

KUMPULAN KAJIAN MODEL ESTIMASI KOMODITAS DATA PERKEBUNAN

CENGKEH



LADA



TEMBAKAU



KAKAO



KELAPA



PALA



KAYU MANIS



KUMPULAN KAJIAN MODEL ESTIMASI KOMODITAS DATA PERKEBUNAN



**PUSAT DATA DAN SISTEM INFORMASI PERTANIAN
SEKRETARIAT JENDERAL KEMENTERIAN PERTANIAN
2025**

KUMPULAN KAJIAN MODEL ESTIMASI KOMODITAS DATA PERKEBUNAN

Pengarah :

Intan Rahayu, S.si., MT.

Penanggung Jawab :

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

Ir. Efi Respati, M.Si.

Ketua Tim :

Ir. Mohammad Chafid, M.Si.

Anggota Tim :

1. Ir. Efi Respati, MSi.
2. Ir. Mohammad Chafid, MSi
3. Diah Indarti, SE. MM
4. Yuliawati Rohmah, SP., M.SE.
5. Ongki Wiratno, SPt, MM.
6. Erika Adhistry Iskandar, S.Stat

Desain Sampul :

Tarmat, SP

Diterbitkan oleh :

Kementerian Pertanian

Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian

2025

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kami panjatkan kehadirat Allah SWT atas berkat rahmat dan hidayah-Nya sehingga Buku “Kumpulan Kajian Model Estimasi Komoditas Data Perkebunan” dapat diselesaikan. Buku Kumpulan Kajian Model Estimasi Data Komoditas Perkebunan disusun dalam rangka melakukan pengembangan metode estimasi data perkebunan, sehingga diharapkan akan membantu penyusunan Angka Estimasi Data Perkebunan Tahun 2025. Buku ini berisi kumpulan hasil analisis estimasi komoditas perkebunan dengan menggunakan model-model statistik, meliputi komoditas Kelapa, Lada, Tembakau, Kakao, Kayu Manis dan Cengkeh.

Buku Kumpulan Kajian Model Estimasi Data Komoditas Perkebunan ini disusun oleh beberapa penulis dari Fungsional Statistisi lingkup Tim Kerja Peternakan dan Perkebunan- Pusdatin. 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*) dan Model Neural Network. Buku ini akan dipublikasikan secara online ke : <https://satudata.pertanian.go.id/details/publikasi>.

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 model estimasi ini, akan menjadi acuan dan referensi dalam menyusun angka estimasi data perkebunan baik di tingkat pusat maupun di daerah.

Kami mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah membantu dalam penyusunan Buku Kumpulan Kajian 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, Mei 2025
Kepala Pusat Data dan
Sistem Informasi Pertanian,



Intan Rahayu, S.Si., M.T.
NIP. 197110211991102001

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR	iii
DAFTAR ISI.....	iv
Kajian Model Estimasi Produksi Tembakau Mohammad Chafid	1 - 42
Prospek Produksi Kelapa di Inonesia, Pendekatan Metode ARIMA, VAR dan Fungsi Transfer Efi Respati.....	43 – 62
Kajian Model Estimasi Produksi Kakao Indonesia Dengan Model ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR Yuliawati Rohmah	63 - 87
Kajian Model Estimasi Produksi Lada di Indonesia Diah Indarti	88 - 104
Kajian Model Estimasi Produksi Kayu Manis di Indonesia Ongki Wiratno	109 -

KAJIAN MODEL ESTIMASI PRODUKSI TEMBAKAU INDONESIA

Study Of Indonesian Tobacco Production Estimation Model

Mohammad Chafid

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

Tembakau merupakan salah satu komoditas perkebunan yang memegang peranan cukup penting dalam perekonomian Indonesia, yaitu sebagai sumber pendapatan dan devisa serta penyedia lapangan kerja bagi masyarakat. Indonesia merupakan negara produsen tembakau terbesar keempat di dunia pada tahun 2022, setelah Cina, India, dan Brazil. Produksi tembakau Indonesia pada tahun 2022 mencapai 221,92 ribu ton, atau sekitar 3,99% dari total produksi tembakau dunia.

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 produksi tembakau sehingga akurasi menjadi lebih baik yang ditandai dengan semakin kecilnya nilai MAPE. Untuk meningkatkan akurasi dalam penyusunan angka estimasi, maka dilakukan pengembangan metode estimasi produksi tembakau nasional. Pengembangan model yang digunakan untuk estimasi Produksi Tembakau adalah model ARIMA, Fungsi Transfer, VAR (*Vector Autoregressive*) dan Model Neural Network.

Untuk analisis ini data dibagi menjadi 2 kelompok, yaitu data training tahun 1975 – 2017, dan data testing tahun 2018 – 2023. Data training untuk penyusunan model, sedangkan data testing untuk uji coba model dalam melakukan estimasi 6 tahun kedepan.

Untuk estimasi produksi tembakau alternatif model pertama adalah Model ARIMA. Model ARIMA terbaik pertama adalah ARIMA (2,2,1) menghasilkan MAPE untuk data training 16,63%, dan MAPE data testing 26,83%. Model ARIMA (1,1,1) juga menghasilkan MAPE yang cukup baik, yaitu MAPE training 15,62% dan MAPE testing 27,31%. Untuk model yang kedua dengan menggunakan Fungsi Transfer ARIMA Noise (2,1,0) dengan variabel input harga tembakau dunia, menghasilkan MAPE untuk data training sebesar 16,53% dan MAPE data testing 11,24%. Untuk model Fungsi Transfer ARIMA Noise (0,1,1) menghasilkan MAPE data training 15,71% dan data testing 9,86%. Untuk model yang ketiga model VAR(1) type 'Both' ada pengaruh konstanta dan trend, menghasilkan MAPE data training 15,05% dan data MAPE data testing 16,66%. Model tentatif VAR adalah VAR(2) type 'Constant', menghasilkan MAPE training 14,77% dan MAPE testing 30,88%. Untuk model yang keempat Model Time Series Neural Network NN(3,2) menghasilkan data training 13,45% dan data testing 31,01%, sementara untuk Neural Network NN (3,3) menghasilkan data training 11,49% dan data testing 30,13%.

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 dengan variabel input harga tembakau dunia dengan model ARIMA (2,12) dan ARIMA Noise (0,1,1) karena menghasilkan akurasi yang paling tinggi sehingga MAPE data testing paling kecil yaitu sebesar 9,86%. Hasil estimasi produksi tembakau nasional untuk model Fungsi Transfer ARIMA Noise (0,1,1) dengan variabel input harga tembakau dunia untuk tahun 2024 sebesar 254.940 ton, tahun 2025 sebesar 256.006 ton, tahun 2026 sebesar 254.951 ton, tahun 2027 sebesar 254.884 ton, dan tahun 2028 sebesar 255.465 ton. Laju pertumbuhan estimasi produksi tembakau nasional selama 5 tahun kedepan (2024 – 2028) rata-rata menurun 2,16% per tahun. Angka Estimasi produksi Tembakau tahun 2025 sebesar 256.006 digunakan oleh Ditjen Perkebunan untuk menetapkan Angka Estimasi (AESTI) tahun 2025.

Kata Kunci : *Tembakau, Produksi, Arima, Fungsi Transfer, VAR (Vector Autoregressive), Neural Network*

ABSTRACT

Tobacco is one of the plantation commodities that plays a significant role in the Indonesian economy, namely as a source of income and foreign exchange as well as a provider of employment for the community. Indonesia is the fourth largest tobacco producing country in the world in 2022, after China, India, and Brazil.

Indonesia's tobacco production in 2022 reached 221.92 thousand tons, or around 3.99% of the world's total tobacco production.

The status of plantation statistics figures consists of Fixed Figures, Temporary Figures and Estimated Figures. The purpose of this paper is to find other alternative models to compile tobacco production estimation figures so that accuracy becomes better which is indicated by the decreasing MAPE value. To improve accuracy in compiling estimation figures, the development of national tobacco production estimation methods is carried out. The development of models used for Tobacco Production estimation is the ARIMA model, Transfer Function, VAR (Vector Autoregressive) and Neural Network Model.

For this analysis, the data are divided into 2 groups, namely training data 1975 - 2017, and testing data in 2018 - 2023. Training data for model preparation, while testing data for model trials in estimating the next 6 years.

For alternative tobacco production estimation, the first model is the ARIMA model. The first best ARIMA model is ARIMA (2,2,1) which produces MAPE for training data of 16.63%, and MAPE for testing data of 26.83%. The ARIMA (1,1,1) model also produces quite good MAPE, namely MAPE for training 15.62% and MAPE for testing 27.31%. For the second model using the ARIMA Noise Transfer Function (2,1,0) with the input variable of world tobacco prices, it produces MAPE for training data of 16.53% and MAPE for testing data of 11.24%. For the ARIMA Noise Transfer Function model (0,1,1) it produces MAPE for training data of 15.71% and testing data of 9.86%. For the third model, the VAR(1) type 'Both' model has the influence of constants and trends, producing MAPE for training data of 15.05% and MAPE for testing data of 16.66%. The tentative VAR model is VAR(2) type 'Constant', producing a training MAPE of 14.77% and a testing MAPE of 30.88%. For the fourth model, the Time Series Neural Network NN(3,2) model produces 13.45% training data and 31.01% testing data, while for the Neural Network NN (3,3) it produces 11.49% training data and 30.13% testing data.

Based on the comparison of the magnitude of MAPE for both testing data and training data and the results of the estimated production for the next 5 years, the best model selected is the Transfer Function model with the input variable of world tobacco prices with the ARIMA (2,12) and ARIMA Noise (0,1,1) models because it produces the highest accuracy so that the MAPE of the testing data is the smallest, which is 9.86%. The results of the estimated national tobacco production for the ARIMA Noise (0,1,1) Transfer Function model with the input variable of world tobacco prices for 2024 are 254,940 tons, 2025 is 256,006 tons, 2026 is 254,951 tons, 2027 is 254,884 tons, and 2028 is 255,465 tons. The estimated growth rate of national tobacco production for the next 5 years (2024 - 2028) has decreased by an average of 2.16% per year. The estimated tobacco production figure for 2025 of 256,006 is used by the Directorate General of Plantations to determine the Estimated Figure (AESTI) for 2025.

Keywords : Tobacco, Production, Arima, Transfer Function, VAR (Vector Autoregressive), Neural Network

PENDAHULUAN

Tembakau merupakan produk pertanian semusim sejenis tanaman kerdil dengan bahasa latinnya *Nicotiana Tabacum*. Di Indonesia yang terkenal adalah tembakau Virginia. Tembakau merupakan tanaman komersial karena telah menyumbang devisa negara yang sangat besar baik dari ekspornya maupun jenis produk rokoknya, setoran cukai dan pembayaran pajak lainnya ataupun dalam penyerapan tenaga kerja dalam industrinya.

Sudah menjadi rahasia umum jika banyak masyarakat Indonesia menggunakan tembakau di kehidupan sehari-harinya. Sepertinya memang sulit untuk melepaskan tembakau karena sudah menjadi bagian dari rutinitas dan budaya yang diwariskan dari nenek moyang. Indonesia menduduki peringkat keenam negara yang menghasilkan tembakau di dunia. Produksi tembakau di Indonesia menyumbang 1,91% atau 136.000 ton tembakau dunia. Di Indonesia sendiri, budidaya tembakau masih diandalkan negara dan petani. Berdasarkan nilai ekspor tembakau, Angka Sementara tahun 2024 sebesar 2.274 juta US\$. Tentunya dari hasil tersebut, sedikit banyak petani tembakau akan merasakan hasilnya.

Tinggi dari tembakau memiliki variasi tergantung spesies dan tempat tumbuhnya dengan varietas tertinggi mencapai 12 kaki. Tanaman ini membutuhkan waktu 40 sampai 60 hari untuk [persemaian](#) sebelum dilakukan [pencangkakan](#) saat memiliki tinggi 15 cm. Tembakau mampu tumbuh di kisaran iklim yang luas dengan waktu tumbuh 60 sampai 90 hari dengan keadaan bebas [embun beku](#) dari hari [pencangkakan](#) sampai [panen](#) dengan temperatur 20 °C sampai 30 °C. [Musim kemarau](#) menjadi waktu untuk melakukan panen

dan pematangan daun agar didapatkan keadaan daun dalam kualitas baik. Karena ketika dalam keadaan hujan berlebihan, maka daun yang dipanen akan memiliki bentuk daun yang tipis dan ringan.

Tanaman tembakau merupakan komoditas perkebunan komersial yang daunnya dimanfaatkan sebagai rokok, tembakau sedotan (*snuff*), atau tembakau kunyah (*chewing*). Tembakau juga dikenal sebagai sumber nikotin dan dalam bidang pertanian dapat digunakan sebagai bahan dasar insektisida (Siregar 2016). Di Indonesia, tembakau digunakan sebagai salah satu bahan baku pembuatan rokok putih (Nur & Apriana 2013). Perkembangan kultivar tembakau yang luas telah memunculkan berbagai jenis tembakau baik berdasarkan morfologi, tipologi, adaptasi lokal maupun berdasarkan musim tanam, cara pengolahan, dan pemanfaatannya (Siregar 2016). Tanaman tembakau yang ditanam di setiap daerah penghasil tembakau memiliki ciri khas dan mutu tembakau yang berbeda dan bersifat spesifik (Prasetyo et al. 2016). Varietas lokal tembakau yang sudah berkembang saat ini adalah varietas yang sudah ditanam dan beradaptasi selama bertahun-tahun sehingga menghasilkan mutu tembakau yang spesifik. Selain itu, introduksi varietas tahan belum tentu mampu menghasilkan tembakau dengan mutu spesifik seperti varietas lokal (Rochman 2013).

Di Indonesia, perkembangan tembakau khususnya tembakau lokal yang ada di setiap wilayah begitu luas (Fauzi et al. 2021). Tembakau lokal dengan kualitas baik secara komersial hanya dihasilkan di daerah-daerah tertentu di Indonesia misalnya tembakau Virginia lokal (Nusa Tenggara Barat dan Jawa Timur) (Nur & Apriana 2013), tembakau Deli (Sumatera Utara) (Siregar 2016), tembakau Temanggung (Prasetyo et al. 2016). Menurut (Nur & Salim 2014) salah satu penentu untuk meningkatkan daya saing tembakau adalah kualitasnya.

Tembakau merupakan salah satu komoditas perkebunan yang memegang peranan cukup penting dalam perekonomian Indonesia, yaitu sebagai sumber pendapatan dan devisa serta penyedia lapangan kerja bagi masyarakat. Tembakau di Indonesia sebagian besar berasal dari Jawa Timur dengan kontribusi produksi sekitar 45%, sedangkan provinsi lainnya hanya berkontribusi kurang dari 27%. Produksi tembakau di Indonesia pada tahun 2018 sebesar 195,5 ribu ton, cenderung naik dari tahun ke tahun, hingga Angka Tetap tahun 2023 meningkat dengan produksi sebesar 286,5 ribu ton. Selama 5 tahun terakhir (2018 – 2023) produksi tembakau berfluktuasi, meningkat 38,0% pada tahun 2019, setelah itu 3 tahun berturut-turut turun 3,2%, 6,0%, dan 9,5%, akhirnya pada tahun 2023 kembali meningkat sebesar 29,1%.

Data statistik perkebunan yang disajikan merupakan hasil sinkronisasi dan validasi yang dilaksanakan secara berjenjang dari tingkat kabupaten sampai tingkat nasional dengan mengacu pada Pedoman Pengelolaan Data Komoditas Perkebunan yang disusun oleh Direktorat Jenderal Perkebunan. Secara periodik, data perkebunan 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 Estimasi perlu dilakukan estimasi dengan metode estimasi yang paling relevan dan tepat (PDKP, 2013). Data Angka Tetap (ATAP) merupakan data 1 tahun yang lalu ($n-1$), Angka Sementara (ASEM) merupakan data tahun berjalan (n), dan Angka Estimasi (AESTI) merupakan data satu tahun kedepan ($n+1$).

Metode estimasi yang digunakan dalam pedoman 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).

Metode untuk menghasilkan angka estimasi (AESTI) yang diliris oleh Ditjen. Perkebunan pada waktu tahun berjalan (n) perlu dikaji kembali, agar didapatkan metode yang lebih akurat, lebih objektif dan lebih baik secara statistik dari metode sebelumnya, sehingga tingkat kesalahannya lebih kecil. Guna merumuskan kebijakan produksi, pasokan dan distribusi komoditas tembakau sangat dituntut ketersediaan data terkini, bahkan ramalan beberapa periode ke depan. Metode ramalan produksi tembakau dapat digunakan dengan menggunakan beberapa metode statistik yang biasa digunakan untuk melakukan peramalan.

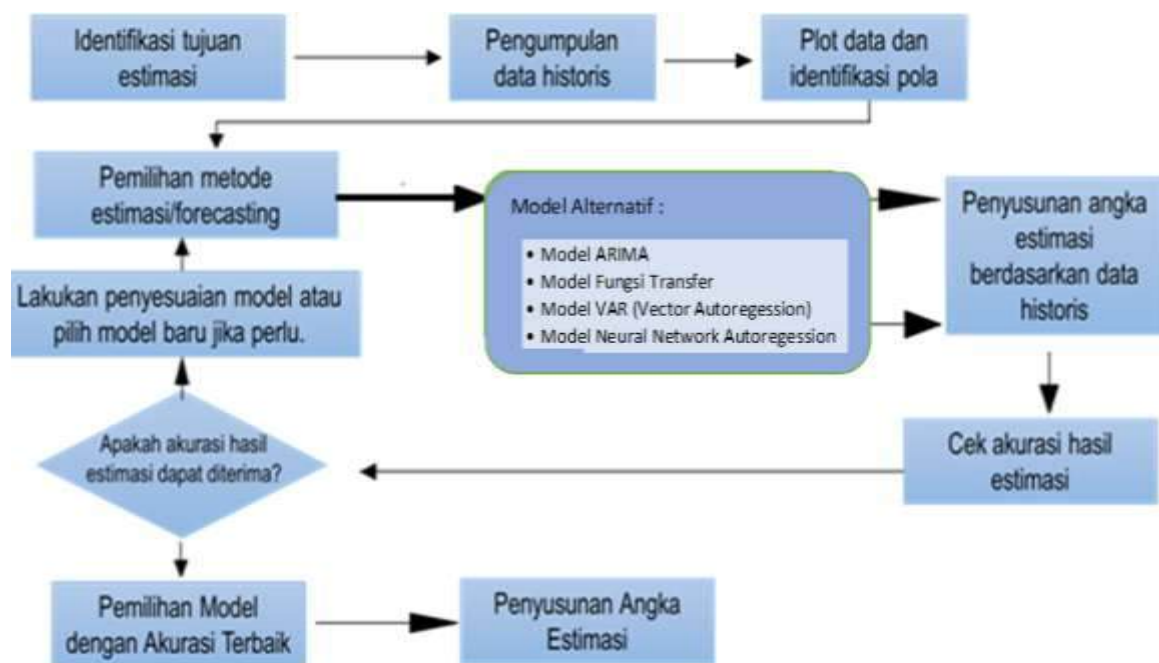
Pada analisis ini akan dikaji metode ARIMA, Fungsi Transfer, Model VAR dan Model Neural Network dalam melakukan pemodelan dan peramalan produksi tembakau nasional.

Oleh karenanya, tujuan dari disusunnya analisis ini adalah:

- Melakukan analisis dan peramalan data luas areal tembakau nasional menggunakan model ARIMA, Fungsi Transfer, VAR, dan Neural Network.
- Membandingkan ketiga metode tersebut dalam menghasilkan ramalan data produksi tembakau.
- Menentukan metode terbaik dalam meramal data produksi tembakau nasional.

Kerangka Konsep

Analisis ini bertujuan untuk mencari metode alternatif dalam penyusunan angka estimasi data perkebunan khususnya produksi tembakau sehingga diharapkan model alternatif tersebut memiliki akurasi yang lebih baik. Metode yang digunakan selama ini dengan *Single Exponential Smoothing (SES)* atau *Double Exponential Smoothing (DES)* merupakan model univariate, atau hanya ada satu variabel tunggal untuk mengestimasi yaitu variabel itu sendiri, dalam kasus ini variabel produksi tembakau. Untuk komoditas perkebunan yang berorientasi ekspor, atau sebagian besar produksinya untuk ekspor seperti tembakau, tembakau, kelapa sawit, kopi, dan kakao, ada dugaan bahwa produksinya tidak hanya dipengaruhi oleh pola produksi data historis, tetapi juga dipengaruhi oleh variabel lain seperti fluktuasi harga komoditas di pasar dunia, permintaan ekspor, nilai tukar rupiah, atau variabel lainnya. Berdasarkan pemikiran tersebut maka perlu dilakukan pengujian melalui alternatif model lain, khususnya model multivariate.



Gambar 1. Kerangka Konsep Pemodelan Produksi Tembakau

Berdasarkan Gambar 1, tahapan yang akan dilakukan adalah melakukan pengumpulan data series produksi tembakau, harga tembakau dunia, volume ekspor dan impor tembakau. Data yang telah dikumpulkan adalah data series tahun 1970 – 2023, selanjutnya dilakukan plot data untuk melihat pola data produksi, dan variabel lainnya. Analisis pemodelan estimasi berdasarkan model empat model alternatif yaitu Arima, Fungsi Transfer, Model VAR, dan Model Neural Network. Setiap model alternatif, dilakukan pengujian akurasi hasil estimasi berdasarkan data training dan data testing. Model yang terbaik diantara model yang diujikan adalah model yang memiliki MAPE yang terkecil untuk data training dan data testing. Pengujian terutama membandingkan MAPE data testing, karena model yang memiliki MAPE data testing terkecil, akan memiliki hasil estimasi dengan akurasi yang lebih tinggi.

METODOLOGI

Sumber Data

Data yang digunakan dalam kajian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik dan Direktorat Jenderal Perkebunan. Data-data tersebut terdiri dari variabel produksi tembakau, luas areal tembakau, volume ekspor tembakau, volume impor tembakau dari tahun 1975 hingga tahun 2023. Data tahun 1975 sampai tahun 2017 digunakan untuk membangun model (data training) sedangkan data tahun 2018 sampai tahun 2023 digunakan untuk validasi model (data testing). Untuk variabel harga tembakau dunia tahun 1975 – 2023 bersumber dari World Bank.

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, impor dan ekspor data dalam berbagai format, dan lain-lain.

Tinjauan Pustaka

Metode statistik yang digunakan dalam peramalan ini menggunakan peubah tunggal (*univariate*) maupun peubah ganda (*multivariate*). Model yang digunakan antara lain ARIMA (*Auto Regressive Integrated Moving Average*), Model Fungsi Transfer dan VAR (*Vector Autoregression*).

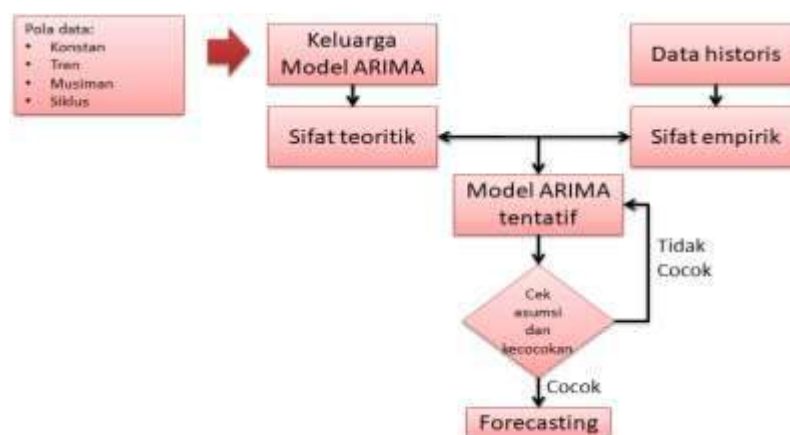
a. ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

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 2. 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 lampau. 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 <i>time series</i> sebagai variable dependen pada waktu ke-t
Y_{t-p}	= data <i>time series</i> pada kurun waktu ke (t-p)
μ	= suatu konstanta
$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p$	= 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.

Analisis Diagnostik Model ARIMA

Proses diagnostik dilakukan untuk memeriksa kelayakan model (goodness-of-fit) sebelum model tersebut digunakan sebagai alat peramalan. Model dikatakan layak apabila nilai aktual dapat didekati dengan baik oleh pendugaan dari model atau dengan kata lain pemeriksaan model ini dapat distandarkan kepada galat atau dikenal dengan nama analisis sisaan (galat).

Dalam pemodelan ARIMA beberapa diagnostik model dapat dilakukan (Cryer, 1991):

- a. Analisis sisaan: pada dasarnya untuk memeriksa asumsi yang mendasari model khususnya mengenai *white noise* (ingar putih) a_t , dimana a_t menyebar saling bebas identik dengan sebaran normal $E(a_t)=0$ dan $V(a_t)=\sigma_a^2$
- b. Pemeriksaan kelayakan model ARIMA
 1. Uji Portmanteau untuk ARIMA (p, d, q)

$$Q = n \sum_{k=1}^K \hat{r}_k^2$$

$$\hat{r}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (\hat{a}_t - \bar{a})(\hat{a}_{t+k} - \bar{a})}{\sum_{t=1}^n (\hat{a}_t - \bar{a})^2}, \bar{a} = 0$$

r_k merupakan fungsi autokorelasi galat.

Jika n besar $Q \sim \chi^2_{(\alpha; db=k-p-q)}$

H_0 : Model layak (a_t bebas atau tidak berkorelasi)

H_1 : Model tidak layak (a_t berkorelasi)

Kaidah keputusan :Jika $Q > \chi^2_{(\alpha; db=k-p-q)}$ maka tolak H_0 .

2. Uji Modified Box-Pierce (Ljung-Box-Pierce)

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{r}_k^2}{n-k}$$

Penyempurnaan dari metode di atas.

Hipotesis dan metode keputusan sama dengan metode Portmanteau.

c. Overparameterisasi (*overfitting*)

Pada identifikasi model misalnya diperoleh model ARIMA (1, 0, 0) kemudian dilakukan pendugaan parameter terhadap model tersebut. Selanjutnya dilakukan *overfitting* menggunakan ARIMA (2, 0, 0) :

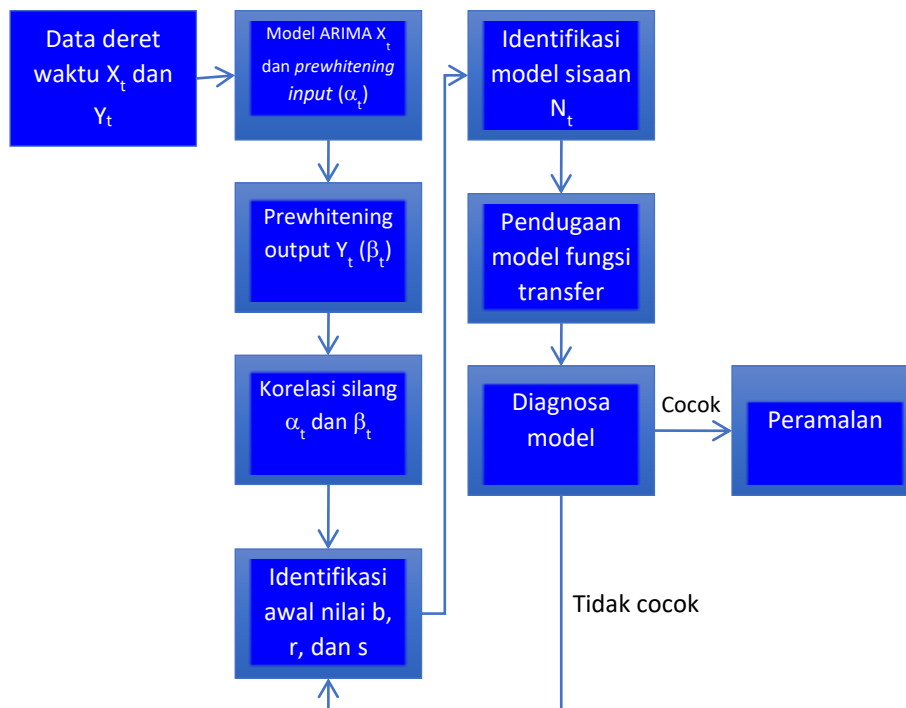
$$\hat{Z}_t = \hat{\varepsilon}_0 + \hat{\phi}_1 Z_{t-1} + \hat{\phi}_2 Z_{t-2}$$

Uji dengan menggunakan uji t untuk $\hat{\phi}_2$, jika $\hat{\phi}_2$ tidak berbeda nyata dengan nol maka model yang dipilih adalah ARIMA (1,0,0).

Model Fungsi Transfer

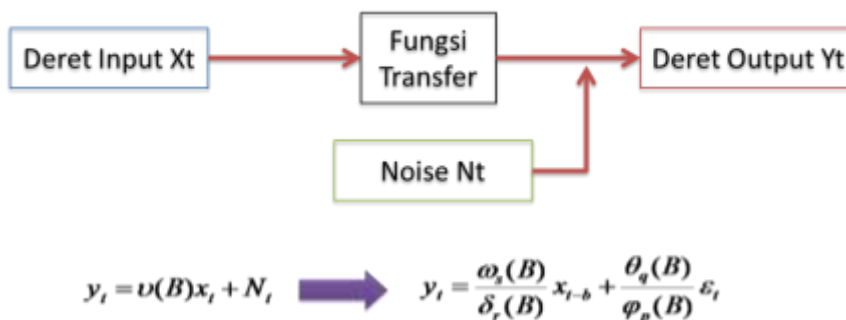
Model fungsi transfer adalah suatu model yang menggambarkan nilai dari prediksi masa depan dari suatu deret berkala (disebut deret output atau Y_t) didasarkan pada nilai-nilai masa lalu dari deret itu sendiri (Y_t) dan didasarkan pula pada satu atau lebih deret berkala yang berhubungan (disebut deret 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 (Wei, 1994).



Gambar 3. Langkah-langkah melakukan pemodelan Fungsi Transfer

Model umum Fungsi Transfer:



dimana:

- 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 : ordo AR bagi *noise* N_t
- q : ordo MA bagi *noise* N_t

$$\omega_s(B) = (\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2 - \dots - \omega_s B^s)$$

$$\delta_r(B) = (\delta_0 - \delta_1 B - \delta_2 B^2 - \dots - \delta_r B^r)$$

$$\Phi_p(B) = (\Phi_0 - \Phi_1 B - \Phi_2 B^2 - \dots - \Phi_p B^p)$$

$$\theta_q(B) = (\theta_0 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$$

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 (1980) 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):

- a. Kemudahan dalam penggunaan, tidak perlu mengkhawatirkan tentang penentuan peubah endogen dan peubah eksogen.
- b. Kemudahan dalam estimasi, metode *Ordinary Least Square* (OLS) dapat diaplikasikan pada tiap persamaan secara terpisah.
- c. *Forecast* atau peramalan yang dihasilkan pada beberapa kasus ditemukan lebih baik daripada yang dihasilkan oleh model persamaan simultan yang kompleks.
- d. 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 *atheoretical* 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*.

Model Neural Network

Neural Network ini mewakili *Deep Learning* dalam menggunakan *Artificial Intelligence*. Selain itu, Neural Networks dapat diartikan juga sebagai seperangkat algoritma yang dirancang untuk mengenali sebuah pola dengan meniru otak manusia dan dapat menafsirkan data sensorik melalui pelabelan atau pengelompokkan data yang masih mentah. Pola yang dapat dikenali oleh Neural Network adalah numerik yang ada pada vektor dan semua data yang ada baik itu gambar, suara, teks atau waktu. Namun, semua data tersebut perlu diterjemahkan terlebih dahulu.

Dalam *Deep Learning* terdapat tiga jenis *Neural Network* yang membentuk dasar bagi sebagian besar model yaitu *Artificial Neural Networks* (ANN), *Convolutional Neural Networks* (CNN), dan *Recurrent Neural*

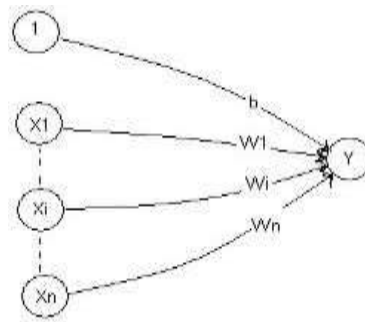
Networks (RNN). Pada analisis model ini adalah model Neural Network untuk peramalan data deret waktu dengan menggunakan *Artificial Neural Networks* (ANN).

Artificial Neural Network (ANN) atau Jaringan Saraf Tiruan merupakan salah satu *Neural Network* yang paling umum dikenal dan diartikan sebagai pemodelan kompleks yang dapat memprediksi bagaimana ekosistem merespon perubahan variabel lingkungan dengan terinspirasi oleh cara kerja sistem saraf biologis, khususnya pada sel otak manusia dalam memproses informasi. *Artificial Neural Network* ini memiliki kemampuan yang luar biasa untuk mendapatkan informasi dari data yang rumit atau tidak tepat sehingga permasalahan yang tidak terstruktur dan sulit didefinisikan dapat diatasi. Namun, *Artificial Neural Network* juga memiliki kelemahan dimana adanya ketergantungan terhadap hardware dan tidak efektif jika digunakan untuk melakukan operasi-operasi numerik dengan presisi tinggi dan membutuhkan pelatihan dalam waktu yang lama jika jumlah data yang diolah besar.

Tiap penghubung diasosiasikan dengan sebuah nilai bobot (w). Seperti pada sebuah sinapsis, nilai bobot menentukan derajat pengaruh dari sebuah neuron ke neuron yang lainnya. Pengaruh dari sebuah neuron ke neuron yang lainnya merupakan hasil kali dari nilai keluaran dari neuron-neuron yang masuk ke neuron (x) dengan nilai bobot (w) yang menghubungkan neuron-neuron tadi.

Tiap neuron dikombinasikan dengan sebuah fungsi aktivasi yang berfungsi sebagai penghubung dari penjumlahan semua nilai masukan dengan nilai keluarannya. Keluaran dari neuron inilah yang nantinya akan menentukan apakah sebuah neuron itu aktif atau tidak.

Arsitektur sederhana dalam jaringan syaraf tiruan terdiri dari satu layer input unit (yang jumlah neuronnnya sesuai dengan banyaknya jumlah komponen dari data yang ingin dikenali) dan satu output unit.



Gambar 4. Struktur Artificial Neural Network

Pembelajaran dengan perceptron memiliki asumsi bahwa prosedur pembelajaran terbukti untuk mengarahkan bobot menjadi konvergen. Perbedaan mendasar dengan Hebb net adalah pada perceptron terdapat error pada input pattern yang dilatihkan, maka bobot akan berubah sesuai dengan formula :

$$w_i(\text{new}) = w_i(\text{old}) + \alpha x_i$$

Jika tidak terdapat error maka nilai bobot tidak akan berubah, atau dengan kata lain bahwa bobot hanya berubah mengikuti kondisi tertentu.

Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Untuk menguji kebaikan suatu model ada beberapa kriteria yang digunakan. Pada buku pedoman teknis ini kriteria yang digunakan adalah MAPE. Model time series/arima, model regresi, model fungsi transfer, dan model VAR dapat digunakan untuk melakukan estimasi variabel untuk beberapa tahun ke depan. Untuk model *time series* baik analisis ARIMA, model regresi, model fungsi transfer, dan model VAR, ukuran kelayakan model berdasarkan nilai kesalahan dengan menggunakan statistik MAPE (*mean absolute percentage error*) atau kesalahan persentase absolut rata-rata yang diformulasikan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right| \cdot 100$$

.....(8)

Dimana : X_t adalah data aktual

F_t adalah nilai ramalan.

Semakin kecil nilai MAPE maka model yang diperoleh semakin baik, karena makin mendekati nilai aktual.

Sumber Data

Data yang digunakan untuk analisis ini bersumber dari Ditjen. Perkebunan, Kementerian Pertanian, meliputi data : produksi tembakau dalam bentuk daun kering satuan ton tahun 1975 – 2023, luas areal tembakau satuan hektar tahun 1975 – 2023, volume ekspor dan impor tembakau nasional satuan ton tahun 1975 – 2023. Disamping itu juga ada data harga tembakau dunia yang bersumber dari World Bank, tahun 1975 – 2023.

Keterbatasan /limitation

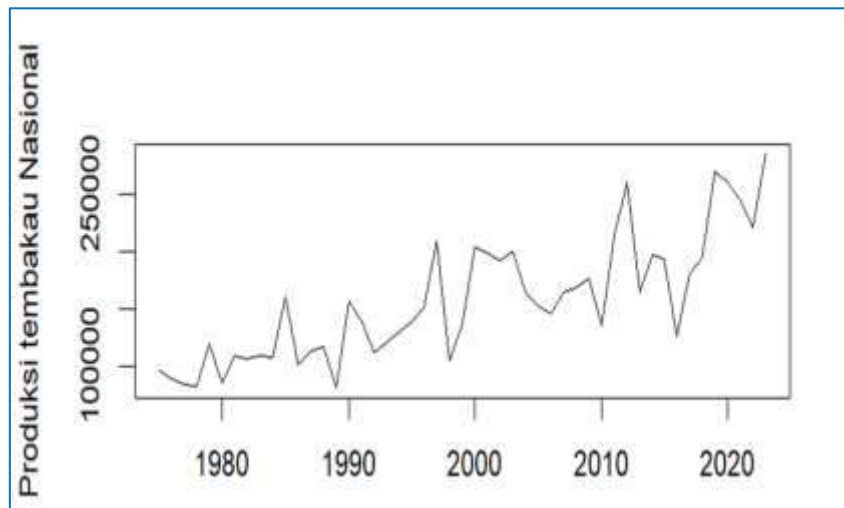
Pemodelan produksi tembakau ini masih mengabaikan faktor alam yang mempengaruhi produksi tembakau seperti curah hujan, jumlah hari hujan, lama penyinaran matahari, yang datanya cukup beragam antar wilayah. Demikian juga untuk faktor input seperti penggunaan pupuk dan penggunaan tenaga kerja, series datanya masih sulit diperoleh.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Model estimasi untuk penyusunan produksi tembakau terdiri dari Model Arima, Fungsi Transfer, *Vector Autoregression* (VAR), dan *Neural Network*. Untuk menguji mana yang terbaik di antara keempat model tersebut menggunakan perbandingan MAPE data training dan data testing. Model terbaik adalah model yang memiliki MAPE terkecil baik untuk data training maupun data testing.

Model ARIMA

Eksplorasi data produksi tembakau nasional dalam bentuk daun kering berupa data tahunan dari tahun 1975 sampai 2023, seperti yang terlihat pada Gambar 3. Pada Gambar 3 terlihat produksi tembakau pada tahun 1975 sebesar 95,67 ribu ton, produksi tembakau trednya naik terus naik secara perlahan, meskipun terjadi fluktuasi tetapi cenderung naik sehingga pada tahun 1990 produksi tembakau mencapai 156,43 ribu ton. Setelah tahun 1990 pertumbuhan produksi cenderung terus berfluktuasi, namun pertumbuhan produksi tembakau tahun 1990 – 2000 rata-rata produksi naik sebesar 14,74%/tahun. Pada tahun 2001 sampai 2005 produksi tembakau nasional cenderung cenderung turun dengan laju 5,27%/tahun, dengan tingkat produksi antara 150 – 200 ribu ton. Setelah tahun 2005 produksi tembakau cenderung masih terus berfluktuasi, jika tahun 2005 produksi tembakau sebesar 153 ribu ton, maka tahun 2023 produksi tembakau sudah menurun menjadi 286 ribu ton, atau rata-rata pertumbuhan 2005 – 2023 naik sebesar 6,53%/tahun atau lebih rendah pertumbuhannya dibandingkan periode sebelumnya. Fluktuasi produksi tembakau diduga kuat dipengaruhi oleh harga tembakau tingkat dunia, factor iklim dan permintaan tembakau baik untuk kebutuhan domestik maupun ekspor. Berdasarkan Gambar 5 juga bisa terlihat bahwa data cenderung terus meningkat meskipun terjadi fluktuasi, sehingga data belum stasioner karena masih mengalami perubahan seiring perubahan waktu.



Gambar 5. Perkembangan Produksi Tembakau Nasional Tahun 1975 – 2023

Dalam melakukan pemodelan produksi tembakau menggunakan model *Autoregressive Integrated Average* (ARIMA), data yang digunakan adalah periode tahun 1975 sampai 2023. 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 1975 sampai 2017, sementara dataset testing adalah periode 2018 sampai 2023 (6 titik). Dataset training digunakan untuk melakukan penyusunan model, sementara dataset testing digunakan untuk validasi model.

Uji kestasioneran data seperti yang disyaratkan apabila melakukan pemodelan ARIMA dilakukan secara visual menggunakan hasil plot data maupun uji formal statistik. Gambar 3 menunjukkan tidak ada fluktuasi yang muncul secara regular setiap bulannya, sehingga dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner atau nilai rata-rata dan varian dari data time series tembakau mengalami perubahan secara stokastik sepanjang waktu atau sebagian ahli menyatakan rata-rata dan variannya belum konstan (Narchrowi dan Hardius Usman, 2006).

