

Peramalan Persediaan Beras Bulog di Kabupaten Manokwari Menggunakan *Autoregressive Integrated Moving Average*

Eka Indriati^{1*}, Christian Dwi Suhendra², Lion Ferdinand Marini³
 Teknik Informatika, Universitas Papua, Manokwari, Indonesia
 *e-mail *Corresponding Author*: ekaindriati09@gmail.com

Abstract

Rice is one of the main components in the food sector which plays an important role in maintaining food supply stability. The main challenge in this case is maintaining Bulog's rice supply to remain stable. This research was conducted to support efforts to overcome food supply stability at Perum Bulog Manokwari by forecasting future Bulog rice supplies. The method used to predict Bulog's rice supply is the ARIMA model. From the application of the ARIMA method, the ARIMA(1,0,0) model was obtained with an accuracy level measured by an RMSE value of 107,908.4 and an error percentage of 15.71%. Forecasting Bulog's rice supplies using the ARIMA method is carried out for the next six month period, from January to June 2024.

Keywords: *Forecasting; Bulog Rice; ARIMA*

Abstrak

Beras merupakan salah satu komponen utama dalam sektor pangan yang memegang peranan penting dalam menjaga stabilitas pasokan pangan. Tantangan utama dalam hal ini adalah menjaga persediaan beras Bulog agar tetap stabil. Penelitian ini dilakukan untuk mendukung upaya dalam mengatasi stabilitas pasokan pangan di Perum Bulog Manokwari dengan melakukan peramalan terhadap persediaan beras bulog di masa mendatang. Metode yang digunakan dalam melakukan prediksi persediaan beras Bulog adalah Model ARIMA. Dari penerapan metode ARIMA, didapatkan model ARIMA(1,0,0) dengan tingkat akurasi yang diukur dari nilai RMSE sebesar 107.908,4 dan persentase kesalahan sebesar 15,71%. Peramalan persediaan beras Bulog menggunakan metode ARIMA dilakukan untuk periode enam bulan mendatang, mulai dari Januari hingga Juni 2024.

Kata kunci: *Peramalan; Beras Bulog; ARIMA*

1. Pendahuluan

Beras diartikan sebagai bahan makanan pokok yang tak tergantikan di masyarakat Indonesia dan memiliki peran guna memenuhi kebutuhan nutrisi, Tubuh membutuhkan beras sebagai sumber energi dan gizi setiap hari. Beras adalah sumber karbohidrat utama dan simbol solidaritas dalam peristiwa penting dan tradisi keluarga yang diwariskan dari generasi ke generasi. Oleh karena itu, untuk menunjang upaya pemenuhan kebutuhan akan beras, pengelolaan persediaan beras yang baik sangat penting dilakukan. Pengelolaan yang efektif memastikan bahwa ketersediaan beras tetap stabil sepanjang tahun, menghindari kelangkaan yang dapat mempengaruhi harga dan akses masyarakat terhadap pangan. Stabilitas pangan beras dapat dicapai melalui kecukupan persediaan beras yang memadai, baik di tingkat produksi, distribusi, maupun penyimpanan. Salah satu Perusahaan Umum Badan Logistik bertanggung jawab atas tata niaga beras di Indonesia, juga dikenal sebagai Perum BULOG [1].

Perum Bulog terkadang mengalami surplus ketersediaan beras yang melampaui kebutuhan, sehingga mengakibatkan penimbunan beras bulog di gudang. Disisi lain, ketika persediaan beras bulog terlalu minim, hal tersebut dapat menghambat kelancaran operasional karena tidak tersedianya beras pada saat diperlukan. Upaya yang harus dilakukan oleh Perum Bulog Manokwari untuk menjamin ketersediaan beras yang memadai yakni dengan memprediksi persediaan beras bulog dimasa yang akan datang.

Prediksi sangat membantu dalam perencanaan dan pengambilan keputusan modern dalam manajemen perusahaan. "*Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*" yakni

sebagai metode yang paling sering digunakan untuk meramalkan data deret waktu. Metode ini sangat populer karena kemampuannya dalam menangani data yang tidak stasioner dengan mengintegrasikan proses diferensiasi untuk membuat data menjadi stasioner. Metode ARIMA menggunakan pola data historis untuk membuat ramalan [2]. Metode ARIMA juga mengintegrasikan dua komponen utama: model autoregresif (AR) dan model rata-rata pergerakan (MA). Model AR menggambarkan perubahan suatu variabel dengan mengacu pada nilai-nilai historis variabel itu sendiri. Dengan kata lain, model ini memperkirakan nilai masa depan berdasarkan hubungan linier dengan nilai-nilai sebelumnya. Sebaliknya, model MA memfokuskan pada pengaruh residual atau kesalahan dari periode-periode sebelumnya untuk menjelaskan fluktuasi data saat ini. Dengan menggabungkan kedua model ini, ARIMA mampu memberikan analisis yang komprehensif dan akurat terhadap deret waktu, memungkinkan identifikasi pola yang lebih kompleks dan peramalan yang lebih handal. [3]. Penelitian ini memilih metode ARIMA karena kemampuannya untuk sepenuhnya mengabaikan variabel independen dalam proses peramalan. ARIMA hanya menggunakan data dari variabel dependen, baik dari masa kini maupun masa lalu, untuk menghasilkan prediksi yang akurat dalam jangka pendek. Metode ini sangat efektif dalam menganalisis pola-pola dalam data deret waktu tanpa harus mempertimbangkan pengaruh variabel lain yang mungkin tidak relevan atau sulit diukur.[4].

