

## PERAMALAN PENJUALAN TEH HIJAU DENGAN METODE ARIMA (STUDI KASUS PADA PT. MK)

Zulhamidi<sup>1</sup>, Riski Hardianto<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Politeknik ATI Padang

Email: zulhamidi@gmail.com; riskii.hardianto@gmail.com

### Abstrak

Peramalan merupakan tahapan awal dalam kegiatan perencanaan produksi yang fungsinya adalah sebagai dasar dalam merencanakan kegiatan produksi selanjutnya. Kehandalan sebuah metode peramalan ditentukan dengan menghitung nilai simpangan (*error*) hasil peramalan dengan nilai sebenarnya. Metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) merupakan salah satu metode peramalan jangka menengah yang menghasilkan nilai ramalan yang cukup baik dibandingkan dengan metode lainnya. Penelitian ini bertujuan untuk membuktikan asumsi di atas dan juga untuk menentukan nilai peramalan periode selanjutnya dengan objek yang dijadikan sebagai studi kasus adalah PT MK yang memproduksi teh hijau. Data yang digunakan adalah data periode Januari 2012 sampai dengan Desember 2016, dengan *software* Minitab sebagai alat bantu perhitungan. Hasil penelitian menunjukkan bahwasanya model yang tepat dalam meramalkan penjualan di PT MK adalah model ARIMA (2,2,4). Perbandingan nilai *error* model ARIMA (2,2,4) dilakukan dengan metode peramalan lainnya yaitu Metode Trend Linier dan Kuadratis. Hasil perbandingan juga menunjukkan bahwasanya metode ARIMA masih yang terbaik. Hasil peramalan juga menghasilkan nilai peramalan untuk periode satu tahun berikutnya.

**Kata kunci:** teh hijau, model, peramalan, error, ARIMA

### Abstract

*Forecasting is the starting point in production planning activities whose function is the basis for planning the next production activity. The compability of a forecasting method is determined by comparing forecast error to actual value. The ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) method is one of the medium-term forecasting methods that yields good predictive value compared to other methods. This study aims to prove that assumptions and also to determine the value of next period forecasting through case study in PT MK that produce green tea. The data used is from January 2012 until December 2016 by using Minitab as a calculation tool. The results show that the suitable model to predic sales in PT MK is ARIMA (2,2,4). The forecast error of ARIMA (2,2,4) compare to other forecacast method that are Linear and Quadratic Trend Method. The results show that ARIMA model is still the best. Forecasting results also generate a forecasting value for the next period forecast.*

**Keywords:** green tea, model, forecasting, error, ARIMA

### PENDAHULUAN

Perencanaan produksi adalah langkah dalam rangka pengambilan keputusan yang menentukan keberhasilan proyeksi kebutuhan sumber daya perusahaan pada masa yang akan datang. Tahapan awal rencana produksi adalah melakukan peramalan, yaitu kegiatan memperkirakan apa yang akan terjadi pada masa yang akan datang dengan menggunakan serangkaian metode dan tahapan tertentu. Metode peramalan yang cukup baik dan akurat adalah metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*), yaitu metode

peramalan yang menentukan korelasi atau hubungan statistik antar variabel yang diramal dengan nilai historis variabel tersebut sehingga dari korelasi tersebut dapat diperoleh model ARIMA Teknik analisis data dengan metode ARIMA dilakukan dengan cara mencari pola yang paling cocok dari sekelompok data (*curve fitting*) dengan memanfaatkan sepenuhnya data masa lalu dan sekarang. Metode ARIMA melakukan peramalan jangka pendek yang akurat untuk memperkirakan proyeksi pada periode selanjutnya (Sugiarto dan Harijono, 2000).

PT. MK merupakan perusahaan BUMN yang bergerak dibidang industri pengolahan teh. Produk yang dihasilkan diantaranya berbagai jenis teh hitam dan teh hijau yang di *packing* dalam *papersack* dan *retail*. PT. MK saat ini belum melakukan peramalan penjualan yang baik sehingga mengakibatkan tingginya persediaan di gudang sementara penjualannya hanya sedikit. Penelitian ini bertujuan untuk membuktikan asumsi di atas yang menyatakan bahwasanya bahwasanya metode ARIMA merupakan metode yang cukup baik dalam melakukan peramalan, terutama dalam horizon perencanaan jangka pendek dan menengah. Sebagai pembanding digunakan metode peramalan lain untuk menguji kebenaran asumsi tersebut. Metode yang digunakan adalah Metode Trend Linear dan Metode Trend Kuadratis dengan parameter pengujian adalah nilai kesalahan masing-masing metode peramalan. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk membantu perusahaan dalam rangka memperkirakan penjualan dengan menggunakan metode ARIMA.

## TINJAUAN PUSTAKA

### *Konsep Peramalan*

Peramalan adalah kegiatan memperkirakan apa yang akan terjadi pada masa yang akan datang dengan memanfaatkan informasi yang ada pada masa itu, untuk menimbang kegiatan di masa yang akan datang. Peramalan pada dasarnya merupakan proses menyusun informasi tentang kejadian masa lampau yang berurutan untuk menduga kejadian di masa depan (Frechtling, 2001). Aktivitas peramalan merupakan suatu fungsi bisnis yang berusaha memperkirakan penjualan dan penggunaan produk sehingga produk itu dapat dibuat dalam kuantitas yang tepat. Sumayang (2003) menyatakan bahwa 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.

Menurut Frechtling (2001) tujuan peramalan adalah untuk meramalkan permintaan dan item-item *independent demand* di masa yang akan datang, sedangkan menurut Subagyo (2002), tujuan peramalan adalah mendapatkan peramalan yang bisa meminimalkan kesalahan (*error*) yang bisa diukur dengan *Mean Square Error* (MSE). 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.

