

PERAMALAN JUMLAH PRODUKSI PADI KABUPATEN NGAWI MENGGUNAKAN METODE SARIMA ARCH

Hilda Najwa Dewi Fortuna*

Program Studi Matematika, Fakultas MIPA, Universitas Negeri Surabaya, Ketintang, Surabaya, Jawa Timur 60231, Indonesia

e-mail: hilda.20014@mhs.unesa.ac.id

Affiati Oktaviarina

Program Studi Matematika, Fakultas MIPA, Universitas Negeri Surabaya, Ketintang, Surabaya, Jawa Timur 60231, Indonesia

e-mail: affiatioktaviarina@unesa.ac.id

Abstrak

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) adalah metode peramalan time series untuk model data fluktuatif dengan pola data musiman. Model Autoregressive Conditional Heteroskedastisitas (ARCH) adalah model yang berfungsi untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas atau varians residual dalam data time series. Salah satu implementasi dari model SARIMA ARCH yaitu untuk meramalkan jumlah produksi padi Kabupaten Ngawi. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data bulanan pada bulan Januari 2019 sampai dengan Maret 2023. Hasil dari penelitian ini diperoleh model SARIMA (1,1,1)(0,1,2)(4) ARCH (8) dengan nilai RMSE sebesar 22.18279.

Kata Kunci: Produksi Padi, Peramalan, SARIMA ARCH.

Abstract

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) is a time series forecasting method for fluctuating data models with seasonal data patterns. The Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH) model is a model that functions to overcome the problem of heteroskedasticity or residual variance in time series data. One implementation of the SARIMA ARCH model is to predict the amount of rice production in Ngawi Regency. The data used in this research is monthly data from January 2019 to March 2023. The results of this research obtained the SARIMA (1,1,1)(0,1,2)(4) ARCH (8) model with an RMSE value of 22.18279.

Keywords: Rice Production, Forecasting, SARIMA ARCH.

PENDAHULUAN

Padi (*Oryza Sativa*) merupakan salah satu tanaman pangan terpenting di dunia. Peningkatan produktivitas padi merupakan prioritas utama dalam upaya memenuhi kebutuhan pangan yang terus meningkat seiring dengan pertumbuhan populasi manusia (Amrullah dkk, 2014).

Beras merupakan bahan pangan pokok yang memegang peranan penting, dan terbukti jika pasokan beras tidak stabil atau harga beras berfluktuasi dapat menimbulkan keresahan nasional. Ketersediaan beras dengan harga stabil dan selalu tersedia secara merata merupakan hal yang dinanti-

nantikan oleh sebagian besar masyarakat di Indonesia (Amrullah dkk, 2014).

Berdasarkan hasil Survei KSA Badan Pusat Statistik pada tahun 2022, luas panen padi di Indonesia mencapai sekitar 10,45 juta hektar atau mengalami kenaikan sebanyak 40,87 ribu hektar (0,39 persen) dibandingkan tahun 2021. Sementara itu, produksi padi tahun 2022 yaitu sebesar 54,75 juta ton GKG. Jika dikonversikan menjadi beras, produksi beras tahun 2022 mencapai sekitar 31,54 juta ton, atau naik sebesar 184,50 ribu ton (0,59 persen) dibandingkan dengan produksi beras tahun 2021.

Jawa Timur adalah salah satu Provinsi di Pulau Jawa yang memiliki presentase lahan pertanian

tanaman padi yang besar. Salah satu kabupaten di Provinsi Jawa Timur yang menjadi penyuplai padi terbesar adalah Kabupaten Ngawi. Padi merupakan tanaman pangan yang paling banyak ditanam oleh petani - petani di Kabupaten Ngawi (BPS).

Menurut BPS, luas panen padi berdasarkan hasil pengamatan dari Januari 2022 hingga Desember 2022 di Kabupaten Ngawi sebesar 128.586 ribu hektar menurun 0.154 hektar dari luas panen tahun sebelumnya. Sementara itu, jumlah produksi padi di Kabupaten Ngawi dari Januari 2022 hingga Desember 2022 sebesar 755.939 Ribu Ton (GKG).

