JUSTEK: JURNAL SAINS DAN TEKNOLOGI

http://journal.ummat.ac.id/index.php/justek

ISSN 2620-5475

Vol. 8, No. 2, Juni 2025, Hal. 181-191

Penerapan Model *Vector Autoregressive* (VAR) Untuk Peramalan Produksi Kakao di Provinsi Sulawesi Tengah

¹Aidil, ²Wellie Sulistijanti

¹Statistika, Institut Teknologi Statistika dan Bisnis Muhammadiyah Semarang, Indonesia aidilidil183@gmail.com, wellie.sulistijanti@itesa.ac.id

ARTICLE INFO

Article History:

Received : 16-05-2025 Revised : 30-05-2025 Accepted : 10-06-2025 Online : 16-06-2025

Keywords:

Cocoa; Forecasting; Vector Autoregressive; Central Sulawesi



ABSTRACT

Abstract: Cocoa is one of the main commodities in Indonesia that ranks third in the world as the largest cocoa exporting country, with production fluctuating each year. Therefore, this research aims to predict cocoa production in Central Sulawesi province considering the impact of rainfall using the VAR method. This study uses secondary data in the form of monthly data on cocoa production and rainfall from January 2020 to December 2023, obtained from the Central Statistics Agency (BPS). The stages of the VAR method begin with stationarity testing using the ADF Test, optimal lag selection using AIC, stability testing of characteristic roots, Granger causality testing, and forecasting. The results of the study obtained the best model is VAR(4) with a forecasting error rate of MAE of 8.84938, and the forecast for cocoa production in 2024 shows a relatively stable pattern with an average forecast value of 11.387 thousand tons. The coefficient of determination value of 41.64% indicates that the VAR(4) model has a fairly good fit.

Abstrak: Kakao adalah salah satu komoditas utama di Indonesia yang menduduki peringkat ketiga di dunia sebagai negara pengekspor kakao terbesar, yang produksinya mengalami fluktuasi setiap tahun. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk memprediksi hasil produksi kakao di provinsi Sulawesi Tengah dengan mempertimbangkan pengaruh dari curah hujan menggunakan metode VAR. Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa data bulanan mengenai jumlah produksi kakao dan curah hujan dari Januari 2020 hingga Desember 2023, yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS). Tahapan metode VAR yaitu dimulai dari pengujian stasioneritas dengan menggunakan ADF Test, pemilihan lag optimal dengan menggunakan AIC, pengujian stabilitas akar karakteristik, pengujian kausalitas Granger, dan peramalan. Dari hasil penelitian diperoleh model terbaik adalah VAR(4) dengan Tingkat kesalahan peramalan MAE sebesar 8.84938 dan hasil peramalan produksi kakao tahun 2024 menunjukkan pola yang relatif stabil dengan nilai rata-rata peramalan sebesar 11.387 ribu ton. Nilai koefisien determinasi sebesar 41,64% menunjukkan bahwa model VAR(4) memiliki tingkat kecocokan yang cukup baik.



https://doi.org/10.31764/justek.vXiY.ZZZ

© ① ①

This is an open access article under the CC-BY-SA license

A. LATAR BELAKANG

Kakao merupakan salah satu produk utama di bidang perkebunan Indonesia yang memiliki kontribusi signifikan terhadap ekonomi negara. Selain berfungsi sebagai penyumbang pendapatan negara, kakao juga menciptakan lapangan kerja dan menjadi mata pencaharian bagi jutaan petani (Wahyudi et al., 2023). Indonesia termasuk salah satu penghasil dan eksportir kakao paling besar di dunia, memberikan sumbangan sekitar 10% terhadap perdagangan kakao secara global (Weihan et al., 2023). Luas perkebunan kakao di Indonesia mencapai 1,41 juta hektare, dengan produksi sebesar 641,7 ribu ton pada tahun 2023 (BPS, 2024).

Penghasil kakao terbesar di Indonesia salah satunya provinsi Sulawesi Tengah, dimana pada tahun 2021 memberikan kontribusi sekitar 18% dari total produksi kakao nasional (Zikria, 2022). Hasil produksi kakao di provinsi Sulawesi Tengah mengalami fluktuasi selama beberapa tahun terakhir. Menurut data dari Badan Pusat Statistik (BPS), jumlah produksi kakao yang dihasilkan di provinsi Sulawesi Tengah pada tahun 2020 adalah 128.618 ton dan meningkat menjadi 131.545 ton pada tahun 2021, tetapi mengalami penurunan menjadi 125.918 ton pada tahun 2023 (BPS, 2024). Faktor-faktor yang mempengaruhi produksi kakao salah satunya adalah curah hujan (Ardiani et al., 2022).

