



TUGAS AKHIR - SS 145561

**ANALISIS PERAMALAN PERMINTAAN *THERMAL PASTE* DI CV. SIPLHO CORPORATION DENGAN MENGGUNAKAN METODE ARIMA BOX-JENKINS**

AL MAHI TAUCHID  
NRP 1311 030 028

Dosen Pembimbing  
Dr. Kartika Fithriasari, M.Si.

PROGRAM STUDI DIPLOMA III  
JURUSAN STATISTIKA  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2015



**FINAL PROJECT - SS 145561**

**DEMAND FORECASTING ANALYSIS OF  
THERMAL PASTE CV. SIPLHO CORPORATION  
USING THE BOX-JENKINS ARIMA**

**AL MAHI TAUCHID  
NRP 1311 030 028**

**Supervisor  
Dr. Kartika Fithriasari, M.Si.**

**DIPLOMA III STUDY PROGRAM  
DEPARTMENT OF STATISTICS  
Faculty of Mathematics and Natural Sciences  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2015**

## LEMBAR PENGESAHAN

**ANALISIS PERAMALAN PERMINTAAN *THERMAL PASTE* DI CV. SIPLHO CORPORATION DENGAN MENGGUNAKAN METODE ARIMA BOX-JENKINS**

### TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Ahli Madya  
pada

Program Studi Diploma III Jurusan Statistika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

**AL MAHI TAUCHID**

NRP. 1311 030 028

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir :

Dr. Kartika Fithriasari, M.Si.

NIP. 19691212 199303 2 002

Mengetahui  
Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS

Dr. Muhammad Mashuri, MT.

NIP. 19620408 198701 1 001

STATISTIKA  
SURABAYA, Juli 2015

# **ANALISIS PERAMALAN PERMINTAAN *THERMAL PASTE* DI CV. SIPLHO CORPORATION DENGAN MENGGUNAKAN METODE ARIMA BOX-JENKINS**

**Nama Mahasiswa** : Al Mahi Tauchid  
**NRP** : 1311 030 028  
**Program Studi** : Diploma III  
**Jurusan** : Statistika FMIPA-ITS  
**Dosen Pembimbing** : Dr. Kartika Fithriasari, M.Si.

## **Abstrak**

*Thermal Paste* adalah pasta penghantar panas sangat tinggi yang digunakan diantara dua buah objek/benda (biasanya heatsink dan CPU/GPU) agar dapat menghantarkan panas yang lebih baik. *Thermal paste* mengisi rongga mikroskopis yang terbentuk diantara dua buah objek (heatsink dengan CPU/GPU) yang dapat menjebak udara masuk diantaranya sehingga mengakibatkan kerugian pelepasan panas menuju ke heatsink. Udara adalah konduktor panas yang sangat jelek. *Thermal Interface Materials* (TIM) dapat mengkonduksikan panas hingga 100 kali lebih besar dari pada udara. Pada penelitian kali ini akan dibahas mengenai kebutuhan *thermal paste* pada CV. SIPLHO Corporation. Dari data permintaan *thermal paste* setiap hari maka akan dilakukan peramalan untuk mengetahui permintaan thermal paste beberapa periode kedepan. Dengan menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins, langkah pertama dalam melakukan analisis peramalan adalah dengan membagi data menjadi dua kelompok, yaitu data in sample sebanyak 55 data yaitu periode Januari 2014 sampai Januari 2015 untuk menentukan model peramalan dan sebanyak 6 data yaitu periode Februari 2015 dan Maret 2015 yang digunakan untuk validasi model peramalan sebagai *out sample*. Model ARIMA(0,1,1) yang terpilih menjadi model terbaik.

**Kata Kunci** : *Thermal Paste*, ARIMA Box-Jenkins, Peramalan.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

# DEMAND FORECASTING ANALYSIS OF THERMAL PASTE CV. SIPLHO CORPORATION USING THE BOX-JENKINS ARIMA

**Student Name** : Al Mahi Tauchid  
**NRP** : 1311 030 028  
**Programme** : Diploma III  
**Department** : Statistics FMIPA-ITS  
**Academic Supervisor** : Dr. Kartika Fithriasari, M.Si.