Model peramalan secara umum dapat dikemukakan sebagai,  $Y_t = \text{pola} + \text{error}$ . Data dibedakan menjadi komponen yang dapat diidentifikasi (pola) dan yang tidak dapat diidentifikasi (*error*). Jadi, penggunaan metode peramalan adalah untuk mengidentifikasi suatu model peramalan sedemikian rupa sehingga *error* nya menjadi seminimal mungkin. Penggunaan teknik peramalan diawali dengan pengeksplosian kondisi (pola data) pada waktu yang lalu guna mengembangkan model yang sesuai dengan pola data itu dengan menggunakan asumsi bahwa pola data pada waktu yang lalu itu akan berulang lagi pada waktu yang akan datang.

### Model ARIMA

Model ARIMA adalah model yang secara penuh mengabaikan independen variabel dalam pembuatan peramalan. ARIMA menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat. Namun untuk peramalan jangka panjang ketepatan peramalannya kurang baik. Tujuan ARIMA adalah untuk menentukan hubungan statistik yang baik antar variabel yang diramal dengan nilai historis variabel tersebut sehingga peramalan dapat dilakukan dengan model tersebut (Sugiarto dan Harijono, 2000).

Model ARIMA dibagi dalam 3 unsur, yaitu model *autoregresif* (AR), *moving average* (MA), dan *integrated* (I). Ketiga unsur ini bisa dimodifikasi sehingga membentuk model baru, misalnya model *autoregresif* dan *moving average* (ARMA). Bentuk umum model peramalan ini adalah ARIMA (p,d,q) dimana p menyatakan ordo AR, d menyatakan ordo *Integrated* dan q menyatakan ordo *moving average*. Apabila modelnya menjadi AR maka model umumnya menjadi ARIMA(1,0,0)

Menurut Box Jenkins (1976), model deret waktu yang tidak stasioner dapat dikatakan sebagai proses *Autoregressive Integrated Moving Average* ordo atau disingkat ARIMA di mana adalah ordo dari parameter *autoregressive* (AR), adalah besaran yang menyatakan berapa kali dilakukan *differencing* sehingga proses menjadi stasioner dan adalah ordo dari parameter *moving average* (MA). Secara umum model Box-Jenkins dirumuskan dengan notasi ARIMA (p,d,q), p yaitu Orde atau derajat AR (*Autoregressive*), d yaitu Orde atau derajat pembeda (*Differencing*) dan q yaitu Orde atau derajat MA (*Moving Average*).

ARIMA seringkali ditulis sebagai ARIMA (p,d,q) yang memiliki arti bahwa p adalah orde koefisien autokorelasi, d adalah orde / jumlah diferensiasi yang dilakukan (hanya digunakan apabila data bersifat non-stasioner) (Sugiharto, 2000) dan q adalah orde dalam koefisien rata-rata bergerak (*moving average*).

Peramalan dengan menggunakan model ARIMA dapat dilakukan dengan rumus:

$$Y_t = \gamma_0 + \partial_1 Y_{t-1} + \partial_2 Y_{t-2} + \dots + \partial_n Y_{t-p} - \lambda_1 e_{t-1} - \lambda_2 e_{t-2} - \lambda_n e_{t-q} \quad (1)$$

Keterangan:

- B : Koefisien regresi
- $Y_t$  : Variabel dependen pada waktu t
- $Y_{t-1} \dots Y_{t-p}$  : Variabel lag
- $e_t$  : Residual term
- $W_1 \dots W_q$  : Bobot
- $e_{t-1} \dots e_{t-p}$  : Nilai sebelumnya atau residual

### Tahapan Metode ARIMA

Metode ARIMA menggunakan pendekatan iteratif dalam mengidentifikasi suatu model yang paling tepat dari berbagai model yang ada. Model sementara yang telah dipilih diuji lagi dengan data historis untuk melihat apakah model sementara yang terbentuk tersebut sudah memadai atau belum. Model sudah dianggap memadai apabila residual (selisih hasil peramalan dengan data historis) terdistribusi secara acak, kecil dan independen satu sama lain. Langkah-langkah penerapan metode ARIMA secara berturut-turut adalah memplot data identifikasi model, estimasi parameter model, *diagnostic checking*, dan peramalan (*forecasting*).

#### a) Plot Data

Plot data bertujuan untuk melihat kestasioneran data. Data yang tidak stasioner memiliki rata-rata dan varian yang tidak konstan sepanjang waktu. Dengan kata lain, secara ekstrim data stasioner adalah data yang tidak mengalami kenaikan dan penurunan. Model ARIMA mengasumsikan bahwa data masukan harus stasioner.