Tabel 1. Hasil Uji Augmented Dickey-Fuller Produksi Tembakau

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####
value of test-statistic is: -4.6749 7.7763 11.0554
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
```

Hal ini diperkuat oleh hasil uji formal statistik yaitu dengan uji Augmented Dickey-Fuller yang mengindikasikan bahwa data produksi tembakau adalah belum stasioner, terlihat dari hasil uji tes statistik sebesar $-4,68$ sementara nilai kritis pada tingkat kepercayaan $95\% = -4,15$ (nilai tau3) atau lebih besar dari nilai uji statistik sehingga H_0 ditolak, atau data produksi tembakau sudah stationer. Oleh karena itu, selanjutnya data produksi tembakau bisa digunakan langsung digunakan atau dilakukan pembedaan (differencing) satu kali.

Tabel 3. Model Arima Tentatif Poduksi Tembakau Berdasarkan Automodel

```

Series: train[, "Produksi"]
ARIMA(2,1,0)

Coefficients:
          ar1      ar2
      -0.5978  -0.4838
s.e.    0.1346   0.1354

sigma^2 = 1.076e+09: log likelihood = -495.66
AIC=997.32  AICC=997.95  BIC=1002.54

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE
Training set 3601.865 31643.76 24203.27 -0.5078017 16.39156

```

Pengamatan secara visual pada plot ACF dan PACF sulit menentukan orde ARIMA, setelah dilakukan run model dengan menggunakan *auto arima* maka orde ARIMA yang disarankan adalah ARIMA (2,1,0), artinya model ARIMA tentatif terbaik untuk melakukan estimasi produksi tembakau nasional adalah untuk orde AR nilai $p=2$, untuk orde MA nilai $q=0$, dan difference $d=1$. Berdasarkan Tabel 3 dengan menggunakan ARIMA (2,1,0) maka untuk data training, akan menghasilkan MAPE = 16,39% artinya data berdasarkan model arima akan menyimpang hasil estimasi rata-rata sekitar -16,39% sampai +16,39% dari data aktual. Untuk data testing menghasilkan MAPE 30,17%, jadi rata-rata penyimpangan untuk meramal sebesar 30,17% atau relatif masih tinggi.

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. Setelah dilakukan pemilihan model metode terbaik tetap pada *differencing 1*. Model tentatif pertama menurut metode ini adalah ARIMA (2,1,0) menghasilkan nilai sbc paling kecil yaitu sebesar 881,2 model tentative kedua ARIMA (3,1,0) dan seterusnya seperti pada Tabel 4.

Tabel 4. Model Arima Tentatif Berdasarkan Arima Selection Differencing 1

	p	q	sbc
[1,]	2	0	881.2036
[2,]	3	0	885.8687
[3,]	5	0	887.1532
[4,]	4	0	887.4307
[5,]	1	0	888.3339
[6,]	0	0	891.6116
[7,]	0	1	893.0755
[8,]	2	1	893.1014
[9,]	3	1	896.0340
[10,]	1	1	896.4340

Metode *Arima selection* juga digunakan untuk mencari model Arima terbaik pada Differencing 2. Pada metode ini akan dikeluarkan beberapa model tentatif terbaik. Model tentatif pertama menurut metode ini adalah ARIMA (5,2,0) menghasilkan nilai sbc paling kecil yaitu sebesar 881,9 model tentative kedua ARIMA (2,2,0) dan seterusnya seperti pada Tabel 5. Jika dilihat perbandingan nilai sbc sepertinya model Arima dengan differencing 1 hampir sama, karena menghasilkan sbc yang tidak berbeda secara signifikan.

Tabel 5. Model Arima Tentatif Berdasarkan Arima Selection Differencing 2

	p	q	sbc
[1,]	5	0	881.8882
[2,]	2	0	882.4434
[3,]	3	0	883.1860
[4,]	4	0	884.9690
[5,]	2	1	890.7850
[6,]	5	1	892.8623
[7,]	4	1	894.3319
[8,]	3	1	894.3816
[9,]	2	2	896.1608
[10,]	5	2	896.5222

Untuk menghasilkan model tentative terbaik dari sepuluh kombinasi order ARIMA pada differencing 1, dan sepuluh kombinasi order ARIMA pada differencing 2, maka pemilihan model tentative yang terbaik harus dibandingkan koefisien MA dan AR apakah signifikan atau tidak. Disamping itu dilakukan pengujian MAPE untuk data training dan data testing. Model ARIMA terbaik adalah jika MAPE data training dan data testing terkecil. Hasil pengolahan perbandingan MAPE dan signifikansi koefisien seperti terlihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Pengujian Signifikansi Koefisien dan MAPE untuk Model ARIMA

Model	Koefisien Signifikan	Koefisien Tidak Signifikan	MAPE Training	MAPE Testing
Differencing 1				
ARIMA (2,1,0)	ar1 ar2	-	16,391	30,175
ARIMA (3,1,0)	ar1 ar2	ar3	16,430	30,262
ARIMA (1,1,1)	ma1	ar1	15,623	27,312
ARIMA (0,1,1)	ma1	-	15,599	27,405
Differencing 2				
ARIMA (2,2,1)	ar1 ar2 ma1	-	16,626	26,829
ARIMA (3,2,1)	ar1 ar2 ma1	ar3	16,660	26,998
ARIMA (2,2,2)	ar1 ar2 ma1	ma2	16,676	27,305

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 6 maka model tentative terbaik untuk differencing 1 peramalan Produksi Tembakau adalah ARIMA (1,1,1) dengan komponen ma1 signifikan, dan komponen ar2 belum signifikan. Model ARIMA (0,1,1) juga model tentative terbaik karena ma1 signifikan. Hasil pengujian keakuratan model dalam melakukan peramalan, ARIMA (1,1,1) menghasilkan MAPE data training relatif kecil yaitu sebesar 15,26% dan MAPE data testing sebesar 27,31%. Sedangkan ARIMA (0,1,1) menghasilkan MAPE Training 15,60% dan MAPE testing hampir sama yaitu sebesar 27,40%.

Untuk model tentatif pada Differencing 2 yang terbaik adalah ARIMA (2,2,1) karena menghasilkan semua komponen ar1, ar2 dan ma1 yang signifikan, serta hasil pengujian MAPE menghasilkan MAPE data training 16,62% dan data testing 26,83% seperti terlihat pada Tabel 6.

Model ARIMA (1,1,1)

Selanjutnya dilakukan pengujian model tentative ARIMA (1,1,1) apakah koefisien sudah signifikan dan bagaimana perbandingan data training dan data testing. Untuk model ARIMA (1,1,1) koefisien ar1 sebesar 0,0211 dan koefisien ini tidak signifikan, koefisien ma1 sebesar -0,736 signifikan pada tingkat kepercayaan 99,9%, sehingga model ARIMA (1,1,1) layak digunakan (Tabel 7).

Tabel 7. Uji Koefisien Model Arima (1,1,1)

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

Coefficients:
      ar1      ma1
      0.0212  -0.7360
s.e.    0.1905   0.1154

sigma^2 = 1.11e+09; log likelihood = -496.32
AIC=998.65   AICC=999.28   BIC=1003.86

> lmtest::coeftest(model14) ## 1 signif

z test of coefficients:
      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1  0.021189   0.190536   0.1112   0.9115
ma1 -0.735965   0.115422  -6.3763 1.814e-10 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Tabel 8. Perbandingan MAPE untuk ARIMA (1,1,1)

```

Time Series:
Start = 44
End = 49
Frequency = 1
[1] 176466.0 176366.9 176364.8 176364.8 176364.8 176364.8

> accuracy(ramalan_Arima,test[, "Produksi"]) ## MAPE Train 15.62 & Test 27.31

```

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Training set	7143.659	32132.60	23426.05	1.695014	15.62339
Test set	70297.151	76619.09	70297.15	27.312918	27.31292

	MASE	ACF1
Training set	0.7996856	-0.06638824
Test set	2.3997057	NA

Setelah dilakukan pengujian koefisien model untuk ARIMA (1,1,1) ternyata komponen ma_1 signifikan, maka dilakukan pengujian MAPE untuk data training dan data testing. Hasil menunjukkan jika menggunakan model ARIMA (1,1,1) akan menghasilkan data training sebesar 15,6%. Setelah dilakukan pengujian dengan cara meramal 6 tahun kedepan yaitu tahun 2018 – 2023, maka hasil ramalan atau data testing menghasilkan MAPE 27,3%. Hal ini menunjukkan bahwa model ARIMA (1,1,1) jika digunakan untuk peramalan maka rata-rata hasil ramalan hanya menyimpang dengan nilai mutlak 27,3%.

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 9. Uji Sisaan LJung Box Model Arima (1,1,1)

lags	statistic	df	p-value
5	6.822065	5	0.23421346
10	11.292704	10	0.33517304
15	27.827260	15	0.02267568
20	37.037234	20	0.01158231
25	43.073280	25	0.01373986
30	48.838403	30	0.01632399

Selanjutnya dilakukan pengepasan model untuk seluruh data. Untuk Model ARIMA (1,1,1) koefisien ar_1 sebesar 0,111, dan koefisien ma_1 = -0,693. Jika melakukan run model ARIMA (1,1,1) untuk seluruh data yaitu dari tahun 1975 – 2023 maka akan dihasilkan MAPE sebesar 15,92%. Hal ini menunjukkan bahwa antara data estimasi dengan data actual akan berbeda rata-rata berkisar antara -15,92% sampai +15,92%. Untuk metode estimasi dengan bias masih dibawah 20% dianggap masih cukup baik dan akurat.

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

```

Series: tembakau[, "Produksi"]
ARIMA(1,1,1)

Coefficients:
      ar1      ma1
    0.1108  -0.6932
s.e.  0.2029   0.1387

sigma^2 = 1.282e+09: log likelihood = -570.66
AIC=1147.33  AICc=1147.87  BIC=1152.94

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE
Training set 9141.622 34693.49 25583.66 2.067226 15.92807

```

Tabel 11. Ouput Peramalan Model Arima (1,1,1) untuk Produksi Tembakau

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
2024	252562.1	206673.7	298450.6	182381.8	322742.4
2025	248800.8	199072.6	298529.1	172748.1	324853.6
2026	248384.1	196083.7	300684.5	168397.5	328370.7
2027	248337.9	193682.2	302993.6	164749.2	331926.6
2028	248332.8	191429.3	305236.3	161306.4	335359.2
2029	248332.2	189267.5	307396.9	158000.6	338663.9

Dengan menggunakan model ARIMA (1,1,1) menghasilkan angka estimasi produksi tembakau untuk 5 tahun ke depan. Hasil Estimasi dengan model ARIMA ini pada tahun 2024 produksi tembakau nasional sebesar 252,6 ribu ton atau turun 11,85% dibandingkan ATAP 2023. Pada tahun 2025 produksi tembakau diestimasi akan turun sebesar 1,49% menjadi 248,80 ribu ton. Pada tahun 2026 juga menunjukkan produksi tembakau nasional mengalami penurunan sebesar 0,17% dan tetapi tahun 2027 kembali sedikit turun sebesar 0,02%. Sementara pada tahun 2028 produksi tembakau cenderung tetap menjadi 248,33 ribu ton.

Jika dibandingkan pertumbuhan produksi tembakau selama 5 tahun terakhir (tahun 2019 -2023) dengan menggunakan Angka Tetap rata-rata produksi tembakau naik sebesar 2,57% per tahun, sementara hasil estimasi lima tahun kedepan (2024 – 2028) rata-rata pertumbuhan turun sebesar 2,71% per tahun atau lebih rendah dari data historisnya. Hal ini terjadi karena beberapa tahun terakhir harga tembakau dunia masih fluktuatif, sehingga masih ada pertumbuhan atau penurunan produksi meskipun kecil, jika harga tembakau dunia meningkat maka pertumbuhan produksi tembakau diduga akan lebih besar.

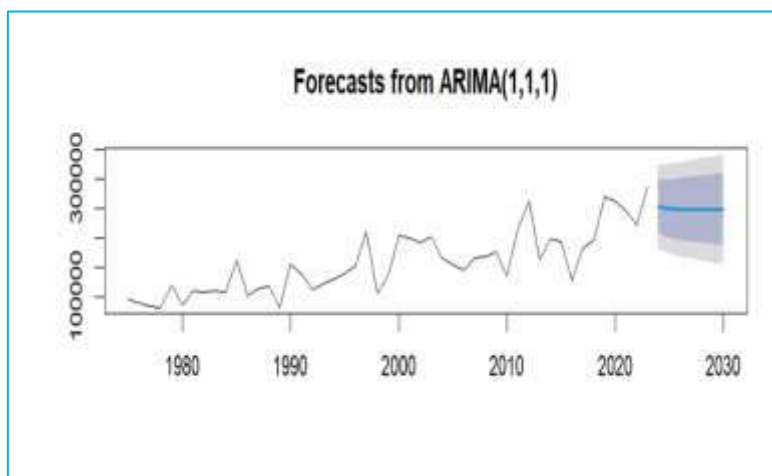
Tabel 12. Hasil Estimasi Produksi Tembakau dengan Model ARIMA (1,1,1)

Tahun *)	Estimasi Produksi (Ton) **)	Pertumbuhan (%)
2022	221.925	
2023	286.510	29,10
2024	252.562	(11,85)
2025	248.800	(1,49)
2026	248.384	(0,17)
2027	248.337	(0,02)
2028	248.332	(0,00)
Rata-rata pertumbuhan 2024 - 2028		(2,71)

*) Tahun 2022 - 2023 Angka Tetap Ditjen Perkebunan

**) Tahun 2024 - 2028 Hasil Estimasi berdasarkan Model ARIMA (1,1,1)

Pada Gambar 7 terlihat pada tahun pertama hasil estimasi atau tahun 2024, produksi tembakau turun 11,85%, kemudian naik kembali tahun 2025, kembali turun secara perlahan di tahun 2026 sampai tahun 2028. Namun secara keseluruhan pada tahun 2024 – 2028 produksi tembakau cenderung turun secara perlahan, dengan pertumbuhan 2,71%/tahun.



Gambar 7. Hasil Estimasi Produksi Tembakau Tahun 2024 – 2029 Model Arima (1,1,1)

Model ARIMA (2,2,1)

Model tentative yang kedua adalah ARIMA (2,2,1). Selanjutnya dilakukan pengujian model tentative ARIMA (2,2,1) apakah koefisien sudah signifikan dan bagaimana perbandingan data training dan data testing. Untuk model ARIMA (2,2,1) koefisien ar1 sebesar -0,591, ar2=-0,480 dan ma1=-1,00 semua signifikan pada tingkat kepercayaan 99% (Tabel 13).

Tabel 13. Uji Koefisien Model Arima (2,2,1)

```
Series: train[, "Produksi"]
ARIMA(2,2,1)

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1
-0.5913  -0.4805  -1.000
s.e.    0.1361   0.1372   0.076

sigma^2 = 1.117e+09; log likelihood = -486.64
AIC=981.28  AICc=982.39  BIC=988.13

> lmtest::coeftest(model17) ## 3 signif

z test of coefficients:
      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1 -0.591265   0.136051  -4.3459 1.387e-05 ***
ar2 -0.480469   0.137166  -3.5028 0.0004603 ***
ma1 -0.999987   0.076047 -13.1496 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Tabel 14. Perbandingan MAPE untuk ARIMA (2,2,1)

```
Time Series:
Start = 44
End = 49
Frequency = 1
[1] 185136.2 160576.4 177124.7 183086.6 175556.7 181090.4

> accuracy(ramalan_Arima,test[, "Produksi"]) ## MAPE Train 16.62 & Test 26.82

      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE
Training set -778.6288 31416.73 24168.40 -3.315925 16.62612
Test set     69583.9852 77689.49 69583.99 26.829767 26.82977
```

Setelah dilakukan pengujian koefisien model untuk ARIMA (2,2,1) ternyata komponen ar1, ar2, dan ma1 signifikan, maka dilakukan pengujian MAPE untuk data training dan data testing. Hasil menunjukkan jika menggunakan model ARIMA (2,2,1) akan menghasilkan data training sebesar 16,63%. Setelah dilakukan pengujian dengan cara meramal 6 tahun kedepan yaitu tahun 2018 – 2023, maka hasil ramalan atau data testing menghasilkan MAPE 26,82%. Hal ini menunjukkan bahwa model ARIMA (2,2,1) jika digunakan untuk peramalan maka rata-rata hasil ramalan hanya menyimpang dengan nilai mutlak 26,82%.

Salah satu syarat kebaikan model ARIMA adalah sebaran sisaan LJung-Box. Hasil pengujian nilai p-value pada lag 5 sampai dengan lag 10 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 (2,2,1) layak digunakan.

Tabel 15. Uji Sisaan LJung Box Model Arima (2,2,1)

lags	statistic	df	p-value
5	3.99960	5	0.54947352
10	10.30597	10	0.41407183
15	26.10636	15	0.03691953
20	32.67616	20	0.03660526
25	38.08777	25	0.04535698
30	40.49908	30	0.09555420

Selanjutnya dilakukan pengepasan model untuk seluruh data. Untuk Model ARIMA (2,2,1) koefisien ar1 sebesar -0,496, ar2= -0,372, dan ma1=-0,999. Jika melakukan run model ARIMA (2,2,1) untuk seluruh data yaitu dari tahun 1975 – 2023 maka akan dihasilkan MAPE sebesar 16,25%. Hal ini menunjukkan bahwa antara data estimasi dengan data actual akan berbeda rata-rata berkisar antara -16,25% sampai +16,25%. Untuk metode estimasi dengan bias masih dibawah 20% dianggap masih cukup baik.

Tabel 16. Model Arima (2,2,1) untuk Seluruh Data

```

Series: tembakau[, "Produksi"]
ARIMA(2,2,1)

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1
    -0.4957  -0.3721  -0.9999
s.e.    0.1369   0.1348   0.0640

sigma^2 = 1.303e+09:  log likelihood = -561.12
AIC=1130.23  AICc=1131.18  BIC=1137.63

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 2294.318 34202.73 25395.71 -1.895749 16.25166 0.851565 -0.05128614

```

Tabel 17. Ouput Peramalan Model Arima (2,2,1) untuk Produksi Tembakau

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
2024	269982.4	223234.7	316730.1	198487.9	341476.9
2025	260920.0	208123.9	313716.1	180175.3	341664.6
2026	278335.5	222195.0	334475.9	192476.0	364194.9
2027	279849.2	215714.1	343984.3	181763.0	377935.4
2028	279393.8	209396.0	349391.6	172341.4	386446.2

Dengan menggunakan model ARIMA (2,2,1) menghasilkan angka estimasi produksi tembakau untuk 5 tahun ke depan. Hasil Estimasi dengan model ARIMA(2,2,1) ini pada tahun 2024 produksi tembakau nasional sebesar 269,98 ribu ton atau turun 5,77% dibandingkan ATAP 2023. Pada tahun 2025 produksi tembakau diestimasi akan turun sebesar 3,36% menjadi 260,92 ribu ton. Sebaliknya pada tahun 2026 juga menunjukkan produksi tembakau nasional kembali naik sebesar 6,67% dan demikian juga tahun 2027 naik kembali sebesar 0,54%. Sementara pada tahun 2028 produksi tembakau kembali sedikit turun sebesar 0,16% menjadi 279,39 ribu ton. Jika dibandingkan pertumbuhan produksi tembakau selama 5 tahun terakhir (tahun 2019 -2023) dengan menggunakan Angka Tetap rata-rata produksi tembakau naik sebesar 2.57% per tahun, sementara hasil estimasi lima tahun kedepan (2024 – 2028) rata-rata pertumbuhan sedikit turun sebesar 0,41% atau sejalan dengan data historisnya. Hal ini terjadi karena beberapa tahun terakhir harga tembakau dunia masih stabil, sementara pertumbuhan produksi tembakau nasional cenderung turun karena sebagian tanaman tembakau menjadi tanaman tua atau rusak, dan sebagian lain lahan tembakau dikonversi ke tanaman lain.

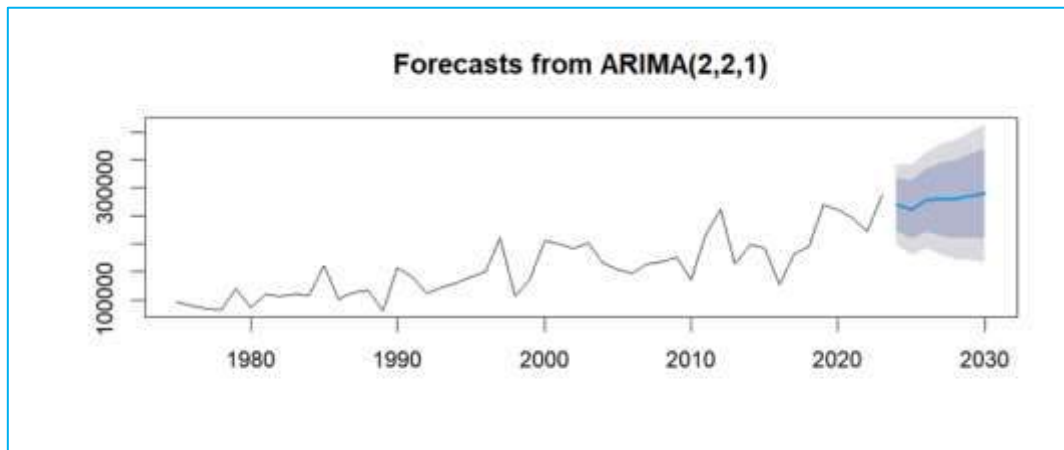
Tabel 18. Hasil Estimasi Produksi Tembakau dengan Model ARIMA (2,2,1)

Tahun *)	Estimasi Produksi (Ton) **)	Pertumbuhan (%)
2022	221.925	
2023	286.510	29,10
2024	269.982	(5,77)
2025	260.920	(3,36)
2026	278.335	6,67
2027	279.849	0,54
2028	279.393	(0,16)
Rata-rata pertumbuhan 2024 - 2028		(0,41)

*) Tahun 2022 - 2023 Angka Tetap Ditjen Perkebunan

**) Tahun 2024 - 2028 Hasil Estimasi berdasarkan Model ARIMA (2,2,1)

Pada Gambar 18 terlihat pada tahun pertama hasil estimasi atau tahun 2024, produksi tembakau turun perlahan 5,77%, karena tiga tahun sebelumnya mengalami penurunan yaitu tahun 2020,2021 dan 2022. Namun pada tahun 2025 kembali turun sebesar 3,36%, selanjutnya tahun 2026 – 2027 produksi tembakau cenderung kembali naik dengan kenaikan berkisar antara 0,54% sampai 6,67%. Namun secara keseluruhan tahun 2024 – 2028 produksi tembakau diestimasi akan turun sebesar 0,41% per tahun, karena kurangnya perawatan dan ada sebagian lahannya dikonversi untuk usaha lainnya.

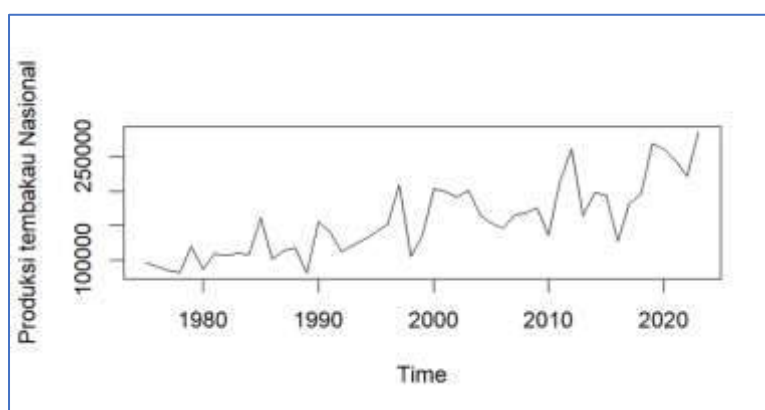


Gambar 8. Hasil Estimasi Produksi Tembakau Tahun 2024 – 2028 Model Arima (2,2,1)

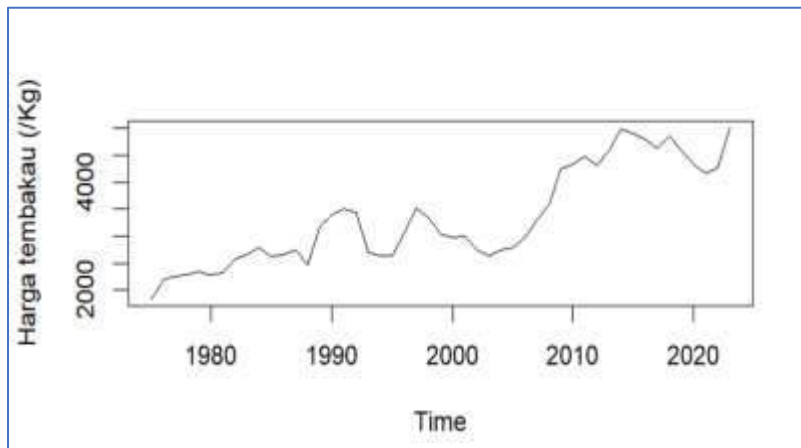
Model Fungsi Transfer

Model Estimasi Tembakau yang digunakan adalah model Fungsi Transfer dengan peubah output produksi tembakau, dan peubah input harga tembakau dunia. Data produksi tembakau bersumber dari Ditjen. Perkebunan, sementara data harga tembakau dunia bersumber dari World Bank.

Pada tahap pertama model fungsi transfer adalah eksplorasi variabel output (produksi) dan variabel input (data harga tembakau dunia). Eksplorasi data dilakukan dengan menampilkan plot data produksi maupun harga tembakau dunia. Berdasarkan plot data dapat diketahui pola data series 46 tahun yang akan digunakan untuk pemodelan. Berdasarkan Gambar 10 dan Gambar 11, terlihat bahwa terdapat data produksi tembakau nasional nasional memiliki tren meningkat dari tahun ke tahun meskipun pada 20 tahun terakhir produksi mengalami penurunan terutama 5 tahun terakhir cenderung turun seiring dengan penurunan harga tembakau dunia. Sedangkan harga tembakau dunia meskipun berfluktuasi tetapi cenderung terus meningkat sampai dengan tahun 2017. Harga Tembakau dunia cenderung turun pada sejak tahun 2018 sampai dengan tahun 2022, diduga akibat melemahnya ekonomi dunia akibat pandemi global Covid-19. Pada tahun 2023, harga tembakau dunia kembali meningkat. Produksi tembakau nasional maupun harga tembakau dunia terindikasi tidak stasioner berdasarkan plotnya.



Gambar 9. Plot Data Produksi Tembakau, 1975-2023



Gambar 10. Plot Data Harga Tembakau Dunia , 1975-2023

Tahapan penyusunan model Fungsi Transfer Produksi Tembakau dengan variable input harga Tembakau dunia adalah sebagai berikut :

- Pembagian series data awal menjadi series data *training* dan *testing*
- Pemeriksaan kestasioneran
- Pencarian model tentatif untuk variabel input
- Prewhitening* dan korelasi silang
- Pengepasan model
- Identifikasi model noise
- Pengepasan model
- Peramalan berbasis fungsi transfer

Data produksi Tembakau dan harga Tembakau dunia tahun 1975 - 2023 sebanyak 52 observasi akan dibagi menjadi series data training untuk periode 1975-2018 dan series data testing untuk periode 2019-2023.

Selanjutnya dilakukan uji kestasioneran data untuk data input X_t yaitu harga Tembakau dunia menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF).

Hipotesis pada uji ADF ini adalah:

H_0 : data tidak stasioner

H_1 : data stasioner

Tabel 19. Output uji Dickey Fuller untuk Harga Tembakau Dunia Tanpa Differencing

```
#####
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
#####
Value of test-statistic is: -2.3994 2.3863 2.9474
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
```

Nilai kritis 5% = -3,50 yang lebih kecil dari nilai test statistik (nilai tau3) taraf 5% = 2,38, baik untuk taraf 1%, 5% maupun 10% menunjukkan bahwa H_0 gagal ditolak, atau series data harga tembakau dunia belum stasioner. Oleh karena itu akan dilakukan pembedaan/differencing satu kali dan kemudian dilakukan uji ADF kembali.

Tabel 20. Output uji Dickey Fuller untuk Harga Tembakau Dunia Differencing 1

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

Value of test-statistic is: -7.9626

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

Uji ADF pada data yang telah dilakukan *differencing* satu kali menunjukkan bahwa nilai *test-statistic* yaitu -5,47 lebih kecil dari *critical values (tau1)* baik pada taraf 1%, 5% maupun 10%, menunjukkan bahwa H_0 ditolak yang berarti data harga tembakau dunia telah stasioner setelah *differencing* 1 kali.

Pencarian model tentatif variabel input harga Tembakau 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 tembakau dunia seperti pada Tabel 21.

Tabel 21. Output model Auto Arima untuk Harga Tembakau Dunia

```
Series: train.e[, "Price_tobc"]
ARIMA(0,1,0) with drift

Coefficients:
      drift
      66.3183
s.e.   40.4185

sigma^2 = 70287: log likelihood = -293.46
AIC=590.91  AICC=591.22  BIC=594.39

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 0.04129467 258.8782 188.1755 -0.3639248 5.937008 0.9338105 0.1889492
```

Berdasarkan pemilihan orde ARIMA menggunakan *automodel* menyarankan bahwa model terbaik untuk harga tembakau dunia adalah ARIMA (0,1,0) dengan MAPE 5,94%. Model ARIMA (0,1,0) hanya menunjukkan bahwa tidak ada pengaruh MA dan AR, model hanya ditentukan oleh faktor *Differencing* 1. Pada umumnya model ARIMA (0,1,0) akan menghasilkan data estimasi yang konstan atau sama untuk beberapa tahun ke depan. Meskipun model ARIMA (0,1,0) memiliki MAPE yang masih cukup kecil (di bawah 10%), tetap 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 Tembakau dunia.

Tabel 22. Output model Arima Selection untuk Harga Tembakau Dunia *Differencing* 1

```
p q      sbc
[1,] 0 2 465.9311
[2,] 0 3 468.1702
[3,] 0 0 468.7344
[4,] 1 2 469.5579
[5,] 1 0 470.7277
[6,] 1 3 471.8163
[7,] 0 4 471.9889
[8,] 2 2 472.6565
[9,] 3 2 473.5293
[10,] 2 0 475.1809
```

Hasil output R-Studio akan menunjukkan sepuluh model tentatif dimana idealnya model terbaik adalah model yang memiliki nilai SBC terkecil. Model ARIMA yang direkomendasikan ditunjukkan dari nilai p,d,q. Sebagai contoh model pertama dengan nilai p=0 dan q=2, karena data harga tembakau dunia telah dilakukan *differencing* satu kali berarti d=1, artinya model yang direkomendasikan adalah ARIMA (0,1,2). Dilakukan uji coba model tentative dimulai dari model yang paling sederhana yaitu ARIMA (1,1,0).

Untuk mengetahui apakah model ARIMA terbaik disamping berdasarkan nilai sbc, factor lain yang penting apakah koefisien dari ar atau ma signifikan atau tidak. Setelah dilakukan pengujian ada beberapa model tentative terbaik, model ARIMA (0,1,2) hanya koefisien ma1 signifikan. Pengujian model lainnya adalah ARIMA (0,1,3) tidak menghasilkan koefisien yang signifikan, model ARIMA (1,1,2) juga tidak menghasilkan satupun koefisien signifikan, selanjutnya ARIMA (1,1,3) tidak menghasilkan koefisien yang signifikan. Model kelima adalah ARIMA (1,1,0) menghasilkan komponen ar1 yang tidak signifikan. Setelah dilakukan pengujian terhadap 10 model tentative, maka model yang terbaik adalah ARIMA (2,1,2) menghasilkan koefisien ar1 ar2 signifikan, juga menghasilkan koefisien ma1 dan ma2 signifikan.

Tabel 23. Output model ARIMA (2,1,2) untuk Factor Input Harga Tembakau Dunia

```
Call:
arima(x = train.e[, "Price_tobc"], order = c(2, 1, 2))

Coefficients:
      ar1      ar2      ma1      ma2
    -0.5321  -0.6798  0.7318  1.0000
s.e.    0.1575   0.1383  0.0915  0.1456

sigma^2 estimated as 60068:  log likelihood = -292.32,  aic = 594.64

> lmtest::coefest(model6) # 4 nyata
z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1 -0.532076   0.157505  -3.3782 0.0007297 ***
ar2 -0.679763   0.138299  -4.9152 8.870e-07 ***
ma1  0.731817   0.091494   7.9985 1.260e-15 ***
ma2  0.999997   0.145645   6.8660 6.604e-12 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Call:
arima(x = train.e[, "Price_tobc"], order = c(2, 1, 2))

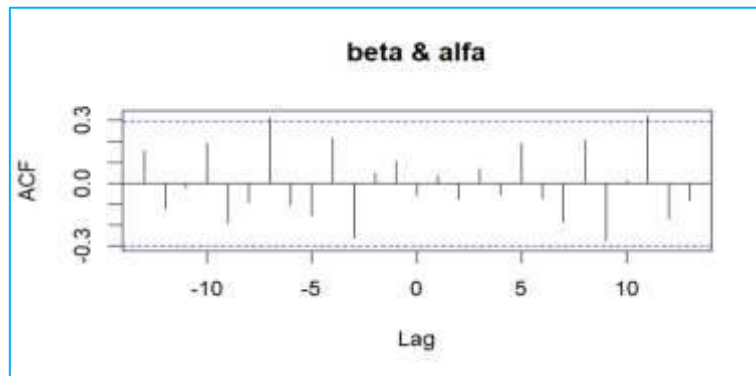
Coefficients:
      ar1      ar2      ma1      ma2
    -0.5321  -0.6798  0.7318  1.0000
s.e.    0.1575   0.1383  0.0915  0.1456

sigma^2 estimated as 60068:  log likelihood = -292.32,  aic = 594.64

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 54.29997 242.2222 172.4762 1.505434 5.493055 0.8559034 0.02386421
```

Model ARIMA menghasilkan nilai AIC = 594,6 relatif kecil dari model ARIMA lainnya. Selanjutnya dilakukan pengujian *coefest* pada model ARIMA(2,1,2). Pada model ARIMA (2,1,2) menunjukkan bahwa ar2, ar2, ma1 dan ma2 signifikan pada taraf $\alpha=1\%$, ditunjukkan dengan nilai $Pr < 0,01$. Oleh karena ARIMA (2,1,2) memiliki AIC yang paling kecil, dan komponen ar serta ma banyak signifikan, maka model ARIMA (2,1,2) adalah model terbaik untuk estimasi harga tembakau dunia, seperti pada Tabel 29. Hasil pengujian dengan MAPE juga cukup baik, dengan MAPE training 5,49%.

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 output Y_t yang didefinisikan sebagai beta. Hasil output untuk *prewhitening* dan korelasi silang berupa grafik ACF untuk beta dan alfa.



Gambar 11. Plot korelasi silang Produksi Tembakau dengan Harga Tembakau Dunia

Konstanta b , r , dan s ditentukan berdasarkan fungsi korelasi silang antara α_t dan β_t . Cara menentukan b , r , dan s adalah :

- Korelasi silang berbeda nyata dengan nol untuk pertama kalinya pada *lag ke-b*.
- Untuk s dilihat dari lag berikutnya yang mempunyai pola yang jelas atau lama x mempengaruhi y setelah nyata yang pertama.
- Nilai r mengindikasikan berapa lama dari deret output (Y_t) berhubungan dengan nilai yang terdahulu dari deret output itu sendiri.

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 keluar dari garis signifikansi, maka nilai $b=0$ karena pertama kali muncul signifikan. Kemudian, tidak ada tambahan lagi lag yang signifikan, ditunjukkan dengan tidak ada yang melewati garis biru, maka nilai $s=0$. Mengingat data produksi Tembakau dan harga tembakau dunia merupakan data tahunan yang tidak mengandung musiman maka diasumsikan nilai $r=0$. Nilai $b=0$ menunjukkan tidak ada jeda pengaruh antara harga Tembakau dunia pada waktu t terhadap produksi Tembakau pada waktu t , artinya pengaruh harga Tembakau dunia bersamaan dengan pengaruh produksi pada tahun yang sama. Nilai $s=0$ berarti ada korelasi antara produksi dan harga Tembakau dunia pada tahun yang sama. Dengan kata lain, dampak dari harga Tembakau 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 training yang cukup besar yaitu sebesar 19,81%.

Tabel 24. Output model order $b=0, s=0, r=0$ Arima (0,0,0) untuk Untuk Fungsi Transfer Produksi Tembakau Nasional

Series: train.e[, "Produksi"]							
Regression with ARIMA(0,0,0) errors							
Coefficients:							
	intercept		xreg				
	50046.99		29.7534				
s.e.	21044.50		6.4163				
sigma^2 = 1.273e+09: log likelihood = -510.74							
AIC=1027.48 AICC=1028.09 BIC=1032.76							
Training set error measures:							
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	-2.436803e-08	34845.7	26874.96	-5.963909	19.81594	0.9174197	0.324645

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 (0,1,1). Model ini ternyata masih kurang tepat, karena menghasilkan MAPE yang cukup besar yaitu 521,48%.

Tabel 25. Output Fungsi Transfer Dengan Model Noise Arima (0,1,1)

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

Coefficients:
      ma1
    -0.7260
s.e.    0.1178

sigma^2 = 1.146e+09: log likelihood = -497.51
AIC=999.01 AICc=999.32 BIC=1002.49

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 409.9695 33049.31 25769.7 246.5472 521.4814 0.8463951 0.02088967
```

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 33.

Tabel 26. Output Fungsi Transfer Tentatif Model Noise Arima

```
p q      sbc
[1,] 2 0 884.2380
[2,] 3 0 888.7964
[3,] 1 0 889.7949
[4,] 4 0 890.8090
[5,] 5 0 892.4330
[6,] 0 0 893.0801
[7,] 0 1 897.0095
[8,] 2 1 897.1595
[9,] 1 1 900.5711
[10,] 3 1 900.6590
```

Tabel 27. Model tentatif terbaik untuk model *noise* Arima (0,1,1)

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

Coefficients:
      ma1
    -0.7260
s.e.    0.1178

sigma^2 = 1.146e+09: log likelihood = -497.51
AIC=999.01 AICc=999.32 BIC=1002.49

> coeftest(modelres4) # 1 nyata
z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ma1 -0.72597    0.11781 -6.1623 7.169e-10 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Setelah dilakukan pengujian dari sepuluh model Noise Arima seperti Tabel 33, maka terpilih model tentative terbaik untuk model *Noise* ini yaitu ARIMA (0,1,1). Terpilihnya ARIMA (0,1,1) karena menghasilkan AIC yang relative kecil dibandingkan orde ARIMA lainnya. Disamping itu koefisien model noise ARIMA Noise (0,1,1) menghasilkan koefisien ma1 yang signifikan pada tingkat kepercayaan 99%, seperti pada Tabel 34.

Setelah dilakukan uji coba untuk seluruh model tentatif, model terbaik yang terpilih untuk model *noise* adalah ARIMA (0,1,1), karena menghasilkan nilai AIC =999. Nilai AIC ini terkecil diantara model tentative yang lain. Selanjutnya model tersebut didefinisikan sebagai model residual dan dilihat signifikansi MA.

Model *noise* untuk residual dengan Arima (0,1,1) menghasilkan komponene ar1 signifikan pada taraf kepercayaan 99% dan komponen fungsi transfer (xreg) untuk harga tembakau dunia yang tidak signifikan dengan tingkat kepercayaan 95%. Model Arima Fungsi transfer dengan order $r=0, s=0, b=0$ dengan model *noise* ARIMA (0,1,1) menghasilkan MAPE Training yang cukup signifikan yaitu sebesar 15,71%. MAPE data training untuk fungsi transfer ini cukup kecil yaitu 15,71%, artinya data aktual dan data hasil ramalan rata-rata menyimpang secara mutlak tidak lebih dari 15,71%.

Tabel 28. Output Fungsi Transfer tentatif model noise Arima (0,1,1)

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

Coefficients:
      ma1      xreg
      -0.7508    9.7315
s.e.      0.0972   11.3682

sigma^2 = 1.09e+09: log likelihood = -495.99
AIC=997.97  AICc=998.6  BIC=1003.19

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 5434.102 31844.38 23210.38 0.477787 15.71432 0.7923234 -0.03088058

> lmtest::coeftest(tf.arima1) ## 1 nyata, xreg tidak nyata
z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ma1 -0.750812   0.097163 -7.7273 1.098e-14 ***
xreg  9.731486  11.368196  0.8560  0.392
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Penyusunan Estimasi Berbasis Fungsi Transfer

Berdasarkan model fungsi transfer dengan noise ARIMA (0,1,1), dilakukan peramalan berbasis nilai aktual dimana produksi Tembakau diestimasi menggunakan data aktual harga Tembakau dunia periode 2018-2023. Meskipun data aktual produksi Tembakau periode 2018 - 2023 telah ada, dilakukan peramalan produksi untuk mengecek performa model fungsi transfer. Hasil output untuk mengestimasi produksi Tembakau tahun 2018-2023.

Tabel 29. Uji coba Peramalan berbasis Fungsi Transfer dengan nilai input data Aktual Harga Tembakau Dunia.

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

Coefficients:
      ma1      xreg
      -0.7508    9.7315
s.e.      0.0000    0.0000

sigma^2 = 1.09e+09: log likelihood = -60.06
AIC=122.12  AICc=123.45  BIC=121.73

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 19324.6 33588.95 26152.37 6.831071 9.907679 0.7000698 -0.1972603
```

Uji coba peramalan Produksi Tembakau periode 2018-2023 menggunakan fungsi transfer ARIMA Noise (0,1,1) dengan input harga Tembakau dunia nilai aktual (data Tembakau dunia tahun 2018 – 2023) menghasilkan MAPE testing 9,91%. Nilai MAPE ini sudah cukup baik karena sangat kecil di bawah 10%, sehingga tingkat kesalahan nilai peramalan secara mutlak rata-rata tidak lebih dari 10%.

Tujuan melakukan pemodelan fungsi transfer adalah untuk mendapatkan nilai ramalan periode ke depan, yakni produksi Tembakau tahun 2024-2028. Karena data series input harga Tembakau dunia tersedia hingga tahun 2023, maka perlu dilakukan peramalan harga Tembakau dunia terlebih dahulu atau dengan kata lain peramalan produksi dilakukan berbasis nilai ramalan harga Tembakau dunia.

Oleh karenanya, terlebih dahulu dilakukan estimasi harga Tembakau dunia periode 2018-2023 menggunakan model ARIMA (2,1,2) sebagaimana yang telah diperoleh dari tahap pencarian model tentatif untuk variabel input, sebagai variabel input yaitu harga Tembakau dunia. Pemilihan variabel input harga Tembakau dunia karena sangat berpengaruh pada harga Tembakau nasional, dan secara tidak langsung berpengaruh juga pada produksi Tembakau nasional. Selanjutnya dilakukan peramalan produksi Tembakau dengan fungsi transfer ARIMA Noise (0,1,1) sebagai model terbaik berdasarkan tahapan pengepasan model dengan noise. Peramalan produksi dengan fungsi transfer ARIMA (0,1,1) menggunakan nilai ramalan harga Tembakau dunia yang telah diestimasi dengan ARIMA (2,1,2). Output hasil ramalannya seperti pada Tabel 37.

Tabel 30. Uji coba Peramalan berbasis Fungsi Transfer dengan nilai input data Ramalan Harga Tembakau Dunia

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

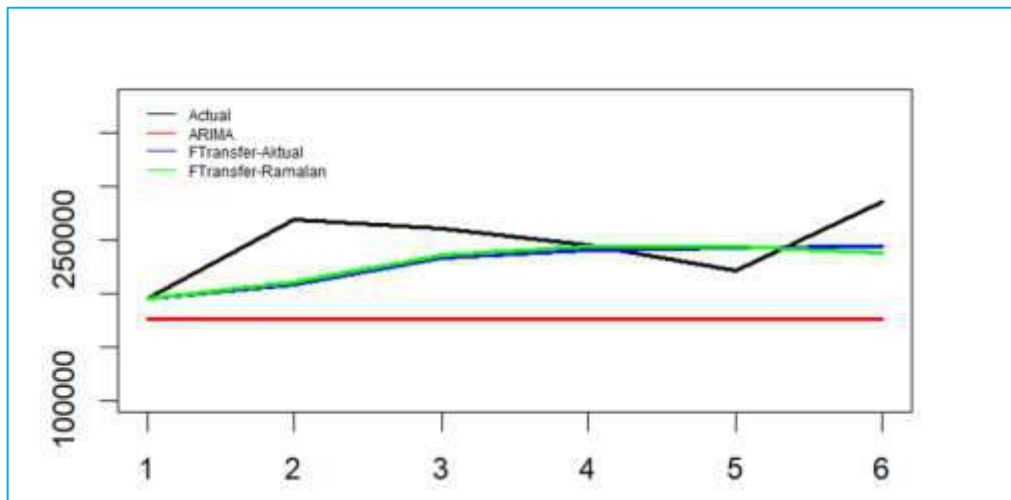
Coefficients:
      mal      xreg
-0.7508   9.7315
s.e.    0.0000   0.0000
sigma^2 = 1.09e+09: log likelihood = -60.13
AIC=122.27  AICC=123.6  BIC=121.87

Training set error measures:
Training set  ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
18597.16  34090.44  26081.44  6.484245  9.856683  0.6981712 -0.2219656
```

Estimasi produksi Tembakau berbasis fungsi transfer dengan model noise ARIMA (0,1,1) selama 6 tahun terakhir (2018-2023) menggunakan input harga Tembakau dunia hasil angka ramalan menggunakan ARIMA (2,1,2) menghasilkan MAPE untuk data testing ini sebesar 9,85%. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun menggunakan data ramalan hasil peramalan dengan fungsi transfer ini masih sangat akurat dengan kesalahan tidak lebih dari 10%.

Setelah dilakukan peramalan produksi Tembakau baik menggunakan input (harga Tembakau dunia) baik dengan data aktual maupun ramalan, tahapan berikutnya adalah pengepasan model arima output. Pengepasan model ARIMA output dimaksudkan untuk membandingkan hasil ramalan produksi baik berdasarkan data training (1975-2017) maupun data testing (2018-2023).

Untuk membandingkan ketepatan model estimasi, dilakukan pembandingan hasil estimasi terhadap data aktual produksi Tembakau pada tahun 2018 - 2023 (data testing). Hasil ramalan yang dibandingkan yaitu ramalan dengan fungsi transfer ARIMA (0,1,1) dimana input harga Tembakau dunia yang digunakan adalah data aktual maupun ramalan, serta dibandingkan dengan model ARIMA (1,1,1) tanpa fungsi transfer. Berikut output yang ditampilkan (Tabel 38) dan grafik yang ditampilkan (Gambar 13).



Gambar 12. Perbandingan Hasil Ramalan Produksi Tembakau Tahun 2018-2023 (Data Testing)

Dari grafik di atas terlihat jika dibandingkan dengan data aktual produksi Tembakau 2018-2023 (warna hitam), maka peramalan dengan fungsi transfer khususnya jika input harga Tembakau dunia yang digunakan adalah data aktual maka hasil ramalan produksinya (garis warna biru) sangat menyerupai pola data produksi aktual selama 6 tahun. Jika input harga Tembakau dunia yang digunakan adalah hasil ramalan, maka estimasi produksinya (garis warna hijau) hampir menyerupai pola data asli, hanya pada tahun kelima saja yang berbeda dengan pola data aktual. Hasil peramalan menunjukkan data yang hampir berimpit dengan data aktual, sehingga MAPE yang dihasilkan kecil, dan akurasi peramalan cukup tinggi. Sementara peramalan dengan ARIMA (1,1,1) tanpa fungsi transfer cenderung lurus dan selalu berada dibawah nilai produksi actual.

Tabel 31. Perbandingan MAPE Data Training dan Testing

Model	Orde ARIMA	MAPE Training	MAPE Testing
ARIMA	ARIMA (1,1,1)	15,62	27,31
Fungsi transfer factor input data aktual	ARIMA (0,1,1) xreg= harga Tembakau dunia	15,71	9,91
Fungsi transfer factor input data ramalan	ARIMA (1,1,3) xreg= harga Tembakau dunia	15,71	9,86

Berdasarkan perbandingan MAPE data testing menunjukkan bahwa Fungsi Transfer menghasilkan MAPE yang lebih kecil (lebih baik) dibandingkan metode ARIMA (1,1,1) tanpa fungsi transfer. Perbandingan untuk data training jika menggunakan ARIMA (1,1,1) tanpa fungsi transfer menghasilkan MAPE 15,62%, jika menggunakan fungsi transfer MAPE training hampir sama yaitu 15,71%. Jika menggunakan ARIMA (1,1,1) tanpa fungsi transfer maka MAPE Testing 27,31%, sementara jika menggunakan ARIMA dengan fungsi transfer dan faktor input menggunakan data ramalan maka MAPE sebesar 9,86% atau cukup akurat, karena kesalahan kecil, dibawah 10%.

Selain mencari model terbaik untuk meramalkan produksi Tembakau, akan diestimasi juga produksi Tembakau lima tahun ke depan (2024-2028) menggunakan fungsi transfer ARIMA Noise (0,1,1) dengan menggunakan seluruh data (data tahun 1975 – 2023). Berikut adalah output hasil ramalan lima tahun ke depan (Tabel 6.19).

Tabel 32. Model Fungsi Transfer Arima Noise (0,1,1) untuk seluruh data.