## Abstract

*Thermal paste is very high heat conductive paste is used between two objects / objects (usually heatsink and CPU / GPU) in order to conduct heat better. Thermal paste filling microscopic cavity formed between the two objects (heatsinks with CPU / GPU) that can trap air to enter them, resulting in a loss of heat release toward the heatsink. Air is a very poor conductor of heat. Thermal Interface Materials (TIM) mengkonduksikan can heat up to 100 times greater than air. In this research will be discussed on the needs of thermal paste on the CV. SIPLHO Corporation. From the data requests each day thermal paste will do forecasting to determine the demand for thermal paste some future period. By using the Box-Jenkins ARIMA method, the first step in the analysis of forecasting is to divide the data into two groups, namely the data in a data sample of 55 ie the period January 2014 to January 2015 to determine the forecasting model and the data that is the period of 6 February 2015 and March 2015 is used for the validation sample forecasting model as out. ARIMA (0,1,1) selected as the best model.*

**Key Words** : *Thermal Paste, Box-Jenkins ARIMA forecasting*

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## KATA PENGANTAR

Segala puji hanya bagi Allah SWT yang telah memberikan nikmat dan karunia NYA sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul **“ANALISIS PERAMALAN PERMINTAAN *THERMAL PASTE* DI CV. SIPLHO CORPORATION DENGAN MENGGUNAKAN METODE ARIMA BOX-JENKINS.”** dengan baik.

Proses penyusunan laporan Tugas Akhir ini tidak terlepas dari bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan kali ini penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Ibu Dr. Kartika Fithriasari, M.Si. selaku Pembimbing yang sangat sabar dalam mengawal proses berjalannya Tugas Akhir dengan bimbingan dan fasilitas yang diberikan.
2. Bapak Ir. Dwi Atmono A. Widodo. MIKOM. dan Ibu Dra. Wiwiek Setya Winahju. MS. selaku dosen penguji atas kritik dan sarannya yang membangun.
3. Bapak Dra. Muhammad Mashuri, MT. selaku Ketua Jurusan Statistika FMIPA ITS yang telah memberikan fasilitas-fasilitas untuk kelancaran Tugas Akhir ini.
4. Ibu Dra. Sri Mumpuni, MT. selaku Ketua Program Studi DIII Statistika FMIPA ITS yang sangat sabar mengawal proses berjalannya kuliah serta Tugas Akhir mahasiswa D3 dengan fasilitas yang diberikan.
5. Bapak Prof. Drs. Nur Iriawan, MIKOMP., Ph.D selaku Dosen Wali yang sabar dan selalu memberikan semangat dalam mengawal proses berjalannya kuliah dengan bimbingan dan fasilitas yang diberikan.
6. Bapak Toton dan Bapak Riza selaku Owner CV. SIPLHO Corporation yang selalu membimbing dan memberikan semangat dalam proses pengerjaan Tugas Akhir.
7. Ummi, Abi dan Saudara-saudariku yang selalu memberikan do'a dan semangatnya.

8. Teman-teman angkatan yang selalu menemani dalam pembuatan buku TA ini, kepada Ihsan, Arif, Zulfikar, Idrus dkk.
9. Keluarga Hero Harmoni yang selalu memberikan semangat dan do'a yang tulus untuk kelancaran Tugas Akhir ini.
10. Pengurus Harian JMMI Kabinet Kolaborasi Harmoni (Keluarga Harmoni) dan Kabinet AKSI yang selalu memberikan dukungan penuh untuk terus berjuang dan do'a yang tulus untuk kelancaran Tugas Akhir ini.
11. Buat semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu disini. Yang jelas penulis rindu akan pengalaman hidup yang telah kalian berikan.

Akhir kata, semoga Tugas Akhir ini bermanfaat bagi pembaca, almamater dan bangsa.

Surabaya, Juli 2015

Penulis

# DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	i
<b>TITLE PAGE</b> .....	ii
<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	iii
<b>ABSTRAK</b> .....	v
<b>ABSTRACT</b> .....	vii
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	ix
<b>DAFTAR ISI</b> .....	xi
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xiii
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xv
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	xvii
<b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Permasalahan .....	2
1.3 Tujuan .....	2
1.4 Manfaat .....	2
1.5 Batasan Masalah .....	3
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	
2.1 Definisi Peramalan ( <i>forecasting</i> ) .....	5
2.2 Analisis Deret Berkala ( <i>Time series</i> ) .....	5
2.3 Stasioneritas <i>Time series</i> .....	5
2.4 Identifikasi <i>Time series</i> .....	8
2.5 Model–Model ARIMA .....	10
2.6 Identifikasi Model ARIMA .....	12
2.7 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter .....	13
2.8 Uji Kesesuaian Model .....	14
2.9 Uji Asumsi Distribusi Residual Berdistribusi Normal. ....	15
2.10 Kriteria Model Terbaik .....	15
2.11 <i>Thermal Paste</i> .....	16
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b>	
3.1 Data dan Variabel Penelitian .....	17
3.2 Metodologi Analisis Data .....	17
3.3 Diagram Alir .....	19

<b>BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN</b>	
4.1 Statistika Deskriptif .....	21
4.2 Peramalan dan Pemodelan <i>Thermal Paste</i> .....	22
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN</b>	
5.1 Kesimpulan .....	31
5.2 Saran .....	31
<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	33
<b>LAMPIRAN</b> .....	35
<b>BIODATA PENULIS</b> .....	47

