1	477.9171
[7,]	1	0	478.6378
[8,]	0	2	479.4797
[9,]	5	0	479.8985
[10,]	0	0	480.0712

Berdasarkan pada Tabel 4 diatas, dilakukan pengujian masing-masing order untuk menghasilkan satu atau dua model tentatif ARIMA terbaik. Pengujian dilakukan dengan membandingkan signifikansi koefisien ar atau ma, dan hasil pengujian nilai MAPE data training dan testing. Berdasarkan perbandingan MAPE training dan testing ada 2 model tentative yang terbaik adalah ARIMA (1,1,0) karena koefisien ar1 signifikan, MAPE data training 47,35 dan data testing 171,50. MAPE data testing relative besar karena pola data historis yang terus turun dan mendekati nol. Model tentative lainnya yang cukup baik adalah ARIMA (2,1,0) karena koefisien ar1 signifikan, nilai MAPE data training 51,29 dan data testing 214,27.

Tabel 4. Pengujian Model Arima Tentatif terbaik untuk Produksi Kapas

Model	Signifikansi	MAPE training	MAPE Testing
ARIMA (2,1,0)	Ar1 signifikan	51,29	214,27
ARIMA (3,1,0)	Ar1 signifikan	52,71	254,06
ARIMA (0,1,1)	Ma1 signifikan	54,36	318,73
ARIMA (4,1,0)	Ar1 signifikan	54,56	332,03
ARIMA (1,1,1)	Ma1 signifikan	54,65	339,84
ARIMA (1,1,0)	Ar1 signifikan	47,35	171,50
ARIMA (0,1,2)	Ma1 signifikan	54,69	341,34

Selanjutnya dilakukan pengujian untuk kedua model tentative terbaik. Untuk model ARIMA (1,1,0) koefisien ar1= -0,378 hasil pengujian dengan z test signifikan menunjukkan bahwa koefisien signifikan pada tingkat kepercayaan 95%, seperti pada Tabel 5.

Tabel 5. Pengujian Koefisien Model ARIMA (1,1,0)

```
Call:
arima(x = train[, "Produksi"], order = c(1, 1, 0))

Coefficients:
      ar1
    -0.3784
s.e.    0.1674

sigma^2 estimated as 12985261:  log likelihood = -278.73,  aic = 561.45
> library(lmtest)
> coeftest(model1)

z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1 -0.37837    0.16735  -2.2609  0.02376 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Salah satu syarat kebaikan model ARIMA adalah sebaran sisaan Ljung-Box. Hasil pengujian nilai p-value pada lag 5 sampai dengan lag 30 tidak ada yang signifikan yang ditunjukkan dengan nilai p-value tidak ada yang lebih kecil dari nilai 0,05 (kepercayaan 95%), sehingga dapat disimpulkan bahwa sisaan bersifat random dan tidak ada autorelasi. Hal ini menunjukkan bahwa ARIMA (1,1,0) layak digunakan.

Tabel 6. Uji Sisaan Ljung Box Model Arima (1,1,0)

lags	statistic	df	p-value
5	1.395587	5	0.9247954
10	1.737587	10	0.9979845
15	2.944334	15	0.9996420
20	12.767004	20	0.8871555
25	13.421956	25	0.9708983

Selanjutnya dilakukan uji kemampuan model ARIMA (1,1,0) apakah memiliki akurasi yang tinggi dalam melakukan peramalan. Untuk itu dilakukan uji coba peramalan dengan menggunakan data testing, yaitu produksi kapas tahun 2016 – 2020. Sementara data training digunakan untuk menyusun model ARIMA (1,1,0). Dari hasil pengujian pada Tabel 7, menunjukkan MAPE untuk data training sebesar 47,35%, sementara MAPE data testing 171,50%. Hal ini menunjukkan Model Arima (1,1,0) sudah relative paling baik dalam melakukan peramalan, meskipun hasil peramalan rata-rata menyimpang cukup besar.

Tabel 7. Hasil Pengujian Data Training dan Testing Arima (1,1,0)

```
Time Series:
Start = 31
End = 36
Frequency = 1
[1] 759.7567 759.4704 759.5788 759.5378 759.5533 759.5474
> accuracy(ramalan_arima, test[, "Produksi"])
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set -833.4681 3542.9410 2196.6458 -34.53107 47.34958 0.9431992
Test set     -351.1794 443.9228 420.0767 -164.10931 171.50173 0.1803732
```

Selanjutnya dilakukan pengepasan model untuk seluruh data. Untuk Model ARIMA (1,1,0) koefisien ar1 sebesar -0,380. Jika melakukan run model ARIMA (1,1,0) untuk seluruh data yaitu dari tahun 1986 – 2020 maka akan dihasilkan MAPE sebesar 51,28%. Hal ini menunjukkan bahwa antara data estimasi dengan data actual akan berbeda rata-rata berkisar antara -51,28% sampai +51,28%. Untuk metode estimasi dengan bias besar, karena fluktuasi produksi kapas yang cukup besar dari tahun ke tahun dan produksinya relatif turun tajam pada 5 tahun terakhir.

Tabel 8. Model Arima (1,1,0) untuk Seluruh Data

```
Series: kapas[, "Produksi"]
ARIMA(1,1,0)

Coefficients:
      ar1
      -0.3801
s.e.      0.1550

sigma^2 estimated as 11422519:  log likelihood=-324.08
AIC=652.17  AICC=652.55  BIC=655.22

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set -738.0506 3281.738 1915.851 -39.24505 51.28536 0.9503643
```

Dengan menggunakan model ARIMA (1,1,0) menghasilkan angka estimasi produksi kapas untuk 5 tahun ke depan. Hasil Estimasi dengan model ARIMA ini pada tahun 2021 produksi kapas nasional sebesar 196 ton. Pada tahun 2022 produksi kapas diestimasi akan turun sebesar 9,69% menjadi 176 ton. Pada tahun 2023 kembali mengalami peningkatan sebesar 3,95% menjadi 184 ton, kemudian tahun 2024 kembali sedikit turun menjadi 181 ton, dan akhirnya tahun 2025 diestimasi kembali naik menjadi 182 ton. Estimasi rata-rata pertumbuhan produksi kapas tahun 2021 – 2025 rata-rata turun sebesar 1,70% per tahun. Jika dibandingkan penurunan produksi kapas selama 5 tahun terakhir (tahun 2016 -2020) dengan menggunakan Angka Tetap, rata-rata turun sebesar 31,74% per tahun, sementara hasil estimasi lima tahun kedepan rata-rata pertumbuhan turun hanya 1,70% per tahun atau lebih tinggi dari data historisnya. Hal ini terjadi karena beberapa tahun terakhir harga kapas dunia cenderung turun, sehingga peningkatan produksi sangat kecil pertumbuhannya, jika harga kapas dunia meningkat maka pertumbuhan produksi kapas diduga akan lebih besar. Disamping itu saat ini kapas harus bersaing dengan kapas transgenik

Tabel 9. Ouput Peramalan Model Arima (1,1,0) untuk Produksi Kapas

Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
2021	196.3131	-4134.975	4527.601	-6427.820	6820.446
2022	176.8091	-4919.186	5272.804	-7616.842	7970.460
2023	184.2225	-5892.794	6261.239	-9109.772	9478.218
2024	181.4047	-6628.351	6991.160	-10233.217	10596.027
2025	182.4758	-7326.132	7691.083	-11300.949	11665.900

Selanjutnya dilakukan run model seluruh data untuk model ARIMA (2,1,0). Jika melakukan run model ARIMA (2,1,0) untuk seluruh data yaitu dari tahun 1986 – 2020 maka akan dihasilkan MAPE sebesar 55,74% atau lebih besar dibandingkan ARIMA (1,1,0) dengan MAPE 51,28%. Hal ini menunjukkan bahwa antara data estimasi dengan data actual akan berbeda rata-rata berkisar antara -51,28% sampai +51,28%, atau sedikit lebih tinggi kesalahannya dari ARIMA (1,1,0). Untuk metode estimasi dengan bias besar, karena fluktuasi produksi kapas yang cukup besar dari tahun ke tahun, sehingga perubahan produksi sedikit saja akan meningkatkan MAPE.

Tabel 10. Model Arima (2,1,0) untuk Seluruh Data

```

Series: kapas[, "Produksi"]
ARIMA(2,1,0)

Coefficients:
      ar1      ar2
    -0.4709  -0.2170
s.e.    0.1738   0.1976

sigma^2 estimated as 11345187:  log likelihood=-323.5
AIC=652.99  AICC=653.79  BIC=657.57

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set -891.9129 3220.674 2015.072 -45.27286 55.7398 0.9995832

```

Dengan menggunakan model ARIMA (2,1,0) menghasilkan angka estimasi produksi kapas untuk 5 tahun ke depan. Hasil Estimasi dengan model ARIMA ini pada tahun 2021 produksi kapas nasional sebesar 224 ton. Pada tahun 2022 produksi kapas diestimasi akan turun sebesar 3,57% menjadi 216 ton. Pada tahun 2023 kembali mengalami penurunan sebesar 6,02% menjadi 203 ton, kemudian tahun 2024 kembali naik menjadi 211 ton, dan akhirnya tahun 2025 diestimasi kembali sedikit turun menjadi 210 ton. Estimasi rata-rata pertumbuhan produksi kapas dengan model ARIMA (2,1,0) tahun 2021 – 2025 rata-rata turun

sebesar 1,53% per tahun. Jika dibandingkan penurunan produksi kapas selama 5 tahun terakhir (tahun 2016 -2020) dengan menggunakan Angka Tetap, rata-rata produksi kapas turun sebesar 31,74% per tahun. Hasil estimasi sejalan dengan data historisnya, karena pertumbuhan produksi kapas menurut data historis turun tajam, sementara hasil estimasi turun sedikit. Jika tidak ada program/upaya untuk meningkatkan produksi kapas maka pertumbuhan produksi yang lebih tinggi sulit terwujud.

Tabel 11. Ouput Peramalan Model Arima (2,1,0) untuk Produksi Kapas

Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95	
2021	224.4117	-4092.189	4541.013	-6377.260	6826.083
2022	216.3089	-4667.258	5099.876	-7252.462	7685.080
2023	202.8937	-5197.094	5602.881	-8055.675	8461.462
2024	210.9691	-5842.520	6264.458	-9047.043	9468.982
2025	210.0772	-6350.165	6770.319	-9822.947	10243.101

Fungsi Transfer

Pada tahap pertama model fungsi transfer adalah eksplorasi variabel ouput (produksi kapas) dan variabel input (harga kapas dunia). Variabel input yaitu harga kapas dunia diduga sangat berpengaruh terhadap produksi, dimana semakin tinggi harga kapas dunia, maka akan produksi nasional semakin meningkat, karena produksi kapas nasional harganya akan lebih murah.

Tahapan penyusunan model Fungsi Transfer produksi kapas dengan variable input volume impor kapas nasional adalah sebagai berikut :

- i. Pembagian series data awal menjadi series data *training* dan *testing*
- j. Pemeriksaan kestasioneran
- k. Pencarian model tentatif untuk variabel input
- l. *Prewhitening* dan korelasi silang
- m. Pengepasan model
- n. Identifikasi model noise
- o. Pengepasan model
- p. Peramalan berbasis fungsi transfer

Data produksi kapas dan volume impor kapas tahun 1976 - 2020 sebanyak 45 series akan dibagi menjadi series data training untuk periode 1976-2015 dan series data testing untuk periode 2016-2020. Selanjutnya dilakukan uji kestasioneran data untuk data input X_t yaitu harga kapas dunia menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF).

Hipotesis pada uji ADF ini adalah:

H_0 : data tidak stasioner

H_1 : data stasioner

Tabel 12. Output uji Dickey Fuller untuk Harga Kapas Dunia Differencing 1

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####
Value of test-statistic is: -6.2652
Critical values for test statistics:
      1pct  5pct 10pct
tau1 -2.62 -1.95 -1.61
```

Nilai test-statistic= -6,26 yang lebih kecil dari critical values (nilai tau1), baik untuk taraf 1%, 5% maupun 10% menunjukkan bahwa H_0 ditolak, atau series data volume impor kapas nasional sudah stasioner pada differencing 1. Oleh karena itu sudah stationer pada differencing satu kali, maka tidak perlu dilakukan differencing 2.

Pencarian model tentatif variabel input harga kapas dunia dilakukan melalui penelusuran menggunakan model ARIMA. Model terbaik dapat dipilih menggunakan script auto.arima yang tersedia pada RStudio. Data yang digunakan untuk memilih model terbaik adalah series data training. Hasil output automodel ARIMA untuk harga kapas dunia adalah sebagai berikut:

Tabel 13. Output model auto Arima untuk Harga Kapas Dunia

```
Series: train.h[, "Price_cotton"]
ARIMA(0,0,1) with non-zero mean

Coefficients:
      ma1      mean
      0.6154  1.6267
s.e.    0.1271  0.0855

sigma^2 estimated as 0.1201:  log likelihood=-13.58
AIC=33.15  AICC=33.82  BIC=38.22

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set -0.001338141  0.3377309  0.2441319  -3.889946  15.08573  0.8635176
```

Berdasarkan pemilihan orde ARIMA menggunakan automodel menyarankan bahwa model terbaik untuk harga kapas dunia adalah ARIMA (0,0,1) dengan MAPE training 15,08%. Model ARIMA (0,0,1) hanya menunjukkan bahwa hanya ada pengaruh MA, model tidak memerlukan Differencing. Pada umumnya model ARIMA (0,0,1) akan menghasikan data estimasi yang hampir sama untuk beberapa tahun ke depan. Disamping itu model ARIMA (0,0,1) memiliki MAPE yang masih cukup besar (di atas 5%), sehingga perlu dicoba untuk mencari model tentatif lain.

Selain menggunakan script auto.arima model tentatif dapat juga dipilih dengan arima selection. Berikut adalah output yang dihasilkan untuk memilih model tentative terbaik untuk factor input X_t yaitu harga kapas dunia.

Tabel 14. Output Model Arima Selection untuk Harga Kapas Dunia Differencing 1

	p	q	sbc
[1,]	0	0	868.5592
[2,]	1	0	873.2015
[3,]	3	0	876.5208
[4,]	2	0	876.9324
[5,]	4	0	876.9387
[6,]	5	0	880.4972
[7,]	0	1	887.8537
[8,]	5	1	889.3124
[9,]	3	1	889.3223
[10,]	1	1	889.4621

Hasil output R-Studio akan menunjukkan sepuluh model tentatif dimana idealnya model terbaik adalah model yang memiliki nilai SBC terkecil dan hasil uji MAPE Training maupun Testing yang paling kecil. Model ARIMA yang direkomendasikan ditunjukkan dari nilai p,d,q. Sebagai contoh model kedua dengan nilai p=1 dan q=0. Karena data harga kapas dunia telah dilakukan differencing satu kali berarti d=1, artinya model yang direkomendasikan adalah ARIMA (1,1,0). Dilakukan uji coba model tentative yang terdiri sepuluh kombinasi orde ARIMA seperti pada Tabel 14. Setelah dilakukan pengujian model, maka model terbaik hasil penelusuran berdasarkan perbandingan MAPE data training dan data testing, serta signifikansi koefisien ma dan ar, maka model tentative terbaik adalah ARIMA (2,1,0).

Tabel 15. Pengujian Model ARIMA (2,1,0) Untuk Harga Kapas Dunia

```
Call:
arima(x = train.h[, "Price_cotton"], order = c(2, 1, 0))

Coefficients:
      ar1      ar2
 -0.1754  -0.3224
s.e.    0.1512  0.1480

sigma^2 estimated as 0.138:  log likelihood = -16.83,  aic = 39.67
> library(lmtest)
> coeftest(model1)

z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1 -0.17539    0.15117  -1.1602  0.24596
ar2 -0.32238    0.14798  -2.1785  0.02937 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

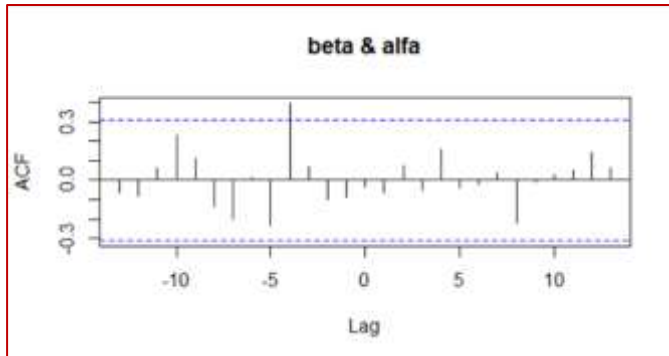
```
Time Series:
Start = 41
End = 46
Frequency = 1
[1] 1.653012 1.725561 1.680273 1.664828 1.682137 1.684080
> accuracy(ramalan_arima,test.h[, "Price_cotton"])

      Training set  ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Test set  0.078237790 0.1661852 0.1234973  3.784205  6.624784 0.4368217
```

Model ARIMA (2,1,0) menghasilkan koefisien ar1 tidak signifikan, tetapi ar2 yang signifikan pada tingkat kepercayaan 95%. Selanjutnya dilakukan pengujian kemampuan dalam meramalkan yaitu dengan melihat MAPE data Training dan Testing. Hasil pengujian menunjukkan bahwa MAPE data training sebesar 15,35% dan MAPE data testing sebesar 6,62%. Model ARIMA(2,1,0) adalah model yang terbaik untuk estimasi harga kapas dunia, jika menggunakan order arima yang lain menghasilkan MAPE yang lebih besar baik untuk data training maupun data testing.

Tahap selanjutnya untuk penyusunan model fungsi transfer ini adalah prewhitening dan korelasi silang. Korelasi silang menggambarkan struktur hubungan antara X_t dengan Y_t . Untuk mengidentifikasi pengaruh X_t terhadap Y_t maka deret X_t harus stasioner atau sudah

distasionerkan. Dalam konteks pemodelan X_t terhadap Y_t , untuk membuat X_t stasioner tidak dengan pembedaan (differencing) namun dengan mengambil komponen white noise dari X_t (prewhitening). Prewhitening dilakukan terhadap deret input X_t yang didefinisikan sebagai alfa serta deret input Y_t yang didefinisikan sebagai beta. Hasil output untuk prewhitening dan korelasi silang berupa grafik ACF untuk beta dan alfa.



Gambar 4. Plot Korelasi Silang Produksi Kapas dengan Harga Kapas Dunia

Hasil plot korelasi silang digunakan untuk mengidentifikasi ordo r , s , dan b . Ordo r adalah panjang lag Y periode sebelumnya yang masih mempengaruhi Y_t , ordo s adalah panjang lag X periode sebelumnya yang masih mempengaruhi Y_t , dan ordo b adalah panjang jeda pengaruh X_t terhadap Y_t . Identifikasi ordo r, s dan b hanya dilihat pada lag yang positif.

Plot korelasi silang diatas menunjukkan bahwa tidak ada lag yang signifikan, maka nilai $b=0$ atau nilai lag pertama yang signifikan. Kemudian, tidak ada tambahan lagi nilai lag yang signifikan maka nilai $s=0$. Mengingat data produksi kapas dan harga kapas dunia merupakan data tahunan yang tidak mengandung musiman maka diasumsikan nilai $r=0$. Nilai $b=0$ menunjukkan tidak ada jeda pengaruh antara harga kapas dunia pada waktu t terhadap produksi kapas pada waktu t . Nilai $s=0$ berarti ada korelasi antara produksi dan harga kapas dunia pada tahun yang sama. Dengan kata lain, dampak dari harga kapas dunia terhadap produksi dirasakan pada waktu yang sama (t).

Tahap selanjutnya dilakukan pengepasan model, untuk nilai r, s dan b . Hasil pengujian fungsi transfer dengan nilai $r=0$, $s=0$, dan $b=0$ menghasilkan nilai MAPE yang cukup besar yaitu sebesar 152,87%.

Tabel 16. Output model order $b=0, s=0, r=0$ Arima (0,0,0) untuk Untuk Fungsi Transfer Produksi Kapas Nasional