Apabila data masukan tidak stasioner perlu dilakukan penyesuaian untuk menghasilkan data yang stasioner. Salah satu cara yang umum dipakai adalah metode pembedaan (*differencing*). Metode ini dilakukan dengan cara mengurangi nilai data pada suatu periode dengan nilai data periode sebelumnya. Banyaknya *differencing* yang dilakukan dinotasikan dengan  $d$ . Bentuk *differencing* pertama ( $d = 1$ ) adalah  $\nabla Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ , sedangkan bentuk *differencing* kedua ( $d=2$ ) adalah  $Y_t = \nabla Y_t - \nabla Y_{t-1}$ . Proses *differencing* dilakukan sampai data hasil *differencing* menunjukkan kondisi stasioner terhadap rata-rata pada plot autokorelasi. Untuk keperluan pengujian stasioneritas, dapat dilakukan dengan beberapa metode seperti *autocorrelation function* (*correlogram*). Pengujian sederhana terhadap stasioneritas data adalah dengan menggunakan fungsi koefisien autokorelasi (*autocorrelation function* / ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (*autocorrelation function parsial* / PACF). Koefisien ini menunjukkan keeratan hubungan antara nilai variabel yang sama tetapi pada waktu yang berbeda.

b) Identifikasi model

Seperti yang dijelaskan sebelumnya bahwa model ARIMA hanya dapat diterapkan untuk deret waktu yang stasioner. Oleh karena itu, pertama kali yang harus dilakukan adalah menyelidiki apakah data yang kita gunakan sudah stasioner atau belum. Jika data tidak stasioner, yang perlu dilakukan adalah memeriksa pada pembedaan beberapa data akan stasioner, yaitu menentukan berapa nilai  $d$ . Proses ini dapat dilakukan dengan menggunakan koefisien ACF (*Auto Correlation Function*), atau uji akar-akar unit (*unit roots test*) dan derajat integrasi. Jika data sudah stasioner sehingga tidak dilakukan pembedaan terhadap data runtun waktu maka  $d$  diberi nilai 0. Disamping menentukan  $d$ , pada tahap ini juga ditentukan berapa jumlah nilai *lag* residual ( $q$ ) dan nilai *lag* dependen ( $p$ ) yang digunakan dalam model. Alat utama yang digunakan untuk mengidentifikasi  $q$  dan  $p$  adalah ACF dan PACF (*Partial Auto Correlation Funtion* / *Koefisien Autokorelasi Parsial*), dan *correlogram* yang menunjukkan plot nilai ACF dan PACF terhadap *lag*. Koefisien autokorelasi parsial mengukur derajat hubungan antara nilai-nilai sekarang dengan nilai-nilai sebelumnya (untuk *time lag* tertentu), sedangkan pengaruh nilai variabel *time lag* yang lain dianggap konstan. Secara matematis, koefisien autokorelasi parsial berorde  $m$  didefinisikan sebagai koefisien *autoregressive* terakhir dari model AR( $m$ ). Selain itu untuk menentukan model ARIMA ( $p,d,q$ ) juga dapat dilihat dari pembacaan grafik autokorelasi dan autokorelasi parsial dari hasil data yang telah didifferansikan. Pembacaan grafik disini dapat kita lihat dari pola yang muncul dalam grafik (Cryer, 2008).

c) Estimasi

Setelah menetapkan model sementara dari hasil identifikasi, yaitu menentukan nilai  $p$ ,  $d$ , dan  $q$ , langkah berikutnya adalah melakukan estimasi paramater *autoregressive* dan *moving average* yang tercakup dalam model. Jika teridentifikasi proses AR murni maka parameter dapat diestimasi dengan menggunakan kuadrat terkecil (*Least Square*). Jika sebuah pola MA diidentifikasi maka *maximum likelihood* atau estimasi kuadrat terkecil, keduanya membutuhkan metode optimisasi non-linier, hal ini terjadi karena adanya unsur *moving average* yang menyebabkan ketidak linieran parameter. Namun, saat ini sudah tersedia berbagai piranti lunak statistik yang mampu menangani perhitungan tersebut sehingga kita tidak perlu khawatir mengenai estimasi matematis.

d) *Diagnostic Checking*

Setelah melakukan estimasi dan mendapatkan penduga paramater, agar model sementara dapat digunakan untuk peramalan, perlu dilakukan uji kelayakan terhadap

model tersebut. Tahap ini disebut *diagnostic checking*, dimana pada tahap ini diuji apakah spesifikasi model sudah benar atau belum.

e) Melakukan Peramalan (*forecasting*)

Setelah model terbaik diperoleh, selanjutnya melakukan peramalan dapat dilakukan. Dalam berbagai kasus, peramalan dengan metode ini lebih dipercaya daripada peramalan yang dilakukan dengan model ekonometri tradisional. Namun, hal ini tentu saja perlu dipelajari lebih lanjut oleh para peneliti yang tertarik menggunakan metode serupa. Berdasarkan ciri yang dimilikinya, model runtun waktu seperti ini lebih cocok untuk peramalan dengan jangkauan sangat pendek, sementara model struktural lebih cocok untuk peramalan dengan jangkauan panjang.

**Metode Trend**

Trend adalah pergerakan jangka panjang dalam suatu kurun waktu yang kadang-kadang dapat digambarkan dengan garis lurus atau kurva mulus. Pada kenyataannya, anggapan bahwa *trend* dapat diwakili oleh beberapa fungsi sederhana seperti garis lurus sepanjang periode untuk *time series* yang diamati jarang ditemukan. Seringkali fungsi tersebut mudah dicocokkan dengan kurva *trend* pada suatu kurun waktu karena dua alasan, yaitu fungsi tersebut menyediakan beberapa indikasi arah umum dari seri yang diamati, dan dapat dihilangkan dari seri aslinya untuk mendapatkan gambar musiman lebih jelas. Ada *trend* yang digunakan untuk meramalkan pergerakan keadaan pada masa yang akan datang yaitu:

1. Trend Linier

Sering kali data deret waktu jika digambarkan ke dalam plot mendekati garis lurus. Deret waktu seperti inilah yang termasuk dalam trend linier. Persamaan trend linier adalah sebagai berikut:

$$Y_t = a + bt \tag{2}$$

Dengan nilai a dan b diperoleh dari formula:

$$a = \frac{\sum Y}{n} \quad b = \frac{\sum tY}{t^2} \tag{3}$$

Dimana  $Y_t$  menunjukkan nilai taksiran Y pada nilai t tertentu. Sedangkan a adalah nilai *intercept* dari Y, artinya nilai  $Y_t$  akan sama dengan a jika nilai  $t = 0$ . Kemudian b adalah nilai *slope*, artinya besar kenaikan nilai  $Y_t$  pada setiap nilai t, dimana nilai t sendiri adalah nilai tertentu yang menunjukkan periode waktu.