Penelitian sebelumnya mengenai peramalan, menggunakan metode ARIMA dalam kasus "Peramalan Metode ARIMA data Saham PT. Telekomunikasi Indonesia", menunjukkan jika model ARIMA terbaik yakni (0,2,1). Model ini memiliki nilai MSE terendah sejumlah 3,070, diterapkan pada rentang waktu Juni 2020 hingga Mei 2021. Dalam rentang waktu tersebut, Juni 2020 menunjukkan hasil peramalan sebesar 3.103, sementara pada bulan Juli 2020, angkanya sedikit menurun menjadi 3.056. Pada bulan Agustus 2020, hasil peramalan kembali turun menjadi 3.007. Trend penurunan terus berlanjut dengan nilai peramalan untuk bulan September 2020 mencapai 2.956. Bulan Oktober 2020 menunjukkan angka yang lebih rendah lagi, yaitu 2.905. Penurunan terus berlanjut hingga bulan November 2020, yang menunjukkan angka sebesar 2.852. Trend ini tetap konsisten hingga bulan Desember 2020 dengan peramalan sebesar 2.799. Angka peramalan untuk bulan Januari 2021 terus menurun menjadi 2.744, dan penurunan berlanjut hingga bulan Februari 2021, yang menunjukkan angka sebesar 2.687. Bulan Maret 2021 menunjukkan angka sebesar 2.630, sementara pada bulan April 2021, angka tersebut turun menjadi 2.571. Penurunan terus berlanjut hingga bulan Mei 2021, yang menunjukkan angka peramalan terendah sebesar 2.511.[3]. Penelitian berikutnya, berjudul "Peramalan Harga Bitcoin Menggunakan Metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)", menemukan bahwa model ARIMA terbaiknya yakni (0,2,1) dengan persamaan peramalan $Z_t = \mu - 0,9647Z_{t-1} + at$. Selama periode peramalan 1 bulan, mulai dari 11 Maret 2018 hingga 09 April 2018, terdapat tren penurunan stabil dalam harga Bitcoin. Ketika membandingkan hasil ramalan harga Bitcoin dengan harga aktualnya, perbedaan yang teramati tidak begitu signifikan. Fenomena ini menunjukkan bahwa model peramalan yang diterapkan mampu secara relatif akurat mengantisipasi fluktuasi harga Bitcoin yang terjadi, meskipun adanya sedikit variasi yang mungkin terjadi di antara hasil ramalan dan harga aktual. Dengan demikian, meskipun terjadi perbedaan, model tersebut masih memberikan wawasan yang berharga terhadap dinamika pasar Bitcoin [5]. Kemudian penelitian berikutnya berjudul "*Forecasting Egyptian GDP using ARIMA models*". Penelitian ini berhasil meramalkan Beras dikonsumsi, diproduksi, diekspor, dan diimpor. Berdasarkan model ARIMA, tingkat swasembada beras di Benin diperkirakan masing-masing sejumlah 47%, 56%, 58%, 59% dan 68% pada tahun 2019, 2020, 2021, 2022, dan 2023 [2].

Tujuan dari penelitian ini yakni untuk mendapatkan pengetahuan mengenai stok beras Bulog di masa mendatang dengan menggunakan model ARIMA. Peramalan terhadap stok beras bulog diharapkan dapat menyediakan informasi yang relevan, sehingga dapat membantu Perum BULOG dalam pengambilan keputusan dan formulasi kebijakan terkait beras. Selain itu, hasil peramalan juga diharapkan dapat membantu dalam upayaantisipasi dan pengendalian terhadap kemungkinan peristiwa berdasarkan faktor-faktor tertentu.

2. Tinjauan Pustaka

Bagian ini berisi rangkuman dari penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh peneliti terdahulu yang mengeksplorasi teknik data mining menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk meramalkan data.