Curah hujan juga memiliki peran penting terhadap kualitas buah kakao. Tanaman kakao yang tumbuh pada musim kemarau biasanya menghasilkan biji yang ukurannya lebih kecil dibandingkan dengan tanaman yang tumbuh saat musim hujan (Fish, 2020). Berdasarkan data BPS curah hujan di provinsi Sulawesi Tengah dalam dua tahun terakhir ini mengalami penurunan dari 1.000,80 mm pada tahun 2021 menjadi 587,50 mm pada tahun 2023 (BPS, 2024). Ketidakstabilan produksi kakao dapat berdampak pada kesejahteraan petani dan industri kakao secara keseluruhan, termasuk ketidakmampuan memenuhi permintaan ekspor (Handayani et al., 2021).

Penelitian ini sangat penting untuk dilakukan karena ketidakstabilan produksi kakao di Provinsi Sulawesi Tengah berpotensi menimbulkan risiko ekonomi bagi petani dan menghambat kemampuan daerah untuk memenuhi permintaan pasar ekspor yang terus meningkat. Curah hujan menjadi salah satu faktor utama yang memengaruhi produksi kakao, dan dalam beberapa tahun terakhir, curah hujan ini cenderung tidak stabil. Kondisi ini memunculkan kebutuhan mendesak akan metode peramalan yang akurat dan dapat diandalkan,

Berdasarkan penjelasan di atas maka perlu dilakukan prediksi terkait data produksi kakao serta faktor-faktor yang berkaitan pada periode yang akan datang. Salah satu metode analisis peramalan yang bisa diterapkan adalah *Vector Autoregresive* (VAR), yang merupakan salah satu pendekatan dalam analisis deret waktu multivariat yang digunakan untuk melihat hubungan antar variabel dari waktu ke waktu. Metode VAR tidak hanya mempertimbangkan pengaruh suatu variabel terhadap dari dirinya sendiri, tetapi juga mempertimbangkan pengaruh dari variabel lain yang saling berkaitan. Selain itu, metode ini juga memungkinkan untuk mengidentifikasi hubungan sebab-akibat antar variabel melalui pendekatan *Granger Causality* (Febrianti et al., 2021). Oleh sebab itu, penting untuk menggunakan model VAR dalam menganalisis dan meramalkan produksi kakao dengan mempertimbangkan pengaruh curah hujan.

Beberapa penelitian yang telah dilakukan menggunakan metode peramalan VAR. Penelitian tersebut dilakukkan oleh Yulia, Adnan, dan Khalilah, 2020 mengenai "Analisis Pendekatan Metode *Vector Autoregressive* (VAR) Dalam Meramalakan Jumlah Pengadaan Beras di Sulawesi Selatan" dengan hasil model tebaik diperoleh dengan metode VAR yang dimana variabel Y1 dengan nilai MAPE sebesar 20,4% dan Y2 dengan nilai MAPE sebesara 14,0% dinyatakan hasil peramalan tersebut baik (Sari, 2024). Penelitian sebelumnya juga dilakukan oleh David tahun 2023 yang berjudul "Perbandingan Metode Multifariat GRU dan VAR Berdasarkan Sentimen Investor dan Nilai Kurs Dollar Untuk Prediksi Harga Saham" berdasarkan penelitian yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa kumpulan data harga saham BMRI dan nilai tukar USD, model *Multivariatif* VAR dengan nilai MAE sebesar 2701,187 menunjukkan nilai keakuratan yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan *Multivariatif* GRU dengan MAE sebesar 2975,479 (Aquinaldo, 2023).

Sampai saat ini, belum ada penelitian yang secara spesifik menerapkan metode Vector Autoregressive (VAR) untuk memodelkan hubungan antara curah hujan dan produksi kakao di Provinsi Sulawesi Tengah. Metode ini memiliki keunggulan dalam menganalisis secara bersamaan hubungan dinamis antar variabel dari waktu ke waktu. Karena itu, penelitian ini menjadi langkah baru dalam analisis peramalan produksi komoditas pertanian, terutama kakao, dengan pendekatan statistik multivariat, yang sebelumnya masih jarang diteliti. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi yang lebih lengkap dan bermanfaat untuk mendukung peningkatan ketahanan produksi kakao secara berkelanjutan.

Berdasarkan uraian sebelumnya, penelitian ini bertujuan untuk menentukan peramalan produksi kakao dengan mempertimbangkan pengaruh curah hujan menggunakan model VAR. Manfaat dari penelitian ini diharapkan menjadi sumber informasi bagi para petani, pemerintah, serta pemangku kepentingan lainnya terkait data hasil produksi kakao di provinsi Sulawesi Tengah di masa mendatang.

B. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini menggunakan data sekunder yaitu data bulanan hasil produksi kakao dan jumlah curah hujan di provinsi Sulawesi Tengah yang diperoleh dari BPS pada tahun 2020 hingga 2023. Produksi kakao berfungsi sebagai variabel endogen sedangkan curah hujan berfungsi sebagai variabel eksogen.

