
Analisis Peramalan Nilai Tukar Petani Dan Rekomendasi Strategi Kebijakan Pembangunan Ekonomi Sektor Pertanian Di Provinsi Lampung

Galang Samudra¹, Reza Aulia², Resha Moniyana Putri³, Mega Mariska⁴

^{1,2,3,4}Universitas Lampung

Email: galangsamudra135@gmail.com¹, rezaaulia7704@gmail.com²,
resha.moniyana@feb.unila.ac.id³, mega.mariska@feb.unila.ac.id⁴

Abstrak

Studi ini berfokus pada analisis permodelan dan peramalan nilai tukar petani menggunakan pendekatan ARIMA-GARCH yang mampu menangkap karakteristik data deret waktu yang tidak hanya stasioner tetapi juga memiliki volatilitas residual yang tinggi. Hasil analisis menunjukkan bahwa model terbaik adalah ARIMA dengan parameter AR(1), d(1), dan MA(0), serta GARCH(1,1), dengan persentase penyimpangan rata-rata sebesar 0,769% yang mengindikasikan tingkat akurasi estimasi yang cukup akurat. Temuan ini mengungkapkan bahwa model hibrida ini efektif memproyeksikan pergerakan NTP dan dapat dijadikan rujukan dalam perumusan kebijakan sektor pertanian berbasis data. Hasil dari studi ini dapat dipertimbangkan dalam menyusun strategi pembangunan pertanian yang lebih adaptif, perlindungan risiko harga bagi petani, penguatan inovasi melalui bantuan modal, serta pemberdayaan petani melalui pelatihan dan sosialisasi.

Kata Kunci: Nilai Tukar Petani, ARIMA-GARCH, Peramalan, Volatilitas, Kebijakan Pertanian, Provinsi Lampung

Abstract

This study focuses on the analysis of modeling and forecasting of farmer exchange rates using the ARIMA-GARCH approach which is able to capture the characteristics of time series data that are not only stationary but also have high residual volatility. The results of the analysis show that the best model is ARIMA with AR(1), d(1), and MA(0) parameters, as well as GARCH(1,1), with an average percentage deviation of 0.769% which indicates a fairly accurate estimation accuracy. The findings reveal that this hybrid model is effective in projecting the movement of NTP and can be used as a reference in the formulation of data-based agricultural sector policies. The results of this study can be considered in formulating more adaptive agricultural development strategies, price risk protection for farmers, strengthening innovation through capital assistance, and empowering farmers through training and socialization.

Keywords: Farmer Exchange Rates, ARIMA-GARCH, Forecasting, Volatility, Agricultural Policy; Lampung Province

PENDAHULUAN

Sektor pertanian memiliki peran yang strategis dalam pembangunan ekonomi di Indonesia, tidak hanya sebagai penyedia

bahan pangan dan bahan baku industri, tetapi juga sebagai sektor yang mampu menyerap tenaga kerja dalam jumlah besar, terutama di wilayah pedesaan. Di Provinsi Lampung,

sektor ini menjadi penopang utama struktur ekonomi dikarenakan proporsi yang dominan pada penduduk bermata pencaharian sebagai petani. Dengan demikian, keberlanjutan dan kemajuan sektor pertanian sangat berkaitan erat dengan kesejahteraan masyarakat. Dalam hal ini, indikator yang kerap digunakan dalam mengukur kesejahteraan petani ialah Nilai Tukar Petani (NTP), yang mencerminkan rasio tingkat harga yang diterima petani terhadap tingkat harga yang dibayar petani untuk kebutuhan konsumsi maupun produksi. NTP menjadi tolok ukur penting dalam melihat sejauh mana kemampuan petani dalam memenuhi kebutuhan hidupnya dari hasil pertanian.

Menurut Sugiyono (2012), penelitian kuantitatif memberikan pendekatan yang sistematis untuk memahami fenomena sosial ekonomi berdasarkan data yang terukur secara objektif. Oleh karena itu, untuk memperoleh gambaran yang akurat mengenai dinamika kesejahteraan petani, dibutuhkan analisis data historis yang kuat dan metode peramalan yang mampu menangkap pola pergerakan harga yang fluktuatif. NTP merupakan indikator yang sangat sensitif terhadap perubahan ekonomi makro seperti inflasi, harga komoditas pertanian, kebijakan subsidi, hingga kondisi eksternal seperti perubahan iklim dan gangguan rantai pasok. Dengan fluktuasi

yang cukup tinggi, diperlukan model yang tidak hanya dapat menggambarkan tren jangka pendek, tetapi juga memperhitungkan elemen volatilitas data secara komprehensif.

