

## **Analisis Peramalan Harga Minyak Goreng Di Provinsi Sulawesi Utara Dengan Menggunakan Metode Analisis Autoregresive Integrated Moving Average (ARIMA)**

**Marsela Pangalila<sup>\*</sup>, Charles E. Mongi<sup>1</sup>, Djoni Hatidja<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>Jurusan Matematika–Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam–Universitas Sam Ratulangi Manado, Indonesia

<sup>\*</sup>Corresponding author : [marselapangalila103@student.unsrat.ac.id](mailto:marselapangalila103@student.unsrat.ac.id)

### **ABSTRAK**

Minyak Goreng merupakan salah satu bahan pokok yang cukup berperan penting dalam perekonomian Indonesia. Minyak goreng adalah salah satu komoditas dari sembilan bahan pokok yang berperan cukup penting dalam perekonomian Indonesia. Data yang digunakan untuk penelitian adalah dari Badan Pusat Statistik pada Januari 2018 sampai Desember 2022 dengan metode peramalan yang digunakan untuk data ini yaitu metode deret waktu Autoregresive Integrated Moving Average (ARIMA). Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan model deret waktu terbaik serta untuk mengetahui hasil peramalan harga minyak goreng di Sulawesi Utara dengan metode ARIMA. Dari hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik yang didapatkan adalah model ARIMA (1,2,1) dengan Mean Square Error (MSE) sebesar 350248. Dari hasil peramalan diperoleh bahwa harga minyak goreng mengalami peningkatan.

### **INFO ARTIKEL**

Diterima :  
Diterima setelah revisi :  
Tersedia *online* :

### **Kata Kunci:**

Minyak Goreng  
ARIMA  
Peramalan

### **ABSTRACT**

Cooking oil is a basic ingredient that plays an important role in the Indonesian economy. Cooking oil is one of the nine basic commodities which plays an important role in the Indonesian economy. The data used for research is from the Agency Center for Statistics from January 2018 to December 2022 with the forecasting method used for this data, namely the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) time series method. This research aims to obtain the best time series model and to determine the results of forecasting cooking oil prices in North Sulawesi using the ARIMA method. The research results show that the best model obtained is the ARIMA model (1,2,1) with a Mean Square Error (MSE) of 350248. From the forecasting results it is found that the price of cooking oil has increased.

### **ARTICLE INFO**

Accepted :  
Accepted after revision :  
Available online :

### **Keywords:**

Cooking Oil  
ARIMA  
Forecasting

### **1. PENDAHULUAN**

Minyak Goreng merupakan salah satu bahan pokok yang cukup berperan penting dalam perekonomian Indonesia. Minyak goreng adalah salah satu komoditas dari sembilan bahan pokok yang berperan cukup penting dalam perekonomian Indonesia. Peranan minyak goreng dalam perekonomian ditunjukkan dengan beberapa kejadian adanya kelangkaan minyak goreng yang kemudian menimbulkan dampak ekonomi dan politik yang cukup berarti bagi perekonomian nasional [1]. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS) melalui Survei Sosial dan Ekonomi Nasional (Susenas), dalam tiga tahun terakhir konsumsi rumah tangga untuk minyak goreng meningkat setiap tahunnya. Terjadi peningkatan pengeluaran masyarakat untuk komoditas minyak dan kelapa sebesar 22 persen pada tahun 2021 dibandingkan 2020 [2].

Harga minyak goreng sering berubah-ubah, namun kenaikan harga minyak goreng mulai dirasakan

masyarakat pada akhir tahun 2021. Harga bahan pokok permintaan akan bahan pokok cenderung stabil (inelastis) terhadap perubahan harga. Harga minyak goreng yang tidak stabil disaat pandemik covid 19, mengakibatkan pemerintah harus menstabilkan harga minyak goreng [3]. Pemerintah kemudian membuat kebijakan tentang Harga Eceran Tertinggi (HET), Kementerian Perdagangan menetapkan kebijakan *domestic market obligation* (DMO) dan *domestic price obligation* (DPO) per 27 Januari 2022 yang tertuang dalam Permendag No 1 hingga 6, Tahun 2022. Kebijakan yang diharapkan dapat menekan harga minyak goreng namun muncul permasalahan baru yaitu kelangkaan, sehingga minyak goreng susah didapat. Dengan adanya permasalahan kelangkaan ini maka Menteri perdagangan mencabut Permendag No 1 hingga 6, Tahun 2022 yang menyatakan bahwa harga minyak goreng kemasan akan mengikuti harga mekanisme pasar. Setelah dicabutnya permendag no. 1

hingga 6 tahun 2022 mendadak minyak goreng melimpah dipasaran.