Pada penelitian ini metode yang diterapkan untuk menganalisis data adalah analisis deskriptif (penyebaran data dalam grafik) dan metode VAR dengan bantu aplikasi *Eviews* dengan tahapan sebagai berikut:

1. Uji Stasioneritas

Stasioner mengacu pada tidak adanya perubahan yang signifikan dalam data. Pergerakan data berfluktuasi di sekitar angka rata-rata yang sama, konsisten seiring berjalannya waktu, dan perubahan dari fluktuasi tersebut pada dasarnya tetap stabil seiring berjalannya waktu. Untuk menentukan kestasioneran suatu kumpulan data, dilakukan pengujian akar unit root dengan metode Augmented Dickey fuller Test (ADF Test) menggunakan hipotesis yang ditetapkan (Agustin et al., 2019):

Hipotesis:

= Data tidak stasioner H_0 H_1 = Data sudah stasioner

Uji Lag Optimal

Penentuan jumlah lag (ordo) yang akan diterapkan dalam model VAR bisa dilakukan dengan menggunakan kriteria Akaike Information Criterion (AIC). Lag yang akan akan digunakan pada penelitian ini yaitu lag yang memiliki nilai AIC terkecil (Yenni Samri Juliati, 2015). Berikut adalah perhitungan untuk AIC (Juliodinata et al., 2019):

$$AIC(k) = T \ln \left(\frac{SSR(k)}{T} \right) + 2n \tag{1}$$

Dengan:

Т = Jumlah seluruh data yang diamati

= Jumlah lag k

SSR = Jumlah kuadrat dari nilai keslahan (residual)

= Jumlah keseluruhan parameter yang dihitung dalam model n

3. **Uji Stabilitas**

Untuk memastikan bahwa model VAR berada dalam kondisi stabil, dilakukan pengujian dengan cara menghitung akar-akar dari polinomial karakteristik yang membentuk model tersebut. Suatu model VAR dikatakan stabil apabila seluruh akar yang diperoleh memiliki nilai modulus kurang dari satu. Dengan kata lain, kestabilan model tercapai jika semua akar berada di dalam lingkaran satuan (unit circle) pada bidang kompleks:

$$\det(I_k - \Phi_i z) \neq 0, |z| \le 1 \tag{2}$$

Diketahui bahwa I_k adalah matriks identitas dengan ukiran $n \times n$. Dengan demikian, dari persamaan VAR akan dianggap stabil jika $|z| \leq 1$, yang menunjukkan semua akar polinomial tersebut terletak di dalam *unit circle* (lingkaran unit kompleks) (Nabila et al., 2024).

4. Uji Kausalitas Granger

Pengujian kausalitas dilakukan untuk mengevaluasi adanya pengaruh satu variabel terhadap variabel lainnya dalam sistem VAR, baik dalam jangka pendek maupun jangka panjang. Dalam model VAR, pengujian ini mengevaluasi pengaruh yang terjadi di antara berbagai variabel, baik dalam periode jangka pendek maupun periode jangka panjang. Meskipun variable-variabel tersebut saling terhubung, hal tersebut tidak selalu berarti ada hubungan kausalitas. Oleh karena itu, penting untuk melakukan uji kausalitas guna mengetahui apakah pengaruh yang ada bersifat satu arah atau dua arah. Untuk menguji hipotesis yang diajukan, dapat dilakukan uji F dengan mengikuti langkah-langkah hipotesis sebagai berikut (Febrianti et al., 2021):

Hipotesis:

 $H_0: \theta_{1p} \ atau \ \gamma_{2p} = 0 \ (\theta \ tidak \ berpengaruh terhadap \ \gamma \ dan \ begitu juga sebaliknya)$ $H_1: \theta_{1p} \ atau \ \gamma_{2p} \neq 0 \ (\theta \ memiliki \ pengaruh terhadap \ \gamma \ dan \ begitu juga sebaliknya)$ Statistik uji:

$$F = \frac{(RSS_R - RSS_{UR})_{/p}}{RSS_{UR}/_{(n-b)}}$$
(3)

Dengan:

 RSS_R = Jumlah kuadrat sisa dari regresi yamg memiliki batasan (terbatas)

 RSS_{UR} = Jumlah kuadrat sisa dari regresi yang tidak memiliki batasan (tidak

terbatas)

p = Total lag

n = Total data yang diamati

b = Total parameter yang dihitung dalam model

5. Estimasi Parameter VAR

Model VAR merupakan metode pemodelan yang melibatkan lebih dari satu variabel endogen yang dianalisis secara bersamaan. Setiap variabel endogen dijelaskan dengan menggunakan nilai sebelumnya dari dirinya sendiri dan variabel endogen lain yang ada dalam model tersebut. Pada umumnya, model VAR dapat dituliskan dalam bentuk sebagai berikut (Febrianti et al., 2021):

$$Y_t = A_0 + A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \dots + A_p Y_{t-p} + e_t$$
 (4) Dimana:

 Y_t = Vektor yang berukuran $n \times 1$ yang memuat n variabel yang dianalisis dalam model VAR

= Vektor konstanta (intercept) dengan ukuran n x 1 A_0

= Matriks koefisien dengan ukuran n x n

= Vektor kesalahan (residual) berukuran n x 1 e_t

Uji kelayakan Model 6.