Model ARIMA atau Autoregressive Integrated Moving Average adalah salah satu metode peramalan yang telah terbukti efektif dalam menganalisis data time series dengan tren dan pola musiman. Namun, ketika data yang dianalisis menunjukkan adanya varians yang tidak konstan atau heteroskedastisitas, model ARIMA saja tidak cukup untuk memberikan hasil yang akurat. Dalam konteks ini, penggunaan model GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) menjadi sangat relevan, karena mampu mengakomodasi fluktuasi variabilitas yang tinggi dan memperbaiki prediksi dari model ARIMA. Bollerslev (1986) menjelaskan bahwa GARCH adalah perluasan dari metode ARCH yang diterapkan untuk menganalisis data keuangan dan ekonomi dengan volatilitas yang berubah-ubah.

Sejumlah penelitian sebelumnya, seperti yang dilakukan oleh Pradana et al. (2020), model ARIMA telah berhasil digunakan untuk memprediksi NTP di tingkat kabupaten dan menunjukkan efektivitasnya dalam mengidentifikasi subsektor pertanian yang paling rentan terhadap fluktuasi harga. Namun, penelitian-

penelitian tersebut masih belum banyak menggabungkan aspek fluktuasi melalui model GARCH, sehingga belum memberikan gambaran yang utuh terhadap dinamika nilai tukar petani di masa mendatang. Oleh karena itu, penelitian ini mencoba untuk mengisi celah tersebut dengan mengembangkan model peramalan NTP berbasis ARIMA-GARCH menggunakan data historis bulanan dari tahun 2014 hingga 2025 di Provinsi Lampung.

Selain melakukan peramalan, penelitian ini juga bertujuan untuk menyusun rekomendasi kebijakan pembangunan pertanian yang berbasis pada data prediktif. Dengan adanya proyeksi pergerakan NTP ke depan, diharapkan pengambil kebijakan dapat merancang program yang lebih tepat sasaran, seperti subsidi input pertanian, asuransi risiko harga, serta dukungan inovasi pertanian. Pada akhirnya, hasil penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi dalam membangun sistem ketahanan ekonomi sektor pertanian yang lebih adaptif dan berkelanjutan di Provinsi Lampung.

METODE PENELITIAN

A. Jenis Penelitian

Studi ini memakai metode penelitian berjenis deskriptif kuantitatif. Sugiyono (2022) menyatakan bahwa penelitian dengan metode kuantitatif merupakan penelitian yang berlandaskan pada filsafat positivisme dengan mempergunakan data populasi dan sampel melalui instrumen penelitian yang bersifat numerik atau statistik. Penelitian dengan metode kuantitatif berfokus pada pengujian dugaan sementara (hipotesis) yang telah ditetapkan sesuai dengan teori yang dipergunakan. Sementara itu dalam lingkup deskriptif, penelitian ini berusaha untuk mendeskripsikan hasil peramalan laju inflasi di Kota Metro berdasarkan model *time-series* paling efektif yang terbentuk dari permodelan ARIMA-GARCH.

B. Jenis dan Sumber Data

Studi ini menggunakan data sekunder berjenis *time-series* yang terdiri atas data historis bulanan laju nilai tukar petani pada indeks harga diterima. Data tersebut berjumlah 135 observasi yang tercatat sejak bulan Januari 2014 sampai dengan Februari 2025. Data ini bersumber dari Badan Pusat Statistik Provinsi Lampung (BPS, 2025).

C. Tahapan Analisis Data

Penelitian ini menggunakan model ekonometrika *time-series* dalam penentuan model efektif dan peramalan laju inflasi di

Kota Metro di periode yang akan datang. Tahap analisis data dalam studi ini menggunakan bantuan *software* Stata.

1. Uji Stasioneritas

Uji stasioneritas merupakan pengujian yang dilakukan untuk melihat apakah sebaran data menjauh dari nilai rata-rata.

Pengujian dapat dilakukan dengan dua metode, antara lain:

a) Metode Non-Formal

Metode ini menitikberatkan pada kemampuan inspeksi visual pada pola data atau grafik yang dihasilkan dari pengukuran yang relevan. Dalam penelitian ini, terdapat beberapa komponen inspeksi visual yang digunakan untuk menguji stasioneritas data, yaitu grafik pergerakan data (*ts-line*), grafik korelogram, serta grafik autokorelasi dan autokorelasi parsial terhadap kelambanan.

b) Metode Formal

Metode ini menggunakan alat pengujian statistik yang digunakan untuk sifat stasioneritas data yang diteliti. Dalam penelitian ini, pengujian dilakukan dengan menggunakan *Augmented Dicky-Fuller* atau ADF, yang menguji keberadaan *unit root* dalam data. Berikut merupakan hipotesis yang digunakan:

$H_0 : Z(t) \text{ statistik} \geq Z(t) \text{ kritis, terdapat } unit \text{ root (data tidak stasioner)}$

$H_a : Z(t) \text{ statistik} < Z(t) \text{ kritis, } unit \text{ root tak terdeteksi (data stasioner)}$

2. Transformasi Data

Transformasi data dilakukan apabila data telah teruji non-stasioner berdasarkan pengujian formal dan non-formal. Transformasi data dilakukan dapat dilakukan dengan teknik *differencing* atau transformasi logaritma natural. Adapun dalam penelitian ini data akan ditransformasi ke bentuk *first difference* apabila terdapat indikasi non-stasioner dalam level.