```
Series: train.h[, "Produksi"]
Regression with ARIMA(0,0,0) errors

Coefficients:
    intercept      xreg
    10957.451    -1678.585
s.e.      4193.086    2504.245

sigma^2 estimated as 43630545:  log likelihood=-407.56
AIC=821.11  AICC=821.78  BIC=826.18

Training set error measures:
Training set  ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
4.457301e-12  6438.091  5542.856  -132.3522  165.8155  2.063767
```

Untuk menghasilkan order yang paling tepat untuk menentukan orde Arima fungsi transfer dengan melakukan identifikasi model noise. Untuk menghasilkan model terbaik dengan menggunakan

auto-arima pada R Studio, model maka noise yang disarankan adalah Arima (0,1,0). Model ini ternyata masih kurang tepat, karena menghasilkan MAPE yang cukup besar yaitu 183,32%.

Tabel 17. Output Fungsi Transfer dengan model noise auto Arima (0,1,0)

```
Series: res
ARIMA(0,1,0)

sigma^2 estimated as 18483462: log likelihood=-381.62
AIC=765.24 AICC=765.35 BIC=766.9

Training set error measures:
Training set  ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
-55.60943  4245.159  2757.379 -69.00987  183.3244  0.9750475
```

Oleh karena model autoarima disarankan differencing tingkat 1, maka solusinya akan dicari model alternative. Model alternative yang diberikan untuk model noise adalah seperti pada Tabel 18.

Tabel 18. Output Fungsi Transfer tentatif model *noise* Arima Differencing 1

```

p q      sbc
[1,] 0 1 634.7783
[2,] 4 4 636.5496
[3,] 3 4 636.8564
[4,] 0 2 637.4676
[5,] 2 1 638.1763
[6,] 1 1 638.2905
[7,] 5 4 640.0621
[8,] 3 5 640.4759
[9,] 0 4 640.7412
[10,] 1 2 640.9149
```

Setelah dilakukan uji coba untuk seluruh model tentatif, model terbaik yang terpilih untuk model noise adalah ARIMA (1,1,1) karena aic=767,59. Nilai aic ini terkecil diantara model tentative yang lain. Selanjutnya model tersebut didefinisikan sebagai modelres dan dilihat signifikansi MA. Model noise untuk residual dengan Arima (1,1,1) menghasilkan komponen ar1 dan ma1 yang signifikan pada tingkat kepercayaan 99% dan komponen fungsi transfer (xreg) yang tidak signifikan. Model Arrima Fungsi transfer dengan order r=0, s=0 ,b=0 dengan model noise ARIMA (1,1,1) menghasilkan MAPE training yang cukup baik yaitu sebesar 52,85%.

Tabel 19. Output Fungsi Transfer Tentatif Model Noise Arima (1,1,1)

```
Series: train.h[, "Produksi"]
Regression with ARIMA(1,1,1) errors

Coefficients:
      ar1      ma1      xreg
 0.8389 -1.0000  489.3749
s.e.  0.1060  0.1332  1743.6230

sigma^2 estimated as 17554693: log likelihood=-379.8
AIC=767.59 AICC=768.77 BIC=774.25

Training set error measures:
Training set  ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
-61.15015  3974.824  2742.065 -31.60084  52.85901  1.020951 -0.073927
> coeftest(tf.arimal)

z test of coefficients:
      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1   0.83892   0.10604   7.9111 2.551e-15 ***
ma1  -1.00000   0.13321  -7.5071 6.043e-14 ***
xreg  489.37486 1743.62302   0.2807   0.779
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Peramalan Berbasis Fungsi Transfer

Berdasarkan model fungsi transfer dengan noise ARIMA (1, 1, 1), dilakukan peramalan berbasis nilai aktual dimana produksi kapas diestimasi menggunakan data aktual harga kapas dunia periode 2016 - 2020. Meskipun data aktual produksi kapas periode 2016 - 2020 telah ada, dilakukan juga peramalan produksi untuk mengecek performance model fungsi transfer. Hasil output untuk mengestimasi produksi kapas tahun 2016-2020.

Tabel 20. Uji coba Peramalan berbasis Fungsi Transfer dengan Nilai Input Data Aktual Harga Kapas Dunia.

```
Series: test.h[, "Produksi"]
Regression with ARIMA(1,1,1) errors

Coefficients:
      ar1  ma1  xreg
    0.8389  -1 489.3749
s.e.  0.0000   0  0.0000

sigma^2 estimated as 17554693:  log likelihood=-29.21
AIC=60.42  AICC=62.42  BIC=59.81

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -177.3884 309.4136 183.2654 -61.72105 63.80682 0.884272 -0.294409
```

Uji coba peramalan produksi kapas periode 2016-2020 menggunakan fungsi transfer ARIMA (1,1,1) dengan input harga kapas dunia nilai aktual menghasilkan MAPE testing 63,80%. Nilai MAPE ini sebenarnya kurang baik karena nilainya masih cukup besar, sehingga tingkat kesalahan nilai peramalan bisa mencapai 60%.

Tujuan melakukan pemodelan fungsi transfer adalah untuk mendapatkan nilai ramalan periode ke depan, yakni produksi kapas tahun 2021-2025. Karena data series input harga kapas dunia tersedia hingga tahun 2020, maka perlu dilakukan peramalan harga kapas dunia terlebih dahulu atau dengan kata lain peramalan produksi dilakukan berbasis nilai ramalan harga kapas dunia.

Oleh karenanya, terlebih dahulu dilakukan estimasi harga kapas dunia periode 2021-2025 menggunakan model ARIMA (2,1,0) sebagaimana yang telah diperoleh dari tahap pencarian model tentatif untuk variabel input, sebagai variabel input harga kapas dunia. Pemilihan variabel input harga kapas dunia diduga sangat berpengaruh pada luas area kapas nasional. Selanjutnya dilakukan peramalan luas area kapas dengan fungsi transfer ARIMA (1,1,1) sebagai model terbaik berdasarkan tahapan pengepasan model dengan noise. Peramalan produksi kapas dengan fungsi transfer ARIMA (1,1,1) menggunakan nilai ramalan harga kapas dunia yang telah diestimasi dengan ARIMA (2,1,0). Output hasil ramalannya seperti pada Tabel 21.

Tabel 21. Uji Coba Peramalan Berbasis Fungsi Transfer Dengan Nilai Input Data Ramalan Harga Kapas Dunia.

```
Series: test.h[, "Produksi"]
Regression with ARIMA(1,1,1) errors

Coefficients:
      ar1    ma1    xreg
      0.8389   -1  489.3749
s.e.  0.0000    0    0.0000

sigma^2 estimated as 17554693:  log likelihood=-28.93
AIC=59.86  AICc=61.86  BIC=59.25

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set -181.2006  288.5332  181.2498 -70.01309  70.01837  0.8745468
```

Estimasi luas area kapas berbasis fungsi transfer dengan model noise ARIMA (1,1,1) selama 5 tahun terakhir (2016- 2020) menggunakan input harga kapas dunia hasil angka ramalan ARIMA (2,1,0) menghasilkan MAPE untuk data testing ini sebesar 70%. Hal ini menunjukkan bahwa jika menggunakan data ramalan hasil peramalan dengan fungsi transfer ini masih maka tingkat kesalahan menjadi sebesar sekitar 70%.

Selain mencari model fungsi transfer terbaik untuk meramalkan produksi kapas, akan diestimasi juga produksi kapas lima tahun ke depan (2021-2025) menggunakan fungsi transfer ARIMA (1,1,1) dengan menggunakan seluruh data (data tahun 1976 – 2020). Berikut adalah output hasil ramalan lima tahun ke depan (Tabel 22).

Tabel 22. Model Fungsi Transfer Arima (1,1,1) untuk seluruh data.

```
Series: dataestimasi[, "Produksi"]
Regression with ARIMA(1,1,1) errors

Coefficients:
      ar1    ma1    xreg
      0.8600  -0.9999  467.2799
s.e.  0.0925  0.1945  1613.9464

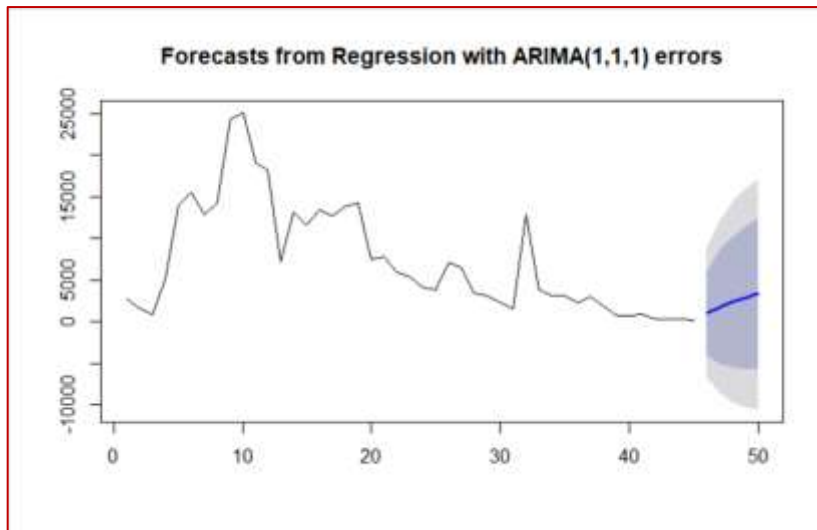
sigma^2 estimated as 15595932:  log likelihood=-425.98
AIC=859.97  AICc=860.99  BIC=867.11

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -140.9688  3769.566  2514.82 -63.37794  82.50526  1.046375 -0.08671251
```

Tabel 23. Hasil Estimasi Produksi Kapas Nasional Tahun 2021 – 2025 Menggunakan Fungsi Transfer ARIMA (1,1,1)

```
Time Series:
Start = 46
End = 50
Frequency = 1
[1] 1029.436 1752.215 2343.480 2869.632 3329.286
```

Setelah dilakukan run ulang dengan menggunakan model terbaik yaitu model Fungsi Transfer ARIMA (1,1,1) model yang dihasilkan memiliki MAPE 82,50%. Hasil peramalan untuk produksi kapas 5 tahun ke depan seperti terlihat pada Tabel 23. Sementara plot hasil terlihat pada Gambar 5. Berdasarkan hasil peramalan dengan model Fungsi Transfer ARIMA (1,1,1) produksi kapas diperkirakan meningkat, dari 145 ton pada tahun 2020, menjadi hanya 1.029 ton tahun 2021, kemudian meningkat lagi tahun 2022 menjadi 1.752 ton atau naik 70,26%, tahun 2023 kembali naik sebesar 33,73% menjadi 2.343 ton, kemudian naik lagi di tahun 2024 dan 2025 masing-masing menjadi 2869 ton dan 3329 ton.



Gambar 5. Plot Hasil Peramalan Produksi Kapas dengan Fungsi Transfer Arima (1,1,1)

Model Vector Auto Regression (VAR)

Metode VAR memperlakukan seluruh variabel secara simetris tanpa memperlakukan variabel dependen dan independen atau dengan kata lain model ini memperlakukan seluruh variabel sebagai variabel endogen. Model VAR berlaku pada saat nilai setiap variabel dalam sebuah system tidak hanya bergantung pada lag-nya sendiri, namun juga pada nilai lag variabel lain.

Tahapan yang dilakukan dalam penyusunan model VAR adalah sebagai berikut: persiapan data, pembagian data training dan testing, pemilihan lag dan type, pengajuan asumsi, ramalan data training, testing, penghitungan MAPE, dan plot, pemilihan model terbaik, dan pengepasan model untuk seluruh data dan peramalannya.

Variabel yang digunakan untuk estimasi model VAR adalah produksi (Produksi) dalam satuan ton, Luas Areal (Areal) dalam satuan hektar, Volume impor (Impor) dalam satuan ton, Volume Ekspor (Ekspor) dalam satuan ton, harga kapas dunia (price_cotton) dalam satuan US\$/kg. Data produksi kapas, luas areal kapas, volume ekspor kapas, volume impor kapas, diperoleh dari publikasi Ditjen Perkebunan, sementara data variabel harga kapas dunia diperoleh dari World Bank. Series masing-masing variabel harus sama panjangnya. Series data produksi kapas adalah dari tahun 1976-2020, series data harga kapas dunia adalah dari tahun 1976-2020, sementara series data volume ekspor dan impor kapas adalah dari tahun 1976-2020. Format data yang digunakan bisa dalam bentuk excell (CSV).

Pembagian Data Training dan Testing

Series data yang digunakan adalah series tahun 1976 – 2020 akan dibagi menjadi 2 set data yakni set data training (tahun 1976-2015) atau 40 titik dan set data testing (2016-2020) atau 5 titik.

Pemilihan Lag (p) dan Type

Dalam permodelan VAR kapas ini digunakan lima variabel, yaitu produksi kapas (Produksi), Luas areal kapas (Areal), harga kapas dunia (price_cotton), volume ekspor kapas (Ekspor), dan volume impor kapas (Impor). Selain komposisi variabel tersebut, komponen konstanta dan trend juga perlu dilakukan pengujian untuk mengetahui signifikan atau tidak keberadaannya. Jika keduanya signifikan, maka komponen tersebut harus dimasukkan ke dalam model VAR dengan type “both”. Jika hanya konstanta yang signifikan, maka trend perlu dikeluarkan dari model VAR dengan model VAR type “const”. Jika hanya trend yang signifikan maka konstanta dikeluarkan dari model menggunakan model VAR type “trend”, dan jika keduanya tidak signifikan, maka type yang digunakan model VAR adalah “none”.

Keberadaan konstanta dan trend dapat dideteksi dari plot data awal, namun terkadang hal tersebut sulit dilakukan. Untuk mengantisipasi hal tersebut, sebaiknya dilakukan uji coba/trial and error menggunakan model VAR dari lag p=1 sampai dengan lag p=5 dengan type “both” untuk mengetahui signifikan atau tidak keberadaannya. Untuk panjang lag maksimum bisa dilakukan *trial error* sampai tidak memungkinkan untuk dilakukan permodelan.

Untuk data kapas ini, setelah dilakukan running model VAR dengan lag p=1 type “both”, diperoleh informasi komponen konstanta signifikan, jumlah variabel yang signifikan ada 2 variabel dari total 5 variabel dalam system atau jumlah variabel yang signifikan (40%). Selanjutnya dilakukan uji VAR(2) type both, model ini menghasilkan konstanta yang signifikan, dan ada 4 variabel yang signifikan dari total 10 variabel dalam model (40%). Untuk model VAR(3) type both, model ini menghasilkan constanta yang signifikan, dan ada 9 variabel yang signifikan dari total 15 variabel dalam model (60%).

Untuk model VAR(1) type constant, model ini menghasilkan konstanta yang signifikan, dan ada 3 variabel yang signifikan dari total 5 variabel dalam model (60%). Selanjutnya model VAR(2) type constant, model ini menghasilkan konstanta yang signifikan, dan hanya ada 4 variabel yang signifikan dari total 10 variabel dalam model (40%). Untuk lebih lengkapnya hasil identifikasi model VAR seperti terlihat pada Tabel 24.

Pemilihan lag p ditentukan dengan melihat banyaknya variabel yang signifikan dalam lag tersebut sekaligus memastikan harus ada variabel/peubah yang signifikan pada lag terpilih dimaksud. Setelah dilakukan run model ternyata ada satu kandidat model VAR terbaik yaitu VAR (2) type “constant”. Model VAR(2) type “const” menghasilkan 4 variabel yang signifikan dari total 10 variabel (40%). Disamping itu model ini menghasilkan nilai Adjusted R-Square yang cukup tinggi yaitu 75,81%.

Tabel 24. Hasil Pengujian Model VAR pada Beberapa Tingkat Lag p dan Type

Lag (p)	Type	Signifikansi Type	Jumlah Variabel Signifikan	Jumlah Total Variabel	Adj-R ²
p=1	both	Const Signifikan	2	5	71.97%
p=2	both	Const Signifikan	4	10	75.12%
p=3	both	Const Signifikan	9	15	87.37%
p=4	both	Const Signifikan	7	20	90.30%
p=5	both	Const Signifikan	5	25	88.58%
p=1	constant	Const Signifikan	3	5	72.45%

p=2	constant	Const Signifikan	4	10	70.63%
p=3	constant	Const Signifikan	9	15	87.56%
p=4	constant	Const Signifikan	8	20	90.41%

Untuk model VAR kandidat terbaik adalah Model VAR (p=2) type=constant. Model VAR(2) type=constant termasuk kandidat terbaik karena ada variabel signifikan dari total 10 variabel. Untuk variabel lain yang signifikan untuk mengestimasi produksi (t) antara lain produksi lag1 (signifikan 95%), luas areal lag 1 (90%), Volume ekspor lag 1 (90%) dan volume ekspor lag 2 signifikan pada tingkat kepercayaan 95%.

Model VAR (2) type constant ini menghasilkan nilai Adjusted R Square = 70,63%, artinya keragaman produksi kapas dipengaruhi oleh variabel-variabel penjelasnya sebesar 70,63%. Nilai F hitung = 9,89, sehingga nilai p-value untuk model produksi ini sangat kecil atau jauh lebih kecil dari 0,05, sehingga model layak untuk digunakan.

Tabel 25. Output Model VAR(2) type=constant

```

VAR Estimation Results:
=====
Endogenous variables: Produksi, Areal, Ekspor, Impor, Price_cotton
Deterministic variables: const
Sample size: 38
Log Likelihood: -1626.584
Roots of the characteristic polynomial:
0.947 0.751 0.6517 0.6517 0.4533 0.4533 0.3117 0.3117 0.2773 0.2773
Call:
VAR(y = kapas[1:40, c(2, 3, 4, 5, 7)], p = 2, type = "const")

Estimation results for equation Produksi:
=====
Produksi = Produksi.l1 + Areal.l1 + Ekspor.l1 + Impor.l1 + Price_cotton.l1 + Produk
si.l2 + Areal.l2 + Ekspor.l2 + Impor.l2 + Price_cotton.l2 + const

      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
Produksi.l1    4.350e-01  1.800e-01  2.416  0.0227 *
Areal.l1       1.916e-01  9.791e-02  1.957  0.0608 .
Ekspor.l1      1.339e-01  5.469e-02  2.449  0.0211 *
Impor.l1       -1.836e-03  9.155e-03  -0.201  0.8426
Price_cotton.l1 -1.867e+03  1.777e+03  -1.051  0.3027
Produksi.l2    -5.263e-02  1.851e-01  -0.284  0.7783
Areal.l2       -6.877e-02  8.891e-02  -0.773  0.4460
Ekspor.l2     -1.186e-01  5.371e-02  -2.208  0.0359 *
Impor.l2       -9.914e-03  9.090e-03  -1.091  0.2851
Price_cotton.l2 1.965e+03  1.931e+03  1.017  0.3180
const          6.806e+03  3.789e+03  1.796  0.0836 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 3561 on 27 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.7857, Adjusted R-squared: 0.7063
F-statistic: 9.898 on 10 and 27 DF, p-value: 1.037e-06

```

Pengujian Asumsi VAR(2) type ‘constant’

Selanjutnya dilakukan pengujian asumsi non autokorelasi, normalitas, dan homoskedastisitas pada sisaan model VAR terbaik. Untuk data kapas akan dilakukan pengujian sisaan pada model terbaik VAR (2) type ‘const’.