2. Trend Kuadratik

Jika trend linier merupakan deret waktu yang berupa garis lurus, maka trend kuadratik merupakan deret waktu dengan data berupa garis parabola. Persamaan untuk trend kuadratik adalah:

$$Y_t = a + bt + ct^2 \tag{4}$$

Nilai a, b, dan c diperoleh dari:

$$a = \frac{\sum Y - c \sum t^2}{n} \quad b = \frac{\sum tY}{\sum t^2} \quad c = \frac{n \sum t^2 Y - \sum t^2 \sum Y}{n \sum t^4 - (\sum t^2)^2} \tag{5}$$

**Memilih Trend Terbaik**

Metode peramalan yang paling baik adalah peramalan yang memiliki nilai kesalahan yang cenderung kecil. Terdapat beberapa cara untuk menentukan metode peramalan mana

yang akan dipilih sebagai metode peramalan yang paling baik, diantaranya *Mean Square Error (MSE)*. Untuk mencari *MSE* digunakan rumus sebagai berikut:

$$MSE = \frac{\sum e^2}{n} \quad (6)$$

Dimana nilai  $e$  adalah selisih antara nilai  $Y$  dengan peramalan ( $Y_t$ ). Model yang memiliki *MSE* paling kecil adalah model persamaan yang paling baik.

## METODE PENELITIAN

Sumber data yang digunakan adalah data sekunder dengan mengumpulkan data laporan yang telah disusun oleh pihak perusahaan, serta sumber lain yang berkaitan dengan penelitian. Data sekunder yang didapat dari pihak perusahaan yang meliputi data historis penjualan teh hijau bulan Januari 2012 sampai Desember 2016.

Peramalan penjualan dengan metode ARIMA dilakukan dengan menggunakan *software minitab* dengan tahapan sebagai berikut :

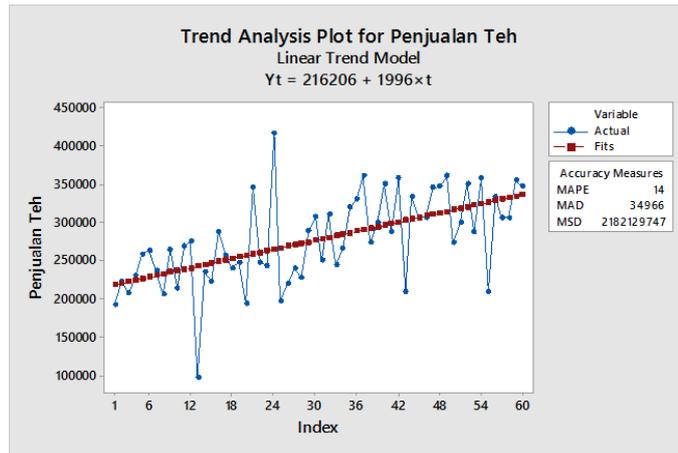
1. Mengumpulkan data dan memplot data yaitu menggambarkan data dalam bentuk grafik garis.
2. Memeriksa kestasioneran data dengan menghitung koefisien autokorelasi dan koefisien autokorelasi parsial.
3. Melakukan *differencing* dengan cara mencari selisih antara nilai periode  $t$  dengan periode sebelumnya.
4. Mengidentifikasi model ARIMA sementara.
5. Mengestimasi model ARIMA sementara untuk peramalan
6. Pemilihan model ARIMA yang paling sesuai dari beberapa alternative yang sudah dipilih pada tahapan sebelumnya.
7. Melakukan perbandingan dengan metode lain yaitu:
  - Metode *Trand Linier* dengan menggunakan persamaan (2) dan (3)
  - Metode kuadratis dengan menggunakan persamaan (4) dan (5)
8. Menggunakan model yang terbaik untuk melakukan peramalan periode selanjutnya.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis runtun waktu (*time series*) dalam metode ARIMA memerlukan data historis minimal 50 data runtun waktu (Soejoeti, 1987). Data yang digunakan adalah data penjualan teh hijau selama periode Januari 2012 sampai dengan Desember 2016. Langkah-langkah dalam melakukan peramalan metode ARIMA adalah sebagai berikut:

### 1. Plot Data Penjualan

Untuk Plot data digunakan *software minitab*. Setelah diplot menggunakan *software Minitab* maka *output* yang didapatkan adalah seperti pada Gambar 1. Gambar 1 memperlihatkan data belum stasioner karena data menunjukkan kecenderungan yang terus meningkat (*trend*), sehingga data tersebut harus distasionerkan. Untuk lebih memastikan bahwa data belum stasioner perlu dilakukan autokorelasi dan autokorelasi parsial.

