

PEMODELAN DAN PERAMALAN KOMODITAS TEH DI JAWA BARAT MENGUNAKAN VECTOR AUTOREGRESSIVE

Tri Wahyuni

Program Studi Statistika, Universitas Terbuka, Bandung, Indonesia

Penulis korespondensi: twahyuni330@gmail.com

ABSTRAK

Teh merupakan salah satu komoditas unggulan di Jawa Barat. Pada tahun 2025, luas areal tanaman teh mencapai 74.077 hektare dan produksi 90.514 ton. Kontribusi Jawa Barat terhadap sektor teh nasional sangat dominan, di mana sekitar 70,4% dari luas areal teh nasional berasal dari Jawa Barat dan produksi teh nasional juga sebagian besar disumbangkan oleh Jawa Barat, dengan rata-rata kontribusi sebesar 67%. Namun, dalam lima tahun terakhir terjadi penurunan luas dengan rata-rata 4,09% dan rata-rata penurunan produksi sebesar 2,37%. Untuk mengetahui sejauh mana prospek komoditas teh di Jawa Barat ke depan, penelitian ini dilakukan untuk memperoleh model *Vector Autoregressive* (VAR) terbaik dalam meramalkan kondisi komoditas teh di Jawa Barat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik adalah VAR (1) dengan dua estimasi model untuk variabel produksi dan ekspor. Hasil peramalan menunjukkan bahwa produksi dan ekspor akan mengalami penurunan pada tahun 2026, kemudian akan meningkat pada tahun 2027 dan kembali menurun pada tahun 2028. Sementara pada tahun 2029, produksi akan meningkat sedangkan ekspor akan kembali menurun. Selanjutnya pada tahun 2030 produksi dan ekspor akan meningkat. Tingkat akurasi peramalan berdasarkan nilai MAPE menunjukkan bahwa model VAR (1) memiliki kemampuan prediksi yang sangat baik untuk variabel produksi dengan nilai MAPE 6,11% dan kemampuan prediksi yang baik untuk variabel ekspor dengan nilai MAPE 12,95%.

Kata kunci: *Vector Autoregressive* (VAR), model, peramalan, perkebunan, teh.

1 PENDAHULUAN

Teh merupakan komoditas strategis di Jawa Barat dengan peranan penting dalam aspek sosial, ekonomi, dan lingkungan. Selain sebagai penyumbang pendapatan daerah dan penyedia lapangan kerja di wilayah perdesaan, kebun teh juga berperan dalam menjaga keseimbangan ekosistem, terutama di Kawasan perbukitan dan wilayah resapan air (Labida *et al*, 2025). Berdasarkan Keputusan Gubernur Jawa Barat Nomor 525/Kep.203-Disbun/2024 tentang Klasifikasi Komoditas Tanaman Perkebunan di Daerah Provinsi Jawa Barat, teh ditetapkan sebagai salah satu komoditas unggulan di Jawa Barat. Hal ini didukung oleh data statistik yang menunjukkan bahwa pada tahun 2025, luas areal tanaman teh di Jawa Barat mencapai 74.077 hektare yang terdiri dari jenis usaha perkebunan rakyat, perkebunan besar swasta dan perkebunan besar negara, menjadikan provinsi ini sebagai salah satu sentra perkebunan teh terbesar di Indonesia (Data Statistik Perkebunan Jawa Barat Angka Sementara Tahun 2025).

Kontribusi Jawa Barat terhadap sektor teh nasional pun sangat dominan, di mana sekitar 70,4% dari luas areal teh nasional berasal dari wilayah ini. Selain itu, sebagian besar teh nasional disumbangkan oleh Jawa Barat, yang dalam lima tahun terakhir menyumbang dengan sebesar 67%, sementara provinsi lainnya hanya berkontribusi di bawah dari 12% (Chafid, 2024). Bahkan dalam aspek ekspor, Jawa Barat memainkan peran utama dengan kontribusi sebesar 70,88% terhadap ekspor teh nasional pada tahun 2025, yang mencerminkan posisi strategisnya dalam perdagangan internasional.

Meskipun demikian, kondisi perkebunan teh di Jawa Barat saat ini menghadapi tantangan yang semakin mengkhawatirkan, yang dapat mempengaruhi ketersediaan konsumsi teh di tingkat daerah dan nasional. Perkembangan luas areal tanaman teh di Jawa Barat mengalami penurunan rata-rata sebesar 4,09% dari tahun 2021 hingga 2025, sementara produksi teh turun rata-rata sebesar 2,37% dalam periode yang sama. Fenomena ini tidak hanya mencerminkan degradasi sumber daya perkebunan, tetapi juga ditandai dengan ketergantungan impor teh yang terus meningkat, di mana Jawa Barat mengimpor teh dengan rata-rata 17,56% dari jumlah eksportnya dalam lima tahun terakhir. Kondisi ini menunjukkan bahwa komoditas teh memerlukan perhatian serius untuk mencegah penurunan lebih lanjut pada luas areal dan produksi, sekaligus mengurangi ketergantungan impor guna memenuhi kebutuhan konsumsi domestik. Jika tidak ditangani, masalah ini dapat mengancam keamanan pangan, stabilitas ekonomi, dan daya saing Jawa Barat sebagai pusat produksi teh utama di Indonesia.

