

## Penerapan *Double Exponential Smoothing Holt* dan ARIMA pada Jumlah Kebutuhan Gabah UD Lancar

Ericha Dwi Ayu Prahastini<sup>1</sup>, Novita Eka Chandra<sup>2</sup>, Awawin Mustana Rohmah<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Universitas Islam Darul ‘ulum, ericha27d@gmail.com

<sup>2</sup>Universitas Islam Darul ‘ulum, novitaeka@unisda.ac.id

<sup>3</sup>Universitas Islam Darul ‘ulum, awawin.emer@gmail.com

**Abstract.** *Since come the rice thresher (combi) machine effective than the manual process, the rice milling industries such us UD Lancar, only receiving the grain which produced from it so the supplay of rice is decreasing so resulting in the risk of loss for themselves. The forecasting activity in here used for to assist UD Lancar in estimating the demand for rice in the next period, so can anticipate looking for other grain supplier for to fulfill the demand of market. The data will be analyzed using the Double Exponential Smoothing Holt and ARIMA method. The result of the data processing is show the Double exponential smoothing holt method has MSE error value of 413.445.841,75, while in the ARIMA (2,1,1) method has MSE value was 64.826.353,94404. The Arima (2,1,1) method is better than the double exponential smoothing Holt method because it has a smaller MSE value, so it can be used in the forecasting.*

**Keywords:** *Forecasting, Double Exponential Smoothing Holt, ARIMA.*

**Abstrak.** Sejak adanya mesin perontok padi (combi) yang memiliki tingkat efektifitas lebih baik dibandingkan proses manual, para pemilik industri penggilingan padi seperti UD Lancar kini hanya menerima gabah hasil proses mesin combi yang mengakibatkan persediaan beras mengalami penurunan sehingga dapat mengakibatkan permintaan konsumen tidak terpenuhi dan berujung pada resiko kerugian. Kegiatan peramalan ini bertujuan untuk memperkirakan permintaan beras UD Lancar pada periode selanjutnya, sehingga UD Lancar dapat mengantisipasi dengan cara mencari pemasok gabah lain untuk memenuhi permintaan pasar. Analisis data menggunakan metode *Double Exponential Smoothing Holt* dan ARIMA. Berdasarkan hasil analisis, pada metode *Double Exponential Smoothing Holt* memiliki nilai kesalahan MSE sebesar 413.445.841,75, sedangkan metode ARIMA (2,1,1) memiliki nilai kesalahan MSE sebesar 64.826.353,94404. Metode ARIMA (2,1,1) memiliki nilai kesalahan MSE lebih kecil dibandingkan metode *Double Exponential Smoothing Holt*, sehingga dapat digunakan dalam proses peramalan.

**Kata Kunci:** *Peramalan, Double Exponential Smoothing Holt, ARIMA.*

### 1 Pendahuluan

Bisnis yang bergerak di bidang perta-nian merupakan salah satu bisnis yang tak lepas dari adanya pengaruh perkembangan teknologi dan zaman. Akhir-

akhir ini muncul sebuah inovasi mesin panen yang sekaligus sebagai mesin perontok padi yang disebut combi menjadi perbincangan dikalangan petani. Mesin ini juga dapat memilah gabah yang berisi dan menghilangkan kulit yang kopong. Namun, tak semua pemilik sawah atau petani memiliki mesin combi dalam menggarap sawahnya dikarenakan harganya yang tidak murah. Kenyataannya pada saat ini banyak tengkulak dan industri yang bekerja di bidang pertanian ini hanya menerima gabah hasil dari mesin combi yang memiliki akurasi gabah lebih bagus daripada gabah yang menggunakan proses manual. Hal ini mengakibatkan ketersediaan gabah menurun.

Sama seperti industri penggilingan padi yang lain, UD Lancar yang sebelumnya masih menerima pasokan gabah hasil dari proses manual, sekarang hanya menerima gabah hasil dari proses modern yang menggunakan mesin combi. Karena keterbatasan gabah yang dihasilkan oleh mesin combi, pasokan gabah UD Lancar menurun, akibatnya UD Lancar terancam mengalami kerugian jika tidak mampu memenuhi permintaan pasar. Untuk mengurangi ancaman kerugian, UD Lancar harus melakukan prediksi permintaan beras pada periode selanjutnya. Setelah diperoleh prediksi permintaan beras, UD Lancar akan mencari pasokan gabah untuk diproduksi menjadi beras sesuai jumlah permintaan yang dibutuhkan. Metode peramalan yang digunakan pada penelitian ini yakni metode *Double Expo-nential Smoothing Holt* dan ARIMA (*Au-toregressive Integrated Moving Average*).