Setelah melakukan estimasi parameter model, langkah berikutnya adalah menguji kelayakan model untuk peramalan masa depan. Salah satu metode yang digunakan adalah uji Portmanteau, yang mendeteksi ada tidaknya autokorelasi pada residual. Dalam analisis data deret waktu (time series), residual dianggap valid jika bersifat white artinya nilai-nilai sisa harus bersifat acak, tidak saling berhubungan, dan tidak mengikuti pola tertentu. Jika asumsi ini dipenuhi, model dianggap layak untuk peramalan. Berikut adalah rumus uji *Portmanteau*:

$$Q = T \sum_{i=1}^{p} tr \left(R_i^T R_e^{-1} R_i R_e^{-1} \right)$$
 (5)

Dimana:

Q = Statistik O

Т = Jumlah pengamatan untuk kesalahan

 R_e = Matriks hubungan kesalahan dari model VAR dengan ukuran *n* × *m*

= Matriks hubungan kesalahan dari model VAR hingga lag ke p yang berukuran n

= Jumlah lag yang digunakan dalam model VAR

= Jumlah parameter dalam model VAR yang dihitung n

Hipotesis untuk pengujian portmanteau adalah sebagai berikut:

H0: $r_1 = r_2 = ... = r_k = 0$ (tidak terdapat autokorelasi pada *error*)

H1: $r_1 = r_2 = ... = r_k \neq 0$ (terdapat autokorelasi pada *error*)

Nilai statistik Q mengikuti sebaran chi-square dengan derajat kebebasan sebesar n^2 p. Oleh Karena itu, keputusan pengujian diambil dengan cara membandingkan nilai Qyang dihitung dengan nilai *chi-square* pada Tingkat signifikan tertentu. Hipotesis *H0* akan diterima apabila nilai Q < chi—square atau p—value $> \alpha$. Hal ini menunjukkan bahwa tidak ada autokorelasi. Sebaliknya, jika kondisi tersebut tidak terjadi, maka bisa jadi ada autokorelasi (Lhokseumawe et al., 2010).

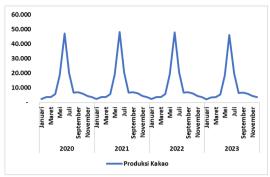
7. Peramalan

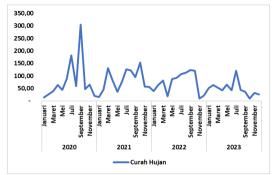
Peramalan merupakan suatu metode yang dimanfaatkan untuk memprediksi nilai di masa depan dengan memperhatikan informasi dari periode sebelumnya dan informasi terbaru. Proses peramalan ini menjadi salah satu komponen penting dalam pengambilan keputusan. (Yenni Samri Juliati, 2015):

C. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Analisis Deskriptif

Penelitian ini menganalisis dua variabel utama, yaitu jumlah produksi kakao dan curah hujan. Data yang digunakan merupakan data deret waktu yang dikumpulkan secara bulanan mulai dari Januari 2020 hingga Desember 2023. Dengan demikian, jumlah data yang dianalisis sebanyak 96 data, yang kemudian menghasilkan grafik sebagai berikut.





Gambar 1. Pola Data Produksi Kakao

Gambar 2. Pola Data Curah Hujan

Grafik yang ditampilkan di atas menunjukkan karakteristik pola data yang berbeda untuk setiap variabel yang dianalisis. Pada Gambar 1. pola produksi kakao menunjukkan adanya elemen musiman yang terlihat jelas, dengan lonjakan produksi yang cenderung terjadi secara teratur pada pertengahan tahun, terutama pada bulan Juni dan Juli. Setelah itu, produksi kembali turun hingga awal tahun selanjutnya. Hal ini mencerminkan adanya pola musiman tahunan. Sementara itu, Gambar 2. memperlihatkan pola data curah hujan yang tampak lebih tidak konsisten dan mengalami fluktuasi yang cukup tajam pada bulanbulan tertentu. Terdapat kenaikan dan penurunan curah hujan secara mendadak, yang menunjukkan bahwa curah hujan di wilayah tersebut dapat dipengaruhi oleh faktor musiman atau fenomena cuaca ekstrim.