Analisis terhadap prospek komoditas teh sangat perlu untuk dilakukan. Melalui Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian (Pusdatin) Kementerian Pertanian telah diterbitkan publikasi Outlook Teh Tahun 2024 yang berisi analisis terkait prospek komoditas teh di Indonesia. Untuk menganalisis prospek komoditas teh di Jawa Barat secara lebih mendalam, penulis tertarik untuk melakukan penelitian dengan menggunakan variabel produksi, ekspor, impor dan ketersediaan konsumsi yang diamati dari waktu ke waktu. Dengan peningkatan jumlah produksi akan memperkuat aktivitas ekspor, serta dengan adanya aktivitas impor berperan dalam memenuhi kebutuhan masyarakat yang belum dapat dipenuhi oleh produksi domestik, sehingga memastikan keseimbangan pasokan di suatu wilayah (Azzahra *et al*, 2022).

Pada penelitian Wahyuli tahun 2007 yang dikutip dari Sinulingga *et al* (2020), disebutkan bahwa terdapat hubungan keterikatan dan pengaruh timbal balik antara produksi, konsumsi, ekspor dan impor, maka analisis terhadap empat variabel tersebut dapat dilakukan dengan analisis *time series* multivariat yaitu model *Vector Autoregressive* (VAR). Metode ini merupakan salah satu pendekatan yang efektif untuk peramalan multivariat yang mampu menangkap interaksi antarvariabel waktu.

Penelitian ini bertujuan untuk memperoleh model VAR terbaik dalam meramalkan kondisi komoditas teh di Jawa Barat. Selain itu, dalam penelitian ini juga dilakukan peramalan dengan menggunakan model terbaik. Peramalan yang akurat dapat membantu memprediksi fluktuasi produksi, ekspor, impor dan ketersediaan konsumsi teh. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan rekomendasi bagi pembuat kebijakan di sektor perkebunan, sehingga mendukung upaya pemulihan dan pengembangan komoditas teh di Jawa Barat secara berkelanjutan.

2 METODE

2.1 Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data produksi, ekspor, impor dan ketersediaan konsumsi teh di Jawa Barat. Data tersebut adalah data sekunder yang diperoleh dari Dinas Perkebunan Provinsi Jawa Barat dan Pusat Data dan Informasi Pertanian Kementerian Pertanian. Data dikoleksi dalam rentang waktu tahun 2013 hingga 2025.

2.2 Definisi Operasional Variabel

Definisi dari variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah

Tabel 1. Definisi Operasional Variabel

Nama Variabel	Definisi	Sumber	Satuan
Produksi	Banyaknya hasil yang diperoleh dari setiap jenis tanaman perkebunan yang diusahakan selama periode	(Magdalena, E., <i>et al.</i> , 2024).	Ton

Nama Variabel	Definisi	Sumber	Satuan
Ekspor	laporan sesuai dengan wujud produksi masing-masing tanaman Satu di antara beberapa kegiatan dalam perdagangan internasional, suatu negara saling ketergantungan untuk memenuhi kebutuhannya dan memasarkan produk unggulannya	(Emayanti, & Rivai, A., 2024)	Ton
Impor	Pembelian atau pemasukan barang dari luar negeri ke dalam suatu perekonomian dalam negeri	(Febrianti <i>et al.</i> , 2021).	Ton
Ketersediaan Konsumsi	permintaan langsung baik rumah tangga, industri maupun horeka. Karena keterbatasan ketersediaan data, ketersediaan konsumsi teh dilakukan dengan cara pendekatan model matematis yaitu $\text{Konsumsi} = \text{produksi} - \text{volume ekspor} + \text{volume impor}$.	(Chafid, 2024)	Ton

2.3 Metode Analisis

2.3.1 Uji Stasioneritas Data

Stasioneritas diperlukan untuk memperoleh estimasi parameter yang dapat diinterpretasikan dengan baik dari suatu proses (Soelaeman, 2023). Jika data tidak stasioner (mean atau variance berubah terhadap waktu) maka model yang dibangun akan menghasilkan ramalan yang menyesatkan atau tidak dapat dipercaya. Uji stasioneritas secara formal dapat dilakukan menggunakan metode Augmented Dickey-Fuller (ADF), yang bertujuan untuk mengidentifikasi keberadaan *unit root* dalam model. Pengujian ADF dilaksanakan melalui tahapan pengujian hipotesis sebagai berikut:

$H_0: \rho = 1$ (terdapat *unit root* atau data tidak stasioner)

$H_1: |\rho| < 1$ (tidak terdapat *unit root* atau data stasioner)

H_0 ditolak jika nilai $p\text{-value} < \alpha = 5\%$ yang menunjukkan bahwa tidak terdapat *unit root* atau data stasioner (Febrianti, D. R., Tiro, M. A., & Sudarmin., 2021).

2.3.2 Penentuan Panjang Lag Optimal

Pemilihan panjang *lag* yang tepat diperlukan untuk membatasi jumlah parameter yang diestimasi, sehingga tidak menimbulkan masalah terkait derajat kebebasan (Chafid, 2021). Pemilihan *lag* dilakukan untuk menentukan panjang *lag optimal* yang akan digunakan pada tahap analisis berikutnya serta memperoleh estimasi parameter dalam model VAR (Febrianti, D. R., Tiro, M. A., & Sudarmin, 2021). Model yang dianggap paling baik adalah model dengan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) paling rendah (Usman, H. H., Djakaria, I., & Payu, M. R. F., 2020).