Menurut [1] metode ARIMA memiliki sifat fleksibel yang dapat mengikuti berbagai pola data dan memiliki tingkat keakuratan yang tinggi. Metode ARIMA juga sangat cocok digunakan pada data yang tidak mengandung pola musiman dan sebagai peramalan pada jangka pendek. Metode *Double Exponential Smoothing Holt* digunakan pada data yang mengandung unsur *trend* dan dapat digunakan pada data yang relatif sedikit. Keakuratan *Double Exponential Smoothing Holt* bergantung pada nilai parameter pemulusan yang digunakan, metode ini juga dianggap memiliki akurasi yang baik dibanding teknik klasik [2].

## 2 Metode Penelitian

### 2.1 Double Exponential Smoothing Holt

*Holt Method* melalui dua kali pemulusan dengan dua parameter. Parameter  $\alpha$  digunakan sebagai pemulusan data sedangkan parameter  $\beta$  sebagai pemulusan data *trend*. Menurut [2], nilai parameter atau konstanta menentukan keakuratan peramalan dengan pemilihan koefisien yang baik.

$$F_{t+m} = S_t + b_t m \quad (1)$$

dengan:

$$S_t = \alpha \times x_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2)$$

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (3)$$

untuk  $S_1 = x_1$  dan  $b_1 = x_{t+1} - x_t$ .

keterangan:

$F_{t+m}$  = Peramalan periode ke  $m$

$S_t$  = Nilai pemulusan

$\alpha$  = Bobot/Konstanta pemulusan untuk data asli ( $0 < \alpha < 1$ )

$m$  = Periode mendatang

$x_t$  = Nilai sebenarnya periode  $t$

$b_t$  = Nilai pemulusan

$\beta$  = Konstanta pemulusan untuk data *trend* ( $0 < \beta < 1$ )

## 2.2 ARIMA

Model ARIMA atau juga sering disebut dengan metode *Box-Jenkins* adalah model yang secara penuh mengabaikan independen variabel dalam membuat peramalan. Metode ini memiliki keakuratan yang tinggi jika digunakan pada data yang tidak meng-andung pola musiman dan bekerja dengan baik pada data yang bersifat stasioner (tidak terdapat pertumbuhan dan penurunan data/berada disekitar nilai rata-rata dan varians yang konstan). ARIMA dibagi kedalam 3 kelompok, yaitu: model *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), dan model campuran ARMA (*Auto-regresive Moving Average*). Apabila proses *differencing* data ditambahkan pada proses ARMA, maka model umum ARIMA ( $p,d,q$ ) terpenuhi. Persamaan umum ARIMA ( $p,d,q$ ) dalam [3][4] adalah:

$$\varphi_p(B)(1-B)^d x_t = \theta_q(B)a_t \quad (4)$$

dengan:

$(B)$  = Perhitungan operator mundur misal  $x_t = \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + w_t$  dapat ditulis

$$w_t = (1 - \phi_1 B + \phi_2 B^2) x_t$$

$\varphi_p(B)$  = Orde AR ( $p$ )

$(1 - B)^d$  = Orde *Differencing* Non Musiman ( $d$ )

$\theta_q(B)$  = Orde MA ( $q$ )

$a_t$  = Proses *white noise* (residual yang tidak berko-relasi dengan mempunyai rata-rata nol dan varian konstan ( $\sum \sim (0, \sigma_a^2)$ )).

## 2.3 Tahap Penelitian

Tahap-tahap pada penelitian ini sebagai berikut:

1. Studi literature
2. Pengumpulan data
3. Analisis data deskriptif
4. Analisis data dengan metode *Double Exponential Smoothing Holt*
  - a. Menentukan pola data
  - b. Penentuan nilai parameter terbaik
  - c. Menentukan bentuk model
  - d. Menentukan nilai kesalahan
5. Analisis data dengan metode ARIMA
  - a. Menentukan pola data
  - b. Menguji kestasioneran data
  - c. Memperkirakan model yang sesuai

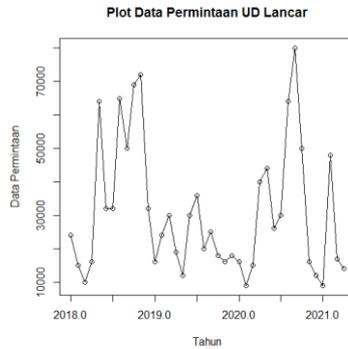
- d. Pengujian diagnostik dan AIC terkecil
- e. Menentukan nilai kesalahan
- 6. Membandingkan metode *Double Exponential Smoothing Holt* dan ARIMA
- 7. Melakukan peramalan

