

Peramalan Produksi Padi Menggunakan Metode SARIMA di Kabupaten Bone

Wahidah Alwi

Program Studi Matematika, Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar, wahidah.alwi@uin-alauddin.ac.id

Adiatma

Program Studi Matematika, Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar, adiatma.rasyid@uin-alauddin.ac.id

Hafsari

Mahasiswa Program Studi Matematika, Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar, 60600117066@uin-alauddin.ac.id

ABSTRAK, penelitian ini membahas tentang peramalan produksi padi di Kabupaten Bone. Analisis data yang digunakan adalah metode SARIMA. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui hasil peramalan jumlah produksi padi di Kabupaten Bone menggunakan metode SARIMA. Dalam penelitian ini digunakan software R untuk membantu menyelesaikan proses peramalan agar lebih efisien. Hasil dalam penelitian ini menunjukkan bahwa model yang memenuhi syarat untuk digunakan dalam peramalan ini adalah SARIMA $(1,1,2)(1,1,1)^{12}$ dengan nilai AIC terkecil 2996,04. Hasil peramalan tertinggi terjadi di bulan Agustus sebanyak 312.481,27 ton dan hasil peramalan terendah terjadi di bulan Januari sebanyak 27.362,32 ton.

Kata Kunci: Time Series, Padi, SARIMA, AIC

1. PENDAHULUAN

Sulawesi Selatan adalah salah satu Provinsi di Pulau Sulawesi yang memiliki presentase lahan pertanian tanaman padi yang besar. salah satu kabupaten di Provinsi Sulawesi Selatan yang menjadi penyuplai padi terbesar adalah Kabupaten Bone. Padi merupakan tanaman pangan yang terpenting dan paling banyak ditanam oleh petani-petani di Kabupaten Bone. Estimasi luas panen padi berdasarkan hasil pengamatan dari Januari 2019 hingga Desember 2019 di Kabupaten Bone sebesar 169,4 ribu hektar menurun 44,92 ribu hektar (21%) dari luas panen tahun sebelumnya. Sementara itu, estimasi produksi padi di Kabupaten Bone dari Januari hingga Desember 2019 sebesar 774,34 ribu ton. Nilai ini menurun sekitar 231,17 ribu hektar (23%). Jika dikonversikan menjadi beras dengan angka konversi ke beras tahun 2018 produksi beras 2019 diperkirakan sebesar 493,33 ribu ton beras.

Beras sebagai makanan pokok yang memiliki peran penting, terbukti jika terjadinya ketidakstabilan persediaan beras atau naikturunnya harga beras maka dapat memicu munculnya kerusuhan nasional, ketersediaan

beras dengan harga yang stabil dan tersedia sepanjang waktu sehingga terdistribusi secara merata sangat diharapkan oleh sebagian besar masyarakat di Kabupaten Bone.

Penelitian tentang peramalan produksi padi yang telah dilakukan sebelumnya. Seperti halnya penelitian Ary Huda telah melakukan penelitian terkait produksi pertanian menggunakan model $(0,0,2)(0,1,1)$ dengan hasil penelitian yaitu nilai MSE 1443 yang lebih kecil dibandingkan dengan nilai MSE pada data curah hujan bulanan. Hal tersebut mendukung terpilihnya model SARIMA $(0,0,2)(0,1,1)$ dengan *deteksi outlier* sebagai model terbaik.

Dari tahun ke tahun Dinas Pertanian mengalami kesulitan dalam memprediksi peningkatan dan penurunan hasil produksi padi. Untuk mengetahui peningkatan dan penurunan di masa yang akan datang, ada beberapa metode peramalan yang dapat menggunakan produksi padi.

Data produksi padi merupakan data deret waktu yang bersifat fluktuatif setiap tahunnya oleh karena itu pada penelitian tentang peramalan produksi padi menggunakan metode SARIMA yang dimana metode SARIMA adalah salah satu metode peramalan yang menggunakan data deret waktu dan metode SARIMA salah satu metode analisis terbaik karena memiliki tingkat keakuratan peramalan jangka pendek yang tinggi. Dalam hal ini peneliti melakukan penelitian dengan menggunakan metode SARIMA dengan studi kasus yang berbeda yaitu peramalan produksi padi menggunakan metode SARIMA di Kabupaten Bone.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Peramalan

Peramalan merupakan proses untuk mengetahui apa yang terjadi di masa mendatang

mengenai suatu objek dengan menggunakan *judgment*, pengalaman atau data historis[1]. Peramalan juga merupakan memprediksi sesuatu yang akan datang dengan perhitungan data historis[2]. Peramalan dapat disimpulkan sebagai suatu proses untuk memperkirakan kemungkinan yang terjadi di masa depan melalui perhitungan dari data historis.