2.3.3 Uji Kausalitas Granger

Pengujian kausalitas digunakan untuk mengidentifikasi arah hubungan kausal antar variabel dalam sistem VAR, sehingga dapat diketahui variabel mana yang mempengaruhi variabel lainnya (Sinulingga, M. A., Maruddani, D. A. I., & Hoyyi, A., 2020). Hasil pengujian ini dapat menunjukkan apakah hubungan antar variabel bersifat dua arah atau hanya satu arah. Dalam kerangka *Granger Causality*, variabel X dikatakan menyebabkan Y apabila informasi nilai masa lalu dari X mampu meningkatkan kemampuan penjelasan terhadap variabel Y (Miasary, S. D., 2022).

Hipotesis:

$H_0: Y = 0$ (variabel x tidak mempengaruhi variabel y)

$H_1: Y \neq 0$ (variabel x mempengaruhi variabel y)

H_0 ditolak apabila nilai $p\text{-value} < \alpha = 5\%$ yang menunjukkan bahwa variabel x mempengaruhi variabel y.

2.3.4 Estimasi Parameter

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengestimasi parameter model adalah metode kuadrat terkecil (*ordinary least square*). Pada model VAR, metode ini juga diterapkan dengan melakukan penurunan fungsi terhadap parameter-parameter model untuk meminimalkan total kuadrat residual, sehingga menghasilkan estimasi parameter yang paling sesuai (Desvina, A. P., Melinda, N., & Andiraja, N., 2021). Secara umum, model *Vector Autoregressive* (VAR) dapat diformulasikan sebagai berikut (Febrianti, D. R., Tiro, M. A., & Sudarmin., 2021):

$$x_t = A_0 + A_1X_{t-1} + A_2X_{t-2} + \dots + A_pX_{t-p} + e_t \quad (1)$$

dimana:

x_t = vektor berukuran nx1 yang berisi n peubah dalam model VAR

A_0 = vektor intersep berukuran nx1

A_1 = matriks koefisien berukuran nxn

e_t = vektor sisaan berukuran nx1

2.3.5 Uji Kelayakan Model

Setelah model terbentuk, perlu dilakukan evaluasi untuk memastikan bahwa model layak digunakan dalam melakukan peramalan di periode mendatang. Pada model VAR ini, proses evaluasi dilakukan menggunakan uji Portmanteau sebagai metode pengujian kelayakan model (Desvina, A. P., Melinda, N., & Andiraja, N., 2021). Dalam pengujian ini, hipotesis nol menyatakan bahwa tidak terdapat korelasi pada residual dalam model yang dapat diterima apabila nilai $p\text{-value}$ lebih kecil daripada tingkat signifikansi (α) yang ditetapkan (Miasary, S. D., 2022).

2.3.6 Peramalan

Peramalan merupakan proses untuk memperkirakan kondisi yang akan terjadi pada masa mendatang. Untuk melihat akurasi hasil peramalan dapat menggunakan angka *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) (Desvina, A. P., Melinda, N., & Andiraja, N., 2021). MAPE digunakan untuk menghitung error dengan rumus:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|A_i - F_i|}{A_i} \times 100\% \quad (2)$$

dengan:

n: jumlah data

A_i : data aktual pada periode i

F_i : data hasil peramalan pada periode i

Semakin kecil nilai persentase kesalahan (*percentage error*) pada MAPE, maka semakin akurat hasil peramalan tersebut. Nilai MAPE kurang dari 10% memiliki tingkat akurasi prediksi yang sangat baik. Nilai MAPE antara 10% sampai 20% menunjukkan tingkat akurasi prediksi baik. Nilai MAPE dengan rentang 20% sampai 50% menggambarkan akurasi yang masih dapat diterima, sedangkan nilai MAPE lebih dari 50% menunjukkan tingkat akurasi prediksi buruk (Nurfadilah *et al.*, 2022).