Pemeriksaan autokorelasi residual model menggunakan fungsi “serial.test” yang di dalamnya dilakukan pengujian Portmanteau-and Breusch-Godfrey test. Nilai p-value lebih besar dari 0,05 maka sisaan saling bebas atau asumsi non autokorelasi terpenuhi. Pengujian Jarque-Bera tests (JB test) untuk menguji kenormalan, hasil pengujian menunjukkan nilai p-value lebih kecil dari 0,05, namun karena jumlah data yang digunakan cukup banyak, maka series tersebut dapat dianggap normal. Pemeriksaan

heteroskedastisitas model menggunakan fungsi “arch.test” yang di dalamnya dilakukan pengujian ARCH-LM tests. Nilai p-value=1 atau lebih besar dari 0,05 maka ragam sisaan homogen atau asumsi homoskedastisitas terpenuhi.

Tabel 26. Ouput Pengujian Asumsi VAR(2) type=const

```
Portmanteau Test (asymptotic)
data: Residuals of VAR object varhsheet2
Chi-squared = 260.38, df = 350, p-value = 0.9999
$JB
JB-Test (multivariate)
data: Residuals of VAR object varhsheet2
Chi-squared = 108.78, df = 10, p-value < 2.2e-16
$Skewness
Skewness only (multivariate)
data: Residuals of VAR object varhsheet2
Chi-squared = 42.366, df = 5, p-value = 4.967e-08
$Kurtosis
Kurtosis only (multivariate)
data: Residuals of VAR object varhsheet2
Chi-squared = 66.416, df = 5, p-value = 5.697e-13
ARCH (multivariate)
data: Residuals of VAR object varhsheet2
Chi-squared = 480, df = 1350, p-value = 1
```

Ramalan Data Training, Testing, Penghitungan MAPE, dan Plot

Selanjutnya dilakukan peramalan data, baik untuk data training maupun untuk data testing sekaligus dilakukan penghitungan MAPE. MAPE (Mean Absolute Percentage Error) merupakan rata-rata dari keseluruhan persentase kesalahan (selisih) antara data aktual dengan data hasil peramalan. Untuk menguji suatu model lebih baik dengan model yang lain, maka dilakukan pengujian model dengan membandingkan Nilai MAPE baik untuk data training maupun data testing. Data Testing hasil ramalan produksi dengan VAR(1) type=none, menghasilkan MAPE =9,51%. Nilai ini dapat diartikan bahwa rata-rata seluruh persentase kesalahan antara data aktual dengan data hasil ramalan pada data testing adalah 9,51%. Data training hasil ramalan produksi dengan nilai p=2 type=both menghasilkan MAPE =1,07%. Model VAR ini menunjukkan ketika menggunakan data training sangat baik, terlihat dari MAPE yang kecil yaitu hanya sebesar 1,07%, namun ketika digunakan untuk melakukan estimasi maka MAPE melonjak menjadi 9,51%, artinya kemampuan dalam meramalkan tidak sebaik data training.

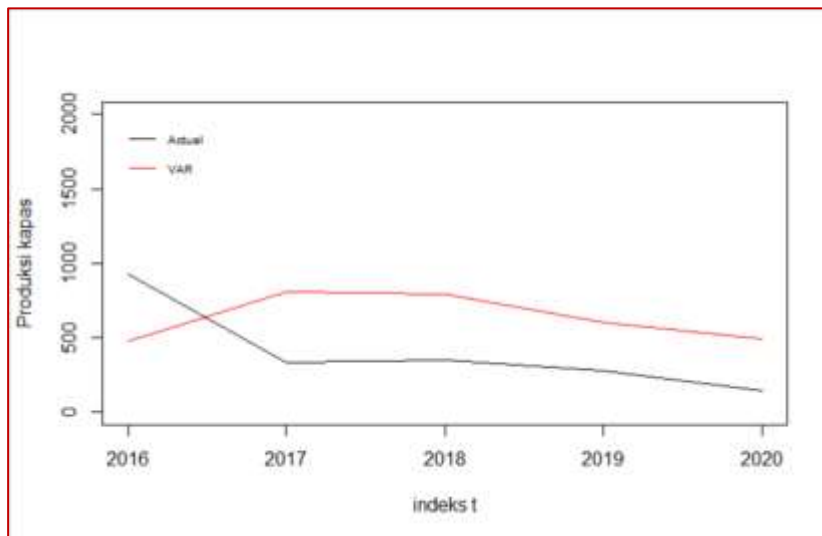
Tabel 27. Pengujian Nilai MAPE untuk Model VAR(2) type=constant

MAPE TESTING					
Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
48.68	116.68	125.60	134.77	143.00	239.90

MAPE TRAINING					
Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
0.3466	10.4036	25.2453	58.8235	52.3849	667.3105

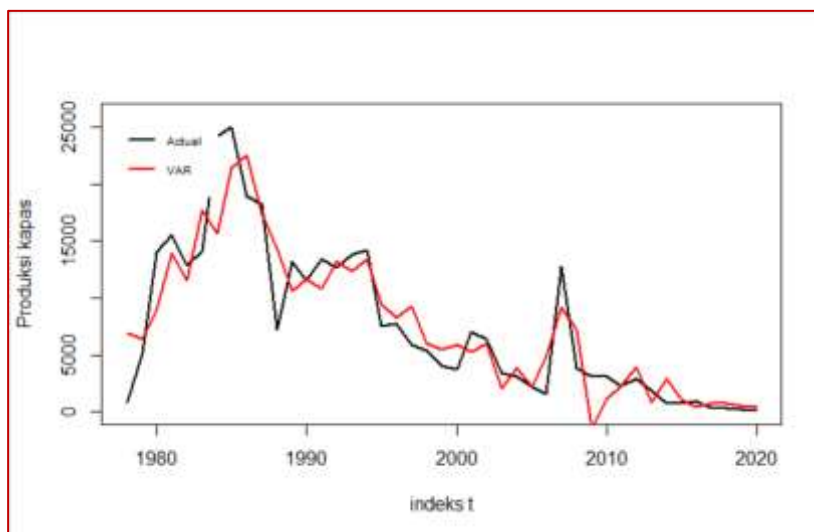
Dari grafik di bawah dapat dilihat bahwa pergerakan ramalan pada data testing berpotongan dengan pergerakan data asli/aktual. Sehingga diduga kuat model VAR (2) type “const” kemampuan dalam meramalkan cukup baik. Hasil peramalan dengan model VAR (2) ini bisa lebih tinggi atau lebih rendah dari data actual, tetapi sebagian besar lebih tinggi dari nilai aktual. Pada tahun 2016 data actual sedikit lebih tinggi dari data estimasi dengan VAR (2), pada tahun 2017 - 2020 data aktual lebih rendah dari data estimasi dengan VAR(2). Untuk data testing ini rata-rata penyimpangannya adalah sebesar

134%. Dari segi besaran MAPE sebenarnya model ini sudah cukup baik dibandingkan dengan model VAR lainnya.



Gambar 6. Plot Ramalan dan Aktual Data Testing VAR (2) Type "Const"

Jika plot antara data testing dan data training digabungkan maka bentuk plotnya seperti Gambar 7. Untuk data tahun 1976 - 2015 atau data training plot hamper selalu mengikuti data aslinya, karena antara data aktual dan estimasi dengan model VAR (2) hampir selalu berimpit plotnya, sehingga MAPE akan kecil. MAPE hasil pengujian untuk data training adalah sebesar 58,82%, suatu nilai yang cukup besar karena rata-rata penyimpangan mencapai lebih dari 50%, artinya model sebenarnya kurang akurat, tetapi terbaik untuk model VAR. Namun plot tahun 2015 – 2020 menunjukkan data aktual dengan data estimasi dengan Model VAR (1) ini sudah agak renggang karena produksi semakin turun sehingga nilainya kecil, akibatnya ketidakcocokan dengan data actual sedikit saja dapat meningkatkan MAPE yang cukup besar. Hasil MAPE data testing ini, menunjukan nilai yang lebih besar dari MAPE training yaitu sebesar 135%.



Gambar 7. Plot Ramalan dan Aktual Data Training dan Testing VAR (1) Type "none"

Setelah dilakukan run ulang dengan menggunakan model terbaik yaitu model VAR(2) Type=constant, model yang dihasilkan memiliki MAPE testing 135%. Hasil peramalan untuk produksi kapas 5 tahun ke depan seperti terlihat pada Tabel 28. Berdasarkan hasil peramalan dengan model VAR(2) “constant” produksi kapas diperkirakan naik meskipun turun terlebih dahulu pada awalnya, dari 145 ton pada tahun 2020, menjadi -635 ton tahun 2021, kemudian meningkat di tahun 2022 menjadi 1571 ton, tahun 2023 kembali naik sekitar 1400 ton menjadi 2955 ton, kemudian naik lagi di tahun 2024 dan 2025 masing-masing menjadi 3610 ton dan 4128 ton.

Tabel 28. Hasil Estimasi Produksi Kapas Tahun 2021- 2025 dengan Model VAR(2) Constant

Hasil Peramalan Model VAR(2) Constant					
[1]	-635.3901	1571.4525	2955.1729	3609.6616	4128.3425

Pemilihan Model Terbaik Estimasi Produksi Kapas Nasional

Salah satu dasar penentuan model terbaik dapat dilakukan dengan membandingkan nilai MAPE untuk data testing dan training yaitu dengan memilih nilai MAPE yang paling kecil, terutama untuk data testing. Selain MAPE yang terkecil, pola pergerakan ramalan juga harus diperhatikan. Pilihlah plot yang paling berhimpit/bersesuaian dengan data asli/aktual atau dengan kata lain performa hasil ramalan seiring dengan data historisnya.

Berdasarkan data historis yang ada produksi kapas nasional berfluktuasi, produksi tahun 2017 sebesar 332 ton atau turun 64,38%. Pada tahun 2018 produksi kapas nasional meningkat sebesar 6,33%, sehingga produksi kapas tahun 2018 menjadi sebesar 353 ton. Pada tahun 2019 produksi kapas nasional kembali turun sebesar 20,68%, kemudian pada tahun 2020 kembali turun sebesar 48,21% atau menjadi 145 ton. Rata-rata pertumbuhan produksi kapas nasional selama 5 tahun terakhir atau tahun 2016 – 2020 rata-rata turun sebesar 31,74% per tahun.

Tabel 29. Produksi Kapas Nasional Tahun 2016 – 2020

Tahun	Produksi (Ton)	Pertumbuhan (%)
2016	932	
2017	332	(64.38)
2018	353	6.33
2019	280	(20.68)
2020	145	(48.21)
Rata-rata Pertumbuhan		(31.74)

Sumber : Direktorat Jenderal Perkebunan

Untuk menyusun angka estimasi produksi kapas telah dilakukan uji coba dengan 3 (tiga) model. Model yang pertama adalah model time series atau ARIMA, model terbaik untuk ARIMA adalah pada orde ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (2,1,0). Untuk model estimasi produksi kapas nasional dengan ARIMA (1,1,1) menghasilkan MAPE untuk data training sebesar 47,35% dan MAPE untuk data testing sebesar 171,50%. Hal ini menunjukkan bahwa kemampuan untuk melakukan estimasi dengan model ARIMA ini rata-rata akan mengalami kesalahan sekitar 171% lebih tinggi atau 171% lebih rendah. Hasil estimasi dengan model ARIMA(1,1,1) pertumbuhan 5 tahun kedepan turun, tetapi relative kecil

penurunannya yaitu hanya 1,70%/tahun. Hal ini berlawanan dengan data 5 tahun ke belakang (2016 – 2020), dimana penurunan produksi mencapai 31,74% per tahun.

Model ARIMA (2,1,0) patut dipertimbangkan juga sebagai model tentative terbaik karena menghasilkan MAPE untuk data training sebesar 51,29% dan MAPE untuk data testing sebesar 214,27%. Model ARIMA (2,1,0) menghasilkan MAPE data testing yang lebih tinggi dari ARIMA (1,1,1) artinya kemampuan untuk mengestimasi lebih kurang akurat. Hasil estimasi dengan model ARIMA(2,1,0) pertumbuhan 5 tahun kedepan relatif lebih tinggi, yaitu mencapai pertumbuhan negatif 1,53%/tahun. Penurunan ini relative kecil dibandingkan dengan data 5 tahun ke belakang (2016 – 2020), dimana penurunan produksi mencapai 31,74% per tahun.

Metode estimasi yang kedua adalah dengan model fungsi transfer, untuk melakukan estimasi produksi kapas dengan variabel input adalah harga kapas dunia. Untuk model fungsi transfer ini menghasilkan MAPE data training 52,85% atau hampir sama dengan model ARIMA tanpa fungsi transfer, sementara untuk MAPE data testing sebesar 70,01% atau jauh lebih akurat dibandingkan Model Arima tanpa fungsi transfer. Model fungsi transfer ini menghasilkan MAPE yang lebih kecil dibandingkan model ARIMA dengan perbedaan yang signifikan, sehingga model fungsi transfer lebih akurat dalam melakukan estimasi. Meskipun hasil MAPE Testing lebih baik tetapi hasil estimasi juga menunjukkan angka yang kurang realistis, dengan angka estimasi tahun 2021 sebesar 1.029 ton, atau naik 610%. Disamping itu untuk estimasi 5 tahun kedepan angka pertumbuhan produksi kapas rata-rata sebesar 35,62%/tahun, sementara angka penurunan 5 tahun sebelumnya sebesar 31,74%/tahun, jadi hasil estimasi dengan model fungsi transfer bertolak belakang dengan data historisnya.

Tabel 30. Perbandingan Hasil Estimasi dan MAPE Model Arima, Fungsi Transfer dan VAR

STATUS ANGKA	Pengujian MAPE	Model ARIMA				Fungsi Transfer		Model VAR	
		ARIMA (1,1,0)	Growth (%)	ARIMA (2,1,0)	(%)	Arima (1,1,1) Xreg=Harga Kapas Dunia	(%)	VAR (2) type=constant	(%)
	MAPE Training	47.35		51.29		52.85		58.82	
	MAPE Testing	171.50		214.27		70.01		134.77	
ATAP	2016	932		932		932		932	
	2017	332	(64.38)	332	(64.38)	332	(64.38)	332	(64.38)
	2018	353	6.33	353	6.33	353	6.33	353	6.33
	2019	280	(20.68)	280	(20.68)	280	(20.68)	280	(20.68)
	2020	145	(48.21)	145	(48.21)	145	(48.21)	145	(48.21)
Angka Estimasi (AESTI)	2021	196	35.17	224	54.48	1,029	609.66	-635	(537.93)
	2022	177	(9.69)	216	(3.57)	1,752	70.26	1,571	(347.40)
	2023	184	3.95	203	(6.02)	2,343	33.73	2,955	88.10
	2024	181	(1.63)	211	3.94	2,869	22.45	3,609	22.13
	2025	182	0.55	210	(0.47)	3,329	16.03	4,128	14.38
Rata-rata Pertumbuhan	ATAP 2016 - 2020		(31.74)		(31.74)		(31.74)		(31.74)
	AESTI 2021 - 2025		(1.70)		(1.53)		35.62		(55.70)

Untuk model estimasi yang terakhir adalah dengan model VAR (Vector Auto Regressive). Untuk model VAR ini menggunakan 5 variabel yaitu produksi, luas areal, harga kapas dunia, volume ekspor dan volume impor kapas nasional. Model yang terbaik untuk Model VAR ada satu yaitu adalah nilai p=2 dan type="constant", p=2 artinya menggunakan variabel bebas sampai lag-1 dan tidak ada konstanta dan trend. Estimasi produksi kapas dengan menggunakan model VAR(2) constant ini

menghasilkan ketelitian yang cukup rendah yaitu MAPE untuk data training 58,82% dan MAPE untuk data testing 134,77%. MAPE untuk data testing ini model VAR lebih rendah dibandingkan dengan Model Arima artinya akurasi hasil estimasi makin baik. Jika dibandingkan angka pertumbuhan produksi kapas model VAR(2) constant antara hasil estimasi 5 tahun kedepan dengan rata-rata penurunan 55,70% per tahun, berbeda dengan angka penurunan 5 tahun terakhir yaitu sebesar minus 31,74% per tahun. Angka hasil estimasi untuk produksi kapas nasional tahun 2022 sebesar 1.571. Hasil estimasi dengan model VAR ini diperkirakan over estimate, karena produksi tahun 2020 hanya mencapai 145 ton (Angka Tetap).

Berdasarkan Tabel 30 diatas, untuk data training dan data testing yang paling baik adalah yang memiliki MAPE terkecil. Untuk data training yang paling kecil adalah model ARIMA (1,1,0), sedangkan untuk data testing yang paling kecil adalah Fungsi Transfer ARIMA (1,1,1) dengan variabel input harga kapas dunia, dengan MAPE 70%. Oleh karena tujuan penyusunan model menghasilkan angka estimasi dengan kesalahan yang paling kecil, maka model yang paling kecil MAPE Testing adalah Model Fungsi Transfer ARIMA (1,1,1) dengan faktor input harga kapas dunia merupakan model yang terbaik untuk menyusun angka estimasi produksi kapas nasional. Namun demikian, hasil estimasi dengan Fungsi Transfer ini sepertinya kurang realistis, karena berdasarkan angka tetap tahun 2020 produksi kapas hanya sebesar 145 ton, pada tahun 2021 diestimasi naik menjadi 1.029 ton atau naik 610%, kemudian tahun 2022 naik kembali 70,26% menjadi 1.752 ton. Oleh karena model Fungsi transfer hasil estimasi kurang realistis, maka dipilih model kedua yang memiliki yang memiliki MAPE terkecil urutan kedua, yaitu model ARIMA(1,1,0).

Hasil estimasi dengan model ARIMA(1,1,0) produksi karet tahun 2021 sebesar 196 ton, dan tahun 2022 sebesar 177 ton, sangat mendekati data historisnya. Disamping faktor MAPE, hasil estimasi 5 tahun kedepan (2021 – 2025) menunjukkan penurunan rata-rata produksi kapas nasional 1,70% per tahun, sejalan dengan data aktual 5 tahun kebelakang yaitu penurunan produksi kapas tahun 2016 – 2020 sebesar 31,74% per tahun. Berdasarkan MAPE testing terkecil kedua, dan angka pertumbuhan produksi maka model ARIMA (1,1,0) menjadi model terbaik untuk meramalkan produksi kapas nasional.