Peramalan jika di tinjau dari aspek jangka waktu dibedakan menjadi tiga macam yaitu :

1. Peramalan jangka pendek
2. Peramalan jangka menengah
3. Peramalan jangka Panjang [3]

Analisis Deret Waktu (*Time Series*)

Time series merupakan serangkaian pengamatan yang terurut berdasarkan waktu dengan jarak yang sama[4].

Dalam meramalkan terdapat banyak metode yang dapat digunakan untuk menentukan metode yang sesuai maka perlu mempertimbangkan kriteria-kriteria dalam membandingkan atau memilih metode seperti akurasi, jangkauan peramalan, kemudahan penerapan. Dalam kriteria akurasi di pengaruhi oleh pola data yang akan digunakan. Pola data tersebut adalah :

1. Pola Horizontal
2. Pola Musiman
3. Pola Siklis
4. Pola Trend [5]

Uji Stationeritas

Uji stationeritas digunakan untuk menguji konsistensi pergerakan data *time series*. Terdapat beberapa uji yang digunakan untuk menguji stationeritas.

Berikut adalah penjelasan dari tiap uji stationeritas.

1. Analisis secara grafis
 - a. Deviasi pergerakan data
 - b. Keberadaan tren
2. *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Correlogram*
Indikasi tidak stasioner:
 - a. Grafik *Correlogram* AC (*Autocorrelation*) dan *Partial Autocorrelation* (PAC) melewati nilai batas
 - b. Nilai statistik AC dan PAC diatas 0.5
3. Uji akar unit (*Unit Root Test*)

Uji akar unit merupakan salah satu alat dalam menguji stationeritas data. Jika suatu variabel terdiri dari akar unit, tidak stationer dan berkombinasi dengan variabel lain yang tidak stationer pula maka kedua *series* tersebut akan membentuk stationeritas dalam hubungan kointegrasi[6].

Stationeritas

Terdapat dua jenis kestasioneran yang harus dipenuhi suatu data deret waktu yaitu stasioner dalam rata-rata maupun variansi, yaitu:

1. Stasioneritas dalam Rata-Rata

Kestasioneran dalam rata-rata dapat dilihat dari diagram time series atau dari grafik fungsi autokorelasi[7].

2. Stasioneritas dalam Variansi

Kestasioneran data dalam variansi dapat diidentifikasi dari grafik time series. Jika dilihat secara visual maka data dikatakan stationer terhadap variansi jika pergerakan data *series* relatif tetap[8].

Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (*Sarima*)

- a. Proses *Moving Average* (MA) Musiman

Bentuk umum dari proses *Moving Average* musiman periode S tingkat Q atau $MA(Q)^S$ didefinisikan sebagai berikut :

$$X_t = \varepsilon_t - \phi_1 \varepsilon_{t-s} - \phi_2 \varepsilon_{t-2s} - \dots - \phi_Q \varepsilon_{t-Qs} \quad (2.1)$$

- b. Proses *Autoregressive* (AR) Musiman

Bentuk umum dari proses *Autoregressive* musiman periode S tingkat P atau $AR(P)^S$ didefinisikan sebagai berikut :

$$X_t = \phi_1 X_{t-s} + \phi_2 X_{t-2s} + \dots + \phi_P X_{t-PS} + \varepsilon_t \quad (2.2)$$

- c. Model *Seasonal ARIMA*

Musiman adalah kecenderungan mengulangi pola tingkah gerak dala periode musim, biasanya satu tahun untuk data bulanan.