3. Estimasi Parameter ARIMA

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) adalah bentuk umum dari integrasi dua komponen melalui *differencing* data time series pada ARMA (p,q) notasinya berubah menjadi ARIMA (p,d,q) (Gujarati, 2013).

Model ARIMA mencakup komponen AR dan MA yang ditambahkan dengan *difference* variabel dependen pada periode sebelumnya.

$$Y_t = \mu + \phi_1 D.Y_{t-p} - \theta_1 u_{t-p}$$

Di mana μ adalah konstanta, ϕ adalah komponen AR(q), dan θ adalah komponen MA(q).

Pada tahap ini, dilakukan beberapa

estimasi pada sejumlah model ARIMA dengan parameter yang dipilih secara selektif. Penelitian ini akan mencoba melakukan estimasi pada parameter awal yaitu ARIMA(1,1,0); ARIMA(1,1,1); dan ARIMA(0,1,1).

4. Seleksi Model ARIMA dengan Parameter Paling Efektif

Seleksi model paling optimal akan dilakukan dengan menggunakan *Akaike's Information Criteria* (AIC) dan *Bayesian Information Criteria* (BIC). Model paling optimal akan dipilih apabila parameter ARIMA menghasilkan nilai AIC dan BIC terkecil.

5. Uji Heteroskedastisitas

Setelah model ARIMA dengan parameter optimal telah dipilih, langkah selanjutnya adalah melakukan uji varians konstan atau heteroskedastisitas untuk menentukan apakah pembentukan model hanya sampai pada ARIMA saja atau perlu dilanjutkan hingga permodelan ARCH-GARCH. Pengujian ini juga sekaligus digunakan untuk mengukur tingkat volatilitas data historis yang digunakan (Bollerslev, 1986).

Berikut merupakan hipotesis yang digunakan:

H_0 : varians residual konstan (tidak

terdapat heteroskedastisitas)

H_a : varians residual tidak konstan (terdapat heteroskedastisitas)

6. Estimasi Parameter ARCH-GARCH

Model ARCH *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* merupakan model *time series* yang mengamati struktur autoregresif pada data yang terindikasi memiliki masalah heteroskedastisitas atau varians tidak konstan. Masalah tersebut dapat terjadi di beberapa periode waktu yang saling berkorelasi (Gujarati, 2013).

Model GARCH atau *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* memperluas analisis ARCH dengan menambahkan komponen residual periode lampau. Model GARCH dapat memberikan hasil analisis yang lebih efektif untuk data-data dengan volatilitas tinggi seperti data keuangan atau pun harga saham (Bollerslev, 1986).

Berikut merupakan konsep matematis dari GARCH (p,q):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p u_{t-p}^2 + \alpha_q \sigma_{t-q}^2$$

Di mana varians bersyarat dari residual u pada waktu t tidak hanya bergantung atas kesalahan yang dikuadratkan di periode sebelumnya (yaitu ARCH (1)), tetapi juga bergantung pada varian bersyarat periode sebelumnya.

Pada tahap ini dilakukan estimasi pada beberapa model ARCH dan GARCH dengan parameter yang dipilih secara selektif disertai model ARIMA dengan parameter terpilih. Penelitian ini mencoba melakukan estimasi pada beberapa model yaitu GARCH(1,0); GARCH(1,1); dan GARCH(1,2).

7. Seleksi Model ARIMA-GARCH Paling Efektif

Sama halnya dengan seleksi model ARIMA, seleksi model ARIMA-GARCH akan dilakukan dengan menggunakan Kriteria Informasi Akaike (AIC) dan Kriteria Informasi Bayesian (BIC). Kemudian, menentukan parameter optimal berdasarkan nilai AIC dan BIC terkecil pada uji signifikansi model.

8. Forecasting

Setelah mendapatkan model paling efektif, langkah selanjutnya yaitu melakukan prediksi laju inflasi dengan menggunakan model paling efektif yang telah diuji pada tahap sebelumnya.

9. Evaluasi Akurasi Nilai Nyata dengan Nilai Prediksi

Terakhir, nilai hasil prediksi model paling efektif akan dibandingkan dengan nilai aktual data historis dalam pengamatan. Pengujian ini menggunakan dilakukan dengan mengukur nilai penyimpangan rata-

rata absolut (MAPE) untuk mengukur kesalahan nilai prediksi rata-rata terhadap nilai aktual.

Berikut merupakan konsep matematis dari pengukuran ini:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100$$

Di mana n merupakan jumlah observasi, y_i merupakan nilai aktual observasi ke i , dan $\hat{y}_i$ merupakan nilai prediksi dari model terpilih pada observasi ke.