KESIMPULAN

Untuk meningkatkan akurasi dalam penyusunan angka estimasi, maka dilakukan pengembangan metode estimasi produksi kapas nasional. Metode estimasi data perkebunan sebelumnya menggunakan model *Single Smoothing Exponential (SSE)* atau menggunakan *Double Smoothing Exponential (DSE)*. Meskipun dua metode tersebut dapat menghasilkan angka estimasi yang cukup baik, namun masih perlu melakukan pengembangan model alternatif yang diharapkan lebih akurat.

Untuk analisis ini data dibagi menjadi 2 kelompok, yaitu data training tahun 1976 – 2015, dan data testing tahun 2016 – 2020. Data training untuk penyusunan model, sedangkan data testing untuk uji coba model dalam melakukan estimasi 5 tahun kedepan. Untuk estimasi produksi kapas alternatif model pertama adalah Model ARIMA. Model ARIMA terbaik adalah ARIMA (1,1,0), menghasilkan MAPE untuk data training 47,4%, dan MAPE data testing 171,5%. Model ARIMA (2,1,0) juga menghasilkan MAPE yang cukup baik, yaitu MAPE training 51,3% dan MAPE testing 214,3%. Untuk model yang kedua dengan menggunakan Fungsi Transfer ARIMA (1,1,1) dengan variabel input harga kapas dunia, menghasilkan MAPE untuk data training sebesar 52,8% dan MAPE data testing 70,0%. Untuk model yang ketiga model VAR(2) type 'constant' menghasilkan MAPE data training 58,8% dan data MAPE data testing 134,8%.

Berdasarkan perbandingan besarnya MAPE baik data testing maupun data training dan hasil estimasi produksi 5 tahun kedepan, maka model terbaik yang terpilih adalah model Fungsi Transfer Arima(1,1,1) dengan faktor input harga kapas dunia karena menghasilkan akurasi yang paling tinggi sehingga MAPE rata-rata data testing sebesar 70,0%. Namun demikian, hasil estimasi dengan model Fungsi Transfer Arima (1,1,1) kurang realistis, sehingga dipilih model dengan MAPE testing terkecil kedua yaitu model ARIMA(1,1,1) dengan nilai MAPE Testing sebesar 171,5%.

Hasil estimasi produksi kapas nasional untuk model Model ARIMA(1,1,1) dengan tahun 2021 sebesar 196 ton atau naik 35,17% dari produksi tahun 2020, tahun 2022 diestimasi sebesar sebesar 177 ton atau turun 9,7% dari tahun 2021, tahun 2023 sebesar 184 ton, tahun 2024 sebesar 181 ton, dan tahun 2025 sebesar 182 ton. Laju pertumbuhan estimasi produksi kapas nasional selama 5 tahun kedepan (2021 – 2025) rata-rata turun 1,70% per tahun.

Saran

- Perlu dilakukan kajian mendalam dengan metode peramalan lainnya yang menghasilkan akurasi yang lebih tinggi.
- Untuk model fungsi transfer dan VAR perlu diujicobakan dengan menggunakan variabel lain yang sekiranya lebih berpengaruh, baik secara teoritis maupun praktis.
- Perlu dikaji metode peramalan yang mengakomodasi adanya program/kegiatan, sehingga tidak terhalang oleh tidak terpenuhinya berbagai asumsi.

DAFTAR PUSTAKA

- Anonim. 2013. Pedoman Pelaksanaan Pengelolaan Data Komoditas Perkebunan (PDKP). Dirjen Perkebunan – Kementerian Pertanian.
- Enders, W. 2010. Applied Econometric Time Series. USA: University of Alabama. Wiley, Third Edition.
- Fitriani, D.R, Darsyah, M.Y., & Wasono, R. 2013. Peramalan Fungsi Transfer pada Harga Emas Pasar Komoditi. Seminar Nasional Pendidikan Sains dan Teknologi, Fakultas MIPA, Universitas Muhammadiyah Semarang.
- Guha, B and Bandyopadhyay, G. 2016. Gold Price Forecasting Using ARIMA Model. Journal of Advanced Management Science Vol. 4, No. 2, March 2016
- Gujarati, D.N. and D.C. Porter, 2010. Dasar-dasar Ekonometrika. Jakarta: Penerbit Salemba Empat, Buku 2, Edisi 5.
- Kementerian Pertanian. 2020. Statistik Perkebunan Indonesia 2019-2021 (Kapas). Jakarta: Direktorat Jenderal Perkebunan.
- M. Firdaus 2020. Aplikasi Ekonometrika dengan E-Views, Stata dan R. Institut Pertanian Bogor (IPB) Press.
- Montgomery DC, Johnson LA & Gardiner JS. 1990. Forecasting and Time Series Analysis. Singapore:Mc-Graw Hill.
- Myers R. 1994. Classical And Modern Regression with Applications. Boston: PWS – KENT Publishing Company.
- Ryan TP. 1997. Modern Regression Methods. New York,USA: John Wiley & Sons, INC.
- Draper, N. R, dan Smith, H. 1992. Analisis Regresi Terapan, Jakarta : PT Gramedia Pustaka Utama
- Direktorat Jenderal Perkebunan. 2019. Statistik Perkebunan Indonesia 2018-2020 Jakarta: Direktorat Jenderal Perkebunan, Kementerian Pertanian.Statistik Perkebunan Indonesia 2018-2020.
- Gujarati, Damodar. N dan Porter, Dawn. C. 2009. Basic Econometrics. Boston: Douglas Reiner.
- Timorria, Fatimah. 2020. Artikel ini telah tayang di Bisnis.com dengan judul "Dukung Industri Tekstil, Produktivitas Kapas Digenjot", Klik selengkapnya di sini: <https://ekonomi.bisnis.com/read/20200405/99/1222804/dukung-industri-tekstil-produktivitas-kapas-digenjot>.
- Wikipedia. 2021. Kapas. Alamat website : <https://id.wikipedia.org/wiki/Kapas>

ANALISIS ESTIMASI LUAS AREAL JAMBU METE INDONESIA MELALUI PENDEKATAN MODEL ARIMA, FUNGSI TRANSFER DAN VAR

Estimation Analysis of Indonesian Cashew Area Through Model Approach of ARIMA, Transfer Function And VAR

Yuliawati Rohmah, S.P., M.S.E

*Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, Kementerian Pertanian
Jalan Harsono RM No. 3 Gd D Lt 4, Ragunan-Jakarta Selatan, Indonesia
Telp. (021) 7816384 Fax. (021) 7816385
E-mail: yuliawati@pertanian.go.id*

ABSTRAK

Jambu mete merupakan salah satu komoditas perkebunan strategis di Indonesia. Data luas areal jambu mete yang dirilis oleh Direktorat Jenderal Perkebunan bersama BPS berupa data tahunan yang disajikan untuk kondisi 2 tahun yang lalu merupakan Angka Tetap (ATAP), satu tahun yang lalu merupakan Angka Sementara (ASEM) dan untuk tahun yang berjalan merupakan Angka Estimasi (AESTI). Metode yang digunakan untuk menyusun AESTI selama ini adalah Metode *Single Exponential Smoothing* (SES) dan *Double Exponential Smoothing* (DES). Metode untuk menghasilkan AESTI data perkebunan perlu dikaji kembali agar didapatkan metode yang lebih akurat, lebih objektif dan lebih baik secara statistik. Sehingga kajian ini bertujuan untuk melakukan pemodelan, membandingkan efektivitas dari pemodelan tersebut dan menentukan metode terbaik dalam mengestimasi luas areal jambu mete. Metode yang diterapkan adalah metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), fungsi transfer dan *Vector Auto Regression* (VAR) dengan menggunakan *software* program *RStudio*. Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan besaran nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan kerealistisan hasil estimasi dibandingkan dengan data series sebelumnya. Berdasarkan dari hasil estimasi dan nilai MAPE disimpulkan bahwa FT ARIMA (1,1,2) xreg = nilai ekspor adalah model terbaik untuk estimasi luas areal jambu mete.

Kata-Kata Kunci: ARIMA, fungsi transfer, VAR, luas areal, jambu mete

Abstract

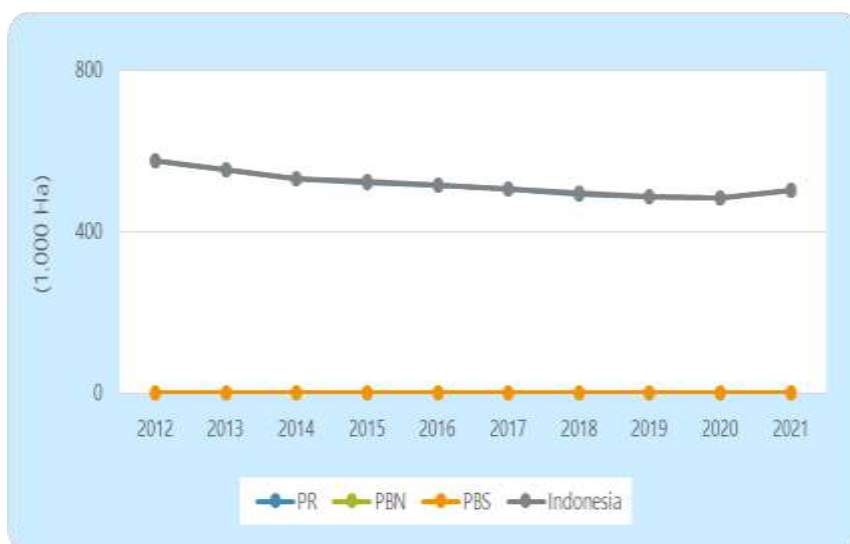
Cashew is one of the strategic estate crop commodities in Indonesia. Cashew area data released by the Directorate General of Estate Crops together with BPS in the form of annual data presented for the conditions 2 years ago were Fixed Figures (ATAP), one year ago were Provisional Figures (ASEM) and for the current year were Estimated Figures (AESTI). The methods used to develop AESTI so far are Single Exponential Smoothing (SES) and Double Exponential Smoothing (DES) methods. The method for producing AESTI estate crops data needs to be reviewed in order to obtain a method that is more accurate, more objective and statistically better. Therefore, this study aims to conduct modeling, compare the effectiveness of the modeling and determine the best method for estimating cashew production. The method applied is the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), transfer function and Vector Auto Regression (VAR) using the RStudio software program. The selection of the best model is done by comparing the value of the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and the realism of the estimation results compared to the previous data series. Based on the estimation results and MAPE values, it is concluded that FT ARIMA (1,1,2) xreg = export value is the best model for cashew area estimation.

Key Words: ARIMA, transfer function, VAR, area, cashew

PENDAHULUAN

Perkebunan jambu mete di Indonesia pada periode 10 tahun terakhir (2012-2021), didominasi oleh Perkebunan Rakyat (PR) sebesar 99,77% dan sisanya dimiliki oleh Perkebunan Besar Swasta (PBS) mencapai 0,23%, sedangkan Perkebunan Besar Negara (PBN) kontribusinya 0,00%. Berdasarkan kondisi tanaman, pada periode yang sama sebesar 60,78% merupakan Tanaman Menghasilkan, 23,58% Tanaman Belum Menghasilkan, dan sisanya 15,64% adalah Tanaman Rusak. Perkembangan produktivitas rata-rata meningkat sebesar 4,35% dari tahun 2015-2020 dengan jumlah pekebun mencapai 698.775 KK pada tahun 2019.

Perkembangan luas areal jambu mete Indonesia dalam 10 tahun terakhir berfluktuatif dengan tren menurun dengan rata-rata pertumbuhan mencapai sebesar -1,34% per tahun (Gambar 1). Daerah sentra luas areal ,jambu mete di Indonesia tahun 2019 untuk 3 tertinggi adalah Provinsi Sulawesi Utara (50,86 ribu ton), Nusa Tenggara Timur (49,72 ribu ton) dan Jawa Timur (16,78 ribu ton). Kinerja perdagangan ekspor untuk jambu mete selama tahun 2014-2019 tercatat mengalami perkembangan volume ekspor rata-rata sebesar 75,89% dan 51,07% untuk rata-rata perkembangan nilai ekspor di periode yang sama. Jambu mete Indonesia banyak dieskpor ke Negara China, India, Amerika, Thailand, Jerman dan Malaysia.



Gambar 1. Perkembangan Luas areal Jambu Mete Indonesia Menurut Status Pengusahaan Tahun 2012-2021

Saat ini, rilis resmi data luas areal jambu mete dikeluarkan oleh Direktorat Jenderal Perkebunan berupa data tahunan yang disajikan untuk kondisi 2 tahun yang lalu (*lag n-2*)

merupakan Angka Tetap (ATAP), satu tahun yang lalu (*lag n-1*) merupakan Angka Sementara (ASEM) dan untuk tahun yang berjalan merupakan Angka Estimasi (AESTI). Data statistik perkebunan yang diperoleh merupakan hasil sinkronisasi dan validasi yang dilaksanakan secara berjenjang dari tingkat kabupaten sampai tingkat nasional dengan mengacu pada Pedoman Pengelolaan Data Komoditas Perkebunan (PDKP) yang diterbitkan oleh Direktorat Jenderal Perkebunan. Saat ini dibutuhkan data yang terkini atau data *near real time* untuk perumusan kebijakan dan sebagai sarana peringatan dini atau *Early Warning System* (EWS) bagi para pengambil kebijakan agar dapat menghasilkan keputusan yang lebih efektif dan efisien.

Selama ini metode yang digunakan untuk menyusun AESTI adalah Metode Pemulusan Eksponensial Tunggal atau *Single Exponential Smoothing* (SES) dan Pemulusan Eksponensial Ganda atau *Double Exponential Smoothing* (DES). Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan besaran nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan kerealistisan hasil estimasi dibandingkan dengan data series sebelumnya. Dalam rangka melengkapi atau menyempurnakan estimasi yang telah dihasilkan oleh Ditjen Perkebunan serta untuk memenuhi kebutuhan penyediaan data estimasi maka metode untuk menghasilkan AESTI data perkebunan perlu dikaji kembali agar didapatkan metode yang lebih akurat, lebih objektif dan lebih baik secara statistik dibandingkan metode yang telah dilakukan selama ini. Sejak tahun 2021 angka estimasi khususnya AESTI 2022 yang dihasilkan dari kerjasama antara Pusdatin, Ditjen Perkebunan dan BPS akan digunakan dalam publikasi Statistik Perkebunan Unggulan Nasional.

Berdasarkan hal di atas, maka kajian ini bertujuan untuk:

- j. Melakukan analisis dan estimasi data luas areal jambu mete menggunakan model *Auto Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA), Fungsi Transfer dan *Vector Auto Regression* (VAR).
- k. Membandingkan metode tersebut dalam memperoleh model estimasi data luas areal jambu mete yang memiliki tingkat akurasi tertinggi.
- l. Menentukan metode terbaik dalam mengestimasi data luas areal jambu mete.

MATERI DAN METODE

Data yang digunakan dalam kajian ini adalah data sekunder *time series* tahunan. Variabel, satuan, level, periode dan sumber data yang digunakan dalam kajian ini terdapat dalam Tabel 1.

Tabel 1. Jenis Variabel, Periode dan Sumber Data

No	Variabel Data	Satuan	Periode	Sumber
1	Produksi nasional	Ton	1980-2020	Ditjen Perkebunan
2	Luas areal nasional	Ha	1980-2020	Ditjen Perkebunan
3	Nilai ekspor nasional	000 US\$	1980-2020	BPS
4	Nilai impor nasional	000 US\$	1980-2020	BPS

Variabel yang digunakan dalam metode ARIMA adalah luas areal, sedangkan variabel nilai ekspor jambu mete nasional digunakan pada metode fungsi transfer sebagai variabel yang diduga dapat mempengaruhi luas areal jambu mete nasional. Adapun pada metode VAR, variabel yang digunakan adalah produksi, luas areal, nilai ekspor dan nilai impor karena jambu mete merupakan komoditas ekspor andalan. Pertimbangan dalam pemilihan dan penggunaan variabel data dalam model adalah ketersediaan series data dalam jangka waktu yang cukup panjang.

Pada proses pengolahan dan analisis, data *time series* dibagi menjadi dua bagian yakni data *training* untuk penyusunan model periode tahun 1980-2014 dan sisanya sebagai data *testing* untuk validasi model periode tahun 2015-2020. Kemudian dari hasil data *training* disusun model dan dilakukan estimasi sesuai periode data *testing*, setelah itu dilakukan evaluasi kesesuaian ramalannya. Model terbaik dipilih dari berbagai alternatif metode estimasi yang dicoba dengan melihat nilai MAPE dan kesesuaian hasil estimasi dengan historis data aktualnya. Model estimasi terbaik yang terpilih kemudian dilakukan untuk estimasi 5 tahun ke depan yakni tahun 2021 – 2025 dengan menggabungkan seluruh data (*training* dan *testing*). Metode estimasi luas areal jambu mete nasional yang digunakan dalam kajian ini terdiri dari model ARIMA, model Fungsi Transfer dan model VAR.

1. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

ARIMA atau biasa disebut juga dengan metode time series Box Jenkins, sangat sesuai digunakan untuk melakukan peramalan jangka pendek, sementara untuk peramalan jangka panjang kurang baik ketepatannya. Metode ARIMA merupakan metode yang hanya menggunakan variabel dependen dan mengabaikan variabel independen sewaktu melakukan peramalan.

Metode ARIMA dibagi kedalam tiga kelompok model, yaitu model *Auto Regressive* (AR), model *Moving Average* (MA) dan model campuran yang memiliki karakteristik kedua model di atas yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).