## DAFTAR TABEL

	<b>Halaman</b>
<b>Tabel 2.1</b> Transformasi Box - Cox .....	7
<b>Tabel 2.2</b> Struktur ACF dan PACF pada model ARIMA .....	13
<b>Tabel 4.1</b> Hasil Analisis Deskriptif <i>Thermal Paste</i> .....	21
<b>Tabel 4.2</b> Model ARIMA Dugaan .....	26
<b>Tabel 4.3</b> Uji Asumsi Residual <i>White noise</i> .....	27
<b>Tabel 4.4</b> Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal .....	27
<b>Tabel 4.5</b> Pemilihan Model Terbaik .....	28
<b>Tabel 4.6</b> Peramalan Jumlah Permintaan <i>Thermal Paste</i> .....	29

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
<b>Gambar 3.1</b> Diagram Alir .....	19
<b>Gambar 4.1</b> <i>Time Series Plot</i> .....	21
<b>Gambar 4.2</b> Plot <i>Box – Cox</i> Belum Transformasi.....	22
<b>Gambar 4.3</b> Plot <i>Box – Cox</i> Setelah Transformasi .....	23
<b>Gambar 4.4</b> Plot <i>Times Series</i> Differencing .....	23
<b>Gambar 4.5</b> Plot ACF (Atas) dan Plot PACF (Bawah) .....	24

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Prosesor adalah sebuah komponen yang ada dalam computer yang paling beresiko terhadap suhu, semakin tinggi kecepatan prosesor akan semakin panas suhu yang dihasilkan. Maka perlu penanganan yang benar untuk menjaga agar prosesor tetap dalam kondisi yang optimal. Pendinginan prosesor biasanya menggunakan *heatsink* dan ditambah dengan kipas yang selalu berputar terus menerus agar panas yang dihasilkan oleh prosesor berpindah keluar. Namun komponen penting yang mampu menghantarkan panas dari prosesor ke *heatsink* dan dilanjutkan oleh *fan* adalah komponen *Thermal Paste* atau *Pasta Prosesor*. (Seti, 2009)

*Thermal paste* adalah pasta penghantar panas sangat tinggi yang digunakan diantara dua buah objek/benda (biasanya *heatsink* dan CPU/GPU) agar dapat menghantarkan panas yang lebih baik. *Thermal paste* mengisi rongga mikroskopis yang terbentuk diantara dua buah objek (*heatsink* dengan CPU/GPU) yang dapat menjebak udara masuk diantaranya sehingga mengakibatkan kerugian pelepasan panas menuju ke *heatsink*. Udara adalah konduktor panas yang sangat jelek. *Thermal Interface Materials* (TIM) dapat mengkonduksikan (menghantarkan) panas hingga 100 kali lebih besar dari pada udara. (Paracletosh, 2012). Biasanya garansi laptop itu tidak lebih dari 2 tahun karena setelah tahun kedua laptop harus melakukan *maintenance* berkala agar laptop tetap dalam kondisi terbaiknya. *Thermal paste* merupakan komponen inti laptop yang mempengaruhi umur laptop, jika *thermal paste* ini selalu di ganti berkala maka umur laptop akan lebih lama.

Pada laporan tugas akhir ini akan dibahas mengenai kebutuhan *thermal paste* pada CV. SIPLHO Coorporation. Dari data permintaan *thermal paste* setiap hari maka akan dilakukan peramalan (*forecasting*) untuk mengetahui permintaan *thermal paste*

beberapa periode kedepan. Jika dilihat permasalahan diatas, maka dapat diselesaikan dengan ilmu statistika menggunakan analisis *Time Series*. Penelitian terkait Peramalan Penjualan *Glucocard Reagent Strip* di CV Wahana Gumilang Surabaya pernah dilakukan oleh (Suratin, 2012) dengan menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins yang hasil terbaiknya model peramalan ARIMA (1,0,0) yang berarti bahwa Peramalan penjualan untuk *Glucocard Reagent Strip* hari ini dipengaruhi oleh penjualan dari *Glucocard Reagent Strip* hari kemudian.

## 1.2 Rumusan Masalah

Untuk penelitian kali ini menggunakan data permintaan *Thermal Paste*. Data ini yang digunakan karena pada CV. SIPLHO Corporation permintaan akan *maintenance Thermal Paste* ini paling besar dan selalu ada permintaan tiap harinya untuk *Thermal Paste*. Permasalahan yang muncul dalam penelitian ini adalah adanya permintaan barang yaitu *Thermal Paste* setiap hari yang tidak pasti jumlahnya. Sehingga terkadang stok *Thermal Paste* ini mampu memenuhi pesanan terkadang juga tidak.