Beberapa penelitian mengenai peramalan harga di Indonesia telah dilakukan sebelumnya. Penelitian yang dilakukan Widyayanto (2021), tentang Pendekatan *Clustering Time Series* pada Peramalan Harga Minyak Goreng [4]. Penelitian yang lain oleh Susila dan Munadi (2008) tentang penggunaan *Autoregressive Integrated Moving Average Model* (ARIMA Model) dalam peramalan harga dengan mengambil kasus harga Minyak Goreng. Di Sulawesi Utara sendiri belum ada yang melakukan penelitian tentang peramalan harga minyak goreng dengan menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) [5]. Oleh karena itu berdasarkan permasalahan tersebut, maka penelitian ini bertujuan untuk meramalkan bagaimana perkiraan harga minyak goreng di Provinsi Sulawesi Utara dari bulan Januari 2023 sampai bulan Juni 2024.

### Minyak Goreng

Minyak goreng yang terdapat pada makanan yang digoreng berfungsi sebagai medium penghantar panas, menambah rasa gurih, menambah nilai gizi dan kalori dalam makanan. Minyak goreng yang saat ini beredar di pasaran terdapat dalam dua jenis, yaitu minyak goreng kemasan (merek apapun) dan minyak goreng curah dimana perbedaan yang paling terlihat adalah pada pengemasannya. Minyak goreng curah hanya menggunakan plastik kiloan, namun kualitasnya masih layak untuk digunakan sebagai pengolah makanan dengan penggunaan sewajarnya [6]

### Konsep Peramalan

Peramalan merupakan gambaran keadaan perusahaan pada masa yang akan datang. Gambaran tersebut sangat penting bagi manajemen perusahaan karena dengan gambaran tersebut maka perusahaan dapat memprediksi langkah-langkah apa saja yang diambil dalam memenuhi permintaan konsumen. Ramalan memang tidak selalu tepat 100%, karena masa depan mengandung masalah ketidakpastian, namun dengan pemilihan metode yang tepat dapat membuat peramalan dengan tingkat kesalahan yang kecil [7]. Peramalan adalah perhitungan yang objektif dengan menggunakan data masa lalu, untuk menentukan sesuatu di masa yang akan datang seperti kuantitas, kualitas dalam berbagai hal produksi maupun dan sebagainya [8].

Tujuan peramalan adalah untuk meramalkan permintaan dan item-item independent demand di masa yang akan datang [9], tujuan peramalan adalah mendapatkan peramalan yang bisa meminimalkan kesalahan (*error*) yang bisa diukur dengan *Mean Square Error* (MSE) [10]. Dengan adanya peramalan penjualan berarti manajemen perusahaan telah mendapatkan gambaran perusahaan dimasa yang akan datang, sehingga manajemen perusahaan memperoleh masukan yang sangat berarti dalam menentukan kebijaksanaan Perusahaan [11].

### Time Series

*Time series* atau runtun waktu adalah himpunan observasi data terurut dalam waktu. Metode *time series* adalah metode peramalan dengan menggunakan analisa pola hubungan antara variabel yang akan dipikirkan dengan variabel waktu. Peramalan suatu data *time series* perlu memperhatikan tipe atau pola data. Pola data *time series*, yaitu trend, musiman, dan siklus. Pola trend merupakan kecenderungan arah data dalam jangka panjang, dapat berupa kenaikan maupun penurunan. Pola musiman merupakan fluktuasi dari data yang terjadi secara periodik dalam kurun waktu satu tahun, seperti triwulan, kuartalan, bulanan, mingguan, atau harian. Sedangkan pola siklus merupakan fluktuasi dari data untuk waktu yang lebih dari satu tahun.

### Stasioner

Stasioneritas berarti bahwa tidak terjadinya pertumbuhan dan penurunan data. Suatu data dapat dikatakan stasioner apabila pola data tersebut berada pada kesetimbangan disekitar nilai rata-rata yang konstan dan variansi disekitar rata-rata tersebut konstan selama waktu tertentu [12]. Stasioner dalam variansi diidentifikasi dengan melihat grafik *Box-Cox*. Apabila grafik *Box-Cox* menunjukkan nilai *Rounded Value* bernilai satu maka data telah stasioner terhadap variansi. Untuk mengatasi ketidakstasioneran data dalam variansi dapat dilakukan transformasi data dari plot *Autocorrelation Function* (ACF) data tersebut. Apabila plot data *Autocorrelation Function* (ACF) turun mendekati nol secara cepat, pada umumnya setelah lag kedua atau ketiga maka dapat dikatakan stasioner [13].