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

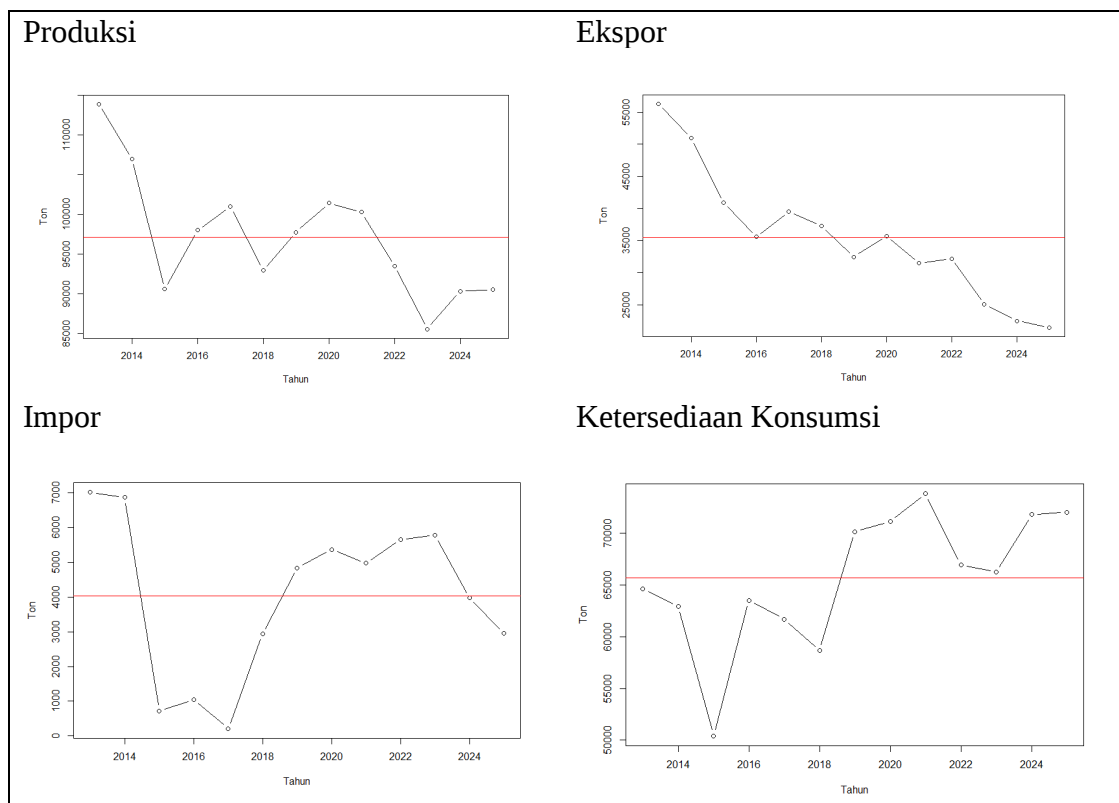
3.1 Deskripsi Data

Deskripsi data bertujuan untuk menggambarkan karakteristik data produksi, ekspor, impor, dan ketersediaan konsumsi selama periode pengamatan tahun 2013 hingga 2025, dengan menggunakan bantuan Microsoft Excel hasilnya sebagai berikut:

Tabel 2. Output Statistik Deskriptif

Ukuran Statistik Deskriptif	Produksi	Ekspor	Impor	Ketersediaan Konsumsi
Mean	97.139,32	35.478,71	4.023,55	65.684,16
Median	97.756,24	35.543,00	4.833,00	66.226,30
Standard Deviation	7.749,19	10.118,29	2.284,93	6.497,04
Minimum	85.548,30	21.457,22	215,00	50.425,90
Maximum	113.885,15	56.254,00	7.010,00	73.811,72
Range	28.336,84	34.796,78	6.795,00	23.385,82
Kurtosis	0,40	0,33	-1,01	1,15
Skewness	0,69	0,64	-0,47	-0,98

Sumber: (Data diolah, 2026)



Gambar 1. Plot data deret waktu Jumlah Produksi, Ekspor, Impor dan Ketersediaan Konsumsi Teh di Jawa Barat Tahun 2013-2025

Berdasarkan hasil statistik deskriptif pada Tabel 2, dapat diketahui bahwa variabel produksi memiliki rata-rata tertinggi kemudian diikuti oleh ketersediaan konsumsi, ekspor dan impor. Keempat variabel menunjukkan data yang relatif stabil karena nilai median yang mendekati nilai mean. Standar deviasi terbesar terdapat pada variabel ekspor yang menandakan data ekspor memiliki variasi data paling tinggi dibandingkan variabel lainnya. Sementara itu, impor memiliki standar deviasi paling kecil sehingga datanya lebih homogen. Ditinjau dari bentuk distribusi, produksi dan ekspor memiliki skewness positif yang menunjukkan distribusi menceng ke kanan, sementara impor dan ketersediaan konsumsi memiliki skewness negatif yang menunjukkan distribusi menceng ke kiri. Nilai kurtosis seluruh variabel masih berada dalam batas wajar diantara nilai -2 hingga 2, sehingga data tidak menunjukkan penyimpangan ekstrem dan layak digunakan untuk analisis lanjutan.

Selanjutnya untuk mengamati pola data setiap variabel, dilakukan visualisasi grafik dengan menggunakan *software* R 4.4.3 yang hasilnya dapat dilihat pada Gambar 1.

3.2 Pemodelan VAR

3.2.1 Uji Stasioneritas Data

Uji stasioneritas dilakukan menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) dengan bantuan *package* *tseries* pada *Software* R 4.4.3 diperoleh *output* sebagai berikut:

Tabel 3. Output Uji ADF

Komponen	Produksi	Ekspor	Impor	Konsumsi
Dicke-Fuller	-3.0111	-2.8665	-2.1006	-3.3141
<i>p-value</i>	0.1872	0.2423	0.5341	0.08971

Sumber: (Data diolah, 2026)

Berdasarkan *output* di atas, uji ADF menghasilkan *p-value* pada semua variabel $> \alpha=5\%$ yang mengakibatkan H_0 diterima. Artinya dengan tingkat keyakinan 95%, keempat variabel menunjukan kondisi adanya nilai *unit root*, dengan kata lain data berpola tidak stasioner.