Hasil penelitian yang dilakukan oleh [6] dengan judul "*Forecasting of Paddy Grain and Rice's Price: An ARIMA (Autoregressive Integretd Moving Average) Model Application*". Penelitian ini menguji harga gabah dari tingkat petani, penggilingan, dan grosir, menggunakan model ARIMA. Hasil terbaik untuk harga gabah adalah ARIMA(1,1,2) untuk harga petani dan penggilingan dan ARIMA(1,1,3) untuk harga beras. Adapun perolehan data menunjukkan bahwa harga beras akan berbeda dari harga aktual dan yang diprediksi selama enam bulan ke depan. Sebagai contoh, harga beras di tingkat petani diproyeksikan mencapai Rp 5.905,15/kg, sedangkan harga sebenarnya adalah Rp 5.524,89/kg; harga penggilingan diproyeksikan mencapai Rp 6.014,35/kg, sedangkan harga sebenarnya adalah Rp 5.641/kg; dan harga beras di tingkat grosir diproyeksikan mencapai Rp 12.163,92/kg, sedangkan harga sebenarnya adalah Rp 12.115/kg. Hasil ini menunjukkan bahwa meramalkan harga komoditas pertanian dengan akurat sulit mengingat faktor-faktor eksternal seperti kondisi cuaca, kebijakan pemerintah, dan permintaan pasar yang berubah-ubah.

Penelitian berikutnya dilakukan oleh [7] dengan judul "*Paddy price forecasting in India using ARIMA model*". Penelitian ini melakukan pengujian terhadap harga grosir beras di 5 kota yang berada di India yaitu Punjab, Uttar Pradesh, Tamil Nadu, Benggala Barat dan Delhi. Penelitian ini berhasil mendapatkan model ARIMA terbaik untuk masing-masing kota, dan telah melakukan peramalan harga grosir padi untuk tahun 2020-2021. Kota punjab memiliki model ARIMA(4,0,12) dengan hasil prediksi harga kisaran Rs.1810.23 - RS.2239.59 qt, untuk Uttar Pradesh memiliki model ARIMA(3,1,12) dengan hasil prediksi harga kisaran Rs. 1080.90 – Rs.1495.35 qt, lalu Tamil Nadu dengan ARIMA(0,1,6) dengan prediksi harga sebesar Rs. 1662.91 – Rs. 1674.98 qt, Benggala Barat memiliki model ARIMA(0,1,3) dengan hasil prediksi harga kisaran Rs. 1835.05 – Rs.1902.22 qt, dan Delhi dengan model ARIMA(0,1,12) dengan hasil prediksi harga kisaran Rs.3010.00 – Rs.3133.36 qt.

Kemudian pada penelitian yang dilakukan oleh [8] dengan Judul "Peramalan Harga Beras Pada Pasar Tradisional di Indonesia dengan menggunakan Model ARIMA". Penelitian ini berhasil memprediksi harga beras pasar tradisional di Indonesia dalam kurun waktu 5 bulan kedepan. Memiliki model ARIMA terbaik yaitu ARIMA (1,0,1) dengan kesimpulan akhir harga beras akan mengalami penurunan hingga bulan November 2021 dengan harga rata-rata Rp 11.783,75.

Penelitian terhadap prediksi stok beras telah dilakukan sebelumnya dengan menggunakan metode lain. Adapun penelitian yang dimaksud yaitu "Penerapan *Fuzzy Times Series* serta Regresi Linier pada Melihat Ketersediaan Beras". Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa peramalan menggunakan metode rata-rata *fuzzy time series* menghasilkan nilai RMSE sejumlah 8,9422 untuk kualitas premium beras. Pengujian menggunakan metode linier sederhana menunjukkan bahwa peramalan kualitas beras premium mencapai akurasi sejumlah 87,62%, dengan tingkat prediksi yang melebihi 80%. [9].

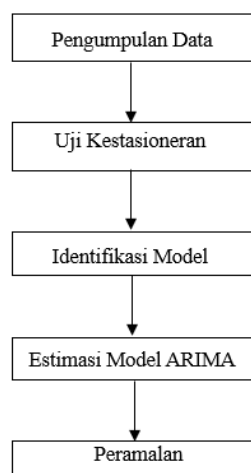
Dari penelitian [6], [7], [8] yang disajikan, terlihat bahwa penggunaan model ARIMA telah memberikan hasil yang cukup baik dalam meramalkan harga dan produksi padi di berbagai wilayah. Penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA dapat disesuaikan dengan baik untuk memprediksi harga beras di berbagai tingkat, dari petani hingga grosir. Perbedaan penelitian ini dari penelitian sebelumnya terletak pada fokus peramalan persediaan beras bulog yang lebih spesifik pada Perum BULOG di kabupaten Manowari menggunakan metode ARIMA. Selain itu, pendekatan lain seperti fuzzy time series dan regresi linier juga pada penelitian [9] menunjukkan potensi dalam meramalkan ketersediaan stok beras dengan tingkat akurasi yang memuaskan. Ini menegaskan bahwa kombinasi antara teknik statistik seperti ARIMA dengan metode lainnya dapat menjadi alat yang berguna dalam membantu pemangku kepentingan dalam mengelola pasokan dan harga beras secara efisien.