### Differencing

*Differencing* (pembedaan) dilakukan untuk menstasionerkan data nonstasioner. Proses *differencing* yaitu mengurangi nilai data pada suatu periode dengan nilai data pada periode sebelumnya, yang dapat ditulis sebagai berikut [14] :

$$W_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (1)$$

dengan :  $Z_t$  = nilai variabel Z pada waktu  $t$

$Z_{t-1}$  = nilai variabel Z pada waktu  $t-1$

### Autocorrelation Function/Fungsi Autokorealsi (ACF)

Autokorelasi merupakan korelasi atau hubungan antar data pengamatan suatu data *time series*. Koefisien autokorelasi untuk lag-  $k$  dari data runtun waktu dinyatakan sebagai berikut [15]:

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(X_t, X_{t+k})}{\sqrt{\text{var}(X_t)} \sqrt{\text{var}(X_{t+k})}} = \frac{E(X_t - \mu)(X_{t+k} - \mu)}{\sqrt{E(X_t - \mu)^2} \sqrt{E(X_{t+k} - \mu)^2}} = \frac{Y^k}{Y_0} \quad (2)$$

dengan :  $\mu$  = rata-rata

$Y^k$  = autokovariansi pada lag- $k$

$\rho_k$  = autokorelasi pada lag-  $k$

$t$  = waktu pengamatan,  $t=1,2,3$

$$\text{Var}(X_t) = \text{Var}(X_{t+k}) = Y_0$$

Untuk mengetahui apakah koefisien autokorelasi signifikan atau tidak, perlu dilakukan uji. Pengujian dapat dilakukan hipotesis :

$H_0: \rho_k = 0$  (koefisien autokorelasi tidak signifikan)

$H_1: \rho_k \neq 0$  (koefisien autokorelasi signifikan)

Selain menggunakan uji tersebut, untuk mengetahui apakah koefisien autokorelasi yang diperoleh signifikan atau tidak dapat dilihat pada *output software*. Jika pada grafik *ACF* tidak ada *lag* yang melebihi garis batas signifikansi (garis putus-putus), maka koefisien autokorelasi yang diperoleh signifikan atau tidak terjadi korelasi antar *lag*.

### Partial Autocorrelation Function/Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Autokorelasi Parsial digunakan untuk mengukur tingkat keakuratan antara  $X_t$  dan  $X_{t+k}$ . Apabila pengaruh dari lag 1, 2, 3,... dan seterusnya sampai k-1 dianggap terpisah. Hubungan antara autokorelasi parsial dengan lag-nya disebut fungsi autokorelasi parsial. Menurut Wei (2006), rumus fungsi autokorelasi parsial dapat ditulis dengan [15]

$$\phi_{k+1,k+1} = \frac{\rho_{k+1} - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{kj} \rho_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{kj} \rho_j} \quad (3)$$

### Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

#### 1. Model Autoregressive (AR)

Model *Autoregressive (AR)* dengan order  $p$  dinotasikan dengan  $AR(p)$ . Menurut Mulyono (2000), bentuk umum model  $AR(p)$  adalah [16,17]:

$$X_t = \mu + \phi_1 X_{t-1} + \dots + \phi_p X_{t-p} + e_t \quad (4)$$

dengan:  $X_t$  = nilai variabel pada waktu ke- $t$

$\mu$  = rata-rata

$\phi_i$  = koefisien autoregressive,  $i$ :

1,2,3,.....,p

$e$  = nilai galat pada waktu ke- $t$

$p$  = order AR

#### 2. Model Moving Average (MA)

*Moving Average (MA)* merupakan nilai *time series* pada waktu  $t$  yang dipengaruhi oleh unsur kesalahan pada saat ini dan unsur kesalahan terbobot pada masa lalu [12].

Model *Moving Average (MA)* order  $q$ , dinotasikan menjadi  $MA(q)$ . Secara umum, model  $MA(q)$  adalah:

$$X_t = \mu + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (5)$$

dengan:  $X_t$  = Nilai variabel pada waktu ke- $t$

$\mu$  = rata-rata

$\theta_t$  = parameter model *Moving Average*

$e_t$  = nilai galat pada waktu ke- $t$

$e_{t-q}$  = nilai kesalahan pada saat  $t - q$

$q$  = order MA

#### 3. Model Autoregressive Moving Average (ARMA)(p,q)

Model *Autoregressive Moving Average (ARMA)* merupakan suatu gabungan dari model  $AR(p)$  dan  $MA(q)$ . Bentuk umum model  $ARMA(p,q)$  dapat dituliskan sebagai berikut [15]:

$$X_t = \mu + \phi_1 X_{t-1} + \dots + \phi_p X_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (6)$$

dengan:  $X_t$  = nilai variabel pada waktu ke- $t$

$\mu$  = rata-rata

$\phi_i$  = koefisien autoregressive ke- $i$ ,  $i = 1, 2, 3, \dots, p$

$p$  = order AR

$q$  = order MA

$\theta_i$  = parameter model MA ke- $i$ ,  $i = 1, 2, 3, \dots, q$

$e_t$  = nilai galat pada waktu ke- $t$

#### 4. Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)(p,d,q)

Model ARIMA perluasan dari model ARMA dengan penambahan parameter  $d$  yang merupakan jumlah proses *differencing*. Parameter  $p$  merupakan model AR dan parameter  $q$  adalah model MA. Nilai konstanta  $p$  dan  $q$  biasanya didapatkan dari estimasi ACF dan PACF. Sedangkan untuk nilai  $d$  didapatkan dari melakukan percobaan error terhadap nilai  $p$  dan  $q$  yang sudah didapatkan. Secara umum persamaan ARIMA ( $p,d,q$ ) sebagai berikut [15,18]