Untuk mengetahui peningkatan dan penurunan hasil produksi padi di masa yang akan datang, ada beberapa metode peramalan yang dapat digunakan untuk memprediksi hasil produksi padi. Data produksi padi merupakan data time series yang bersifat fluktuatif setiap tahunnya oleh karena itu pada penelitian tentang peramalan produksi padi menggunakan metode SARIMA, yang mana metode ini sudah digunakan oleh beberapa penelitian dengan studi kasus yang berbeda - beda. Penelitian oleh Dimas Ari dkk (Fajari dkk, 2021) pada penelitian peramalan rata-rata harga beras pada tingkat perdagangan besar atau grosir Indonesia dengan hasil ARIMA (1,1,0)(0,0,3)(12) sebagai permodelan terbaik yang menghasilkan MSE sebesar 10356,71. Penelitian oleh Pramesthi Utomo dkk (Utomo dan Fanani, 2020) pada penelitian Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Indonesia dengan hasil model terbaik yaitu (1,1,2)(0,1,1)(12). Penelitian oleh Drajat Indra Purnama (Purnama, 2021) pada penelitian peramalan curah hujan di Kabupaten Parigi Moutong dengan hasil model SARIMA (1,1,0)(0,1,1)(12), nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 12,0157 pada data training dan 16,4647 pada data testing. Penelitian oleh Faris Nasirudin (Nasirudin dkk, 2022) pada penelitian peramalan jumlah produksi kopi di Jawa Timur pada tahun 2020-2021 dengan hasil model SARIMA (0,0,1)(1,0,0)(12) nilai MAPE terkecil yaitu 25,83. Penelitian oleh Wahidah Alwi dkk dengan hasil SARIMA (1,1,2)(1,1,1)(12) nilai AIC terkecil 2996,04. Dalam penelitian itu dikatakan bahwa metode SARIMA merupakan salah satu metode analisis terbaik karena memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan peramalan jangka pendek yang tinggi. Model time series harus memenuhi asumsi yang salah satunya yaitu model tersebut harus memiliki ragam

sisaan atau asumsi homoskedastisitas. Apabila model SARIMA tidak memenuhi asumsi tersebut, maka diperlukan membentuk satu model lagi untuk menjelaskan ragam data dengan memanfaatkan kuadrat sisaan dari model SARIMA yaitu model Autoregressive Conditional Heteroskedastisitas (ARCH). Penelitian oleh Rhazilun Marsyahid Badu (Badu, 2021) pada penelitian harga saham PT Telkom model arch garch dengan hasil model GARCH(1,1,1). Penelitian oleh Bunga Lety Marvillia (Marvillia, 2013) pada penelitian Pemodelan dan Peramalan Penutupan Harga Saham PT. Telkom dengan Metode ARCH-GARCH dengan hasil GARCH (1,1). Penelitian oleh Laila Budianti (Budianti dkk, 2024) pada penelitian Pemodelan SARIMA dengan Pendekatan ARCH/GARCH untuk Meramalkan Penjualan Ritel Barang Elektronik dengan hasil SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] - ARCH(1,0) dengan nilai MAPE adalah 6.48%.

Data produksi padi merupakan data musiman dengan peningkatan dan penurunan setiap kurun waktu tertentu. Berdasarkan uraian diatas peneliti menggunakan metode SARIMA ARCH dengan studi kasus berbeda yaitu peramalan jumlah produksi padi Kabupaten Ngawi menggunakan metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) ARCH.

KAJIAN TEORI

Time Series

Time series menurut Hanke & Wichern (2005) adalah kumpulan data pengamatan yang diurutkan berdasarkan waktu. Metode time series merupakan metode peramalan yang menggunakan pola hubungan antara variabel yang akan diestimasi dengan variabel waktu yang akan dianalisis. Peramalan data deret waktu memerlukan perhatian terhadap jenis atau pola datanya. Secara umum pola data deret waktu ada empat jenis, yaitu level, trend, musiman, dan periodisitas. Pola horizontal adalah kejadian acak yang tidak terduga, namun kejadiannya mempengaruhi fluktuasi data deret waktu. Pola tren adalah tren jangka panjang terhadap arah data, yang bisa meningkat atau menurun. Pola musiman merupakan fluktuasi data yang terjadi secara periodik dalam satu tahun, misalnya triwulanan, triwulanan, bulanan, mingguan, atau harian. Sedangkan pola siklus adalah situasi dimana

data berfluktuasi dalam jangka waktu lebih dari satu tahun.

Stasioner

1. Stasioner sendiri terbagi menjadi 2 jenis (Wei, 2006). Stasioneritas terhadap means berarti fluktuasi data berkisar pada nilai rata-rata yang konstan. Untuk data yang tidak stasioner terhadap means akan dilakukan *differencing*. *Differencing* atau Pembeda adalah menghitung selisih nilai observasi atau nilai data satu ke data selanjutnya. Nilai selisih yang diperoleh di cek lagi kestasionerannya apabila belum stasioner maka dilakukan *differencing* kembali. Berikut proses *differencing* orde ke d (Wei, 2006):

$$W_t = (1 - B)^d y_t \quad (1)$$

Dengan:

W_t = Data hasil *differencing*

y_t = Data *time series* dalam waktu

d = Orde *differencing*

B = Operator shift mundur (*backward shift*)

2. Data deret waktu dianggap stasioner terhadap varian jika variansi disekitar rata-rata tersebut konstan diwaktu tertentu. Secara visual, hal ini dapat dilihat dengan menggunakan grafik deret waktu, yaitu dengan melihat data yang berfluktuasi dari waktu ke waktu. Selain itu juga bisa dilihat dari parameter λ yang dimiliki. Sehingga untuk data *time series* yang tidak stasioner pada varians akan dilakukan transformasi Box-Cox dengan persamaan berikut (Wei, 2006):

$$T(y_t) = \frac{y_t^\lambda - 1}{\lambda} \text{ untuk } \lambda \neq 0 \quad (2)$$

Dengan λ menunjukkan parameter transformasi uji Box-Cox.