3. Metodologi

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode ARIMA. Metode ARIMA yakni strategi yang umum diimplementasikan pada meramal data dalam periode singkat. Rekomendasi kuat diberikan terhadap penerapan metode ARIMA untuk peramalan jangka pendek dikarenakan tingkat akurasinya yang tinggi [10]. Selain itu, teknik ini juga mempermudah pengenalan korelasi statistik yang penting antara variable yang diinginkan untuk pendugaan dengan nilai-nilai yang diterapkan dalam proses peramalan. Walaupun demikian, saat meramalkan ke masa depan yang lebih jauh, tingkat keakuratan prediksi seringkali menurun. Dengan mempertimbangkan informasi dari masa lalu dan situasi saat ini, model dapat mengidentifikasi pola-pola yang mungkin terjadi,

memungkinkan penggunaan strategi yang sesuai untuk meramalkan hasil yang mendekati realita. [11].

Model ARIMA diartikan sebagai instrumen analisis statistik yang mengintegrasikan unsur-unsur dari model *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA) untuk memahami dan memprediksi data seri waktu. Notasi ARIMA(p, d, q) mencakup variabel (p) , yang menunjukkan tingkat komponen *Autoregressive* yang merefleksikan hubungan antara observasi sebelumnya dalam seri waktu. Variabel (d) menandai tingkat differencing yang diaplikasikan untuk mencapai stasioneritas data, yaitu mengeliminasi tren atau pola yang berubah sepanjang waktu. Variabel (q) merupakan tingkat komponen *Moving Average* yang menggambarkan hubungan antara nilai kesalahan acak dalam seri waktu. Model ARIMA sangat krusial dalam analisis seri waktu karena dapat mengidentifikasi struktur kompleks dalam data yang mungkin memiliki pola autokorelasi dan rata-rata bergerak. Dengan menyesuaikan nilai (p) , (d) , dan (q) dengan akurat, analisis dapat merancang model yang cocok dengan karakteristik unik data yang diteliti, memungkinkan prediksi yang lebih tepat mengenai perilaku data di masa mendatang..



Gambar 1. Tahapan Penerapan Model ARIMA

Berdasarkan Gambar 1 maka terdapat beberapa tahapan yang harus dilakukan dalam menerapkan metode ARIMA untuk penyelesaian penelitian ini :

- 1) Pengumpulan Data
Data persediaan beras bulog yang digunakan pada penelitian ini bersumber dari Perum BULOG Kabupaten Manokwari. Data yang digunakan ini merupakan data sekunder, sebagaimana dijelaskan oleh [13]. Data yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 48 data, yang mencakup dua variabel. Variabel periode memuat tanggal dalam satuan bulan dan variabel stok yang mencatat jumlah persediaan beras.
- 2) Uji Kestasioneran
Pada model ARIMA stasioneran data sangat penting untuk digunakan. Namun, hanya dapat digunakan pada deret waktu yang stasioner. Stasioneritas deret waktu menunjukkan bahwa tanpa pola atau tren yang signifikan, statistik dasar seperti mean, varians, dan kovarians tetap konstan sepanjang waktu. Pengujian biasanya menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk memastikan deret waktu stasioner. Metode ADF menguji hipotesis nol (H_0) bahwa deret waktu memiliki unit akar, atau tidak stasioner. Jika hasil pengujian menunjukkan nilai p-value kurang dari 0,05, maka H_0 ditolak, yang berarti ada cukup bukti untuk mengatakan bahwa deret waktu tersebut stasioner. Dengan demikian, sebelum menerapkan model ARIMA, kestasioneran adalah prasyarat penting karena model ini bergantung pada asumsi bahwa sifat stasioneritas terpenuhi untuk melakukan analisis yang akurat dan prediksi yang akurat terhadap perilaku masa depan dari data deret waktu tersebut.
- 3) Identifikasi Model
Penetapan orde (p, q) bergantung pada pola waktu yang teridentifikasi melalui fungsi parsial autokorelasi (PACF) serta fungsi autokorelasi (ACF) [14]. Plot ACF (*Autocorrelation*

Function): mengukur korelasi antara suatu nilai deret waktu dengan nilai-nilai sebelumnya dengan berbagai lag [15]. Plot PACF (*Partial Autocorrelation Function*): mengukur korelasi antara suatu nilai dalam deret waktu dengan nilai-nilai sebelumnya, tetapi dengan memperhitungkan pengaruh lag-lag diantaranya [15]. Jika tidak ada unsur tren dalam data yang diplot dalam urutan waktu, maka keterangan tersebut dianggap stasioner dalam rata-rata [12].