Secara keseluruhan, produksi kakao dan curah hujan memiliki pola yang fluktuatif, tetapi produksi kakao cenderung memiliki pola musiman yang lebih jelas dan teratur. Karakteristik pola ini sangat penting untuk diperhatikan dalam proses pemodelan dan peramalan, karena dapat membantu untuk menentukan waktu-waktu tertentu yang mungkin mengalami kenaikan atau penurunan produksi kakao berdasarkan perilaku di masa lalu.

2. Uji Stasioneritas

Untuk menguji apakah data stasioner dalam model VAR, digunakan uji akar unit dengan metode uji ADF Test. Jika nilai Prob < 0,05, Maka data tidak mengandung unit yang artinya data stasinoner. Pengujian stasioneritas disajikan dalam tabel berikut:

Table 1. Pengujian Stasioneritas

Series	Prob.	Lag	Max Lag	Obs
Produksi Kakao	0.0000	9	9	38
Curah Hujan	0.0000	0	9	47

Dari hasil tersebut menunjukan bahwa variabel produksi kakao dan curah hujan memiliki nilai prob sebesar 0,0000 < 0,05. Oleh karena itu, dapat dinyatakan bahwa variabel produksi kakao dan curah hujan sudah stasioner pada tingkat level.

3. Penentuan Lag Optimal

Penentuan panjang lag optimal bertujuan untuk menentukan model VAR. Pemilihan lag optimal didasarkan pada nilai terkecil dari standar AIC. Pengujian lag optimal disajikan dalam tabel berikut:

Table 2. Pengujian Lag Optimal

			0,	0 1		
Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-411.6196	NA	501397.6	18.80089	18.88199	18.83097
1	-402.4544	17.08065*	396638.2	18.56611	18.80941*	18.65634*
2	-397.9347	8.012185	387978.6	18.54249	18.94799	18.69287
3	393.1139	8.107800	375072.2*	18.50518	19.07287	18.71571

-389.0873 6.405906 376969.7 18.50397* 19.23386

Dari table 2 diatas, terlihat bahwa nilai Akaike Information Criterion (AIC) terendah berada pada lag 4 yang nilainya 18,50397. Dari hasil tersebut model yang dipilih adalah model VAR(4).

4. Uji Kausalitas Granger

Uji kausalitas dilakukan untuk mengetahui hubungan sebab-akibat antar variabel endogen. Hasilnya dapat menunjukkan tiga kemungkinan, yaitu: hubungan satu arah, hubungan dua arah, atau tidak ada hubungan sama sekali antara variabel-variabel tersebut.

Table 3. Hasil Pengujian Kausalitas Granger

Null Hypotesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
Curah Hujan does not Granger Cause Produksi Kakao	44	0.88010	0.4858
Produksi Kakao does not Granger Cause Curah Hujan		3.93293	0.0097

Dari hasil analisis kausalitas granger yang terdapat pada tabel 3 di atas, diperoleh informasi sebagai berikut:

a. H_0 = Curah Hujan tidak berpengaruh terhadap Produksi Kakao

 H_1 = Curah Hujan berpengaruh terhadap Produksi Kakao

Uji statistik:

Apabila nilai *P-value* $< \alpha = 5\%$, maka H_0 ditolak. Dari hasil pengujian diperoleh nilai *P-value* 0,4858 > $\alpha = 5\%$ sehingga H_0 diterima, maka curah hujan tidak mempengaruhi produksi kakao.

b. H_0 = Produksi Kakao tidak berpengaruh terhadap Curah Hujan

 H_1 = Produksi Kakao berpengaruh terhadap Curah Hujan

Uii statistik:

Apabila nilai P-value $< \alpha$ maka H_0 ditolak. Dari hasil pengujian diperoleh nilai P $value~0,0097 < \alpha = 5\%$ sehingga H_0 ditolak, maka produksi kakao mempengaruhi curah hujan.

5. Uji Stabilitas

Pengujian stabilitas dilakukan untuk melihat apakah model VAR tetap stabil pada lag 4, yang merupakan hasil dari proses pemilihan lag optimal. Untuk mengevaluasi kestabilan VAR, digunakan Roots of Characteristic Polynomial. Sebuah sistem VAR dianggap stabil jika semua roots nya memiliki modulus yang kurang dari satu. Berikut adalahaa hasil dari pengujian stabilitas.

Table 4. Hasil Penguijan Stabilitas

Tubic II Hash I chigajian stasintas			
Root	Modulus		
0.329132 - 0.498381i	0.597254		
0.329132 + 0.498381i	0.597254		
-0.495726	0.495726		
0.468892	0.468892		

Dari tabel 4 di atas, dapat memperlihatkan bahwa sistem VAR telah mencapai kestabilan pada lag 4. Hal ini trelihat dari nilai modulus yang berada di bawah 1. Selain itu, hal ini juga dapat diamatai melalui grafik lingkaran berikut:

Grafik di atas memperlihatkan titik-titik terletak di dalam lingkaran. Ini berarti bahwa model telah mencapai kestabilan.