```

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

Coefficients:
      mal      xreg
      -0.6443    7.9446
s.e.      0.1244    13.2341

sigma^2 = 1.28e+09: log likelihood = -570.63
AIC=1147.27   AICC=1147.82   BIC=1152.88

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 7794.426 34661.65 25609.88 1.087851 16.05921 0.8587465 0.004948244

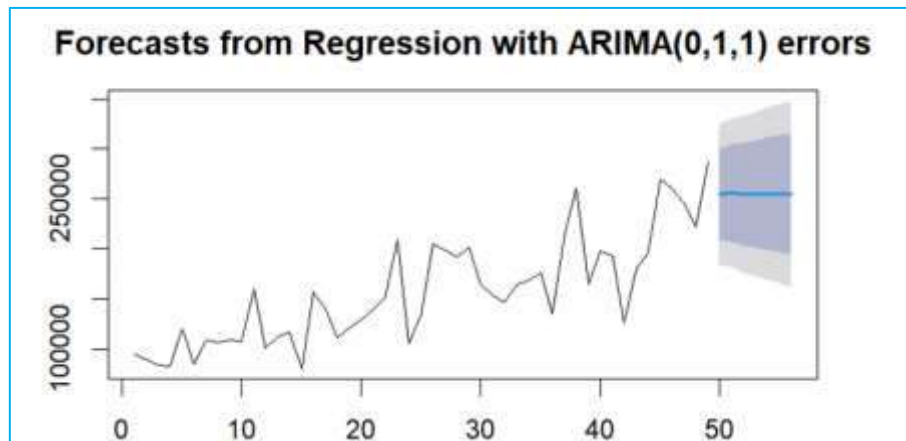
```

Tabel 33. Hasil Estimasi Produksi Tembakau Nasional Tahun 2024 – 2028 Menggunakan Fungsi Transfer ARIMA Noise (0,1,1)

```

Time Series:
Start = 50
End = 56
Frequency = 1
[1] 254940.4 256005.7 254951.1 254883.9 255465.5 255231.0 255036.1

```



Gambar 13. Hasil Peramalan dengan Model Fungsi Transfer ARIMA (1,1,3)

Setelah dilakukan estimasi dengan menggunakan seluruh data menggunakan model terbaik yaitu model Fungsi Transfer ARIMA Noise (0,1,1) model yang dihasilkan memiliki MAPE 16,06%. Hasil peramalan untuk produksi Tembakau 5 tahun ke depan seperti terlihat pada Tabel 41.

Tabel 34. Hasil EStimasi Produksi Tembakau Tahun 2024 – 2028 Model Fungsi Transfer ARIMA (0,1,1)

Tahun *)	Estimasi Produksi (Ton **)	Pertumbuhan (%)
2022	221.925	
2023	286.510	29,10
2024	254.940	(11,02)
2025	256.006	0,42
2026	254.951	(0,41)
2027	254.884	(0,03)
2028	255.465	0,23
Rata-rata pertumbuhan 2024 - 2028		(2,16)

*) Tahun 2022 - 2023 Angka Tetap Ditjen Perkebunan

**) Tahun 2024 - 2028 Hasil Estimasi berdasarkan Model Fungsi Transfer Arima Noise (0,1,1)

Hasil proyeksi dari model fungsi transfer, diperkirakan produksi Tembakau akan cenderung sedikit menurun, sehingga pada lima tahun kedepan pertumbuhan produksi Tembakau diestimasi menurun dengan rata-rata penurunan 2,16%/tahun. Sementara data historis produksi Tembakau, bahwa pertumbuhan produksi rata-rata pada tahun 2019 – 2023 rata-rata naik sebesar 2,57% per tahun, karena jenaikan produksi tembakau yang cukup signifikan pada tahun 2023, meskipun tiga tahun sebelumnya menunjukkan penurunan. Hal ini berarti angka estimasi kurang sejalan dengan data historisnya karena ada kenaikan produksi tahun 2023. Pada tahun 2023 Angka Tetap Ditjenbun produksi Tembakau mencapai 286,51 ribu ton, atau naik 29,1% dibandingkan tahun 2022.

Berdasarkan model Fungsi Transfer produksi Tembakau tahun 2024 akan turun menjadi 254,9 ribu ton atau turun 11,02%. Hal ini diduga terjadi karena harga Tembakau dunia dan domestik belum membaik, dan sebagian lahan tembakau telah dikonversi sehingga produksi sedikit turun. Produksi Tembakau tahun 2025 seiring dengan harapan meningkatnya harga Tembakau alam dunia diperkirakan akan meningkat menjadi 256,01 ribu ton, atau naik 0,42%. Pada tahun 2026 produksi Tembakau diperkirakan akan kembali menurun 0,41% menjadi 254,9 ribu ton, tahun 2027 diproyeksi produksi Tembakau kembali menurun menjadi 254,9 ribu ton atau turun 0,03% saja, sebaliknya tahun 2028 produksi kembali naik tipis 0,23% menjadi 255,5 ribu ton. Rata-rata pertumbuhan produksi Tembakau proyeksi tahun 2024 – 2028 masih menurun dengan rata-rata penurunan 2,16% per tahun (Tabel 41). Hal ini diduga karena banyak tanaman tembakau yang sudah tua dan konversi lahan perkebunan tembakau ke tanaman lain lain yang dianggap lebih menguntungkan.

Tabel 35. Model Fungsi Transfer Tentatif

Model Fungsi Transfer	MAPE Training	MAPE Testing	
		Faktor Input Harga Tembakau Aktual	Faktor Input Harga Tembakau ARIMA (2,1,2)
ARIMA Noise (0,1,1)	15,71	9,91	9,86
ARIMA Noise (2,1,0)	16,53	11,30	11,24
ARIMA Noise (1,1,0)	18,35	12,19	12,45

Berdasarkan pada Tabel 35, ada 3 model tentative Fungsi Transfer yaitu dengan menggunakan ARIMA Noise (0,1,1), ARIMA Noise (2,1,0), dan ARIMA Noise (1,1,0). Berdasarkan MAPE data training, model yang terbaik adalah Fungsi Transfer ARIMA Noise (0,1,1) dengan MAPE data training terkecil yaitu 15,71%. Jika dilihat dari MAPE Testing untuk factor input harga tembakau dunia, dengan harga tembakau dunia menggunakan data actual maka MAPE yang terkecil sebesar 9,91%, jika factor input menggunakan harga tembakau data ramalan dengan ARIMA (2,1,2) MAPE terkecil 9,86%. Untuk sementara dapat disimpulkan untuk Model Fungsi Transfer terbaik adalah Model ARIMA Noise (0,1,1) karena menghasilkan MAPE training dan testing terkecil, sehingga tingkat kesalahan paling rendah.

Model VAR (Vector Auto Regressive)

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 dan testing, penghitungan MAPE, plot, pemilihan model terbaik, dan pengepasan model untuk seluruh data dan peramalannya. Disamping itu dibahas Interpretasi Impulse Response Function (IRF) dan Variance Decomposition.

Variabel yang digunakan untuk estimasi model VAR adalah luas areal tembakau (Areal_tembakau) dalam satuan hektar, produksi (Produksi) dalam satuan ton, harga tembakau dunia (Price_tobc) dalam satuan US\$/kg, volume ekspor tembakau (voleks) dalam satuan ton, dan volume impor (volimp) dalam satuan ton.

Data produksi tembakau, luas areal, volume ekspor tembakau, volume impor tembakau, dan diperoleh dari publikasi Ditjen Perkebunan, sementara data variabel harga tembakau dunia diperoleh dari World Bank. Series data yang digunakan untuk semua variabel adalah dari tahun 1975-2023. Format data yang digunakan bisa dalam bentuk excell (CSV).

Pembagian Data Training dan Testing

Series data yang digunakan adalah series tahun 1975 – 2023 akan dibagi menjadi 2 set data yakni set data training (tahun 1975-2017) atau 46 titik dan set data testing (2018-2023) atau 6 titik.

Pemilihan Lag (p) dan Type

Dalam permodelan VAR tembakau ini digunakan lima variabel, yaitu Luas Areal tembakau (areal), produksi tembakau (Produksi), harga tembakau dunia (Price_tobc), volume ekspor tembakau (volek), dan volume impor (volim). 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 tembakau ini, setelah dilakukan running model VAR dengan lag $p=1$ type “both”, diperoleh informasi komponen konstanta dan trend signifikan, jumlah variabel yang signifikan tidak ada dari total 5 variabel dalam system atau jumlah yang jumlah variabel yang signifikan 0%. Selanjutnya dilakukan uji VAR(2) type constant, model ini menghasilkan konstanta yang tidak signifikan, dan ada 1 variabel yang signifikan dari total 10 variabel dalam model (10%). Untuk model VAR(1) type trend, model ini menghasilkan trend tidak signifikan, dan ada 1 variabel yang signifikan dari total 5 variabel dalam model (20%).

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 3 kandidat model VAR terbaik yaitu VAR (1) type “both”, VAR (1) type “trend” dan VAR(2) type “Constant”. Untuk menguji dua model VAR yang terbaik maka dilakukan pengujian MAPE untuk data training dan MAPE data testing.

Tabel 35. 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 Signifikan	0	5	47,89%
p=2	Constant	Const Tidak Signifikan	1	10	43,96%
p=1	Trend	Trend Tidak Signifikan	1	5	95,5%

Hasil pengujian besaran MAPE untuk 3 kandidat model VAR terbaik seperti pada Tabel 37, menunjukkan bahwa untuk data training yang memiliki MAPE terkecil adalah VAR(1) type “both”, sedangkan untuk MAPE data testing yang paling kecil adalah VAR(1) type “constant”. Oleh karena tujuan

peramalan adalah untuk menghasilkan angka yang akurat maka model terbaik yang terpilih adalah model VAR(1) type constant, karena menghasilkan MAPE data testing terkecil, meskipun demikian perlu juga dicoba untuk VAR(1) type = both karena menghasilkan MAPE yang cukup kecil baik untuk data testing maupun training.

Tabel 36. Perbandingan MAPE Pengujian Model VAR

Lag (p)	Type	MAPE Training	MAPE Testing
p=2	Constant	14,77	30,88
p=1	Trend	13,02	32,75
p=1	Both	15,05	16,66

Model VAR(1) Type=Both

Untuk model VAR kandidat terbaik adalah Model VAR (p=1) type=both. Model VAR(1) type=both, termasuk kandidat terbaik karena komponen trend dan constat signifikan. Hasil model VAR(1) type both, untuk mengestimasi produksi (t) tembakau menunjukkan bahwa koefisien constant menunjukkan hasil yang cukup signifikan pada tingkat kepercayaan 55%. Untuk variabel lain yang kurang signifikan untuk mengestimasi produksi (t) antara lain produksi lag1 (signifikan < 90%), Volume impor tembakau lag 1 (< 90%), dan harga tembakau dunia lag 1 (95%).

Model VAR (1) type both ini menghasilkan nilai Adjusted R Square = 48%, artinya keragaman produksi dipengaruhi oleh variabel-variabel penjelasnya sebesar 48%. Nilai F hitung = 7.28, sehingga nilai p-value untuk model produksi ini sangat kecil atau jauh lebih kecil dari 0,05, sehingga model layak untuk digunakan.

Tabel 37. Output Model VAR(1) type=both

```

Estimation results for equation Produksi:
=====
Produksi = Produksi.l1 + Areal_tembakau.l1 + Price_tobc.l1 + voleks.l1 + v
olimp.l1 + const + trend
=====
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
Produksi.l1   -1.704e-01  3.272e-01  -0.521  0.6058
Areal_tembakau.l1 1.515e-01  2.922e-01   0.518  0.6074
Price_tobc.l1   -1.350e+01  1.352e+01  -0.998  0.3250
Voleks.l1       -2.394e-02  6.778e-01  -0.035  0.9720
Volimp.l1       3.454e-01  3.326e-01   1.038  0.3062
const          1.022e+05  5.332e+04   1.917  0.0635 .
trend           2.925e+03  1.321e+03   2.214  0.0334 *
--
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 31060 on 35 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.5551, Adjusted R-squared: 0.4789
F-statistic: 7.28 on 6 and 35 DF, p-value: 4.23e-05

```

Pengujian Asumsi VAR(1) type 'Both'

Selanjutnya dilakukan pengujian asumsi non autokorelasi, normalitas, dan homoskedastisitas pada sisaan model VAR terbaik. Untuk data tembakau akan dilakukan pengujian sisaan pada dua model terbaik VAR (1) type 'both'.

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 38. Ouput Pengujian Asumsi VAR(1) type=both

```

Portmanteau Test (asymptotic)
data: Residuals of VAR object varhsheet.t1
Chi-squared = 352.84, df = 375, p-value = 0.7884

$JB
JB-Test (multivariate)
data: Residuals of VAR object varhsheet.t1
Chi-squared = 27.034, df = 10, p-value = 0.002572

$Skewness
Skewness only (multivariate)
data: Residuals of VAR object varhsheet.t1
Chi-squared = 8.1399, df = 5, p-value = 0.1487

$Kurtosis
Kurtosis only (multivariate)
data: Residuals of VAR object varhsheet.t1
Chi-squared = 18.895, df = 5, p-value = 0.002011

ARCH (multivariate)
data: Residuals of VAR object varhsheet.t1
Chi-squared = 555, df = 1350, p-value = 1

```

Ramalan Data Training, Testing, Penghitungan MAPE, dan Plot Produksi Tembakau

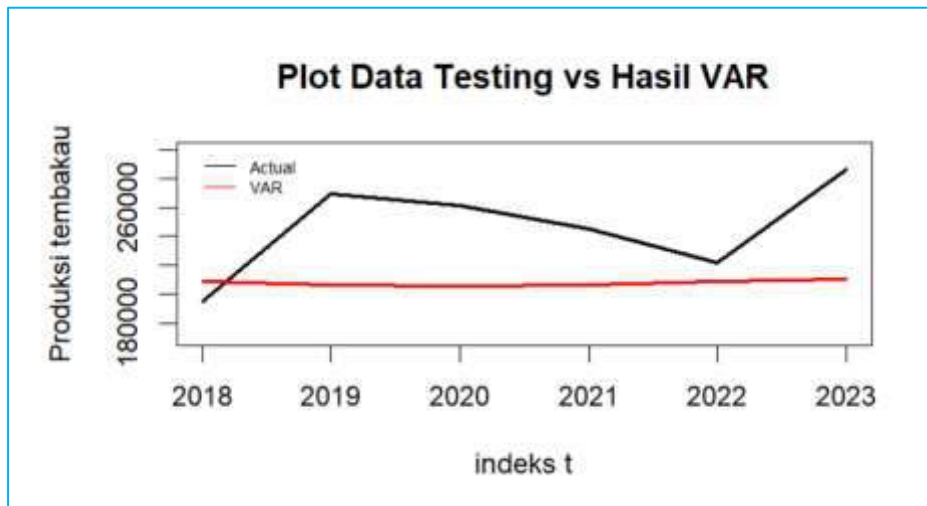
Selanjutnya dilakukan peramalan data, baik untuk data training maupun untuk data testing sekaligus dilakukan penghitungan MAPE. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) merupakan rata-rata dari keseluruhan persentase kesalahan (selisih) antara data aktual dengan data hasil peramalan. Untuk menguji suatu 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=both, menghasilkan MAPE =16,66%. Nilai ini dapat diartikan bahwa rata-rata seluruh persentase kesalahan antara data aktual dengan data hasil ramalan pada data testing adalah 16,66%. Data training hasil ramalan produksi dengan nilai p=1 type=both menghasilkan MAPE =15,05%. Model VAR ini menunjukkan ketika menggunakan data training cukup baik, terlihat dari MAPE yang kecil yaitu hanya sebesar 15,05%, namun ketika digunakan untuk melakukan estimasi maka MAPE menjadi agak bias menjadi 16,66%, artinya kemampuan dalam meramalkan sangat baik, seperti terlihat pada Tabel 39.

Tabel 39. Pengujian Nilai MAPE untuk Model VAR(1) type=both

MAPE TRAINING					
Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
0.5203	5.8590	12.0486	15.0504	21.5163	53.6705

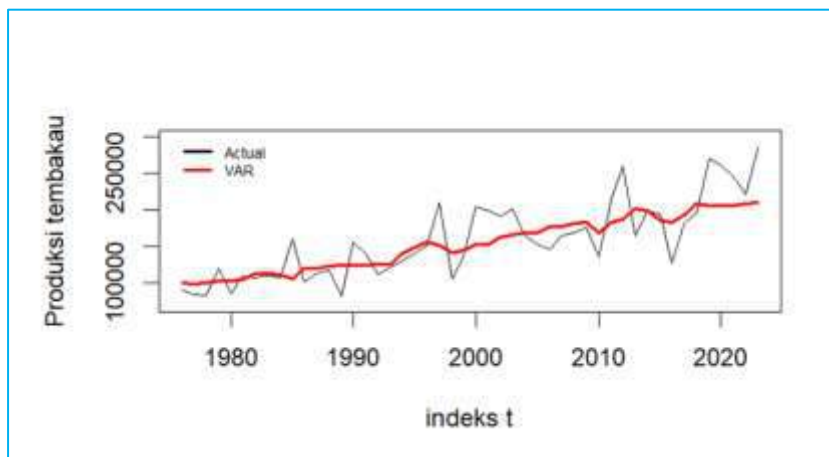
MAPE TESTING					
Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
6.065	9.055	18.537	16.663	23.021	26.431

Dari grafik di bawah dapat dilihat bahwa pergerakan ramalan pada data testing sedikit mengikuti pergerakan data asli/actual, namun cukup dekat dengan angka realnya. Sehingga mungkin model VAR (1) type “both” kemampuan dalam meramalkan perlu dipertimbangkan untuk digunakan. Hasil peramalan dengan model VAR (1) ini cenderung lebih tinggi dari data aktual. Pada tahun 2018 data actual sedikit lebih rendah dari data estimasi dengan VAR (1), pada tahun 2020 beda antara data aktual dan data estimasi dengan VAR(1) ini agak menjauh, tetapi tahun 2021, 2022, dan 2023 antara data aktual dan hasil estimasi semakin dekat. Untuk data testing ini rata-rata penyimpangannya adalah sebesar 16,66%. Dari segi besaran MAPE sebenarnya model ini sudah cukup baik karena MAPE masih sekitar 10%.



Gambar 14. Plot Ramalan dan Aktual Data Testing VAR (1) Type “Both”

Jika plot antara data testing dan data training digabungkan maka bentuk plotnya seperti Gambar 15. Untuk data tahun 1975 - 2018 atau data training plot cukup baik, karena antara data aktual dan estimasi dengan model VAR (1) hampir selalu berpotongan plotnya, sehingga MAPE akan kecil. MAPE hasil pengujian untuk data training adalah sebesar 15,05%, suatu nilai yang cukup kecil karena rata-rata penyimpangan hanya 15%, artinya model cukup baik. Namun plot tahun 2018 – 2023 menunjukkan data aktual dengan data estimasi dengan Model VAR (1) ini agak renggang antara data actual dan hasil estimasi. Hasil MAPE data testing ini, menunjukkan nilai yang lebih kecil dari MAPE training yaitu sebesar 16,66%.



Gambar 15. Plot Ramalan dan Aktual Data Training dan Testing VAR (1) Type “both”

Pengepasan Model untuk Seluruh Data dan Peramalannya

Ada 2 Model VAR tentative terbaik dari hasil perbandingan nilai MAPE yaitu model VAR (2) type “Constant” dan VAR(1) type “both”, sehingga dapat dilanjutkan pengepasan model pada keseluruhan data. Setelah dilakukan pengepasan model, maka dilakukan estimasi produksi tembakau untuk 5 tahun kedepan yaitu tahun 2024 -2028.

Peramalan dengan model VAR (1) type “both” menggunakan keseluruhan data menunjukkan produksi tembakau tahun 2024 diestimasi sebesar 244,28 ribu ton turun dari ATAP 2023 sebesar 286,51 ribu ton, kembali turun pada tahun 2025 menjadi 243,42 ribu ton, selanjutnya produksi terus mengalami sedikit peningkatan pada tahun 2026 dan 2027, sehingga pada tahun 2028 produksi tembakau diperkirakan mencapai 251,70 ribu ton. Hasil run model untuk VAR(2) type “constant” menghasilkan angka estimasi yang cenderung turun lebih landai, maka tahun 2024 produksi tembakau diperkirakan 259,46 ribu ton atau turun 9,44% dari ATAP 2023, tahun 2025 kembali turun sedikit (9,18%) menjadi 235,65 ribu ton, tahun 2024 – 2028 rata-rata masih terus

turun sekitar 2,05% per tahun, hal ini seiring dengan data historisnya dimana produksi tembakau terus mengalami penurunan karena sebagian lahan telah dikonversi ke tanaman lain atau sektor properti dan pariwisata.

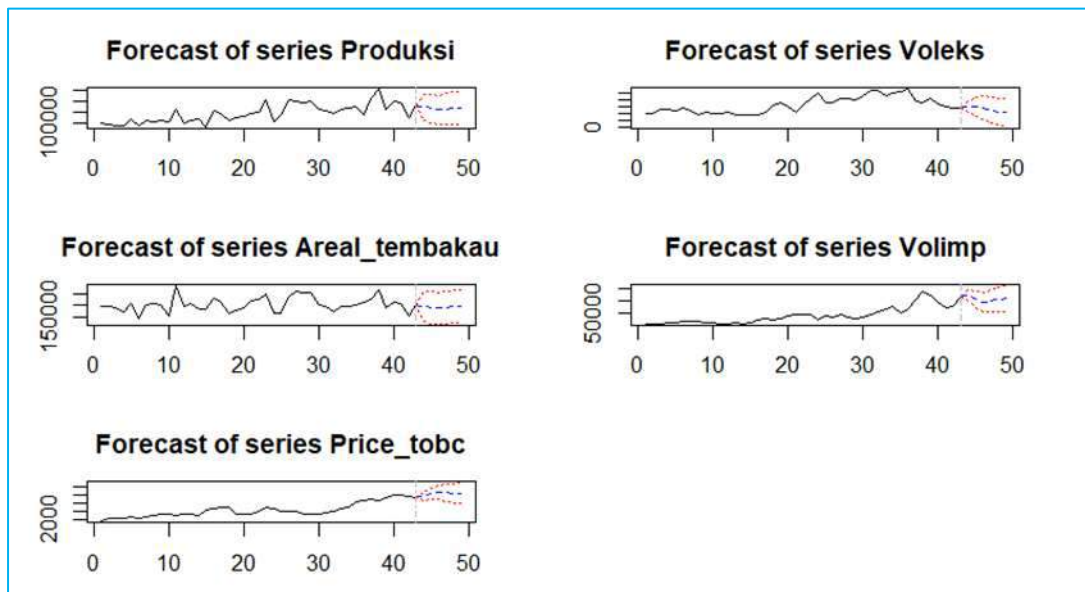
Tabel 40. Hasil Peramalan Produksi Tembakau Tahun 2024-2028, Model VAR(1) Type=Both

VAR(1) Both Hasil Estimasi Produksi Tembakau Tahun 2024 - 2028
[1] 244283.5 243423.0 246038.3 248840.9 251698.8

Tabel 41. Hasil Peramalan Produksi Tembakau Tahun 2024-2028, Model VAR(2) Type=Constant

VAR(2) Constant Hasil Estimasi Produksi Tembakau Tahun 2024 - 2028
[1] 259464.1 235656.9 245172.3 249347.7 255833.2

Keunggulan model VAR ini pada saat dilakukan peramalan maka semua variabel dalam system akan ikut diramalkan. Hasil peramalan bukan hanya target variabel, tetapi semua variabel yang masuk dalam sistem. Untuk Model VAR (1) both, hasil peramalan 2 tahun ke depan untuk variabel produksi menunjukkan produksi akan terus menurun secara linier, kemudian 3 tahun berikutnya menunjukkan kenaikan. Seiring dengan untuk luas areal cenderung terus turun dalam 2 tahun ke depan dan kenaikan 3 tahun berikutnya, hal ini menunjukkan bahwa ada dugaan lahan tembakau telah dikonversi, sementara 3 tahun berikutnya diduga harga tembakau akan meningkat. Sebaliknya harga tembakau dunia cenderung naik meski terjadi fluktuatif. Sementara volume ekspor tembakau diperkirakan akan perlahan terus menurun, sebaliknya volume impor tembakau cenderung meningkat pada tahun 2024 -2028 atau ada kecenderungan sebagian masyarakat ada perpindahan konsumsi dari tembakau lokal ke tembakau impor.



Gambar 16. Hasil Estimasi untuk Semua Variabel dalam Sistem Model VAR(1) Trend

Untuk model VAR (1) type “both”, pergerakan hasil ramalan produksi tembakau cenderung mengalami penurunan dengan rata-rata penurunan produksi tahun 2024 -2028 sebesar 2,35% per tahun. Untuk model VAR(2) type “constant” pergerakan hasil ramalan produksi tembakau menurun lebih landai dengan rata-rata penurunan sebesar 2,05% per tahun. Dari data historisnya pertumbuhan produksi tembakau selama lima tahun terakhir (2019 – 2023) rata-rata naik sebesar 2,57% per tahun. Pada saat ini ada tend penurunan produksi tembakau nasional. Rata-rata penurunan produksi tembakau dengan Model VAR (2) constant, sepertinya lebih realistis dibandingkan model VAR(1) both, karena laju penurunan produksi relative kecil dan lebih realistis.

Jika berdasarkan nilai MAPE, maka model terbaik yang terpilih untuk peramalan data produksi tembakau adalah model VAR (1) type “both” karena memberikan nilai MAPE testing yang lebih kecil sekaligus memberikan plot ramalan yang lebih cepat penurunannya mengikuti pola harga tembakau dunia. Model VAR(1) both meskipun menghasilkan MAPE data training dan testing yang cukup baik, tetapi hasil peramalan menunjukkan lonjakan penurunan produksi yang cukup signifikan.

Tabel 42. Hasil Estimasi Produksi Tembakau Nasional dengan Model VAR(1) Both dan VAR(2) Constant

Tahun *)	Model VAR (1) Both	Pertumbuhan (%)	Model VAR (2) Constant	Pertumbuhan (%)
2022	221.925		221.925	
2023	286.510	29,10	286.510	29,10
2024	244.284	(14,74)	259.464	(9,44)
2025	243.423	(0,35)	235.657	(9,18)
2026	246.038	1,07	245.172	4,04
2027	248.840	1,14	249.348	1,70
2028	251.699	1,15	255.833	2,60
Rata-rata pertumbuhan 2024 - 2028		(2,35)		(2,05)

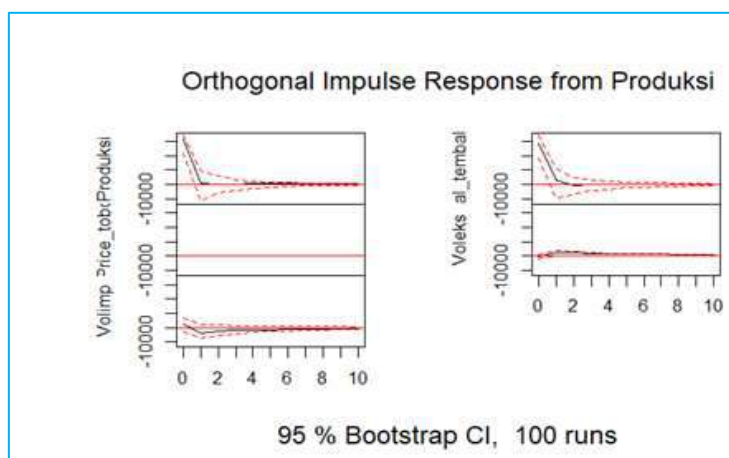
*) Tahun 2022 - 2023 Angka Tetap Ditjen Perkebunan

**) Tahun 2024 - 2028 Hasil Estimasi berdasarkan Model VAR

Interpretasi Impulse Response Function (IRF) dan Variance Decomposition

Setelah diperoleh model terbaik, untuk permodelan VAR dapat dilakukan interpretasi lebih mendalam terkait Impulse Response Function (IRF) dan Variance Decomposition. Berikut interpretasi ketiga hal di atas untuk model terbaik VAR (1) type “trend”. **Impulse Response Function** akan menjelaskan bagaimana perubahan atau gejolak yang terjadi pada suatu variabel/peubah di tahun tertentu akan berdampak pada variabel/peubah lain di tahun tertentu dan tahun-tahun setelahnya.

Dari grafik Impulse Response Function produksi model terbaik VAR (1) type “trend”, dapat dilihat bahwa jika terjadi perubahan pada produksi di tahun tertentu maka akan berdampak pada produksi itu sendiri sampai 2 tahun ke depan. Dampak tersebut akan hilang setelah 2 tahun. Sedangkan dampak perubahan produksi tidak berdampak pada harga tembakau dunia, dan volume impor tembakau, namun masih sedikit berdampak pada luas areal tembakau. Perubahan produksi berdampak pada volume impor satu tahun kedepan dan akan hilang dampaknya setelah melewati tahun pertama tersebut, sedangkan pada produksi dampaknya terjadi sampai dengan 2 tahun ke depan.



Gambar 17. Impuls Respon Beberapa Variabel Terhadap Produksi Model VAR(1) Both

Model Neural Network

Artificial Neural Network (ANN) atau Jaringan Saraf Tiruan merupakan salah satu *Neural Network* yang paling umum dikenal dan diartikan sebagai pemodelan kompleks yang dapat memprediksi bagaimana ekosistem merespon perubahan variabel lingkungan dengan terinspirasi oleh cara kerja sistem saraf biologis, khususnya pada sel otak manusia dalam memproses informasi. *Artificial Neural Network* ini memiliki kemampuan yang luar biasa untuk mendapatkan informasi dari data yang rumit atau tidak tepat sehingga permasalahan yang tidak terstruktur dan sulit didefinisikan dapat diatasi. Namun, *Artificial Neural Network* juga memiliki kelemahan dimana adanya ketergantungan terhadap *hardware* dan tidak efektif jika digunakan untuk melakukan operasi-operasi numerik dengan presisi tinggi dan membutuhkan pelatihan dalam waktu yang lama jika jumlah data yang diolah besar.

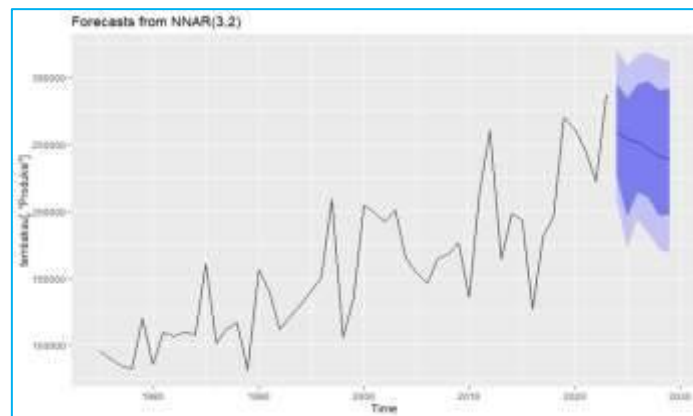
Kami hanya mempertimbangkan jaringan neural network dengan satu lapisan tersembunyi (hidden layer), dan kami menggunakan notasi NNAR(p,k) untuk menunjukkan ada masukan p-lag dan k simpul di lapisan tersembunyi/ hidden layer. Misalnya, model NNAR(9,5) adalah jaringan saraf dengan sembilan observasi terakhir ($y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-9}$) yang digunakan sebagai masukan untuk meramalkan keluaran y_t , dan dengan lima neuron di lapisan tersembunyi. Model NNAR(p,0) setara dengan model ARIMA(p,0,0), tetapi tanpa batasan pada parameter untuk memastikan stasioneritas.

Model Neural Network NN(3,2)

Model NN(3,2) menunjukkan bahwa adalah jaringan saraf dengan tiga observasi terakhir ($y_{t-1}, y_{t-2}, y_{t-3}$) yang digunakan sebagai masukan untuk meramalkan keluaran y_t , dan dengan 2 neuron di lapisan tersembunyi. Hasil menunjukkan bahwa dengan menggunakan model NN(3,2) menghasilkan MAPE Training sebesar 13,45% dan MAPE Testing sebesar 31,01%.

Tabel 43. MAPE Training dan Testing untuk Model NN(3,2)

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	9.806013	23616.98	18524.72	-3.30484	13.45529	0.6323708	-0.03053342
Test set	80844.275635	83691.17	80844.28	31.01290	31.01290	2.7597487	NA

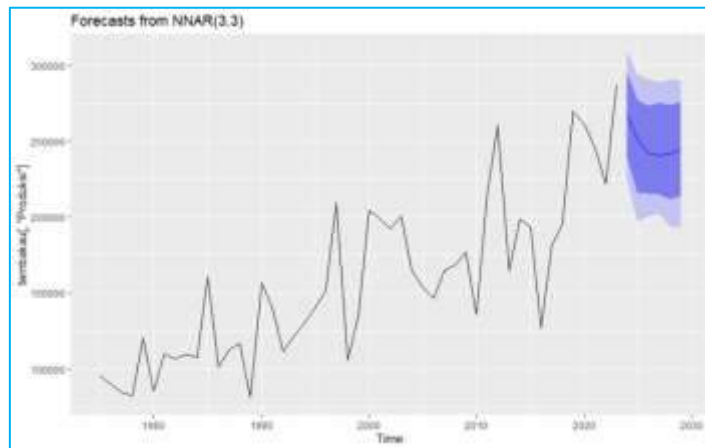


Gambar 19. Plot hasil peramalan menggunakan model NN(3,2)

Model NN(3,3) menunjukkan bahwa adalah jaringan saraf dengan tiga observasi terakhir ($y_{t-1}, y_{t-2}, y_{t-3}$) yang digunakan sebagai masukan untuk meramalkan keluaran y_t , dan dengan 3 neuron di lapisan tersembunyi. Hasil menunjukkan bahwa dengan menggunakan model NN(3,3) menghasilkan MAPE Training sebesar 11,49% dan MAPE Testing sebesar 30,13%. Berdasarkan perbandingan besaran MAPE data testing, maka model Neural Network NN(3,3) sedikit lebih baik daripada model NN(3,2).

Tabel 43. MAPE Training dan Testing untuk Model NN(3,3)

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	-17.01491	20413.85	15865.33	-2.756596	11.49161	0.5415883	0.08008784
Test set	78704.63527	82917.69	78704.64	30.137627	30.13763	2.6867087	NA



Gambar 19. Plot hasil peramalan menggunakan model NN (3,3)

Hasil proyeksi dari model Neural Network (3,2), diperkirakan produksi Tembakau akan cenderung sedikit menurun, sehingga pada lima tahun kedepan pertumbuhan produksi tembakau masih menurun dengan rata-rata penurunan 3,33%/tahun. Jika menggunakan model NN(3,3) juga hasil estimasi menunjukkan penurunan dengan laju penurunan yang hamper sama yaitu 3,32%/tahun. Sementara data historis produksi tembakau, bahwa pertumbuhan produksi rata-rata pada tahun 2019 – 2023 rata-rata naik sebesar 2,57% per tahun artinya angka estimasi mengikuti pola panjang dengan data historisnya. Pada tahun 2023 Angka Tetap Ditjenbun produksi tembakau mencapai 116,51 ribu ton.

Berdasarkan model Neural Network (3,2), produksi Tembakau tahun 2024 akan turun menjadi 259,74 ribu ton atau turun 9,35%. Hal ini diduga terjadi karena harga tembakau dunia dan domestik belum mulai membaik. Produksi Tembakau tahun 2025 seiring dengan harapan meningkatnya harga Tembakau alam dunia diperkirakan akan sedikit menurun menjadi 253,97 ribu ton, atau turun 2,22%. Pada tahun 2026 produksi tembakau diperkirakan akan kembali menurun 0,95% menjadi 251,56 ribu ton, tetapi tahun 2027 diproyeksi produksi Tembakau kembali menurun menjadi 246,60 ribu ton atau turun 1,97% saja, kemudian tahun 2028 kembali turun 2,15% menjadi 241,30 ribu ton. Rata-rata pertumbuhan produksi Tembakau proyeksi tahun 2024 – 2028 masih menurun dengan rata-rata pertumbuhan 3,33% per tahun (Tabel 41). Hal ini diduga karena harga tembakau dunia kembali membaik, khususnya the dengan cita rasa khusus. Jika menggunakan model NN(3,3) maka estimasi produksi tahun 2024 sebesar 267,71 ribu ton atau hanya turun 6,56% dari ATAP 2023. Namun angka estimasi produksi tembakau tahun 2025 turun agak tajam sebesar 6,28%, sehingga produksinya diestimasi sebesar 250,91 ribu ton. Hasil Estimasi produksi tembakau tahun 2024-2028 seperti pada Tabel 44.

Tabel 44. Hasil Proyeksi Produksi Tembakau Tahun 2024 – 2028 Model Neural Network NN (3,2) dan Neural Network NN (3,3)

Tahun *)	Model Neural Network NN (3,2)	Pertumbuhan (%)	Model Neural Network NN (3,2)	Pertumbuhan (%)
2022	221.925		221.925	
2023	286.510	29,10	286.510	29,10
2024	259.734	(9,35)	267.713	(6,56)
2025	253.970	(2,22)	250.913	(6,28)
2026	251.558	(0,95)	242.116	(3,51)
2027	246.598	(1,97)	240.995	(0,46)
2028	241.299	(2,15)	241.453	0,19
Rata-rata pertumbuhan 2024 - 2028		(3,33)		(3,32)

*) Tahun 2022 - 2023 Angka Tetap Ditjen Perkebunan

**) Tahun 2024 - 2028 Hasil Estimasi berdasarkan Model Neural Network

Pemilihan Model Terbaik Estimasi Produksi Tembakau 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 tembakau nasional berfluktuasi, produksi tahun 2020 sebesar 261,02 ribu ton atau turun 3,26%. Pada tahun 2021 produksi tembakau nasional kembali turun sebesar 6,01%, sehingga produksi tembakau tahun 2021 menjadi sebesar 245,34 ribu ton. Pada tahun 2022 produksi tembakau nasional kembali turun sebesar 9,54% menjadi 221,92 ribu ton, kemudian pada tahun 2023 mengalami peningkatan cukup signifikan sebesar 29,10% menjadi 286,51 ribu ton. Rata-rata peningkatan produksi tembakau nasional selama 5 tahun terakhir atau tahun 2019 – 2023 sebesar 2,57% per tahun.

Tabel 45. Produksi Tembakau Nasional Tahun 2019 – 2023

Tahun	Produksi (Ton)	Pertumbuhan (%)
2019	269.803	
2020	261.017	(3,26)
2021	245.338	(6,01)
2022	221.925	(9,54)
2023	286.510	29,10
Rata-rata Pertumbuhan		2,57

Sumber : Direktorat Jenderal Perkebunan

Untuk menyusun angka estimasi produksi tembakau telah dilakukan uji coba dengan 4 (empat) model. Model yang pertama adalah model time series atau ARIMA, model terbaik untuk ARIMA adalah pada orde ARIMA (1,1,1) dan ARIMA(2,2,1). Untuk model estimasi produksi tembakau nasional dengan ARIMA (1,1,1) menghasilkan MAPE untuk data training sebesar 15,62% dan MAPE untuk data testing sebesar 27,31%. Hal ini menunjukkan bahwa kemampuan untuk melakukan estimasi dengan model ARIMA ini rata-rata akan mengalami kesalahan sekitar 27,31% lebih tinggi atau 27,31% lebih rendah. Hasil estimasi dengan model ARIMA (1,1,1) pertumbuhan 5 tahun kedepan relatif menurun, dengan laju penurunan -2,71%/tahun. Hal ini berbeda dengan data 5 tahun ke belakang (2019 – 2023), dimana pertumbuhan produksi rata-rata naik 2,57% per tahun.

Model ARIMA (2,2,1) patut dipertimbangkan juga sebagai model tentative terbaik karena menghasilkan MAPE untuk data training sebesar 16,63% dan MAPE untuk data testing sebesar 26,83%. Model ARIMA (2,2,1) menghasilkan MAPE data testing yang sedikit lebih kecil dari ARIMA (1,1,1) artinya kemampuan untuk mengestimasi lebih baik ARIMA (2,2,1). Hasil estimasi dengan model ARIMA(2,2,1) terjadi pertumbuhan 5 tahun kedepan turun seiring dengan data historisnya, yaitu hanya mencapai -0,41%/tahun. Pertumbuhan ini lebih rendah dibandingkan dengan data 5 tahun ke belakang (2019 – 2023), dimana pertumbuhan produksi mencapai positif 2,57% per tahun.

Metode estimasi yang kedua adalah dengan model fungsi transfer, untuk melakukan estimasi produksi tembakau dengan variabel bebas adalah harga tembakau dunia. Untuk model fungsi transfer ARIMA Noise (2,1,0) ini menghasilkan MAPE data training 16,53%, sementara untuk MAPE data testing sebesar 11,24%. Model fungsi transfer ini menghasilkan MAPE yang lebih kecil dibandingkan model ARIMA dengan perbedaan signifikan, sehingga model fungsi transfer lebih akurat dalam melakukan estimasi. Hasil estimasi dengan model Fungsi Transfer juga menunjukkan angka yang lebih realistis, dengan angka estimasi tahun 2025 sebesar 256,41 ribu ton, atau turun 3,86%. Disamping itu untuk estimasi 5 tahun kedepan jika menggunakan Fungsi Transfer Arima Noise (2,1,0) angka pertumbuhan rata-rata sebesar -1,62%/tahun atau masih menunjukkan pertumbuhan yang negatif, jika menggunakan Fungsi Arima (2,2,1) tanpa fungsi transfer angka pertumbuhan rata-rata turun sebesar 0,41%/tahun. Model Fungsi Transfer Arima Noise (0,1,1) menghasilkan angka pertumbuhan produksi tembakau yang masih turun sebesar 2,16% per tahun, tetapi menghasilkan mAPE terbaik, karena MAPE Training 15,71%

dan MAPE Testing 9,86%. MAPE Testing ini terbaik karena masih dibawah 10% artinya ketelirln untuk angka estimasi cukup baik. Untuk model Fungsi Transfer yang ketiga adalah menggunakan ARIMA Noise (1,1,0), menghasilkan MAPE Training 18,35%, tetapi MAPE Testingnya masih lebih besar yaitu 12,45%.

Tabel 46. Perbandingan Hasil Estimasi dan MAPE Model Arima, Fungsi Transfer, VAR dan Neural Network.

Status Angka	Pengujian MAPE	Model ARIMA				Fungsi Transfer				Model VAR				Model Neural Network					
		ARIMA (1,1,1)	(%)	ARIMA (2,2,1)	(%)	Xreg-Price_1 obc Arima Input (2,1,2) Arima Noise (2,1,0)	(%)	Xreg-Price_1 obc Arima Input (2,1,2) Arima Noise (0,1,1)	(%)	Xreg-Price_1 obc Arima Input (2,1,2) Arima Noise (1,1,0)	(%)	VAR (1) type=both	(%)	VAR (2) type=constant	(%)	NN (3,2) p=2 Size=2	(%)	NN(3,3) p=3 Size=3	(%)
	MAPE Training	15,52		18,63		16,51		35,71		18,95		15,05		14,77		13,45		11,49	
	MAPE Testing	27,31		28,43		11,24		9,86		12,45		16,66		30,88		31,01		30,13	
ATAP	2019	289.803		289.803		289.803		289.803		289.803		289.803		289.803		289.803		289.803	
	2020	281.017	(-3,29)	281.017	(-3,29)	281.017	(-3,29)	281.017	(-3,29)	281.017	(-3,29)	281.017	(-3,29)	281.017	(-3,29)	281.017	(-3,29)	281.017	(-3,29)
	2021	245.338	(-6,01)	245.338	(-6,01)	245.338	(-6,01)	245.338	(-6,01)	245.338	(-6,01)	245.338	(-6,01)	245.338	(-6,01)	245.338	(-6,01)	245.338	(-6,01)
	2022	221.925	(-9,54)	221.925	(-9,54)	221.925	(-9,54)	221.925	(-9,54)	221.925	(-9,54)	221.925	(-9,54)	221.925	(-9,54)	221.925	(-9,54)	221.925	(-9,54)
	2023	286.510	29,10	286.510	29,10	286.510	29,10	286.510	29,10	286.510	29,10	286.510	29,10	286.510	29,10	286.510	29,10	286.510	29,10
Angka Estimasi (AEST)	2024	252.562	(-11,69)	289.982	(-3,77)	289.897	(-9,52)	254.940	(-11,02)	287.921	(-6,49)	244.284	(-14,54)	259.484	(-9,44)	258.794	(-9,33)	267.713	(-6,96)
	2025	246.800	(-1,49)	280.820	(-5,39)	256.400	(-1,89)	256.089	(-0,42)	276.487	(-1,35)	243.423	(-0,15)	235.457	(-5,38)	253.970	(-7,22)	250.953	(-6,08)
	2026	246.304	(-0,17)	278.315	(-6,67)	260.428	(-4,89)	254.951	(-2,41)	272.425	(-1,54)	246.038	(-0,07)	245.172	(-0,40)	251.558	(-0,85)	242.114	(-1,51)
	2027	248.327	(-0,02)	279.649	(-6,54)	266.030	(-6,89)	256.884	(-6,25)	273.485	(-0,12)	248.840	(-1,34)	249.348	(-0,70)	246.598	(-1,97)	240.995	(-10,40)
	2028	248.332	(0,00)	279.393	(-9,16)	261.653	(-11,12)	255.465	(-6,29)	274.614	(-0,19)	251.699	(-1,15)	255.833	(2,46)	241.299	(-2,15)	241.453	(0,19)
Rata-rata Pertumbu	ATAP 2019 - 2023	2,57		2,57		2,57		2,57		2,57		2,57		2,57		2,57		2,57	
	AEST 2024 - 2028	(-3,71)		(-6,41)		(-1,69)		(-2,16)		(-0,83)		(-2,85)		(-2,85)		(-3,33)		(-10,32)	

***Untuk model estimasi yang ketiga adalah dengan model VAR (*Vector Auto Regressive*). Untuk model VAR ini menggunakan 5 variabel yaitu produksi, luas areal, harga tembakau dunia, volume ekspor dan volume impor tembakau. Model yang terbaik untuk Model VAR ada satu yaitu adalah nilai $p=1$ dan $type="both"$, $p=1$ artinya menggunakan variabel bebas sampai lag-1 dan ada komponen trend dan konstanta. Estimasi produksi tembakau dengan menggunakan model VAR(1) both ini menghasilkan ketelitian yang relatif rendah yaitu MAPE untuk data training 15,05% dan MAPE untuk data testing 16,66%. MAPE untuk data testing ini model VAR lebih besar dibandingkan dengan model Fungsi Transfer, namun lebih baik dari Model ARIMA. Jika dibandingkan angka pertumbuhan produksi tembakau model VAR(1) both antara hasil estimasi 5 tahun kedepan dengan rata-rata penurunan -2,35% per tahun, melebihi dengan angka pertumbuhan 5 tahun terakhir yaitu sebesar 2,57% per tahun. Angka hasil estimasi untuk produksi tembakau nasional tahun 2025 sebesar 243,42 ribu ton, sementara untuk angka tetap tahun 2023 sebesar 286,51 ton.

Model VAR yang kedua yang perlu dipertimbangkan adalah VAR(2) constant. Model VAR(2) constant menghasilkan MAPE data training sebesar 14,77%, dan MAPE data testing 30,88%. Angka pertumbuhan rata-rata selama 5 tahun ke depan (2024 -2028) untuk model ini sebesar -2,05%/tahun atau terlampaui tinggi penurunannya dibandingkan dengan data historisnya (2019 – 2023) dengan rata-rata pertumbuhan 2,57%/tahun. Kelemahan dari model VAR(1) both ini nilai MAPE yang terlampaui besar.

Untuk model yang terakhir yaitu model Neural Network NN(3,2). Model NN(3,2) menghasilkan MAPE data Testing yang sangat baik yaitu sebesar 13,45%, namun MAPE data Testing cukup besar mencapai 31,01%. Hasil Estimasi produksi tembakau tahun 2024 – 2028 rata-rata terjadi penurunan sebesar 3,32% per tahun atau laju penurunan lebih tinggi dibandingkan model-model sebelumnya. Untuk model NN(3,3) juga menghasilkan Data Training yang cukup baik yaitu sebesar 11,49%, namun MAPE Testing cukup rendah hanya mencapai 30,13%. Hasil Estimasi produksi tembakau tahun 2024 – 2028 cukup pesimis rata-rata terjadi penurunan sebesar 3,32% per tahun.

Berdasarkan Tabel 41 diatas, untuk data training dan data testing yang paling baik adalah yang memiliki MAPE terkecil karena hasil estimasi memiliki kesalahan paling kecil. Hasil pengujian data training yang paling kecil adalah model NN(3,3), sedangkan untuk data testing yang paling kecil adalah Model Fungsi Transfer Noise (0,1,1) dengan factor input harga tembakau dunia, dengan MAPE Testing 9,86%. Pertimbangan lain dalam menentukan Angka Estimasi yang terbaik adalah hasilnya estimasi yang lebih realistis. Oleh karena tujuan penyusunan model menghasilkan angka estimasi dengan kesalahan yang paling kecil, maka model yang paling kecil MAPE Testing adalah Model Fungsi Transfer Noise (0,1,1), merupakan model yang terbaik dengan MAPE Testing sebesar 9,86%, untuk menyusun angka Estimasi Produksi Tembakau Nasional. Disamping faktor MAPE, hasil estimasi 5 tahun kedepan (2024 – 2028) menunjukkan pertumbuhan rata-rata produksi tembakau nasional masih menurun dengan laju -2,16% per tahun, cukup mendekati dari data aktual 5 tahun kebelakang yaitu pertumbuhan produksi tembakau tahun 2019 – 2023 sebesar 2,57% per tahun. Berdasarkan MAPE testing terkecil dan angka pertumbuhan produksi maka model Fungsi Transfer Noise (0,1,1), menjadi model terbaik untuk meramalkan produksi tembakau nasional. Pertimbangan lain adalah laju penurunan produksi tembakau dari tahun ke tahun tidak terlampaui tinggi, sesuai dengan data historisnya.

KESIMPULAN

Untuk meningkatkan akurasi dalam penyusunan angka estimasi, maka dilakukan pengembangan metode estimasi produksi tembakau 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. Model yang digunakan untuk estimasi Produksi Tembakau adalah model ARIMA, model Fungsi Transfer, model VAR (Vector AutoRegressive) dan Model Neural Network.

Untuk analisis *ini* data dibagi menjadi 2 kelompok, yaitu data training tahun 1972 – 2017, dan data testing tahun 2018 – 2023. Data training untuk penyusunan model, sedangkan data testing untuk uji coba model dalam melakukan estimasi 6 tahun kedepan.

Untuk estimasi produksi tembakau alternatif model pertama adalah Model ARIMA. Model ARIMA terbaik pertama adalah ARIMA (2,2,1) menghasilkan MAPE untuk data training 16,63%, dan MAPE data testing 26,83%. Model ARIMA (1,1,1) juga menghasilkan MAPE yang cukup baik, yaitu MAPE training 15,62% dan MAPE testing 27,31%. Untuk model yang kedua dengan menggunakan Fungsi Transfer ARIMA Noise (2,1,0) dengan variabel input harga tembakau dunia, menghasilkan MAPE untuk data training sebesar 16,53% dan MAPE data testing 11,24%. Untuk model Fungsi Transfer ARIMA Noise (0,1,1) menghasilkan MAPE data training 15,71% dan data testing 9,86%. Untuk model yang ketiga model VAR(1) type 'Both' ada pengaruh konstanta dan trend, menghasilkan MAPE data training 15,05% dan data MAPE data testing 16,66%. Model tentatif VAR adalah VAR(2) type 'Constant', menghasilkan MAPE training 14,77% dan MAPE testing 30,88%. Untuk model yang keempat Model Time Series Neural Network NN(3,2) menghasilkan data training 13,45% dan data testing 31,01%, sementara untuk Neural Network NN(3,3) menghasilkan data training 11,49% dan data testing 30,13%.

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 dengan variabel input harga tembakau dunia dengan model ARIMA (2,12) dan ARIMA Noise (0,1,1) karena menghasilkan akurasi yang paling tinggi sehingga *MAPE* data testing paling kecil yaitu sebesar 9,86%. Hasil estimasi produksi tembakau nasional untuk model Fungsi Transfer ARIMA Noise (0,1,1) dengan variabel input harga tembakau dunia untuk tahun 2024 sebesar 254.940 ton, tahun 2025 sebesar 256.006 ton, tahun 2026 sebesar 254.951 ton, tahun 2027 sebesar 254.884 ton, dan tahun 2028 sebesar 255.465 ton. Laju pertumbuhan estimasi produksi tembakau nasional selama 5 tahun kedepan (2024 – 2028) rata-rata menurun 2,16% per tahun. Angka Estimasi produksi Tembakau tahun 2025 sebesar 256.006 digunakan oleh Ditjen Perkebunan untuk menetapkan Angka Estimasi (AESTI) tahun 2025.

REKOMENDASI

Tembakau merupakan salah satu komoditas perdagangan yang penting di dunia. Produk utamanya adalah daun tembakau dan rokok. Sejak tahun 2000-an agribisnis tembakau di dunia cenderung menurun setelah mengalami *pertumbuhan* yang tinggi dalam beberapa dekade. Hal ini ditunjukkan oleh pertumbuhan menurun dari luas panen, produksi serta konsumsi tembakau dan rokok. Keadaan ini dipengaruhi oleh peningkatan tekanan kelompok masyarakat yang peduli terhadap kesehatan dan lingkungan terutama di negara-negara maju.

Produksi tembakau yang sangat besar ini menghasilkan komoditas yang berperan untuk menggerakkan perekonomian *Indonesia*. Hal tersebut membuat Indonesia menjadi negara dengan produksi rokok keempat terbesar di dunia, setelah China, India dan Brasil. Selain itu, tembakau Indonesia juga menjadi salah satu komoditas ekspor yang menghasilkan devisa yang besar bagi Indonesia dengan nilai ekspor mencapai US\$ 227 juta pada periode Januari-Desember 2024.

Berdasarkan Model Fungsi Transfer menunjukkan bahwa produksi tembakau diestimasi terus menurun, maka perlu dipertimbangkan program intensifikasi dan ekstensifikasi. Program intensifikasi yang dapat dilakukan pemupukan dan peningkatan produktivitas produksi tembakau. Tantangan peningkatan produksi tembakau saat ini adalah area perkebunan tembakau semakin tergusur karena petani memilih menanam tanaman lain. Hal ini

biasanya terjadi karena *harga* komoditas yang lebih rendah, dibandingkan komoditas lain. Peningkatan ekspor tembakau, menjadi salah satu kunci untuk peningkatan produksi tembakau, disamping diharapkan harga tembakau yang semakin membaik.

Indonesia harus memprioritaskan produk industri tembakau untuk pasar ekspor. Potensi ekspor dapat ditingkatkan dengan memperkuat produk yang telah mempunyai pasar yang baik, memprioritaskan tembakau bahan baku cerutu yang lebih berdaya saing, dan mengalihkan produksi rokok dari rokok kretek ke rokok putih yang berorientasi ekspor. Dalam jangka panjang, perlu diantisipasi penurunan permintaan tembakau/rokok dengan memperkenalkan tanaman alternatif untuk mensubstitusi tembakau yang berdampak positif bagi kesehatan manusia dan lingkungan.

DAFTAR PUSTAKA

- Anonim. 2013. Pedoman Pelaksanaan Pengelolaan Data Komoditas Perkebunan (PDKP). Dirjen Perkebunan – Kementerian Pertanian.
- Anonim. 2020. Prospek Tembakau. Link : <https://www.indonesia-investments.com/id/bisnis/komoditas/tembakau/item240>.
- Christiano, Lawrence J. 2012. Christoper A. Sim and Vector Autoregression. The Scandinavian Journal of Economics 114-4. Page 1082 – 1104.
- Cryer, JD. 1991. Time Series Analysis. Boston.: PWS – KENT Publishing Company.
- Durrah, Badiatud , et all. 2024. Analisis Trend Produksi Dan Harga Tembakau Di Bojonegoro. Jurnal Ilmiah Sosio Agribisnis (JISA). Volume 24 No. 2, Tahun 2024.
- 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. 2024. Statistik Perkebunan Jilid I 2023-2025. Jakarta: Direktorat Jenderal Perkebunan.
- Liza, Fakta dan Welli Sulistijanti. 2024. *Forecasting Tobacco Production And Planting Area In Indonesia With Artificial Neural Network Method*. Journal of Applied Statistics dan Data Mining, Volume 5 No. 2, Tahun 2024.
- 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.
- Rahmat, Muchjidin, Sri Nuryati. 2009. Dinamika Agribisnis Tembakau Dunia dan Implikasinya Bagi Indonesia. PSEKP – Kemnetrian Pertanian. Bogor.

- Ratna Dewi Intan, Mira Ariyanti, Santi Rosniawaty. 2018. Studi Ekofisiologis Tanaman Tembakau Guna Meningkatkan Pertumbuhan, Hasil, dan Kualitas Tembakau. Jurnal Tanaman Industri dan Penyegar.
- Ryan TP. 1997. Modern Regression Methods. New York,USA: John Wiley & Sons, INC.
- S. Makridakis, S.C. Wheelwright &RJ., Hyndman. 1998. Forecasting : Methods and Applications. John Wiley & Sons.
- Suryawidjaya dan Tjong Agung. 2022. Analisis Penawaran dan Permintaan Tembakau (*Nicotiana* sp) di Indonesia. Universitas Brawijaya. Malang.

PROSPEK PRODUKSI KELAPA DI INDONESIA, PENDEKATAN METODE ARIMA, VAR DAN FUNGSI TRANSFER

The Prospect of Coconut Production in Indonesia: ARIMA, VAR, and Transfer Function Model Approches

Efi Respati

Center for Agricultural Data and Information System - Ministry of Agriculture

Jln. Harsono RM 3 Gd D Lt 4, Ragunan-Jakarta Selatan, Indonesia

efi@pertanian.go.id

ABSTRAK

Prospek produksi adalah harapan atau peluang produksi di masa mendatang. Prospek produksi kelapa Indonesia bisa dikaji dengan menyusun angka estimasi. Angka estimasi produksi akan menggambarkan besarnya produksi yang diperkirakan akan dicapai sehingga dapat juga digunakan sebagai sistem peringatan dini. Dengan demikian, angka estimasi dapat digunakan menjadi dasar penentuan kebijakan yang tepat untuk merealisasikannya bila prospek produksinya meningkat, sebaliknya menentukan kebijakan untuk menghindari bila produksi diperkirakan akan menurun.

Estimasi produksi kelapa dilakukan dengan menggunakan pendekatan 3 metode yakni ARIMA, *Vector Autoregression* (VAR), dan Fungsi Transfer dengan menggunakan R-Studio sebagai alat pengolah datanya. Model estimasi terpilih yang didasarkan atas keunggulan nilai statistik dan kerealistisan hasil estimasinya adalah model Fungsi Transfer dengan melibatkan peubah nilai ekspor minyak kelapa sebagai peubah input. Nilai MAPE yang diperoleh dari model ini untuk data series *training* sebesar 1,89% dan MAPE untuk data series *testing* sebesar 0,34%. Model tersebut menghasilkan nilai estimasi produksi kelapa tahun 2024-2028 yang cukup realistis.

Kata kunci: Kelapa, produksi, arima, fungsi transfer, var, MAPE.

ABSTRACT

Production prospects are expectations or production opportunities in the future. The prospect of Indonesia's coconut production can be observed by developing the estimated figures. The estimated production figure will describe the expected production amount to be achieved so that it can also be used as an early warning system. Thus, it can be used as the basis for determining the right policy to realize when the production is estimated to increase, on contrary, to determine the right policies to avoid when production is expected to decline.

Estimation of coconut production is carried out using a 3-method approach, namely ARIMA, Vector Autoregression (VAR), and Transfer Function using R-Studio as a data processing tool. The estimation model chosen is based on the superiority of the statistical value and the reality of the estimation results is the Transfer Function model by including the export value of coconut oil as an input variable. The MAPE value obtained by this model are 1,89% for the training data series and 0,34% for the testing data series. This model produces an estimated value of coconut production in 2024-2028 which is quite realistic

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

PENDAHULUAN

Komoditas perkebunan Indonesia merupakan komoditas andalan penghasil devisa negara, salah satunya adalah kelapa. Luas areal kelapa Indonesia tahun 2023 mencapai 3,32 juta ha, dengan potensi produksi dalam wujud kopra mencapai 2,84 juta. Tanaman kelapa ditemukan di hampir semua provinsi sehingga mencatatkan negara ini sebagai salah satu produsen kelapa terbesar di dunia.

Berdasarkan data Ditjen Perkebunan, Kementerian Pertanian, komoditas kelapa dapat ditemukan di semua provinsi di Indonesia. Provinsi Riau menempati urutan teratas penghasil kelapa dengan luas areal tahun 2023 mencapai 440,48 ribu hektare dan produksi sebesar 411,23 ribu ton. Mayoritas perkebunan kelapa di Indonesia

dikelola oleh rakyat, yang mencakup sekitar 99% dari total luas perkebunan. Produktivitas rata-rata perkebunan rakyat mencapai 1.121 kg per hektare.

Indonesia tidak hanya memanfaatkan kelapa untuk konsumsi dalam negeri, melainkan juga mengekspor berbagai produk turunannya. Pada 2024, nilai ekspor kelapa mencapai USD 1,64 miliar, dan setengahnya dengan negara tujuan: China, Belanda, Malaysia, Srilanka, dan Thailand. Indonesia dengan potensi kelapa yang melimpah, memiliki peluang besar untuk mengembangkan industri kelapa yang berkelanjutan dan bernilai tambah tinggi.

Program prioritas pemerintah saat ini salah satunya adalah hilirisasi untuk meningkatkan nilai tambah. Salah satu komoditas pertanian yang diusulkan untuk program hilirisasi adalah kelapa melalui peningkatan investasi mulai sektor hulu dan hilirnya.

Guna mengkaji prospek produksi kelapa Indonesia 5 tahun ke depan, dilakukan penyusunan angka estimasi dengan menggunakan series data produksi kelapa tahun 1972 – 2023 serta data indikator lainnya. Menurut pendapat ahli, beberapa metode statistik univariate dan multivariate mempunyai keungkelapan dalam melakukan pemodelan dan peramalan data statistik, diantaranya model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), *Vector Auto Regression* (VAR) dan Fungsi Transfer (FT). Makalah ini membahas metode estimasi produksi kelapa dengan menggunakan ketiga model tersebut. Metode yang paling handal digunakan untuk melakukan estimasi produksi kelapa 5 (lima) tahun kedepan.

METODOLOGI

Data dan Alat Pengolah Data

Data sekunder yang digunakan dalam makalah ini terdiri dari 44 series yakni dari periode tahun 1980 – 2023 seperti tersaji pada Tabel 1. Data series dibagi menjadi series *data training* (1980 – 2019) yang digunakan untuk mencari model terbaik dan series *data testing* (2020-2023) yang digunakan untuk validasi model.

Tabel 1. Series Data yang Digunakan

No	Data	Series	Sumber
1	Luas areal dan produksi kelapa	1980 – 2023	Ditjen Perkebunan
2	Harga ekspor kelapa	1980 – 2023	BPS
3	Harga kelapa	1980 – 2023	BPS

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.

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 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

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

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

b. 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 $t+1$, $t+2$, ..., $t+k$. 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:

$$y_t = v(B)x_t + N_t \quad \rightarrow \quad y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} x_{t-s} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} \varepsilon_t \quad \dots(4)$$

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 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):

- e. Kemudahan dalam penggunaan, tidak perlu mengkhawatirkan tentang penentuan peubah endogen dan peubah eksogen.
- f. Kemudahan dalam estimasi, metode *Ordinary Least Square (OLS)* dapat diaplikasikan pada tiap persamaan secara terpisah.
- g. *Forecast* atau peramalan yang dihasilkan pada beberapa kasus ditemukan lebih baik daripada yang dihasilkan oleh model persamaan simultan yang kompleks.
- h. 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 *atheoretical* 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:

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

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 5 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:

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

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 6 dengan B^{-1} atau invers matriks B, maka akan dapat ditentukan model VAR dalam bentuk standar, seperti dituliskan pada persamaan di bawah ini:

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

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

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

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

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:

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

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 Average (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:

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

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*:

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

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:

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

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:

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

HASIL DAN PEMBAHASAN

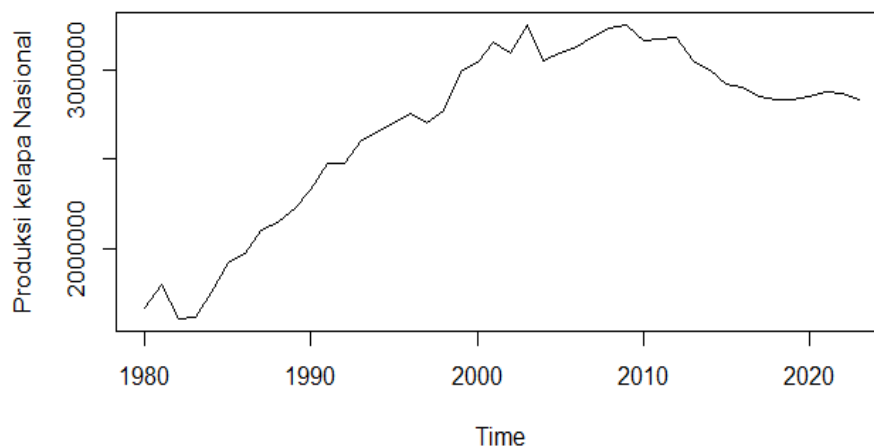
Pencarian model tentatif guna melakukan estimasi produksi kelapa menggunakan pendekatan 3 metode, yakni ARIMA, VAR dan Fungsi Transfer. Model terpilih digunakan untuk mendapatkan estimasi produksi kelapa tahun 2024 – 2028. Pemilihan model terpilih dilakukan dengan mempertimbangkan parameter statistik yang signifikan, nilai MAPE yang lebih kecil serta performa hasil estimasi yang realistis menggunakan model tersebut. Peubah yang dilibatkan pada ketiga model disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Peubah yang Diikutsertakan pada Masing-masing Model

No.	Model	Peubah yang terlibat
1	ARIMA	Produksi kelapa
2	VAR	Luas areal, harga kelapa, harga ekspor
3	Fungsi Transfer	Produksi kelapa, harga ekspor

Estimasi Metode ARIMA

Syarat pemodelan menggunakan metode ARIMA adalah kestasioneran data. Data produksi kelapa Indonesia tahun 1980 – 2023 menunjukkan trend meningkat dari tahun ke tahun seperti tersaji pada plot di Gambar 1.



Gambar 1. Plot data produksi kelapa Indonesia, 1980 – 2023

Hasil uji Augmented Dickey-Fuller menunjukkan bahwa dengan pembedaan (*differencing*) tingkat 1, data produksi kelapa telah stasioner seperti ditunjukkan dari nilai statistik uji sebesar -2,9372 lebih kecil dari nilai kritis pada tau3 (1%) sebesar -2,62% sebagai berikut:

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

value of test-statistic is: -2.9372
Critical values for test statistics:
```