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B)\alpha_t \quad (7)$$

dengan:  $Z_t$  = data observasi ke- $t$

$B$  = operator backshift  $p$ : orde AR

$d$  = orde *differencing*

$q$  = orde MA

$\alpha_t$  = nilai error pada waktu ke- $t$

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dimulai sejak Maret 2023 sampai dengan oktober 2023, dari penyusunan proposal sampai pengolahan data. Pengolahan data dilakukan di jurusan Matematika Universitas Sam Ratulangi.

### Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data ini diperoleh dari Badan Pusat Statistik berupa data Harga Minyak Goreng di Provinsi Sulawesi Utara (Rp/Liter). Dengan fokus penelitian ini digunakan data Harga Minyak Goreng di Sulawesi Utara pada Januari 2018 sampai Desember 2022.

### Teknik Analisis Data

Teknik analisis data ARIMA melibatkan beberapa tahap berikut:

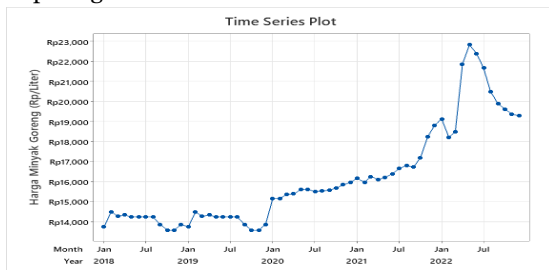
- Identifikasi model dengan menganalisis Plot Data yaitu dengan menganalisis pola tren dan musiman pada data dengan melakukan plot time series.
- Uji Stasioneritas untuk mengetahui kelayakan data dalam memenuhi asumsi stasioner dalam varian dan rata-rata. Transformasi data time series pada data deret waktu perlu diproses untuk memastikan bahwa data sudah stasioner. Jika data tidak stasioner, maka Transformasi data time series menjadi data stasioner menggunakan diferensiasi dan transformasi logaritmik.
- Identifikasi Model ARIMA ditentukan oleh tiga parameter, yaitu  $p$  (derajat autoregresi),  $d$  (derajat integrasi), dan  $q$  (derajat moving average).

Identifikasi model ini dapat ditentukan melalui analisis ACF (Autocorrelation Function) dan PACF (Partial Autocorrelation Function) dari data.

8. Estimasi parameter dan uji signifikansi model ARIMA Setelah menentukan model. Tujuan dari estimasi parameter adalah untuk menemukan parameter yang paling cocok dengan data. Setelah estimasi parameter ditemukan selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter dengan melihat hasil dugaan sudah signifikan pada model atau tidak signifikan.
9. Uji diagnosis model setelah model ARIMA ditemukan, model tersebut perlu diuji untuk memastikan bahwa itu memenuhi asumsi dasar dari model ARIMA. Hal ini dilakukan dengan uji Ljung-Box dan uji normalitas.
10. Meramalkan nilai harga masa depan Setelah model ARIMA dinyatakan cocok, selanjutnya kita dapat menggunakannya untuk memprediksi nilai data di masa depan. Hal ini dapat dilakukan dengan menggunakan model ARIMA yang sudah dibuat dan menginputkan data masa lalu ke dalam model.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data harga minyak goreng di provinsi Sulawesi Utara yang digunakan 60 entri, sesuai dengan jumlah bulan selama periode 2018 hingga 2022 dan dapat dilihat pada lampiran 1. Pada data menunjukkan jumlah satuan Rp/liter pada minyak goreng yang terpakai. Dalam tahap pengolahan data ini dilakukan analisis untuk mengetahui plot dari data dan dapat dilihat pada gambar 1.



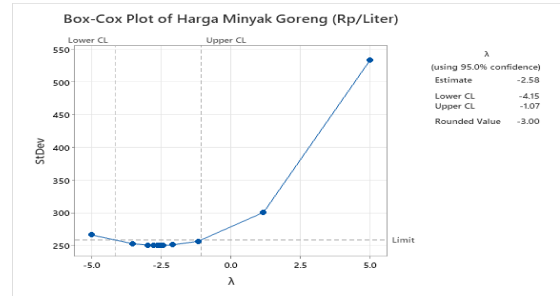
Gambar 1. Plot Data Harga Minyak Goreng di Provinsi Sulawesi Utara

Pada gambar 1 terlihat bahwa data cenderung mengalami kenaikan dan penurunan harga yang tidak konstan. Sehingga dapat dikatakan bahwa data tidak stasioner.