4) Estimasi Model ARIMA

Pemilihan model ARIMA terbaik dalam analisis ini dilakukan menggunakan fungsi `auto_arima` dari pustaka `pmdarima`. Proses ini dimulai dengan menentukan parameter awal untuk pencarian model, yaitu dengan mengatur `start_p=0` dan `start_q=0`, serta menetapkan model non-seasonal (`seasonal=False`). Fungsi `auto_arima` kemudian melakukan pencarian model secara bertahap untuk meminimalkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC), yang merupakan kriteria untuk menilai kualitas model statistik, di mana nilai AIC yang lebih rendah menunjukkan model yang lebih baik.

Pada tahap ini juga dilakukan pengukuran nilai *Root Mean Square Error* (RMSE), yang merupakan metrik yang digunakan untuk membandingkan akurasi antara dua atau lebih model [16]. RMSE mengukur seberapa baik model memprediksi nilai sebenarnya, dengan nilai yang lebih kecil menandakan tingkat akurasi yang lebih tinggi. Dengan demikian, semakin kecil nilai RMSE dari suatu model, semakin akurat model tersebut dalam memprediksi data.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2}{n}} \dots\dots\dots(1)$$

Dimana, n adalah jumlah data, A_t merupakan nilai aktual dari data pada waktu t dan F_t adalah nilai prediksi dari model pada waktu t [17].

5) Peramalan

Setelah berhasil memperoleh model ARIMA terbaik untuk memprediksi persediaan beras Bulog, langkah berikutnya adalah menggunakan model tersebut untuk melakukan prediksi terhadap persediaan beras dalam periode yang akan datang.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Data

Proses pengumpulan data yakni langkah awal yang penting dalam mendapatkan informasi yang relevan guna mencapai tujuan penelitian. Data yang diperoleh memuat dua variabel yaitu variabel periode dan stok.

```
In [3]: data.head(10)
```

	Periode	Stok
0	1/1/2020	780300
1	2/1/2020	679550
2	3/1/2020	577000
3	4/1/2020	657820
4	5/1/2020	652760
5	6/1/2020	550200
6	7/1/2020	662700
7	8/1/2020	669470
8	9/1/2020	771540
9	10/1/2020	880150

Gambar 2. Data Awal

Gambar 2 menunjukkan data awal dari data stok beras bulog pada tahun 2020. Data yang dipakai mulai bulan Januari tahun 2020 - Desember tahun 2023 dengan jumlah data yang diperoleh sebanyak 48 data. Pengambilan data dilakukan di Badan Urusan Logistik Kabupaten Manokwari Provinsi Papua barat.

4.2 Uji Stasioneritas Data

Dalam penerapan metode ARIMA untuk peramalan stok beras bulog yakni menguji kestasioneran pada data yang digunakan. Untuk melihat stasioner atau tidaknya data dilakukannya pengujian *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Jika nilai p-value yang dihasilkan dari

uji ADF lebih rendah dari tingkat substansial (0,05), maka H_0 ditolak, dan deret waktu dianggap stasioner. Sebaliknya, apabila nilai p-value melebihi tingkat signifikansi yang ditetapkan (0,05), maka H_0 tidak bisa ditolak, serta deret waktu dianggap tidak stasioner.

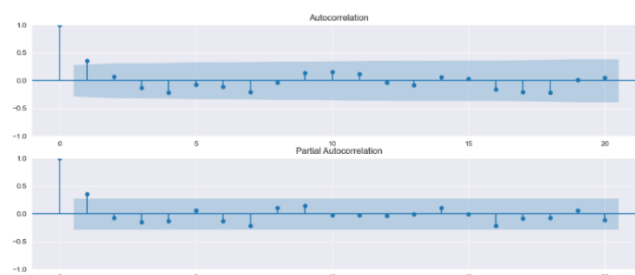
```
Results of Dickey-Fuller Test:
Test Statistic          -4.495798
p-value                 0.000200
#Lags Used              0.000000
Number of Observations Used  47.000000
Critical Value (1%)     -3.577848
Critical Value (5%)     -2.925338
Critical Value (10%)    -2.600774
dtype: float64
```

Gambar 3. Hasil Uji Stasioneritas Data

Nilai p-value pada Gambar 3 berada di bawah tingkat signifikansi, yaitu kurang dari 0,05. Penurunan nilai p-value di bawah ambang batas ini menunjukkan penolakan hipotesis nol. Dengan kata lain, hasil uji statistik menunjukkan bahwa informasi yang digunakan dalam penelitian ini memenuhi kriteria stasioner. Oleh karena itu, tidak diperlukan proses differencing lebih lanjut untuk membuat data menjadi stasioner, karena data sudah memenuhi syarat kestasioneran yang diperlukan untuk analisis ARIMA.

4.3 Identifikasi Model

Selanjutnya pada fase ini, melakukan identifikasi data dengan mengukur korelasi antara nilai-nilai dalam deret waktu berdasarkan nilai-nilai data sebelumnya.