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

Pada penelusuran model ARIMA, data series produksi kelapa tahun 1980-2023 dibagi menjadi series *data training* (1980 – 2017) dan series *data testing* (2018-2023). Series data *training* digunakan untuk mencari model terbaik, sedangkan series data *testing* digunakan untuk validasi model.

Dengan memanfaatkan *script* pada software R-Studio dapat ditunjukkan 10 model ARIMA tentatif berdasarkan nilai SBC terkecil seperti tersaji pada Tabel 3.

Tabel 3. Model ARIMA Tentative Produksi Kelapa dengan Differencing Tingkat 1

	p	q	sbc
[1,]	2	0	849.2700
[2,]	0	0	849.6882
[3,]	1	0	853.3044
[4,]	0	1	853.3823
[5,]	3	0	853.7707
[6,]	0	2	854.9590
[7,]	2	1	856.9578
[8,]	1	1	856.9873
[9,]	1	2	858.5491
[10,]	0	3	859.1996

Ke-9 model tersebut kemudian dikaji signifikansi masing-masing parameter AR dan MA dengan hasil tersaji pada Tabel 4.

Tabel 4. Signifikansi Lag AR dan MA pada Model ARIMA Produksi Kelapa

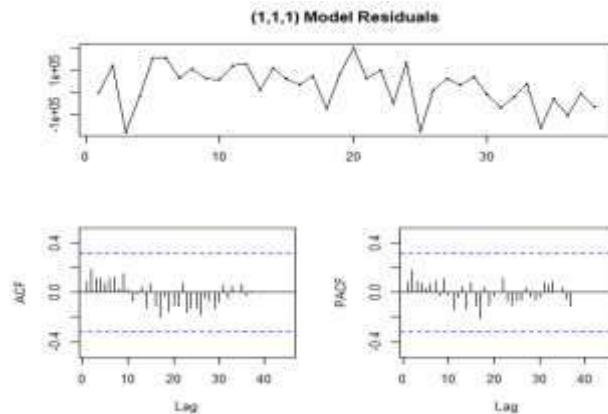
Model ARIMA	Signifikansi parameter AR dan MA					
	AR ₁	AR ₂	AR ₃	MA ₁	MA ₂	MA ₃
(2,1,0)		*				
(1,1,0)						
(0,1,1)						
(3,1,0)		*				
(0,1,2)					.	
(2,1,1)	**					***
(1,1,1)	***			***		
(1,1,2)	***			***		
(0,1,3)		.				

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

Berdasarkan atas signifikansi model ARIMA diatas, maka selanjutnya dipilih dua model tentative untuk dilakukan penelusuran hasil estimasi dan pemeriksaan sisaannya, yakni model ARIMA (1,1,1) dan ARIMA (1,1,2).

Model ARIMA (1,1,1)

Pemeriksaan sisaan terhadap model ARIMA (1,1,1) 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, sehingga model ARIMA (1,1,1) cukup baik untuk mengepas data produksi kelapa (Tabel 5).



Gambar 2. Plot Sisaan Model ARIMA (1,1,1) Produksi Kelapa

Tabel 5. Hasil Uji Ljung-Box ARIMA (1,1,1)

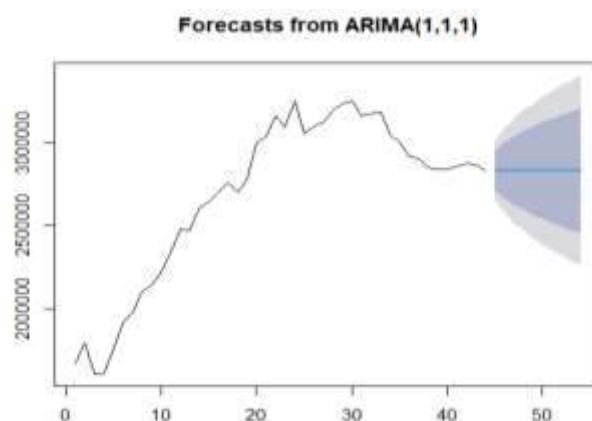
lags	statistic	df	p-value
5	3.280973	5	0.6567559
10	5.970729	10	0.8177164
15	7.655035	15	0.9368672
20	14.4682	20	0.8059864
25	22.35657	25	0.6150802
30	31.86744	30	0.3737178

Setelah asumsi sisaan telah memenuhi syarat, maka model ARIMA (1,1,1) digunakan untuk melakukan peramalan data produksi kelapa yang menghasilkan nilai MAPE sebesar 3,29% untuk data *training* dan 0,57% untuk data *testing*.

Tabel 6. Nilai MAPE Hasil Model ARIMA (1,1,1)

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	31693.487	97866.46	81150.51	1.3462984	3.2931385	0.9775671	0.0918553
Test set	4539.221	17563.14	16110.64	0.1560333	0.5637605	0.1940744	NA

Ramalan produksi kelapa tahun 2024–2028 menggunakan metode ARIMA (1,1,1) serta plot hasil ramalannya tersaji pada Tabel 7 dan Gambar 3.



Gambar 3. Hasil Ramalan Produksi Kelapa dengan Metode ARIMA (1,1,1)

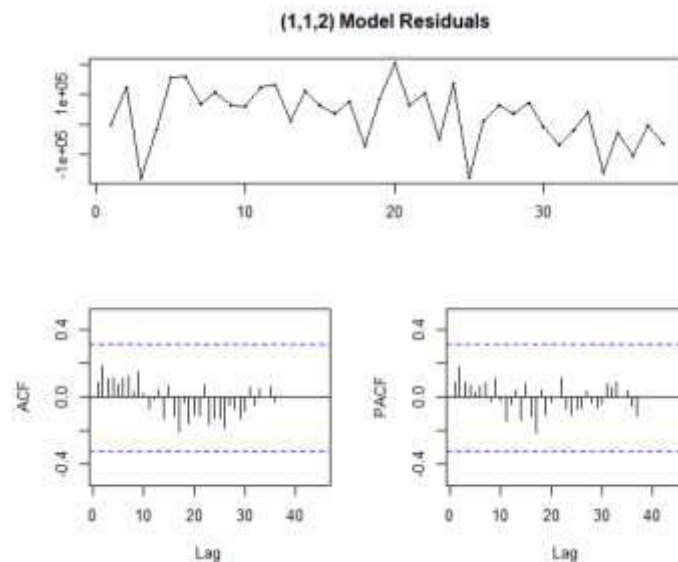
Tabel 7. Ramalan Produksi Kelapa Indonesia dengan Metode ARIMA (1,1,1)

Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
45	2831636	2710356	2952915	2646154	3017117
46	2836075	2668055	3004095	2579110	3093040
47	2831758	2624620	3038896	2514968	3148548
48	2835956	2598344	3073568	2472560	3199352
49	2831874	2565222	3098526	2424065	3239683

Produksi kelapa Indonesia tahun 2024 berdasarkan model ARIMA (1,1,1) diperkirakan mencapai 2,83 juta dan diperkirakan relative stagnan hingga tahun 2028.

Model ARIMA (1,1,2)

Model tentative kedua yakni model ARIMA (1,1,2) dengan pemeriksaan sisaan menunjukkan pola terdistribusi normal serta pola ACF dan PACF sisaan yang tidak nyata, seperti tersaji pada Gambar 4. Hasil Uji Ljung-Box yang mengindikasikan autokorelasi sisaan tidak signifikan hingga 30 lag, sehingga model ARIMA (1,1,2) cukup baik untuk mengepas data produksi kelapa (Tabel 8).



Gambar 4. Plot Sisaan Model ARIMA (1,1,2) Produksi Kelapa

Tabel 8. Hasil Uji Ljung-Box ARIMA (1,1,2)

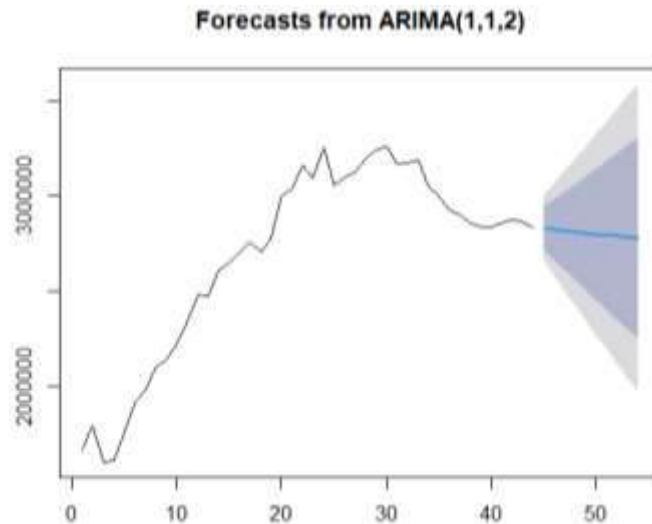
lags	statistic	df	p-value
5	3.280973	5	0.656756
10	5.970729	10	0.817716
15	7.655035	15	0.936867
20	14.4682	20	0.805986
25	22.35657	25	0.61508
30	31.86744	30	0.373718

Setelah asumsi sisaan telah memenuhi syarat, maka model ARIMA (1,1,2) juga digunakan untuk melakukan peramalan data produksi kelapa yang menghasilkan nilai MAPE sebesar 2,71% untuk data *training* dan 3,40% untuk data *testing*.

Tabel 9. Nilai MAPE Hasil Model ARIMA (1,1,2)

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	6022.835	91027.77	66198.41	0.38646	2.714973	0.797449	-0.00607
Test set	97169.51	109987.8	97169.51	3.400356	3.400356	1.170538	NA

Ramalan produksi kelapa tahun 2024–2028 menggunakan metode ARIMA (1,1,2) serta plot hasil ramalannya tersaji pada Tabel 10 dan Gambar 5.



Gambar 5. Hasil Ramalan Produksi Kelapa dengan Metode ARIMA (1,1,2)

Tabel 10. Ramalan Produksi Kelapa Indonesia dengan Metode ARIMA (1,1,2)

Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
45	2832086	2717378	2946794	2656655	3007516
46	2824375	2662751	2986000	2577192	3071558
47	2817238	2609654	3024822	2499765	3134710
48	2810631	2557164	3064099	2422987	3198276
49	2804516	2505041	3103992	2346508	3262524

Produksi kelapa Indonesia tahun 2024 berdasarkan model ARIMA (1,1,2) diperkirakan mencapai 2,83 juta dan diperkirakan relative stagnan hingga tahun 2028, atau hanya menjadi 2,80 juta ton.

Estimasi Metode Fungsi Transfer

Metode estimasi berikutnya yakni model Fungsi Transfer. Analisis dengan metode ini mengikutsertakan peubah input ke dalam model. Dengan asumsi bahwa besaran ekspor minyak kelapa Indonesia mempengaruhi perilaku produksi, maka dilakukan pemodelan Fungsi Transfer dengan menyertakan nilai ekspor minyak kelapa sebagai peubah input dalam penelusuran model ini.

Tahap awal pembangunan model Fungsi Transfer adalah penelusuran model ARIMA dari peubah input. Data deret input nilai ekspor kelapa mempunyai tren meningkat dari waktu ke waktu atau tidak stasioner sehingga harus dilakukan pembedaan/*differencing* sebagai syarat untuk melakukan pemodelan ARIMA. Pembedaan tingkat 1 menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) menunjukkan bahwa series data nilai ekspor kelapa sudah stasioner, sebagai berikut:

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

Value of test-statistic is: -7.4391 18.5296 27.6832

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
```

Penelusuran model ARIMA untuk deret input 'nilai ekspor kelapa' menggunakan script RStudio ditunjukkan 10 model tentative berdasarkan nilai SBC terkecil sebagai berikut;

Tabel 11. Model Tentative Peubah Input Nilai Ekspor Kelapa

	p	q	sbc
[1,]	2	0	808.8125
[2,]	4	2	809.1732
[3,]	1	2	811.6097
[4,]	3	0	811.9187
[5,]	5	2	812.0100
[6,]	4	3	812.1054
[7,]	1	0	813.1015
[8,]	1	3	813.2564
[9,]	4	0	814.3862
[10,]	2	2	814.4132

Berdasarkan model tentative tersebut, dipilih bahwa model **ARIMA (1,1,2)** sebagai model untuk peubah data input yang akan diikutsertakan dalam model Fungsi Transfer. Signifikansi model ARIMA (1,1,2) peubah input volume ekspor kelapa sebagai berikut:

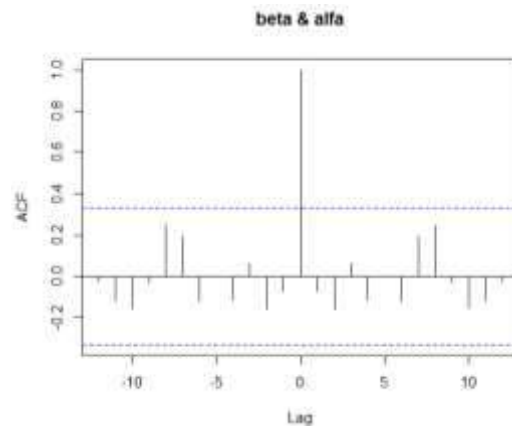
```
Coefficients:
  ar1  ma1 ma2
  0.9605 -1.9463 1.00
s.e.  0.0486 0.1287 0.13

sigma^2 estimated as 1.311e+10:  log likelihood = -446.99,  aic = 901.98

z test of coefficients:

      Estimate Std. Error  z value  Pr(>|z|)
ar1   0.960517  0.048595   19.7657 < 2.2e-16 ***
ma1  -1.946337  0.128746  -15.1176 < 2.2e-16 ***
ma2   0.999983  0.129988   7.6929 1.439e-14 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Kedua series data baik deret input (nilai ekspor kelapa) maupun deret output (produksi kelapa), mempunyai tren atau tidak stasioner, sehingga menghasilkan hubungan yang semu. Oleh karenanya, perlu dilakukan analisis korelasi silang terhadap kedua data tersebut dengan hasil sbb.:



Gambar 6. Plot Korelasi Silang Deret Input Nilai Ekspor Kelapa dengan Produksi Kelapa

Berdasarkan plot korelasi silang antara deret input nilai ekspor kelapa dengan produksi kelapa menunjukkan nyata pada lag=0 atau nilai $b=0$ yang artinya tidak ada jeda pengaruh volume ekspor kelapa terhadap produksi kelapa Indonesia, serta nilai $s=0$ atau tidak ada panjang pengaruh nilai ekspor kelapa terhadap produksi kelapa Indonesia. Nilai $r=0$ atau tidak ada pengaruh produksi kelapa periode sebelumnya terhadap produksi kelapa periode ini karena adanya perubahan nilai ekspor kelapa. Hal ini mengingat data series produksi kelapa Indonesia merupakan data tahunan.

Tahapan selanjutnya yakni melakukan pengepasan model dengan memasukan lag dari parameter r , b dan s , dengan hasil sebagai berikut:

```
Series: train.h[, "Area1"]
Regression with ARIMA(0,0,0) errors

Coefficients:
    intercept  xreg
    3252718.34  0.7917
s.e.    67928.67  0.1408

sigma^2 = 3.914e+10:  log likelihood = -475.46
AIC=956.93 AICC=957.7 BIC=961.59

Training set error measures:
      ME  RMSE  MAE   MPE  MAPE  MASE  ACF1
Training set -3.797534e-07 192093.1 163391.2 -0.3109583 4.642216 2.944913 0.618037
```

Langkah selanjutnya guna menghasilkan ordo yang paling tepat guna pada model Fungsi Transfer dilakukan penelusuran model *noise* menggunakan model ARIMA. Identifikasi model *noise* dilakukan untuk menentukan model ARIMA terbaik pada data residual hasil pengepasan model. 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*). Hasil penelusuran terhadap model *noise* diperoleh model **ARIMA (4,1,4)** merupakan model terbaik, dengan signifikansi masing-masing koefisien adalah sebagai berikut:

```

Series: res
ARIMA(4,1,4)

z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1 -0.132094 0.118954 -1.1105 0.266798
ar2  0.587246 0.209434  2.8040 0.005048 **
ar3  0.114429 0.243748  0.4695 0.638745
ar4 -0.812240 0.167560 -4.8475 1.251e-06 ***
ma1  0.015371 0.348161  0.0441 0.964785
ma2 -0.929415 0.287783 -3.2296 0.001240 **
ma3  0.014951 0.353163  0.0423 0.966233
ma4  0.999566 0.383340  2.6075 0.009120 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

Tahapan berikutnya yakni melakukan diagnosa kelayakan model melalui pengepasan model berbasis Fungsi Transfer dengan derajat $(r,b,s) = (0,0,0)$ dan model *noise* ARIMA (4,1,4) terhadap produksi kelapa dengan menggunakan data aktual nilai ekspor kelapa periode data tahun 2018-2023. Tahapan ini menghasilkan nilai MAPE = 1,89%. Model ini juga menunjukkan lag AR dan xreg yang nyata.