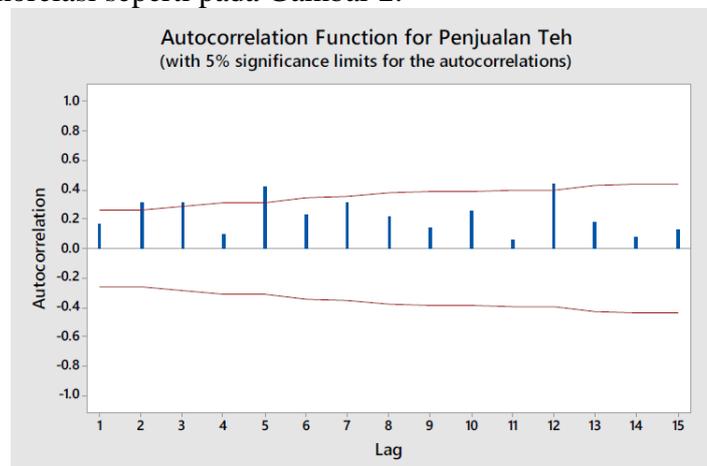


**Gambar 1.** Grafik Plot Data Penjualan Teh Hijau Tahun 2012 sampai 2016

2. Pemeriksaan Kestasioneran Data

a. Autokorelasi

Setelah dilakukan pengolahan melalui *software* Minitab maka akan muncul *output* autokorelasi seperti pada Gambar 2.

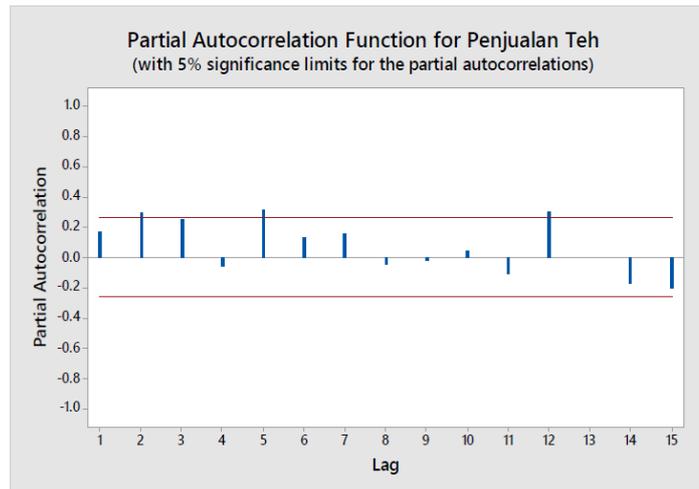


**Gambar 2.** Grafik Fungsi Autokorelasi

Gambar 2 di atas menunjukkan data belum stasioner, dimana banyak data yang berada digaris biru (*koofisien lag*) melampaui garis merah (*confidence limits*). Adapun banyaknya *lag* yang melampaui *confidents limits* sebanyak 4 buah *lag* yaitu pada *lag* 2,3,5 dan 12.

b. Autokorelasi Parsial

Setelah dilakukan pengolahan melalui *software* Minitab maka akan muncul *output* autokorelasi parsial sperti pada Gambar 3.



**Gambar 3.** Grafik Fungsi Autokorelasi Parsial

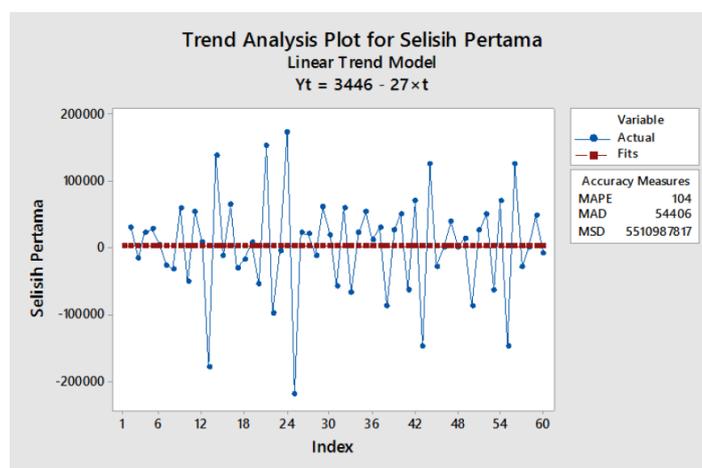
Pada Gambar 3 dapat dilihat bahwa data belum stasioner dimana ada data yang berada digaris biru (*koofisien lag*) yang melampaui garis merah (*confidence limits*) dalam grafik autokorelasi parsial, adapun banyaknya data yang melampaui *confidence limits* adalah sebanyak 4 buah lag yang berada pada lag 2,3,5, dan 12.

3. *Difference* (Pembedaan)

Tujuan dari *difference* yaitu untuk menstasionerkan data. Dalam melakukan *difference* (pembedaan) dilakukan sebanyak dua kali yaitu *difference* selisih pertama dan *difference* selisih kedua yang dapat dilihat sebagai berikut

a. Selisih Pertama

Setelah dilakukan pengolahan melalui *software* Minitab maka akan muncul *output difference* selisih pertama adalah seperti Gambar 4.

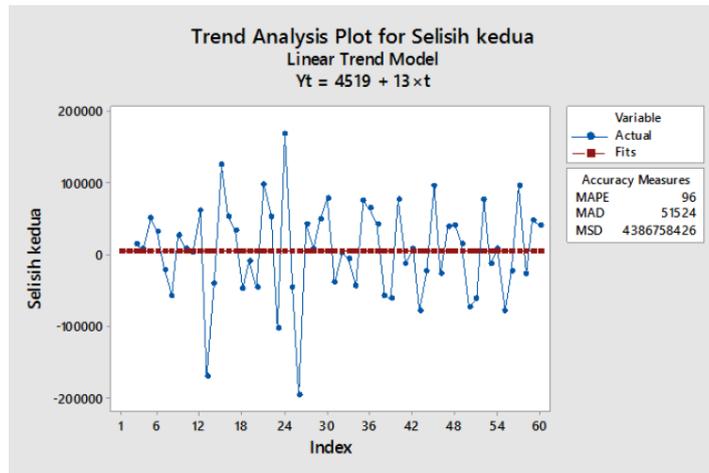


**Gambar 4.** Grafik Plot Data Selisih Pertama

Dari grafik plot selisih pertama menunjukkan data sudah stasioner dimana grafik tidak menunjukkan *trend* dan bergerak disekitar rata-rata dan dengan demikian grafik sudah dikatakan sudah stasioner, dan untuk meyakinkan data benar-benar stasioner maka akan dilakukan proses *difference* selisih kedua.

b. Selisih Kedua

Setelah dilakukan pengolahan melalui *software* Minitab maka akan muncul *output difference* selisih kedua adalah seperti pada Gambar 5.