Gambar 4. Plot ACF dan PACF

Dari gambar 4 terlihat bahwa pada plot ACF, yang ditampilkan pada bagian atas, kita dapat melihat korelasi antara nilai deret waktu dengan lag-nya sendiri. Setiap titik pada plot ini menunjukkan tingkat korelasi antara data pada waktu tertentu dengan data pada beberapa waktu sebelumnya. Dalam plot ini, terlihat bahwa korelasi pada lag 1 cukup tinggi, namun cepat menurun dan mendekati nol untuk lag-lag berikutnya. Hal ini mengindikasikan bahwa data memiliki korelasi jangka pendek yang kuat namun tidak menunjukkan pola berulang yang signifikan dalam jangka panjang.

Pada plot PACF, yang ditampilkan pada bagian bawah, kita dapat melihat korelasi parsial antara nilai deret waktu dengan lag-nya, setelah mengontrol efek dari lag-lag sebelumnya. Dari plot ini, terlihat bahwa hanya lag 1 yang memiliki korelasi signifikan, sementara lag lainnya tidak menunjukkan korelasi yang berarti. Ini mengindikasikan bahwa data mungkin memiliki sifat autoregresif dengan orde rendah, yang dalam konteks ARIMA berarti model AR(1) bisa menjadi kandidat yang baik.

Secara keseluruhan, analisis dari plot ACF dan PACF ini menunjukkan bahwa data deret waktu yang dianalisis memiliki sifat stasioner dengan korelasi jangka pendek yang signifikan.

4.4 Estimasi Model ARIMA

Estimasi model ARIMA dilakukan dengan memilih nilai-nilai parameter yang optimal untuk setiap komponen dalam model ARIMA. Proses ini melibatkan pemilihan nilai p, d dan q, yang

masing-masing mewakili jumlah lag dalam model autoregressive (AR), jumlah derajat diferensiasi, dan jumlah lag dalam model *moving average* (MA).

```
In [72]: from pmdarima.arma import auto_arma

#Search for the best model with auto_arimag
model = auto_arma(train,
                  start_p=0,
                  start_q=0,
                  m=1,
                  seasonal=False,
                  d=None,
                  method='bfgs',
                  trace=True,
                  error_action='ignore',
                  suppress_warnings=True,
                  stepwise=True)

Performing stepwise search to minimize aic
ARIMA(0,0,0)(0,0,0)[0]      : AIC=1163.597, Time=0.06 sec
ARIMA(1,0,0)(0,0,0)[0]      : AIC=1026.477, Time=0.03 sec
ARIMA(0,0,1)(0,0,0)[0]      : AIC=1140.838, Time=0.03 sec
ARIMA(2,0,0)(0,0,0)[0]      : AIC=inf, Time=0.11 sec
ARIMA(1,0,1)(0,0,0)[0]      : AIC=1017.325, Time=0.10 sec
ARIMA(2,0,1)(0,0,0)[0]      : AIC=1093.524, Time=0.16 sec
ARIMA(1,0,2)(0,0,0)[0]      : AIC=1379.354, Time=0.36 sec
ARIMA(0,0,2)(0,0,0)[0]      : AIC=1137.370, Time=0.18 sec
ARIMA(2,0,2)(0,0,0)[0]      : AIC=1043.740, Time=0.17 sec
ARIMA(1,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1008.288, Time=0.04 sec
ARIMA(0,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1006.727, Time=0.03 sec
ARIMA(0,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1006.825, Time=0.02 sec
ARIMA(0,0,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1008.050, Time=0.05 sec
ARIMA(1,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1006.289, Time=0.03 sec
ARIMA(2,0,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1008.234, Time=0.16 sec
ARIMA(2,0,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=1010.526, Time=0.11 sec

Best model: ARIMA(1,0,0)(0,0,0)[0] intercept
Total fit time: 1.736 seconds
```

Gambar 5. Proses Pencarian Model ARIMA Terbaik

Berdasarkan gambar 5 diatas, dapat dilihat bahwa model terbaik yang diperoleh yakni ARIMA(1,0,0) dengan besaran AIC 1006.289.

4.5 Peramalan dan Evaluasi Model

Sesudah memperoleh model terbaik, selanjutnya dilakukan prediksi menggunakan model tersebut. Peramalan persediaan beras Bulog dilakukan untuk periode enam bulan mendatang, mulai dari Januari hingga Juni 2024.

```
In [48]: #prediksi data dengan model ARIMA(0,0,0)
model_ARIMA= auto_arma(ts, order=(1,0,0))

forecast=model_ARIMA.predict(n_periods=6)
print(forecast)

2024-01-01    635199.404705
2024-02-01    666993.911778
2024-03-01    678900.975091
2024-04-01    683360.177947
2024-05-01    685030.152280
2024-06-01    685655.558740
Freq: MS, dtype: float64
```

Gambar 6. Hasil Peramalan

Dari gambar 6 diatas, terlihat bahwa tidak terdapat perbedaan jumlah yang signifikan dalam peramalan stok yang harus disediakan. Pada bulan Januari 2024, jumlah stok beras Bulog mencapai 635199.40 kg, di bulan Februari 666993.91 kg, Maret sejumlah 678900.97 kg, April sejumlah 683360.17 kg, Mei sejumlah 685030.15 kg dan pada bulan Juni sejumlah 685655 kg.