D. Strategi Kebijakan

Forecasting atau peramalan dalam aspek pertanian, seperti produksi dan harga komoditas, berperan penting dalam penyusunan kebijakan yang proaktif dan tepat sasaran. Dalam studi yang dilakukan oleh Cahyadi dan Hidayati (2022), mengungkapkan bahwa hasil *forecasting* produksi hasil pertanian (yaitu kedelai) dapat digunakan sebagai dasar penentuan target ukuran produksi yang akan dicapai di mana hal ini nantinya akan diimplementasikan dalam konsiderasi kebijakan dan program pengembangan produksi komoditas pertanian nasional.

Selain itu, *forecasting* dalam aspek pertanian, terutama dalam hal produksi dan distribusi hasil panen, juga dapat digunakan

dalam membantu perencanaan *buffer stock* dan pengadaan asuransi pertanian (Mukhlis *et al.*, 2021). Dengan melakukan peramalan distribusi hasil panen, pemerintah dapat menetapkan volume cadangan pangan dan premi asuransi berdasarkan probabilitas risiko yang diproyeksikan oleh hasil peramalan.

Sejumlah penelitian yang telah berhasil memproyeksikan hasil ramalan kemudian merekomendasikan sejumlah kebijakan yang selaras dengan pola hasil ramalan yang dihasilkan. Dalam penelitian yang dilakukan oleh Mulyawati & Kartikasari (2024), mengungkapkan bahwa terdapat pola fluktuatif yang cenderung meningkat pada hasil ramalan, sehingga terdapat sejumlah kebijakan responsif yang direkomendasikan.

Kebijakan-kebijakan tersebut di antaranya (1) Peningkatan Program Sosialisasi dalam rangka mengembangkan kapasitas petani, (2) Peningkatan alokasi bantuan finansial yang disesuaikan dengan perilaku volatil ramalan yang dihasilkan, (3) Peningkatan dukungan dalam pemasaran produk-produk pertanian untuk mendukung proyeksi nilai tukar petani yang meningkat, dan (4) Perencanaan periode tanam dan panen berdasarkan proyeksi nilai tukar petani untuk mengurangi risiko potensi kerugian.

Maka dari itu, hasil peramalan nilai tukar petani akan menjadi tolak ukur dalam perencanaan kebijakan pertanian di Provinsi

Lampung. Paket-paket kebijakan solutif akan direkomendasikan sebagai bentuk pengembangan pertanian di Provinsi Lampung yang menjadi salah satu sektor penyumbang pertumbuhan ekonomi daerah terbesar.

E. Tinjauan Empiris

Terdapat sejumlah penelitian yang telah mengimplementasikan metode statistik *time-series* dalam memproyeksikan berbagai aspek pembangunan, termasuk nilai tukar petani. Dalam studi yang dilakukan oleh Pradana *et al.* (2020), nilai tukar petani di Kabupaten Lamongan berhasil diproyeksikan dengan menggunakan ARIMA dengan hasil rata-rata NTP lebih dari sama dengan 100 dalam tiga tahun berturut-turut. Parameter yang didapat adalah ARIMA(1,1,0) dengan nilai AIC paling rendah dibanding parameter uji coba lainnya.

Pada metode lainnya, Desvina & Meijer (2018) menguji penggunaan metode ARCH/GARCH dalam meramal NTP lima bulan proyeksi. Hasilnya, parameter ARCH(1) berhasil dipilih dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* sebesar 3,6476% atau dengan kata lain memiliki akurasi sebesar 96,35%. Hal ini mengindikasikan keakuratan model dalam menangkap efek heteroskedastisitas.

Selain dari metode konvensional

ARIMA dan GARCH, terdapat pula metode hibrida yang menggabungkan ARIMA dengan *Multilayer Perseptron* (ARIMA-MLP). Penelitian oleh Mulyawati & Kartikasari (2024) dengan metode tersebut berhasil memproyeksikan pola linier dan non linier pada data NTP di Provinsi D.I. Yogyakarta dengan akurasi 99,993% dengan nilai MAPE sebesar 0,0072%. Hal tersebut melampaui jauh performa model tunggal yang hanya menggunakan ARIMA atau ARCH/GARCH

HASIL DAN PEMBAHASAN

a) Statistik Deskriptif

Statistik deskriptif bertujuan untuk melihat karakteristik data yang telah dikumpulkan dan diolah sebagai objek analisis yang digunakan dalam penelitian ini. Data yang digunakan adalah data berjenis *time-series* yang berasal dari periode waktu bulan Januari 2014 hingga Maret 2025 dengan jumlah titik observasi sebanyak 135 titik observasi. Data yang dikumpulkan merupakan data historis bulanan nilai tukar petani di Provinsi Lampung.