ACF dan PACF

1. Autocorrelation Function (ACF) merupakan fungsi yang biasa digunakan untuk mengidentifikasi data *time series* untuk melihat stasioneritas dan menunjukkan hubungan linier antara Z_t dan Z_{t+k} (Wei, 2006). Biasanya rumus fungsi autokorelasi adalah sebagai berikut:

$$\rho_k = \frac{cov(y_t, y_{t+k})}{\sqrt{var(Z_t)} \sqrt{var(Z_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (3)$$

Kovarians antara Z_t dengan Z_{t+k} adalah

$$\begin{aligned} \gamma_k &= cov(Z_t, Z_{t+k}) \\ &= E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu) \end{aligned} \quad (4)$$

Keterangan :

$$\gamma_0 = var(Z_t) \quad var(Z_{t+k})$$

γ_k : fungsi autokovarians pada lag ke - k

ρ_k : fungsi autokorelasi pada lag ke - k

E : Operator Ekspektasi

2. PACF atau Partial of Autocorrelation Function adalah fungsi untuk mengukur tingkat keeratan hubungan atau korelasi antara Z_t dengan Z_{t+k} , setelah pengaruh dari selisih waktu (lag) 1, 2, 3, ..., $k + 1$ dianggap terpisah. Secara umum fungsi PACF sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\phi_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \phi_{kj} \hat{\rho}_{-1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \phi_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (5)$$

Dimana: $\phi_{k+1,j} = \phi_{kj} - \phi_{k+1,k+1} \phi_{kk+1-j}$ untuk $j = 1, 2, 3, \dots, k$ dan $\hat{\rho}$ = autokorelasi sampel antara Z_t dan Z_{t+k} .

SARIMA

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) adalah metode peramalan *time series* untuk model data fluktuatif dengan pola data musiman (Fahrudin dan Sumitra, 2020). Bentuk umum model ARIMA musiman (SARIMA) diperlihatkan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \phi_p(B) \Phi_p(B^s) (1 - B^d) (1 - B^D)^D X_t \\ = \theta_q(B) \Theta_q(B^s) \varepsilon_t \end{aligned} \quad (6)$$

Dengan :

p, d, q = orde AR, differencing, dan MA non musiman

P, D, Q = orde AR, differencing, dan MA musiman

$(1 - B)^d$ = Orde differencing non musiman

$(1 - B^s)^D$ = Orde differencing non musiman

ε_t = Nilai error pada waktu t

ARCH

Model ARCH adalah model yang berfungsi untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas atau varians residual dalam data *time series*. Secara umum model ARCH ditulis sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + a_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + a_p \varepsilon_{t-p}^2$$

Dengan :

σ_t^2 = variansi residu pada waktu t

a_0 = konstanta

a_p = parameter ARCH

ε_t^2 = residu kuadrat pada waktu t

ε_{t-p}^2 = residu kuadrat pada waktu t-p

Uji Heteroskedastisitas

Uji heteroskedastisitas adalah pengujian untuk keragaman dari sisaan. Untuk mengetahui apakah suatu model mengandung heteroskedastisitas yaitu dengan menggunakan Uji Lagrange Multiplier (LM) atau Uji ARCH-LM. Uji statistik yang digunakan yaitu Uji Lagrange Multiplier (LM) atau Uji ARCH-LM.

Dengan hipotesis, jika

H_0 : tidak terdapat pengaruh heteroskedastisitas

H_0 : terdapat pengaruh heteroskedastisitas

Uji statistik :

$$LM = nR^2$$

dimana n adalah jumlah observasi, dan R^2 adalah koefisien determinasi.

Identifikasi SARIMA

Hal yang perlu dilakukan sebelum peramalan adalah identifikasi model SARIMA yang bertujuan untuk menentukan kestasioneran data dan identifikasi pola data sebagai dasar pemilihan model yang sesuai. Petunjuk pemilihan model SARIMA dapat dilihat pada tabel berikut ini (Wei, 2006).