```

Series: train.h[, "Produksi"]
Regression with ARIMA(4,1,4) errors

Coefficients:
      ar1 ar2 ar3 ar4 ma1 ma2 ma3 ma4 xreg
-0.8514 -0.0553 0.9131 0.7775 0.9220 0.5359 -0.4710 -0.2583 -0.1769
s.e. 0.1493 0.1116 0.1189 0.1470 0.2598 0.3502 0.3283 0.2320 0.0747

sigma^2 = 6.342e+09: log likelihood = -429.6
AIC=879.21 AICc=888.77 BIC=894.47

Training set error measures:
      ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1
Training set -6102.111 67307.43 51251.04 -0.1254594 1.88716 0.6336142 0.02237836
> coeftest(tf.arma1)

z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1 -0.851377 0.149343 -5.7008 1.192e-08 ***
ar2 -0.055297 0.111572 -0.4956 0.6201650
ar3 0.913080 0.118930 7.6774 1.623e-14 ***
ar4 0.777477 0.147026 5.2880 1.236e-07 ***
ma1 0.922033 0.259841 3.5484 0.0003875 ***
ma2 0.535885 0.350241 1.5300 0.1260047
ma3 -0.471048 0.328270 -1.4349 0.1513039
ma4 -0.258337 0.231968 -1.1137 0.2654176
xreg -0.176945 0.074666 -2.3698 0.0177967 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

Model selanjutnya adalah dengan menguji model Fungsi Transfer ini untuk melakukan peramalan dengan peubah input menggunakan data aktual yang menghasilkan **MAPE data testing sebesar 0,34%**, sebagai berikut:

```
Series: test.h[, "Produksi"]
Regression with ARIMA(4,1,4) errors

Coefficients:
      ar1 ar2 ar3 ar4 ma1 ma2 ma3 ma4 xreg
-0.8514 -0.0553 0.9131 0.7775 0.922 0.5359 -0.471 -0.2583 -0.1769
s.e. 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.000 0.0000 0.000 0.0000 0.0000

sigma^2 = 6.342e+09: log likelihood = -56.87
AIC=115.75 AICc=117.08 BIC=115.36

Training set error measures:
      ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1
Training set 54.8578 14603.67 9741.567 -0.0001725541 0.3413627 0.6146021 -0.02958458
```

Apabila peubah input nilai ekspor kelapa dilakukan peramalan terlebih dahulu, maka model Fungsi Transfer ini menghasilkan MAPE data testing sebesar 3,75% sebagai berikut:

```
Series: test.h[, "Area1"]
Regression with ARIMA(4,1,4) errors

Coefficients:
      ar1 ar2 ar3 ar4 ma1 ma2 ma3 ma4 xreg
-0.8514 -0.0553 0.9131 0.7775 0.922 0.5359 -0.471 -0.2583 -0.1769
s.e. 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.000 0.0000 0.000 0.0000 0.0000

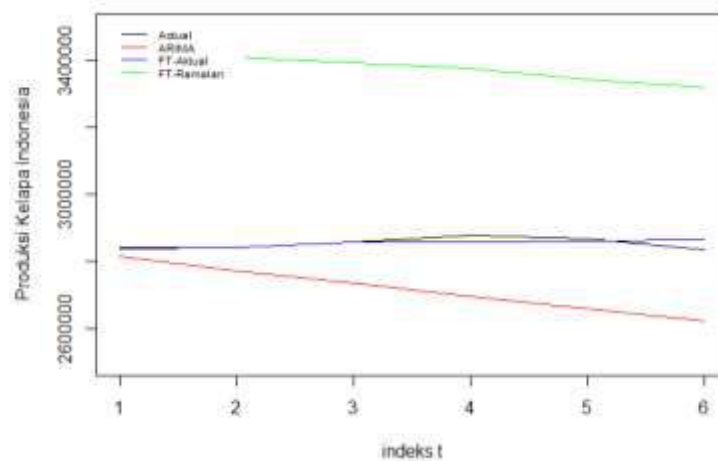
sigma^2 = 6.342e+09: log likelihood = -55.08
AIC=112.16 AICc=113.49 BIC=111.77

Training set error measures:
      ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1
Training set -6972.84 10269.8 8154.912 -0.2076628 0.242247 0.3998016 -0.3705272
```

Hasil ramalan produksi kelapa tahun 2024 – 2028 menggunakan model Fungsi Transfer dengan derajat $(r,b,s) = (0,0,0)$ dan model noise ARIMA (1,1,2) adalah sebagai berikut:

```
Time Series:
Start = 42
End = 46
Frequency = 1
[1] 2889452 2856836 2853389 2882627 2865052
```

Produksi kelapa Indonesia tahun 2024 diperkirakan mencapai 2,89 juta ton atau naik 1,88% dibandingkan ATAP 2023. Produksi kelapa Indonesia tahun 2028 diperkirakan mencapai 2,87 juta ton. Plot hasil ramalan dengan menggunakan metode Fungsi Transfer menggunakan data actual dan hasil ramalan, serta hasil peramalan model ARIMA disajikan pada gambar di bawah ini.



Gambar 7. Plot Perbandingan Hasil Ramalan Produksi Kelapa dengan Metode Fungsi Transfer dengan Nilai Aktual dan Metode ARIMA

Estimasi Metode 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. Ramalan produksi kelapa menggunakan model VAR akan melibatkan peubah luas areal, harga kelapa, harga ekspor kelapa 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 kelapa Indonesia, dan menggunakan hasil model VAR untuk peramalan produksi tahun 2024-2028.

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 tidak mengikutsertakan faktor konstanta dan tren merupakan model terbaik terbukti adanya signifikansi untuk peubah tersebut hingga lag ke-3, seperti tersaji pada Tabel 12.

Tabel 12. Signifikansi Masing-masing Peubah pada Model VAR $p=1$ Type=None

Signifikansi	Model			
	Produksi	Areal	Harga_minyak	Harga_Ekspor
Produksi.11	*	***		
Areal.12	***	*		
Harga_minyak.11			***	
Harga_Ekspor.11	***	***	*	
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				

Hasil uji normalitas terhadap sisaan, homokedastisitas dan non autokorelasi Model VAR terpilih yakni $p=1$ type=none menunjukkan bahwa sisaan sudah memenuhi kaidah statistik 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 varhsheet.n1

Chi-squared = 195.32, df = 240, p-value = 0.9842

- 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 varhsheet.n1
 Chi-squared = 25.161, df = 8, p-value = 0.00146

\$Skewness

skewness only (multivariate)

data: Residuals of VAR object varhsheet.n1
 Chi-squared = 14.296, df = 4, p-value = 0.006407

\$Kurtosis

kurtosis only (multivariate)

data: Residuals of VAR object varhsheet.n1
 Chi-squared = 10.865, df = 4, p-value = 0.02812

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 varhsheet.n1
 Chi-squared = 310, df = 500, p-value = 1

Model VAR p=1 type=none menghasilkan nilai MAPE sebagai berikut:

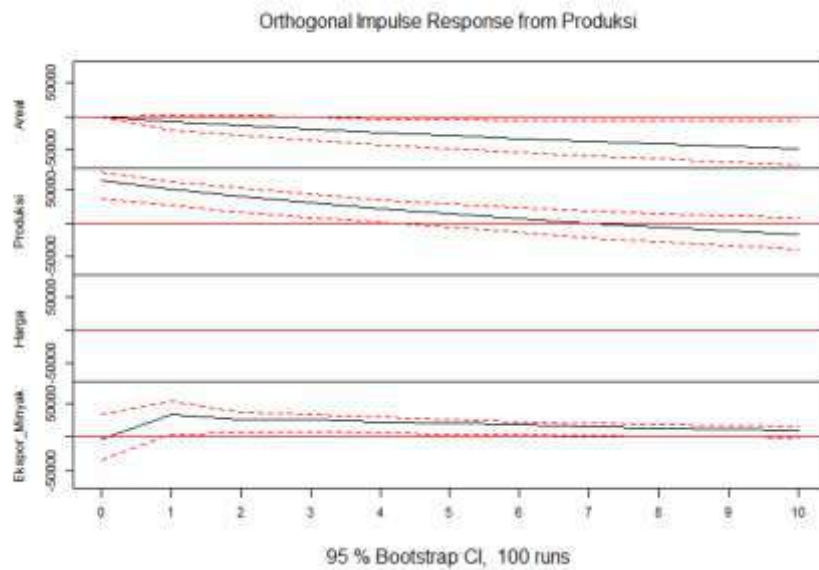
- MAPE series data testing sebesar 12,89%

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
0.06198	0.79418	1.81627	1.95885	2.56157	6.08136

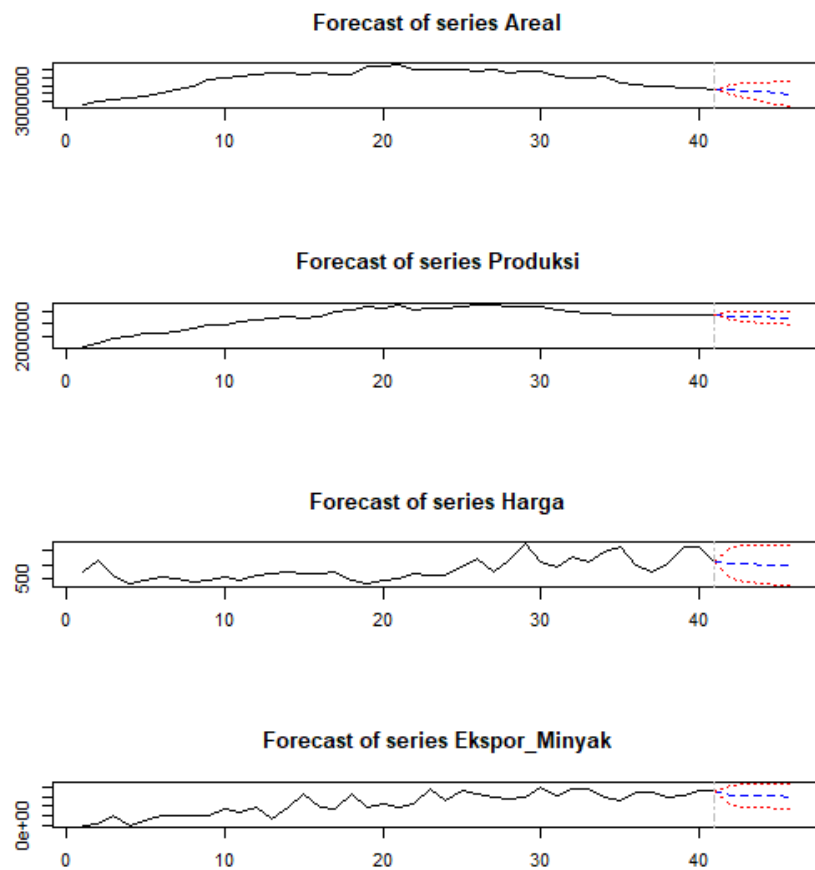
- MAPE series data training sebesar 8,57%

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.	NA's
0.7604	1.0730	1.5027	1.4037	1.8335	1.8490	2

Hasil grafik orthogonal impulse response menunjukkan bahwa apabila ada perubahan produksi kelapa Indonesia pada tahun tertentu, maka produksi kelapa akan merespon hingga 1 tahun ke depan, demikian pula dengan ekspor kelapa. Perubahan produksi kelapa Indonesia tidak berdampak pada harga kelapa.



Gambar 8. Grafik Orthogonal Response Impuls Dampak Produksi Kelapa Indonesia

Gambar 9. Grafik Pola Plot Ramalan Model VAR dengan $p=1$ type=none

Model VAR dengan $p=1$ dengan tidak mempertimbangkan trend dan konstanta digunakan untuk melakukan peramalan data produksi kelapa Indonesia dengan hasil sebagai berikut:

```
> ramalanvar
[1] 2819331 2796879 2775005 2753227 2731634
```

Produksi kelapa Indonesia tahun 2024 berdasarkan hasil model VAR diperkirakan mencapai 2,82 juta ton atau turun 0,19% dibandingkan ATAP 2023. Produksi kelapa Indonesia tahun 2028 diperkirakan mencapai 2,73 juta ton.

Berdasarkan atas penelusuran tiga metode yang digunakan untuk memodelkan dan meramalkan data produksi kelapa Indonesia dapat dilihat perbandingan keterandalannya seperti tersaji pada Tabel 13.

Tabel 13. Keterandalan Tiga Metode Peramalan Produksi Kelapa

No	Model	Model/ Peubah input	MAPE		ATAP 2023	Estimasi Produksi Kelapa (Ton)					Rata-rata pertumb. 2023-2028 (%)
			Training	Testing		2024	2025	2026	2027	2028	
1	ARIMA Pertumbuhan (%)	(1,1,1)	3.29	0.56	2,836,201	2,831,636	2,836,075	2,831,758	2,835,956	2,831,874	
						-0.16	0.16	-0.15	0.15		0.00
		(1,1,2)	2.71	3.40	2,836,201	2,832,086	2,824,375	2,817,238	2,810,631	2,804,516	
						-0.15	-0.27	-0.25	-0.23		-0.23
2	FUNGSI TRANSFER Pertumbuhan (%)	Peubah input= Nilai Ekspor Model: var. input=ARIMA (1,1,0) Noise=ARIMA (4,1,4)	1.89	0.34	2,836,201	2,889,452	2,856,836	2,853,389	2,882,627	2,865,052	
						1.88	-1.13	-0.12	1.02		0.41
3	VAR $p=1$, type= none Pertumbuhan (%)	Luas areal, harga minyak goreng, nilai ekspor	2.68	2.57	2,836,201	2,830,747	2,812,958	2,795,173	2,776,529	2,757,147	
						-0.19	-0.63	-0.63	-0.67		-0.53

Keterangan: ATAP = Angka Tetap dari Ditjen Perkebunan

Nilai MAPE adalah metrik yang digunakan untuk mengukur kesalahan peramalan dalam persentase, merupakan salah satu indikator yang sering digunakan untuk mengukur akurasi peramalan. Makin kecil nilai MAPE, maka hasil peramalan makin akurat. Berdasarkan keragaan hasil peramalan dengan 3 metode di atas, maka semua model tentatif mempunyai nilai MAPE yang cukup kecil sehingga layak digunakan untuk melakukan peramalan produksi kelapa. Namun demikian, berdasarkan kerealistisan hasil peramalan dipilih model Fungsi Transfer dengan melibatkan peubah nilai ekspor minyak kelapa sebagai peubah input. Nilai MAPE dari model Fungsi Transfer ini sebesar 1,89% untuk data series training dan 0,34% untuk data series testing. Produksi kelapa Indonesia diperkirakan akan terus mengalami peningkatan hingga menjadi 2,87 juta ton pada tahun 2028 atau naik dengan rata-rata 0,41% per tahun.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelusuran model estimasi dan peramalan produksi kelapa maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Metode ARIMA, VAR dan Fungsi Transfer sangat cocok untuk memodelkan perilaku data produksi kelapa Indonesia serta untuk melakukan estimasi beberapa tahun ke depan, ditinjau dari nilai MAPE yang kecil dan akurat secara statistik.
2. Model estimasi produksi kelapa 5 tahun ke depan dipilih dengan mempertimbangkan kerealistisan hasil estimasi, yakni model Fungsi Transfer yang melibatkan peubah input nilai ekspor kelapa.

3. Berdasarkan hasil estimasi, prospek produksi kelapa Indonesia lima tahun ke depan masih menunjukkan peningkatan walaupun dalam persentasi yang sangat kecil, yakni 0,41% per tahun.
4. Perlu ada program pemerintah guna mendorong peningkatan produksi kelapa Indonesia, mengingat kelapa merupakan komoditas yang banyak dikonsumsi di dalam negeri, juga untuk ekspor.

DAFTAR PUSTAKA

- Direktorat Jenderal Perkebunan. 2024. Statistik Perkebunan 2023-2025 (Jilid 1). Direktorat Jenderal Perkebunan. Jakarta
- 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
- Wei, W. W. S. Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods. California: Addison-Wesley Publishing Company. 1994.

KAJIAN ESTIMASI PRODUKSI KAKAO INDONESIA DENGAN MODEL ARIMA, FUNGSI TRANSFER DAN VAR

Indonesian Cocoa Production Estimation Study With ARIMA, Transfer Function And VAR Model

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
Phone number: 08567733062
E-mail: yuliawati.rohmah@gmail.com

ABSTRAK

Kakao adalah salah satu komoditas perkebunan strategis di Indonesia karena merupakan produk ekspor di urutan keempat terbesar pada subsektor perkebunan setelah kelapa sawit, karet dan kelapa pada tahun 2023, dimana sebanyak 98,46% merupakan Perkebunan Rakyat (PR) pada kurun waktu 2014-2023. Data produksi kakao yang dirilis oleh Direktorat Jenderal Perkebunan saat ini berupa data tahunan yang disajikan untuk kondisi satu tahun yang lalu merupakan Angka Tetap (ATAP), tahun yang berjalan merupakan Angka Sementara (ASEM) dan untuk satu tahun yang akan datang merupakan Angka Estimasi (AESTI). Sehingga perlu adanya kajian untuk mendapatkan metode estimasi yang lebih akurat, lebih objektif dan lebih baik secara statistik guna mendukung pengambilan kebijakan yang lebih efektif dan efisien. Tujuan kajian ini untuk melakukan pemodelan, membandingkan efektivitas dari pemodelan tersebut dan menentukan metode terbaik dalam mengestimasi produksi kakao. Metode yang digunakan 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 ARIMA (1,1,1) adalah model terbaik untuk estimasi produksi kakao.

Kata-Kata Kunci: ARIMA, fungsi transfer, VAR, produksi, kakao

Abstract

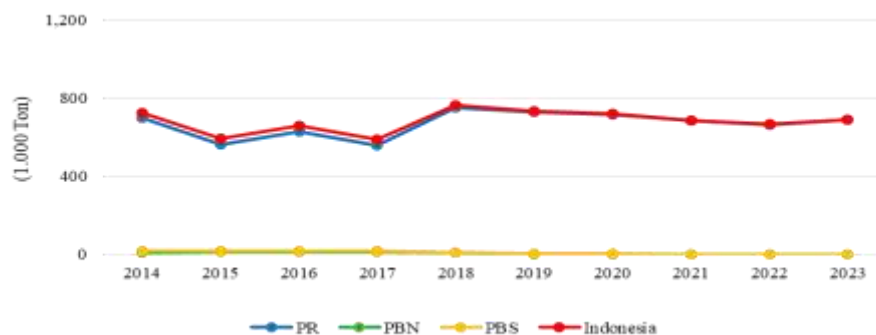
Cocoa is one of the strategic estate crop commodities in Indonesia because it is an export product that has the fourth largest in the estate crop sub-sector after palm oil, rubber, and coconut in the 2023, where as much as 98,46% is People's Plantations (PR) in the period 2014-2023. Cocoa production data released by the Directorate General of Plantations is in the form of annual data presented for conditions one year ago which are Fixed Figures (ATAP), the current year are Provisional Figures (ASEM) and for the next year are Estimated Figures (AESTI). So that there is a need for studies to obtain estimation method that are more accurate, more objective and statistically better in order to support more effective and efficient decision making policies. The purpose of this study is to carry out modeling, compare the suitability of the modeling and determine the best method for estimating cocoa 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 ARIMA (1,1,1) is the best model for cocoa production estimation.

Key Words: ARIMA, transfer function, VAR, production, cocoa

PENDAHULUAN

Perkebunan kakao di Indonesia memiliki luas mencapai 1,39 juta ha di tahun 2023. Komposisi kepemilikan lahan perkebunan kakao di Indonesia selama periode 10 tahun terakhir (2014-2023) didominasi oleh Perkebunan Rakyat (PR) sebesar 98,49%, sisanya dikuasai Perkebunan Besar Swasta (PBS) mencapai 0,99% dan Perkebunan Besar Negara (PBN) hanya berkontribusi 0,52%. Berdasarkan kondisi tanaman, pada periode yang sama sebesar 58,44% merupakan Tanaman Menghasilkan (TM), 19,05% Tanaman Belum Menghasilkan (TBM), dan sisanya 22,50% adalah Tanaman Rusak (TR) dengan produktivitas rata-rata kakao Indonesia sebesar 0,74 ton/ha. Sedangkan jumlah pekebun kakao sebanyak 1,54 juta kepala keluarga pada tahun 2023.

Perkembangan produksi kakao Indonesia dalam 10 tahun terakhir berfluktuatif namun memiliki tren menurun dengan rata-rata sebesar -0,77% per tahun dan mencapai 0,63 juta ton pada tahun 2023 (Gambar 1). Daerah sentra produksi kakao di Indonesia 50% lebih berada di Pulau Sulawesi tepatnya di Provinsi Sulawesi Tengah, Sulawesi Tenggara, Sulawesi Tenggara dan Sulawesi Barat. Di luar Pulau Sulawesi tersebar di Provinsi Lampung, Sumatera Barat, Aceh, Sumatera Utara dan Jawa Timur. Kinerja perdagangan ekspor untuk kakao selama tahun 2019-2023 tercatat sedikit penurunan untuk volume ekspor rata-rata sebesar -1,09% namun masih mengalami peningkatan meskipun sangat kecil sebesar 0,07% untuk rata-rata peningkatan nilai ekspor di periode yang sama dengan tujuan ekspor ke Negara Malaysia, Amerika Serikat, India, China, Australia, Estonia dan Belanda.



Gambar 1. Perkembangan Produksi Kakao Indonesia Menurut Status Pengusahaan Tahun 2014-2023

Saat ini, rilis resmi data produksi kakao dikeluarkan oleh Direktorat Jenderal Perkebunan berupa data tahunan yang disajikan untuk kondisi satu tahun yang lalu (*lag n-1*) merupakan Angka Tetap (ATAP), satu tahun yang berjalan (*lag n*) merupakan Angka Sementara (ASEM) dan untuk satu tahun mendatang 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.

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. AESTI 2025 yang dihasilkan akan digunakan dalam publikasi Statistik Perkebunan Unggulan Nasional.

Berdasarkan hal di atas, maka kajian ini bertujuan untuk:

- d. Melakukan analisis dan estimasi data produksi kakao 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 kakao yang memiliki tingkat akurasi tertinggi.
- f. Menentukan metode terbaik dalam mengestimasi data produksi kakao.

MATERI DAN METODE

Data yang digunakan dalam kajian ini adalah data sekunder *time series* tahunan. Wujud produksi kakao yang dibahas berupa biji 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	1980-2023	Ditjen Perkebunan, BPS
2	Luas areal nasional	Ha	1980-2023	Ditjen Perkebunan, BPS
3	Harga produsen nasional	Rp/Kg	1996-2023	Ditjen Perkebunan
4	Harga dunia	US\$/Kg	1980-2023	World Bank
4	Volume ekspor nasional	Ton	1980-2023	BPS
5	Volume impor nasional	Ton	1980-2023	BPS

Variabel yang digunakan dalam metode ARIMA adalah produksi nasional, sedangkan variabel harga di tingkat produsen atau petani level nasional digunakan pada metode fungsi transfer sebagai variabel yang diduga dapat mempengaruhi produksi kakao nasional. Adapun pada metode VAR, variabel yang digunakan adalah produksi, luas areal, harga dunia, volume ekspor nasional dan volume impor nasional karena kakao merupakan komoditas ekspor andalan. Pertimbangan lain 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 1980-2017 untuk model ARIMA dan VAR, periode data 1996-2017 untuk model Fungsi Transfer dan sisanya sebagai data *testing* untuk validasi model periode tahun 2018-2023. 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 2024 – 2028 dengan menggabungkan seluruh data (*training* dan *testing*). Metode estimasi produksi kakao nasional yang digunakan dalam kajian ini terdiri dari model ARIMA, model Fungsi Transfer dan model VAR dengan menggunakan software Program RStudio.

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

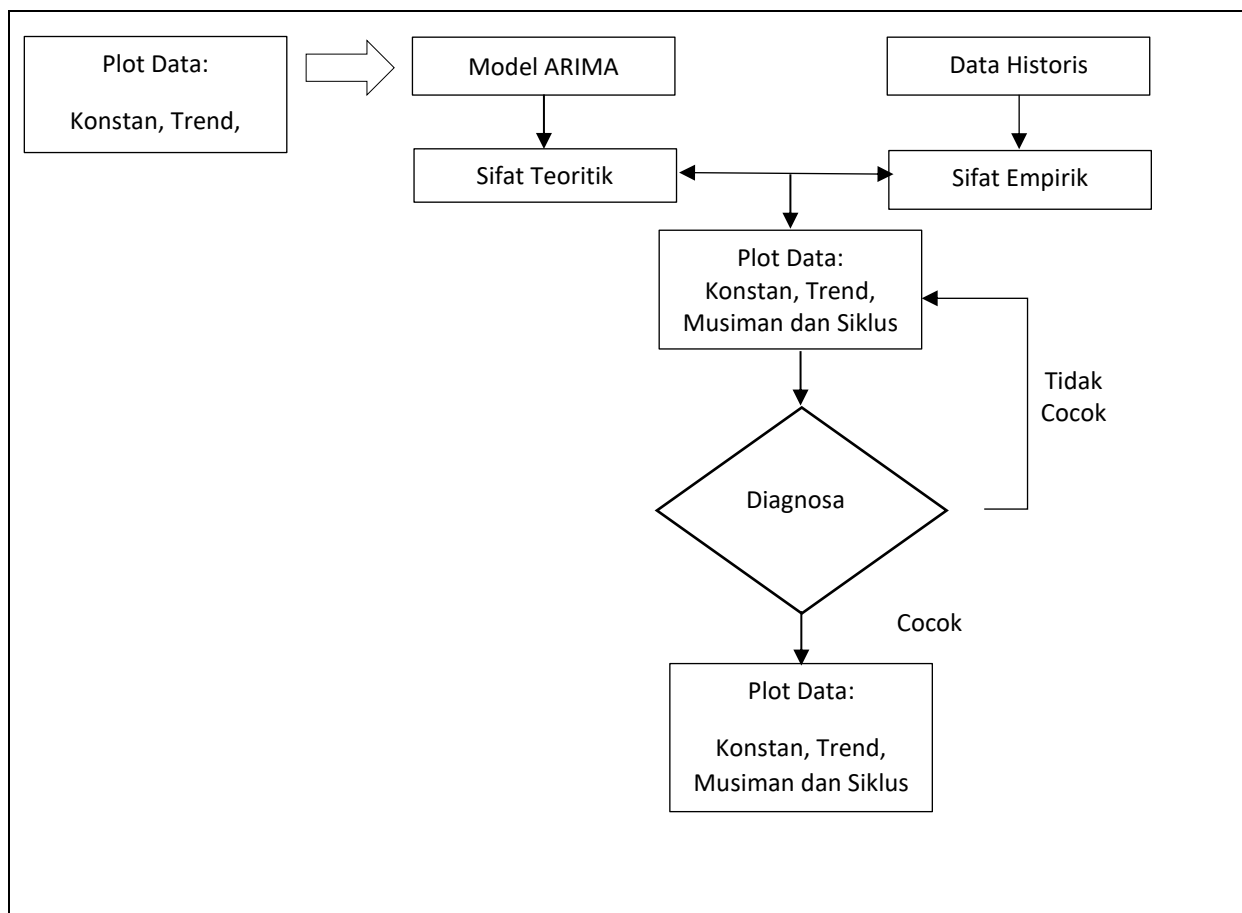
y_{t-p} = data *time series* pada kurun waktu ke- $(t-p)$

μ = suatu konstanta

$\theta_1 \theta_q \phi_1 \phi_n$ = 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. Tahapan penyusunan model ARIMA dijelaskan secara ringkas pada Gambar 2.



Gambar 2. Tahapan Estimasi Model ARIMA

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 $t+1, t+2, \dots, t+k$. 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 variabel *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

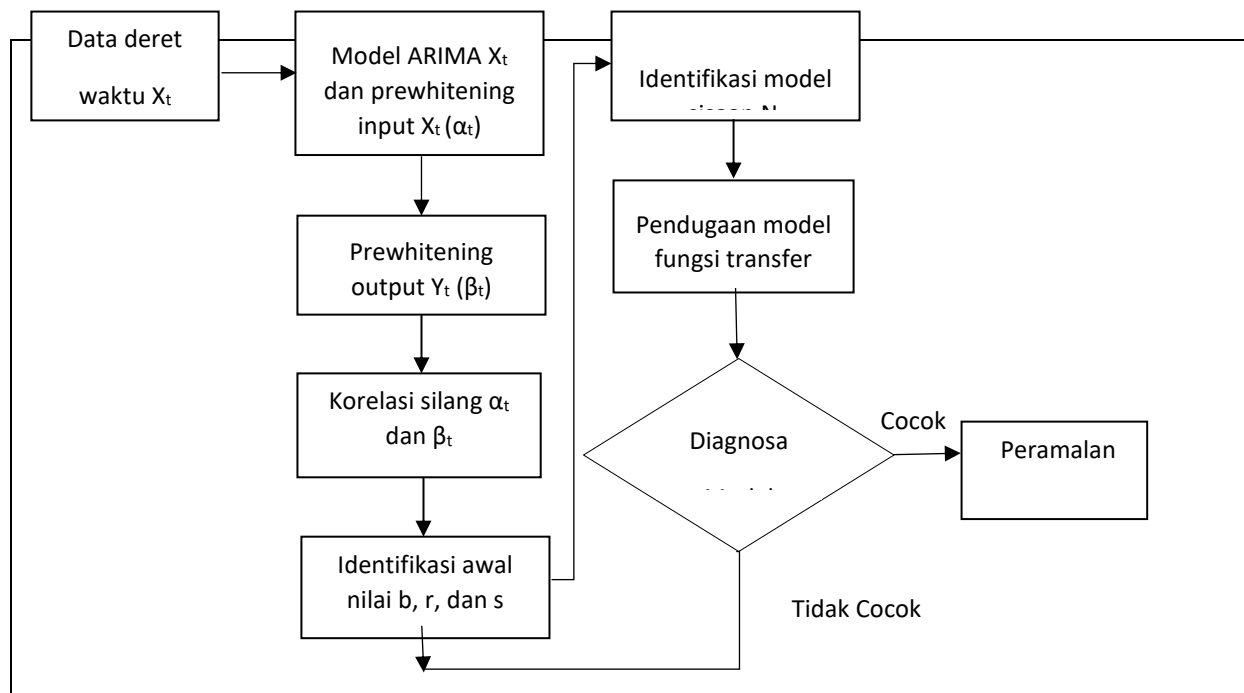
r = panjang *lag* y periode sebelumnya yang masih mempengaruhi y_t

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 variabel 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. Tahapan penyusunan model fungsi transfer terdapat pada Gambar 3.



Gambar 3. Tahapan Estimasi Model Fungsi Transfer

Model Vector Autoregression (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):

- Kemudahan dalam penggunaan, tidak perlu mengkhawatirkan tentang penentuan variabel endogen dan variabel eksogen.
- Kemudahan dalam estimasi, metode *Ordinary Least Square* (OLS) dapat diaplikasikan pada tiap persamaan secara terpisah.
- Forecast* atau peramalan yang dihasilkan pada beberapa kasus ditemukan lebih baik daripada yang dihasilkan oleh model persamaan simultan yang kompleks.
- 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) :

- Model VAR merupakan model yang *atheoretic* atau tidak berdasarkan teori, hal ini tidak seperti pada persamaan simultan.
- Pada model VAR penekanannya terletak pada *forecasting* atau peramalan sehingga model ini kurang cocok digunakan dalam menganalisis kebijakan.
- 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*.
- 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.

$$\begin{array}{c}
 \begin{array}{ccc} p & p & p \\
 x_t = \beta_{10} + \sum_{i=1}^p \alpha_{1i} x_{t-i} + \sum_{i=1}^p \beta_{1i} y_{t-i} + \sum_{i=1}^p \gamma_{1i} z_{t-i} + e_{1t} \\
 \end{array} \\
 \begin{array}{ccc} p & p & p \\
 y_t = \beta_{20} + \sum_{i=1}^p \alpha_{2i} x_{t-i} + \sum_{i=1}^p \beta_{2i} y_{t-i} + \sum_{i=1}^p \gamma_{2i} z_{t-i} + e_{2t} \\
 \end{array}
 \end{array}$$

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 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 :

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 :

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

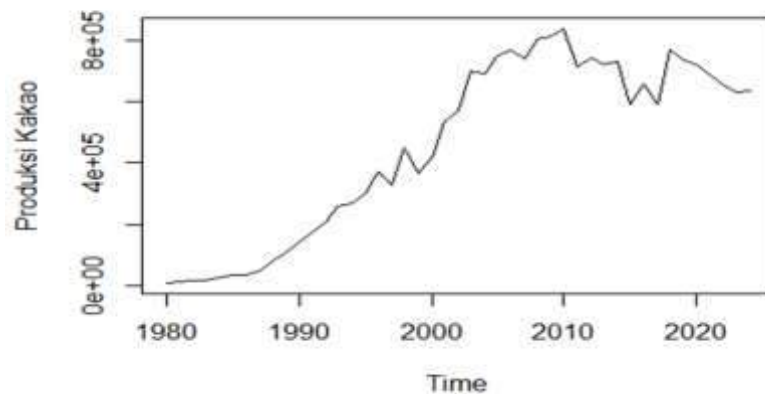
Pengolahan data yang dilakukan dalam kajian ini baik model ARIMA, model fungsi transfer maupun model VAR menggunakan Program RStudio yang merupakan sebuah program komputasi statistika dan grafis.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Model ARIMA

Eksplorasi Data Produksi Kakao Indonesia

Produksi kakao dalam periode 44 tahun terakhir (1980-2023) berfluktuatif dengan rata-rata pertumbuhan sebesar 11,44% per tahun (Gambar 4). Berdasarkan uji kestasioneran data menggunakan *Augmented Dickey Fuller* (ADF) pada Tabel 2 memperlihatkan data produksi kakao tidak stasioner, karena nilai *test-statistic* (0,02) 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 kakao berdasarkan sebaran datanya yang tidak konstan di sekitar rata-rata (Gambar 4). Hasil *differencing* 1 produksi kakao telah bersifat stasioner karena nilai *test-statistic* (-3,25) 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 rata-rata bukan nol (Gambar 5).



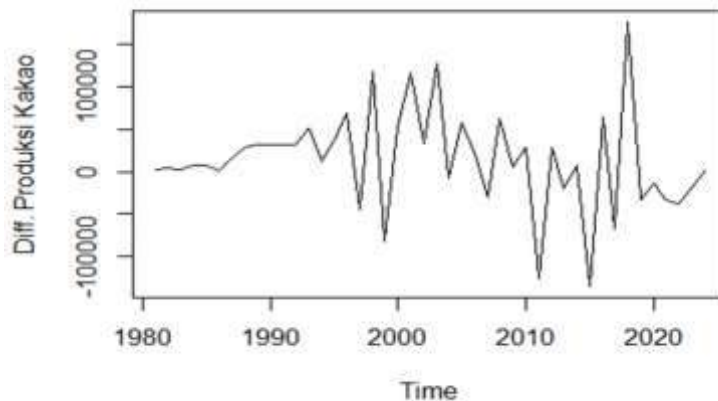
Gambar 4. Perkembangan Produksi Kakao Tahun 1980-2023

Tabel 2. Hasil Augmented Dickey Fuller Awal Data Produksi Kakao

Value of test-statistic is: 0.0248 2.5114 1.5434				
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 Kakao

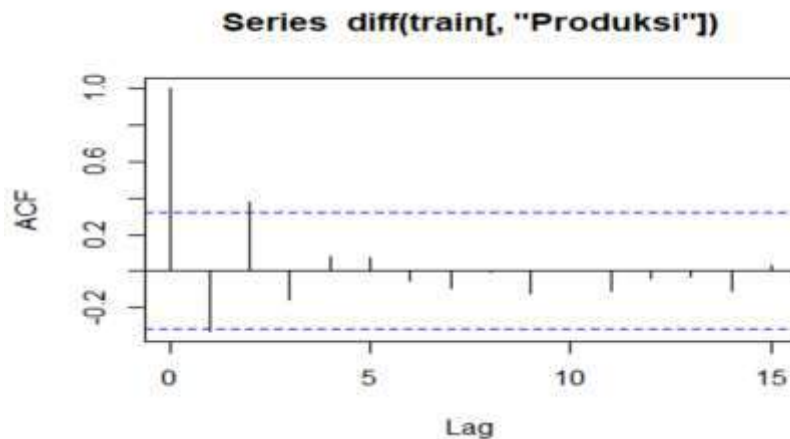
Value of test-statistic is: -3.2512				
Critical values for test statistics:				
	1pct	5pct	10pct	
tau1	-2.62	-1.95	-1.61	



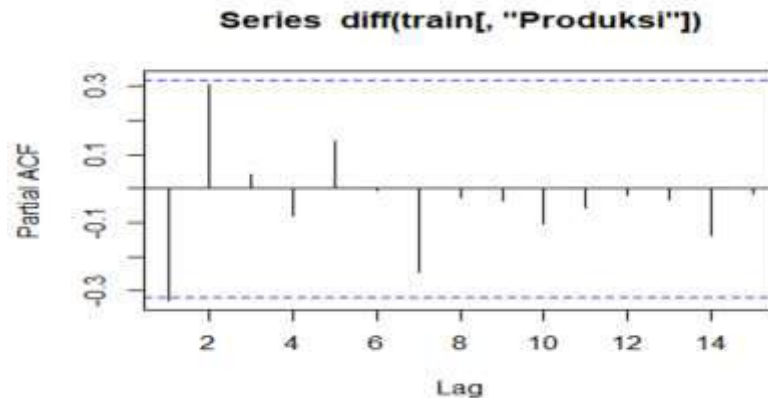
Gambar 5. Plot Data Produksi Kakao Differencing 1

Model ARIMA Produksi Kakao

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 Kakao Differencing 1



Gambar 7. Plot PACF Data Produksi Kakao 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% untuk ar1 dan 5% untuk ma1 seperti tampak pada Tabel 4. Pertimbangan lainnya adalah memiliki nilai MAPE *testing* terkecil yakni 9,55% dan juga nilai MAPE *training* yang cukup baik meskipun bukan yang paling rendah yaitu 14,23% (Tabel 5 dan Tabel 6). Sedangkan hasil estimasi model lain dianggap terlalu rendah (*underestimate*) atau terlalu tinggi (*overestimate*) dibandingkan data historisnya serta tidak selalu signifikan pada hasil tes koefisiennya dan hasil MAPE testing yang lebih tinggi.

Tabel 4. Hasil Uji Coefficients Model ARIMA (1,1,1) Produksi Kakao

z test of coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
ar1	-0.85552	0.18694	-4.5764	4.731e-06 ***
ma1	0.58035	0.25302	2.2937	0.02181 *

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

Tabel 5. Hasil Uji Akurasi Model ARIMA (1,1,1) Produksi Kakao

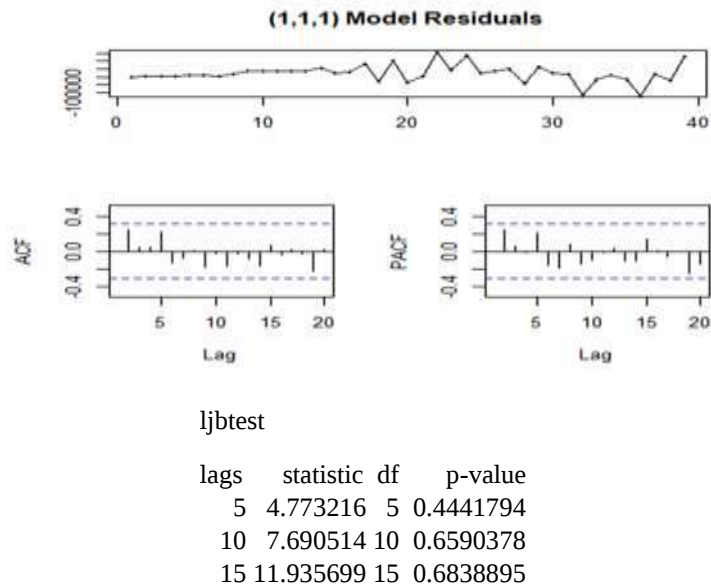
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	21576.33	58059.93	41760.18	10.693285	14.230442	0.8931563	-0.004745312
Test set	-48708.52	71686.91	62723.53	-7.638324	9.545655	1.3415152	NA

Tabel 6. Model ARIMA dan Estimasi Produksi Kakao Hasil Armaselect

No	Model	MAPE (%)		Hasil Estimasi Produksi Kakao (Ton)				
		Training	Testing	2024	2025	2026	2027	2028
1	ARIMA (2,1,0)	11,71	16,69	632780	625619	626852	523946	624815
2	ARIMA (3,1,0)	11,51	17,48	632780	622504	623078	618988	619115
3	ARIMA (1,1,1)	14,23	9,55	632780	630598	632226	631011	631917
4	ARIMA (2,1,1)	11,48	15,87	632780	618957	616787	610323	608217
5	ARIMA (0,1,2)	12,32	17,58	632780	629342	631333	631333	631333
6	ARIMA (1,1,2)	12,30	13,59	632780	624252	631571	628060	629744
7	ARIMA (0,1,3)	12,56	13,02	632780	622129	631194	630588	630588

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 taraf 5% untuk 15 *lag* sehingga model dianggap cukup baik mengepas data produksi (Gambar 8).

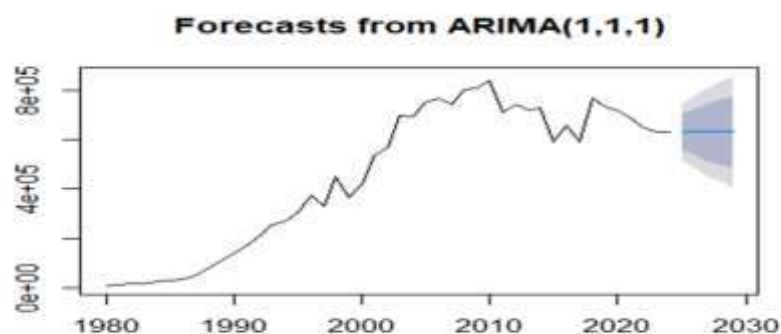


Gambar 8. Hasil Uji Pemeriksaan Sisaan dan Hasil Uji Ljung-Box ARIMA (1,1,1)

Hasil estimasi produksi kakao dengan model ARIMA (1,1,1) untuk 5 tahun kedepan akan mengalami sedikit penurunan dengan rata-rata pertumbuhan sebesar -0,01% per tahun. Hasil estimasi produksi kakao berturut-turut untuk lima tahun kedepan yakni tahun 2024 mencapai 633 ribu ton, tahun 2025 sebesar 626 ribu ton, tahun 2026 sebanyak 627 ribu ton, tahun 2027 mencapai 624 ribu ton dan 625 ribu ton di tahun 2028 (Tabel 7 dan Gambar 9).

Tabel 7. Hasil Estimasi Produksi Kakao Tahun 2024-2028

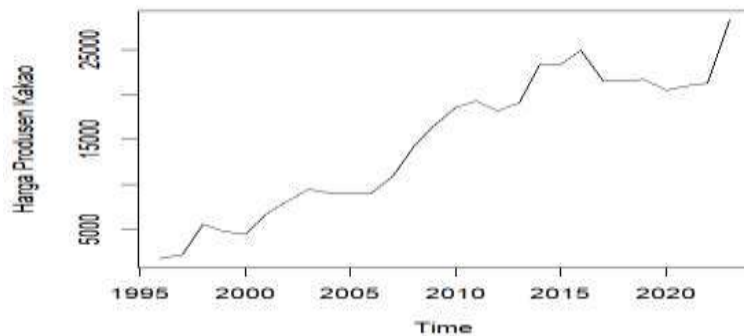
	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
2025	630597.8	556514.9	704680.8	517297.8	743897.9
2026	632225.7	538858.1	725593.2	489432.3	775019.0
2027	631011.3	514497.5	747525.2	452818.8	809203.9
2028	631917.2	500817.8	763016.6	431418.0	832416.4
2029	631241.5	483895.2	778587.7	405894.8	856588.1



Gambar 9. Hasil Estimasi Produksi Kakao Model ARIMA (1,1,1) Tahun 2024-2028

Model Fungsi Transfer

Pada metode fungsi transfer, peubah input yang digunakan adalah harga kakao di tingkat petani atau produsen dengan pertimbangan meningkat atau menurunnya harga produsen diduga sangat mempengaruhi produksi kakao di dalam negeri. Perkembangan harga produsen kakao dalam 28 tahun terakhir (1996-2023) berfluktuatif seperti tampak pada Gambar 10.



Gambar 10. Perkembangan Harga Produsen Kakao Tahun 1996-2023

Langkah pertama untuk proses analisis model adalah dengan mengidentifikasi model ARIMA peubah input dari hasil Uji ADF dan plot ACF serta PACF. Berdasarkan hasil Uji ADF pada Tabel 8 diketahui data peubah input non stasioner dimana nilai *test-statistic* (-2,55) lebih besar dibanding *critical values* pada tau3 (-4,38 pada alpha 1%; -3,60 pada alpha 5%; -3,24 pada alpha 10%) sehingga harus dilakukan proses *differencing*. Data harga produsen kakao belum sepenuhnya stasioner setelah di-*differencing* 1 (Tabel 9) dengan nilai *critical value* lebih tinggi pada tau1 (alpha 1%: -2,66) meskipun sudah stasioner pada alpha 5%: -1,95 dan alpha 10%: -1,6 dibandingkan nilai *test-statistic* (-2,38). Proses *differencing* 2 (Tabel 10) dilakukan untuk memperoleh data yang stasioner dengan hasil nilai *test-statistic* lebih rendah (-3,47%) terhadap *critical values tau1* pada semua alpha (alpha 1%: -2,66%; alpha 5%: -1,95%; alpha 10%: -1,6). Hal ini diperkuat dari hasil plot ACF dan PACF terhadap data harga produsen kakao baik data asal maupun setelah dilakukan *differencing* sebanyak 2 kali, hasilnya tidak terlihat adanya pola *tail off* (Gambar 11-14).