## 1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah yang ada, tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengetahui hasil statistika deskriptif permintaan *Thermal Paste* dari bulan Januari 2014 – Januari 2015.
2. Mendapatkan model peramalan permintaan *Thermal Paste* dengan menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins.
3. Meramalkan permintaan *Thermal Paste* untuk beberapa periode kedepan.

## 1.4 Manfaat

Penelitian ini diharapkan dapat menjadi tambahan informasi untuk meramalkan jumlah permintaan *pasta thermal* untuk beberapa minggu kedepan, sehingga dapat menjaga agar tidak terjadi penumpukan stok *pasta thermal* di gudang atau kekurangan stok *pasta thermal* saat dibutuhkan.

### **1.5 Batasan Masalah**

Data yang digunakan adalah data permintaan barang di CV. SIPLHO Corporation pada bulan Januari 2014 hingga Januari 2015.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BAB II TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Definisi Peramalan (*forecasting*)

Peramalan merupakan suatu kegiatan yang dilakukan untuk memperkirakan kejadian di masa depan berdasarkan data masa lalu. Berbagai macam contoh peristiwa-peristiwa yang dapat diramalkan yaitu seperti penjualan, permintaan, curah hujan, kapasitas penumpang, dan lain-lain. Dalam melakukan suatu peramalan tentunya diperlukan metode yang sesuai dengan data dan informasi yang akan diramalkan agar dapat mencapai tujuan yang diinginkan. Berdasarkan dari jangka waktunya, peramalan terbagi menjadi 3 yaitu peramalan jangka pendek ( $< 1$  tahun), jangka menengah (1 hingga 3 tahun), dan jangka panjang ( $> 3$  tahun).

### 2.2 Analisis Deret Berkala (*Time series*)

*Time Series* merupakan suatu rangkaian variabel yang diamati pada interval waktu ruang yang sama ditunjukkan sebagai sebuah deret berkala. Peramalan merupakan prediksi nilai-nilai sebuah variabel berdasarkan kepada nilai yang diketahui dari variabel tersebut atau variabel yang berhubungan. Meramal juga dapat didasarkan pada keahlian *dudgment*, yang pada gilirannya didasarkan pada data historis dan pengalaman (Makridakis, Wheelwright, & McGee, 1999).

### 2.3 Stasioneritas *Time series*

Suatu data *time series*  $Z_t$  bersifat stationer dalam *mean* dan *varians*, maka *mean* dan *varians*nya tidak dipengaruhi oleh waktu pengamatan, dengan demikian:

*Mean* dari  $Z_t$ :

$$E(Z_t) = E(Z_{t+k}) = \mu \quad (2.2)$$

*Varians* dari  $Z_t$ :

$$E(Z_t - \mu)^2 = E(Z_{t+k} - \mu)^2 = \sigma^2 \quad (2.3)$$

Autokovarians = kovarians antara  $Z_t$  dan  $Z_{t+k}$

$$\text{Cov.}(Z_t, Z_{t+k}) = E[(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)] = \gamma_k \quad (2.4)$$

pada sembarang nilai  $t$  dan  $k$ .

Pada kasus nyata, banyak ditemui data *time series* yang tidak stasioner baik tidak stasioner dalam *mean* maupun *varians*. Untuk mengatasi ketidakstasioneran pada suatu data dapat dilakukan pembedaan atau dengan suatu transformasi. Pembedaan (*differencing*) dilakukan jika data tidak stasioner terhadap *mean*, sedangkan transformasi *Box-cox* dilakukan jika data tidak stasioner terhadap *varians* (Cryer & Chan, 2008).

### 2.3.1 Non-stasioner terhadap *mean*

Deret waktu yang tidak stasioner dalam *mean*, berarti ketika datanya diplotkan terhadap sumbu waktu ( $t$ ) maka series data membentuk trend tertentu terhadap garis sumbu waktu ( $t$ ). Untuk memastikan adanya suatu trend stokastik pada data series  $Z_t$ , digunakan indikator sebagai berikut (Makridakis, Wheelwright, & McGee, 1999):

1. Pola *Autocorrelation Function* (ACF) suatu *time series*  $Z_t$  menurun secara lambat (*decays very slowly*), sedangkan pola *Partial Autocorrelation Function* (PACF) terpotong pada *lag* satu (*cut off after lag 1*).
2. *Mean level* yang berubah dalam arah tertentu.
3. Parameter model dari *series*  $Z_t$ , tidak memenuhi syarat kestasioneran.