Secara umum bentuk model *ARIMA* musiman atau *ARIMA* (p, d, q)(P, Q, S)^S adalah [9] :

$$\phi_P(B)\phi_P(B^S)(1 - B^S)^D X_t = \theta_Q(B)\theta_Q(B^S)\varepsilon_t \quad (2.3)$$

Tahapan umum yang dilakukan untuk pemodelan *Seasonal ARIMA* yaitu sebagai berikut:

1. Identifikasi model
Data *time series* yang akan diramal harus memenuhi syarat stasioner dalam rata-rata dan ragam. Jika data belum stasioner, harus dilakukan transformasi terlebih dahulu.
2. Pendugaan parameter
Proses ini dilakukan untuk melihat signifikansi parameter dari model tentatif yang sudah ditentukan.
3. Diagnostik model
Pemeriksaan diagnostik dilakukan untuk mengecek kelayakan dari model yang sudah dipilih agar sisaan berdistribusi normal dan tidak ada sisaan yang saling berkorelasi.
4. Peramalan
Peramalan yaitu seni dan ilmu untuk memperkirakan kejadian dimasa depan. Hal ini dapat dilakukan dengan melibatkan pengambilan data masalah dan menempatkannya ke masa yang akan datang dengan suatu bentuk matematis[10].

Uji Asumsi Residual

Dalam menentukan model ARIMA yang terbaik, harus dipilih model yang seluruh parameternya signifikan, kemudian juga memenuhi 2 asumsi residual yaitu berdistribusi normal dan *white noise*.

- a. Distribusi Normal
Pengujian kenormalan dapat dihitung dengan menggunakan Uji *Jarque Bera* (JB)
Hipotesa :

H_0 : Residual Berdistribusi Normal

H_1 : Residual Tidak Berdistribusi Normal

Statistik Uji :

$$JB = \frac{n}{6} \left(S^2 + \frac{(k-3)^2}{4} \right) \quad (2.4)$$

- b. *White Noise*

Suatu model bersifat *white noise* artinya residual dari model tersebut telah memenuhi asumsi identik (variansi residual homogen) serta independen (antar residual tidak berkorelasi). Pengujian asumsi *white noise* dilakukan dengan menggunakan uji Ljung-Box.

Hipotesa :

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$$

H_1 : Minimal ada satu ρ_i yang tidak sama dengan nol, $i = 1, 2, \dots, k$

Statistik Uji[11]:

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^k \frac{\hat{\rho}^2 k}{n-k}, n > k \quad (2.5)$$

Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Untuk memilih model yang cocok dari model yang telah didapatkan, harus dipilih mana diantara model-model tersebut paling baik. Untuk memilih model terbaik salah satunya adalah *Akaike's Information Criterion* (AIC), pada plot acf dan pacf dapat dilihat stasioneritas data dan juga untuk melihat orde ke berapa yang mungkin dipakai sebagai orde dari model tentative. Selanjutnya dihitung nilai AIC yang digunakan untuk memilih model SARIMA, nilai AIC yang terkecil yang dipakai untuk menentukan model SARIMA yang digunakan. Nilai AIC dapat dihitung sebagai berikut[12] :

$$AIC(k) = T \ln(\hat{\sigma}_\epsilon^2) + 2k \quad (2.6)$$

3. METODOLOGI

Variabel yang dilakukan pada penelitian ini adalah variabel jumlah produksi padi (X_t) yang terdata di Dinas Pertanian, jumlah produksi padi yang dimaksud pada penelitian ini adalah jumlah produksi padi per tahun dari periode tahun 2010-2020 yang dinyatakan dalam satuan ton.

Prosedur Analisis

Langkah-langkah analisis yang digunakan dalam penelitian ini sebagai berikut:

- a. Mengumpulkan data produksi padi di Dinas Pertanian dari Januari 2010-Desember 2020
- b. Melakukan *Plot* deret waktu *ACF* dan *PACF*
- c. Mengidentifikasi kestasioneran data. Jika dalam rata-rata belum stasioner maka dilakukan diferensiasi, dan jika dalam variansi data belum stasioner maka dilakukan transformasi
- d. Apabila data sudah stasioner dalam rata-rata dan variansi maka dapat menentukan model SARIMA
- e. Melakukan estimasi dari parameter model yang telah diperoleh dengan menggunakan uji signifikan dan uji residual *white noise*