Berikut merupakan deskripsi statistik yang dihasilkan:

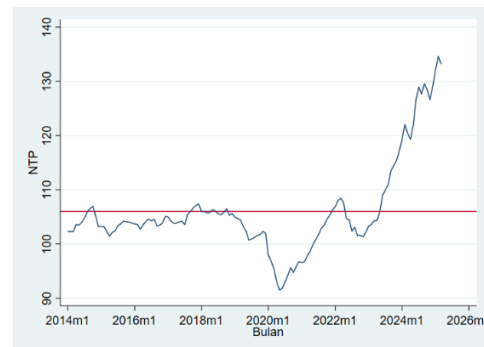
Variabel	Observasi	Mean	Standar Dev	Minimum	Maksimum
NTP	135	106,0108	8,490293	91,51	134,59

Sumber: Output Stata 17

b) Uji Stasioneritas

1. Uji Non-Formal

Pengujian secara non formal dalam hal ini dilakukan dengan mengobservasi grafik perkembangan data dan korelogram.



Gambar 1. Plot Data Bulanan Nilai Tukar

Petani Provinsi Lampung

Sumber: Output Stata 17

Berdasarkan perkembangan data yang disajikan grafik di atas, dapat disimpulkan bahwa terdapat penyimpangan variasi data dalam level rata-rata yang membuat persebaran data menjauh dari nilai rata-rata yang digambarkan dengan garis horizontal berwarna merah.

2. Uji Formal

Pengujian secara formal dilakukan dengan menggunakan uji Augmented Dicky-Fuller (ADF) untuk menguji keberadaan *unit root*.

Berikut hasil pengujian terhadap uji ADF:

Tabel 2. Uji ADF untuk NTP pada Lag 1

Z(t)	NTP Tanpa Konstanta	NTP Dengan Konstanta	NTP Dengan Konstanta dan Trend
Test-Statistic	1,453	0,750	-0,058
alpha 1%	-2,596	-3,499	-4,029
alpha 5%	-1,950	-2,888	-3,446
alpha 10%	-1,612	-2,578	-3,146
McKinnon P-value	-	0,9908	0,9936

Sumber: Output Stata 17

Nilai $Z(t)$ statistik pada ketiga pengujian memberikan angka lebih dari nilai α di seluruh tingkat kepercayaan. Selain itu, P -value $Z(t)$ pada kondisi dengan konstanta dan trend berada pada nilai yang lebih tinggi dari derajat kebebasan 0,05. Hasil ini menunjukkan ada indikasi bahwa data mengalami kondisi non-stasioner sehingga diperlukan transformasi data.

a) Pengujian Transformasi Data

Data NTP yang telah terindikasi non-stasioner akan ditransformasi ke bentuk *first difference*. Berikut merupakan hasil pengujian ADF setelah transformasi data:

Tabel 3. Uji ADF untuk NTP pada Lag 1

Z(t)	NTP Tanpa Konstanta	NTP Dengan Konstanta	NTP Dengan Konstanta dan Tren
Test-Statistic	-6,446	-6,629	-7,008
Nilai Kritis 1%	-2,596	-3,499	-4,029
Nilai Kritis 5%	-1,950	-2,888	-3,446
Nilai Kritis 10%	-1,612	-2,578	-3,146
McKinnon P-value	-	0,0000	0,0000

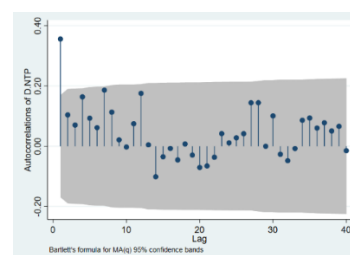
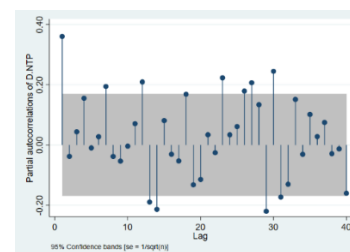
Sumber: Output Stata 17

Setelah dilakukan *first difference*, nilai $Z(t)$ statistik pada ketiga pengujian menghasilkan angka yang lebih kecil dari nilai kritis di seluruh nilai kepercayaan.

Selain itu, P -value $Z(t)$ pada kondisi dengan konstanta dan trend berada pada nilai yang lebih rendah dari derajat kebebasan 0,05. Hasil ini membuktikan bahwa NTP yang telah ditransformasi dalam bentuk *First Difference* berada pada kondisi stasioner sehingga layak untuk dilanjutkan ke proses estimasi parameter.

a) Uji Penentuan Parameter ARIMA

Pengujian ini dilakukan dengan mengukur nilai lag pada saat terjadi *cut-off* pada plot ACF dan PACF. *Cut-off* akan terjadi jika nilai autokorelasi cukup tinggi sehingga akan memunculkan plot yang melebihi area pita kepercayaan atau *confidence band*.