Cara yang dilakukan untuk mengatasi kondisi non-stasioner dalam *mean* adalah dengan melakukan pembedaan (*differencing*) terhadap data dengan persamaan berikut (Cryer & Chan, 2008):

$$W_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.5)$$

dimana  $W_t$  merupakan nilai series  $Z_t$  setelah dilakukan *differencing*. Secara umum *differencing* dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$W_t = (1 - B)^d Z_t \quad (2.6)$$

Keterangan:

$d$  : orde *differencing*

$Z_t$  : nilai observasi pada waktu ke- $t$

### 2.3.2 Stasioner terhadap *varians*

Suatu deret waktu  $Z_t$  dikatakan tidak stasioner terhadap *varians*, apabila  $Z_t$  berubah sejalan dengan perubahan pada level  $\text{var}(Z_t) = cf(\mu_t)$ , dimana  $c$  merupakan konstanta. Box dan Cox memberikan suatu ide transformasi terhadap *varians* yang tidak konstan dengan menggunakan *power transformation* sebagai berikut (Wei, 2006):

$$T(Z_t) = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}, \text{ dimana } \lambda \neq 0 \quad (2.7)$$

$\lambda$  adalah parameter transformasi, untuk  $\lambda = 0$  dilakukan pendekatan berikut :

$$\lim_{\lambda \rightarrow 0} T(Z_t) = \lim_{\lambda \rightarrow 0} Z_t^{(\lambda)} = \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} = \ln(Z_t) \quad (2.8)$$

Secara umum nilai  $\lambda$  (lamda) dan transformasi yang digunakan sebagai berikut:

**Tabel 2.1** Transformasi Box - Cox

Estimasi $\lambda$	Transformasi
-1,0	$1/Z_t$
-0,25	$1/\sqrt[4]{Z_t}$
-0,5	$1/\sqrt{Z_t}$
0	$\text{Ln}(Z_t)$
0,25	$\sqrt[4]{Z_t}$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1,0	$Z_t$ (tidak ada transformasi)

Data *time series* bersifat stasioner dalam mean jika plot *time series* berfluktuasi disekitar nilai rata-rata yang konstan. Apabila data *time series* dinyatakan tidak stasioner dalam mean, maka langkah selanjutnya adalah melakukan differencing dengan rumus sebagai berikut (Wei, 2006),

$$\Delta^d Z_t = (1-B)^d Z_t. \quad (2.9)$$

## 2.4 Identifikasi *Time series*

*Time series* dapat diidentifikasi melalui *time series plot*, fungsi autokorelasi, dan fungsi autokorelasi parsial

### 2.4.1 *Time series Plot*

*Time series plot* adalah *scatter plot* antara nilai variabel terhadap sumbu waktu ( $t$ ). Salah satu kegunaan *time series plot* adalah untuk memeriksa pola dan kestasioneran data, dalam hal ini apabila *time series plot* menunjukkan tidak ada perubahan *mean* terhadap waktu, maka dikatakan telah stasioner terhadap *mean*, dan apabila tidak ada perubahan *varians* terhadap waktu, maka dapat dikatakan telah stasioner terhadap *varians*.

### 2.4.2 *Autocorrelation Function (ACF)*

Fungsi autokorelasi (*Autocorrelation Function* = ACF) adalah suatu representasi dari autokorelasi antara  $Z_t$  dan  $Z_{t+k}$  dari proses yang sama yang hanya terpisah  $k$  lag waktu. ACF biasanya digunakan dalam melakukan identifikasi model data *time series* untuk melihat kestasioneran dan menunjukkan hubungan linear antara  $Z_t$  dengan  $Z_{t+k}$ . Secara umum, fungsi autokorelasi dirumuskan sebagai berikut (Wei, 2006),

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{var}(Z_t)}\sqrt{\text{var}(Z_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (2.10)$$

dan kovarians antara  $Z_t$  dengan  $Z_{t+k}$  adalah

$$\gamma_k = \text{cov}(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu) \quad (2.11)$$

syarat yang harus dipenuhi oleh fungsi autokorelasi dan autokovarians pada proses kestasioneran diantaranya (Wei, 2006):

1.  $\gamma_0 = \text{var}(Z_t)$  ;  $\rho_0 = 1$
2.  $|\gamma_k| \leq \gamma_0$  ;  $|\rho_k| \leq 1$
3.  $\gamma_k = \gamma_{-k}$  ;  $\rho_k = \rho_{-k}$

Menurut Wei (2006), dalam melakukan pengambilan beberapa sampel data *time series* untuk fungsi autokorelasi dapat ditulis sebagai berikut,

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.12)$$

dimana  $\bar{Z} = \frac{\sum_{t=1}^n Z_t}{n}$ .