### 3 Hasil dan Pembahasan

#### 3.1 Double Exponential Smoothing Holt

Proses peramalan data UD Lancar pada metode *Double Exponential Smoothing Holt* dengan bantuan *Software Rstudio* 3.6.2 sebagai berikut:

1. Menentukan pola data  
 Pada tahap ini dapat dilihat data yang mengandung pola *trend*, musiman, siklus maupun acak.



**Gambar 1.** Plot Data Permintaan UD Lancar

Pada Gambar 1 terlihat data pada jumlah permintaan UD Lancar mengandung pola *trend* dengan adanya peningkatan atau penurunan pada pola data tersebut.

2. Menentukan nilai parameter terbaik

**Tabel 2.** Nilai Parameter Terbaik

Parameter $\alpha$	Parameter $\beta$
0,8920499	0,05448658

Nilai parameter pemulusan untuk keseluruhan data ( $\alpha$ ) dan nilai parameter untuk *trend* ( $\beta$ ) dengan menentukan nilai optimum yang berkisar antara nilai 0 – 1. Berdasarkan *output software Rstudio*, parameter optimum tersaji pada Tabel 2.

3. Menentukan bentuk model

Jika parameter  $\alpha$  dan  $\beta$  disubstitusikan dalam persamaan (1) dan (2) maka didapatkan model persamaan *Double Exponential Smoothing Holt* sebagai berikut:

$$F_{t+m} = (0,8920499x_t + (0,1079501)(S_{t-1} + b_{t-1})) + (0,05448658(S_t - S_{t-1}) + (0,94551342)b_{t-1})m$$

4. Menentukan nilai kesalahan

Pada *output* dari *software Rstudio*, nilai kesalahan dalam hal ini menggunakan akurasi kesalahan SSE yakni sebesar 16.537.833.670, sehingga jika rumus SSE dikonversi menjadi nilai kesalahan MSE pada persamaan

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x_t - F_t)^2 \quad (5)$$

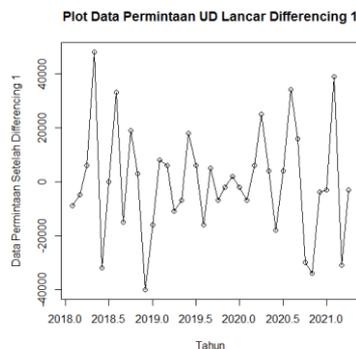
menghasilkan nilai MSE=413.445.841,75.

### 3.2 ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

Proses Proses peramalan data UD Lancar pada metode ARIMA dengan bantuan *software* Rstudio ialah:

1. Menentukan plot data dan kestasioneran

Pola/plot data permintaan UD Lancar dengan *output* sama seperti pada Gambar 1 yang bersifat tidak stasioner. Selain pada plot data, kestasioneran data dapat diperiksa menggunakan uji ADF (*Augmented Dickey-Fuller*), ACF (*Auto Correlation Funcion*), dan PACF (*Partial Auto Correlation Funcion*). Data dikatakan stasioner jika *p-value* ADF < 0,05. Hasil *output* Rstudio diperoleh *p-value* sebesar 0,2752 > 0,05 artinya data tidak stasioner. Langkah selanjutnya dilakukan *differencing* (menghitung perubahan atau selisih nilai observasi) yakni kegiatan mengubah suatu deret waktu yang memiliki sifat tidak stasioner dalam rata-rata data menjadi data yang stasioner. Sebaliknya apabila terdapat data yang variansinya tidak stasioner, maka dilakukan transformasi data. Tahap *differencing* dan transformasi dilakukan hingga mencapai hasil yang stasioner. Proses *differencing* dilakukan dengan menggunakan bantuan *software* Rstudio. Hasil *differencing* sebanyak satu kali jika disajikan dalam bentuk plot data maka akan terlihat seperti pada Gambar 2 yang mana pada gambar tersebut plot data telah stasioner baik dalam rata-rata maupun pada variansinya.



**Gambar 2.** Plot Data UD Lancar Setelah *Differencing* Ke-1

Selanjutnya dilakukan uji ADF pada data yang telah melalui proses *differencing* sebanyak satu kali dengan bantuan Rstudio. Pada *Output* Rstudio diperoleh *p-value* dari uji ADF sebesar 0,01 dan 0,01 < 0,05 artinya data telah stasioner.