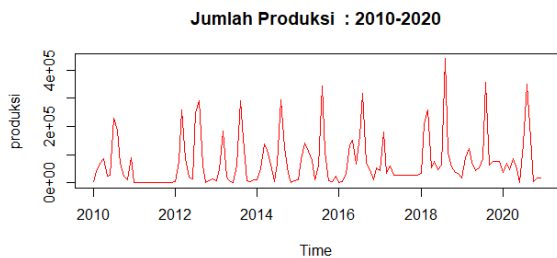
- f. Menguji kelayakan model, jika model belum layak maka dilakukan uji identifikasi model baru agar mendapatkan hasil yang terbaik
- g. Menentukan model terbaik dengan melihat nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) yang paling kecil
- h. Bila model telah dinyatakan layak, maka dapat dilakukan peramalan untuk masa yang akan datang

untuk mengatasinya dilakukan tahap *differencing*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data produksi padi dalam bentuk bulanan pada tahun 2010-2020 yang diperoleh dari Dinas Pertanian Kabupaten Bone dengan plot sebagai berikut :



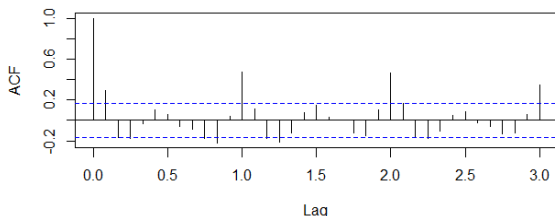
Gambar 4.1 Plot Data Produksi Padi

Berdasarkan plot diatas, dapat dilihat secara visual bahwa data belum stasioner dalam varian, Adapun berdasarkan uji ADF dapat dilihat sebagai berikut:

Tabel 4.1 Nilai ADF

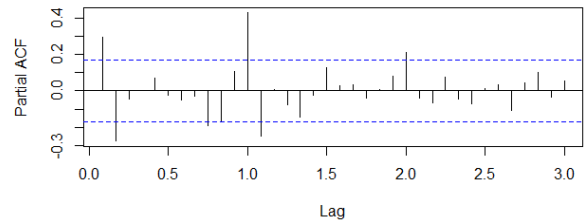
Statistik Uji	P-Value
Dickey-Fuller	-4.7896
P-value	0.01

Selanjutnya dilakukan identifikasi berdasarkan plot ACF dan PACF seperti yang terlihat pada gambar 4.2 dan 4.3 :

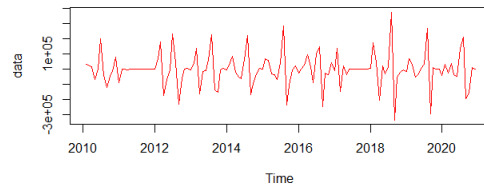


Gambar 4.2 Plot ACF

Berdasarkan Gambar 4.2 dan Gambar 4.3 menunjukkan bahwa data telah stasioner, akan tetapi berdasarkan Gambar 4.1 menunjukkan data belum stasioner dalam varian, sehingga



Gambar 4.3 Plot PACF Jumlah Produksi



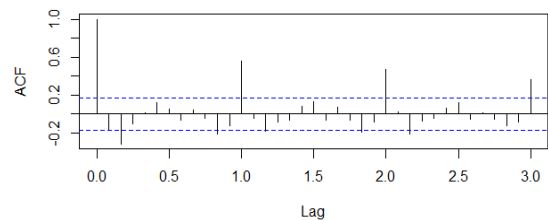
Gambar 4.4 Plot Data Produksi Padi Setelah Differencing Non Musiman1

Berdasarkan plot diatas, dapat dilihat secara visual bahwa data telah memenuhi syarat kestasioneran data, berdasarkan uji ADF dapat dilihat sebagai berikut :

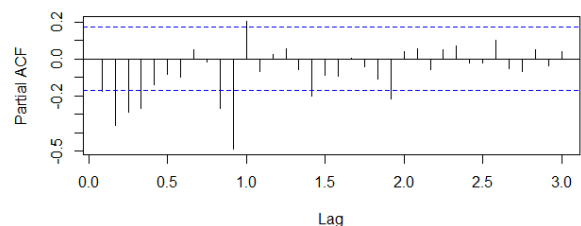
Tabel 4.2 Nilai ADF Non Musiman 1

Statistik	P-Value
Dickey-Fuller	-7.4763
P-value	0.01

Selanjutnya dilakukan identifikasi berdasarkan plot ACF dan PACF:



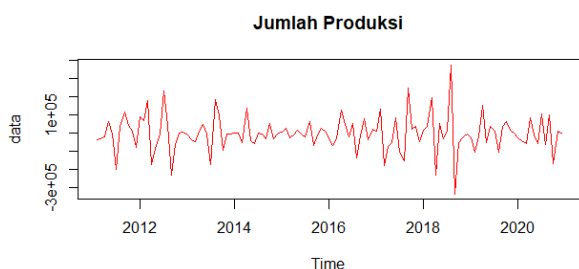
Gambar 4.5 Plot ACF Setelah Differencing Non Musiman1



Gambar 4.6 Plot PACF Setelah Differencing Non Musiman1

Berdasarkan Gambar 4.5 dan Gambar 4.6, plot acf dan pacf telah stasioner dimana telah

terdapat lag yang signifikan melewati batas, sehingga pendugaan orde non musiman telah dapat dilakukan, selanjutnya dilakukan tahanan differencing untuk data musimannya.



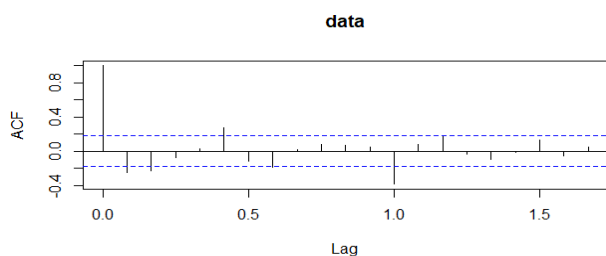
Gambar 4.7 Plot Data Produksi Padi Setelah Differencing Musiman

Berdasarkan plot diatas, dapat dilihat secara visual bahwa data telah memenuhi syarat kestasioneran data, berdasarkan uji ADF dapat dilihat sebagai berikut :

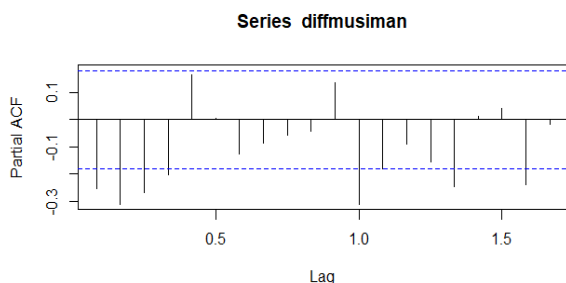
Tabel 4.3 Nilai ADF Musiman

Statistik	Nilai
Dickey-Fuller	-5.6564
P-value	0.01

Selanjutnya dilakukan identifikasi berdasarkan plot ACF dan PACF:



Gambar 4.8 Plot ACF Setelah Differencing Musiman



Gambar 4.9 Plot PACF Setelah Differencing Musiman

Berdasarkan Gambar 4.8 dan Gambar 4.9, 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 $(1,1,0)(1,1,0)^{12}, (1,1,2)(1,1,1)^{12},$

$(2,1,0)(2,1,0)^{12}, (2,1,2)(2,1,1)^{12}$ setelah mengidentifikasi model sementara. Langkah selanjutnya mencari taksiran parameter dalam model tersebut, Adapun taksiran parameter untuk 4 model tersebut sebagai berikut :

Tabel 4.4 Taksiran Parameter Model Sementara

Model	Orde			
	AR ₁	AR ₂	d	D
$(1,1,0)(1,1,0)^{12}$	-0.2787	-	1	1
$(1,1,2)(1,1,1)^{12}$	0.1183	-	1	1
$(2,1,0)(2,1,0)^{12}$	-0.3356	-0.3160	1	1
$(2,1,2)(2,1,1)^{12}$	-0.1428	0.0881	1	1