Untuk  $n$  yang besar,  $\hat{\rho}_k$  mendekati distribusi normal dengan mean  $\rho_k$  dan varians

$$\text{var}(\hat{\rho}_k) \approx \frac{1}{n} \sum_{i=-\infty}^{\infty} \left( \rho_i^2 + \rho_{i+k} \rho_{i-k} - 4\rho_k \rho_i \rho_{i-k} + 2\rho_k^2 \rho_i^2 \right). \quad (2.13)$$

### 2.4.3 Partial Autocorrelation Function (PACF)

Fungsi autokorelasi parsial merupakan suatu alat yang digunakan untuk mengukur tingkat keeratan antara  $Z_t$  dengan  $Z_{t+k}$  yang dirumuskan sebagai berikut (Wei, 2006).

$$P_k = \frac{\text{cov}\left[\left(Z_t - Z_t\right), \left(Z_{t+k} - Z_{t+k}\right)\right]}{\sqrt{\text{var}\left(Z_t - Z_t\right)} \sqrt{\text{var}\left(Z_{t+k} - Z_{t+k}\right)}} \quad (2.14)$$

Keterangan :

$P_k$  : PACF teoritis

$Z_t$  : nilai variabel *time series* pada waktu ke- $t$

$Z_{t+k}$  : data yang dipisahkan oleh waktu ke- $k$ , dengan  
 $k = 0, 1, 2, \dots$

$Z_t$  : dugaan dengan model linear.

Menurut Tsay (2010), PACF pada suatu *time series* digunakan untuk menentukan orde  $p$  model AR (*Autoregressive*) dengan syarat data telah stasioner. Perhitungan nilai sampel PACF ( $\hat{\phi}_{kk}$ )

dapat dilakukan dengan mensubstitusikan nilai  $\hat{\rho}_j$  ke dalam persamaan berikut ini dengan diawali nilai  $\hat{\phi}_{11} = \hat{\rho}_1$ .

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (2.15)$$

## 2.5 Model–Model ARIMA

Secara umum ada beberapa model *time series* yaitu model *Autoregressive* (AR), model *Moving Average* (MA), model campuran ARMA, model ARIMA, model ARIMA musiman dan model ARIMA multiplikatif.

### 2.5.1 Model *Autoregressive* (AR)

Secara umum untuk model *autoregressive* menunjukkan adanya hubungan antara suatu nilai pada waktu sekarang  $Z_t$  dengan nilai pada waktu sebelumnya  $Z_{t-k}$  dimana  $k=1,2,\dots$  ditambah dengan suatu nilai acak. Menurut Wei (2006) Model *autoregressive* orde  $p$ , dapat ditulis AR( $p$ ) secara matematis mempunyai bentuk sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \dot{Z}_t &= \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \phi_2 \dot{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t \\ \dot{Z}_t - \phi_1 \dot{Z}_{t-1} - \phi_2 \dot{Z}_{t-2} - \dots - \phi_p \dot{Z}_{t-p} &= a_t \\ \dot{Z}_t - \phi_1 B \dot{Z}_t - \phi_2 B^2 \dot{Z}_t - \dots - \phi_p B^p \dot{Z}_t &= a_t \\ (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) \dot{Z}_t &= a_t \\ \phi_p(B) \dot{Z}_t &= a_t \end{aligned} \quad (2.16)$$

### 2.5.2 Model *Moving Average* (MA)

Model *Moving Average* (MA) menunjukkan adanya hubungan antara nilai pada waktu sekarang  $Z_t$  dengan nilai residual pada waktu sebelumnya  $a_{t-k}$ , model *Moving Average* orde  $q$  yang

dapat ditulis MA(q) secara matematis memiliki bentuk sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \dot{Z}_t &= a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \\
 \dot{Z}_t &= a_t - \theta_1 B a_t - \theta_2 B^2 a_t - \dots - \theta_q B^q a_t \\
 \dot{Z}_t &= (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) a_t \\
 \dot{Z}_t &= \theta_q (B) a_t
 \end{aligned} \tag{2.17}$$

### 2.5.3 Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model umum ARMA (p,q) merupakan gabungan dari pola model AR dan pola model MA. Berikut merupakan sebuah model umum untuk campuran dari model AR(p) dan model MA(q) yang secara matematis dapat ditulis :

$$\begin{aligned}
 \dot{Z}_t &= \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \\
 \dot{Z}_t - \phi_1 \dot{Z}_{t-1} - \dots - \phi_p \dot{Z}_{t-p} &= a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \\
 \dot{Z}_t - \phi_1 B \dot{Z}_t - \dots - \phi_p B^p \dot{Z}_t &= a_t - \theta_1 B a_t - \dots - \theta_q B^q a_t \\
 (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) \dot{Z}_t &= (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) a_t \\
 \phi_p (B) \dot{Z}_t &= \theta_q (B) a_t
 \end{aligned} \tag{2.18}$$