Gambar 2. Grafik PAC dan PACF untuk NTP setelah *First Difference*

Gambar 4. Grafik PAC dan PACF untuk NTP setelah *First Difference*

Sumber: Output Stata 17

Berdasarkan gambar di atas, dapat dilihat bahwa plot ACF mengalami *cut-off* pada lag 1, sehingga terdapat indikasi untuk pembentukan model MA(1). Selain itu, plot PACF juga mengalami *cut-off* pada lag 1, sehingga terdapat indikasi pembentukan model AR(1). Sehingga parameter yang akan diestimasi adalah ARIMA(1,1,0); ARIMA(1,1,1); dan ARIMA(0,1,1).

b) Estimasi Pemilihan Parameter Model ARIMA

Pengujian ini akan dilakukan dengan menganalisis hasil pengukuran AIC dan BIC. Berikut pengujian pada tiga model ARIMA yang digunakan:

Tabel 4. Uji Pemilihan Parameter ARIMA

Model	Parameter	Nilai Koefisien	P > z	AIC	BIC
ARIMA(1,1,0)	μ	0,2226048	0,159	425,0702	433,7637
	ϕ_1	0,357885	0,000		
ARIMA(1,1,1)	μ	0,2225965	0,148	426,8654	438,4567
	ϕ_1	0,2609481	0,162		
	θ_1	0,1123027	0,561		
ARIMA(0,1,1)	μ	0,2247512	0,107	426,1713	434,8648
	θ_1	0,3384372	0,000		

Sumber: Output Stata 17

Dengan hasil pengujian tersebut dapat disimpulkan bahwa model ARIMA(1,1,0) memiliki nilai AIC dan BIC yang lebih rendah dibandingkan model ARIMA(1,1,1) dan ARIMA(0,1,1). Sehingga model yang terpilih adalah ARIMA(1,1,0).

Nilai *p-value* dari konstanta model ARIMA(1,1,0) adalah sebesar 0,159. Dengan menggunakan hipotesis bahwa H_0 :

Konstanta dalam model tidak signifikan dan H_a : Konstanta dalam model bersifat signifikan, maka disimpulkan bahwa nilai konstanta dalam model tersebut tidak signifikan dalam model (*p-value* > α yaitu $0.159 > 0.05$).

Disisi lain, nilai *p-value* dari AR(1) adalah sebesar 0,0000. Dengan menggunakan hipotesis bahwa H_0 : Koefisien parameter dalam model tidak signifikan dan H_a : Koefisien parameter dalam model bersifat signifikan, maka dari itu disimpulkan bahwa nilai koefisien parameter AR(1) signifikan dalam model (*p-value* $\leq \alpha$ yaitu $0,000 \leq 0,05$).

a) Uji Heteroskedastisitas

Pengujian heteroskedastisitas dilakukan dengan menggunakan uji *ARCH-LM*. Uji ini digunakan guna mengetahui keberadaan efek ARCH sebagai cerminan atas kondisi heteroskedastisitas dan tingkat volatilitas data.

Berikut hasil pengujian heteroskedastisitas *ARCH-LM*:

Tabel 4. Hasil Pengujian ARCH-LM

Lag (p)	Chi2	df	p-value
1	3,892	1	0,0485
2	7,612	2	0,0222
3	22,312	3	0,0001
4	22,444	4	0,0002
5	22,260	5	0,0005

Sumber: Output Stata 17

Dalam hasil pengujian di atas, didapati nilai *p-value* yang lebih rendah dari derajat kebebasan 5% di seluruh lag yang diobservasi. Dengan menggunakan hipotesis bahwa H_0 : Tidak terdapat efek ARCH dan H_a : Terdapat efek ARCH, maka hasil tersebut menginstruksikan penolakan terhadap H_0 sehingga mengindikasikan adanya heteroskedastisitas. Maka dari itu, model ARIMA tidak cukup untuk memberikan estimasi yang optimal sehingga pembentukan model perlu dilanjutkan hingga model GARCH.

a) Penentuan Parameter ARCH-GARCH

Dengan mengikuti plot ACF dan PACF yang disajikan dalam uji pemilihan parameter ARIMA, maka model ARCH-GARCH yang diuji adalah model pada parameter lag rendah yaitu ARCH(1) tanpa GARCH, ARCH(1) dengan GARCH(1), dan ARCH(1) dan GARCH(2).

b) Uji Pemilihan Model ARCH-GARCH-ARIMA

Sama seperti uji pemilihan model ARIMA, pengujian ini akan membandingkan nilai AIC dan BIC dari seluruh model dan menentukan model dengan nilai terendah.