Tabel 8. Hasil Augmented Dickey Fuller Awal Data Harga Produsen Kakao

Value of test-statistic is: -2.5467 4.0073 3.4585				
Critical values for test statistics:				
	1pct	5pct	10pct	
tau3	-4.38	-3.60	-3.24	
phi2	8.21	5.68	4.67	
phi3	10.61	7.24	5.91	

Tabel 9. Hasil Augmented Dickey Fuller Differencing 1 Data Harga Produsen Kakao

Value of test-statistic is: -2.3836				
Critical values for test statistics:				
	1pct	5pct	10pct	
tau1	-2.66	-1.95	-1.6	

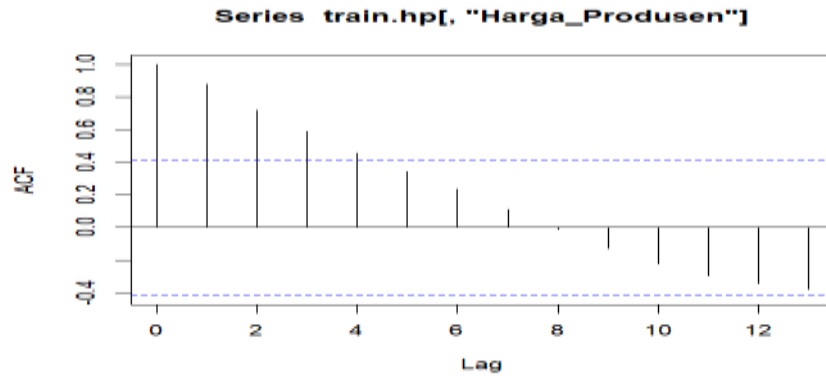
Tabel 10. Hasil Augmented Dickey Fuller Differencing 2 Data Harga Produsen Kakao

Value of test-statistic is: -3.4721

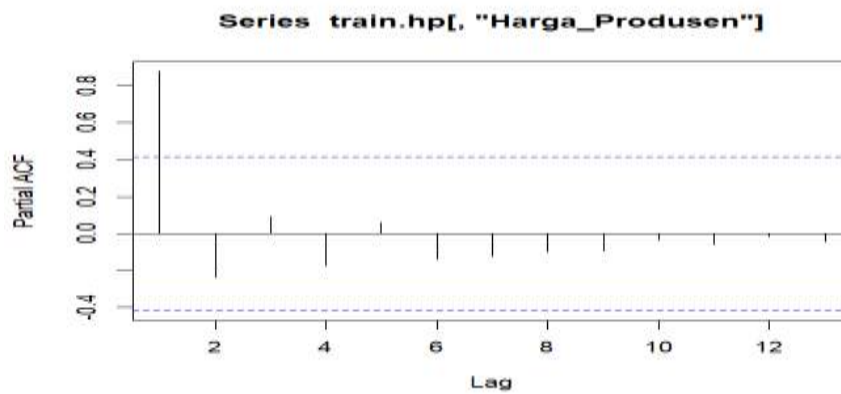
Critical values for test statistics:

1pct 5pct 10pct

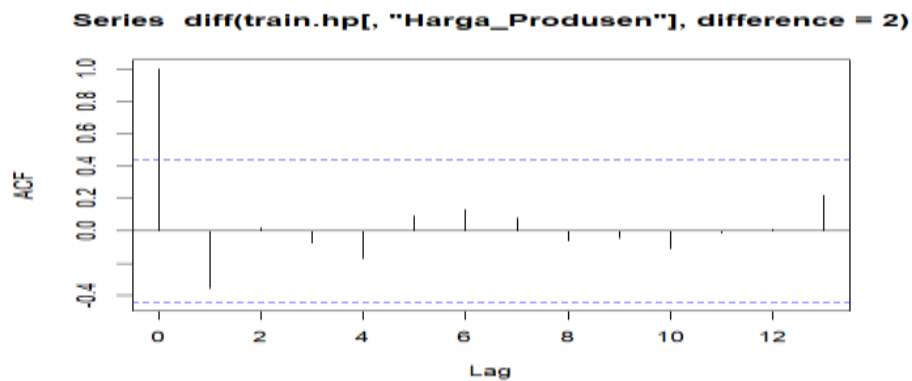
tau1 -2.66 -1.95 -1.6



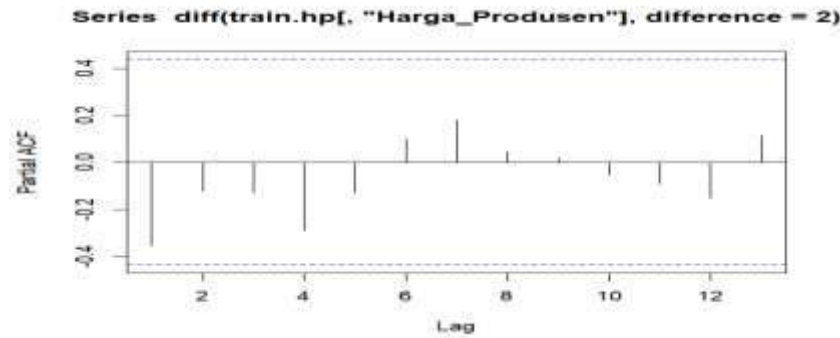
Gambar 11. Plot ACF Data Harga Produsen Kakao



Gambar 12. Plot PACF Data Harga Produsen Kakao



Gambar 13. Plot ACF Data Harga Produsen Kakao Differencing 2



Gambar 14. Plot PACF Data Harga Produsen Kakao Differencing 2

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 (3,2,1) karena memiliki hasil tes koefisiennya signifikan pada ar3 (alpha 5%) dan ma1 (alpha 0,1%) serta nilai MAPE 11,15%. Hasil koefisien tes model ARIMA peubah input terdapat di Tabel 11.

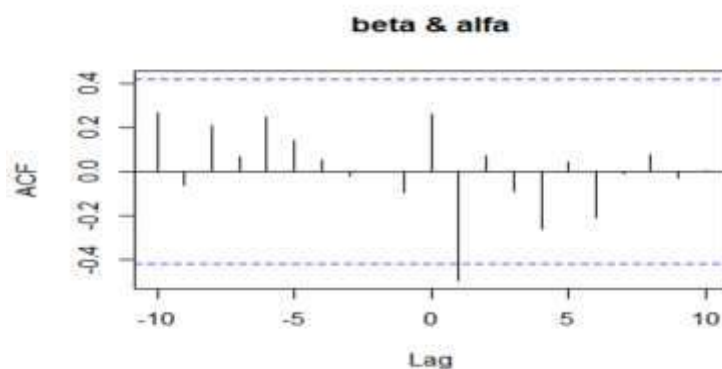
Tabel 11. Hasil Test Coefficients Model ARIMA (3,2,1) Harga Produsen Kakao

z test of coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
ar1	-0.186634	0.223424	-0.8353	0.40353
ar2	-0.077895	0.223465	-0.3486	0.72741
ar3	-0.526240	0.227014	-2.3181	0.02044 *
ma1	-0.999990	0.187878	-5.3225	1.023e-07 ***

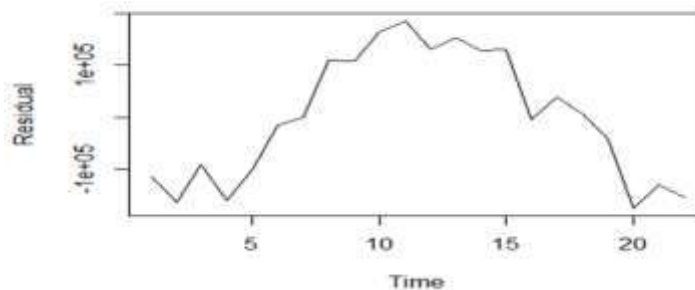
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 '

Langkah ketiga yakni melakukan *prewhitening* dan korelasi silang antara harga produsen dengan produksi yang menghasilkan nilai r, s, b (0,0,0) karena tidak ada yang nyata seperti tampak pada Gambar 15. 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 15 dapat dijelaskan bahwa nilai $b = 0$ karena tidak ada *lag* yang signifikan sehingga tidak ada jeda pengaruh dampak harga produsen kakao terhadap produksi kakao. Nilai $s = 0$ karena tidak ada tambahan *lag* yang signifikan setelah *lag* 0 sehingga korelasi antara harga produsen kakao dengan produksi kakao terjadi di tahun yang sama. Nilai $r = 0$ dengan asumsi data tahunan tidak mengandung pola musiman sehingga dampak produksi terhadap produksi itu sendiri langsung terasa.



Gambar 15. Plot Hasil Prewhitening dan Korelasi Silang Antara Harga Produsen dengan Produksi

Langkah keempat yaitu pengepasan model $(r,s,b) = (0,0,0)$ yang menghasilkan nilai MAPE 18,49%. Identifikasi model *noise* atau residual harga produsen merupakan langkah kelima yang dilakukan dengan model ARIMA seperti langkah pertama dan kedua, mulai dari mengidentifikasi model ARIMA residual harga produsen berdasarkan hasil Uji ADF dan plot ACF serta PACF, dilanjutkan tahapan menduga model ARIMA residual harga produsen baik dengan *autoarima* ataupun *armaselect*. Plot data residual harga produsen selama kurun waktu 1996-2023 berfluktuatif dengan tren menurun seperti tampak pada Gambar 16. Hasil Uji ADF terhadap data residual harga produsen adalah data tidak stasioner karena nilai *test-statistic* lebih besar dibanding nilai *critical tau3* pada semua tingkat alpha (Tabel 12). Proses *differencing* 1 masih menghasilkan data yang tidak stasioner dimana nilai *test-statistic* lebih besar dibanding nilai *critical tau1* pada alpha 1% yakni -2,66 (Tabel 13) sehingga dilakukan *differencing* 2 yang menghasilkan data stasioner karena nilai *test-statistic* lebih kecil (-5,26) dari nilai *critical* pada semua tingkat alpha (1%: -2,66; 5%: -1,95; 10%: -1,6) seperti terlihat pada Tabel 14. Setelah melakukan *overfitting* dari berbagai kemungkinan model ARIMA residual harga produsen, maka dipilih ARIMA (0,2,1) dengan pertimbangan hasil tes koefisiennya signifikan pada $\alpha = 0,01\%$ seperti pada Tabel 15 dan memberikan nilai MAPE 263,44% (Tabel 16).



Gambar 16. Residual Harga Produsen Kakao

Tabel 12. Hasil Augmented Dickey Fuller Awal Data Residual Harga Produsen Kakao

Value of test-statistic is: -0.5975 2.5901 3.8848				
Critical values for test statistics:				
	1pct	5pct	10pct	
tau3	-4.38	-3.60	-3.24	
phi2	8.21	5.68	4.67	
phi3	10.61	7.24	5.91	

Tabel 13. Hasil Augmented Dickey Fuller Differencing 1 Residual Harga Produsen Kakao

Value of test-statistic is: -2.2295				
Critical values for test statistics:				
	1pct	5pct	10pct	
tau1	-2.66	-1.95	-1.6	

Tabel 14. Hasil Augmented Dickey Fuller Differencing 2 Residual Harga Produsen Kakao

Value of test-statistic is: -5.2631			
Critical values for test statistics:			
	1pct	5pct	10pct
tau1	-2.66	-1.95	-1.6

Tabel 15. Hasil Test Coefficients Model ARIMA (0,2,1) Residual Harga Produsen Kakao

z test of coefficients:				
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
ma1	-0.82615	0.14084	-5.8659	4.467e-09 ***

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

Tabel 16. Hasil Uji Akurasi Model ARIMA (0,2,1) Residual Harga Produsen Kakao

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	-5004.951	64803.12	50312.14	153.7158	263.4444	0.9549845	-0.2751746

Langkah selanjutnya melakukan pengepasan model $(r,s,b) = (0,0,0)$ dan *noise* (0,2,1) yang menghasilkan nilai MAPE data training 8,57% (Tabel 17) serta signifikan pada ma1 dan xreg (Tabel 18).

Tabel 17. Hasil Uji Akurasi Model Fungsi Transfer ARIMA (0,2,1) Xreg = Harga Produsen Kakao

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	-3991.522	64058.82	51859.44	-0.1459182	8.569989	0.8808176	-0.1924665

Tabel 18. Hasil Test Coefficients Pengepasan Model $(r,s,b) = (0,0,0)$, Noise (0,2,1)

z test of coefficients:				
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
ma1	-0.81723	0.15170	-5.3870	7.164e-08 ***
xreg	18.75447	7.96977	2.3532	0.01861 ***

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:

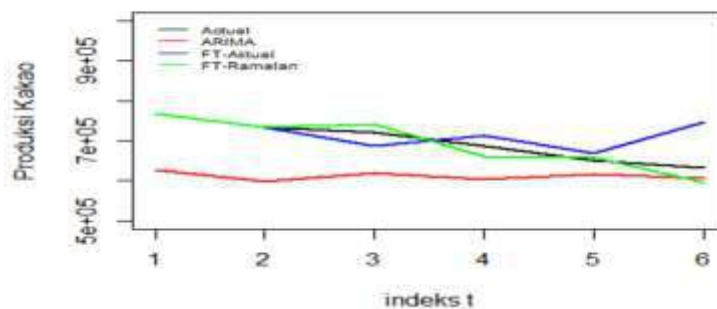
- Model fungsi transfer dengan data input nilai aktual.
- Model fungsi transfer dengan data input nilai estimasi.
- Model ARIMA output yang telah lebih dahulu dibahas pada Model ARIMA (1,1,1).

Nilai MAPE data *testing* untuk model fungsi transfer yang menggunakan data input nilai aktual dan nilai ramalan sebesar 4,90% serta 2,33%. Sedangkan nilai MAPE dari hasil model ARIMA (1,1,1) yakni 8,47% untuk data *training* dan 11,98% untuk data *testing*, berbeda dengan Model I karena menggunakan series data yang berbeda.

Tabel 19. Nilai MAPE Training dan Testing Model Fungsi Transfer Produksi Kakao

No	Model Estimasi	MAPE (%)	
		Training	Testing
1	FT ARIMA (0,2,1) xreg=harga produsen kakao	8,57	4,90
2	FT ARIMA (0,2,1) xreg=harga produsen kakao ARIMA (3,2,1)	8,57	2,33
3	ARIMA (1,1,1)	8,47	11,98

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 17).

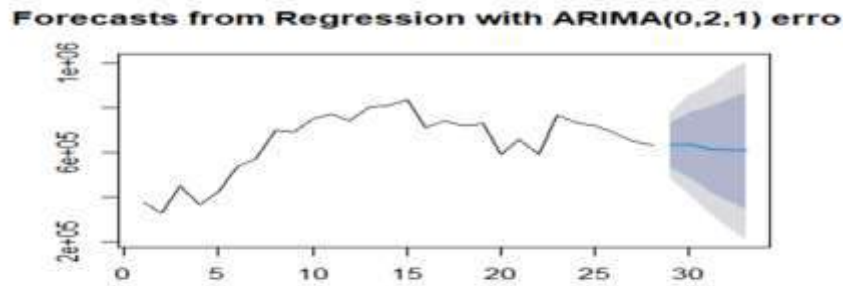


Gambar 17. Perbandingan Hasil Estimasi Data Testing Pada Model Fungsi Transfer

Langkah kedelapan yang merupakan langkah terakhir adalah menduga ulang model input harga ekspor kakao dengan model ARIMA (3,2,1) dan menduga ulang Fungsi Transfer ARIMA (0,2,1) untuk melakukan estimasi produksi kakao 5 tahun kedepan yang menunjukkan pertumbuhan sekitar -0,98% per tahun secara rata-rata dengan nominal produksi dan pertumbuhan yang berfluktuatif (Tabel 20 dan Gambar 18).

Tabel 20. Hasil Estimasi Produksi Kakao Model FT ARIMA (0,2,1) Xreg = Harga Produsen ARIMA (3,2,1) Tahun 2024- 2028

ahun	Produksi Kakao (Ton)	Pertumbuhan (%)
2024	633.039	-
2025	635.294	0,36
2026	616.875	-2,90
2027	612.984	-0,63
2028	608.348	-0,76
Rata-rata Pertumbuhan (%)		-0,98



Gambar 18. Hasil Estimasi Produksi Kakao Model FT ARIMA (0,2,1)
Xreg = Harga Produsen Kakao ARIMA (3,2,1) Tahun 2024-2028

Model VAR

Pada model VAR, variabel yang digunakan terdiri dari produksi, luas areal, volume ekspor, volume impor dan harga kakao dunia. Tahap awal dalam penentuan model VAR adalah melakukan penelusuran model dari *lag* atau $p=1$ sampai dengan $p=3$ dengan dan tanpa tren yang terdiri dari 3 tipe yakni *trend*, *const* dan *both*. Selanjutnya melakukan *overfitting* dari semua kemungkinan model yang ada, hasil model terpilih awal yakni VAR (3) *type=trend* dengan pertimbangan memiliki variabel signifikan yang banyak yakni 6 variabel serta R^2 dan R^2 *adjusted* yang tertinggi yakni 99,73% dan 99,51% (Tabel 21).

Tabel 21. Model VAR Produksi Kakao

No	Tipe	Variabel Produksi Signifikan	Tipe yang Signifikan	R^2 (%)	R^2 adjusted (%)
1	Both $p=1$	1	-	97,28	96,74
2	Both $p=2$	6	Const	98,55	97,88
3	Both $p=3$	5	Trend	99,05	98,21
4	Trend $p=1$	2	Trend	99,14	98,98
5	Trend $p=2$	5	Trend	99,51	99,29
6	Trend $p=3$	6	Trend	99,73	99,51
7	Const $p=1$	1	-	97,13	96,66
8	Const $p=2$	6	Const	98,5	97,9
9	Const $p=3$	4	Const	98,86	97,96

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 non autokorelasi terpenuhi serta ragam homogen karena memiliki p -value = 1 (Tabel 22).

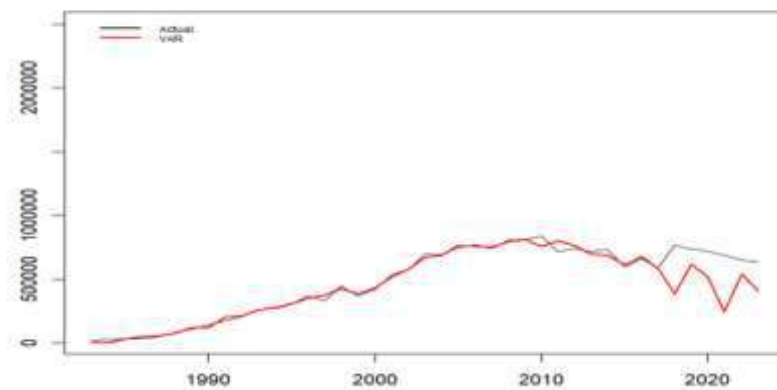
Tabel 22. Hasil Uji Asumsi Model VAR (4) Type = Trend Produksi Kakao

Portmanteau Test (asymptotic)
data: Residuals of VAR object varkakao.t3
Chi-squared = 299.44, df = 325, p-value = 0.8423
JB-Test (multivariate)
data: Residuals of VAR object varkakao.t3
Chi-squared = 55.947, df = 10, p-value = 2.101e-08
Skewness only (multivariate)
data: Residuals of VAR object varkakao.t3
Chi-squared = 14.4, df = 5, p-value = 0.01326
Kurtosis only (multivariate)
data: Residuals of VAR object varkakao.t3
Chi-squared = 41.547, df = 5, p-value = 7.275e-08
ARCH (multivariate)
data: Residuals of VAR object varkakao.t3
Chi-squared = 435, df = 1350, p-value = 1

Tahap berikutnya dalam model VAR adalah menghitung nilai MAPE dari data *training* dan data *testing* seperti yang tampak di Tabel 23. Untuk MAPE data *training* lebih kecil yaitu 10,72% dibandingkan MAPE data *testing* yang cukup tinggi yakni 35,25%. Pada Gambar 19 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* yang cukup jauh dari data aktualnya.

Tabel 23. Nilai MAPE Data Training dan Data Testing Model VAR (3) Type = Trend Produksi Kakao

Data	MAPE (%)
Training	10,72
Testing	35,25

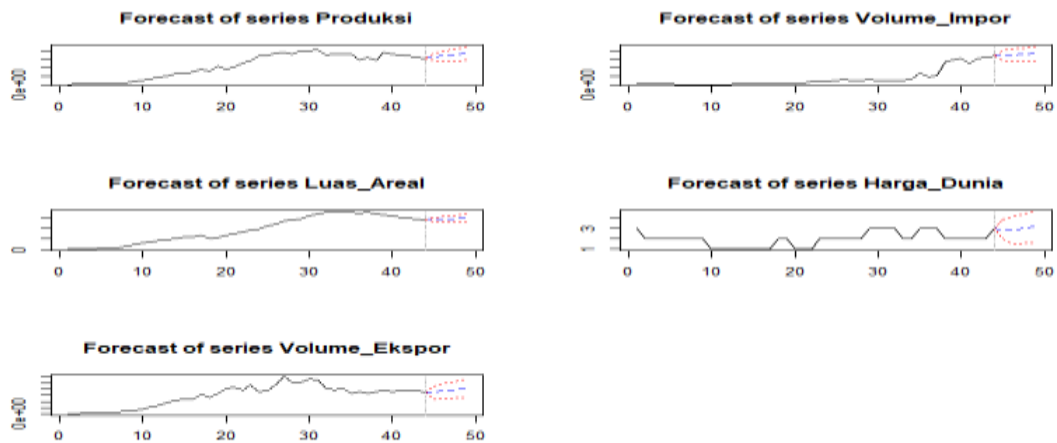


Gambar 19. Plot Data Ramalan Model VAR(3) Type = Trend Terhadap Data Aktual Produksi Kakao Tahun 1980-2023

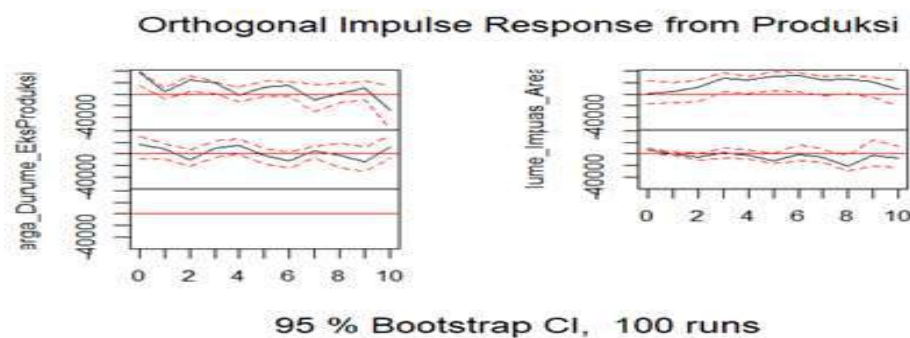
Tahap akhir dari serangkaian tahapan pada proses pemodelan dengan metode VAR berupa estimasi produksi kakao untuk periode tahun 2024-2028 yang menduga akan terjadi peningkatan produksi kakao yang pada 5 tahun mendatang dengan rata-rata sebesar 3,11% per tahun. Produksi kakao tahun 2024 diestimasi sebesar 661 ribu ton, naik menjadi 681 ribu ton di tahun 2025, naik kembali di tahun 2026 menjadi 695 ribu ton dan 722 ribu ton di tahun 2027 serta 747 ribu ton di tahun 2028 (Tabel 24). Plot estimasi produksi kakao Model VAR (3) *type=trend* memperlihatkan grafik produksi yang cenderung meningkat dalam lima tahun kedepan (Gambar 20).

Tabel 24. Hasil Estimasi Produksi Kakao Model VAR (3) Type = Trend Tahun 2024-2028

Tahun	Produksi Kakao (Ton)	Pertumbuhan (%)
2024	661.081	-
2025	681.033	3,02
2026	695.404	2,11
2027	722.469	3,89
2028	747.196	3,42
Rata-rata Pertumbuhan (%)		3,11



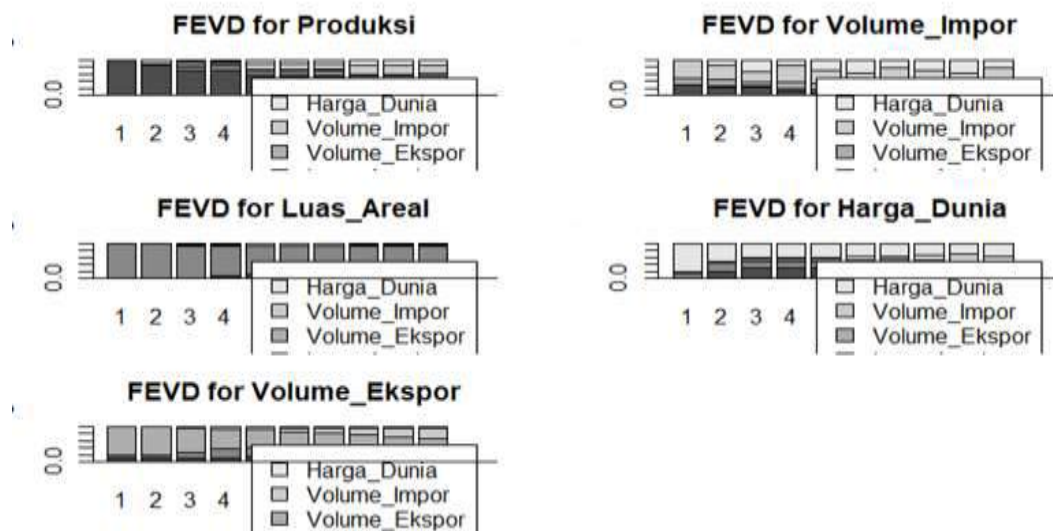
Gambar 20. Plot Estimasi Produksi Kakao Model VAR (3) Type = Trend



Gambar 21. Plot Orthogonal Impulse Response Function
Produksi Kakao Model VAR (3) Type = Trend

Dari hasil estimasi dengan Model VAR, juga diperoleh *Impulse Response Function* (IRF) dan *Variance Decomposition*. Berdasarkan hasil IRF produksi model terbaik VAR (3) *type = trend*, terlihat bahwa jika terjadi perubahan pada produksi di tahun tertentu maka akan berdampak pada produksi itu sendiri, luas areal dan volume ekspor. Hal ini sejalan bahwa kakao merupakan komoditi ekspor dan Indonesia berada di posisi ketiga terbesar produsen biji kakao dunia setelah Pantai Gading dan Ghana. Sedangkan dampak perubahan produksi di Indonesia tidak berpengaruh terhadap volume impor dan harga kakao di tingkat dunia (Gambar 21).

Dari grafik dekomposisi keragaman model terbaik VAR (3) *type = trend* dapat dilihat bahwa komposisi produksi pada tahun pertama dipengaruhi sepenuhnya oleh produksi itu sendiri. Pada tahun kedua, komposisi produksi secara mayoritas masih dipengaruhi oleh produksi itu sendiri serta sedikit dari luas areal. Pada tahun ketiga dan keempat, komposisi pembentuk produksi selain dominasi dari produksi juga dari luas areal dan volume ekspor. Pada tahun kelima, volume impor dan harga dunia mulai ikut sebagai pembentuk produksi selain variabel lainnya yakni produksi, luas areal dan volume ekspor. Komposisi produksi dari tahun ke tahun semakin berkurang (Gambar 22). 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 yang disertai program ekstensifikasi berupa penambahan luas areal dengan pembukaan lahan-lahan baru untuk perkebunan kakao agar dapat meningkatkan produksi kakao. Dari sisi hilir, upaya untuk meningkatkan proses pasca panen dan pengolahan kakao juga harus ditingkatkan agar dapat menaikkan volume ekspor kakao serta menahan laju volume impor.



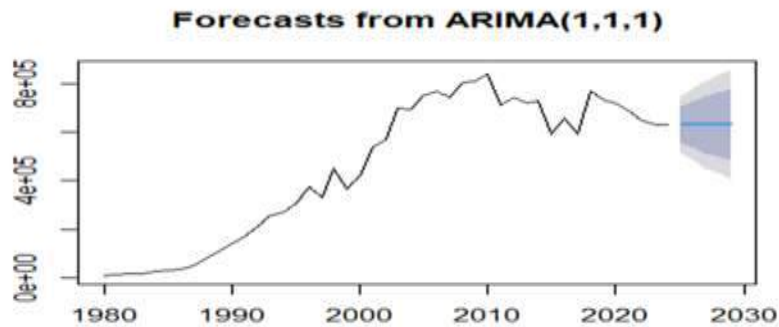
Gambar 22. Dekomposisi Keragaman Model VAR (3) Type = Trend
Produksi Kakao

Model Estimasi Terbaik

Berdasarkan Uji MAPE dari Tabel 24 maka model terbaik dan terpilih untuk estimasi produksi kakao adalah Model ARIMA (1,1,1) dengan nilai MAPE *training* 14,23% dan *testing* 9,55%. Meskipun bukan nilai MAPE terkecil namun dari hasil estimasinya memberikan nilai yang paling realistis dan mendekati data historisnya. Sedangkan hasil estimasi Model FT ARIMA (0,2,1) xreg = harga produsen ARIMA (3,2,1) memberikan hasil estimasi yang paling berfluktuatif dibanding data historisnya meskipun nilai MAPE *testing* dan MAPE *training* paling rendah yakni 6,92% dan 6,34%. Sementara Model VAR memiliki nilai MAPE *training* yang cukup baik 10,72% namun MAPE *testing* tertinggi 35,25% dibandingkan dua model lainnya dengan hasil estimasi yang paling tinggi dan jauh dari data historisnya (*overestimate*).

Tabel 24. Ringkasan Hasil Analisis Model Estimasi Produksi Kakao

		Model ARIMA						Fungsi Transfer			Model VAR	
		ARIMA (2,1,0)	(%)	ARIMA (1,1,1)	(%)	ARIMA (1,1,2)	(%)	Arima Input (3,2,1) Arima Noise (0,2,1) Xreg = Harga Produsen	(%)		VAR (3) type=trend	(%)
	MAPE Training (%)	11.71		14.23		12.3		8.57			10.72	
	MAPE Testing (%)	16.69		9.55		13.59		2.33			35.25	
ATAP	2019	734,797		734,797		734,797		734,797			734,797	
	2020	720,661	-1.92	720,661	-1.92	720,661	-1.92	720,661	-1.92		720,661	-1.92
	2021	688,210	-4.50	688,210	-4.50	688,210	-4.50	688,210	-4.50		688,210	-4.50
	2022	650,612	-5.46	650,612	-5.46	650,612	-5.46	650,612	-5.46		650,612	-5.46
	2023	632,117	-2.84	632,117	-2.84	632,117	-2.84	632,117	-2.84		632,117	-2.84
Angka Estimasi (AESTI)	2024	632,780	0.10	632,780	0.10	632,780	0.10	633,039	0.15		661,081	4.58
	2025	625,619	-1.13	630,598	-0.34	624,252	-1.35	635,294	0.36		681,033	3.02
	2026	626,852	0.20	632,226	0.26	631,571	1.17	616,875	-2.90		695,404	2.11
	2027	623,946	-0.46	631,011	-0.19	628,060	-0.56	612,984	-0.63		722,469	3.89
	2028	624,815	0.14	631,917	0.14	629,744	0.27	608,348	-0.76		747,196	3.42
Rata-rata Pertumbuhan	ATAP 2019 - 2023		-3.68		-3.68		-3.68		-3.68			-3.68
	AESTI 2024 - 2028		-0.23		-0.01		-0.07		-0.76			3.40



Gambar 23. Plot Hasil Ramalan Produksi Kakao Model ARIMA (1,1,1)
Tahun 2024-2028

Hasil estimasi dari model terbaik untuk produksi kakao tahun 2024-2028 akan berfluktuatif baik nominal maupun pertumbuhannya (Gambar 23 dan Tabel 24). Tahun 2024, produksi meningkat sebesar 632,78 ribu ton, naik 0,10% dibandingkan tahun 2023 yang mencapai 632 ribu ton. Produksi kakao akan turun sebesar -0,34% menjadi 631 ribu ton di tahun 2025, kemudian naik kembali di tahun 2026 sebesar 0,26% menjadi 632 ribu ton. Pertumbuhan produksi turun di tahun 2027 menjadi -0,19% atau 631 ribu ton dan naik tipis 0,14% di tahun 2028 menjadi 632 ribu ton.

KESIMPULAN

Dari ketiga metode estimasi yang digunakan dalam kajian ini yaitu ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR, metode estimasi terbaik untuk estimasi produksi kakao berdasarkan pertimbangan statistik dan kerealistisan hasil estimasi dengan historis data aktualnya adalah Model ARIMA (1,1,1) dengan MAPE *training* 14,23% dan *testing* 9,55%. Nilai ini dapat diartikan bahwa seluruh persentase kesalahan antara data aktual dengan data hasil ramalan pada data *training* adalah 14,23%, sedangkan rata-rata seluruh persentase kesalahan antara data aktual dengan data hasil ramalan pada data *testing* sebesar 9,55% sehingga diharapkan data estimasinya akan memberikan hasil yang lebih akurat. Hasil estimasi produksi kakao tahun 2024-2028 akan berfluktuatif yakni 633 ribu ton pada tahun 2024 dan turun menjadi 632 ribu ton pada tahun 2028 dengan rata-rata pertumbuhan sebesar -0,03% per tahun.

DAFTAR PUSTAKA

- Athif, Y.S. (2018). Pengaruh Kebijakan Bea Keluar Kakao Terhadap Harga Biji Kakao 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 Kakao Indonesia. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Gujarati, D.N. & Porter, D.C. (2010). Dasar-dasar Ekonometrika. Jakarta: Penerbit Salemba Empat, Buku 2, Edisi
- Kementerian Pertanian. (2023). Statistik Perkebunan Unggulan Nasional 2020-2022. Jakarta: Direktorat Jenderal Perkebunan Kementerian Pertanian. Jakarta: Direktorat Jenderal Perkebunan, Kementerian Pertanian.

- Kementerian Pertanian. (2023). Buku Statistik Pertanian 2021. 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, Yuliawati. (2022). Analisis Estimasi Produksi Kakao Indonesia Dengan Model ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR. 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 Kakao 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 MODEL ESTIMASI PRODUKSI LADA DI INDONESIA

Model Study for Estimating Pepper Production in Indonesia

Diah Indarti^{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: indarti@pertanian.go.id

ABSTRACT

Over the past five years, Indonesia pepper production has tended to fluctuate. To see the pepper production in the next five years, an estimate is needed, in this study using the ARIMA model, Transfer Functions and VAR. From the estimation result of the three models, the best estimation model was selected. The selected ARIMA model is ARIMA (2,2,2) producing a MAPE of training data 7,23 and a MAPE of testing data of 16,09%. Pepper production in the next five years (2024-2028) is predicted to decrease by 1,22% per year. In 2024 pepper production is predicted to be 63.307 tons then decrease in 2028 to 60.428 tons.

Keywords: ARIMA, transfer function, VAR

ABSTRAK

Selama lima tahun terakhir, produksi lada Indonesia cenderung berfluktuatif. Untuk melihat produksi lada lima tahun kedepan diperlukan estimasi, dalam penelitian ini menggunakan model ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR. Dari hasil estimasi ketiga model tersebut dilakukan pemilihan model estimasi yang terbaik. Model ARIMA yang terpilih adalah ARIMA (2,2,2), menghasilkan MAPE data training sebesar 7,23 dan MAPE data testing 16,09. Produksi lada lima tahun ke depan (2024-2028) diramalkan turun 1,22% per tahun. Tahun 2024 produksi lada diramalkan sebesar 63.307 ton kemudian turun di tahun 2028 menjadi 60.428 ton.

Kata Kunci: ARIMA, Fungsi Transfer, VAR

PENDAHULUAN

Penelitian ini menyajikan hasil estimasi produksi lada di Indonesia dengan model *univariate* maupun *multivariate*. Terdapat tiga model yang digunakan dalam mengestimasi produksi lada antara lain *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*, fungsi transfer dan *Vector Autoregression (VAR)*.

Model ARIMA menghasilkan estimasi produksi lada 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 akan dibandingkan untuk selanjutnya ditentukan model terbaik untuk meramalkan produksi lada 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 lada beberapa tahun ke depan.

METODE PENELITIAN

Kerangka Pemikiran

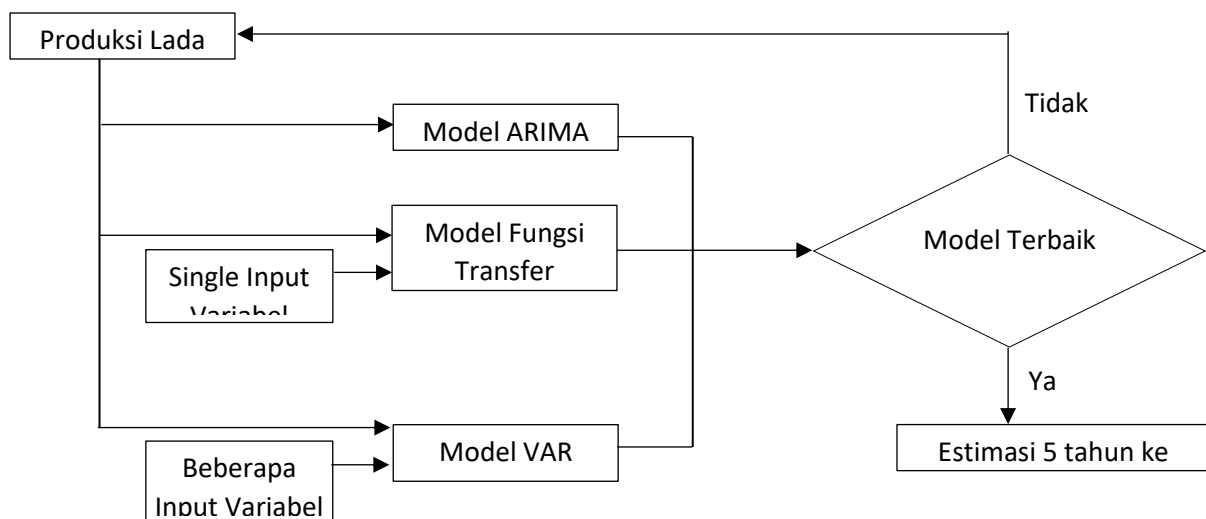
Kerangka pemikiran dalam penelitian ini menggambarkan hasil estimasi produksi lada dengan tiga model yaitu ARIMA, fungsi transfer dan VAR. Model ARIMA umumnya digunakan untuk peramalan jangka pendek, sedangkan untuk peramalan jangka panjang maka model ini kurang baik ketepatan hasil estimasinya. Estimasi dengan model ARIMA hanya menggunakan variabel dependen dan mengabaikan variabel independennya. Dengan kata lain, untuk mengestimasi produksi lada 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 ekspor untuk meramalkan produksi lada.

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 lada beberapa tahun ke depan, penelitian ini menggunakan beberapa variabel antara lain luas areal, volume ekspor, dan volume impor.

Pembentukan model estimasi produksi lada 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 lada 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 lada, luas areal lada, volume ekspor lada, dan volume impor lada. Produksi lada yang digunakan merupakan total produksi lada baik yang diusahakan oleh Perkebunan Rakyat (PR), Perkebunan Besar Negara (PBN) dan Perkebunan Besar Swasta (PBS). Luas areal lada yang digunakan merupakan penjumlahan dari luas Tanaman Belum Menghasilkan (TBM), Tanaman Menghasilkan (TM) dan Tanaman Rusak/Tanaman Tidak Menghasilkan (TR/TTM). Volume ekspor maupun volume impor dihitung berdasarkan enam kode HS yaitu 09041110, 09041120, 09041190, 09041210, 09041220, 09041290. Series data yang digunakan pada penelitian ini yaitu data tahun 1976-2020, dimana data tersebut seluruhnya merupakan Angka Tetap (ATAP). Berdasarkan series data tersebut, selanjutnya dilakukan pengelompokan data

training untuk periode 1976-2014 dan data testing untuk periode 2015-2020, sehingga diperoleh total observasi sebanyak 45. Berdasarkan model terbaik yang terpilih, dilakukan estimasi produksi lada di Indonesia selama lima tahun ke depan yaitu 2021-2025.

Analisis Data

Hasil estimasi produksi lada menggunakan tiga model yaitu ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR, dengan pengolahan data untuk estimasi produksi lada menggunakan program RStudio. 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 lada selama lima tahun ke depan. Model terbaik yang terpilih juga harus memenuhi asumsi statistik yang ditetapkan di masing-masing model.

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 lada atau dapat ditulis ARIMA ($p, 0, 0$) sebagai berikut:

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

dimana:

- Y_t = produksi lada pada waktu ke- t
- Y_{t-p} = produksi lada 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 lada 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 lada 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 lada 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 lada pada waktu ke- t

Y_{t-p} = produksi lada 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 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

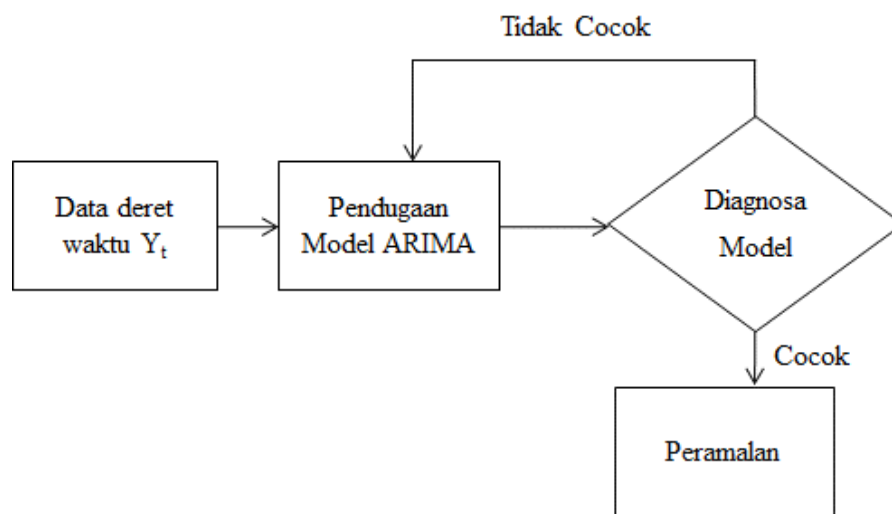
H_1 : Data stasioner

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 lada. 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 lada.