### 2.5.4 Model Autoregressive Integrated Moving Average

Model ARIMA merupakan model *time series* yang tidak stationer terhadap mean dan memerlukan proses *differencing* agar stationer. Sehingga dalam permodelan series  $(1-B)^d Z_t$  perlu ditambahkan kedalam model umum ARMA (p,q). Menurut Wei (2006), persamaan ARIMA(p,d,q) dapat dituliskan seperti persamaan berikut ini:

$$\phi_p (B) (1 - B)^d Z_t = \theta_q (B) a_t \tag{2.19}$$

### 2.5.5 Model ARIMA Musiman

Model ARIMA musiman merupakan model yang membentuk pola musiman. Bentuk modelnya sebagai berikut:

$$\Phi_p(B^s)(1-B^s)^D Z_t = \Theta_Q(B^s)a_t \quad (2.20)$$

Model ini dinotasikan ARIMA (P,D,Q)<sup>s</sup> yang mempunyai faktor musiman dengan periode musim adalah  $s$  dalam pengamatan waktu ke- $t$ .  $P$  merupakan *lag* pada model *Autoregressive* yang mempunyai faktor musiman,  $Q$  merupakan *lag* pada model (MA) *Moving Average* yang mempunyai faktor musiman, dan  $D$  merupakan lag untuk *differencing* yang mempunyai faktor musiman.

### 2.5.6 Model ARIMA Multiplikatif

Bila pada data ada aspek reguler dan musiman, maka model ARIMA yang terbentuk adalah gabungan pola musiman dan pola reguler yang disebut dengan model ARIMA multiplikatif. Notasi umumnya dapat dinotasikan sebagai ARIMA (p,d,q)(P,D,Q)<sup>s</sup> dimana  $s$  merupakan periode musiman. Model umum ARIMA musiman multiplikatif menurut Cryer & Chan (2008) adalah sebagai berikut:

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D \dot{Z}_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t \quad (2.21)$$

Keterangan:

$\phi_p(B)$  : koefisien komponen AR orde  $p$

$\theta_q(B)$  : koefisien komponen MA orde  $q$

$\Phi_P(B^s)$  : koefisien komponen AR periode musiman  $s$  orde  $P$

$\Theta_Q(B^s)$  : koefisien komponen MA periode musiman  $s$  orde  $Q$

$(1-B)^d$  : *differencing* orde  $d$

$(1-B^s)^D$  : *differencing* musiman  $s$  dengan orde  $D$

$B$  : operator *backshift*

$a_t$  : barisan *white noise* ( $a_t \sim WN(0, \sigma^2)$ ).

## 2.6 Identifikasi Model ARIMA

Menurut Wei (2006), pendugaan model ARIMA dilakukan setelah data stasioner dengan melihat pola ACF ataupun PACF. Pendugaan model dilakukan dengan memperhatikan hal-hal seperti pada tabel berikut.

**Tabel 2.2** Struktur ACF dan PACF pada model ARIMA

Model	ACF	PACF
<i>Autoregressive</i> ( <i>p</i> )	Turun Eksponensial ( <i>dies</i> – <i>down</i> )	Terpotong setelah <i>lag-p</i> ( <i>cut off after</i> <i>lag-p</i> )
<i>Moving Average</i> ( <i>q</i> )	Terpotong setelah <i>lag-q</i> ( <i>cut off after</i> <i>lag-q</i> )	Turun eksponensial ( <i>dies</i> <i>down</i> )
<i>Autoregressive-</i> <i>Moving Average</i> ( <i>p,q</i> )	Turun eksponensial ( <i>dies down</i> )	Turun eksponensial ( <i>dies</i> <i>down</i> )

## 2.7 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model

Menurut Cryer & Chan (2008), salah satu metode yang dapat digunakan untuk menaksir parameter model adalah *Least Squares* (*Conditional Least Squares*). Metode *Least Squares* ini dilakukan dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat *error*. Misalkan jika dilakukan estimasi parameter pada model AR(1), maka langkah-langkahnya adalah sebagai berikut.

1. Menentukan persamaan model *error* dari AR(1) yang dirumuskan dalam persamaan berikut,

$$Z_t - \mu = \phi(Z_{t-1} - \mu) + a_t \quad (2.22)$$

sehingga dari persamaan (2.14) didapatkan persamaan

$$a_t = (Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu). \quad (2.23)$$

2. Menentukan persamaan jumlah kuadrat *error* yang dirumuskan dalam persamaan berikut ini.

$$S_c(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^n a_t^2 = \sum_{t=2}^n ((Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu))^2. \quad (2.24)$$

3. Meminimumkan jumlah kuadrat *error* dengan cara menurunkan  $S_c(\phi, \mu)$  terhadap  $\mu$  dan  $\phi$  yang kemudian masing-masing ekuivalen dengan nol seperti persamaan berikut ini.

$$\frac{\partial S_c}{\partial \mu} = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)](-1 + \phi) = 0 \quad (2.25)$$

$$\frac{\partial S_c}{\phi} = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)](Z_{t-1} - \mu) = 0 \quad (2.26)$$