Tabel 1. 1Kriteria ACF dan PACF Model ARIMA Non Musiman

Proses	ACF	PACF
AR (p)	Turun mengikuti bentuk eksponensial atau gelombang sinus (<i>dies down</i>)	Terpotong setelah lag ke-p (<i>cut off after lag - p</i>)
MA (q)	Terpotong setelah lag ke-q (<i>cut off after lag - q</i>)	Turun mengikuti bentuk eksponensial atau gelombang sinus (<i>dies down</i>)
ARMA (p,q)	Terpotong setelah lag ke-q (<i>cut off after lag - q</i>)	Terpotong setelah lag ke-p (<i>cut off after lag - p</i>)
ARIMA (p,d,q)	Terpotong setelah lag ke-q (<i>cut off after lag - q</i>) dengan data yang sudah melalui proses <i>differencing</i>	Terpotong setelah lag ke-p (<i>cut off after lag - p</i>) dengan data yang sudah melalui proses <i>differencing</i>

Tabel 2. 2Kriteria ACF dan PACF Model ARIMA Musiman

Proses	ACF	PACF
--------	-----	------

AR (P)	Turun mengikuti bentuk eksponensial atau gelombang sinus (<i>dies down</i>) pada lag-kS, dengan k = 1,2,3, ...	Terpotong setelah lag ke-PS (<i>cut off after lag - PS</i>)
MA (Q)	Terpotong setelah lag ke-QS (<i>cut off after lag - QS</i>)	Turun mengikuti bentuk eksponensial atau gelombang sinus (<i>dies down</i>) pada lag-kS, dengan k = 1,2,3, ...
ARMA (P,Q)	Terpotong setelah lag-QS (<i>cut off after lag - QS</i>)	Terpotong setelah lag-PS (<i>cut off after lag - PS</i>)
ARIMA (P,D,Q)	Terpotong setelah lag ke-QS (<i>cut off after lag - QS</i>) dengan data yang sudah melalui proses <i>differencing</i>	Terpotong setelah lag ke-P (<i>cut off after lag - PS</i>) dengan data yang sudah melalui proses <i>differencing</i>

Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter

1. Maximum Likelihood Estimation(MLE) adalah estimasi parameter yang sering digunakan. Estimasi parameter pada MLE sendiri melalui 2 tahapan yaitu menentukan fungsi likelihood dan menentukan nilai estimasi atau taksiran yang memaksimumkan fungsi likelihood itu sendiri (Hamilton, 2020).
2. Uji yang digunakan pada uji signifikan parameter adalah uji hipotesis uji z. Dimana uji tersebut digunakan untuk mengetahui hasil perhitungan parameter model SARIMA ARCH merupakan variabel yang berpengaruh secara signifikan atau tidak. Hipotesis yang diuji adalah sebagai berikut:
 $H_0 = 0$ (Parameter pada model signifikan)
 $H_1 \neq 1$ (Parameter pada model tidak signifikan)
 Dengan statistik uji:

$$z_{hitung} = \frac{\hat{\theta}}{SE\hat{\theta}} \quad (8)$$

Dan

$$z_{hitung} = \frac{\hat{\phi}}{SE\hat{\phi}} \quad (9)$$

Dimana:

- $\hat{\theta}$: parameter MA

- $\hat{\phi}$: parameter AR

Daerah Kritis

Menolak H_0 saat $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-p}$ dengan adalah banyaknya parameter atau menolak H_0 disaat p value kurang dari nilai $\alpha = 0.05$ dan n adalah banyaknya pengamatan (Bowerman & O'connell, 1979).

Uji Asumsi White Noise

Suatu proses residual dikatakan White Noise apabila memiliki 2 sifat yaitu mempunyai varians yang konstan (identik) dan antar residual tidak saling berkorelasi (independen) dengan rata-rata nol. Uji asumsi white noise yang digunakan adalah uji Ljung Box (LBQ) dengan hipotesis sebagai berikut (Wei, 2006) :

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (residual bersifat white noise)

H_1 : minimal terdapat satu $\rho_k \neq 0$; untuk $k=1,2,\dots,k$ (residual tidak white noise)

Untuk statistik uji yang digunakan sebagai berikut:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \hat{\rho}_k^2 \quad (10)$$

Dengan :

n = banyak pengamatan

$\hat{\rho}_k$ = ACF residual pada lag ke - k

K = maksimum lag

Daerah Kritis

Menolak H_0 ketika nilai $Q > X_{(1-\alpha); df=K-p-q}^2$ dengan nilai p dan q adalah orde dari ARIMA (p, d, q). Selain itu bisa diketahui dengan menggunakan p value yaitu tolak H_0 ketika p value $< \alpha$.