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 lada 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 lada dengan ARIMA dilakukan melalui beberapa langkah sebagaimana disajikan pada Gambar 2 berikut:



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

Estimasi dengan Model Fungsi Transfer

Produksi lada di Indonesia tidak terlepas dari pengaruh variabel lain. Menurut Hamdani et al. (2015) salah satu variabel yang berpengaruh terhadap produksi lada di Indonesia adalah volume ekspor. Analisis ini menggunakan volume ekspor sebagai variabel input dalam mengestimasi produksi (variabel output) menggunakan model fungsi transfer. Model fungsi transfer pada penelitian ini menggambarkan ramalan produksi lada yang didasarkan pada nilai-nilai masa lalu dari produksi itu sendiri, serta didasarkan pada volume ekspor (variabel input) dan gangguan/noise. Model fungsi transfer untuk mengestimasi produksi lada dituliskan sebagai berikut:

$$y_t = \alpha(B)x_t + N_t \quad \Rightarrow \quad y_t = \frac{\alpha_s(B)}{\delta_s(B)} x_{t-s} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} \varepsilon_t \quad \dots\dots\dots(5)$$

dimana:

y_t = produksi lada tahun ke- t

x_t = volume ekspor lada tahun ke- t

b = panjang jeda pengaruh volume ekspor terhadap produksi lada

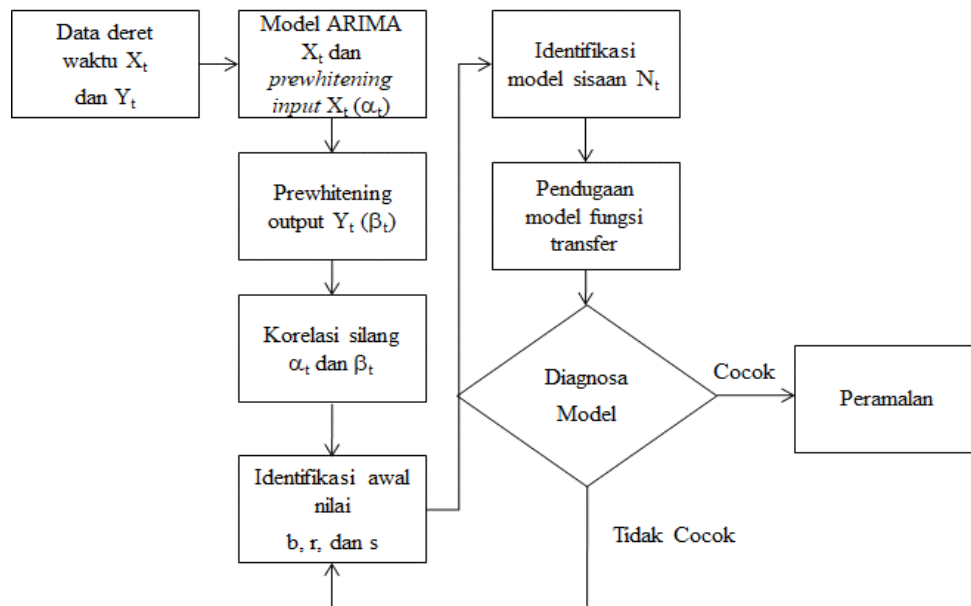
r = panjang lag produksi lada periode sebelumnya yang masih mempengaruhi produksi lada tahun- t

s = panjang jeda volume ekspor lada periode sebelumnya yang masih mempengaruhi produksi lada tahun- t

p = ordo AR bagi noise N_t

q = ordo MA bagi noise N_t

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



Gambar 3. Langkah-langkah Estimasi Produksi Lada 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 lada sebagai variabel dependen. Produksi lada tersebut diduga dipengaruhi oleh beberapa variabel, tidak seperti model fungsi transfer yang hanya menggunakan volume ekspor saja sebagai variabel inputnya. Selain volume ekspor (Hamdani et al., 2015), variabel input lain yang diduga juga berpengaruh terhadap produksi lada di Indonesia adalah luas areal (Fatma et al., 2020; Nursalam, 2020). Meskipun lada merupakan komoditas ekspor, namun tidak menutup

kemungkinan Indonesia juga mengimpor lada dari negara lain. Selain itu, terdapat fenomena lada ekspor asal Indonesia yang ditolak (*reject*) oleh negara tujuan ekspor dikarenakan isu mutu dan keamanan pangan (Ditjenbun.pertanian.go.id, 2019). Oleh karena itu, penelitian ini menambahkan variabel volume impor untuk mengestimasi produksi lada 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:

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

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:

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

$$Bx_t = \Gamma_0 + \Gamma_1 X_{t-1} + \varepsilon_t \quad \text{.....(7)}$$

dimana:

$$B = \begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{bmatrix} \quad x_t = \begin{bmatrix} s_t \\ y_t \end{bmatrix} \quad \Gamma_0 = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} \quad \Gamma_1 = \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \quad \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{s_t} \\ \varepsilon_{y_t} \end{bmatrix}$$

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:

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

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 lada, luas areal, volume ekspor, dan volume impor.

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:(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:(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)

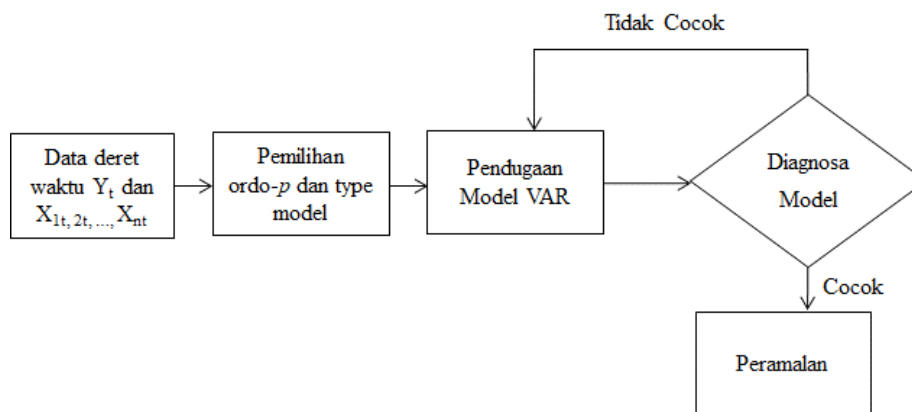
H_0 : Tidak ada autokorelasi antara

residua

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 residua telah terpenuhi.

Pemodelan untuk estimasi *produksi* lada dengan model VAR dilakukan melalui beberapa langkah sebagaimana disajikan pada Gambar 4 berikut:



Gambar 4. Langkah-langkah Estimasi Produksi Lada dengan Model VAR

HASIL DAN PEMBAHASAN

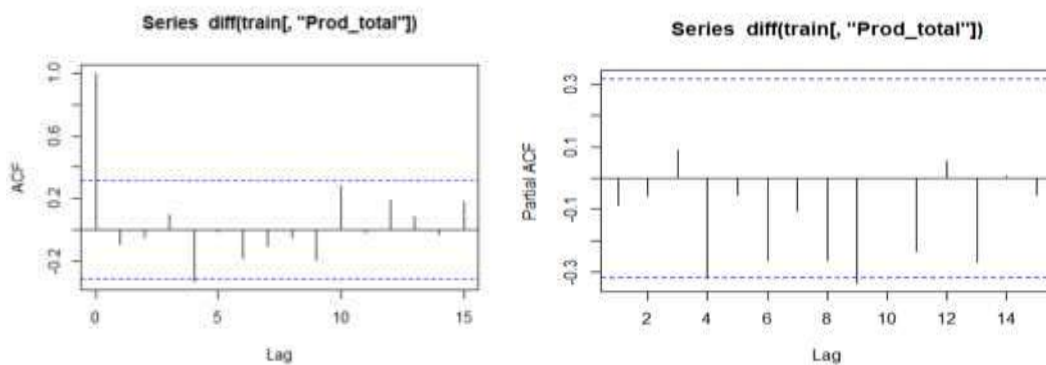
Keragaan Lada di Indonesia

Pusdatin sejak tahun 2019 mengembangkan metode penghitungan angka estimasi menggunakan model statistik. Penghitungan angka estimasi dilakukan untuk 16 (enam belas) komoditas strategis perkebunan, baik untuk indikator luas areal/panen dan produksi. Metode statistik yang digunakan yakni model ARIMA, *Vector Autoregression*, dan Fungsi Transfer

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 lada 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.

Estimasi Produksi Lada dengan Model ARIMA

Dalam menyusun estimasi produksi lada selama periode 2024-2028, dilakukan ujicoba menggunakan tiga model. Model pertama adalah ARIMA, dengan model ARIMA dilakukan untuk data yang telah stasioner. Untuk mencari kestasioneran data dapat dilakukan *differencing*, untuk data produksi lada dapat dilakukan *differencing* satu kali. Selain stasioneritas data dapat dilihat juga dengan plot ACF dan PACF, dimana plot tersebut tidak banyak lag yang keluar dari *confidence interval* (Gambar 5.).



Gambar 5. Plot ACF dan PACF Setelah Dilakukan *Differencing* pada Data Produksi Lada

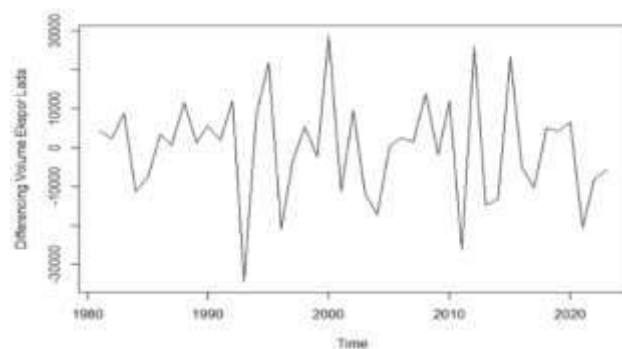
Setelah diperoleh model ARIMA (2,2,2) maka dilakukan diagnosa model untuk mengecek kecocokan model dalam mengestimasi produksi lada. Diagnosa kecocokan model ARIMA didasarkan pada ada tidaknya autokorelasi antar sisaan. Autokorelasi antar sisaan tersebut diperiksa menggunakan uji LJungBox. Berdasarkan 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%.

Setelah dilakukan diagnose model, maka perlu dicek akurasi model untuk peramalan. 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.

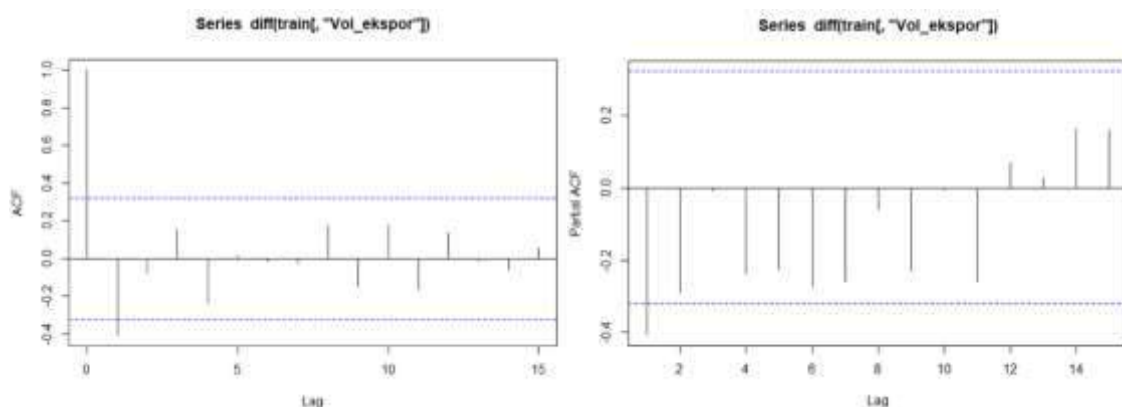
Dengan model terbaik yang dipilih yaitu ARIMA (2,2,2). Model ARIMA tersebut menghasilkan MAPE data training sebesar 7,23 dan MAPE data testing sebesar 16,09. MAPE data testing tersebut menunjukkan bahwa kemampuan model ARIMA (2,2,2) dalam melakukan estimasi produksi lada akan mengalami kesalahan sekitar 7,23% lebih tinggi atau 7,23% lebih rendah. Berdasarkan model ARIMA (2,2,2), hasil estimasi produksi lada selama lima tahun ke depan diramalkan turun 1,22% per tahun.

Estimasi Produksi Lada dengan Model Fungsi Transfer

Tahapan melakukan estimasi produksi lada dengan model fungsi transfer 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 lada (Y_t) dengan model fungsi transfer adalah peramalan nilai variabel input (X_t) yaitu volume ekspor menggunakan model ARIMA. Salah satu syarat statistik untuk mengestimasi produksi lada adalah data yang akan diestimasi stasioner (Gambar 6). Berdasarkan pengujian dengan *Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test* diperoleh *value of test-statistic* -6,53 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 volume ekspor lada telah stasioner. Stasioneritas volume ekspor lada juga ditunjukkan dengan plot ACF dan PACF, dimana pada plot tersebut tidak banyak lag yang keluar dari *confidence interval* (Gambar 12). Setelah data stasioner maka dilakukan pendugaan model. Model ARIMA terbaik untuk mengestimasi volume ekspor lada adalah ARIMA (3,1,5) dengan AIC model sebesar 809,9.



Gambar 6. Plot Volume Ekspor Lada Setelah *Differencing*



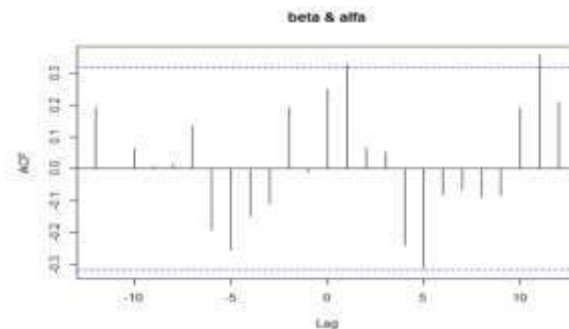
Gambar 7. Plot ACF dan PACF Setelah Dilakukan *Differencing* pada Volume Ekspor Lada

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 volume ekspor lada dan produksi lada. *Prewhitening* tersebut dibentuk dari nilai residual input dan output variabel hasil pemodelan dengan ARIMA (3,1,5). *Prewhitening* input variabel (volume ekspor) selanjutnya disebut α_t sedangkan *prewhitening* output variabel (produksi) disebut β_t .

Tahapan ketiga dalam estimasi produksi lada 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 8. 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 8 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 volume ekspor lada terhadap produksi lada. Nilai r diasumsikan 0 karena data produksi lada maupun volume ekspor lada 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 volume ekspor lada dengan produksi lada terjadi di tahun yang sama.



Gambar 8. Plot ACF Hasil Korelasi Silang α_t dan β_t

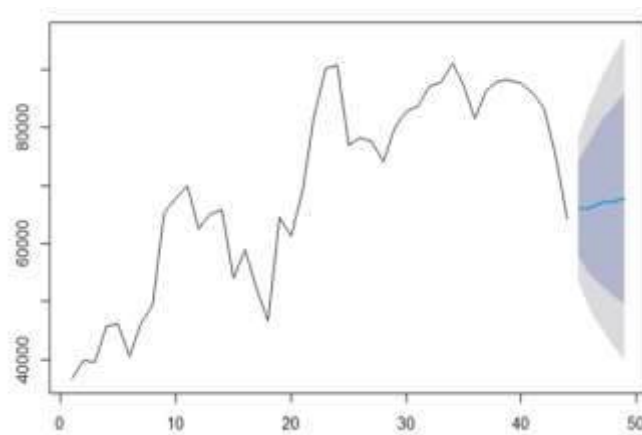
Tahapan kelima yaitu identifikasi model sisaan/noise (N_t). Identifikasi tersebut dilakukan dengan memanfaatkan fungsi *auto arima* maupun *armaselect* pada RStudio. Model noise yang direkomendasikan berdasarkan fungsi *auto arima* yaitu ARIMA (0,1,1) dengan AIC sebesar 760,83. Di sisi lain, salah satu model noise yang direkomendasikan oleh fungsi *armaselect* adalah ARIMA (1,1,0) dengan AIC sebesar 795,32. *Akaike Information Criteria* (AIC) merupakan kriteria yang digunakan untuk mengidentifikasi kecocokan model ARIMA. Suatu model dikatakan baik jika nilai AIC semakin kecil. Oleh karena itu, pada tahap identifikasi model noise dipilih ARIMA (0,1,1) untuk pemodelan fungsi transfer.

Tahapan keenam yaitu pendugaan model fungsi transfer. Model fungsi transfer yang diduga cocok untuk mengestimasi produksi lada adalah fungsi transfer ARIMA (0,1,1) dengan input

variabelnya volume ekspor. Volume ekspor sendiri terlebih dahulu diestimasi dengan model ARIMA (3,1,5). Model fungsi transfer ARIMA (0,1,1) ini menghasilkan MAPE data training sebesar 5,12. MAPE data training diperoleh dari pemodelan dengan series data tahun 1980-2017. 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 lada periode 2018-2023 (data testing). Hasil ramalan data testing tersebut selanjutnya dibandingkan dengan nilai aktual produksi lada. Estimasi data testing tersebut menghasilkan MAPE sebesar 21,15. MAPE tersebut menunjukkan bahwa tingkat kesalahan hasil ramalan produksi lada periode 2018-2023 dengan model fungsi transfer ARIMA (0,1,1) sebesar 21,15% jika dibandingkan dengan produksi riilnya. Selain itu, pengujian menggunakan statistik z test of coefficients menunjukkan bahwa koefisien MA(1) dan input variabel (volume ekspor) berpengaruh signifikan pada model fungsi transfer ARIMA (0,1,1). Oleh karena itu, model fungsi transfer tersebut dianggap layak untuk mengestimasi produksi lada beberapa tahun ke depan.

Tahapan terakhir yaitu estimasi produksi lada selama lima tahun ke depan dengan fungsi transfer ARIMA (0,1,1). Produksi lada selama periode 2024-2028 diramalkan naik 1,06% per tahun. Hasil estimasi produksi lada pada tahun 2024 sebesar 65.971 ton kemudian meningkat menjadi 66.189 ton pada tahun 2025. Tahun 2026 produksi lada diramalkan kembali naik menjadi 67.047 ton. Di tahun 2027 hingga tahun 2028 diramalkan masih mengalami peningkatan masing-masing menjadi 67.322 ton dan 67.756 ton (Gambar 9). Perkembangan produksi lada beserta hasil estimasinya selama lima tahun ke depan disajikan pada Gambar 9



Estimasi Produksi Lada dengan Model *Vector Autoregression* (VAR)

Model estimasi yang ketiga adalah VAR, untuk mengestimasi produksi lada 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.

Dengan model terbaik yang dipilih adalah VAR(3) *type trend*. Dalam melakukan estimasi dengan model VAR(3) *type trend*, output variabel yang digunakan adalah produksi lada sedangkan input variabelnya antara lain luas areal, volume ekspor dan volume impor. Model VAR tersebut menghasilkan MAPE data training sebesar 5,47 dan MAPE data testing sebesar 28,78. MAPE data testing tersebut menunjukkan bahwa kemampuan model VAR(3) dalam melakukan estimasi produksi lada akan mengalami kesalahan sekitar 28,78% lebih tinggi atau 28,78% lebih rendah.

Berdasarkan model VAR(3), hasil estimasi produksi lada selama lima tahun ke depan diramalkan naik 1,16% per tahun. Jika dibandingkan dengan model ARIMA (2,2,2) dan model fungsi transfer ARIMA (3,1,5), model VAR(1) *type none* memiliki MAPE data training dan MAPE data testing yang lebih besar.

Pemilihan Model Terbaik dari Estimasi Produksi Lada

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 lada 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.

Dari ketiga model estimasi yang dibandingkan, diperoleh informasi bahwa Model ARIMA memberikan MAPE data training dan MAPE data testing paling kecil dibandingkan model lain (Tabel 1). Secara statistik, model ARIMA (2,2,2) memiliki performa ramalan yang lebih baik dengan persentase kesalahan ramalan paling kecil dibandingkan model yang lain. Namun pada model ARIMA tersebut, produksi lada hanya dipengaruhi oleh volume ekspor lada. Dengan kata lain, model ini mengabaikan pengaruh dari variabel lain seperti intervensi pemerintah melalui program kebijakan intensifikasi maupun ekstensifikasi.

Produksi lada selama lima tahun terakhir (2024-2028) mengalami penurunan 1,22% per tahun. Tahun 2024 produksi lada tercatat 63.307 ton kemudian naik menjadi 63.461 ton pada tahun 2025. Tahun 2026 produksi lada kembali mengalami penurunan menjadi 61.894 ton. Di tahun 2027 produksi lada Kembali turun menjadi 61.575 ton. Penurunan tersebut terus berlangsung hingga tahun 2028 dengan produksi lada tercatat sebesar 60.428 ton.

Tabel 1. Perbandingan Hasil Estimasi Produksi Lada dengan Model ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR

DATA SERIES	Pengujian MAPE	MODEL ARIMA PRODUKSI LADA				Fungsi Transfer PRODUKSI LADA		VAR PRODUKSI LADA	
		ARIMA (2,2,1)	Growth (%)	ARIMA (2,2,2)	Growth (%)	Xreg=VolEkspor(Ton) ARIMA input (3,1,5) ARIMA noise (1,1,0)	Growth (%)	VAR (3) type=TREND	Growth (%)
		MAPE Training		MAPE Testing					
ATAP	2019	87.619		87.619		87.619		87.618,8	
	2020	86.083	-1,75	86.083	-1,75	86.083	-1,75	86.083,0	-1,75
	2021	83.316	-3,21	83.316	-3,21	83.316	-3,21	83.315,6	-3,21
	2022	75.205	-9,73	75.205	-9,73	75.205	-9,73	75.205,0	-9,73
	2023	64.279	-14,53	64.279	-14,53	64.279	-14,53	64.279,0	-14,53
Angka Estimasi (AESTI)	2024	62.895	-2,15	63.307	-1,51	65.971	2,63	65.716,5	2,24
	2025	61.894	-1,59	63.461	0,24	66.189	0,33	68.503,7	4,24
	2026	61.358	-0,87	61.894	-2,47	67.047	1,30	69.821,8	1,92
	2027	60.864	-0,81	61.575	-0,52	67.322	0,41	70.896,6	1,54
	2028	60.394	-0,77	60.428	-1,86	67.756	0,64	67.977,0	-4,12
Rata-rata	ATAP 2019 - 2023		-7,31		-7,31		-7,31		-7,31
Pertumbuhan	AESTI 2024 - 2028		-1,24		-1,22		1,06		1,16

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Model terbaik yang terpilih untuk mengestimasi produksi lada adalah ARIMA (2,2,2). Pemilihan model ARIMA (2,2,2) sebagai model terbaik untuk estimasi produksi lada tidak semata-mata didasarkan pada nilai MAPE data training dan MAPE data testing terkecil dibandingkan model lain. Namun juga dengan mempertimbangkan adanya intervensi pemerintah melalui program perluasan dan rehabilitasi tanaman lada. Dampak dari program tersebut direpresentasikan pada variabel luas areal yang menjadi salah satu input variabel pada model ini. Hasil estimasi produksi lada selama lima tahun ke depan dengan model ARIMA (2,2,2) cenderung menurun dengan rata-rata pertumbuhan 1,22% per tahun. Pada tahun 2024 produksi lada di Indonesia sebesar 63.307 ton. Produksi tersebut diproyeksikan meningkat menjadi 63.461 ton di tahun 2025. Tahun 2026 produksi lada diperkirakan menurun menjadi 61.894 ton. Penurunan produksi lada di Indonesia diramalkan terus terjadi di tahun 2027 hingga tahun 2028 masing-masing sebesar 61.575 ton dan 60.428 ton.

Saran

Penelitian ini membatasi estimasi produksi lada menggunakan tiga model yaitu ARIMA, fungsi transfer dan VAR. Berdasarkan metode statistik model ARIMA memiliki performa estimasi produksi lada terbaik. Dasar pemilihan model ARIMA tersebut adalah adanya intervensi pemerintah pada tahun berjalan dalam peningkatan produksi lada. 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 lada.

DAFTAR PUSTAKA

- Damanik, Sabarman. 2001. Analisis Penawaran dan Permintaan Lada Indonesia di Pasar Internasional. *Jurnal Litri*. 7(4):113-119.
- Ditjenbun.pertanian.go.id. (2019, 13 Agustus). IPC Pintu Masuk Negosiasi Perdagangan Lada Indonesia. Diakses pada 2 Desember 2020, dari <http://ditjenbun.pertanian.go.id/ipc-pintu-masuk-negoisasi-perdagangan-lada-indonesia/>
- Enders, W. 2004. *Applied Econometric Time Series*. USA: University of Alabama.
- Fatma, Hikmah, N., & Usman. 2020. Faktor-faktor yang Memengaruhi Produksi Lada di Desa Kongkomas Kecamatan Basidondo Kabupaten Tolitoli. *Jurnal Agrotech*. 10(1):35-40.
- Gujarati, D.N., & Porter, D.C. 2010. *Dasar-dasar Ekonometrika*. Jakarta: Salemba Empat, Buku 2, Edisi 5.
- Hamdani, Tety, E., & Eliza. 2015. Faktor-faktor yang Mempengaruhi Produksi Lada di Indonesia. *Jom Faperta*. 7(2):1-7.
- Kardinan, A., Laba, I.W., & Rismayani. 2018. Peningkatan Daya Saing Lada Melalui Budidaya Organik. *Perspektif*. 7(1):26-39.
- Kemala, Syarif. 2006. Strategi Pengembangan Sistem Agribisnis Lada untuk Meningkatkan Pendapatan Petani. *Perspektif*. 5(10): 48-54.
- Nurdjannah, Nanan. 2006. Perbaikan Mutu Lada Dalam Rangka Meningkatkan Daya Saing di Pasar Dunia. *Perspektif*. 5(1): 13-25.
- Nursalam. 2020. Analisis Produksi dan Efisiensi Alokatif Usahatani Lada di Desa Ameroro Kecamatan Tinondo Kabupaten Kolaka Timur. *Agrimor*. 5(3):57-59.

KAJIAN MODEL ESTIMASI PRODUKSI KAYU MANIS DI INDONESIA

Study Of Indonesian Cassiavera Production Estimation Model

Ongki Wiratno

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: Ongkiwiratno@gmail.com

ABSTRAK

Kayu Manis (*cassiavera*) merupakan tanaman perkebunan unggulan di Indonesia. Tahun 2021, nilai ekspor kayu manis mencapai 160,5 juta USD. Angka tetap (ATAP) data produksi kayu manis Indonesia yang dikeluarkan oleh Badan Pusat Statistik (BPS) adalah data tahunan dengan lag $n-1$ tahun, dimana ATAP data produksi kayu manis Indonesia tahun 2023 adalah sebesar 54.658 ton atau sekitar 0,23% dari produksi kayu manis dunia yang mencapai sekitar 238.403 ton.

Guna merumuskan kebijakan produksi, pasokan dan distribusi komoditas kayu manis dituntut ketersediaan data terkini, bahkan ramalan beberapa periode ke depan. Tahun 2024, Pusdatin mengkaji dengan tiga metode yaitu metode ARIMA, fungsi transfer dan VAR (*Vector Auto Regression*) dengan menggunakan *analisis R Studio* guna melakukan pemodelan data kayu manis di Indonesia. Metode yang dipilih guna melakukan peramalan data produksi kayu manis adalah metode yang terbaik dikaji dari nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) terkecil dan kerealistikan hasil peramalan.

Berdasarkan dari hasil nilai MAPE disimpulkan bahwa ARIMA (1,1,0) adalah yang terbaik dengan MAPE Training sebesar 11,55% dan MAPE Testing sebesar 24,22%. Adapun hasil peramalan produksi kayu manis nasional dengan model ARIMA (1,1,0) untuk 2024 sampai 2028 adalah 54.638 ton, 54.633 ton, 54.633 ton, 54.632 ton, 54.632 ton.

Kata Kunci : *Kayu Manis, Produksi, Arima, Fungsi Transfer, VAR (Vector Autoregressive)*

ABSTRACT

Cinnamon (Cassiavera) is a leading plantation crop in Indonesia. In 2021, the export value of cinnamon reached 160.5 million USD. The official (ATAP) annual production data for Indonesian cinnamon, published by the Central Bureau of Statistics (BPS), is released with a lag of one year. According to ATAP, Indonesia's cinnamon production in 2023 was 54,658 tons, accounting for about 0.23% of the world's total cinnamon production of approximately 238,403 tons.

To formulate policies on production, supply, and distribution of cinnamon commodities, up-to-date data and even forecasts for several future periods are required. In 2024, the Center for Data and Information (Pusdatin) conducted a study using three methods: ARIMA, transfer function, and VAR (Vector Auto Regression), utilizing R Studio analysis to model cinnamon data in Indonesia. The method selected for forecasting cinnamon production data is the one with the lowest MAPE (Mean Absolute Percentage Error) and the most realistic forecast results.

Based on the MAPE values, it was concluded that ARIMA (1,1,0) is the best model, with a training MAPE of 11.55% and a testing MAPE of 24.22%. The national cinnamon production forecast using the ARIMA (1,1,0) model for 2024 to 2028 is: 54,638 tons, 54,633 tons, 54,633 tons, 54,632 tons, and 54,632 tons.

Keywords : *Cinnamon, Production, Arima, Transfer Function, VAR (Vector Autoregressive)*

PENDAHULUAN

Peluang industri kayu manis di Indonesia sangat bagus. Apalagi dengan semakin dikenalnya kayu manis Indonesia di kawasan Asia, Eropa, Rusia dan Amerika, terutama kayu manis dalam bentuk bunga, bubuk bunga, dan lainnya. Pada tahun 2022, Indonesia merupakan negara ke-4 terbesar untuk eksportir kayu manis, setelah negara China, Vietnam, dan Sri Lanka. Fokus pemerintah saat ini adalah meningkatkan produksi komoditas kayu manis dalam negeri melalui penyediaan bibit berkualitas tinggi, pemupukan tepat waktu, manajemen air dan program peremajaan untuk mengganti tanaman kayu manis yang sudah tua. Pengembangan kayu manis ke depan juga akan lebih memperhatikan aspek kearifan lokal, sehingga dapat dihasilkan jenis-jenis kayu manis yang bernilai tinggi dari berbagai daerah.

Ditjen Perkebunan dalam renstra menempatkan komoditas kayu manis menjadi salah satu komoditas yang menjadi sasaran pokok sub agenda prioritas peningkatan agroindustri yaitu peningkatan produksi komoditas andalan dan prospektif ekspor serta mendorong perkembangan agroindustri di pedesaan, selain komoditas lainnya seperti kelapa sawit, karet, kopi, kakao, teh dan kelapa (Direktorat Jenderal Perkebunan, 2015).

ATAP data produksi kayu manis oleh Badan Pusat Statistik (BPS) adalah data tahunan dengan lag $n-1$ tahun. Guna merumuskan kebijakan produksi, pasokan dan distribusi komoditas kayu manis sangat dituntut ketersediaan data terkini, bahkan ramalan beberapa periode ke depan. Metode ramalan produksi kayu manis dapat digunakan dengan menggunakan beberapa metode statistik yang telah dikembangkan oleh para ahli.

Makalah ini akan dikaji metode ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR dalam melakukan pemodelan dan peramalan produksi kayu manis di Indonesia.

Tujuan dari disusunnya kegiatan ini adalah:

- g. Melakukan analisis dan peramalan data produksi kayu manis menggunakan model ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR di Indonesia
- h. Membandingkan metode tersebut dalam memperoleh ramalan data produksi komoditas kayu manis.
- i. Menentukan metode terbaik dalam meramal data produksi komoditas kayu manis di Indonesia.

BAHAN DAN METODE

Data yang digunakan dalam melakukan pemodelan produksi kayu manis adalah data series produksi kayu manis tahun 1969-2023. Peubah yang diasumsikan mempengaruhi besaran produksi kayu manis baik untuk ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR adalah luas areal, volume ekspor, nilai ekspor, dan harga ekspor.

Peramalan data produksi kayu manis, dilakukan uji coba beberapa metode yakni mengkaji metode ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR (Vector Autoregression), menggunakan software *Analisis R Studio*. Metode yang digunakan dalam melakukan peramalan data produksi kayu manis di Indonesia adalah :

- a. ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

ARIMA merupakan model dari fungsi linier nilai lampau beserta nilai sekarang dan sisaan lampau. 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

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

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

ARIMA adalah metode peramalan runtun waktu yang dikembangkan secara intensif oleh Box dan Jenkins, sangat cocok untuk peramalan jangka pendek dengan menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel

dependen tanpa mempertimbangkan variabel independen (Makridakis, S., Wheelwright, S.C., & Hyndman, R.J. (1999). Selanjutnya, menurut Iriawan, D. (2006), metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) adalah metode peramalan runtun waktu yang dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins, sering disebut juga metode Box-Jenkins. Model ARIMA merupakan gabungan dari model Autoregressive (AR) dan Moving Average (MA) dengan notasi ARIMA(p,d,q), di mana p adalah orde proses AR, d adalah orde differencing untuk membuat data stasioner, dan q adalah orde proses MA

b. 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.

$$y_t = v(B)x_t + N_t \quad \longrightarrow \quad y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} x_{t-b} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)} \varepsilon_t$$

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

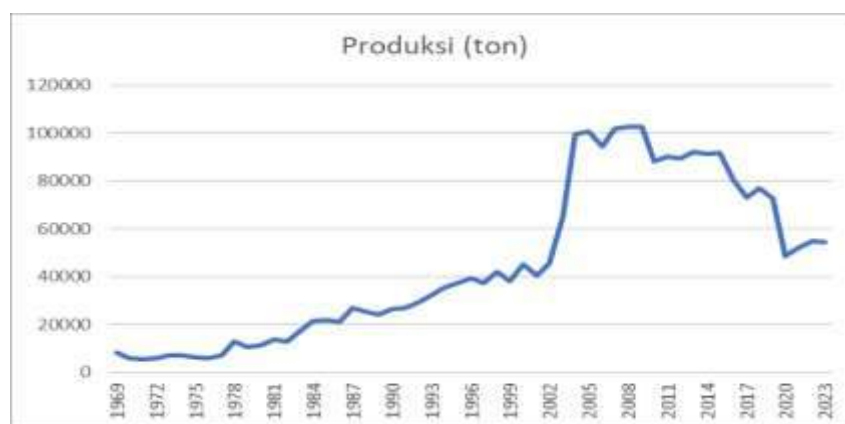
Menurut Wei (2006), model fungsi transfer adalah model dinamis yang memadukan regresi dan analisis deret waktu untuk memodelkan pengaruh satu atau lebih deret input terhadap deret output, dengan mempertimbangkan efek waktu tunda dan pola noise pada data.

c. VAR (Vector)

Vector Autoregression (VAR) dikemukakan pertama kali oleh Christopher Sims (1980). Sims mengembangkan model ekonometri dengan mengabaikan pengujian asumsi secara apriori. Selanjutnya, 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).

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Eksplorasi Data



Gambar 1. Perkembangan Produksi Kayu Manis di Indonesia, 1969-2023

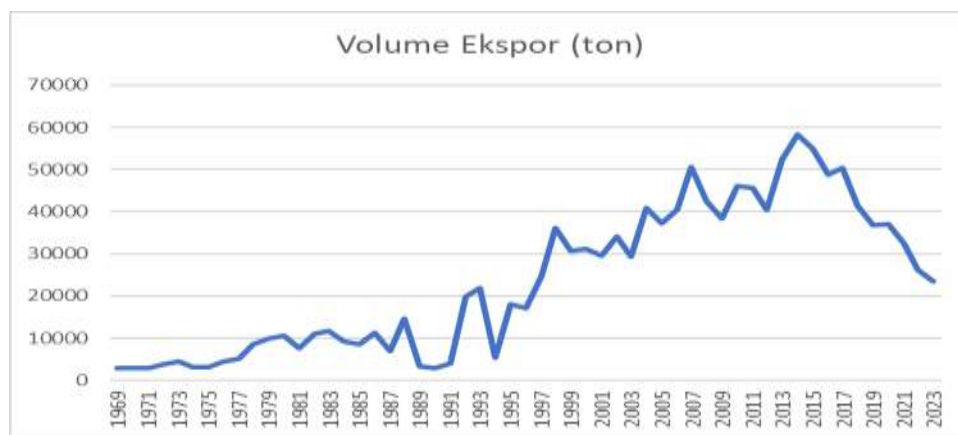
Produksi kayu manis periode 1969-2009 terus meningkat dengan rata-rata pertumbuhan sebesar 0,04% per tahun dan selanjutnya pada tahun 2010 – 2023 terjadi penurunan produksi perlahan dengan rata-rata penurunan produksi sebesar 0,05% per tahun (Gambar 1.)



Gambar 2. Perkembangan Luas Areal Kopi di Indonesia, Tahun 1969-2023

Luas Areal kayu manis periode 1969-2003 terus meningkat dengan rata-rata pertumbuhan sebesar 0,05% per tahun dan selanjutnya pada tahun 2004 – 2023 terjadi penurunan luas areal perlahan dengan rata rata penurunan luas areal sebesar 0,02% per tahun (Gambar 2.)

Selanjutnya, volume Ekspor kayu manis periode 1969-2023 mengalami pertumbuhan yang fluktuatif dengan rata rata pertumbuhan penurunan sebesar 0,07% per tahun sebagaimana pada Gambar 3 dibawah ini :



Gambar 3. Perkembangan Volume Ekspor Kayu Manis Indonesia, Tahun 1969-2023



Gambar 4. Perkembangan Nilai Ekspor Kayu Manis di Indonesia, Tahun 1969 - 2023

Volume Ekspor kayu manis periode 1969-2023 mengalami pertumbuhan yang fluktuatif dengan rata rata pertumbuhan penurunan sebesar 0,22% per tahun (Gambar 4.)



Gambar 5. Perkembangan Harga Ekspor Kayu Manis Indonesia, 1969-2023

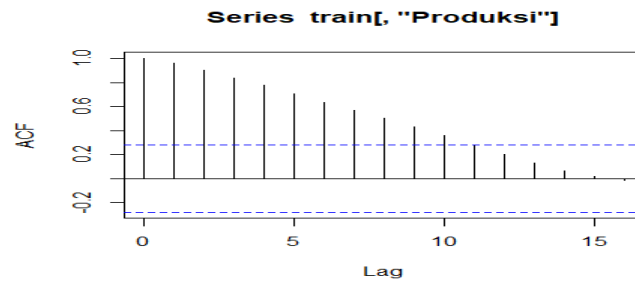
Harga Ekspor kayu manis Indonesia periode 1969-2023 mengalami pertumbuhan yang fluktuatif dengan rata rata pertumbuhan penurunan harga sebesar 0,16% per tahun (Gambar 5.)

B. ARIMA

Dalam melakukan pemodelan produksi kayu manis menggunakan model Autoregressive Integrated Average (ARIMA), data yang digunakan adalah periode 1969-2023. Periode data tersebut kemudian dipisahkan menjadi data set training dan testing. Panjang series data pada data set training adalah 1969-2017, dataset testing adalah periode 2018-2023. Dataset training digunakan untuk melakukan penyusunan model, sementara dataset testing digunakan untuk validasi model. Uji kestasioneran data seperti yang disyaratkan apabila melakukan pemodelan ARIMA dilakukan secara visual menggunakan hasil plot data maupun uji formal statistik. Gambar 1 menunjukkan produksi terus meningkat dengan tahun tertentu sedikit berfluktuasi dengan peningkatan yang berbeda setiap tahunnya, sehingga dapat disimpulkan bahwa data kurang stasioner. Hasil uji statistikpun menunjukkan bahwa data kurang stasioner karena uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) yang mengindikasikan bahwa data produksi kayu manis tidak stasioner, terlihat dari nilai p yang lebih besar dari taraf nyata (0.05) sebagaimana pada Tabel 1.

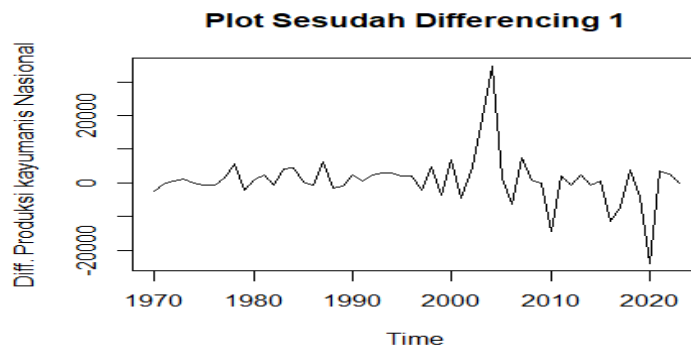
Tabel 1. Hasil Uji Augmented Dickey-Fuller Produksi Kayu Manis

```
Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-23566.9 -3055.0 -495.5  2234.2 29620.9
Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1648.20905 2198.67623   0.750  0.4571
z.lag.1       -0.08296   0.06244  -1.329  0.1901
tt           100.63308  135.02846   0.745  0.4597
z.diff.lag     0.26838   0.14439   1.859  0.0691 .
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 7395 on 49 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.09385, Adjusted R-squared:  0.03837
F-statistic: 1.692 on 3 and 49 DF, p-value: 0.181
Value of test-statistic is: -1.3286 0.9835 1.2234
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
```



Gambar 6. Plot ACF Data Produksi Kayu Manis

- Plot ACF mengindikasikan data produksi kayu manis tidak stasioner (memperkuat hasil Uji ADF sebelumnya)
- Untuk menjadi stasioner maka data dideferencing, dan setelah differencing satu kali data sudah stasioner seperti ditunjukkan pada Tabel 2.
- Data Produksi Kayu Manis Setelah *Differencing 1*



Gambar 7. Plot ACF differencing 1

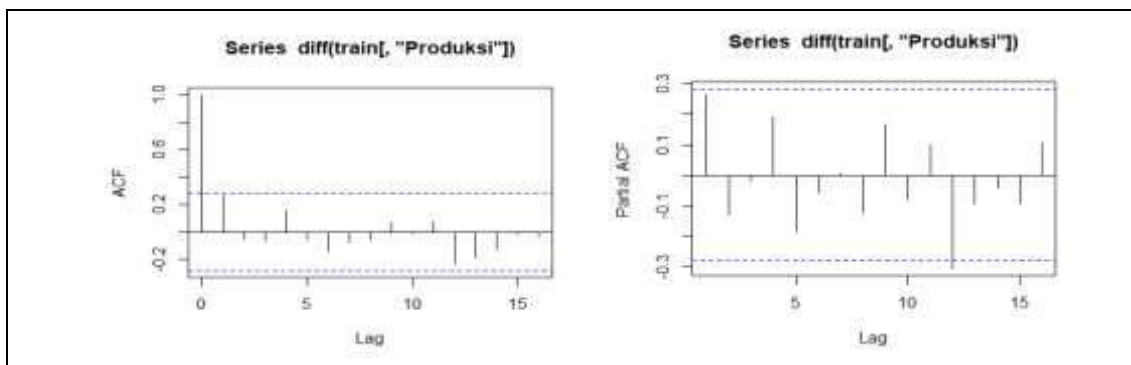
Tabel 2. Hasil Uji Augmented Dickey-Fuller Differencing Produksi Kayu Manis

```
Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 - 1 + z.diff.lag)
Residuals:
    Min     1Q   Median     3Q     Max
-22424 -2088   473   2971  30158
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
z.lag.1   -0.8589    0.1741  -4.934 9.34e-06 ***
z.diff.lag  0.1177    0.1405   0.838  0.406
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 7485 on 50 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3928, Adjusted R-squared:  0.3685
F-statistic: 16.17 on 2 and 50 DF, p-value: 3.833e-06
Value of test-statistic is: -4.9338
Critical values for test statistics:
    1pct  5pct 10pct
tau1 -2.6 -1.95 -1.61
```

- P-value hasil uji < taraf uji
- Statistik uji < critical value
- Disimpulkan: data STASIONER

Setelah mendapatkan data produksi kayu manis yang stasioner, maka langkah selanjutnya adalah menentukan ordo AR dan MA menggunakan fungsi auto arima yang terdapat pada RStudio. Dari hasil pendugaan auto arima pada Tabel 3, maka model ARIMA yang terpilih adalah ARIMA (0,1,1) yang berarti model ARIMA yang optimal untuk mengestimasi data yang diolah adalah ARIMA dengan ordo *Auto Regressive* (AR) = 0, ordo *differencing* = 1, dan ordo *Moving Average* (MA) = 1.

➤ Pendugaan Model ARIMA



Gambar 8. Plot ACF PACF hasil *differencing*

Plot ACF PACF hasil *differencing* tidak menunjukkan perilaku yang khas sesuai model ARIMA tertentu.

Tabel 3. Hasil Fungsi AUTOARIMA

```
Series: train[, "Produksi"]
ARIMA(0,1,1)
Coefficients:
    ma1
    0.2963
s.e. 0.1220
sigma^2 = 45992819: log likelihood = -491.11
AIC=986.21 AICc=986.48 BIC=989.95
Training set error measures:
      ME   RMSE   MAE   MPE   MAPE   MASE   ACF1
Training set 1003.848 6641.955 4128.099 2.507437 11.43639 1.050457 0.002318662
```

Pengamatan secara visual pada plot ACF dan PACF sulit menentukan orde ARIMA, setelah dilakukan run model dengan menggunakan auto arima maka orde ARIMA yang disarankan adalah ARIMA (0,1,1), artinya model ARIMA tentative terbaik untuk melakukan estimasi produksi kayu manis nasional adalah untuk orde AR nilai $p=0$, untuk orde MA nilai $q=1$, difference $d=1$. Berdasarkan Tabel 3 dengan menggunakan ARIMA (0,1,1) maka untuk data training, akan menghasilkan MAPE = 11,43% artinya data berdasarkan model ARIMA akan menyimpang hasil estimasi rata-rata sekitar -11,43% sampai +11,43% dari data aktual.