6. Estimasi Parameter VAR

Tahap ini merupakan proses untuk mengestimasi parameter dalam model VAR. Berdasarkan hasil penentuan lag optimal, diperoleh bahwa panjang lag yang digunakan adalah 4, dengan melibatkan dua variabel. Oleh karena itu, model yang digunakan untuk estimasi parameter adalah VAR(4), dengan bentuk model sebagai berikut:

$$PK_{t} = \alpha_{1,1} + \alpha_{1,2}PK_{t-1} + \alpha_{1,3}PK_{t-2} + \alpha_{1,4}PK_{t-3} + \alpha_{1,5}PK_{t-4} + \alpha_{1,6}CU_{t-1} + \alpha_{1,7}CU_{t-2} + \alpha_{1,8}CU_{t-3} + \alpha_{1,9}CU_{t-4}$$
(6)

$$CU_{t} = \alpha_{2,1} + \alpha_{2,2}CU_{t-1} + \alpha_{2,3}CU_{t-2} + \alpha_{2,4}CU_{t-3} + \alpha_{2,5}CU_{t-4} + \alpha_{2,6}PK_{t-1} + \alpha_{2,7}PK_{t-2} + \alpha_{2,8}PK_{t-3} + \alpha_{2,9}PK_{t-4}$$
(7)

Dimana:

PK = Produksi Kakao

CU = Curah Hujan

Koefisien parameter dari model VAR(4), seperti pada tabel 5.

Table 5. Hasil Pengujian Estimasi Parameter Model VAR(4)

Parameter	Koefisien	Parameter	Koefisien
$\alpha_{1,1}$	13.44	$\alpha_{2,1}$	46.40
$\alpha_{1,2}$	0.61	$\alpha_{2,2}$	-0.03
$\alpha_{1,3}$	-0.46	$\alpha_{2,3}$	0.16
$\alpha_{1,4}$	0.08	$\alpha_{2,4}$	-0.10
$\alpha_{1,5}$	-0.22	$\alpha_{2,5}$	-0.14
$\alpha_{1,6}$	2.09	$\alpha_{2,6}$	0.01
$\alpha_{1,7}$	-0.82	$\alpha_{2,7}$	0.02
$\alpha_{1,8}$	2.05	$\alpha_{2,8}$	0.01
$\alpha_{1,9}$	-0.08	$\alpha_{2,9}$	-0.06

Setelah di peroleh koefisien parameter dengan model VAR(4) kemudian dimasukkan pada persamaan (6) dan (7) dengan hasil sebagai berikut:

$$PK_{t} = 13.44 + 0.61PK_{t-1} - 0.46PK_{t-2} + 0.08PK_{t-3} - 0.22PK_{t-4} + 2.09CU_{t-1} - 0.82CU_{t-2} + 2.05CU_{t-3} - 0.08CU_{t-4}$$
(8)

$$CU_{t} = 46,40 - 0.03CU_{t-1} + 0.16CU_{t-2} + -0.10CU_{t-3} - 0.14CU_{t-4} + 0.01PK_{t-1} + 0.02PK_{t-2} + 0.01PK_{t-3} - 0.06PK_{t-4}$$
(9)

Persamaan (8) dan (9) dapat diubah menjadi bentuk matriks sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix}
PK_t \\
CU_t
\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}
13.44 \\
46,40
\end{bmatrix} + \\
\begin{bmatrix}
0.61 & -0.46 & 0.08 & -0.22 & 2.09 & -0.82 & 2.05 & -0.08 \\
-0.03 & 0.16 & -0.10 & -0.14 & 0.01 & 0.02 & 0.01 & -0.06
\end{bmatrix} \begin{bmatrix}
PK_{t-1} \\
PK_{t-2} \\
PK_{t-3} \\
PK_{t-4} \\
CU_{t-1} \\
CU_{t-2} \\
CU_{t-3} \\
CU_{t-4}
\end{bmatrix}$$
(10)

Tingkat keakuratan model peramalan dapat dievaluasi menggunakan nilai Mean Absolute Error (MAE), di mana semakin kecil nilai MAE, maka semakin tinggi tingkat akurasi model. Pada model peramalan VAR(4) yang digunakan dalam penelitian ini, diperoleh nilai MAE sebesar 8.849381.

7. Uji kelayakan Model

Berdasarkan pengujian awal terhadap stasioneritas, data telah terbukti stasioner. Selanjutnya, selanjutnya perlu diperiksa apakah residual model menunjukkan pola white noise, yang menandakan bahwa residual tersebut tidak berkorelasi. Model VAR dapat dianggap sebagai *white noise* jika statistik $0 > \alpha$ (0.1).