Model *Auto Regressive* (AR)

AR adalah suatu model yang menjelaskan pergerakan suatu variabel melalui variabel itu sendiri di masa lalu. Model *autoregressive* orde ke- p dapat ditulis AR (p) atau model ARIMA ($p, d, 0$).

$$Y_t = \mu + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

dimana:

- Y_t = data *time series* sebagai variable dependen pada waktu ke- t
- Y_{t-p} = data *time series* pada kurun waktu ke ($t-P$)
- μ = suatu konstanta
- $\theta_1 \dots \theta_p$ = parameter *autoregressive* ke- p
- ε_t = nilai kesalahan pada waktu ke t

Model *Moving Average* (MA)

MA adalah suatu model yang melihat pergerakan variabelnya melalui sisaannya di masa lalu. Bentuk model MA dengan ordo q dapat ditulis MA (q) atau model ARIMA ($0, d, q$).

$$Y_t = \mu - \phi_1 \varepsilon_{t-1} - \phi_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \phi_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

dimana:

Y_t = data *time series* sebagai variable dependen pada waktu ke- t

$\phi_1 \dots \phi_q$ = parameter-parameter *moving average*

ε_{t-q} = nilai kesalahan pada waktu ke- $(t-q)$

Autoregressive Intergrated Moving Average (ARIMA)

ARIMA merupakan model dari fungsi linier nilai lampau beserta nilai sekarang dan sisaan lampainya.

$$y_t = \mu + \theta_1 y_{t-1} + \theta_2 y_{t-2} + \dots + \theta_p y_{t-p} - \phi_1 \varepsilon_{t-1} - \phi_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \phi_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

dimana:

y_t = data *time series* sebagai variable dependen pada waktu ke- t

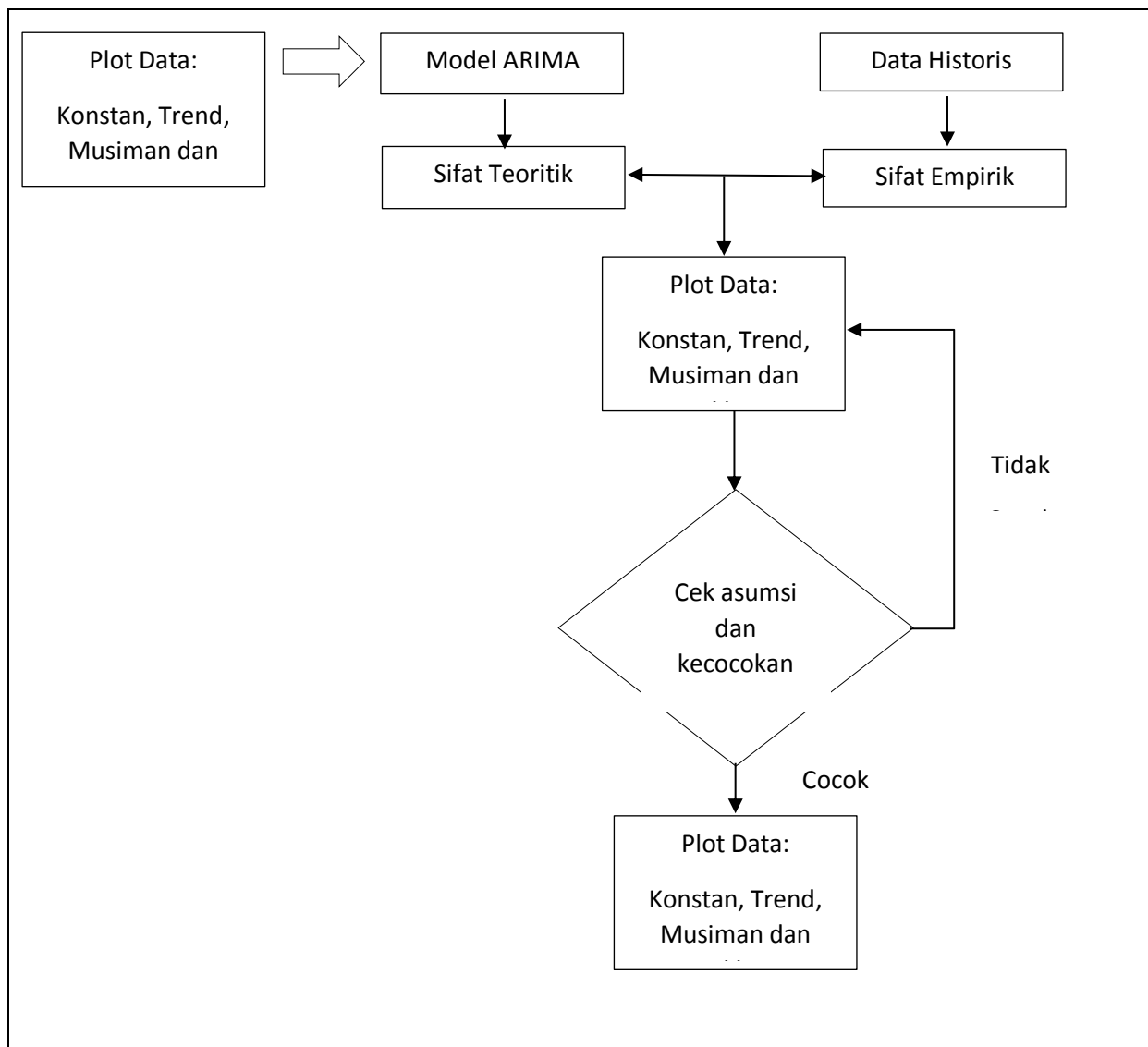
y_{t-p} = data *time series* pada kurun waktu ke- $(t-p)$

μ = suatu konstanta

$\theta_1 \theta_2 \phi_1 \phi_n$ = parameter-parameter model

ε_{t-q} = nilai sisaan pada waktu ke- $(t-q)$

Tahapan estimasi pada model ARIMA dimulai dari uji kestasioneran data yang dapat dilakukan melalui Uji Augmented Dickey Fuller (ADF) atau dari plot *Auto Correlation Function* (ACF) dan *Partial Auto Correlation Function* (PACF). Apabila data belum stasioner maka harus dilakukan proses *differencing* sampai diperoleh data yang stasioner. Proses *differencing* yang dilakukan maksimum sebanyak 2 kali. Tahapan selanjutnya adalah identifikasi model ARIMA, baik dengan *autoarima* maupun *armaselect*. Kemudian diikuti oleh serangkaian pengujian asumsi dan kecocokan, apabila telah memenuhi semua syarat pengujian maka estimasi dapat dilakukan, tetapi apabila belum memenuhi syarat pengujian maka harus kembali ke tahapan sebelumnya yakni mengidentifikasi model ARIMA tentatif (Gambar 2).



Gambar 2. Tahapan Estimasi Model ARIMA

2. Model Fungsi Transfer

Model fungsi transfer adalah suatu model yang menggambarkan nilai prediksi masa depan dari suatu deret berkala (disebut deret *output* atau y_t) didasarkan pada nilai-nilai masa lalu dari deret itu sendiri (y_t) dan didasarkan pula pada satu atau lebih deret berkala yang berhubungan (disebut deret input atau x_t) dengan deret *output* tersebut. Model fungsi transfer merupakan fungsi dinamis yang pengaruhnya tidak hanya pada hubungan linier antara deret input dengan deret output pada waktu ke- t , tetapi juga pada waktu $t+1$, $t+2$, ..., $t+k$. Hubungan seperti ini pada fungsi transfer dapat menimbulkan delay (waktu senjang) antara variabel *input* dan variabel *output*.

Tujuan pemodelan Fungsi Transfer adalah untuk menetapkan model yang sederhana, yang menghubungkan deret output (Y_i) dengan deret input (X_i) dan gangguan/noise(n_i). Wei (1994) juga menjelaskan bahwa di dalam fungsi transfer terdapat rangkaian *output* yang mungkin dipengaruhi oleh rangkaian *multiple input*. Pada kasus *single input* variabel, dapat menggunakan metode korelasi silang yang dianjurkan oleh Box and Jenkins (1976). Teknik ini juga dapat digunakan ketika terdapat *single input* variabel yang lebih dari satu selama antar variable *input* tidak berkorelasi silang. Jika beberapa atau semua variabel input berkorelasi silang maka teknik *prewhitening* atau metode korelasi silang tidak dapat digunakan secara langsung. Alasan utama bagi perlunya suatu perencanaan atau peramalan adalah adanya tenggang waktu pengambilan keputusan yang dapat berkisar dari beberapa hari atau sampai beberapa tahun.

Pada analisis fungsi transfer untuk peramalan deret berkala *univariate*, terdapat deret berkala output yang diperkirakan dipengaruhi oleh deret berkala input dan input-input lain yang digabungkan dalam satu kelompok yang disebut gangguan (*noise*). Deret input mempengaruhi deret output melalui sebuah fungsi transfer yang mendistribusikan pengaruhnya secara dinamis melalui beberapa periode waktu yang akan datang dengan persentase tertentu yang disebut sebagai bobot *respons impuls* atau bobot Fungsi Transfer.

$$y_t = v(B)x_t + N_t \quad \Rightarrow \quad y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} x_{t-b} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} \varepsilon_t$$

dimana :

b = panjang jeda pengaruh x_t terhadap y_t

r = panjang *lag* y periode sebelumnya yang masih mempengaruhi y_t

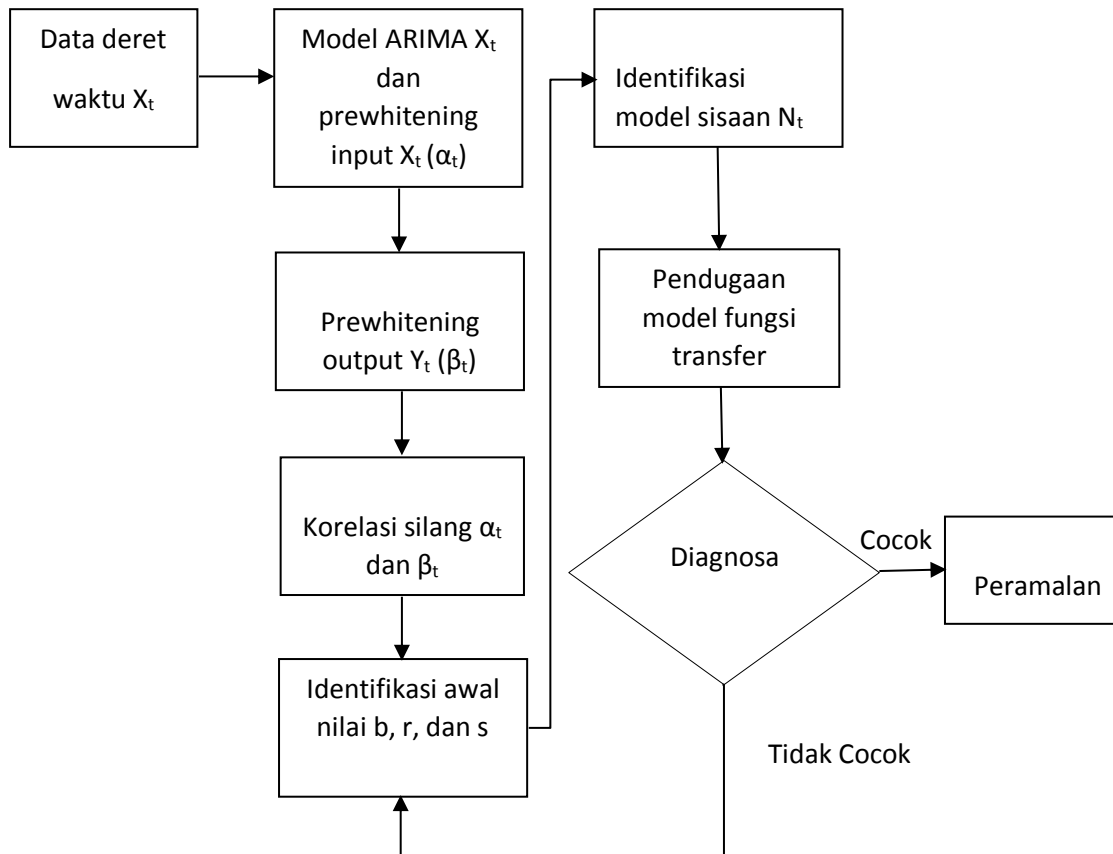
s = panjang *lag* x periode sebelumnya yang masih mempengaruhi y_t

p = ordo AR bagi *noise* N_t

q = ordo MA bagi *noise* N_t

Estimasi dengan menggunakan model fungsi transfer melalui serangkaian tahapan, mulai dari pemeriksaan kestasioneran input data dan pencarian model untuk variable input.

Kemudian melakukan proses prewhitening dan korelasi silang antara data input dengan data output, pengepasan model awal, mengidentifikasi model sisaan atau *noise*, pengepasan model dengan *noise* sampai melakukan estimasi berbasis fungsi transfer (Gambar 3).



Gambar 3. Tahapan Estimasi Model Fungsi Transfer

3. Model VAR

Vector Autoregression (VAR) dikemukakan pertama kali oleh Christopher Sims (1980). Sims mengembangkan model ekonometri dengan mengabaikan pengujian asumsi secara apriori. Metode VAR memperlakukan seluruh variabel secara simetris tanpa mempermasalahkan variabel dependen dan independen atau dengan kata lain model ini memperlakukan seluruh variabel sebagai variabel endogen., karena pada kenyataannya suatu variabel dapat bertindak sebagai endogen atau dependen dari suatu variabel yang lainnya (Gujarati, 2010).

Kelebihan dalam penggunaan metode VAR (Gujarati, 2010):

1. Kemudahan dalam penggunaan, tidak perlu mengkhawatirkan tentang penentuan variabel endogen dan variabel eksogen.

2. Kemudahan dalam estimasi, metode *Ordinary Least Square* (OLS) dapat diaplikasikan pada tiap persamaan secara terpisah.
3. *Forecast* atau peramalan yang dihasilkan pada beberapa kasus ditemukan lebih baik daripada yang dihasilkan oleh model persamaan simultan yang kompleks.
4. Perangkat estimasi yang digunakan adalah *Impulse Respon Function* (IRF) untuk melacak respon dari variabel dependen dalam sistem VAR terhadap *shock* dari *error term* dan *Variance Decomposition* yang memberikan informasi mengenai pentingnya masing-masing *error term* dalam mempengaruhi variabel-variabel dalam VAR.

Di sisi lain, terdapat beberapa kelemahan model VAR (Gujarati, 2010) :

1. Model VAR merupakan model yang *atheoritic* atau tidak berdasarkan teori, hal ini tidak seperti pada persamaan simultan.
2. Pada model VAR penekanannya terletak pada *forecasting* atau peramalan sehingga model ini kurang cocok digunakan dalam menganalisis kebijakan.
3. Permasalahan yang besar dalam model VAR adalah pada pemilihan *lag length* atau panjang lag yang tepat. Karena semakin panjang lag, maka akan menambah jumlah parameter yang akan bermasalah pada *degrees of freedom*.
4. Variabel yang tergabung pada model VAR harus stasioner. Apabila tidak stasioner, perlu dilakukan transformasi bentuk data, misalnya melalui *first difference*.
5. Sering ditemui kesulitan dalam menginterpretasi tiap koefisien pada estimasi model VAR, sehingga interpretasi dilakukan pada estimasi fungsi *impulse respon*.

Enders (2004) menjelaskan, ketika peneliti tidak memiliki kepastian untuk menentukan bahwa suatu variabel adalah eksogen, maka suatu perluasan analisis fungsi perpindahan alami akan memperlakukan masing-masing variabel secara simetris.

$$\begin{array}{c}
 \rho \qquad \rho \qquad \rho \\
 x_t = \beta_{10} + \sum_{i=1}^{\rho} \alpha_{1i} x_{t-i} + \sum_{i=1}^{\rho} \beta_{1i} y_{t-i} + \sum_{i=1}^{\rho} \gamma_{1i} z_{t-i} + e_{1t} \\
 \rho \qquad \rho \qquad \rho \\
 y_t = \beta_{20} + \sum_{i=1}^{\rho} \alpha_{2i} x_{t-i} + \sum_{i=1}^{\rho} \beta_{2i} y_{t-i} + \sum_{i=1}^{\rho} \gamma_{2i} z_{t-i} + e_{2t}
 \end{array}$$

dimana :

x_t, y_t, z_t = variabel endogen

β_0 = vektor konstanta $n \times 1$

- α, β, γ = parameter dari x, y, dan z
- p = panjang lag
- t = waktu
- ε = vektor dari *shock* masing-masing variabel

Untuk menguji kebaikan pada model VAR menggunakan kriteria R^2 dan R^2 Adjusted. R^2 merupakan angka yang berkisar antara 0 sampai 1 yang mengindikasikan besarnya kombinasi variabel independen secara bersama-sama mempengaruhi nilai variabel dependen. Semakin mendekati angka satu, model yang dikeluarkan oleh regresi tersebut akan semakin baik. Secara manual, R^2 merupakan rumus pembagian antara *Sum Squared Regression* dengan *Sum Squared Total*.

$$R^2 = \frac{SSR}{SST}$$

dimana :

SSR = Kuadrat dari selisih nilai Y prediksi dengan nilai rata-rata

$$Y = \sum (Y_{pred} - Y_{rata-rata})^2$$

SST = Kuadrat dari selisih nilai Y aktual dengan nilai rata-rata

$$Y = \sum (Y_{aktual} - Y_{rata-rata})^2$$

Sedangkan R^2 -adjusted sudah mempertimbangkan jumlah sampel data dan jumlah variabel yang digunakan. R^2 -adjusted merupakan R^2 yang sudah dilengkapi.

$$R^2_{adj} = 1 - \left[\frac{(1 - R^2)(n - 1)}{n - k - 1} \right]$$

dimana :

n = jumlah observasi

k = jumlah variabel

R^2 -adjusted akan menghitung setiap penambahan variabel dan mengestimasi nilai R^2 dari penambahan variabel tersebut. Apabila penambahan pola baru tersebut ternyata memperbaiki model hasil regresi lebih baik dari pada estimasi, maka penambahan variabel tersebut akan meningkatkan nilai R^2 -adjusted. Namun, jika pola baru dari penambahan

variabel tersebut menunjukkan hasil yang kurang dari estimasinya, maka R^2 -adjusted akan berkurang nilainya. Sehingga nilai R^2 -adjusted tidak selalu bertambah apabila dilakukan penambahan variabel. Jika melihat dari rumus diatas, nilai R^2 -adjusted memungkinkan untuk bernilai negatif, jika MSE-nya lebih besar dibandingkan $(SST/p-1)$. Jika melihat rumus diatas, nilai R^2 -adjusted pasti lebih kecil dibandingkan nilai R squared.

Tahapan dalam penyusunan model VAR diawali dari pembagian data series menjadi data *training* dan data *testing*. Tahapan berikutnya berupa pemilihan *lag* dan *type*, dilanjutkan dengan serangkaian pengujian asumsi. Kemudian melakukan estimasi untuk data *training*, data *testing*, dan penghitungan MAPE. Tahapan akhir melakukan pemilihan model terbaik, pengepasan model untuk seluruh data dan estimasinya serta interpretasi dari hasil *Impulse Response Function* (IRF) dan *Variance Decomposition*.

Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Untuk menguji kebaikan dan kelayakan suatu model yang digunakan dalam kajian ini berdasarkan nilai kesalahan dengan menggunakan statistik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) atau kesalahan persentase absolut rata-rata yang diformulasikan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right| \cdot 100$$

dimana :

4. X_t = data aktual

F_t = nilai ramalan

5. Kriteria MAPE untuk membandingkan keseluruhan model menggunakan kriteria MAPE terkecil. Semakin kecil nilai MAPE maka model yang diperoleh semakin baik, karena makin mendekati nilai aktual.