#### Uji Stasioneritas

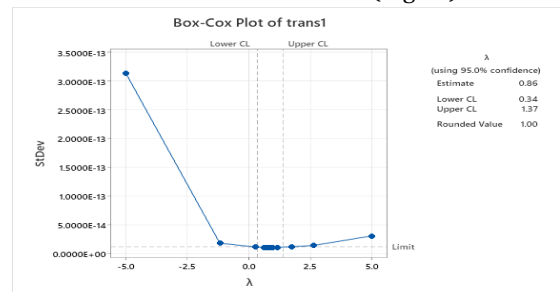
Untuk dapat mengolah data dengan model ARIMA, maka data harus bersifat stasioner. Untuk melihat stasioner atau tidaknya data maka dilakukan identifikasi stasioneritas dalam varians dan rata-rata.

Stasioneritas data dalam varian di analisis dengan menggunakan Transformasi Box-Cox agar nilai lambda ( $\lambda$ ) yang diperoleh dalam Box-Cox plot = 1. Jika nilai lambda  $\neq 1$  maka harus dilakukan transformasi. Hasil uji Box Cox terhadap data harga minyak goreng dapat dilihat pada Gambar 2.



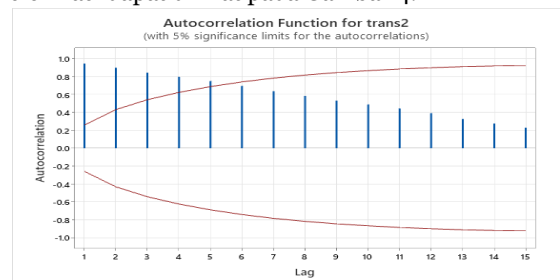
Gambar 2. Grafik Plot Box-Cox Data Time Series

Berdasarkan Gambar 2 diketahui bahwa data belum stasioner dalam varian karena nilai  $\lambda = -3,00$  atau nilai  $\lambda \neq 1$  pada plot Box Cox. Untuk memperoleh stasioneritas dalam varians maka dilakukan transformasi pada data sampai nilai  $\lambda = 1$ . Pada Gambar 3 dapat dilihat nilai lambda ( $\lambda$ ) pada grafik tersebut  $\lambda = 1$  sehingga data tersebut sudah stasioner dalam varian (ragam).



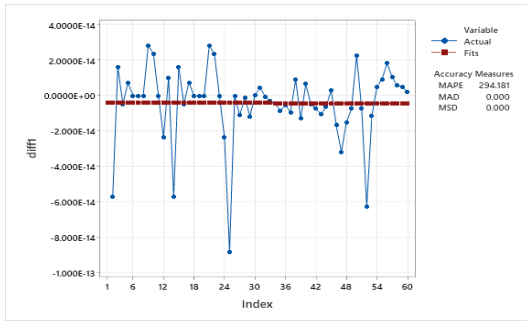
Gambar 3. Grafik Plot Transformasi Box Cox Stasioner Varian

Stasioneritas data dalam rata-rata dilihat berdasarkan hasil identifikasi fungsi autokorelasi dan autokorelasi parsial. Hasil grafik ACF yang telah di transformasi dapat dilihat pada Gambar 4.

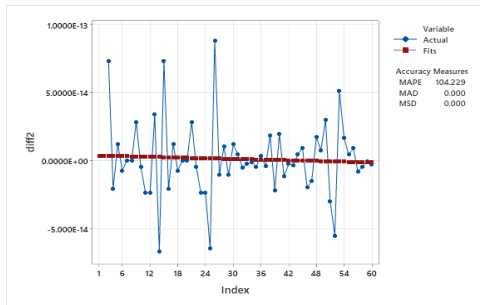


Gambar 4. Transformasi Fungsi Autokorelasi (ACF)

Berdasarkan Gambar 4 menunjukkan bahwa data transformasi belum stasioner terhadap rata-rata terlihat dari nilai fungsi autokorelasi karena terlihat ada lebih dari 3 lag pada grafik ACF yang keluar dari batas signifikan. Pada gambar 4 terlihat lag tidak turun secara tajam sampai lag terakhir, data turun lambat mendekati nol. Berdasarkan Gambar 4 menunjukkan bahwa data harga minyak goreng tidak stasioner dalam rata-rata maka harus dilakukan proses differencing. Hasil proses differencing pada Gambar 5 dan 6.