Tabel 4. Hasil Peramalan Data Testing ARIMA (0,1,1)

```

Start = 50
End = 55
Frequency = 1
[1] 72109.01 72109.01 72109.01 72109.01 72109.01 72109.01
accuracy(ramalan_Arima,test[, "Produksi"])
      ME  RMSE  MAE  MPE  MAPE  MASE
Training set 1003.848 6641.955 4128.099 2.507437 11.43639 1.050457
Test set    -12076.181 16151.187 13901.838 -23.684295 26.07409 3.537532
      ACF1
Training set 0.002318662
Test set      NA

```

Tabel 5. Hasil Pengepasan Model Seluruh Data dengan ARIMA (0,1,1)

```

Training set 0.002318662
Test set      NA
Series: kayumanis[, "Produksi"]
ARIMA(0,1,1)
Coefficients:
      ma1
      0.2700
s.e. 0.1304
sigma^2 = 53056411: log likelihood = -556.4
AIC=1116.8 AICc=1117.04 BIC=1120.78
Training set error measures:
      ME  RMSE  MAE  MPE  MAPE  MASE  ACF1
Training set 662.6264 7150.321 4415.026 1.738715 11.53208 1.052826 -0.01527015

```

Tabel 6. Hasil Pengepasan Model Seluruh Data

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
2024	54639.17	45304.37	63973.97	40362.824	68915.51
2025	54639.17	39549.60	69728.74	31561.657	77716.68
2026	54639.17	35449.28	73829.06	25290.761	83987.58
2027	54639.17	32082.38	77195.96	20141.538	89136.80
2028	54639.17	29156.52	80121.82	15666.819	93611.52
2029	54639.17	26533.61	82744.72	11655.433	97622.90
2030	54639.17	24135.42	85142.92	7987.705	101290.63

Karena berdasarkan model ARIMA dengan AUTOMODEL diperoleh hasil angka ramalan yang sama untuk produksi kayu manis dari tahun 2024-2030, maka dicari ARIMA ordo lain dengan metode ARIMA Selection untuk mendapatkan orde ARIMA terbaik. Pada metode ini akan dikeluarkan beberapa model terbaik. Setelah dilakukan pemilihan model metode terbaik tetap pada differencing 1. Model terbaik pertama menurut metode ini adalah ARIMA (1,1,0) menghasilkan nilai sbc paling kecil yaitu sebesar 850,81.

Tabel 7. Model Arima Tentatif Berdasarkan Arima Selection Differencing 1

	p	q	sbc
[1,]	0	0	849.8548
[2,]	1	0	850.8116
[3,]	2	0	854.9693
[4,]	3	0	859.8532
[5,]	4	0	862.7611
[6,]	5	0	865.8782
[7,]	0	1	867.8648
[8,]	1	1	871.6833
[9,]	0	2	872.7839
[10,]	2	1	875.4520

Selanjutnya dilakukan pengujian model ARIMA (1,1,0) apakah koefisien sudah signifikan dan bagaimana perbandingan data training dan data testing. Untuk Model ARIMA (1,1,0) koefisien ar1 sebesar 0,2994 dan koefisien ini signifikan pada taraf alpha 0,1%. Sehingga model ARIMA (1,1,0) layak digunakan (Tabel 8).

Tabel 8. Uji Koefisien Model Arima (1,1,0)

```
Call:
arima(x = train[, "Produksi"], order = c(1, 1, 0))
Coefficients:
      ar1
    0.2994
s.e. 0.1375
sigma^2 estimated as 45169133: log likelihood = -491.18, aic = 986.36
      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1  0.29938    0.13749   2.1774  0.02945 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Tabel 9. Hasil Peramalan Data Testing dengan Arima (1,1,0)

```
Start = 50
End = 55
Frequency = 1
[1] 71053.54 70413.33 70221.67 70164.29 70147.11 70141.96
accuracy(ramalan_Arima,test[, "Produksi"])
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set 884.867 6651.866 4143.579 2.273202 11.59868 1.054396
Test set   -10324.149 14690.148 13066.859 -20.605877 24.22975 3.325059
```

Selanjutnya dilakukan pengujian untuk order ARIMA lainnya seperti yang terlihat pada Tabel 11. Tujuan pengujian ini adalah untuk melihat signifikansi koefisiensi dari masing-masing model ARIMA dan untuk mencari MAPE yang terkecil untuk data testing dan data training. Hasil pengujian tersaji pada tabel 10.

Tabel 10. Pengujian Signifikansi Koefisien dan MAPE untuk Model ARIMA

Model	Signifikansi	MAPE Training	MAPE Testing
ARIMA (0,1,1)	Ma1 signifikan	11.43639	26.07409
ARIMA (1,1,0)	Ar1 signifikan	11.5566	24.22975
ARIMA (3,2,0)	Ar1 signifikan Ar2 signifikan Ar3 signifikan	12.68678	13.08392
ARIMA (3,2,1)	Ar1 tidak signifikan Ar2 signifikan Ar3 signifikan Ma1 tidak signifikan	12.77982	13.87455

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 10 maka model tentative terbaik untuk peramalan produksi kayu manis adalah ARIMA (1,1,0) dengan komponen ar1 signifikan. Hasil pengujian keakuratan model dalam melakukan peramalan, menghasilkan MAPE data training sebesar 11,55% dan MAPE data testing sebesar 24,23%.

Tabel 11. Hasil Pengepasan Model Seluruh Data dengan ARIMA (1,1,0)

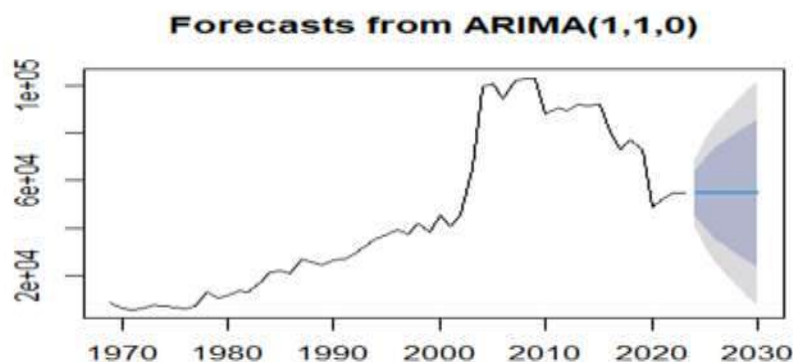
Series: kayumanis[, "Produksi"]							
ARIMA(1,1,0)							
Coefficients:							
ar1							
0.2275							
s.e. 0.1312							
sigma^2 = 53710237: log likelihood = -556.72							
AIC=1117.44 AICc=1117.68 BIC=1121.42							
Training set error measures:							
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	650.2993	7194.243	4412.557	1.700805	11.5566	1.052237	0.02218192
Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95			
2024	54637.52	45245.38	64029.67	40273.484	69001.57		
2025	54632.87	39762.51	69503.22	31890.621	77375.11		
2026	54631.81	35514.08	73749.54	25393.760	83869.85		
2027	54631.57	31992.71	77270.42	20008.429	89254.70		
2028	54631.51	28937.96	80325.06	15336.621	93926.40		
2029	54631.50	26207.24	83055.75	11160.351	98102.65		
2030	54631.50	23716.29	85546.70	7350.771	101912.22		

Setelah dilakukan pengujian koefisien model untuk ARIMA (1,1,0) ternyata komponen ar1 signifikan, maka dilakukan pengujian MAPE untuk data training dan data testing. Hasil menunjukkan jika menggunakan model ARIMA (1,1,0) akan menghasilkan MAPE data training sebesar 11,55%. Setelah dilakukan pengujian dengan cara meramal 7 tahun ke depan yaitu tahun 2024-2030, maka hasil ramalan atau data testing menghasilkan MAPE 24,23%. Hal ini menunjukkan bahwa model ARIMA (1,1,0) jika digunakan untuk peramalan maka rata-rata hasil ramalan menyimpang sebesar 22,23%.

Tabel 12. Hasil Peramalan Produksi Kayu Manis Tahun 2024-2028 Model ARIMA (1,1,0)

No.	Tahun	Produksi Kayu Manis (ton)	Pertumbuhan (%)
1	2024	54,637.52	-0.04
2	2025	54,632.87	-0.01
3	2026	54,631.81	0.00
4	2027	54,631.57	0.00
5	2028	54,631.51	0.00
Rata-Rata Pertumbuhan 2024-2028 :			-0.01

Pada tahun 2023 Angka Tetap (ATAP) untuk produksi kayu manis sebesar 54.658 ton (Ditjen Perkebunan, 2024). Hasil peramalan dengan ARIMA (1,1,0) menunjukkan bahwa selama lima tahun ke depan produksi kayu manis akan mengalami penurunan pertumbuhan sebesar rata-rata 0,05% per tahun. Tahun 2024, produksi kayu manis di estimasi sebanyak 54.637,52 ton atau turun 0,04% dibandingkan tahun 2023 selanjutnya mengalami penurunan pada tahun 2025 sebesar 0,01% dan pada tahun 2026-2028 mengalami pertumbuhan yang tetap sebesar 0,00%.

**Gambar 9.** Ramalan model ARIMA (1,1,0)

C. Fungsi Transfer

Tahap awal dilakukan pemeriksaan kestasioneran data dengan melakukan uji Augmented Dickey-Fuller, dimana peubah yang diasumsikan dapat mempengaruhi gejolak produksi kayu manis adalah harga ekspor kayu manis, dan peubah ini akan digunakan untuk melakukan analisis menggunakan model Fungsi Transfer. Dari pola data harga ekspor dan uji Augmented Dickey-Fuller (Tabel 13) terlihat belum stasioner oleh karenanya sebelum melakukan pemodelan, series data harga ekspor kayu manis ini dilakukan differencing terlebih dahulu (Tabel 14).

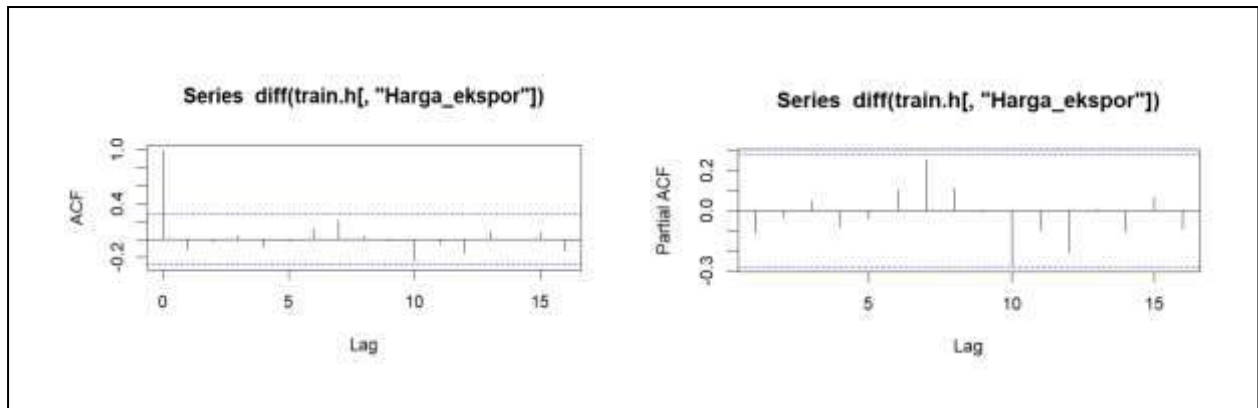
Tabel 13. Hasil Uji ADF ekspor Kayu Manis yang belum Stasioner

```
#####
# 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
-0.94857 -0.18168 -0.04921  0.17247  0.95094
Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  0.080019  0.174367  0.459  0.649
z.lag.1     -0.132077  0.110412 -1.196  0.238
tt           0.004727  0.004190  1.128  0.265
z.diff.lag  -0.074069  0.169228 -0.438  0.664
Residual standard error: 0.3885 on 43 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.0721,    Adjusted R-squared:  0.00736
F-statistic: 1.114 on 3 and 43 DF, p-value: 0.354
Value of test-statistic is: -1.1962 1.0547 1.3124
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 14. Hasil Uji ADF Ekspor Kayu Manis yang sudah stasioner

```
#####
# 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
-0.88774 -0.18204  0.02028  0.23894  1.00710
Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
z.lag.1   -1.16876   0.24506 -4.769 2.06e-05 ***
z.diff.lag  0.03496   0.16267  0.215  0.831
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 0.3971 on 44 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.5274,    Adjusted R-squared:  0.506
F-statistic: 24.56 on 2 and 44 DF, p-value: 6.884e-08
Value of test-statistic is: -4.7693
Critical values for test statistics:
1pct 5pct 10pct
tau1 -2.62 -1.95 -1.61
```

Tahapan selanjutnya dilakukan pemeriksaan kestasioneran data, dimana kestasioneran data dapat juga dilihat dari plot ACF dan PACF. Berikut adalah output yang menunjukkan plot ACF dan PACF harga ekspor kayu manis dunia setelah differencing 1 dimana Plot ACF menunjukkan cut off pada lag 2, ditunjukkan berada di luar garis confidence interval. Hal tersebut memperkuat hasil uji ADF yaitu data harga ekspor kayu manis telah stationer.



Gambar 10. Plot ACF dan PACF Harga Ekspor Kayu Manis Differencing 1 kali

Selanjutnya dilakukan pencarian ordo model ARIMA input untuk harga ekspor kayu manis yang dilakukan dengan menggunakan fungsi Auto ARIMA. Dari hasil fungsi Auto ARIMA, diperoleh ordo ARIMA terbaik untuk harga ekspor kayu manis yaitu ordo ARIMA (1,0,0).

Tabel 15. Hasil Fungsi Auto ARIMA Harga Ekspor Kayu Manis

```
Series: train.h[, "Harga_ekspor"]
ARIMA(1,0,0) with non-zero mean
Coefficients:
    ar1    mean
    0.8297 1.3594
s.e. 0.0904 0.2930
sigma^2 = 0.1435: log likelihood = -21.53
AIC=49.05 AICc=49.59 BIC=54.73
      ME  RMSE   MAE   MPE  MAPE  MASE
Training set 0.006198011 0.3710125 0.2688643 -27.38592 43.90278 0.9769484
Test set    2.004608057 2.1690756 2.0046081 45.62037 45.62037 7.2839657
ACF1
Training set -0.01948658
Test set      NA
```

Model Auto ARIMA (1,0,0) menghasilkan MAPE yang tinggi (MAPE= 43,90), oleh sebab itu harus dicari model tentatif model input dengan fungsi ARIMA Selection dengan differencing 1 dan differencing 2. Dari differencing 1 (Tabel 16 dan 17) tidak dihasilkan koefisien ar_1 , ar_2 , ar_3 maupun ma_1 , ma_2 yang signifikan. Oleh karena itu dilakukan differencing 2 untuk mendapatkan model input dengan fungsi ARIMA Selection sebagaimana pada tabel 18 dan 19 dibawah ini.

Tabel. 16 Model ARIMA Tentatif untuk Harga Ekspor Kayu Manis Differencing 1

	p	q	sbc
[1,]	0	0	-91.39484
[2,]	1	0	-87.28141
[3,]	0	1	-84.10845
[4,]	0	5	-84.07736
[5,]	2	0	-82.70576
[6,]	0	2	-82.18770
[7,]	1	5	-81.17207
[8,]	1	1	-80.26028
[9,]	0	4	-79.78733
[10,]	1	3	-79.04301

Tabel. 17 Model Tentatif Harga Ekspor Kayu Manis Sheet pada Differencing 1

Model	Signifikansi	MAPE Training	MAP Testing
ARIMA (1,1,0)	ar1 tidak signifikan	42.00	31.96
ARIMA (0,1,1)	ma1 tidak signifikan	42.18	32.36
ARIMA (2,1,0)	ar1, ar2 tidak signifikan	42.25	32.6
ARIMA (0,1,2)	ma1, ma2 tidak signifikan	42.21	32.49
ARIMA (1,1,1)	ar1, ma1 tidak signifikan	42.21	32.47
ARIMA (3,1,0)	ar1, ar2, ar3 tidak signifikan	41.89	31.57

Tabel 18. Hasil Fungsi ARIMA Select Harga Ekspor Kayu Manis (differencing 2)

p	q	sbc
[1,]	1 4	-78.66270
[2,]	0 4	-77.93015
[3,]	2 4	-74.82192
[4,]	5 0	-74.39202
[5,]	1 5	-73.99281
[6,]	0 1	-73.51284
[7,]	3 4	-72.60660
[8,]	0 5	-72.34409
[9,]	1 1	-72.04545
[10,]	1 2	-71.98555

Tabel. 19 Model Tentatif Harga Kayu Manis Sheet pada Differencing 2

Model	Signifikansi	MAPE Training	MAPE Testing
ARIMA (0,2,1)	ma1 tidak signifikan	40.50	25.99
ARIMA (1,2,1)	ma1 signifikan	42.21	22.88
ARIMA (1,2,2)	ma1, ma2 signifikan	44.70	12.98

Berdasarkan hasil pencarian ordo Arima selection, diperoleh model tentatif ARIMA terbaik adalah Model ARIMA (1,2,2) dimana diperoleh model arima input harga kayu manis dengan MAPE data training sebesar 44,70 dan MAPE data testing sebesar 12,98 sebagaimana pada tabel dibawah ini.

Tabel 20. Pengujian Koefisien Model ARIMA (1,2,2) Harga Ekspor Kayu Manis

```

Series: train.h[, "Harga_ekspor"]
ARIMA(1,2,2)
Coefficients:
    ar1    ma1    ma2
    0.4928 -1.5587 0.6611
s.e. 0.2820 0.2300 0.2230
sigma^2 = 0.1626: log likelihood = -23.29
AIC=54.58 AICc=55.53 BIC=61.98
z test of coefficients:
Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1 0.49284   0.28195  1.7479 0.080475 .
ma1 -1.55872   0.22999 -6.7773 1.224e-11 ***
ma2 0.66110   0.22301  2.9645 0.003032 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

Tahap selanjutnya adalah melakukan pengujian MAPE untuk faktor input harga ekspor kayu manis sebagaimana tabel 21. dibawah ini.

Tabel 21. Pengujian MAPE untuk faktor Input Harga Ekspor Kayu Manis

```

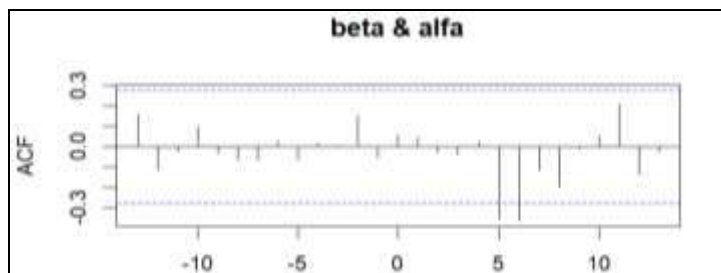
Time Series:
Start = 50
End = 55
Frequency = 1
[1] 3.053949 3.282766 3.563266 3.869238 4.187763 4.512474
      ME   RMSE   MAE   MPE   MAPE   MASE
Training set 0.03950538 0.3820621 0.2915709 -14.52365 44.70246 1.059455
Test set    0.47842413 0.6365449 0.5692489  10.84410 12.98619 2.068429
      ACF1
Training set -0.003217641
Test set      NA

```

Tahap selanjutnya adalah melakukan *prewhitening* dan analisis korelasi silang antara residual model arima harga ekspor dan produksi kayu manis dengan menggunakan ARIMA (1,2,2). Dari hasil plot ccf (*cross correlation function*) antara alfa (residual harga ekspor kayu manis) dan beta (residual produksi kayu manis), diperoleh hasil bahwa tidak terdapat *lag* dari pengaruh yang diberikan oleh harga ekspor kayu manis terhadap produksi kayu manis atau $lag = 0$. Hal tersebut dapat disimpulkan dari tidak adanya *bar* atau garis yang melewati ambang batas pada nilai *lag* positif (Gambar 11).

Prewhitening → alfa dan beta. Alfa adalah nilai residual dari model arima variabel input (harga ekspor kayu manis), sedangkan Beta adalah nilai residual dari model arima output (produksi kayu manis)

- pengaruh dari input harga ekspor kayu manis kepada produksi kayu manis Indonesia terjadi saat yang sama, → b dan $s = 0$, r atau jeda pengaruh variabel output = 0
- fungsi transfer alfa beta → residual → pendugaan ARIMA residual

**Gambar 11.** Plot ACF Alfa (Residual Harga Kayu Manis) dan Beta (Residual Produksi Kayu Manis)

Langkah selanjutnya adalah pencarian model ARIMA terbaik dengan melihat nilai residual terendah atau dapat disebut dengan *noise*. Hasil dari fungsi auto arima menunjukkan bahwa model ARIMA(0,1,1) merupakan model terbaik (Tabel 23). Namun karena ordo ARIMA(0,1,1) dinilai kurang baik untuk peramalan karena akan menghasilkan peramalan yang konstan, maka diperlukan referensi ordo ARIMA lain menggunakan fungsi ARIMA Selection sebagaimana tampak pada Tabel 24.

Tabel 22. Fungsi Transfer Identifikasi Awal ($r=0$, $s=0$, dan $b=0$) ARIMA (0,0,0)

```

Series: train.h[, "Produksi"]
Regression with ARIMA(0,0,0) errors
Coefficients:
  intercept    xreg
  44944.44 -1379.138
s.e. 11180.44 8207.572
sigma^2 = 1.205e+09: log likelihood = -580.8
AIC=1167.6 AICc=1168.14 BIC=1173.28
Training set error measures:
      ME   RMSE   MAE   MPE   MAPE   MASE   ACF1
Training set -2.068839e-12 34001.67 29257.23 -132.3193 164.1751 7.444943 0.9589099

```

Untuk menghasilkan orde 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 (0,1,1). Tahap selanjutnya dilakukan pengepasan model, dengan noise. Hasil pengujian fungsi transfer dengan nilai $r=0$, $s=0$ dan $b=0$ dengan model noise ARIMA (0,1,1) menghasilkan nilai MAPE yang besar yaitu 164,17% (tabel 19), sehingga perlu dicari model alternatif lain. Pemilihan model noise tentative terlihat seperti pada tabel 24.

Tabel 23. Pengujian Orde $r=0$, $s=0$, dan $b=0$ ARIMA Noise (0,1,1) Produksi Kayu Manis

```
ARIMA(0,1,1)
Coefficients:
    ma1
    0.2771
s.e. 0.1227
sigma^2 = 46602495: log likelihood = -491.42
AIC=986.83 AICc=987.1 BIC=990.57
Training set error measures:
      ME  RMSE  MAE  MPE  MAPE  MASE   ACF1
Training set 1064.013 6685.832 4123.557 26.50788 53.36283 1.046254 -0.001299797
```

```
      p q   sbc
[1,] 3 0 847.7223
[2,] 1 0 851.0955
[3,] 0 0 851.3006
[4,] 2 0 851.9118
[5,] 4 0 852.4702
[6,] 5 0 856.6642
[7,] 0 1 866.3502
[8,] 3 1 867.2345
[9,] 0 2 868.8821
[10,] 1 1 870.0871
[11,] 1 2 870.2971
[12,] 4 1 870.7388
[13,] 3 2 870.9702
[14,] 2 1 872.0031
[15,] 1 3 873.6648
```

Tabel 25. Pemilihan Model ARIMA Residual untuk Fungsi Transfer

Model	Signifikansi	Signifikansi Xreg	MAPE Training
ARIMA (1,2,2)	ma1, ma2 signifikan	Xreg tidak signifikan	13.21
ARIMA (3,2,1)	ar1, ar2, ar3 signifikan	Xreg tidak signifikan	12.78

Tabel 26. Model Residual/Noise ARIMA (3,2,1) untuk Produksi Kayu Manis differencing 2

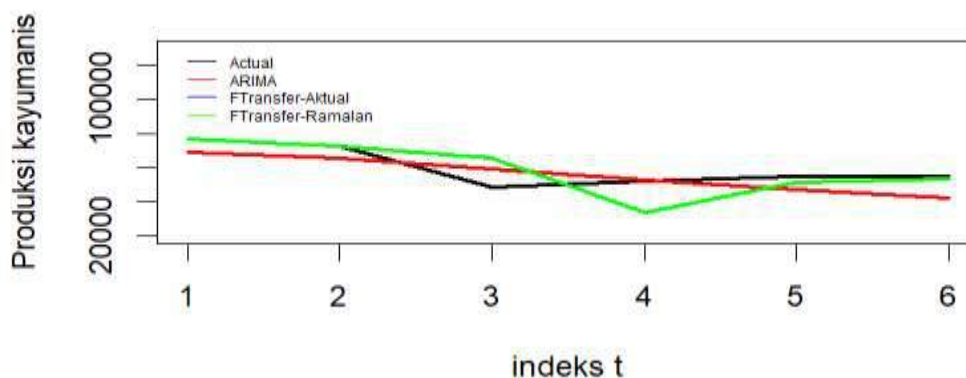
```
Series: res
ARIMA(3,2,1)
Coefficients:
    ar1  ar2  ar3  ma1
    -0.6667 -0.5041 -0.4425 0.1820
s.e. 0.3026 0.1749 0.1392 0.3405
sigma^2 = 53318775: log likelihood = -483.11
AIC=976.23 AICc=977.69 BIC=985.48
z test of coefficients:
  Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1 -0.66672  0.30260 -2.2033 0.027574 *
ar2 -0.50406  0.17488 -2.8823 0.003948 **
ar3 -0.44247  0.13917 -3.1795 0.001475 **
ma1  0.18200  0.34055  0.5344 0.593052
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Tabel 27. Pengujian MAPE Model ARIMA (3,2,1) Tanpa Fungsi Transfer Untuk Faktor Output (Produksi Kayu Manis) Tahun 2024-2028.

```

Series: train.h[, "Produksi"]
Regression with ARIMA(3,2,1) errors
Coefficients:
      ar1      ar2      ar3      ma1      xreg
    -0.6082 -0.4838 -0.4202  0.1291 -10.4209
s.e.  0.3821  0.1901  0.1600  0.4277 2269.4041
sigma^2 = 54200824: log likelihood = -482.93
AIC=977.85 AICc=979.95 BIC=988.95
Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -178.0502 6815.999 4536.533 1.32075 12.78194 1.154389 -0.01280146
z test of coefficients:
      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1   -0.60824   0.38210 -1.5918 0.111428
ar2   -0.48377   0.19009 -2.5449 0.010932 *
ar3   -0.42020   0.16000 -2.6262 0.008635 **
ma1    0.12910   0.42767  0.3019 0.762748
xreg  -10.42090 2269.40408 -0.0046 0.996336
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

**Gambar 12.** Perbandingan Hasil Ramalan Produksi Kayu Manis Tahun 2024-2030**Tabel 28.** Pemilihan Model ARIMA Residual untuk Fungsi Transfer

No.	Model	MAPE Training	MAPE Testing
1	ARIMA (3,2,1), tanpa fungsi transfer	12.77	13.87
2	Fungsi Transfer dengan ARIMA (3,2,1), Input data Aktual	12.78	13.213
3	Fungsi Transfer dengan ARIMA (3,2,1), Input data ramalan	12.68	13.083

Tabel 29. Hasil Peramalan Produksi Kayu Manis Model Fungsi Transfer ARIMA (3,2,1) Tahun 2024-2028

```

Series: dataestimasi[, "Produksi"]
Regression with ARIMA(3,2,1) errors
Coefficients:
      ar1      ar2      ar3      ma1      xreg
    -0.5835 -0.5020 -0.4176  0.0791 119.4191
s.e.  0.3736  0.1928  0.1874  0.4049 2513.2001

sigma^2 = 56950710: log likelihood = -432.36
AIC=876.72 AICc=879.12 BIC=887.14

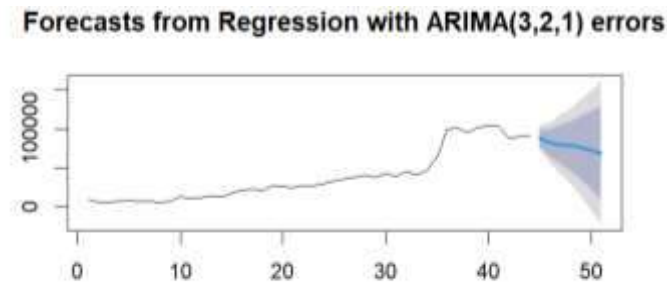
              ME  RMSE  MAE  MPE  MAPE  MASE  ACF1
Training set -179.070 6822.229 4524.319 1.368697 12.68678 1.151281 0.002588667
Test set    4159.962 8506.777 7636.362 5.976097 13.08392 1.943187      NA
'data.frame':      6 obs. of  5 variables:
 $ t : num  1 2 3 4 5 6
 $ Aktual: num  76922 72773 48836 52260 54748 ...
 $ ARIMA : num  68769 65691 59026 52499 46972 ...
 $ FT1 : num  76888 72886 65459 33369 51222 ...
 $ FT2 : num  76888 72886 65461 33372 51217 ...

```

Tabel 30. Hasil Peramalan Produksi Kayu Manis Tahun 2024-2028 Model Fungsi Transfer ARIMA (3,2,1)

No.	Tahun	Produksi Kayu Manis (ton)	Pertumbuhan (%)
1	2024	76,888.00	40.67
2	2025	72,886.00	-5.20
3	2026	65,459.00	-10.19
4	2027	33,369.00	-49.02
5	2028	51,222.00	53.50
Rata-Rata Pertumbuhan 2024-2028 :			5.95

Pada tahun 2023 Angka Tetap (ATAP) untuk produksi kayu manis sebesar 54.658 ton (Ditjen Perkebunan, 2024). Hasil peramalan dengan Fungsi Transfer ARIMA (3,2,1) menunjukkan bahwa selama lima tahun ke depan produksi kayu manis akan mengalami pertumbuhan sebesar rata-rata 5,95 % per tahun. Tahun 2024, produksi kayu manis di estimasi sebanyak 76.888 ton atau naik 40,67 % dibandingkan tahun 2023 selanjutnya mengalami penurunan hingga tahun 2027 sebesar rata rata 5,94% dan pada tahun 2028 mengalami kenaikan pertumbuhan sebesar 53,50%.



Gambar 13. Plot Peramalan Produksi Kayu Manis Nasional Menggunakan Fungsi Transfer

D. Model Vector Auto Regression (VAR) untuk Peramalan Produksi Kayu Manis

Pemodelan dengan menggunakan model VAR dilakukan dengan memasukkan peubah luas areal kayu manis, produksi kayu manis, volume ekspor kayu manis, nilai ekspor kayu manis, harga ekspor kayu manis dunia. Hal ini diasumsikan bahwa apabila terjadi gejolak pada variabel-variabel tersebut, akan mempengaruhi gejolak produksi kayu manis ataupun sebaliknya.

Pada tahap pertama, perlu dilakukan pemeriksaan apakah terdapat pengaruh type VAR baik type both, constant, dan type trend terhadap peubah produksi kayu manis. Dari hasil pemeriksaan terdapat pengaruh Model VAR type trend pada lag=1 menunjukkan hasil pengujian yang signifikan pada persamaan produksi kayu manis (signifikan 99%). Dari hasil *running* model menggunakan lag 2 dan lag 3 diperoleh informasi komponen *trend* tidak terlalu berpengaruh signifikan sehingga *trend* dikeluarkan dalam model untuk *running* model VAR (p) selanjutnya.

Langkah selanjutnya adalah menentukan lag (p) yang akan digunakan dalam model VAR. Penentuan lag (p) dilakukan dengan melakukan pengujian VAR (1) untuk menentukan Estimasi VAR Produksi Kayu Manis dengan Peubah peubah luas areal kayu manis, produksi kayu manis, volume ekspor kayu manis, nilai ekspor kayu manis, harga ekspor kayu manis dunia pada Lag=1 dengan *Trend*, sebagaimana pada tabel 31 berikut :

Tabel 31. Hasil Estimasi VAR Produksi Kayu Manis dengan Peubah peubah luas areal kayu manis, produksi kayu manis, volume ekspor kayu manis, nilai ekspor kayu manis, harga ekspor kayu manis dunia pada Lag=1 dengan *Trend*

```
VAR Estimation Results:
Endogenous variables: Areal, Produksi, Volek, Nilek, Harga_ekspor
Deterministic variables: trend
Sample size: 48
Log Likelihood: -1936.68
Roots of the characteristic polynomial:
1.051 1.051 0.7273 0.6453 0.2179
Call:
VAR(y = kayumanis[1:49, c(2, 3, 4, 5, 6)], p = 1, type = "trend")
Estimation results for equation Produksi:
Produksi = Areal.l1 + Produksi.l1 + Volek.l1 + Nilek.l1 + Harga_ekspor.l1 + trend
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
Areal.l1      7.713e-02  7.202e-02  1.071   0.290
Produksi.l1    8.850e-01  1.045e-01  8.468  1.26e-10 ***
Volek.l1      -9.199e-02  3.242e-01  -0.284  0.778
Nilek.l1      -3.642e-02  1.400e-01  -0.260  0.796
Harga_ekspor.l1 -3.663e+03  2.760e+03  -1.327  0.192
trend         2.684e+02  3.237e+02  0.829  0.412
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 6354 on 42 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.9886, Adjusted R-squared: 0.9869
F-statistic: 605 on 6 and 42 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Sebelum melakukan peramalan, perlu dilakukan evaluasi nilai kesalahan model VAR yang terbentuk dengan menghitung nilai MAPE atau nilai rata-rata persentase kesalahan peramalan. Nilai MAPE VAR type trend (1) untuk dataset *training* dan *testing* masing-masing sebesar 12,51% dan 38,83% seperti tersaji pada Tabel 32.

Tabel 32. Nilai MAPE Model VAR type trend (1) Produksi Kayu manis Indonesia

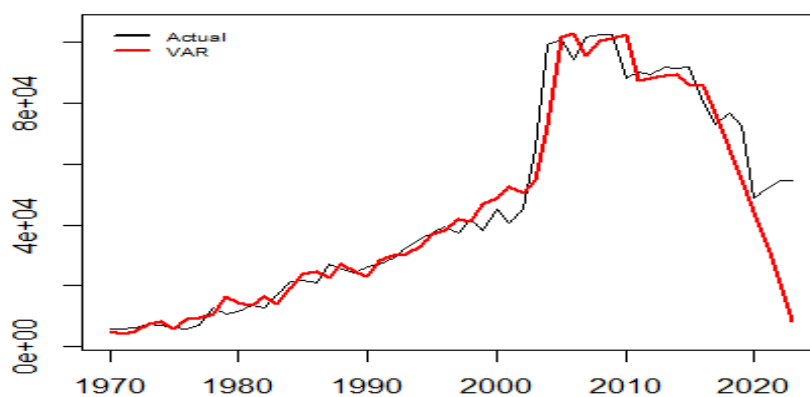
Produksi Kayu Manis	
Min. :9,413	Min. :0.05229
1st Qu.:18,045	1st Qu.:3,09678
Median :30.786	Median :8,37561
Mean :38,832	Mean :12,51535
3rd Qu.:55,437	3rd Qu.:16,24537
Max. :84,504	Max. :56,27746
MAPE data testing=38,83	MAPE data training=12,51

Setelah diperoleh model VAR yang optimal yakni VAR type trend (1), maka model tersebut digunakan untuk melakukan peramalan produksi kayu manis 5 tahun ke depan (2024-2028). Hasil peramalan produksi kayu manis Indonesia menggunakan metode VAR type trend (1) dengan peubah luas areal kayu manis, produksi kayu manis, volume ekspor kayu manis, nilai ekspor kayu manis, harga ekspor kayu manis dunia ditampilkan pada Tabel 33. Berikut :

Tabel 33. Hasil Peramalan Produksi Kayu Manis menggunakan VAR type trend (1)

No.	Tahun	Produksi Kayu Manis (ton)	Pertumbuhan (%)
1	2024	53,749.20	-1.66
2	2025	53,510.90	-0.44
3	2026	53,791.51	0.52
4	2027	54,410.98	1.15
5	2028	55,245.40	1.53
Rata-Rata Pertumbuhan 2024-2028 :			0.22

Pada tahun 2023 Angka Tetap (ATAP) untuk produksi kayu manis sebesar 54.658 ton (Ditjen Perkebunan, 2024). Hasil peramalan dengan VAR Type Trend (1) menunjukkan bahwa selama lima tahun ke depan produksi kayu manis akan mengalami pertumbuhan sebesar rata-rata 0,11 % per tahun. Tahun 2024, produksi kayu manis di estimasi sebanyak 53.749,20 ton atau mengalami penurunan sebesar 1,66 % dibandingkan tahun 2023, selanjutnya tahun 2025 mengalami penurunan sebesar 0,44%, namun pada tahun selanjutnya mengalami pertumbuhan berturut turut sebesar 0,52%, 1,15% dan 1,53%.



Gambar 14. Plot Peramalan Produksi Kayu Manis Nasional Menggunakan VAR

E. Pemilihan Model Terbaik untuk Peramalan Produksi Kayu Manis Nasional

Dalam menentukan model terbaik dapat dilakukan dengan membandingkan MAPE untuk data testing dan training yaitu memilih MAPE yang paling kecil, terutama untuk data testing dari beberapa model yang diuji cobakan yaitu Model ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR untuk melakukan estimasi angka produksi kayu manis nasional tahun 2025 sebagaimana hasil model dimaksud sebagaimana pada tabel 34 dibawah ini. Namun demikian pertimbangan lainnya juga dapat menjadi pertimbangan pemilihan yaitu pola pergerakan ramalan, dimana plot yang datanya paling berhimpit dengan data asli/aktual atau seiring dengan data historisnya.

Tabel 34. Perbandingan Hasil Estimasi dan MAPE Model ARIMA, Fungsi Transfer dan VAR

	Pengujian MAPE	Model ARIMA				Fungsi Transfer		Model VAR		Hasil Pleno
		ARIMA (1,1,0)	(%)	ARIMA (3,2,0)	(%)	Arima (3,2,1) Xreg = Harga Ekspor	(%)	VAR (1) type=trend	(%)	
		MAPE Training (%)	11.5566	12.68678		12.78194		12.51535		
		MAPE Testing (%)	24.22975	13.08392		13.21393		38.832		
ATAP	2019	72773	-5.39	72773	-5.39	72773	-5.39	72773	-5.39	
	2020	48836	-32.89	48836	-32.89	48836	-32.89	48836	-32.89	
	2021	52260	7.01	52260	7.01	52260	7.01	52260	7.01	
	2022	54748	12.11	54748	12.11	54748	12.11	54748	12.11	
	2023	54658	4.59	54658	4.59	54658	4.59	54658	4.59	
Angka Estimasi (AESTI)	2024	54638	-0.20	45054	-17.71	76888	40.67	53749.2	-1.82	
	2025	54633	-0.05	43034	-21.27	72886	-5.20	53510.9	-2.10	
	2026	54632	-0.01	43018	-4.52	65459	-10.19	53791.51	0.08	
	2027	54632	0.00	41479	-3.61	33369	-49.02	54410.98	1.68	
	2028	54632	0.00	36489	-15.18	51222	53.50	55245.4	2.70	
Rata-rata	ATAP 2019 - 2023		-2.92		-2.92		-2.92		-2.92	
Pertumbuha	AESTI 2024 - 2028		-0.05		-12.46		5.95		0.11	

Catatan Peng: Berdasarkan pertimbangan MAPE Data Training dan Testing serta hasil estimasi maka Model Terbaik adalah : ARIMA (1,1,0)
 (Model yang disarankan oleh estimator di shadow)
 (Model yang disarankan oleh estimator dilengkapi grafik full aktual dan ramalan)
 (Font warna merah untuk pertumbuhan negatif)

Berdasarkan Tabel 34 diatas, maka model yang memiliki MAPE Training terkecil adalah Model ARIMA (1,1,0) sedangkan model yang memiliki MAPE Testing terkecil yaitu model ARIMA (3,2,0). Lebih lanjut apabila dilihat angka estimasi tahun 2025 yang paling berimpit dengan angka aktual tahun 2023 yaitu sebesar 54.658 ton adalah model ARIMA (1,1,0) dimana pada tahun 2025 miliki angka estimasi sebesar 54.633 ton atau hanya terjadi penurunan angka estimasi produksi sebesar 0,20% tahun 2024 dan 0,05 pada tahun 2025. Berdasarkan masukan pada rapat pleno disampaikan bahwa untuk program bantuan pemerintah kepada petani kayu manis untuk budidaya tanaman kayu manis relatif tidak terlalu signifikan sehingga rapat pleno mengusulkan untuk angka estimasi produksi kayu manis tahun 2025 dipilih dengan Model ARIMA (1,1,0) dengan angka estimasi produksi kayu manis sebesar 54.633 ton dan dengan MAPE training sebesar 11,55% dan MAPE Testing sebesar 24,22%.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

- Hasil analisis dari empat model dalam meramalkan produksi kayu manis adalah sebagai berikut:
 - Model ARIMA terbaik adalah ARIMA (1,1,0) dengan MAPE training 11,55% dan MAPE Testing sebesar 24,23%.
 - Model Fungsi Transfer terbaik dengan peubah input harga ekspor kayu manis adalah ARIMA (0,0,0), (1,2,2) dengan model input ARIMA (3,2,1). Model Fungsi Transfer tersebut memiliki MAPE training sebesar 12,78% dan MAPE Testing sebesar 13,21%
 - Model VAR terbaik dengan memasukkan peubah luas areal kopi, volume ekspor kopi, volume impor kopi, harga kopi dunia, dan harga urea dunia adalah VAR(1) type *trend*. MAPE training dan testing yang dihasilkan adalah 12,51% dan 38,83%.

- Dari keempat model yang dicobakan, model terbaik adalah model ARIMA (1,1,0) dengan melihat MAPE training dan testing sebesar 11,55% dan 24,22%.
- Hasil ramalan produksi kayu manis nasional dengan model ARIMA (1,1,0) untuk 2024 sampai 2028 adalah 54.638 Ton, 54.633 Ton, 54.633 Ton, 54.632 Ton, 54.632 Ton.

Saran

- Perlu dilakukan kajian mendalam dengan metode peramalan lainnya seperti Metode Neural Network.
- Untuk model Fungsi Transfer dan VAR perlu diujicobakan dengan menggunakan variabel lain yang sekiranya lebih berpengaruh, baik secara teoritis maupun praktis.

DAFTAR PUSTAKA

- Sims, C. (1980). *Macroeconomics and Reality*. Econometrica.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., & Hyndman, R.J. (1999). *Forecasting: Methods and Applications*.
- Iriawan, D. (2006). *Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) untuk Peramalan*.
- Wei, W.W.S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*.
- Gujarati, Damodar. N dan Porter, Dawn. C. 2010. *Basic Econometrics*. Boston: Douglas Reiner.
- Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, Kementerian Pertanian RI, (2021), Buku 1 Kumpulan Analisis Model Estimasi Data Komoditas Perkebunan.
- Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, Kementerian Pertanian RI, (2021), Buku 2 Kumpulan Analisis Model Estimasi Data Komoditas Perkebunan.
- Direktorat Jenderal Perkebunan. (2015). *Rencana Strategis Direktorat Jenderal Perkebunan Tahun 2015-2019*. Kementerian Pertanian Republik Indonesia.
- Direktorat Jenderal Perkebunan, Kementerian Pertanian Republik Indonesia. (2023). *Laporan Kinerja dan Statistik Perkebunan*.
- Direktorat Jenderal Perkebunan. 2024. *Statistik Perkebunan Indonesia Jilid II, 2023-2025* Jakarta: Direktorat Jenderal Perkebunan, Kementrian Pertanian. Statistik Perkebunan Indonesia 2023-2025.



KUMPULAN KAJIAN MODEL ESTIMASI KOMODITAS DATA PERKEBUNAN

PUSAT DATA DAN SISTEM INFORMASI PERTANIAN
KEMENTERIAN PERTANIAN
TAHUN 2025

Jalan Harsono RM. No 3, Ragunan. Jakarta Selatan
Telepon : (021) 7806131
Website : www.pertanian.go.id