2. Memperkirakan model yang sesuai

Setelah suatu data telah stasioner, tahap selanjutnya membuat berbagai kombinasi model ARIMA. ARIMA biasa dinotasikan ARIMA (*p,d,q*) dengan *p* ialah orde autoregresi yang dapat ditentukan berdasarkan *cut-off* yang terdapat pada grafik ACF, *d* diperoleh dari banyaknya proses *differencing* yang dilakukan hingga mencapai data yang stasioner, seda-ngkan *q* ialah orde rata-rata bergerak dapat ditentukan berdasarkan *cut-off* yang terdapat pada

grafik PACF. Berikut ini, ada tujuh kombinasi model yang memiliki kemungkinan sebagai metode ARIMA terbaik.

**Tabel 3.** Kombinasi Model ARIMA

Model ARIMA ( $p,d,q$ )
ARIMA (1,1,0)
ARIMA (2,1,0)
ARIMA (1,1,1)
ARIMA (2,1,1)
ARIMA (0,1,1)
ARIMA (0,1,0)
ARIMA (0,1,2)

3. Pengujian diagnostik dan AIC terkecil

Ada beberapa cara dalam pengujian diagnostik, yakni *white noise* dan residual. Proses *white noise* meliputi *ACF of Residuals*, dikatakan *white noise* jika tidak ada *lag* (kesalahan)  $\geq 1$  yang keluar dari garis batas, dan nilai *p-value for Ljung-Box Statistic* berada di atas garis batas 5% me-nandakan residual tidak mengandung korelasi [5]. Dari berbagai kombinasi model ARIMA dibandingkan dan dipilih berdasarkan pemenuhan syarat uji diagnostik dan nilai AIC (*Akaike Information Criterion*) terkecil. Berdasarkan nilai AIC pada Tabel 4, nilai AIC terkecil terdapat pada kombinasi ARIMA (2,1,1) yakni sebesar 866,26. Selanjutnya akan dilakukan uji diagnostik.

**Tabel 4.** Hasil AIC dan Uji Diagnostik Kombinasi Model ARIMA

ARIMA ( $p,d,q$ )	AIC	ACF of Residuals	p-value for Ljung-Box Statistic
ARIMA (1,1,0)	887,87	Sesuai	Tidak sesuai
ARIMA (2,1,0)	879,41	Sesuai	Tidak sesuai
ARIMA (1,1,1)	869,52	Sesuai	Tidak sesuai
ARIMA (2,1,1)	866,26	Sesuai	Sesuai
ARIMA (0,1,1)	867,74	Sesuai	Tidak sesuai
ARIMA (0,1,0)	891,97	Sesuai	Tidak sesuai
ARIMA (0,1,2)	868,97	Sesuai	Tidak sesuai

Berdasarkan hasil pada Tabel 4, bahwa ARIMA (2,1,1) telah memenuhi uji diagnostik dan AIC terkecil dengan bentuk model persamaan  $x_t = 1,1256x_{t-1} - 0,2413x_{t-2} + 0,3669x_{t-3} + a_t + a_{t-1}$  dan selanjutnya dapat digunakan dalam proses peramalan.

4. Mencari nilai kesalahan

Menggunakan bantuan Rstudio nilai kesalahan dalam hal ini menggunakan akurasi kesalahan ME, dipe-roleh nilai ME sebesar -1.273,051, sehingga jika dikonversi ke MSE dengan persamaan (5) menghasilkan nilai MSE = 64.826.353,94404.

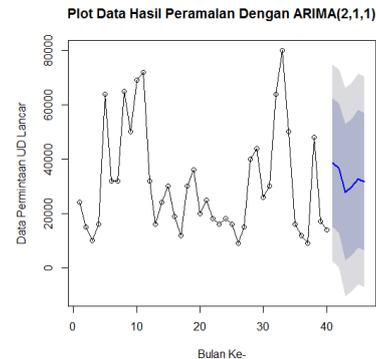
### 3.3 Perbandingan Model dan Peramalan

Perbandingan model peramalan dapat dilihat berdasarkan nilai kesalahan (MSE) *Double Exponential Smoothing Holt* dan ARIMA. Nilai MSE metode *Double Exponential Smoothing Holt* yakni 413.445.841,75, sedangkan nilai MSE pada metode ARIMA (2,1,1) yakni 64.826.353,94404. Dari besarnya nilai MSE, dapat

disimpulkan jika metode ARIMA (2,1,1) lebih baik untuk digunakan dalam meramalkan jumlah permintaan beras UD Lancar. Berikut hasil peramalannya pada Tabel 5 dan Gambar 3.