Suatu deret waktu yang tidak stasioner harus diubah menjadi data stasioner dengan melakukan *differencing*. *Differencing* adalah menghitung perubahan atau selisih nilai observasi. Hasil dari *differencing* pertama diperoleh *output* sebagai berikut:

Tabel 4. Output Uji ADF Proses Differencing 1

Komponen	Produksi	Ekspor	Impor	Konsumsi
Dickey-Fuller	-3.2086	-3.3282	-2.7583	-4.2389
<i>p-value</i>	0.112	0.08775	0.2835	0.01492

Sumber: (Data diolah, 2026)

Berdasarkan *output* di atas, terdapat satu variabel yang memiliki *p-value* $< \alpha=5\%$ yang menunjukkan bahwa dengan tingkat keyakinan 95%, variabel konsumsi menunjukan kondisi tidak adanya nilai *unit root* dengan kata lain data berpola stasioner. Namun, pada ketiga variabel lainnya uji ADF menghasilkan *p-value* $> \alpha=5\%$ yang mengakibatkan H_0 diterima. Artinya dengan tingkat keyakinan 95%, ketiga variabel menunjukkan kondisi adanya nilai *unit root* dengan kata lain data berpola tidak stasioner. Karena sebagian besar variabel belum stasioner maka perlu dilakukan *differencing* kedua, dengan hasil sebagai berikut:

Tabel 5. Output Uji ADF Proses Differencing 2

Komponen	Produksi	Ekspor	Impor	Konsumsi
Dickey-Fuller	-4.4514	-5.094	-10.214	-5.8746
<i>p-value</i>	0.01	0.01	0.01	0.01

Sumber: (Data diolah, 2026)

Berdasarkan *output* di atas, uji ADF menghasilkan *p-value* pada semua variabel $< \alpha=5\%$ yang mengakibatkan H_0 ditolak. Artinya dengan tingkat keyakinan 95%, keempat variabel menunjukkan kondisi tidak adanya nilai *unit root* atau dengan kata lain data berpola stasioner.

3.2.2 Penentuan Panjang Lag Optimal

Setelah data stasioner, maka langkah selanjutnya adalah menentukan panjang *lag optimal* yang akan digunakan dalam model VAR. Penentuan *lag* VAR optimal menggunakan *software* R dengan *package* MTS menghasilkan *output* sebagai berikut:

Tabel 6. Output Penentuan Panjang Lag Optimal berdasarkan Nilai AIC

Lag	AIC	<i>p-value</i>
0	35.2726	0.0000
1	31.6184	0.0006
2	31.3221	0.6341

Sumber: (Data diolah, 2026)

Berdasarkan hasil tersebut, terlihat bahwa nilai AIC yang signifikan ($p\text{-value} < \alpha=5\%$) dan bernilai paling kecil terdapat pada *lag* 1, sehingga diketahui bahwa *lag optimal* yang digunakan untuk model VAR adalah lag 1 atau model VAR (1). Sehingga model VAR (1) cocok digunakan untuk data pada penelitian ini.

3.2.3 Uji Kausalitas Granger

Setelah diperoleh panjang *lag optimal*, langkah selanjutnya adalah menguji kausalitas Granger menggunakan *software* R dengan *package* *lmtest* dan hasil pengujian disajikan pada bagian berikut:

Tabel 7. Output Uji Kausalitas Granger

Hipotesis	F-hitung	<i>P-value</i>	Keterangan
Produksi tidak mempengaruhi Ekspor	4.394	0.07429	H_0 diterima
Produksi tidak mempengaruhi Impor	0.1306	0.7285	H_0 diterima
Produksi tidak mempengaruhi Konsumsi	2.3436	0.1697	H_0 diterima
Ekspor tidak mempengaruhi Produksi	30.127	0.0009174	H_0 ditolak
Ekspor tidak mempengaruhi Impor	0.2523	0.6309	H_0 diterima
Ekspor tidak mempengaruhi Konsumsi	15.093	0.006014	H_0 ditolak
Impor tidak mempengaruhi Produksi	0.232	0.6447	H_0 diterima
Impor tidak mempengaruhi Ekspor	0.1633	0.6982	H_0 diterima
Impor tidak mempengaruhi Konsumsi	0.5533	0.4812	H_0 diterima
Konsumsi tidak mempengaruhi Produksi	2.9883	0.1275	H_0 diterima
Konsumsi tidak mempengaruhi Ekspor	3.5805	0.1003	H_0 diterima
Konsumsi tidak mempengaruhi Impor	0.1327	0.7264	H_0 diterima

Sumber: (Data diolah, 2026)

Berdasarkan hasil uji Kausalitas Granger di atas, pada taraf signifikansi 5% dengan nilai $p\text{-value} < 0,05$ berarti tolak H_0 yang dapat disimpulkan bahwa terdapat hubungan satu arah antar variabel yaitu ekspor mempengaruhi produksi dan konsumsi mempengaruhi ekspor.