Uji Distribusi Normal

Uji Normalitas dilakukan untuk menentukan kenormalan data yang dihasilkan. Uji Normalitas yang digunakan adalah uji Kolmogorov-Smirnov (Kirkman, 1996). Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

H_0 : $F(x) = F_0(X)$ (residual berdistribusi normal)

H_1 : $F(x) \neq F_0(X)$ (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji yang digunakan:

$$D = \sup |S(x) - F_0(x)| \quad (11)$$

Dengan kriteria pengujian:

Tolak H_0 : $D_{uji} > D_{1-\alpha, n}^2$ atau Probabilitas $< (\alpha) = 0.05$,

dengan :

- $S(x)$ = fungsi peluang kumulatif yang dihitung berdasarkan data sampel.
- $F_0(x)$ = fungsi peluang kumulatif dari distribusi normal.
- $\sup$ = nilai maksimum dari $|S(x) - F_0(x)|$

Pemilihan Model Terbaik

Pada analisis data deret waktu (time series) ada kemungkinan bahwa terdapat lebih dari satu model yang memiliki parameter yang signifikan yang memenuhi uji signifikansi parameter sehingga perlu adanya pemilihan model terbaik. Pemilihan model terbaik yang digunakan pada penelitian ini yaitu nilai AIC dan nilai RMSE.

1. AIC

Salah satu cara untuk mendapatkan model terbaik yaitu berdasarkan nilai Akaike's Information Criteria (AIC) terkecil. Nilai AIC dapat menjelaskan kecocokan model dengan data yang ada dan nilai yang terjadi di masa mendatang (Akaike, 1974). Berikut adalah rumus untuk menghitung nilai AIC:

$$AIC(M) = n \log \sigma^2 + 2M \quad (12)$$

Keterangan :

σ^2 = varian dari residual model.

M = banyaknya parameter pada model.

n = banyak sisaan yang dapat dihitung dari suatu deret.

2. RMSE

RMSE merupakan metode yang dapat digunakan untuk mengevaluasi ketepatan model time series dengan mempertimbangkan sisa perhitungan ramalan pada data out-sample (Wei, 2006). RMSE dapat dicari menggunakan rumus sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z}_t)^2} \quad (12)$$

Keterangan:

Z_t = Data aktual pada periode ke - t

$\bar{Z}_t$ = Data peramalan pada periode ke -t
 n = Banyaknya data *out sample*

METODE

Rancangan Penelitian

Jenis penelitian yang dilakukan pada penelitian ini adalah penelitian kuantitatif. Penelitian ini akan menganalisa data numerik, uji hipotesis, mengidentifikasi pola data serta membuat prediksi.

Variabel Penelitian

Variabel dalam penelitian ini yaitu variabel dependen (Y_t) data jumlah produksi padi.

Teknik Pengumpulan Data

Data yang digunakan sebagai objek penelitian adalah data bulanan dari publikasi BPS Jawa Timur yaitu data time series jumlah produksi padi Kabupaten Ngawi dari tahun 2019 hingga 2023.

Teknik Analisis Data

Adapun tahapan analisis data pada penelitian ini melalui 2 tahap yaitu tahap pemodelan dan tahap peramalan.

1. Tahap Pemodelan

Pada tahap ini akan dilakukan pemodelan untuk menemukan model terbaik yang akan digunakan untuk peramalan periode selanjutnya. Tahapan yang dilakukan sebagai berikut:

- Pengumpulan data sekunder publikasi website BPS.
- Pembagian data training dan data testing dengan perbandingan data 80:20.
- Identifikasi data menggunakan plot time series.
- Uji stasioner yang menggunakan uji ADF dan apabila hasil uji tidak stasioner terhadap means dilakukan differencing. Uji stasioner juga dilakukan terhadap varians apabila tidak stasioner maka akan dilakukan transformasi Box - Cox.
- Identifikasi model menggunakan uji ACF dan PACF
- Penetapan beberapa model SARIMA
- Estimasi parameter model SARIMA metode yang digunakan MLE (Maximum Likelihood Estimation)

- Uji signifikansi parameter model SARIMA
- Diagnostik checking yang dilakukan dengan uji asumsi sisaan white noise dari model tersebut dengan menggunakan Uji Ljung Box (LBQ). Dan uji normalitas menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Dimana hasil dari kedua uji tersebut harus lebih besar dari alpha yg digunakan.
- Pemilihan model SARIMA terbaik
- Uji efek ARCH menggunakan uji ARCH - LM. Dimana hasil dari uji tersebut harus kurang dari alpha yang digunakan.
- Identifikasi model ARCH.
- Estimasi parameter model ARCH.
- Diagnostik checking yang dilakukan dengan uji white noise dan uji berdistribusi normal.
- Pemilihan model terbaik.