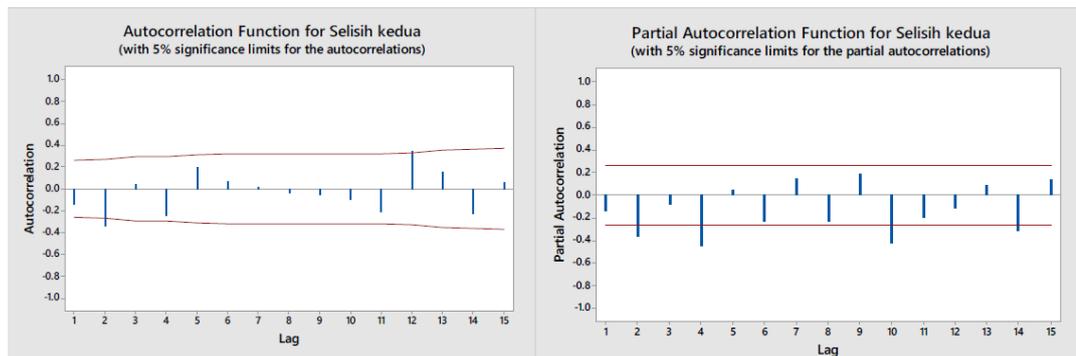


**Gambar 5.** Grafik Plot Data Selisih Kedua

Grafik plot selisih kedua menunjukkan bahwa grafik tidak menunjukkan *Trend* dan bergerak di sekitar rata-rata.

4. Identifikasi Model ARIMA

Langkah selanjutnya adalah membuat plot ACF (*autocorrelation function*) dan PACF (*partial autocorrelation function*) dari plot selisih kedua untuk mengidentifikasi model ARIMA yang cocok untuk digunakan.



**Gambar 6.** Grafik Autokorelasi dan Autokorelasi Parsial Selisih Kedua

5. Mengestimasi Model ARIMA sementara

*Correlogram* autokorelasi (ACF) dan autokorelasi parsial (PACF) pada Gambar 6 dan Gambar 7 hasil dari *difference* selisih kedua didapatkan nilai ordo d yaitu 2. Selain itu dari plot ACF terlihat bahwa data tidak signifikan pada 2 buah *time lag* yaitu terdapat pada lag 2 dan lag 12 sehingga diduga data dibangkitkan oleh ordo p atau AR(2). Dari plot PACF dapat dilihat bahwa nilai autokorelasi parsial tidak signifikan pada 4 buah *time lag* yaitu pada lag 2,4,10 dan 14 sehingga diduga data dibangkitkan oleh ordo q atau MA(4). Sehingga didapat model awal ARIMA (2,2,4).

Dari model awal dapat diduga pula model lain yaitu dengan uji coba (*trial and error*) sebagai pendugaan angka yang dekat dengan model awal walaupun tidak menutup kemungkinan terdapat model ARIMA lain yang terbentuk.

Model ARIMA yang mungkin adalah Model ARIMA (2,2,4), Model ARIMA (2,2,1), Model ARIMA (2,2,2), Model ARIMA (2,2,3), Model ARIMA (1,2,1), Model ARIMA (1,2,2) dan Model ARIMA (1,2,3). Tahapan selanjutnya adalah mengestimasi parameter yang bertujuan untuk mengetahui apakah model ARIMA tersebut memenuhi kriteria atau tidak. Langkah estimasi parameter dari model-model di atas adalah dengan melakukan pengujian signifikansi. Parameter dikatakan signifikan dengan nilai probabilitas (P) parameter lebih kecil dari  $\alpha$  ( $P < \alpha$ ), untuk nilai  $\alpha$  adalah 0,05. Jika probabilitas ( $P$ )  $> \alpha$  maka nilai untuk parameter model ditolak sehingga model tidak bisa digunakan untuk peramalan. Selain itu parameter juga dapat dikatakan signifikan jika nilai statistik T-nya  $< t = \frac{\alpha}{2}(n - 1)$  dimana untuk nilai  $t = \frac{\alpha}{2}(n - 1)$  adalah  $= \frac{0,05}{2}(60 - 1) = 1,475$ .