3.2.4 Estimasi Parameter

Pada saat melakukan proses estimasi model VAR menggunakan *package* *vars* pada *software* R, menghasilkan *error* yang menunjukkan adanya masalah matematis (*singularitas*). Untuk mengatasi permasalahan tersebut, maka perlu dilakukan pemilihan variabel yang akan dimasukkan pada model, dengan cara sebagai berikut:

1. Berdasarkan hasil uji Kausalitas Granger, dipilih variabel yang signifikan, yaitu Produksi, Ekspor, dan Konsumsi, sedangkan variabel Impor bisa dikeluarkan dari model karena tidak signifikan.
2. Berdasarkan hasil uji korelasi, yang dilakukan menggunakan *software* R sebagai berikut:

Tabel 8. Output Uji Korelasi

Variabel	Produksi	Ekspor	Impor	Konsumsi
Produksi	1.0000000	0.2989465	0.4027782	0.8392524
Ekspor	0.2989465	1.0000000	0.1292455	-0.2165782
Impor	0.4027782	0.1292455	1.0000000	0.5494669
Konsumsi	0.8392524	-0.2165782	0.5494669	1.0000000

Sumber: (Data diolah, 2026)

Berdasarkan hasil uji korelasi, diperoleh hasil bahwa variabel produksi dan konsumsi memiliki nilai korelasi sebesar 0.8392524 yang menunjukkan bahwa terdapat hubungan yang kuat dan positif. Keadaan ini akan berimplikasi pada terjadinya *multikolinearitas*, maka perlu dikeluarkan salah satu dari variabel tersebut, yaitu variabel konsumsi, karena ketersediaan konsumsi dapat dihitung apabila tersedia data produksi, ekspor dan impor. Sehingga penyusunan model VAR akan dilakukan dengan dua variabel yaitu Produksi dan Ekspor dengan bantuan *package vars* pada *software* R menghasilkan *output* sebagai berikut:

Tabel 9. Output Penaksiran Parameter Model VAR (1)

Parameter	Taksiran
$\hat{\theta}_{11}$	-0.2223
$\hat{\theta}_{12}$	-0.9634
$\hat{\theta}_{21}$	0.45948
$\hat{\theta}_{22}$	-0.75693

Sumber: (Data diolah, 2026)

Hasil *output* tersebut dapat dinyatakan dalam matriks sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \hat{Y}_{1,t} \\ \hat{Y}_{2,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.2223 & -0.9634 \\ 0.45948 & -0.75693 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_{1,t-1} \\ Y_{2,t-1} \end{bmatrix}$$

Sehingga dapat dibentuk model VAR (1) untuk dua variabel tersebut yaitu:

$$\hat{Y}_{1,t} = -0.2223 Y_{1,t-1} - 0.9634 Y_{2,t-1} \quad (3)$$

$$\hat{Y}_{2,t} = 0.45948 Y_{1,t-1} - 0.75693 Y_{2,t-1} \quad (4)$$

dengan $\hat{Y}_t = \hat{Z}_t - \hat{Z}_{t-1}$, maka persamaan untuk jumlah produksi adalah

$$\begin{aligned} \hat{Z}_{1,t} - \hat{Z}_{1,t-1} &= -0.2223(\hat{Z}_{1,t-1} - \hat{Z}_{1,t-2}) - 0.9634(\hat{Z}_{2,t-1} - \hat{Z}_{2,t-2}) \\ \hat{Z}_{1,t} - \hat{Z}_{1,t-1} &= -0.2223 \hat{Z}_{1,t-1} + 0.2223 \hat{Z}_{1,t-2} - 0.9634 \hat{Z}_{2,t-1} + 0.9634 \hat{Z}_{2,t-2} \\ \hat{Z}_{1,t} &= 0.7777 \hat{Z}_{1,t-1} + 0.2223 \hat{Z}_{1,t-2} - 0.9634 \hat{Z}_{2,t-1} + 0.9634 \hat{Z}_{2,t-2} \end{aligned} \quad (5)$$

sementara persamaan untuk jumlah ekspor adalah

$$\begin{aligned} \hat{Z}_{2,t} - \hat{Z}_{2,t-1} &= 0.45948(\hat{Z}_{1,t-1} - \hat{Z}_{1,t-2}) - 0.75693(\hat{Z}_{2,t-1} - \hat{Z}_{2,t-2}) \\ \hat{Z}_{2,t} - \hat{Z}_{2,t-1} &= 0.45948 \hat{Z}_{1,t-1} - 0.45948 \hat{Z}_{1,t-2} - 0.75693 \hat{Z}_{2,t-1} + 0.75693 \hat{Z}_{2,t-2} \\ \hat{Z}_{2,t} &= 0.45948 \hat{Z}_{1,t-1} - 0.45948 \hat{Z}_{1,t-2} + 0.24307 \hat{Z}_{2,t-1} + 0.75693 \hat{Z}_{2,t-2} \end{aligned} \quad (6)$$

3.2.5 Uji Kelayakan dan Ketepatan Model

Untuk menguji kelayakan model dengan cara memeriksa apakah residual dari model VAR yang telah terbentuk independen dan acak digunakan Uji Portmanteau, dengan hasil menggunakan *software* R sebagai berikut:

Tabel 10. Output Uji Portmanteau Model VAR (1)

Lag	P-value	Keputusan
2	0.3982	Gagal Tolak Ho
3	0.4728	Gagal Tolak Ho
4	0.6674	Gagal Tolak Ho
5	0.8903	Gagal Tolak Ho

Sumber: (Data diolah, 2026)

Berdasarkan *output* di atas, menunjukkan bahwa pada taraf signifikansi 5% untuk *lag* 2 sampai *lag* 5 mempunyai *p-value* $> \alpha=5\%$ menghasilkan H_0 diterima yang memberikan gambaran bahwa model VAR tidak ada komponen autokorelasi yang signifikan, maka model VAR (1) memadai digunakan untuk prediksi/peramalan.