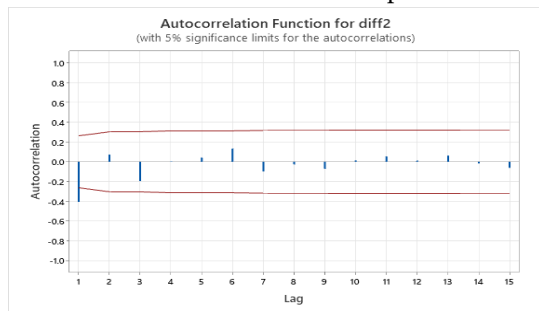


Gambar 5. Grafik plot Differencing 1

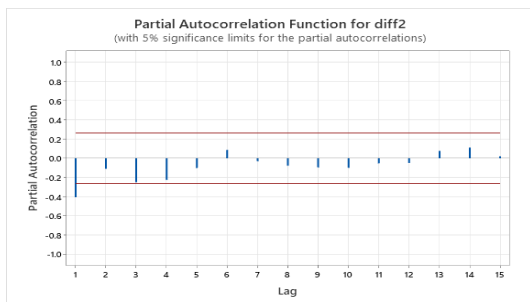


Gambar 6. Grafik Plot Differencing 2

Hasil plot tren analisis pada differencing dapat memudahkan melihat apakah ada tren data atau data tetap stabil. Dari hasil grafik menunjukkan bahwa setelah dilakukan differencing 1 pada Gambar 5 data masih menunjukkan adanya peningkatan atau penurunan dari waktu ke waktu dan tidak konstan dalam suatu nilai tertentu. Hal ini menunjukkan differencing pertama belum stasioner terhadap rata-rata sehingga dilakukan differencing kedua. Pada Gambar 6, menunjukkan bahwa data Differencing ke-2 sudah stasioner, dilihat dari data yang berada disekitar nilai konstan, yaitu nol (0). Sehingga data sudah dapat dikatakan stasioner dalam rata-rata maupun varians.



Gambar 7. Fungsi Autokorelasi Differencing 2 (ACF)



Gambar 8. Fungsi Parsial Autokorelasi Differencing 2 (PACF)

Pada Gambar 7 dan 8 plot ACF dan PACF menunjukkan bahwa pada data yang diperoleh berdasarkan differencing kedua tersebut sudah stasioner. Berdasarkan plot ACF dan PACF setelah dilakukan differencing kedua, terlihat grafik ACF turun setelah lag (cuts off) ke 1 dan grafik PACF turun setelah lag (cuts off) ke 1. Sehingga model dapat dilanjutkan ke tahap selanjutnya.

**Identifikasi Model ARIMA**

Berdasarkan Gambar 7 dan Gambar 8 terlihat bahwa data differencing kedua telah stasioner. Dan karena mengalami differencing pada orde-2, didapat model ARIMA (p,2,q). Identifikasi model awal time series adalah model ARIMA (1,2,1), ARIMA (0,2,1), ARIMA (1,2,0).

**Estimasi Parameter & Uji Signifikansi Model ARIMA**

Estimasi atau pendugaan parameter model adalah suatu penduga parameter model agar model sementara yang didapatkan dapat digunakan dalam peramalan.

Tabel 1. Ringkasan Koefisien Hasil Estimasi

Model	Koefisien Hasil Estimasi		
	AR <sub>1</sub>	MA <sub>1</sub>	MSE
ARIMA (1,2,0)	0.198	-	508060
ARIMA (0,2,1)	-	0.000	376563
ARIMA (1,2,1)	0.029	0.000	350248

Model ARIMA (1,2,1) memiliki nilai MSE yang paling kecil diantara model ARIMA (1,2,0) dan ARIMA (0,2,1) sehingga dapat dilanjutkan ke tahap selanjutnya. Pada Tabel 2 merupakan ringkasan hasil uji signifikansi model ARIMA.

Tabel 2. Uji Signifikansi Model ARIMA

Parameter	Koef.	MS	p-value	Ket.
AR (1)	0.303	350248	0.029	Sig.
MA (1)	0.9761		0.000	Sig.

Uji signifikan parameter AR (1) dan MA(1)

Hipotesis :

H<sub>0</sub> : θ<sub>1</sub> = 0 (Parameter tidak signifikan)

H<sub>1</sub> : θ<sub>1</sub> ≠ 0 (Parameter signifikan)

Daerah Kritis : tolak H<sub>0</sub> jika p-value < α = 0,05 (model signifikan/layak digunakan). Parameter AR(1) dan MA(1) mempunyai nilai p-value sebesar 0,029 dan 0,000, dengan level toleransi 5% berarti p-value < α yaitu p-value < 0,05. Sehingga diambil kesimpulan untuk tolak H<sub>0</sub>, berarti signifikan dalam model.

**Uji Diagnosis Model**

Diagnosis model yang telah dibuat dengan uji Ljung-Box untuk memastikan bahwa itu memenuhi asumsi dasar dari model ARIMA.