**Tabel 1.** Uji Signifikan Model ARIMA

Model	Hasil Pengujian					Signifikan	
	Type	Coef	SE Coef	T	P	T	P
Model (2,2,4)	AR 1	-1.6388	0.1015	-16.14	0.000	Signifikan	Signifikan
	AR 2	-0.9044	0.1222	-7.40	0.000		
	MA 1	0.0116	0.1775	0.66	0.005		
	MA 2	0.0403	0.1635	0.24	0.000		
	MA 3	0.0357	0.2263	0.16	0.005		
	MA 4	-0.6089	0.1635	-3.72	0.000		
Model (2,2,1)	AR 1	-0.7384	0.1343	-5.50	0.000	Signifikan	Signifikan
	AR 2	-0.3807	0.1345	-2.83	0.007		
	MA 1	0.0072	0.2941	0.02	0.000		
Model (2,2,2)	AR 1	-1.2558	0.2108	-5.96	0.000	Tidak	Signifikan
	AR 2	-0.6315	0.1309	-4.82	0.000		
	MA 1	0.4622	0.2623	1.76	0.004		
	MA 2	0.5009	0.2785	1.80	0.008		
Model (2,2,3)	AR 1	-0.9431	0.1402	-6.72	0.000	Tidak	Tidak
	AR 2	-0.3636	0.1528	-2.38	0.021		
	MA 1	1.1534	0.0229	50.40	0.000		
	MA 2	0.2716	0.1831	1.48	0.144		
Model (1,2,1)	AR 1	-0.6100	0.1088	-5.61	0.000	Tidak	Signifikan
	MA 1	0.9719	0.0963	10.09	0.000		
Model (1,2,2)	AR 1	-0.5570	0.1603	-3.47	0.001	Tidak	Tidak
	MA 1	1.0998	0.0981	11.21	0.000		
	MA 2	-0.1216	0.2226	-0.55	0.587		
Model (1,2,3)	AR 1	-0.9369	0.3131	-2.99	0.004	Signifikan	Signifikan
	MA 1	0.0177	0.2136	0.08	0.000		
	MA 2	0.5717	0.5692	1.00	0.032		
	MA 3	-0.8210	0.3639	-2.26	0.028		

Dari Tabel 1, didapatkan model-model yang signifikan, tetapi model signifikan tersebut belum dapat digunakan karena akan dilakukan pengujian *white noise*. Pengujian diamati dari nilai *p-value* parameter lebih kecil dari  $\alpha$  ( $p\text{-value} < \alpha$ ), untuk nilai  $\alpha$  adalah 0,05. Jika  $p\text{-value} > \alpha$  maka nilai untuk parameter model ditolak sehingga model tidak bisa digunakan untuk peramalan.

**Tabel 2.** Uji *White Node* pada Model ARIMA

Model	Hasil Pengujian					Signifikan
Model (2,2,4)	Lag	12	24	36	48	Signifikan
	Chi-Square	19.6	31.6	45.2	52.5	
	DF	5	17	29	41	
	P-Value	0.001	0.017	0.028	0.007	
Model (2,2,1)	Lag	12	24	36	48	Signifikan
	Chi-Square	24.8	32.3	53.5	65.5	
	DF	8	20	32	44	
	P-Value	0.002	0.041	0.010	0.020	
Model (1,2,3)	Lag	12	24	36	48	Signifikan
	Chi-Square	28.5	35.5	62.2	73.1	
	DF	7	19	31	43	
	P-Value	0.000	0.012	0.001	0.003	

Dari uji signifikan dengan pengujian *white nose* didapat bahwa semua model ARIMA yang telah uji signifikan dimana nilai parameter *p-value* mendekati nol atau kecil dari  $\alpha$  (0,05) dan dapat disimpulkan bahwa model peramalan yang berada pada tabel 2 dapat diajukan untuk peramalan teh hijau pada periode berikutnya.

6. Pemilihan Model ARIMA Terbaik

Setelah melakukan estimasi parameter untuk masing-masing model, maka dapat diketahui model-model yang signifikan. Langkah selanjutnya adalah melakukan pemilihan model terbaik dari semua kemungkinan model yang signifikan dengan cara melihat ukuran-ukuran standar ketepatan peramalan atau *mean square error* (MSE). Adapun MSE yang didapat dari *output software* Minitab dapat dilihat pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Rekapitulasi Nilai MSE Model ARIMA

Model	MSE
Model ARIMA (2,2,4)	2.516.818.571
Model ARIMA (2,2,1)	3.620.121.626
Model ARIMA (1,2,3)	2.844.858.674

Berdasarkan Tabel 3 model terpilih adalah model dengan tingkat kesalahan terkecil, yang dalam hal ini dicerminkan dengan angka MSE (*Mean Square error*). Model yang dipilih adalah model ARIMA (2,2,4) yang mempunyai MSE sebesar 2.516.818.571. Pada model ARIMA (2,2,4), terlihat angka *p-value* untuk koefisien regresi, baik itu AR (1) dan AR (2) ataupun MA (1), (2), (3) dan (4) semua di bawah angka  $\alpha = 0.05$ . Hal ini menunjukkan model (regresi) diatas dapat digunakan untuk prediksi pada tahun atau periode berikutnya.

7. Perbandingan Dengan Metode Peramalan Lain

Metode peramalan yang digunakan sebagai perbandingan adalah metode trend. Persamaa yang digunakan adalah persamaan (2), (3), (4), dan (5).

a. Metode *Trend Linear*

$$\alpha = \frac{\sum Yi}{\sum n} = \frac{16.624.313}{60} = 277.071,88$$

$$\beta = \frac{\sum Y_i * t}{\sum t^2} = \frac{71.822.021}{71.980} = 997,80$$

Jadi, diperoleh persamaan,

$$Y_i'(n) = a + b(t)$$

$$Y_i'(n) = 277.071,88 + 997,80 (t)$$

Sehingga diperoleh:

$$MSE = \frac{\sum e^2}{\sum n} = \frac{130.927.784.820}{60} = 2.982.129.747$$

b. Metode Kuadratik

$$b = \frac{\sum Y_i * t}{\sum t^2} = \frac{71.822.021}{71.980} = 997,80$$

$$\begin{aligned} c &= \frac{n * (\sum Y_i * t^2) - \sum t^2 * \sum Y_i}{n \sum t^4 - (\sum t^2)^2} \\ &= \frac{(60 * 19.716.083.641) - (71.980 * 16.624.313)}{(60 * 155.367.028) - (71.980)^2} \\ &= -3,29 \end{aligned}$$

$$a = \frac{\sum y - c * \sum t^2}{n} = \frac{16.624.313 - (1.028,65 * 71.980)}{60} = 281.026$$