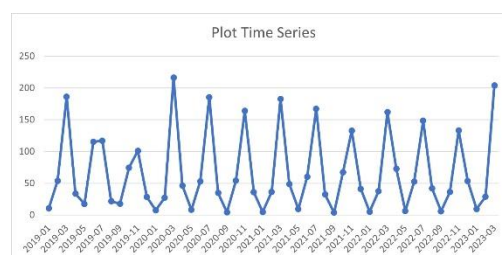
2. Tahap Peramalan

Tahap peramalan dilakukan guna menjawab rumusan masalah kedua. Sehingga akan dilakukan peramalan pada periode selanjutnya dengan menggunakan model SARIMA ARCH terbaik yang sudah didapat dari tahap pemodelan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap Pemodelan

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data produksi padi dalam bentuk bulanan pada tahun 2019 – 2023 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Kabupaten Ngawi dengan plot sebagai berikut :



Gambar 1. Plot Data Produksi Padi

Berdasarkan plot diatas, dapat dilihat secara visual bahwa data belum stasioner dalam mean. Adapun uji ADF dapat dilihat sebagai berikut.

Tabel 33. Tabel Hasil Uji ADF

Komponen	Statistik Uji	P - Value
Non	Uji ADF	0.2141

Musiman		
Musiman	Uji ADF	0.0902

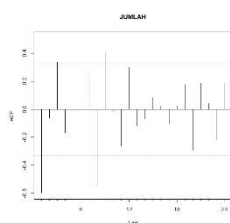
Berdasarkan Tabel 3 menunjukkan bahwa data dari kedua komponen belum stasioner karena nilai p - *value* $> \alpha$. Untuk mengatasi masalah tersebut maka akan dilakukan differencing untuk menghasilkan data yang stasioner. Dari hasil differencing dan uji ADF dapat diringkas dengan tabel dibawah ini :

Tabel 4. Tabel Hasil Uji ADF dan Differencing

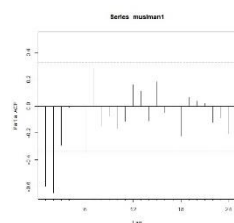
Komponen	Data Asli	First Differencing
Non Musiman	0.2141	0.01
Musiman	0.0902	0.01

Dari Tabel 4 disimpulkan bahwa data training kedua komponen dapat dikatakan stasioner Ketika sudah mengalami 1 kali differencing dengan p - *value* sebesar 0.01

Selanjutnya dilakukan identifikasi berdasarkan plot ACF dan PACF.



Gambar 2. Plot ACF



Gambar 3. Plot PACF

Berdasarkan Gambar dan Gambar, plot ACF dan PACF telah stasioner dimana telah terdapat lag yang signifikan melewati batas.

Setelah diperoleh dugaan model sementara diatas, diperoleh taksiran parameter model sementara dengan melihat plot ACF dan PACF. Dari gambar tersebut diketahui jika model yang digunakan kemungkinan yaitu model SARIMA (1,1,0)(0,1,2)(4), SARIMA (2,1,0)(0,1,2)(4), SARIMA (1,1,1)(0,1,2)(4) dan SARIMA (2,1,1)(0,1,2)(4). Setelah mengidentifikasi model sementara, langkah selanjutnya mencari taksiran parameter dalam model tersebut. Adapun taksiran parameter untuk 4 model tersebut sebagai berikut :

Tabel 5. Estimasi Parameter

Model	Parameter	p - <i>value</i>
SARIMA (1,1,0)(0,1,2)(4)	ϕ_1	0.0005167
	θ_1	0.2267481
	θ_2	0.0004546
	ϕ_1	2.235e-08

SARIMA (2,1,0)(0,1,2)(4)	ϕ_2	3.742e-05
	θ_1	0.189152
	θ_2	0.001907
SARIMA (1,1,1)(0,1,2)(4)	ϕ_1	0.496542
	θ_1	2.2e-16
	θ_2	0.166587
SARIMA (2,1,1)(0,1,2)(4)	θ_2	0.001604
	ϕ_1	0.05293
	ϕ_2	0.01786
	θ_1	0.77366
	θ_1	0.19952
	θ_2	0.01546

Setelah mengetahui nilai parameternya, selanjutnya memeriksa nilai diagnostik dengan menguji *white noise*. Adapun nilai uji *white noise* sebagai berikut :

Tabel 6. Tabel Uji Ljung - Box

Model	P - <i>value</i>
SARIMA (1,1,0)(0,1,2)(4)	0.06345
SARIMA (2,1,0)(0,1,2)(4)	0.919
SARIMA (1,1,1)(0,1,2)(4)	0.9915
SARIMA (2,1,1)(0,1,2)(4)	0.9494

Dari Tabel disimpulkan semua model memenuhi uji *white noise* sehingga untuk uji distribusi normal dilanjutkan dengan semua model. Adapun nilai uji distribusi normal sebagai berikut :

Tabel 7. Tabel Uji Distribusi Normal

Model	P - <i>value</i>
SARIMA (1,1,0)(0,1,2)(4)	0.1118
SARIMA (2,1,0)(0,1,2)(4)	0.01501
SARIMA (1,1,1)(0,1,2)(4)	0.07506
SARIMA (2,1,1)(0,1,2)(4)	0.01019

Dari Tabel 7 diketahui bahwa ada 2 model yang berdistribusi normal yaitu model SARIMA (1,1,0)(0,1,2)(4) dan SARIMA (1,1,1)(0,1,2)(4).