Tabel 4.5 Taksiran Parameter Model Sementara Lanjutan

Model	Orde					
	MA ₁	MA ₂	SAR ₁	SAR ₂	SMA ₁	SMA ₂
$(1,1,0)(1,1,0)^{12}$	-	-	-0.4163	-	-	-
$(1,1,1)(1,1,1)^{12}$	-0.787	-0.2130	0.0035	-	-0.8100	-
$(2,1,0)(2,1,0)^{12}$	-	-	-0.5592	-0.3594	-	-
$(2,1,1)(2,1,1)^{12}$	-0.5197	-0.4803	-0.0494	-0.0839	-0.7467	-

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

Tabel 4.6 Hasil Uji Ljung-Box Berdasarkan Model SARIMA

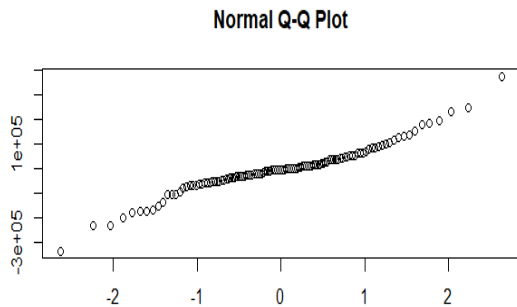
Model	Df	P-Value
$(1,1,0)(1,1,0)^{12}$	1	0.3226
$(1,1,2)(1,1,1)^{12}$	1	0.9368
$(2,1,0)(2,1,0)^{12}$	1	0.3284
$(2,1,2)(2,1,1)^{12}$	1	0.9402

Setelah melakukan uji *white noise* selanjutnya melakukan uji normalitas residual dengan menggunakan statistik uji *Kolmogorov Smirnov* dengan hasil sebagai berikut:

Tabel 4.7 Statistik Uji Kolmogorov Smirnov

Uji Statistik	Nilai	P-Value
Kolmogorov Smirnow	0.12506	2.887

Adapun dalam bentuk grafik disajikan sebagai berikut :



Gambar 4.10 Grafik Distribusi Normal Residual

Berdasarkan Gambar 4.10 terlihat bahwa sebaran data telah mengikuti garis normal sehingga data sudah memenuhi syarat distribusi normal.

Selanjutnya yaitu menentukan model yang dianggap paling baik dari model lain yang telah memenuhi asumsi *white noise* dan normalitas residual yang berdasarkan pada nilai AIC terkecil yang diperoleh suatu model. Adapun nilai AIC sebagai berikut :

Tabel 4.8 Statistik Uji Kolmogorov Smirnow berdasarkan model SARIMA

Model	AIC
$(1,1,0)(1,1,0)^{12}$	3043.74
$(1,1,2)(1,1,1)^{12}$	2996.04
$(2,1,0)(2,1,0)^{12}$	3023.83
$(2,1,2)(2,1,1)^{12}$	2999.59

Berdasarkan tabel 4.8 dapat diperoleh bahwa model yang memiliki nilai AIC terkecil yaitu model $(1,1,2)(1,1,1)^{12}$ sebagai model terbaik, maka bentuk persamaan peramalan yang didapatkan sebagai berikut :

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

$$\begin{aligned} X_t = & 0,1183 X_{t-1} + 0,0035 X_{t-12} - 0,00041 X_{t-13} + X_{t-1} - \\ & 0,1183 X_{t-2} - 0,0035 X_{t-13} + 0,00041 X_{t-14} + X_{t-12} - \\ & 0,1183 X_{t-13} - 0,0035 X_{t-24} + 0,00041 X_{t-25} - X_{t-13} + \\ & 0,1183 X_{t-14} + 0,0035 X_{t-25} - 0,00041 X_{t-26} + \varepsilon_t + \\ & 0,787 \varepsilon_{t-1} + 0,2130 \varepsilon_{t-12} + 0,8100 \varepsilon_{t-12} + 0,63747 \varepsilon_{t-13} + \\ & 0,17253 \varepsilon_{t-24} \end{aligned}$$

Dari persamaan diatas bahwa jumlah produksi padi di tahun berikutnya dapat diprediksi dengan hasil prediksi diperoleh sebagai berikut:

Tabel 4.9 Hasil Peramalan Jumlah Produksi Padi di Kabupaten Bone

Periode	Peramalan
Januari 2021	27.362,32
Februari 2021	107.696,48
Maret 2021	130.648,73
April 2021	95.503,88
Mei 2021	73.019,97
Juni 2021	44.952,86
Juli 2021	118.426,60
Agustus 2021	312.481,27
September 2021	112.501,44
Oktober 2021	48.882,87
November 2021	43.351,28
Desember 2021	52.649,55