Berikut hasil pengujian ARCH-GARCH-ARIMA:

Tabel 5. Hasil Uji pemilihan Parameter ARCH-GARCH				
Model	Parameter	Nilai Koef.	AIC	BIC
ARIMA(1,1,0) ARCH(1)	μ	0,225577	412,8863	424,4776
	ϕ_1	0,2922751		
	α_1	0,5944501		
ARIMA(1,1,0) ARCH(1) GARCH(1)	μ	0,224132	409,7433	424,2325
	ϕ_1	0,3743542		
	α_1	0,3875923		
	β_1	0,3245835		
ARIMA(1,1,0) ARCH(1) GARCH(2)	μ	0,1407039	410,7672	428,1543
	ϕ_1	0,375908		
	α_1	0,371339		
	β_1	1,798382		
	β_2	-0,8702961		

Sumber: Output Stata 17

Dengan hasil pengujian di atas, didapati bahwa model ARIMA(1,1,0)-GARCH(1,1) memiliki nilai AIC dan BIC yang lebih rendah dibanding dua model lainnya. Maka dari itu model ARIMA(1,1,0) dan GARCH(1,2) menjadi model paling efektif dalam peramalan nilai tukar petani di Provinsi Lampung

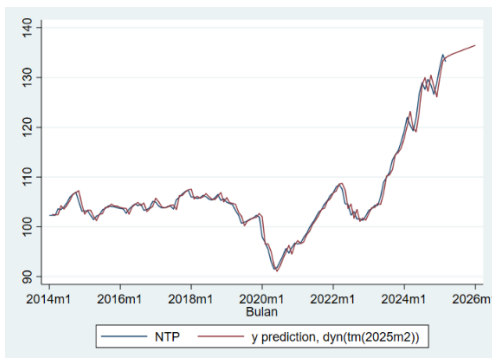
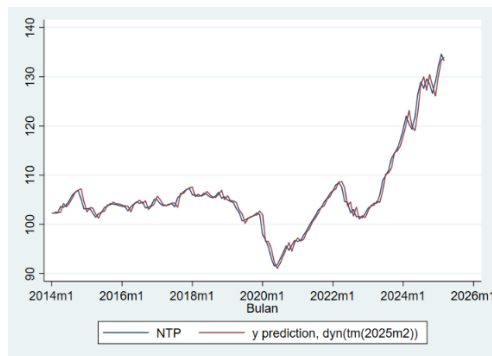
a) Forecasting

Setelah mendapat model paling efektif, langkah selanjutnya yaitu melakukan *forecasting* atau peramalan terhadap nilai tukar petani di Provinsi Lampung dengan model terpilih. Peramalan terhadap nilai tukar petani akan dilakukan untuk 10 bulan ke depan.

Berikut hasil peramalan harga Nilai Tukar Petani untuk 10 bulan ke depan:

Tabel 6. Peramalan Nilai Tukar Petani 10 Bulan Ke Depan

Waktu	Nilai Tukar Petani
April 2025	134,3502
Mei 2025	134,63
Juni 2025	134,875
Juli 2025	135,107
Agustus 2025	135,334
September 2025	135,592
Oktober 2025	135,7838
November 2025	136,0081
Desember 2025	136,2323
Januari 2026	136,4564

**Gambar 3.** Grafik Angka Prediksi dan Angka Aktual di Dalam Pengamatan (Kiri)**Gambar 4.** Grafik Angka Prediksi dan Angka Aktual di Luar Pengamatan (Kanan)

Sumber: Output Stata 17

Dengan melihat hasil peramalan di tersebut, dapat disimpulkan bahwa nilai tukar petani akan mengalami tren kenaikan yang cukup landai dalam 10 bulan ke depan

dengan rata-rata kenaikan sebesar 0,17% sejak Maret 2025

a) Evaluasi Akurasi Model

Dengan menggunakan persentase penyimpangan absolut atau *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), berikut hasil uji yang telah dilakukan:

Tabel 7. Summary Pengujian MAPE

Variabel	Observasi	Rata-rata	Std. Dev	Nilai Tertinggi	Nilai Terendah
Abs. % Error	133	0,7692468	0,701659	0,0016532	4,145427

Sumber: Output Stata 17

Nilai rata-rata dari *Absolute Percentage Error* adalah sebesar 0,769%. Dengan menggunakan nilai kepercayaan yang ada, maka nilai MAPE berada lebih rendah dari nilai kepercayaan 5%. Hal ini menunjukkan bahwa nilai prediksi dari model peramalan yang telah dipilih memiliki tingkat kesalahan yang relatif minim, maka dari itu disimpulkan bahwa model ARIMA(1,1,0)-GARCH(1,1) mempunyai tingkat akurasi yang tinggi dalam meramalkan nilai tukar petani di periode waktu yang akan datang.

b) Strategi Kebijakan

Berdasarkan hasil peramalan dengan menggunakan metode ARIMA-GARCH Nilai Tukar Petani (NTP) mengalami kecenderungan kenaikan secara landai dalam 10 bulan ke depan seperti yang sudah diperlihatkan pada grafik nilai prediksi dan nilai aktual di dalam observasi sehingga

strategi kebijakan yang direkomendasikan bagi pemerintah Provinsi Lampung adalah penguatan daya saing petani melalui beberapa kebijakan.