> Table 6. Autokorelasi Poertmeteau Lags Q-Stat Prob.* Adj Q-Stat Prob.* df 1 1.452777 1.486563 ------2 2.345698 2.422003 3 3.345698 4.170443 ------4 5.960182 6.354224 5 7.290233 6.789825 0.1474 0.1213 4 6 12.11326 0.1462 13.45421 0.0971 8 7 14.41334 0.2751 16.18945 0.1827 12 8 0.3415 16 15.65303 0.4774 17.70462

9 18.89608 0.5286 21.78159 0.3525 20 10 22.47805 24 19.43425 0.7285 0.5508 11 20.57754 0.8425 24.00244 0.6814 28 12 41.52014 0.1209 52.79851 0.0118 32

Berdasarkan Tabel 6, terlihat bahwa model VAR(4) tidak menunjukkan adanya korelasi residual secara berurutan pada setiap lag, karena seluruh nilai P-value lebih besar dari batas signifikansi α = 5%. Hal ini mengindikasikan bahwa model VAR(4) bebas dari autokorelasi residual, sehingga dapat disimpulkan bahwa model tersebut layak dan dapat dianggap sebagai model yang paling sesuai untuk digunakan dalam analisis ini.

Peramalan

Setelah mendapatkan model VAR terbaik yaitu VAR(4) yang melibatkan dua variabel, model tersebut selanjutnya digunakan untuk melakukan peramalan. Model ini kemudian diaplikasikan untuk memprediksi produksi kakao di Provinsi Sulawesi Tengah pada periode mendatang. Peramalan dilakukan untuk periode satu tahun, dari Januari 2024 hingga Desember 2024. Hasil peramalan produksi kakao untuk periode tersebut disajikan dalam tabel berikut.

Table 7. Hasil peramalan Produksi Kakao, Januari - Desember 2024

No	Bulan	Peramalan
1	Januari	11.394
2	Februari	11.389

3	Maret	11.385
4	April	11.382
5	Mei	11.382
6	Juni	11.384
7	Juli	11.386
8	Agustus	11.388
9	September	11.389
10	Oktober	11.390
11	November	11.389
12	Desember	11.388

Dari tabel 7 di atas, dapat dilihat hasil peramalan produksi kakao di provinsi Sulawei Tengah untuk bulan Januari hingga Desember 2024 menunjukkan adanya fluktuasi yang tidak jauh berbeda dari bulan ke bulan. Dari hasil peramalan produksi kakao tahun 2024 diperoleh nilai rata-rata sebesar 11.387 ribu ton.

Untuk menilai keakuratan model peramalan, digunakan nilai R^2 . Dengan kata lain, ini menunjukkan seberapa besar persentase model tersebut dapat mempresentasikan data yang sebenarnya. Nilai R^2 yang didapatkan adalah 0.416422 atau 41.6422%. Hal ini berarti 41.6422% dari model VAR cukup baik untuk memprediksi produksi kakao di provinsi Sulawesi Tengah dengan mempertimbangkan variabel curah hujan. Selain itu, sekitar 58,36% dari perubahan produksi kakao di Provinsi Sulawesi Tengah kemungkinan dipengaruhi oleh faktor-faktor lain yang belum dimasukkan dalam model dan memiliki pengaruh lebih signifikan.

D. SIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil pembahasan, produksi kakao di Provinsi Sulawesi Tengah menunjukkan pola musiman yang cukup jelas, dengan peningkatan produksi yang biasanya terjadi di pertengahan tahun, tepatnya sekitar bulan Juni dan Juli. Di sisi lain, pola curah hujan cenderung lebih berfluktuasi dan tidak tetap dari bulan ke bulan. Model yang paling cocok digunakan untuk meramalkan produksi kakao adalah model VAR(4) dengan tingkat akurasi model juga cukup baik, dengan nilai MAE sebesar 8.849381 dan koefisien determinasi (R^2) sebesar 41,64%, yang berarti sekitar 41,64% variasi data produksi kakao dapat dijelaskan oleh model ini. Hasil peramalan produksi kakao untuk periode Januari hingga Desember 2024 menunjukkan pola yang relatif stabil dari bulan ke bulan, dengan nilai rata-rata hasil peramalan produksi kakao sebesar 11.387 ribu ton.

Saran untuk penelitian selanjutanya bisa mempertimbangkan menggunakan metode lain seperti VECM dan SARIMAX untuk mendapatkan model peramalan yang lebih akurat. Kemudian dapat ditambahakan variabel lain yang memiliki pengaruh signifikan seperti suhu udara dan penggunaan pupuk agar hasil peramalan lebih akurat.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih dan rasa syukur kepada Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga karya tulis ilmiah ini dapat diselesaikan dengan baik dan lancar. Penulis juga sangat berterima kasih kepada kedua orang tua tersayang, yang selalu memberikan dukungan, semangat, dan doa agar penulis senantiasa diberi kesehatan dan keselamatan dalam menjalani setiap aktivitas, terimakasih kepada intitusi Teknologi Statistika dan Bisnis Muhammadiyah Semarang atas dukungan yang diberikan selama proses penelitian ini, serta kepada pembimbing saya Ibu Dra. Wellie Sulistijanti, M.Sc atas saran dan masukan serta kerjasamanya dalam menyempurnakan penelitian ini.