Pembahasan

Berdasarkan hasil penelitian dengan menggunakan metode SARIMA dimulai dengan memplot data produksi padi untuk mengetahui kestasioneran data dengan melakukan pemeriksaan data dalam nilai rata-rata dan varians. Berdasarkan plot time series dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner dalam varian untuk model ARIMA maka dilakukan *differencing* sebanyak satu kali untuk model ARIMA, kemudian dilakukan *differencing* untuk model SARIMA dan data telah stasioner dalam rata rata dan varian.

Berdasarkan data produksi padi di Dinas Pertanian Kabupaten Bone yang dianalisis dengan menggunakan metode SARIMA, maka diperoleh model SARIMA $(1,1,2)(1,1,1)^{12}$ sebagai model yang paling tepat untuk melakukan peramalan produksi padi.

Dari tabel 4.9 diatas, menunjukkan bahwa peramalan produksi padi di Kabupaten Bone mengalami kenaikan dan penurunan dalam periode satu tahun. Jumlah produksi padi tertinggi terjadi pada bulan Agustus 2021 yaitu sebanyak 312.481,27 ton dan jumlah terendah terjadi pada bulan Januari 2021 yaitu sebanyak 27.362,32 ton. Hasil peramalan produksi padi di Kabupaten Bone mengalami kenaikan pada bulan Agustus 2021 karena pada bulan ini adalah musim rendengan atau musim tahunan, sedangkan produksi padi terendah pada bulan Januari 2021 karena pada bulan ini adalah musim gadu atau gabungan misalnya padi, kacang, jagung, dan lain-lain.

5. KESIMPULAN

Hasil peramalan jumlah produksi padi di Kabupaten Bone menggunakan metode SARIMA mengalami kenaikan dan penurunan dalam periode satu tahun. Jumlah produksi padi tertinggi terjadi pada bulan Agustus 2021 yaitu sebanyak 312.481,27 ton dan jumlah produksi padi terendah terjadi pada bulan Januari 2021 yaitu sebanyak 27.362,32 ton.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] N.J, Awat. “*Metode Peramalan Kuantitatif*”. (Yogyakarta : 1990)
- [2] H.S, Abbas & B. Saleh. “*Forecasting Aplikasi Penelitian Bisnis QM for windows VS Minitab VS manual*”. (Jakarta : Mitra Wacana Media) 2017
- [3] A. Ishak. “*Manajemen Operasi*”. (Yogyakarta : Graha Ilmu).2010
- [4] W.w.s Wei. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. Person Education, Inc., New York
- [5] S.Makridakis, Wheelwright, S.C & McGee,V.E. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. (edisiis kedua). Jakarta : Erlangga. 1992
- [6] Adhitya Wardhono, dkk, *Analisis Data Time Series dalam Model Makroekonomi* (Jember : CV. Pustaka Abadi, 2019)
- [7] Risma, “*Analisis Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan Internasional di Bandara Soekarno-Hatta Tahyn 2016 Menggunakan Metode SARIMA dan Holt-Winter*” , (Universitas Negeri Semarang : Jurusan Matematika, 2016)
- [8] William W.S.Wei, “*Time Series Analysis : Univariate and Multivariate Methods*”, (New York : Person Education, 1994)
- [9] Annisa UI Ukhra, “*Pemodelan dan Peramalan data Deret Waktu dengan Metode Seasonal ARIMA*”, UNAND, Padang,2011.
- [10] Heni Triyandini,”*Peramalan Jumlah Kunjungan Wisata TMII Menggunakan Metode SEASONAL ARIMA (SARIMA)*”, (Institut Pertanian Bogor, Departemen Statistika, 2017)
- [11] Zaenab Kafara dkk. *Peramalan Curah Hujan dengan Pendekatan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)*. Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan.2017
- [12] M.As’ad. *Finding The Best Arima Model to Forecast Daily Peak Electricity Demand*.5th Annual Applied Statistics Education and Research Collaboration (ASEARC). Wollongong : Wollongong University.2012