Jadi diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$Y_i'(n) = a + bt + ct^2$$

$$Y_i'(n) = 281.026 + 997,80(t) + (-3,29)(t)^2$$

Dari perhitungan di atas diperoleh  $\sum e^2 = 130.177.622.213$

Adapun untuk nilai dari MSE dapat dilihat dari perhitungan di bawah ini

$$\begin{aligned} MSE &= \frac{\sum e^2}{\sum n} = \frac{130.177.622.213}{60} \\ &= 2.969.627.037 \end{aligned}$$

Dari perhitungan dapat disimpulkan bahwa nilai dari MSE yang didapat adalah seperti pada Tabel 4.

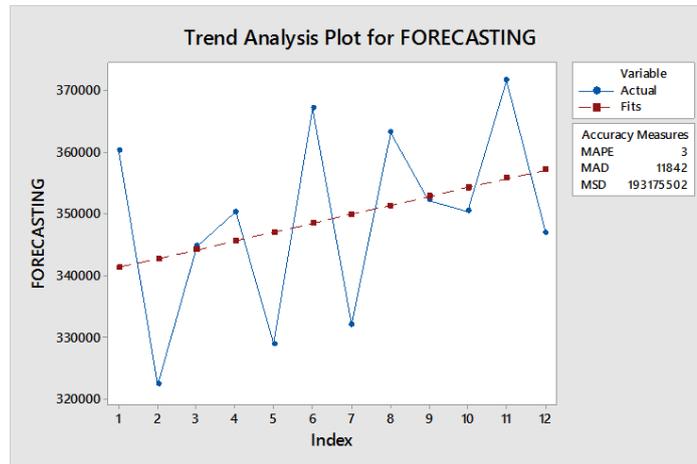
**Tabel 4.** Rekapitulasi MSE (*Mean Square Error*)

No	Metode	Nilai MSE
1	Model ARIMA (2,2,4)	2.516.818.571
2	Trand Linier	2.982.129.747
3	Metode Kuadratis	2.969.627.037

#### 8. Menggunakan Model Untuk Peramalan

Model yang digunakan untuk peramalan teh hijau pada PT. MK yaitu model ARIMA (2,2,4) dengan menggunakan *software minitab* hasil yang

didapatkan nilai peramalan tahun 2017 sebanyak 4.190.368 kg dengan rata-rata 349.197 kg per bulan. Plot data dari hasil peramalan dapat dilihat pada Gambar 8.



**Gambar 8.** Grafik Plot Data Hasil Peramalan Tahun 2017

Secara lebih lengkap nilai peramalan pada Tahun 2017 yang merupakan *output* dari *software* Minitab dapat dilihat pada Gambar 9.

```

Forecasts from period 60

          95% Limits
Period  Forecast  Lower  Upper  Actual
61     360403    262054  458752
62     322273    223803  420743
63     344766    245186  444347
64     350363    247625  453100
65     328889    226144  431634
66     367126    259131  475122
67     332061    223966  440156
68     363187    252305  474069
69     352202    239566  464838
70     350432    237182  463682
71     371714    254176  489251
72     346952    229104  464801

Finally
Total    4190368
Average  349197
    
```

**Gambar 9.** Nilai peramalan tahun 2017 dengan Metode ARIMA (2,2,4)

**PENUTUP**

Dari uraian pada bagian sebelumnya dapat disimpulkan bahwa Metode ARIMA merupakan metode terbaik dalam meramalkan penjualan dibandingkan metode yang lainnya. Selain itu dapat diramalkan penjualan teh hijau pada PT. MK pada tahun 2017 sebanyak 4.190.368 kg dengan rata-rata 349.197 kg per bulan.

**DAFTAR PUSTAKA**

Cryer. 2008. *Time Series Analysis Forecasting And Control*. US: Springer Text In statistics  
 Frechtling, D. C. 2001. *Forecasting Tourism Demand: Methods and Strategies*. Butterworth-Heinemann. Oxford, UK.

- Makridakis S, Steven Wheelwright dan McGee V.E. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta: Penerbit Erlangga.
- R. Aritonang, R. Lerbin. 2009. *Peramalan Bisnis*. Jakarta: Cetakan Kedua, Penerbit Ghalia Indonesia.
- Subagyo, Pangestu. 1989. *Forecasting: Konsep dan Aplikasi*. Yogyakarta: BPFU-UGM.
- Sugiarto dan Harijono. 2000. *Peramalan bisnis*. Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.
- Reksohadiprodjo, R. 1995. *Business Forecasting*. Yogyakarta: Edisi Keempat, Penerbit BPFU-Yogyakarta.
- Sumayang, L. 2003). *Dasar-Dasar Manajemen Produksi dan Operasi*. Jakarta: Salemba Empat.
- Supranto, J. M A . 2000. *Metode Peramalan Kuantitatif Untuk Perencanaan Ekonomi dan Bisnis*. Jakarta: Cetakan Kedua, Penerbit Rineka Cipta.
- Walter, V. 1983. *Applied Time Series and Box-Jenkins Models*. London: Penerbit Academic Press.
- Ascher, W. dan Overholt, W. H. 1976. *Strategic Planning and Forecasting*. US: Printed in US.