1. Uji Ljung-Box

Hasil uji statistik Ljung-Box Model ARIMA(1,2,1) dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Uji Statistik Ljung-Box Model ARIMA

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	9.10	10.22	20.81	26.77
DF	9	21	33	45
P-Value	0.428	0.976	0.951	0.986

Dalam uji ini harus memenuhi nilai p-value >  $\alpha$  untuk semua lag, maka  $H_0$  diterima sehingga dikatakan residual bersifat white noise yang berarti model dapat digunakan dalam peramalan. Sebaliknya, jika nilai p-value <  $\alpha$  maka  $H_0$  ditolak. Sehingga disimpulkan bahwa residual tidak bersifat white noise dan ini berarti model tidak dapat digunakan dalam peramalan. Pada tabel 3 dapat dilihat bahwa pada lag memiliki nilai statistik *P-value* > 0,05 sehingga dapat disimpulkan untuk terima  $H_0$ , yang berarti bersifat residual *white noise*. Hal ini juga dapat diperkuat dengan tidak ada satu lag pun yang keluar batas pada plot *ACF* residual dan *PACF* residual sehingga model layak digunakan dalam peramalan.

#### 2. Uji Normalitas

Uji Normalitas untuk menentukan data yang telah dikumpulkan berdistribusi normal. Pengujian distribusi normal residual menggunakan uji Shapiro Wilk atau uji Kolmogrov Smirnov. *P-Value* yang dihasilkan oleh output proses Kolmogrov Smirnov dengan level toleransi ( $\alpha = 0,05$ ) yang digunakan dalam uji hipotesis pengujian asumsi berdistribusi normal. Hasil uji normalitas disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Uji Normalitas

Mean	Standar Deviasi	P-Value
23.65	580.9	0.010 <

Model ARIMA(1,2,1) memiliki P-value < 0,05 namun *Central Limit Theorem* (CLT) atau Teorema Limit Pusat berdasarkan penjelasan dari Bowerman & Murphree (2017), yang menyatakan jika ukuran sampel (n) cukup besar, maka populasi dari semua kemungkinan sampel akan terdistribusi normal, tidak peduli berapapun nilai probabilitasnya. Hal ini disebabkan data sampel dalam penelitian ini sebanyak 60 data sampel dalam bulanan ( $n > 30$ ) dan asumsi normalitas dapat diabaikan. Jadi dapat disimpulkan bahwa hasil data berdistribusi normal dan model dapat dilanjutkan ke tahap selanjutnya.

#### Peramalan

Hasil estimasi model ARIMA (1,2,1) harga minyak goreng di Provinsi Sulawesi Utara dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Estimasi Model ARIMA (1,2,1)

Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value
AR 1	0.303	0.136	2.24	0.029
MA 1	0.9761	0.0727	13.43	0.000
Constant	-0.35	5.25	-0.07	0.947

Model ARIMA (1,2,1) layak digunakan untuk tahap uji peramalan dengan *Mean Square (MS)* sebesar 350248 model dikatakan layak karena parameternya

signifikan dan memenuhi syarat *white noise* (bersifat random). Persamaan model ARIMA (1,2,1), yaitu:

$$Z_t = \mu + (2 + \phi_1)z_{t-1} - (1 + 2\phi_1)z_{t-2} + \phi_1z_{t-3} + e_t - \theta_1e_{t-1}$$

$$Z_t = -0,35 + 2.303z_{t-1} - 1.606z_{t-2} + 0.303z_{t-3} + e_t - 0.9761e_{t-1}$$

Pada Tabel 6 output minitab menunjukkan hasil peramalan harga minyak goreng di Provinsi sulawesi utara untuk 18 periode kedepan dengan taraf kepercayaan 95%.

Tabel 6. Hasil Peramalan Harga Minyak Goreng di Provinsi Sulawesi Utara

No	Periode	Peramalan
1	Januari 2023	19.298
2	Februari 2023	19.343
3	Maret 2023	19.398
4	April 2023	19.455
5	Mei 2023	19.512
6	Juni 2023	19.569
7	Juli 2023	19.626
8	Agustus 2023	19.682
9	September 2023	19.738
10	Oktober 2023	19.793
11	November 2023	19.848
12	Desember 2023	19.902
13	Januari 2024	19.956
14	Februari 2024	20.009
15	Maret 2024	20.062
16	April 2024	20.114
17	Mei 2024	20.166
18	Juni 2024	20.217

Hasil peramalan harga minyak goreng di Provinsi Sulawesi Utara mengalami kenaikan setiap bulannya.

#### 4. PENUTUP

##### Kesimpulan

Peramalan harga minyak goreng di Provinsi sulawesi utara untuk model ARIMA yang terbaik berdasarkan nilai MSE untuk digunakan adalah model ARIMA (1,2,1) diperoleh nilai 350248 artinya nilai peramalan untuk model ARIMA (1,2,1) sangat baik dengan persamaan :

$$Z_t = -0,35 + 2.303z_{t-1} - 1.606z_{t-2} + 0.303z_{t-3} + e_t - 0.9761e_{t-1}$$

#### REFERENSI

- [1] Wayuningsih.A.2008. Analisis Dampak Kenaikan Harga Minyak Goreng terhadap Usaha Kerupuk di Kota Bekasi. Bogor :IPB
- [2] Badan Pusat Statistik. 2022. Statistik Indonesia 2022. Badan Pusat Statistik. Jakarta
- [3] Sukirno, S.2016. Mikroekonomi Teori Pengantar (3rd ed.).Jakarta (ID): Rajawali