REFERENSI

- Agustin, N., Ibnas, R., & Nursalam. (2019). Implementasi Metode Vector Autoregressive (VAR) dalam Meramalkan Jumlah Penduduk (Studi Kasus: Kabupaten Gowa). Jurnal Matematika Dan Statistika Serta Aplikasinya, 7(2), 55–60.
- Aquinaldo, D. A. (2023). Perbandingan Metode Multivariatif GRU dan VAR Berdasarkan Sentimen Investor dan Nilai Kurs Dollar Untuk Prediksi Harga Saham. Innovative: Journal Of Social Science Research, 3(6), 10238–10257.
- Ardiani, F., Wirianata, H., & Noviana, G. (2022). Pengaruh Iklim terhadap Produksi Kakao di Kabupaten Gunungkidul. Jurnal Agro Industri Perkebunan, 10(1), 45-52.
- BPS, I. (2024). Publikasi Statistik Kakao Indonesia, 2024. 8.
- Febrianti, D. R., Tiro, M. A., & Sudarmin, S. (2021). Metode Vector Autoregressive (VAR) dalam Menganalisis Pengaruh Kurs Mata Uang Terhadap Ekspor Dan Impor Di Indonesia. VARIANSI: *Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, 3(1), 23.
- Fish, B. (2020). ANALISIS HUBUNGAN DATA IKLIM DAN PRODUKTIVITAS TANAMAN KAKAO (Theobroma cacao.L) DI KECAMATAN TOMPOBULU DAN GANTARANGKEKE KABUPATEN BANTAENG. 2507(February), 1–9.
- Handayani, T., Lubis, R. S., & Aprilia, R. (2021). Peramalan Tingkat Produksi Kakao Tahun 2021 Di Provinsi Sumatera Utara Dengan Metode Double Exponential Smoothing Brown. In MAp (Mathematics and Applications) Journal (Vol. 3, Issue 1).
- Juliodinata, A. I., Tiro, M. A., & Ahmar, A. S. (2019). Metode Vector Autoregressive dalam Menganalisis Pengaruh Kurs Mata Uang, Inflasi, dan Suku Bunga Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan. VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research, 1(2),
- Lhokseumawe, P. N., Pengantar, K., Alwie, rahayu deny danar dan alvi furwanti, Prasetio, A. B., & Andespa, R. (2010). Pemodelan Jumlah Perceraian di Kota Pekanbaru Dengan Menggunakan Model Vector Autoregressive (VAR). *Jurnal Ekonomi*, 41–49.
- Nabila, D. M., Matematika, P. S., Sains, F., Teknologi, D. A. N., Islam, U., Maulana, N., & Ibrahim, M. (2024). PENERAPAN VECTOR ERROR CORRECTION MODEL (VECM) PADA HARGA MINYAK GORENG PENERAPAN VECTOR ERROR CORRECTION MODEL (VECM) PADA HARGA MINYAK GORENG.
- Sari, Y. N. (2024). Analisis Pendekatan Metode Vector Autoregressive (VAR) dalam Meramalkan Jumlah Pengadaan Beras di Sulawesi Selatan. 12(1).
- Wahyudi, A., Lamusa, A., & Alaihi, M. A. (2023). Faktor-Faktor Yang Mempengaruhui Produksi Kakao Di Desa Pelawa Kecamatan Parigi Tengah Kabupaten Parigi Mautong. Agrotekbis: E-Jurnal Ilmu Pertanian, 11(5), 1077–1086.
- Weihan, R. A., Saidi, A. B., Andriani, D., & Rismon, R. (2023). Pengaruh Media Tanam dan ZPT Alami terhadap Pertumbuhan Bibit Kakao (Theobroma cacao L.). AGROSCRIPT: Journal of Applied Agricultural Sciences, 5(1), 23–33.
- Yenni Samri Juliati. (2015). ANALISIS VECTOR AUTOREGRESSION (VAR) TERHADAP HUBUNGAN ANTARA BI RATE DAN INFLASI Yenni Samri Juliati Nasution Dosen Fakultas Ekonomi dan Bisnis Islam UIN Sumatera Utara. 80–104.
- Zikria, V. (2022). Analisis Wilayah dan Kontribusi Kakao Terhadap Pembangunan Daerah di Kabupaten Parigi Moutong. Jurnal Agriuma, 4(1), 22–30.