Pengolahan Data

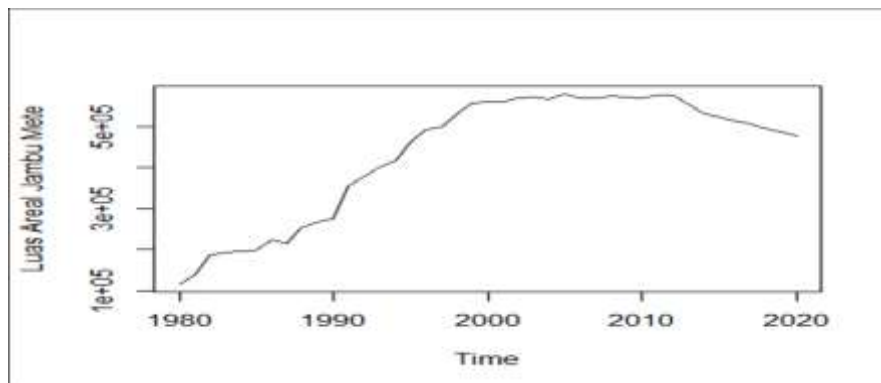
Pengolahan data yang dilakukan dalam kajian ini baik model ARIMA, model fungsi transfer maupun model VAR menggunakan Program R dan RStudio yang merupakan sebuah program komputasi statistika dan grafis.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Model ARIMA

Eksplorasi Data Luas Areal Jambu Mete Indonesia

Luas areal jambu mete dalam periode 41 tahun terakhir (1980-2020) berfluktuatif dengan rata-rata pertumbuhan sebesar 3,92% per tahun (Gambar 4). Berdasarkan uji kestasioneran data menggunakan *Augmented Dickey Fuller* (ADF) pada Tabel 2 memperlihatkan data luas areal jambu mete tidak stasioner, karena nilai *test-statistic* (0,34) lebih besar dibandingkan *critical value* pada tau3 (alpha 1%: -4,15; alpha 5%: -3,50; alpha 10%: -3,18) sehingga perlu dilakukan proses *differencing*. Hal ini diperkuat dengan plot luas areal jambu mete berdasarkan sebaran datanya yang tidak konstan di sekitar rata-rata (Gambar 4). Hasil *differencing* 1 luas areal jambu mete telah bersifat stasioner karena nilai *test-statistic* (-2,72) lebih kecil dibandingkan *critical value* pada tau1 (alpha 1%: -2,62; alpha 5%: -1,95; alpha 10%: -1,61) seperti pada Tabel 3, tetapi sebaran datanya masih belum memiliki pola *single mean* atau konstan sekitar rata-rata bukan nol (Gambar 5). Maka dilakukan proses *differencing* 2 (Tabel 4) dengan nilai *critical value* lebih tinggi pada tau1 (alpha 1%: -2,62; alpha 5%: -1,95; alpha 10%: -1,61) dibandingkan nilai *test-statistic* (-8,76) dan sebaran datanya sudah memiliki pola *single mean* atau konstan sekitar rata-rata bukan nol (Gambar 6).



Gambar 4. Perkembangan Luas areal Jambu Mete Tahun 1980-2020

Tabel 2. Hasil Augmented Dickey Fuller Awal Data Luas areal Jambu Mete

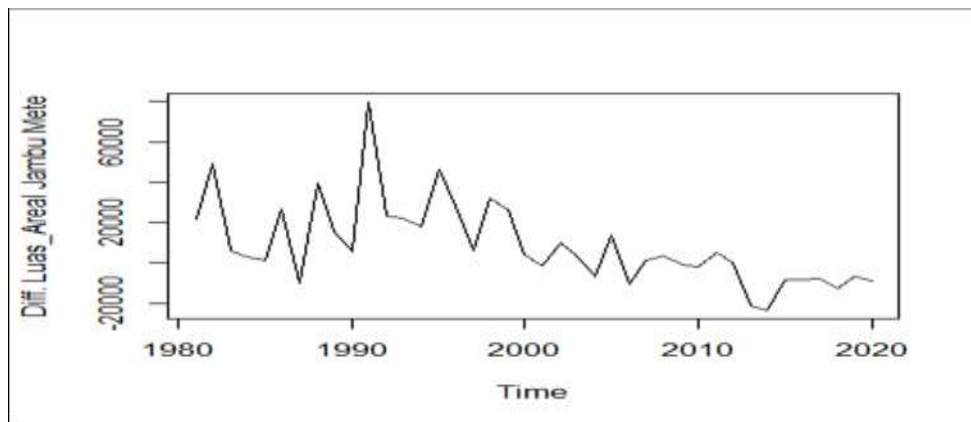
Value of test-statistic is: 0.3444 5.4361 6.6012			
Critical values for test statistics:			
	1pct	5pct	10pct
tau3	-4.15	-3.50	-3.18
phi2	7.02	5.13	4.31
phi3	9.31	6.73	5.61

Tabel 3. Hasil Augmented Dickey Fuller Differencing1 Data Luas areal Jambu Mete

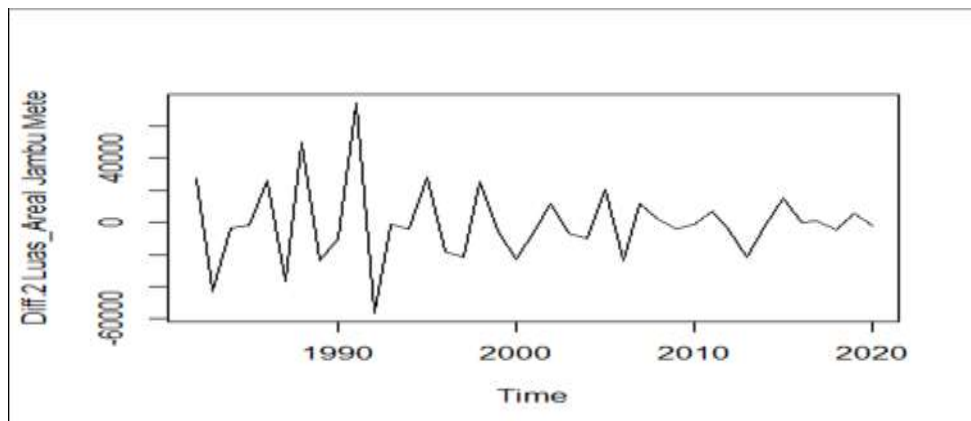
Value of test-statistic is: -2.7163
Critical values for test statistics:
1pct 5pct 10pct
tau1 -2.62 -1.95 -1.61

Tabel 4. Hasil Augmented Dickey Fuller Differencing 2 Data Luas Areal Jambu Mete

Value of test-statistic is: -8.7568
Critical values for test statistics:
1pct 5pct 10pct
tau1 -2.62 -1.95 -1.61



Gambar 5. Plot Data Luas Areal Jambu Mete Differencing 1

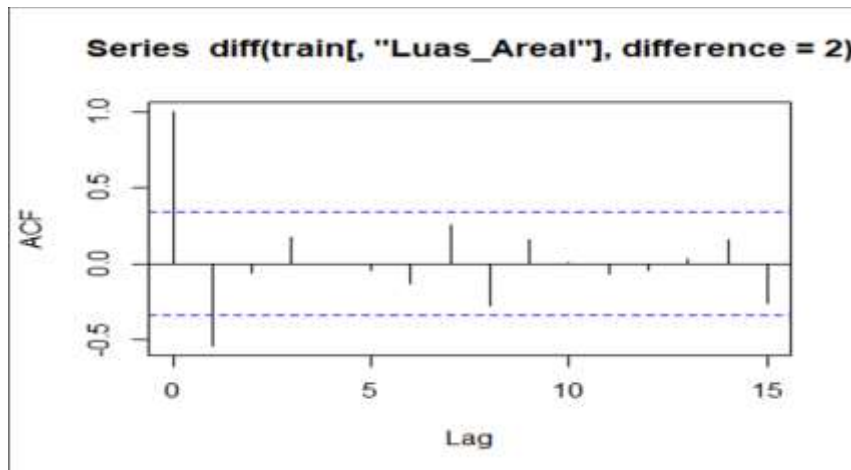


Gambar 6. Plot Data Luas Areal Jambu Mete Differencing 2

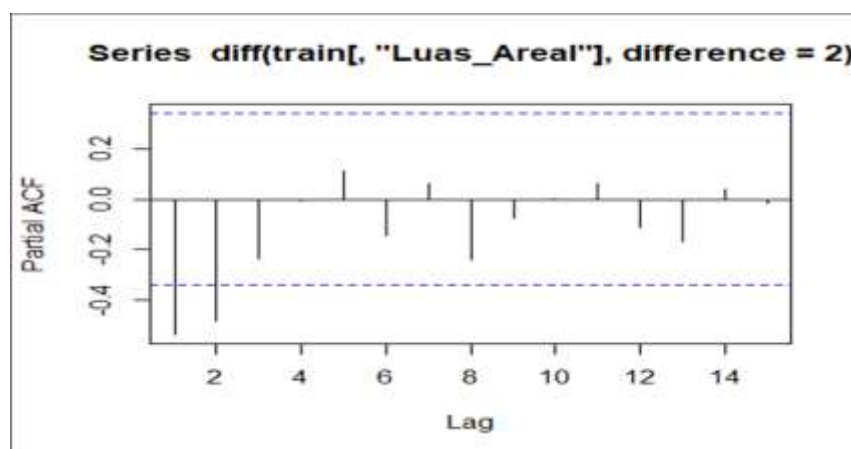
Model ARIMA Luas Areal Jambu mete

Tahap awal pada metode estimasi dengan ARIMA, setelah dipastikan data bersifat stasioner, maka dilakukan identifikasi model ARIMA yang dapat diperoleh melalui 3 cara yakni berdasarkan hasil plot *Auto Correlation Function* (ACF) dan *Partial Auto Correlation Function* (PACF), *Autoarima* maupun *Armaselect*. Dari hasil plot ACF bersifat *cut off* pada lag

1 (Gambar 7), sedangkan plot PACF bersifat *cut off* pada *lag* 1 dan *lag* 2 (Gambar 8) sehingga diperoleh dugaan awal untuk model ARIMA (1,2,1), ARIMA (1,2,2), dan ARIMA (2,2,1). Hasil dari *autoarima* adalah ARIMA (0,2,1). Alternatif lain untuk mendapatkan model ARIMA dapat diperoleh dengan melakukan *overfitting* dari hasil *armaselect* dengan Uji *Minimum Information Criterion* (Minic) yang memberikan beberapa model alternatif (Tabel 6).



Gambar 7. Plot ACF Data Luas Areal Jambu Mete Differencing 2



Gambar 8. Plot PACF Data Luas Areal Jambu Mete Differencing 2

Setelah model dan hasil estimasi diperoleh, maka tahap berikutnya adalah mengevaluasi hasil estimasi baik dengan menggunakan uji MAPE untuk data *training* dan data *testing* maupun dengan melihat kerealistisan hasil estimasi dengan data aktualnya. Model terbaik yang dipilih adalah ARIMA (0,2,1) dari hasil *autoarima* dengan pertimbangan hasil tes koefisiennya signifikan pada alpha 0,1% untuk $m=1$ seperti tampak pada Tabel 5. Pertimbangan lainnya adalah memiliki nilai MAPE *testing* paling rendah yaitu 0,33% serta memiliki hasil estimasi yang mendekati data historisnya (Tabel 6).

Tabel 5. Hasil Test Coefficients Model ARIMA (1,1,1) Luas Areal Jambu Mete

z test of coefficients:

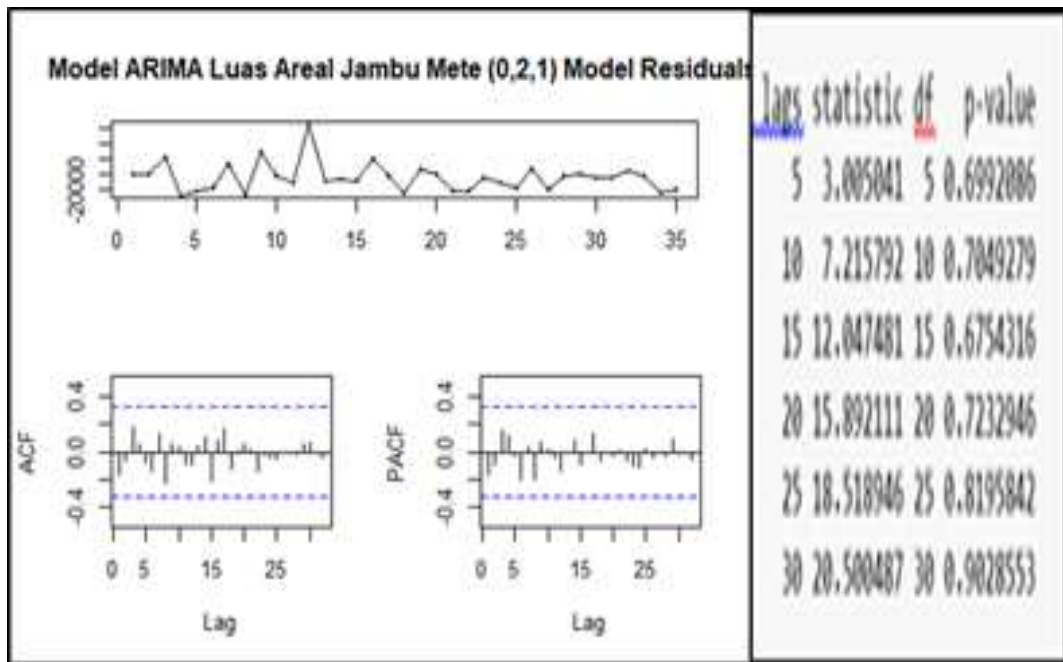
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
ma1	-0.74630	0.10993	-6.789	1.129e-11 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

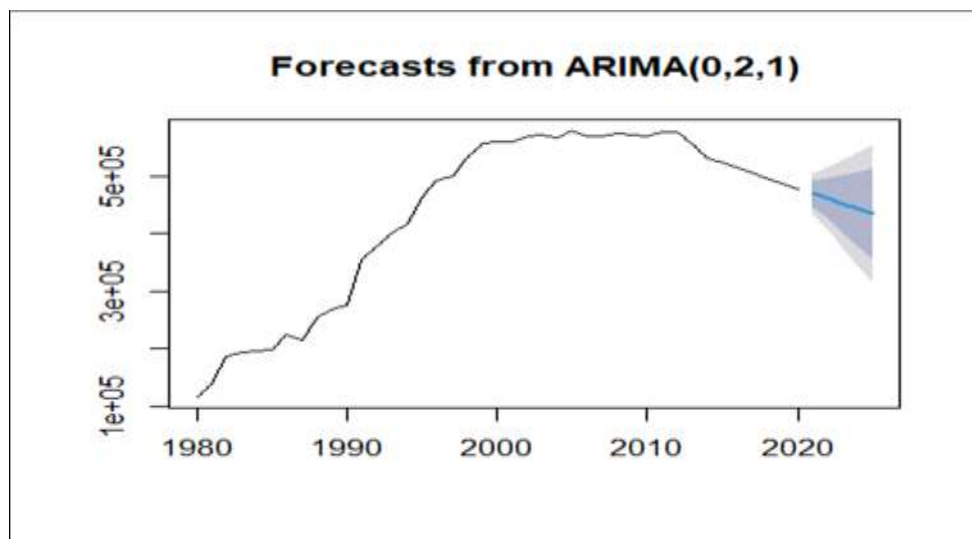
Tabel 6. Model ARIMA dan Estimasi Luas Areal Jambu Mete Hasil Armaselect

Model	MAPE (%)		Hasil Estimasi Luas Areal Jambu Mete (Ha)				
	Training	Testing	2021	2022	2023	2024	2025
ARIMA (5,1,5)	3.64	3.59	467,159	453,902	439,957	435,571	429,350
ARIMA (4,1,5)	3.55	3.55	472,605	467,734	458,057	458,369	450,220
ARIMA (3,1,5)	3.78	2.65	475,787	467,967	461,042	459,348	454,487
ARIMA (4,1,3)	3.86	5.71	469,139	464,277	453,941	449,315	441,995
ARIMA (5,1,3)	3.66	4.85	466,980	452,042	436,537	432,904	427,185
ARIMA (4,1,2)	3.77	4.04	471,130	460,657	451,999	446,046	440,388
ARIMA (4,1,4)	3.63	2.97	464,835	452,685	437,823	433,836	425,943
ARIMA (5,1,4)	3.63	3.51	465,148	453,431	438,407	434,540	426,710
ARIMA (3,1,1)	4.15	0.87	470,152	463,083	455,999	449,218	443,015
ARIMA (4,1,1)	4.06	1.03	470,341	462,955	456,155	449,368	443,123
ARIMA (5,2,5)	3.27	4.87	465,010	447,289	431,872	424,169	414,835
ARIMA (5,2,4)	3.43	4.94	469,528	462,340	452,479	446,444	436,217
ARIMA (2,2,5)	3.9	5.91	468,036	461,561	447,934	440,393	429,309
ARIMA (3,2,5)	3.44	5.35	463,124	449,413	432,684	425,743	414,341
ARIMA (4,2,5)	3.46	5.75	463,099	449,302	432,591	425,649	414,260
ARIMA (5,2,3)	3.47	7.27	469,361	461,444	451,459	444,975	434,108
ARIMA (4,2,3)	3.46	8.79	466,166	449,082	435,848	427,623	418,595
ARIMA (4,2,4)	3.44	5.59	463,135	449,425	432,707	425,766	414,370
ARIMA (3,2,3)	3.81	9.09	467,139	460,960	449,086	441,443	430,579
ARIMA (2,2,3)	3.52	4.48	467,331	450,790	437,370	429,051	420,457
ARIMA (0,2,1)	4.11	0.33	469,762	460,947	452,132	443,317	434,503

Langkah selanjutnya berupa pemeriksaan sisaan baik melalui plot sisaan serta plot ACF dan PACF sisaan. Hasil dari plot sisaan terdistribusi normal dan plot ACF serta PACF sisaan tidak nyata. Sedangkan dari hasil Uji *Ljung-Box*, autokorelasi sisaan tidak signifikan pada 30 lag (Gambar 9). Hasil estimasi luas areal jambu mete dengan model ARIMA (0,2,1) untuk 5 tahun kedepan berfluktuatif dengan rata-rata pertumbuhan sebesar -1,91% per tahun (Gambar 10).



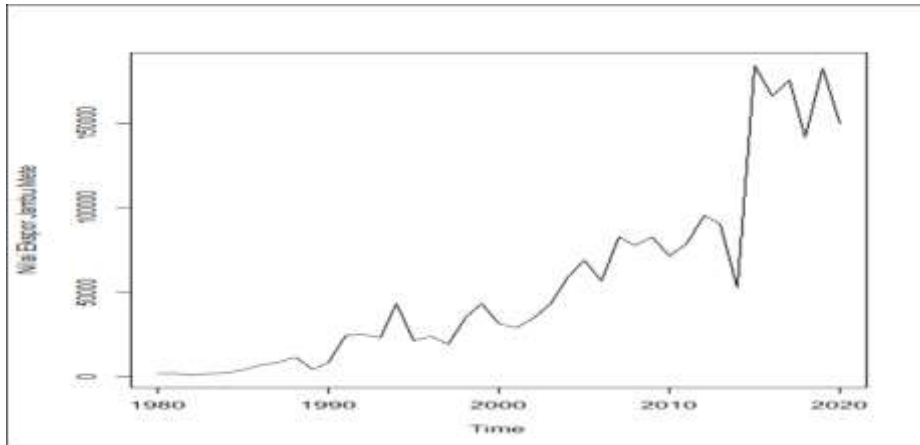
Gambar 9. Hasil Uji Pemeriksaan Sisaan dan Hasil Uji Ljung-Box ARIMA (0,2,1)



Gambar 10. Hasil Estimasi Luas Areal Jambu Mete Model ARIMA (0,2,1) Tahun 2021-2025

2. Model Fungsi Transfer

Pada metode fungsi transfer, peubah input yang digunakan adalah nilai ekspor dengan pertimbangan meningkat atau menurunnya nilai ekspor diduga sangat mempengaruhi luas areal di dalam negeri. Perkembangan nilai ekspor jambu mete dalam 41 tahun terakhir berfluktuatif dengan tren menaik seperti tampak pada Gambar 11.