- [4] Widyayanto, A.2021. Pendekatan Clustering Time Series Pada Peramalan Harga Minyak Goreng. *Jurnal MEDIAN*. **4(2)**:52-60
- [5] Susila WR, Munadi E.2008. Peramalan Harga Eceran Minyak Goreng dengan Model ARIMA. *Jurnal Ekonomi*. **3(7)**:40-53.
- [6] Made I Putra, Susrusa.K.B & Artini N. P. 2019. Analisis Permintaan Konsumen Rumah Tangga terhadap Minyak Goreng Curah di Kota Denpasar. *Jurnal Agribisnis Dan Agrowisata (Journal of Agribusiness and Agritourism)* **8(2)**:195
- [7] Fachrurrazi, S. 2015. Peramalan Penjualan Obat Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing Pada Toko Obat Bintang Geurugok. *J. Techsi*. **7(1)**:19-30.
- [8] Sumayang, L. 2003. Dasar-dasar manajemen Produksi dan Operasi.Jakarta: Salemba Empat.
- [9] Frechtling, J. 2001. What Evaluation Tells Us about Professional Development Programs in Mathematics and Science.
- [10] Waryanto, H. 2019. Prediksi Penjualan seragam Sekolah Dengan Menggunakan Metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) (Studi Kasus: Koperasi Karyawan Yayasan Umara Al-Zahra Indonesia), *Jurnal Statmat*. **1(1)**:88-102.
- [11] Hardianto, R. 2016. Peramalan penjualan teh hijau dengan metode ARIMA (studi kasus pada PT. MK). *Jurnal PASTI*. **11(3)**:231-244.
- [12] Makridakis, S., Wheelwright, S.C., & McGee, V.E. 1999. Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid I (Untung Sus Ardiyanto & Abdul Basith. Terjemahan). Edisi Kedua. Jakarta: Penerbit Erlangga.
- [13] Hanke, John.E. & Wincren D.W. 2005. Business Forecasting. Upper Saddle Riper, New Jersey: Prentice Hall.
- [14] Lusikooya, J, Nainggolan.N & Titaley. J. 2017. Prediksi Harga Tutup Saham PT. Garuda Indonesia, Tbk Menggunakan Metode ARIMA. *Jurnal MIPA UNSRAT*. **6 (1)**:74-77
- [15] Wei, W.S. 2006. Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Method 2nd Edition. New York: Pearson Education.
- [16] Mulyono, S. 2000. Peramalan Harga Saham dan Nilai Tukar : Teknik Box-Jenkins. Ekonomi dan Keuangan Indonesia. Vol. XLVIII No. 2.
- [17] Sorlury, F., Mongi C.E., Nainggolan N. 2022. Penggunaan Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Untuk Meramalkan Nilai Tukar Petani (NTP) di Provinsi Sulawesi Utara. D'cartesian: Jurnal Matematika dan Aplikasi. **11(1)**:59-66.
- [18] Manabung, N., Mongi, C.E., Langi, Y.A.R. 2024. Peramalan banyaknya pasien yang berobat di puskesmas bengkol dengan menggunakan metode ARIMA. *Jurnal LPPM bidang sains dan teknologi*. **9(1)**: 11-19.



**Marsela Pangalila**

([MarselaPangalila03@gmail.com](mailto:MarselaPangalila03@gmail.com))

Lahir di Minahasa, Sulawesi Utara pada tanggal 9 Maret 2001. Menempuh Pendidikan Sarjana di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sam Ratulangi Manado sejak tahun 2019. Tahun 2023 adalah tahun terakhir ia menempuh studi S1. Makalah ini merupakan hasil penelitian

skripsinya yang dipublikasikan.



**Charles E. Mongi**

([mongicharles@unsrat.ac.id](mailto:mongicharles@unsrat.ac.id))

Lahir di Tondano pada tanggal 4 Januari 1984. Pada tahun 2006 memperoleh Gelar Sarjana pada Program Studi Matematika, Universitas Sam Ratulangi. Gelar Magister Sains diperoleh dari Institut Pertanian Bogor pada tahun 2014. Menjadi dosen di Jurusan Matematika FMIPA

Universitas Sam Ratulangi pada tahun 2008 sampai sekarang.



**Djoni Hatidja**

([dhatidja@unsrat.ac.id](mailto:dhatidja@unsrat.ac.id))

Lahir di Minahasa Tenggara tanggal 16 Juli 1969. Gelar Sarjana diperoleh tahun 1994 di Program Studi Statistika IPB, Bogor. Pada tahun 2000, memperoleh gelar Magister Sains di Program Studi Statistika Program Pasca Sarjana IPB, Bogor. Saat ini menjadi dosen di Jurusan

Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Sam Ratulangi, Manado.