Selanjutnya yaitu menentukan model yang paling baik dari model lain yang telah memenuhi asumsi *white noise* dan distribusi normal yang berdasarkan nilai AIC dan RMSE terkecil yang diperoleh suatu

model. Adapun nilai AIC dan RMSE sebagai berikut :

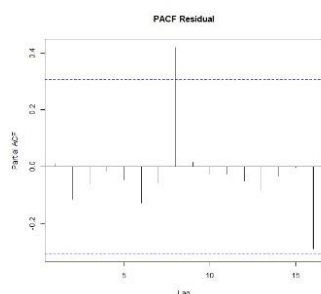
Tabel 84. Nilai AIC dan RMSE

Model	AIC	RMSE
SARIMA (1,1,0)(0,1,2)(4)	359.36	28.44532
SARIMA (1,1,1)(0,1,2)(4)	347.08	22.18279

Dari Tabel 8 didapatkan model terbaik yaitu model SARIMA (1,1,1)(0,1,2)(4) dengan nilai RMSE sebesar 22.18279.

Langkah selanjutnya yaitu uji efek ARCH menggunakan uji *Lagrange Multiplier*. Dari hasil uji LM model SARIMA (1,1,1)(0,1,2)(4) didapatkan nilai $p - value$ sebesar $0.0229892 < \alpha$ artinya model memiliki efek ARCH sehingga memungkinkan untuk melakukan pemodelan ARCH.

Penerapan model ARCH dilakukan karena terdapat heteroskedastisitas residual model SARIMA (1,1,1)(0,1,2)(4). Oleh karena itu, model ini perlu disesuaikan dengan model ARCH agar dapat mengatasi heteroskedastisitas tersebut. Plot PACF dari residual model diperiksa untuk mengidentifikasi model ARCH, seperti yang ditunjukkan pada gambar berikut ini.



Gambar 4. Plot PACF Residual

Orde AR ditunjukkan oleh plot PACF pada Gambar 4. Dari plot diatas, dapat diduga orde AR nya adalah 8.

Setelah didapatkan dugaan orde ARCH, maka akan dilakukan estimasi model ARCH (8) dan pengujian signifikansi parameter dengan hasil berikut ini :

Tabel 9. Hasil Estimasi dan Uji Signifikansi

Parameter	Estimasi	$P - value$
α_0	0.000205	0.999971
α_1	0.003621	0.790008
α_2	0.007086	0.878947

α_3	0.000205	0.996272
α_4	0.251580	0.349669
α_5	0.000000	1.000000
α_6	0.005029	0.924372
α_7	0.005016	0.914798
α_8	0.726461	0.060984

Pada Tabel 9 didapatkan 9 parameter dengan nilai estimasi dan $p - value$ yang berbeda - beda. Langkah selanjutnya yaitu uji asumsi dari model, meliputi uji white noise dan uji ARCH LM. Berikut hasil uji asumsi model ARCH (8) :

Tabel 10. Hasil Uji Asumsi

Uji	$p - value$
Ljung Box	0.9546
ARCH LM	0.9315

Uji asumsi model ditunjukkan pada Tabel 10. Uji Ljung - Box menunjukkan bahwa dengan $\alpha > 0.05$, tidak terdapat korelasi serial (autokorelasi) pada residual maupun kuadrat residual. Sedangkan uji ARCH-LM menunjukkan bahwa tidak ada efek ARCH yang terdeteksi.

Tahap Peramalan

Model SARIMA (1,1,1)(0,1,2)(4) dengan tambahan model ARCH (8) telah terbukti menjadi model yang optimal untuk data produksi padi di Kabupaten Ngawi. Berikut hasil peramalan untuk periode selanjutnya.

Tabel 5. Hasil Peramalan

Periode	Hasil Peramalan
04/2023	42.157052
05/2023	9.643253
06/2023	56.273963
07/2023	164.827251
08/2023	42.294128
09/2023	9.780331
10/2023	56.411040
11/2023	164.964328
12/2023	42.431205
01/2024	9.917408
02/2024	56.548117
03/2024	165.101406
04/2024	42.568283
05/2024	10.054485
06/2024	56.685195
07/2024	165.238483
08/2024	42.705360

09/2024	10.191562
10/2024	56.822272
11/2024	165.375560
12/2024	42.842437

Berdasarkan tabel menunjukkan hasil data ramalan dari model SARIMA (1,1,1)(0,1,2)(4) ARCH (8) cenderung fluktuatif dan menghasilkan grafik yang menyerupai data aktual.