Gambar 11. Perkembangan Nilai Ekspor Jambu Mete Tahun 1980-2020

Langkah pertama untuk proses analisis model adalah dengan mengidentifikasi model ARIMA peubah input berdasarkan hasil Uji ADF dan plot ACF serta PACF. Berdasarkan hasil Uji ADF pada Tabel 7 diketahui data peubah input non stasioner dimana nilai *test-statistic* (-3,00) lebih besar dibanding *critical values* pada tau3 (-4,15 pada alpha 1%; -3,50 pada alpha 5%; -3,18 pada alpha 10%), sehingga harus dilakukan proses *differencing*. Hasil *differencing* 1 nilai ekspor jambu mete telah bersifat stasioner karena nilai *test-statistic* (-4,28) lebih kecil dibandingkan *critical value* pada tau1 (alpha 1%: -2,62; alpha 5%: -1,95; alpha 10%: -1,61) seperti pada Tabel 8.

Tabel 7. Hasil Augmented Dickey Fuller Awal Data Luas Areal Jambu Mete

Value of test-statistic is: -3.0003 3.4767 4.5826			
Critical values for test statistics:			
	1pct	5pct	10pct
tau3	-4.15	-3.50	-3.18
phi2	7.02	5.13	4.31
phi3	9.31	6.73	5.61

Tabel 8. Hasil Augmented Dickey Fuller Differencing 1 Data Luas Areal Jambu Mete

Value of test-statistic is: -4.2825			
Critical values for test statistics:			
	1pct	5pct	10pct
tau1	-2.62	-1.95	-1.61

Langkah kedua menduga model ARIMA peubah input baik dengan *autoarima* ataupun *armaselect*. Setelah melakukan *overfitting* dari berbagai kemungkinan model ARIMA peubah input, maka dipilih ARIMA (5,1,4) dengan pertimbangan hasil tes koefisiennya signifikan pada α 0,1%) serta nilai MAPE 25,81%. Hasil tes koefisien model ARIMA peubah input terdapat pada Tabel 9.

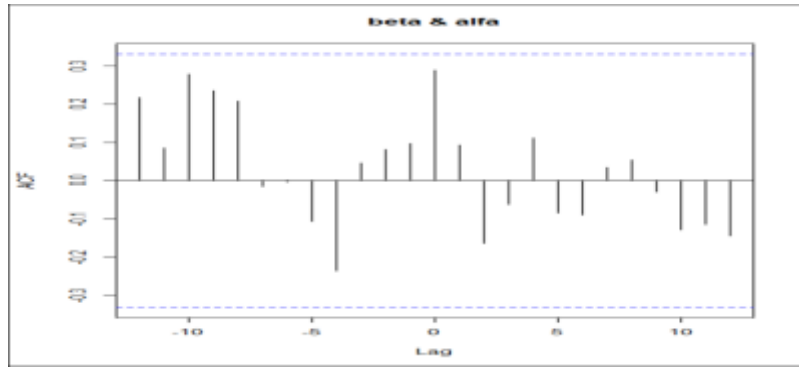
Tabel 9. Hasil Test Coefficients Model ARIMA (5,1,4) Nilai Ekspor Jambu Mete

z test of coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
ar1	-0.01246	0.22776	-0.0547	0.95637
ar2	-0.29355	0.21427	-1.3700	0.17069
ar3	0.23578	0.20886	1.1289	0.25893
ar4	-0.43422	0.20041	-2.1667	0.03026 *
ar5	0.29224	0.19127	1.5279	0.12653
ma1	-0.37102	0.23169	-1.6014	0.10930
ma2	0.23685	0.21026	1.1264	0.25998
ma3	-0.37104	0.21053	-1.7624	0.07800 .
ma4	0.99996	0.23380	4.2770	1.895e-05 ***

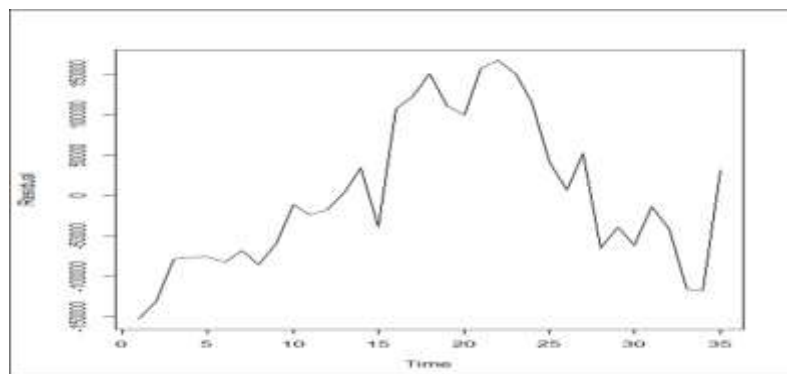
Signif. codes:0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Langkah ketiga yakni melakukan *prewhitening* dan korelasi silang antara deret input dengan luas areal yang menghasilkan nilai r,s,b yakni (0,0,0) karena tidak ada yang nyata seperti tampak pada Gambar 12. Nilai b merupakan *lag* pertama kali dampak input berpengaruh terhadap output, s adalah *lag* berikutnya setelah b dimana input berdampak terhadap output, dan r merupakan pengaruh output terhadap dirinya sendiri. Pada Gambar 12 dapat dijelaskan bahwa nilai b dan s adalah 0 karena tidak ada yang nyata, sedangkan r dianggap 0 karena jambu mete merupakan tanaman tahunan.



Gambar 12. Plot Hasil Prewhitening dan Korelasi Silang Antara Deret Input dengan Output

Langkah keempat yaitu pengepasan model $(r,s,b) = (0,0,0)$ yang menghasilkan nilai MAPE 24,08%. Identifikasi model *noise* atau residual dari peubah input merupakan langkah kelima yang dilakukan dengan model ARIMA seperti langkah kedua yang menghasilkan model ARIMA (1,1,2) sebagai model terpilih untuk residual. Plot dari nilai residual tampak pada Gambar 13.



Gambar 13. Residual Nilai Ekspor Jambu Mete

Langkah selanjutnya melakukan pengepasan model $(r,s,b) = (0,0,0)$ dan *noise* (1,1,2) dengan nilai MAPE 4,39% dan signifikan pada ar1 (alpha 0,1%), ma1 (alpha 0,1%) dan xreg (alpha 10%) seperti di Tabel 10.

Tabel 10. Hasil Test Coefficients Model Fungsi Transfer Luas Areal Jambu Mete

z test of coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
ar1	0.86096	0.13586	6.3371	2.341e-10 ***
ma1	-0.99140	0.15313	-6.4743	9.528e-11 ***
ma2	0.71616	0.46604	1.5367	0.1244
xreg	0.40872	0.21034	1.9431	0.0520 .

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Langkah ketujuh melakukan serangkaian estimasi dan membandingkan nilai MAPE data *testing* yang terdiri dari:

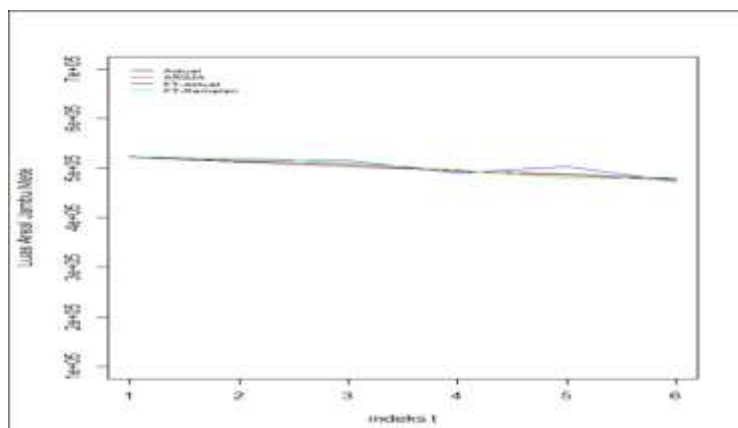
- d. Model fungsi transfer dengan data input nilai aktual.
- e. Model fungsi transfer dengan data input nilai estimasi.
- f. Model ARIMA output yang telah lebih dahulu dibahas pada Model ARIMA (0,2,1).

Nilai MAPE data *training* untuk model fungsi transfer yang menggunakan data input nilai aktual dan nilai ramalan sebesar 4,39%, sedangkan dari hasil model ARIMA (1,1,2) yang diperoleh dari model 1 sebesar 4,11%. Nilai MAPE data *testing* untuk model fungsi transfer yang menggunakan data input nilai aktual yakni 1,19% lebih tinggi dibandingkan nilai MAPE data testing untuk data input nilai ramalan yaitu 0,73% (Tabel 11).

Tabel 11. Nilai MAPE Data Training Model Fungsi Transfer Luas areal Jambu mete

No	Model Estimasi	MAPE (%)	
		Training	Testing
1	FT ARIMA (1,1,2) xreg=nilai ekspor jambu mete	4,39	1,19
2	FT ARIMA (1,1,2) xreg=nilai ekspor jambu mete ARIMA (5,1,4)	4,39	0,73
3	ARIMA (0,2,1)	4,11	0,33

Berdasarkan plot hasil estimasi terhadap data testing, model ARIMA lebih mendekati pola data aktual, meskipun dengan fungsi transfer baik data input nilai ramalan maupun data input nilai aktual juga memiliki plot yang hampir mendekati data aktualnya (Gambar 14).

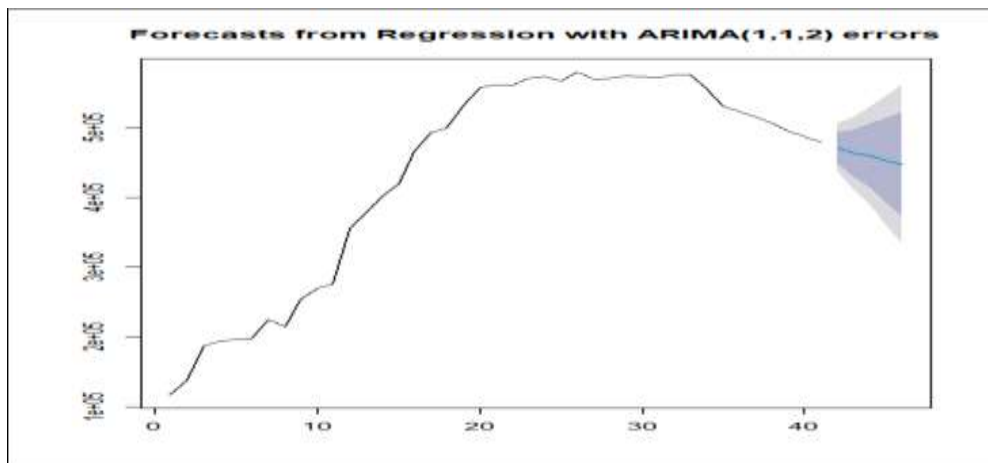


Gambar 14. Perbandingan Hasil Estimasi Data Testing Pada Model Fungsi Transfer

Langkah kedelapan yang merupakan langkah terakhir adalah menduga ulang model input luas areal jambu mete dengan model ARIMA (5,1,4) dan menduga ulang fungsi transfer ARIMA (1,1,2) untuk melakukan estimasi luas areal jambu mete 5 tahun kedepan yang menunjukkan pertumbuhan sekitar -1,34% per tahun secara rata-rata atau luas areal yang terus menurun setiap tahunnya (Tabel 12 dan Gambar 15).

Tabel 12. Hasil Estimasi Luas Areal Jambu Mete Model FT ARIMA (1,1,2) xreg=Nilai Ekspor Tahun 2021-2025

Tahun	Luas areal Jambu Mete (Ha)
2021	470.888
2022	463.063
2023	459.978
2024	452.871
2025	447.399
Rata-rata Pertumbuhan (%)	-1,34



Gambar 15. Hasil Estimasi Luas areal Jambu Mete Model FT ARIMA (1,1,2) xreg = Nilai Ekspor Jambu Mete Tahun 2021-2025

3. Model VAR

Pada model VAR, variabel yang digunakan terdiri dari luas areal, produksi, nilai ekspor dan nilai impor. Tahap awal dalam penentuan model VAR adalah melakukan penelusuran model dari lag atau $p=1$ sampai dengan $p=4$ dengan dan tanpa tren yang terdiri dari 3 tipe yakni *trend*, *const*, dan *both*. Dengan Melakukan *overfitting* dari semua kemungkinan model yang ada, hasil model terpilih yakni VAR (1) *type=both* dengan pertimbangan memenuhi

serangkaian pengujian serta memiliki nilai MAPE untuk data *training* dan data *testing* yang paling kecil (Tabel 13).

Tabel 13. Model VAR Luas Areal Jambu Mete

No.	Tipe	Variabel Luas Areal Signifikan	Total Variabel Signifikan	Tipe yang Signifikan	R ² (%)	R ² adjusted (%)
1	Both p=1	3	11	Tren dan Const	98.73	98.50
2	Both p=2	1	13	Tren dan Const	98.67	98.15
3	Both p=3	1	14	Tren	98.83	97.98
4	Both p=4	4	19	Tren	99.02	97.74
6	Const p=1	2	7	Const(1)	98.72	98.55
7	Const p=2	2	12	Const(1)	98.66	98.21
8	Const p=3	1	9	-	98.76	97.97
9	Const p=4	1	10	Const(1)	98.87	97.59
11	Trend p=1	3	10	Tren(2)	99.83	99.80
12	Trend p=2	1	12	Tren(2)	99.85	99.79
13	Trend p=3	2	16	Tren(2)	99.89	99.81
14	Trend p=4	4	17	Tren(3)	99.92	99.82

Tabel 14. Hasil Uji Asumsi Model VAR Luas Areal Jambu Mete

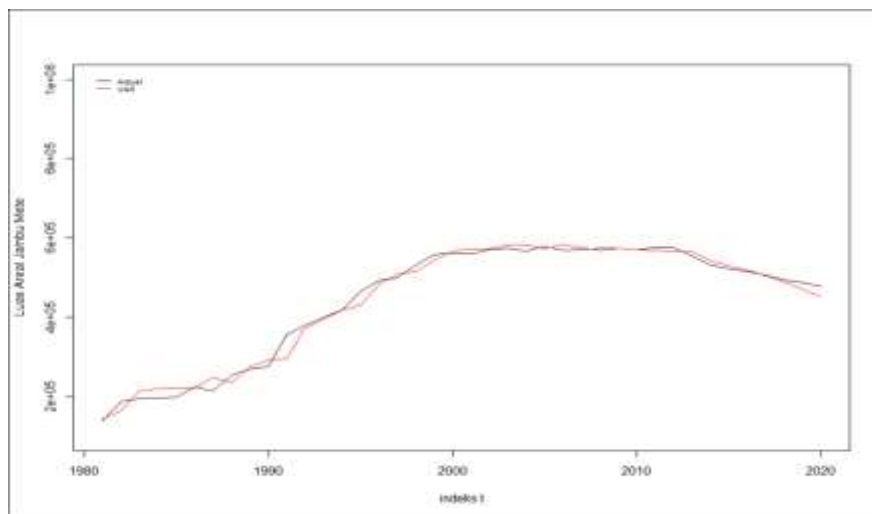
<p>Portmanteau Test (asymptotic)</p> <p>data: Residuals of VAR object varjambumete.b1</p> <p>Chi-squared = 194.12, df = 240, p-value = 0.9866</p>
<p>JB-Test (multivariate)</p> <p>data: Residuals of VAR object varjambumete.b1</p> <p>Chi-squared = 28.936, df = 8, p-value = 0.0003254</p> <p>Skewness only (multivariate)</p> <p>data: Residuals of VAR object varjambumete.b1</p> <p>Chi-squared = 12.334, df = 4, p-value = 0.01503</p> <p>Kurtosis only (multivariate)</p> <p>data: Residuals of VAR object varjambumete.b1</p> <p>Chi-squared = 16.602, df = 4, p-value = 0.00231</p>
<p>ARCH (multivariate)</p> <p>data: Residuals of VAR object varjambumete.b1</p> <p>Chi-squared = 290, df = 500, p-value = 1</p>

Tahap selanjutnya melakukan serangkaian pengujian terhadap model yakni normalitas sebaran, autokorelasi dan keragaman. Dari hasil Uji *Chi-squared*, Uji *Jarque-Bera* dan ARCH dapat disimpulkan asumsi normalitas dan non autokorelasi terpenuhi serta ragam homogen (Tabel 14).

Tahap berikutnya dalam model VAR adalah menghitung nilai MAPE dari data *training* dan data *testing* seperti yang tampak di Tabel 15. Untuk MAPE data *testing* lebih kecil yaitu 2,14% dibandingkan MAPE data *training* yakni 4,05%. Pada Gambar 16 terlihat hasil plot estimasi data *training* dan data *testing* terhadap data aktual, dimana baik data *training* maupun data *testing* telah mengikuti pola data aktualnya.

Tabel 15. Nilai MAPE Data Training dan Data Testing Model VAR (1) Type=Both Luas Areal Jambu Mete

Data	MAPE (%)
Training	4,05
Testing	2,14



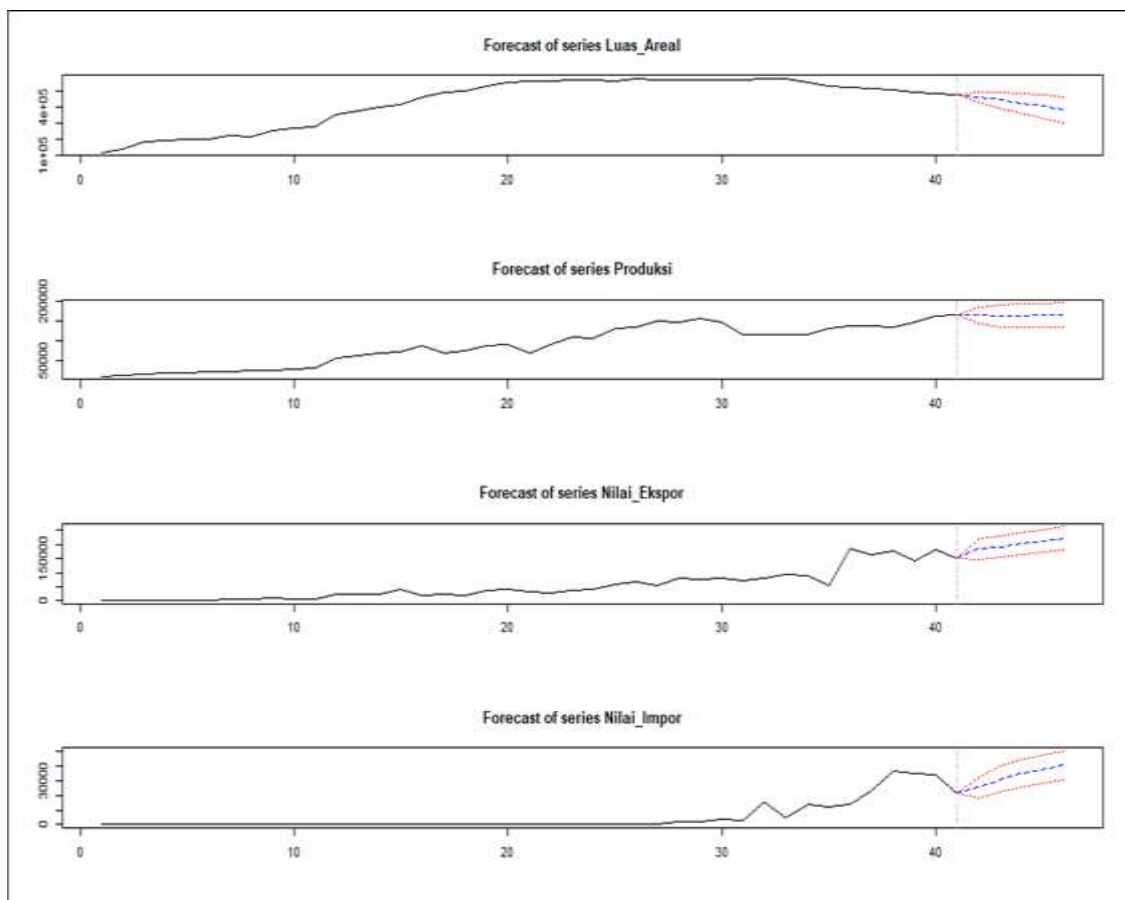
Gambar 16. Plot Data Ramalan Model VAR(1) Type=Both Terhadap Data Aktual Luas Areal Jambu Mete Tahun 1980-2020

Tahap akhir dari serangkaian tahapan pada proses pemodelan dengan metode VAR berupa estimasi luas areal jambu mete untuk periode tahun 2021-2025 yang menduga akan terjadi penurunan luas areal jambu mete pada 5 tahun mendatang dengan rata-rata sebesar -4,28% per tahun. Luas areal jambu mete tahun 2021 diestimasi sebesar 462.547 ha, turun menjadi 444.712 ha di tahun 2022, turun kembali di tahun 2023 menjadi 426.012 ha. Sedangkan di

tahun 2024 dan 2025, luas areal berturut-turut turun menjadi 406.000 ha dan 384.549 ha (Tabel 16). Plot estimasi luas areal jambu mete Model VAR (1) *Type = Both* memperlihatkan grafik luas areal yang mengalami penurunan secara konsisten dalam lima tahun kedepan (Gambar 17).