Tahapan terakhir adalah melakukan evaluasi model ARIMA. Dapat kita amati dengan melihat perbandingan nilai antara data asli dengan data prediksi menggunakan model ARIMA

yang telah terpilih. Data perbandingan nilai antara data asli dan data prediksi dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 1. Perbandingan Data Asli dan Data Prediksi

Data Beras Bulog			
Tanggal	Asli	Prediksi	Selisih
1/1/2020	780300	686708	93592
1/2/2020	679550	721151	-41601
1/3/2020	577000	684073	-107073
1/4/2020	657820	646333	11487
1/5/2020	652760	676076	-23316
...			
1/8/2023	888920	685122	203798
1/9/2023	670910	761125	-90215
1/10/2023	668220	680894	-12674
1/11/2023	551980	679904	-127924
1/12/2023	550300	637125	-86825

Berdasarkan tabel 1 yang menunjukkan perbandingan antara data asli dan data prediksi untuk data beras bulog, dapat dilihat bahwa terdapat variasi yang cukup signifikan antara nilai asli dan nilai prediksi.



Gambar 7. Plot Data Asli (Biru) dan Plot Data Hasil Prediksi (Merah)

Dari Gambar 7, terlihat jelas bahwa terdapat perbedaan yang signifikan antara data asli dan data prediksi dengan rentan waktu Januari 2020 – Desember 2023. Plot menunjukkan bahwa hasil prediksi dari model ARIMA tidak sepenuhnya cocok dengan pola data yang sebenarnya. Ada variasi yang cukup besar antara titik-titik data yang diamati dan garis yang menggambarkan prediksi dari model. Perbedaan ini dapat menjadi indikasi bahwa model perlu disesuaikan lebih lanjut atau mungkin diperlukan penggunaan metode lain yang lebih cocok untuk data tersebut. Kemudian dilakukan pemeriksaan terhadap nilai *Root Mean Square Error* (RMSE), yang merupakan metrik yang digunakan untuk membandingkan akurasi antara dua atau lebih model. RMSE mengukur seberapa baik model memprediksi nilai sebenarnya, dengan nilai yang lebih kecil menandakan tingkat akurasi yang lebih tinggi. Dengan demikian, semakin kecil nilai RMSE dari suatu model, semakin akurat model tersebut dalam memprediksi data.


```
In [20]: predictions = model.predict(n_periods=len(ts))
         rmse = np.sqrt(mean_squared_error(ts, predictions))
         print('RMSE:', rmse)

RMSE: 107908.40310644591

In [26]: # Hitung rata-rata nilai aktual
         mean_actual = np.mean(ts)

         # Hitung persentase kesalahan dari RMSE
         percentage_error = (rmse / mean_actual) * 100
         print(f'Persentase Kesalahan: {percentage_error:.2f}%')

Persentase Kesalahan: 15.71%
```

Gambar 8. Nilai RMSE

Dari gambar 8 diatas terlihat bahwa RMSE yang diperoleh sejumlah 107.908,4 dan hasil persentase kesalahan yang dihasilkan sebesar 15,71%. Secara keseluruhan menunjukkan bahwa model ARIMA belum memberikan prediksi yang cukup akurat.

Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, penelitian [7] menunjukkan kualitas yang lebih baik dengan nilai RMSE yang lebih rendah yaitu 481.15, 90.42, 188.15, 38.95, dan 268.43.

5. Simpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa peramalan persediaan beras bulog di kabupaten Manokwari menggunakan metode ARIMA berhasil dilakukan. Dalam penelitian ini mendapatkan model ARIMA(1,0,0) dengan nilai RMSE sebesar 107.908.4 dan persentase kesalahan sebesar 15,71%. Terlihat dari hasil RMSE yang cukup besar, dapat disimpulkan bahwa penelitian ini kurang memuaskan. Salah satu penyebab utama dari ketidakakuratan model ARIMA yang digunakan dalam penelitian ini adalah penggunaan data yang terlalu sedikit, sehingga membuat estimasi parameter model menjadi tidak stabil. Oleh karena itu, diharapkan bagi peneliti berikutnya untuk dapat mempertimbangkan penggunaan model lain atau penyesuaian yang lebih cermat terhadap parameter model untuk meningkatkan akurasi peramalan.