Gambar 51. Hasil Perbandingan Data Aktual dan Data Ramalan

PENUTUP

SIMPULAN

Berikut adalah kesimpulan dari hasil dan pembahasan yang dilakukan:

1. Model SARIMA terbaik dari data Jumlah Produksi Padi di Kabupaten Ngawi adalah SARIMA (1,1,1)(0,1,2)(4) ARCH (8).
2. Hasil peramalan jumlah produksi padi di Kabupaten Ngawi pada bulan April 2023 sampai dengan Desember 2024 menunjukkan pergerakan yang stabil setiap 4 bulan sekali. Hasil ramalan selengkapnya disajikan pada Tabel 5.

SARAN

Dari penelitian ini, disarankan agar penelitian berikutnya dapat mengambil langkah lebih lanjut dengan melakukan analisis model SARIMA GARCH menggunakan kumpulan data yang lebih besar atau menggunakan analisis model SARIMAX.

UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti ingin menyampaikan rasa syukur dan apresiasi kepada Tuhan Yang Maha Esa dan semua yang telah memberikan dukungan dan kontribusi dalam penelitian ini. Tanpa kerjasama, dukungan, dan inspirasi dari berbagai pihak, penelitian ini tidak akan dapat terlaksana. Terima kasih kepada dosen pembimbing, serta semua yang memberikan

dukungan saat penelitian ini berlangsung hingga selesai.

DAFTAR PUSTAKA

- Akaike, H. (1974). A New Look at the Statistical Model Identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716-723. <https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705>
- Amrullah, A., Sopandie, D., Sugianta, S., Junaedi, A., , 2014. Peningkatan produktivitas tanaman padi (*oryza sativa* l.) melalui pemberian nanosilika increased productivity of rice plants (*oryza sativa* l.) through the application of nano silica. *Jurnal Pangan*, 23(1), 17-32.
- Badan Pusat Statistik. (n.d.). No Title (p. 2023). <https://www.bps.go.id/id>
- Badu, R. M., 2021. *Pemodelan model harga saham dengan pendekatan model Arch- Garch (studi kasus: harga saham PT Telkom)*. Disertasi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
- Bowerman, B. L., & O'connell, R. T. (1979). *Time Series and Forecasting*. Duxbury Press.
- Budianti, L., Janatin, J., Avicenna, M. Y., Putri, A. K., dan Darmawan, G., 2024. Pemodelan sarima dengan pendekatan arch/garch untuk meramalkan penjualan ritel barang elektronik. *Innovative: Journal Of Social Science Research*, 4(1), 1037-1051.
- Fahrudin, R., dan Sumitra, I. D., 2020. Peramalan inflasi menggunakan metode sarima dan single exponential smoothing (studi kasus: Kota bandung). *Majalah Ilmiah UNIKOM*, 17(2), 111-120.
- Fajari, D. A., Abyantara, M. F., dan Lingga, H. A., 2021. Peramalan rata-rata harga beras pada tingkat perdagangan besar atau grosir indonesia dengan metode sarima (seasonal arima). *Jurnal Agribisnis Terpadu*, 14(1), 88-97.
- Hamilton, J. D. (2020). *Time Series Analysis*. Princeton University Press.
- Hanke, J., & Wichern, D. W. (2005). *Business Forecasting*. Prentice-Hall.
- Kirkman, T. W., 1996. Statistics to use. <https://www.physics.csbsju.edu/stats/>.
- MARVILLIA, B. L. L., 2013. Pemodelan dan peramalan penutupan harga saham pt. telkom dengan metode arch-garch. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 1(1).

- Nasirudin, F., Pindianti, M., Said, D. I. S., dan Widodo, E., 2022. Peramalan jumlah produksi kopi di jawa timur pada tahun 2020-2021 menggunakan metode seasonal autoregressive integrated moving average (sarima). *AGRIUM: Jurnal Ilmu Pertanian*, 25(1), 34–43.
- Purnama, D., 2021. Peramalan curah hujan di kabupaten parigi moutong menggunakan model seasonal autoregressive integrated moving average (sarima). *JURNAL ILMIAH MATEMATIKA DAN TERAPAN*, 18(2), 136–147.
- Utomo, P., dan Fanani, A., 2020. Peramalan jumlah penumpang kereta api di indonesia menggunakan metode seasonal autoregressive integrated moving average (sarima). *Jurnal Mahasiswa Matematika ALGEBRA*, 1(1), 169–178.
- Wei, W. W. S. (2006). Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods Second Edition. In *Pearson Education, Inc.: Vol. SFB 373* (Issue Chapter 5).