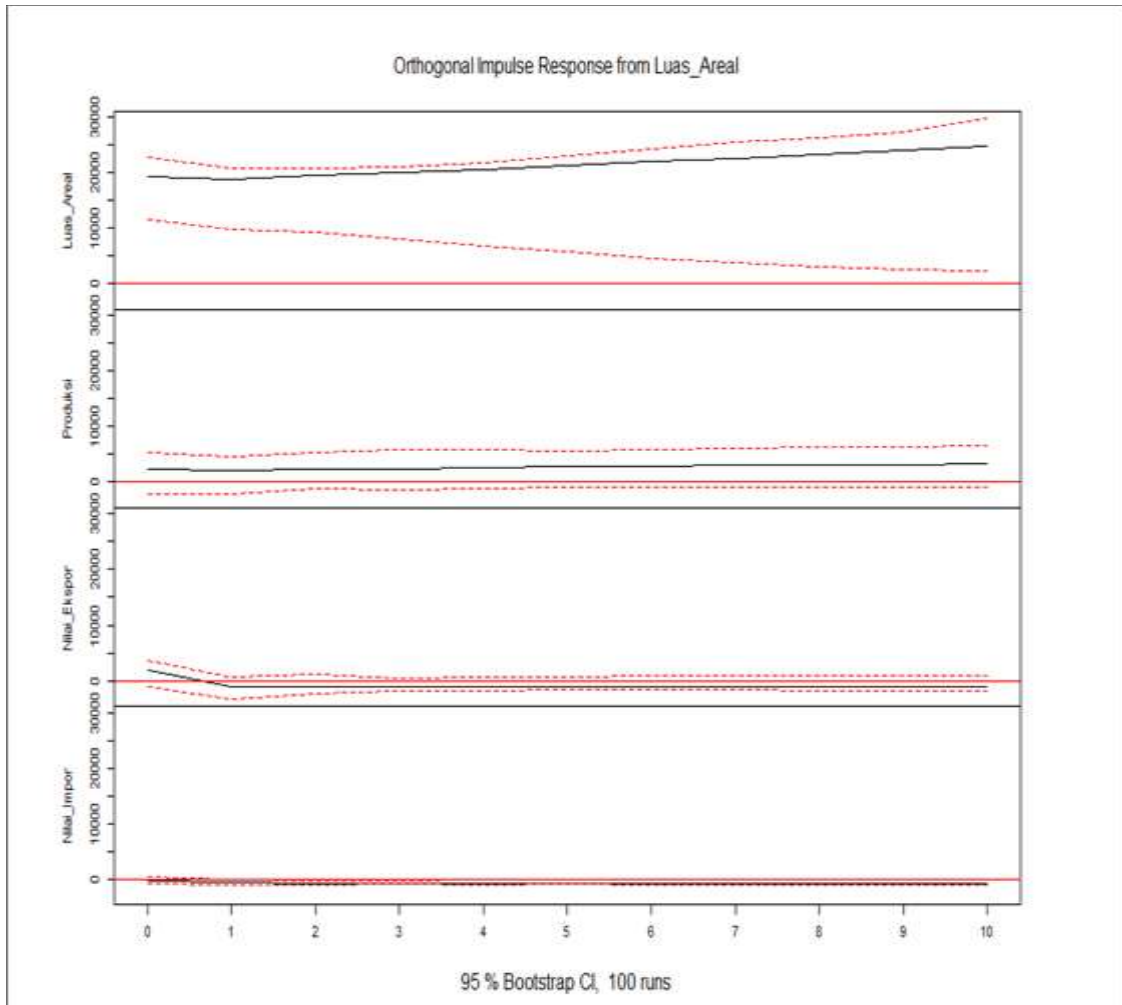
Tabel 16. Hasil Estimasi Luas Areal Jambu Mete Model VAR (1) *Type=Both* Tahun 2021-2025

Tahun	Luas Areal Jambu Mete (Ha)
2021	462.547
2022	444.712
2023	426.012
2024	406.000
2025	384.549
Rata-rata Pertumbuhan (%)	-4,28



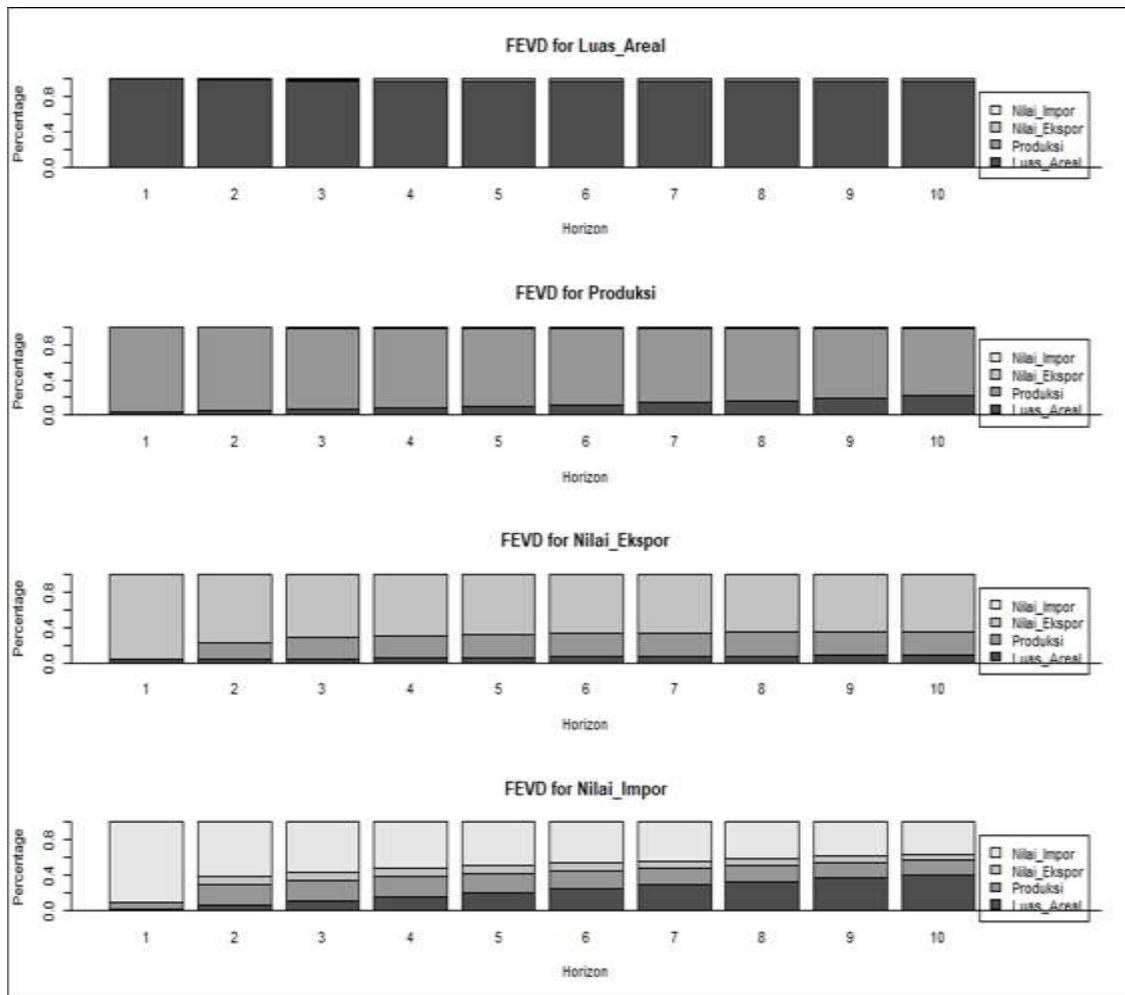
Gambar 17. Plot Estimasi Luas Areal Jambu Mete Model VAR (1) *Type=Both*

Dari hasil estimasi dengan Model VAR, juga diperoleh *Impulse Response Function* (IRF) dan *Variance Decomposition*. Berdasarkan hasil IRF luas areal model terbaik VAR (1) *type = both*, terlihat bahwa jika terjadi perubahan pada luas areal di tahun tertentu maka hanya akan berdampak luas areal itu sendiri. Sedangkan dampak perubahan luas areal tidak terjadi pada produksi, nilai ekspor dan nilai impor (Gambar 18).



Gambar 18. Plot Orthogonal Impulse Response Function Luas Areal Jambu Mete

Dari grafik dekomposisi keragaman model terbaik VAR (1) *type = both* dapat dilihat bahwa komposisi luas areal pada tahun pertama sampai kesepuluh dipengaruhi sepenuhnya oleh luas areal itu sendiri. Sedangkan produksi, nilai ekspor dan nilai impor tidak memberikan kontribusi terhadap komposisi luas areal (Gambar 19). Berdasarkan hasil ini dapat disarankan untuk meningkatkan kinerja luas areal, maka kebijakan yang dapat diterapkan oleh pemerintah adalah program intensifikasi dapat berupa peremajaan lahan serta ekstensifikasi berupa perluasan atau penambahan luas areal.



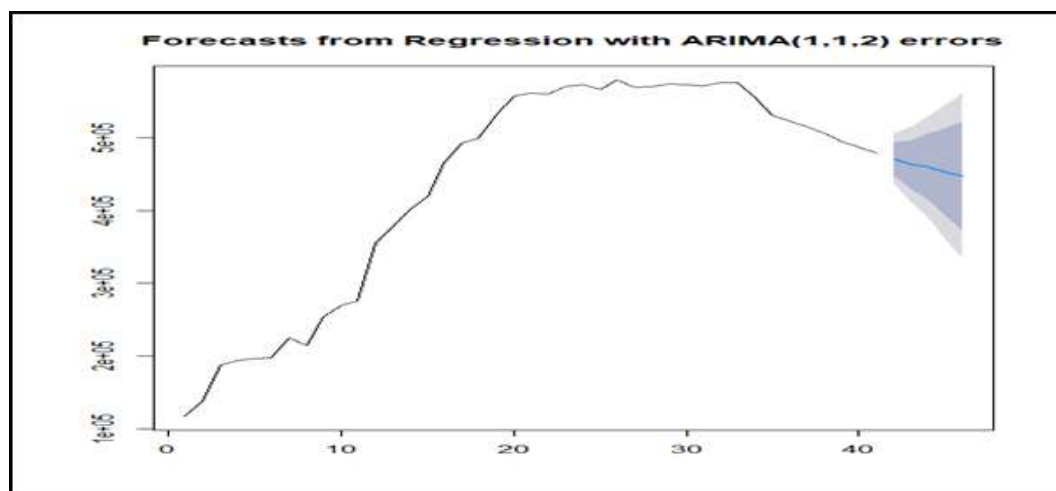
Gambar 19. Dekomposisi Keragaman Model VAR (1) Type=Cost Luas Areal Jambu Mete

Model Estimasi Terbaik

Berdasarkan Uji MAPE dari Tabel 17 maka model terbaik dan terpilih untuk estimasi luas areal jambu mete adalah model FT ARIMA (1,1,2) xreg = nilai ekspor, meskipun memiliki nilai MAPE bukan yang paling terkecil baik untuk data *training* maupun data *testing* dibandingkan dua model lainnya. Nilai MAPE model FT ARIMA (1,1,2) xreg = nilai ekspor untuk data *training* sebesar 4,39% dan 0,73% untuk nilai MAPE data *testing*. Sedangkan nilai MAPE data training terkecil dihasilkan oleh model VAR (1) type=both yakni 4,05%, sebaliknya untuk data testing model yang menghasilkan nilai MAPE terkecil adalah model ARIMA (0,2,1) yaitu 0,33%. Pertimbangan lainnya karena hasil estimasi dan rata-rata pertumbuhan yang dihasilkan dari model FT ARIMA (1,1,2) xreg = nilai ekspor dianggap lebih mendekati data aktualnya serta tidak terlalu rendah, dibandingkan dua model lainnya.

Tabel 17. Ringkasan Hasil Analisis Model Estimasi Luas Areal Jambu Mete

	Pengujian MAPE	Model ARIMA		Fungsi Transfer		Model VAR		
		ARIMA (0,2,1)	(%)	Arima (1,1,2) xreg=nilai ekspor	(%)	VAR (1) type=both	(%)	
		MAPE Training	4.11		4.39		4.05	
		MAPE Testing	0.33		0.73		2.14	
ATAP	2016	514,491		514,491		514,491		
	2017	506,751	-1.50	506,751	-1.50	506,751	-1.50	
	2018	494,269	-2.46	494,269	-2.46	494,269	-2.46	
	2019	487,434	-1.38	487,434	-1.38	487,434	-1.38	
	2020	478,577	-1.82	478,577	-1.82	478,577	-1.82	
Angka Estimasi (AESTI)	2021	469,762	-1.84	470,888	-1.61	462,547	-3.35	
	2022	460,947	-1.88	463,063	-1.66	444,712	-3.86	
	2023	452,132	-1.91	459,978	-0.67	426,012	-4.20	
	2024	443,317	-1.95	452,871	-1.55	406,000	-4.70	
	2025	434,503	-1.99	447,399	-1.21	384,549	-5.28	
Rata-rata Pertumbuhan	ATAP 2016 - 2020		-1.79		-1.79		-1.79	
	AESTI 2021 - 2025		-1.91		-1.34		-4.28	



Gambar 20. Plot Hasil Ramalan Luas Areal Jambu Mete Model FT ARIMA (1,1,2) xreg = Nilai Ekspor Tahun 2021-2025

Hasil estimasi dari model terbaik untuk luas areal jambu mete tahun 2021-2025 akan terus menurun dengan pertumbuhan yang berfluktuatif (Gambar 20). Tahun 2021, luas areal menurun sebesar 470.888 ha, turun 1,61% dibandingkan tahun 2020 yang mencapai 478.577 ha. Luas areal jambu mete menurun kembali sebesar 1,66% menjadi 463.063 ha di tahun 2022. Untuk tahun 2023-2025 estimasi luas areal jambu mete terus menurun yakni 459.978 (-0.67%) di tahun 2023 kemudian turun sebanyak 1,55% atau 452.871 ha di tahun 2024 dan di tahun 2025 berkurang 1,21% atau 447.399 ha. Rata-rata pertumbuhan luas areal jambu mete 5 tahun kedepan sebesar -1,34% (Tabel 17).

KESIMPULAN

Dari ketiga metode estimasi yang digunakan dalam kajian ini yaitu ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR, metode estimasi terbaik untuk estimasi luas areal jambu mete berdasarkan pertimbangan statistik dan kerealistisan hasil estimasi dengan historis data aktualnya adalah Model FT ARIMA (1,1,2) xreg= nilai ekspor dengan MAPE *training* 4,39% dan *testing* 0,73%. Nilai ini dapat diartikan bahwa seluruh persentase kesalahan antara data aktual dengan data hasil ramalan pada data *training* adalah 4,39%, sedangkan rata-rata seluruh persentase kesalahan antara data aktual dengan data hasil ramalan pada data *testing* sebesar 0,73%. Hasil estimasi luas areal jambu mete tahun 2021-2025 akan menurun setiap tahun dengan rata-rata penurunan sebesar 1,34% per tahun.

DAFTAR PUSTAKA

- Athif, Y.S. (2018). Pengaruh Kebijakan Bea Keluar Jambu mete Terhadap Harga Biji Jambu mete Domestik Indonesia. Skripsi. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Enders, W. (2010). *Applied Econometric Time Series*. USA: University of Alabama. Wiley, Third Edition.
- Firdaus, M. (2019). Outlook Ekspor Jambu mete Indonesia. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Gujarati, D.N. & Porter, D.C. (2010). Dasar-dasar Ekonometrika. Jakarta: Penerbit Salemba Empat, Buku 2, Edisi 5.
- Kementerian Pertanian. (2020). Statistik Perkebunan Indonesia 2019-2021. Jakarta: Direktorat Jenderal Perkebunan Kementerian Pertanian. Jakarta: Direktorat Jenderal Perkebunan, Kementerian Pertanian.
- Kementerian Pertanian. (2020). Buku Statistik Pertanian 2020. Jakarta: Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, Kementerian Pertanian.
- Kementerian Pertanian & Badan Pusat Statistik. (2021). Petunjuk Teknis Metode Estimasi Data Komoditas Perkebunan. Jakarta: Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, Kementerian Pertanian.
- Montgomery, D.C., Johnson, L.A. & Gardiner, J.S. (1990). *Forecasting and Time Series Analysis*. Singapore: Mc-Graw Hill.

Rohmah, Y. (2020). Outlook Komoditas Perkebunan Jambu mete. Jakarta: Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, Kementerian Pertanian.

Sinuraya, J.F., Sinaga, B.M., Oktaviani, R., & Hutabarat, B. (2017). Dampak Kebijakan Pajak Ekspor dan Tarif Impor Terhadap Kesejahteraan Produsen dan Konsumen Jambu mete di Indonesia. *Jurnal Agro Ekonomi*, Vol. 35 No. 1 Mei 2017.

Wei, William W.S. (2006). *Time Series Analysis*. Philadelphia: Department of Statistics The Fox School of Business and Management Temple University.

Wooldridge, Jeffrey M. (2015). *Introductory Econometrics: A Modern Approach*. Boston: Cengage Learning.

**KUMPULAN ANALISIS MODEL ESTIMASI
DATA KOMODITAS PERKEBUNAN**



**Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian
Sekretariat Jenderal - Kementerian Pertanian
TAHUN 2021**

**Jalan Harsono RM No. 3, Ragunan - Jakarta 12550
Gedung D Lantai 4**