Referensi

- [1] A. K. Qanita, D. H. Nabila, and A. Nabyla, "Analisis Kebijakan Ketersediaan Stok Beras (Studi Kasus Pada Pergudangan Beras Perum Bulog Kota Palu) The policy analysis of rice stock availability (case study on rice warehouse of Palu Perum Bulog)," *Agrotekbis*, vol. 2, no. 1, pp. 537–543, Feb. 2014.
- [2] M. R. Abonazel and A. I. Abd-Elftah, "Forecasting Egyptian GDP using ARIMA models," *Reports on Economics and Finance*, vol. 5, no. 1, pp. 35–47, 2019, doi: 10.12988/ref.2019.81023.
- [3] R. D. Ayu, "PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika Peramalan Metode ARIMA Data Saham PT. Telekomunikasi Indonesia," *Peramalan Metode ARIMA Data Saham PT. Telekomunikasi Indonesia. PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, vol. 4, pp. 611–620, 2021, [Online]. Available: <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/>
- [4] Q. A. Khairunnisa *et al.*, "Aplikasi Metode Arima Dalam Meramalkan Rata-Rata Harga Beras Di Tingkat Perdagangan Besar (Grosir) Indonesia," *Jurnal Agribisnis*, vol. 24, no. 2, pp. 227–238, 2022.
- [5] N. Salwa *et al.*, "Peramalan Harga Bitcoin Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)," *Journal of Data Analysis*, vol. 1, no. 1, pp. 21–31, May 2018.
- [6] F. Ramadhani, K. Sukiyono, and M. Suryanty, "Forecasting of Paddy Grain and Rice's Price: An ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Model Application," *SOCA: Jurnal Sosial, Ekonomi Pertanian*, vol. 14, no. 2, p. 224, May 2020, doi: 10.24843/soca.2020.v14.i02.p04.
- [7] B. KATHAYAT and A. K. DIXIT, "Paddy price forecasting in India using ARIMA mode," *Journal of Crop and Weed*, vol. 17, no. 1, pp. 48–55, Jan. 2021, doi: 10.22271/09746315.2021.v17.i1.1405.

- [8] F. A. Elsa, D. Nabila, D. Melenia, A. L. Guntoro, A. N. Salwa, and S. Fadilah, "Peramalan Harga Beras Pada Pasar Tradisional Di Indonesia Dengan Menggunakan Model Arima," *dwijenAGRO*, vol. 11, no. 1, pp. 12–16, 2021.
- [9] S. Fachrurrazi, P. Angga, S. Syukriah, and V. Ilhadi, "Penerapan Fuzzy Times Series dan Regresi Linier dalam Melihat Stok Ketersediaan Beras," *METIK JURNAL*, vol. 7, no. 1, pp. 26–35, Jun. 2023, doi: 10.47002/metik.v7i1.561.
- [10] P. Mondal, L. Shit, and S. Goswami, "Study of Effectiveness of Time Series Modeling (Arima) in Forecasting Stock Prices," *International Journal of Computer Science, Engineering and Applications*, vol. 4, no. 2, pp. 13–29, Apr. 2014, doi: 10.5121/ijcsea.2014.4202.
- [11] A. K. Sahai, N. Rath, V. Sood, and M. P. Singh, "ARIMA modelling & forecasting of COVID-19 in top five affected countries," *Diabetes and Metabolic Syndrome: Clinical Research and Reviews*, vol. 14, no. 5, pp. 1419–1427, Sep. 2020, doi: 10.1016/j.dsx.2020.07.042.
- [12] N. Demirbaş and O. Akouegnonhou, "Forecasting of rice self-sufficiency in the Benin Republic using ARIMA model," *Selcuk Journal of Agricultural and Food Sciences*, vol. 33, no. 3, pp. 204–214, Nov. 2019, doi: 10.15316/sjafs.2019.177.
- [13] Y. Namira, A. Nuhung, and D. M. Najamuddin, "Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Impor Beras Di Indonesia," *Jurnal Agribisnis*, vol. 11, no. 6, pp. 183–201, 2017, [Online]. Available: www.bi.go.id.
- [14] N. Iqbal, K. Bakhsh, A. Maqbool, and A. Shohab Ahmad, "Use of the ARIMA Model for Forecasting Wheat Area and Production in Pakistan." *Journal of Agriculture and Social Sciences*, vol. 1, no. 2, pp. 120-122, 2015. [Online]. Available: <http://www.ijabjass.org>
- [15] G. Bandyopadhyay, "Gold Price Forecasting Using ARIMA Model," *Journal of Advanced Management Science*, Vol. 5, No. 3, pp. 117–121, 2016, doi: 10.12720/joams.4.2.117-121.
- [16] K. Albeladi, B. Zafar, and A. Mueen, "Time Series Forecasting using LSTM and ARIMA," *IJACSA International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 14, no. 1, pp. 313–320, 2023, [Online]. Available: www.ijacsa.thesai.org
- [17] P. A. D. Kusbianto and P. A. Nugroho, "Perbandingan Metode FTS Dan MA pada Peramalan Persediaan Beras di Kabupaten Malang." *Jurnal Informatika Polinema*, vol. 6, no. 3, pp. 29-36, 2020.