3.3 Peramalan

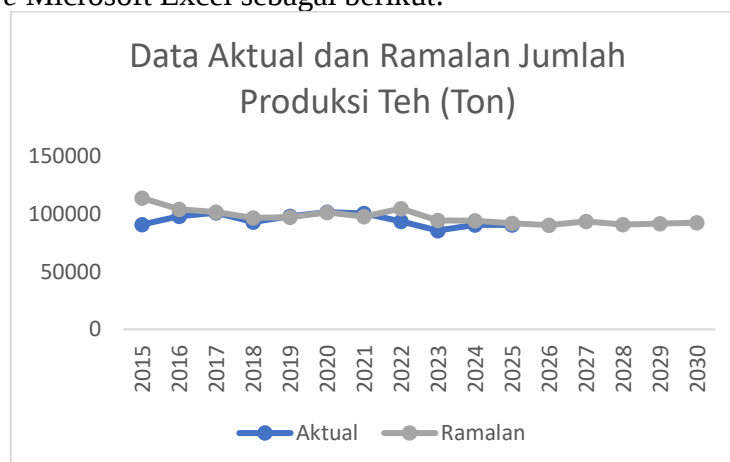
Berdasarkan hasil pembahasan pada Subbab 3.2, diperoleh bahwa model terbaik yang digunakan adalah model VAR (1) dengan kombinasi parameter dari variabel produksi dan ekspor. Selanjutnya, model tersebut digunakan untuk melakukan peramalan/prediksi. Dengan bantuan *software* R, hasil peramalan jumlah produksi dan jumlah ekspor teh untuk lima tahun ke depan, yaitu periode 2026 hingga 2030 disajikan dalam tabel berikut.

Tabel 11. Hasil Peramalan Model VAR (1)

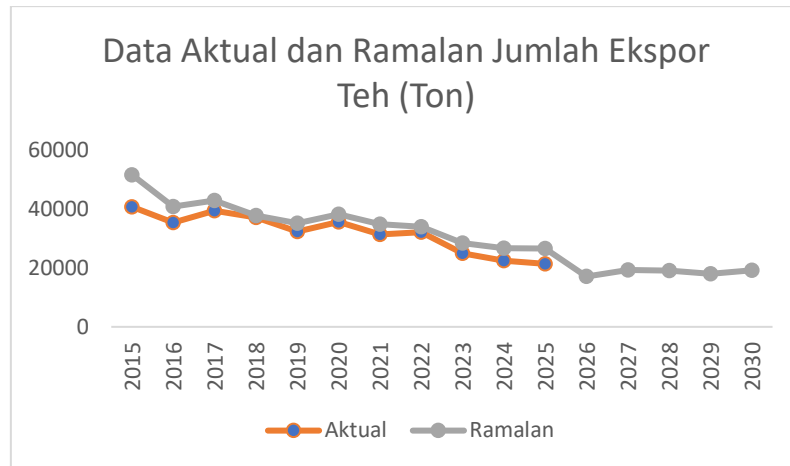
Tahun	Produksi (Ton)	Ekspor (Ton)
2026	90.221,54	17.138,25
2027	93.493,34	19.397,23
2028	90.589,87	19.190,69
2029	91.434,17	18.012,93
2030	92.381,16	19.292,35

Sumber: (Data diolah, 2026)

Selanjutnya data aktual dan data hasil peramalan disajikan dalam bentuk grafik menggunakan alat bantu *software* Microsoft Excel sebagai berikut:



Gambar 2. Grafik Data Aktual dan Ramalan Jumlah Produksi Teh Tahun 2026-2030



Gambar 3. Grafik Data Aktual dan Prediksi Jumlah Ekspor Teh Tahun 2026-2030

Berdasarkan *output* di atas, dapat diketahui bahwa produksi teh akan mengalami penurunan pada tahun 2026, kemudian akan meningkat pada tahun 2027, selanjutnya kembali menurun pada tahun 2028, dan meningkat kembali pada tahun 2029 hingga 2030. Pola yang sejalan juga ditunjukkan oleh ekspor teh, yang diperkirakan mengalami penurunan pada tahun 2026 dan meningkat pada tahun 2027 serta kembali menurun pada tahun 2028. Namun, pada tahun 2029 tetap mengalami penurunan, kemudian meningkat pada tahun 2030.

Selanjutnya untuk mengetahui kinerja model yang digunakan dalam peramalan dapat dilihat pada nilai MAPE. Nilai MAPE dihitung menggunakan *software* Microsoft Excel sebagai alat bantu, dengan hasil sebagai berikut:

Tabel 11. Hasil Nilai MAPE Model VAR (1) dengan Parameter Variabel Produksi dan Ekspor

Variabel	Nilai MAPE
Produksi	6,11%
Ekspor	12,95%

Sumber: (Data diolah, 2026)

Nilai MAPE pada variabel produksi sebesar 6,11% yaitu kurang dari 10% sehingga menandakan bahwa model memiliki tingkat akurasi prediksi yang sangat baik. Sementara untuk peramalan pada variabel ekspor menghasilkan nilai MAPE sebesar 12,95%, berada dalam rentang 10% hingga 20% yang menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi prediksi yang baik.