Kebijakan tersebut di antaranya:

- 1) Intensifikasi periode tanam dan panen sebagai responsi menghadapi harga.
Hal ini diterapkan untuk menambah output pertanian tanpa membuka lahan baru yang berpotensi menimbulkan dampak negatif bagi lingkungan. Pemerintah Provinsi Lampung dapat memanfaatkan hasil proyeksi model ARIMA-GARCH untuk menentukan periode optimal masa tanam.
- 2) Mendorong inovasi petani dengan memberikan bantuan modal dan pelatihan.
Penguatan inovasi melalui bantuan modal dapat yang dipandu dengan pelatihan praktis di lapangan dapat meningkatkan produktivitas petani dalam memberikan output pertanian. Hal ini dikarenakan adaptasi penggunaan varietas unggul, alur mekanisme panen, dan responsi pascapanen yang diajarkan selama masa pelatihan.
- 3) Pengadaan Asuransi Pertanian
Sebagai respon atas fluktuasi harga komoditas pertanian yang terjadi, pemerintah perlu memberikan

perlindungan kepada petani dengan memberikan asuransi pertanian berskema *proce index insurance*. Premi dan plafon dapat disesuaikan dengan kondisi volatilitas nilai tukar petani yang terjadi. Dengan hasil peramalan yang menunjukkan pola linier stabil, maka pemerintah dapat menurunkan premi untuk menurunkan risiko.

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil dari pembahasan yang telah dilakukan, model terbaik yang diperoleh adalah ARIMA(1,1,0)-GARCH(1,1) dengan tingkat kesalahan prediksi (MAPE) yang sangat rendah, yaitu 0,769%. Hasil ini mengindikasikan bahwa penggunaan pendekatan statistik prediktif dapat memberikan dasar kuat bagi pemerintah daerah dalam merancang kebijakan pertanian yang lebih tepat sasaran, berbasis data, dan responsif terhadap dinamika pasar. Temuan ini memperkuat pentingnya integrasi analisis data dalam proses perumusan kebijakan pembangunan ekonomi pertanian di wilayah agraris seperti Lampung.

Menanggapi kesimpulan dari penelitian ini, peneliti mengajukan sejumlah saran, antara lain:

- 1) Penguatan sistem monitoring NTP secara *real-time* dan berbasis digital.

- Hal ini bertujuan untuk mendeteksi gejala harga secara dini dan menjadi dasar penyesuaian kebijakan secara cepat dan adaptif.
- 2) Intensifikasi pengaplikasian model prediktif dalam perumusan kebijakan pertanian, dimana instansi terkait diharapkan mengadopsi pendekatan ini dalam perencanaan program-program seperti subsidi input, penentuan harga acuan komoditas, serta penyaluran bantuan sosial bagi petani saat daya beli menurun
- DAFTAR PUSTAKA**
- Bollerslev, T. (1986). *Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity*. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327.
- Sugiyono. (2012). *Metodologi Penelitian: Kuantitatif, Kualitatif dan R&D*. Alfabeta, CV: Jakarta.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic Econometrics 5th Edition*. New York, NY: McGraw-Hill.
- Desvina, A., & Meijer, R. (2018). Penerapan model ARCH untuk analisis volatilitas Nilai Tukar Petani di Indonesia. *Jurnal Ekonomi*, 12(1), 45–60. <http://dx.doi.org/10.24014/jsms.v4i1.5256>
- Mulyawati, S., & Kartikasari, F. (2024). Peramalan Nilai Tukar Petani D.I. Yogyakarta dengan model hibrida ARIMA–MLP. *Jurnal Ilmu Komputasi*, 6(1), 15–26. <https://doi.org/10.37905/jjom.v6i1.23944>
- Pradana, D., Yulianto, B., & Sutrisno, S. (2020). Peramalan nilai tukar petani sub-sektor pertanian di Kabupaten Lamongan menggunakan model ARIMA. *Jurnal Matematika dan Multimedia*, 10(2), 120–130. <https://doi.org/10.24843/JMAT.2020.v10.i02.pxx>
- Cahyadi, H., & Hidayati, N. (2022). Peran peramalan produksi kedelai dalam penetapan target dan kebijakan pengembangan. *Jurnal Kebijakan Pertanian*, 9(1), 430–442. <https://doi.org/10.29244/jkebijakan.v9i1.28035>
- Mukhlis, A., Hadi, S., & Santoso, B. (2021). Pentingnya peramalan hasil produksi pertanian untuk kebijakan buffer stock dan asuransi usahatani. *Jurnal Bisnis dan ICT*, 8(1), 670–682. <https://doi.org/10.51211/biict.v8i1.1492>
- Badan Pusat Statistik Provinsi Lampung. (2025). *Nilai Tukar Petani Provinsi Lampung*. Diakses 17 Mei 2025, dari

<https://lampung.bps.go.id/id/statistics-table/2/MTM0IzI=/nilai-tukar-petani.html>