**Tabel 5.** Hasil Ramalan

Bulan	Nilai Aktual	Nilai Ramalan
Mei 2021	40.000	38667,98
Juni 2021	24.000	36670,18
Juli 2021	30.000	27869,68
Agustus 2021		29708,18
September 2021		32706,42
Oktober 2021		31655,21



**Gambar 3.** Plot Data Hasil Peramalan

Perhatikan pada Tabel 5 terdapat adanya selisih antara nilai aktual dan hasil peramalan pada bulan Mei dan bulan Juli yang tidak jauh berbeda, ini membuktikan bahwasanya metode yang digunakan cukup efektif. Selain itu, menurut Anggrainingsih dalam [6] untuk membuktikan keakuratan sebuah peramalan dapat dihitung dari besarnya nilai MAPE. Kriteria keakuratan peramalan menggunakan MAPE dapat dilihat pada Tabel 6 berikut:

**Tabel 6.** Kriteria Keakuratan Peramalan Menggunakan MAPE

Nilai MAPE	Akurasi Peramalan
$MAPE \leq 10\%$	Tinggi
$10\% < MAPE \leq 20\%$	Baik
$20\% < MAPE \leq 50\%$	Cukup
$MAPE > 50\%$	Rendah

Berdasarkan data aktual dan hasil peramalan pada Tabel 5., jika dihitung dengan persamaan

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t - F_t}{F_t} \right| \times 100\%$$

maka akan dihasilkan nilai MAPE sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{\left| \frac{x_t(\text{Mei}) - F_t(\text{Mei})}{F_t(\text{Mei})} + \frac{x_t(\text{Juni}) - F_t(\text{Juni})}{F_t(\text{Juni})} + \frac{x_t(\text{Juli}) - F_t(\text{Juli})}{F_t(\text{Juli})} \right|}{40} \times 100\% = 0,58657752\%$$

Dari hasil MAPE dan selisih antara data aktual dan nilai peramalan yang didapatkan, maka dapat disimpulkan bahwa peramalan menggunakan model ARIMA (2,1,1) memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Dengan begitu, dapat digunakan sebagai pedoman dalam meramalkan jumlah permintaan beras UD Lancar pada periode selanjutnya.

## 4 Kesimpulan

Setelah dilakukan pengolahan pada 40 data permintaan dengan bantuan *software* Rstudio, diperoleh nilai kesalahan metode ARIMA lebih kecil dibandingkan dengan metode *Double Exponential Smoothing Holt* (64.826.353,94404<413.445.841,75), sehingga dapat disimpulkan bahwa metode ARIMA (2,1,1) lebih baik dalam meramalkan jumlah permintaan UD Lancar dengan persamaan  $x_t = 1,1256x_{t-1} - 0,2413x_{t-2} + 0,3669x_{t-3} + a_t + a_{t-1}$  dengan nilai keakuratan MAPE 0,58657752%. Setelah adanya peramalan dengan menggunakan metode ARIMA (2,1,1), diharapkan UD Lancar dapat mencari pemasok gabah sebanyak jumlah yang harus dipenuhi berdasarkan jumlah peramalan permintaan beras pada bulan selanjutnya. Pada penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menggunakan metode peramalan atau *software* yang lain sebagai pembandingan.

## 5 Daftar Pustaka

- [1] M. C. K. Putri and W. Anggraeni, "Penerapan Metode Campuran Autoregressive Integrated Moving Average Dan Quantile Regression (ARIMA-QR) Untuk Peramalan Harga Cabai Sebagai Komoditas Strategis Pertanian Indonesia," *J. Tek. ITS*, vol. 7, no. 1, pp. 132–137, 2018.
- [2] H. H. Hameed, "Smoothing Techniques For Time Series Forecasting," Eastern Mediterranean University, 2015.
- [3] N. E. Chandra and S. Sarinem, "Peramalan Penyebaran Jumlah Kasus Virus Ebola di Guinea dengan Metode ARIMA," *Unisda J. Math. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 28–35, 2016.
- [4] M. S. Pradana, D. Rahmalia, and E. D. A. Prahastini, "Peramalan Nilai Tukar Petani Kabupaten Lamongan dengan ARIMA," *J. Mat.*, vol. 10, no. 1, pp. 91–104, 2020.
- [5] M. Firdaus, *Aplikasi Ekonometrika untuk Data Panel dan Time Series*. IPB Press, 2018.
- [6] F. Andrian, S. Martha, and S. Rahmayuda, "SISTEM PERAMALAN JUMLAH MAHASISWA BARU MENGGUNAKAN METODE TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING," *J. Komput. dan Apl.*, 2020.