4 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pembahasan di atas dapat disimpulkan bahwa Model VAR terbaik adalah VAR (1) dengan dua parameter estimasi model untuk variabel produksi (P) dan ekspor (E) yaitu $Produksi = 0.7777 P_{t-1} + 0.2223 P_{t-2} - 0.9634 E_{t-1} + 0.9634 E_{t-2}$, $Ekspor = 0.45948 P_{t-1} - 0.45948 P_{t-2} + 0.24307 E_{t-1} + 0.7693 E_{t-2}$. Hasil peramalan komoditas teh di Jawa Barat menunjukkan bahwa produksi teh akan mengalami penurunan pada tahun 2026, kemudian akan meningkat pada tahun 2027, selanjutnya kembali menurun pada tahun 2028, dan meningkat kembali pada tahun 2029 hingga 2030. Sejalan dengan produksi, ekspor teh juga diperkirakan mengalami penurunan pada tahun 2026 dan meningkat pada tahun 2027. Namun, pada tahun 2028 hingga 2029 ekspor teh kembali mengalami penurunan dan meningkat kembali pada tahun 2030. Keakuratan hasil prediksi berdasarkan nilai MAPE menunjukkan bahwa hasil estimasi model VAR (1) mempunyai kemampuan peramalan yang sangat baik

untuk variabel produksi dengan nilai MAPE sebesar 6,11% dan memiliki kemampuan peramalan yang baik untuk variabel ekspor dengan nilai MAPE sebesar 12,95%.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan apresiasi kepada seluruh pihak yang telah memberikan dukungan dan kontribusi dalam pelaksanaan penelitian ini, khususnya dalam penyediaan data oleh Dinas Perkebunan Provinsi Jawa Barat dan Pusat Data dan Informasi Pertanian Kementerian Pertanian, dalam konsultasi pengolahan data, serta dukungan moril dari keluarga. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada Universitas Terbuka yang telah memfasilitasi penelitian ini sehingga penelitian dapat diselesaikan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Azzahra, F.R., Rijal, N.K., & Prinanda, D. (2022). Dampak Ekspor-Impor terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Kawasan Perdagangan Bebas dan Pelabuhan Bebas (KPBPB) Batam. *Jurnal Ilmu Pemerintahan*, 4(1): 71.
- Chafid, M. (2024). Outlook Komoditas Perkebunan Teh. Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, Sekretariat Jenderal Kementerian Pertanian.
- Chafid, M., et al. (2021). Kumpulan Analisis Model Estimasi Data Komoditas Perkebunan. Kementerian Pertanian, Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian.
- Desvina, A. P., Melinda, N., & Andiraja, N. (2021). Pemodelan *Vector Autoregressive* (VAR) untuk Data Jumlah Perceraian di Kota Pekanbaru. *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, 7(2): 100.
- Emayanti, & Rivai, A. (2024). Analisis Determinan Volume Ekspor Teh Indonesia pada Tahun 1991–2021. *Journal of Development Economic and Digitalization*, 3(2): 21.
- Febrianti, D. R., Tiro, M. A., & Sudarmin. (2021). Metode *Vector Autoregressive* (VAR) dalam Menganalisis Pengaruh Kurs Mata Uang terhadap Ekspor dan Impor di Indonesia. *Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, 3(1): 23-26.
- Keputusan Gubernur Jawa Barat Nomor 525/Kep.203-Disbun/2024 tentang Klasifikasi Komoditas Tanaman Perkebunan di Daerah Provinsi Jawa Barat. (2024).
- Khoiri, H. A. (2023). *Analisis Deret Waktu Univariat*. Madiun: UNIPMA Press.
- Labida, Lulu., et al. (2025). Dinamika Alih Fungsi Lahan Perkebunan Teh di Jawa Barat: Perspektif Sosial, Ekonomi, dan Lingkungan. *Jurnal Pemikiran Masyarakat Ilmiah Berwawasan Agribisnis*, 11(2): 4090.
- Magdalena, E., et al. (2024). Pedoman Pengelolaan Data Komoditas Perkebunan (PDKP). Kementerian Pertanian Republik Indonesia, Direktorat Jenderal Perkebunan.
- Miasary, S. D. (2022). Penerapan *Vector Autoregressive* (VAR) dalam Memprediksi Return Saham di Indonesia. *Jes-Mat*, 8(2): 174.
- Nurfadilah, A., et al. (2022). Penerapan Metode *Moving Average* untuk Prediksi Indeks Harga Konsumen. *Jurnal Matematika*, 21(1): 21.
- Soelaeman, Irlan. (2023). *Analisis Runtun Waktu*. Tangerang Selatan: Universitas Terbuka.
- Sinulingga, M. A., Maruddani, D. A. I., & Hoyyi, A. (2020). *Vector Autoregressive Stability Condition Check* untuk Pemodelan dan Prediksi Sumber Penerimaan Pabean Belawan. *Jurnal Gaussian*, 9(2): 196.
- Usman, H. H., Djakaria, I., & Payu, M. R. F. (2020). Pendekatan Model *Vector Autoregressive* (VAR) untuk Meramalkan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Inflasi di Provinsi Gorontalo. *Jamburo Journal of Probability and Statistics*, 1(1): 15-16.