Berdasarkan persamaan (2.17) dan (2.18) didapatkan hasil untuk taksiran  $\mu$  dan  $\phi$  masing-masing adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \bar{Z} \quad (2.27)$$

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \quad (2.28)$$

Setelah melakukan estimasi parameter, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian signifikansi parameter dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \beta_i = 0$  (parameter model tidak sesuai)

$H_1 : \beta_i \neq 0$  (parameter model sesuai)

dimana  $\beta_i$  merupakan notasi dari parameter  $\phi_i$  dan  $\theta_i$

statistik uji :

$$t_{hitung} = \frac{\beta_i}{S.E(\beta_i)} \quad (2.29)$$

daerah kritis :

tolak  $H_0$  apabila  $|t_{hitung}| > t_{\alpha/2, n-n_p}$ , artinya parameter telah signifikan dan model dapat digunakan untuk peramalan. Nilai  $n$  menunjukkan jumlah data yang efektif dan  $n_p$  adalah banyaknya parameter.

## 2.8 Uji Kesesuaian Model

Uji kesesuaian model ini bertujuan untuk menguji asumsi *white noise* pada residual. Uji yang digunakan adalah uji *Ljung-Box-Pierce* (LBQ) dengan hipotesis sebagai berikut (Cryer & Chan, 2008):

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$  (residual bersifat *white noise*)

$H_1$  : minimal terdapat satu  $\rho_k \neq 0$ , untuk  $k=1,2,\dots,K$  (residual tidak bersifat *white noise*).

statistik uji :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \rho_k^2 \quad (2.30)$$

daerah kritis : tolak  $H_0$  jika  $Q > \chi_{\alpha, K-m}^2$

dimana :

$\rho_k$  = ACF residual pada lag ke-  $k$

$K$  = maksimum lag

$m = p + q$ .

## 2.9 Uji Asumsi Distribusi Residual Berdistribusi Normal

Setelah uji asumsi *white noise* dilakukan, asumsi lain yang harus dipenuhi adalah residual berdistribusi normal. Salah satu uji yang digunakan dalam menentukan kenormalan data adalah *Kolmogorov Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut :

$H_0$  :  $F(x) = F_0(x)$  (residual berdistribusi normal)

$H_1$  :  $F(x) \neq F_0(x)$  (residual tidak berdistribusi normal)

statistik uji:

$$D = \sup_x |F_n(x) - F_0(x)| \quad (2.31)$$

daerah kritis : tolak  $H_0$  jika  $D_{uji} > D_{(n, 1-\alpha)}$

dimana :

$F_n(x)$  = fungsi peluang kumulatif yang dihitung berdasarkan data sampel

$F_0(x)$  = fungsi peluang kumulatif dari distribusi normal

$\sup$  = nilai maksimum dari  $|F_n(x) - F_0(x)|$ .

## 2.10 Kriteria Model Terbaik

Untuk melakukan pemilihan model terbaik pada kriteria data *in sample* dan *out sample* dapat menggunakan perhitungan *Root Mean Square Error* (RMSE) yang dapat dirumuskan sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (Z_{n+l} - \hat{Z}_n(l))^2} \quad (2.32)$$

Perhitungan RMSE ini merupakan salah satu ukuran yang paling sering digunakan karena menurut Hyndman & Koehler (2006), ukuran ini memiliki relevansi secara teoritis dalam pemodelan statistik. Selain RMSE, perhitungan kriteria pemilihan model terbaik dari data *out sample* juga dapat menggunakan *Symmetric Mean Absolute Percentage Error* (SMAPE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE merupakan suatu persentase kesalahan rata-rata absolut. Rumus umum untuk MAPE dan SMAPE dapat dituliskan sebagai berikut:

$$MAPE = \left( \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \left| \frac{Z_{n+l} - \hat{Z}_n(l)}{Z_{n+l}} \right| \right) \times 100 \quad (2.33)$$

$$SMAPE = \left( \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \frac{|Z_{n+l} - \hat{Z}_n(l)|}{\frac{Z_{n+l} + \hat{Z}_n(l)}{2}} \right) \times 100 \quad (2.34)$$

dengan

$Z_{n+l}$  : data aktual *out sample* ke- $l$ ,  $l=1,2,\dots,L$

$\hat{Z}_l(l)$  : data hasil ramalan *out sample* ke- $l$ .

## 2.11 *Thermal Paste*

*Thermal paste* (biasa juga disebut **thermal gel, thermal compound, thermal paste, heat paste, heat sink paste** dan **heat sink compound**) adalah cairan kental yang memiliki sifat seperti minyak, yang berguna untuk meningkatkan konduktivitas termal antara dua permukaan dengan mengisi celah-celah mikroskopis. Kebanyakan dari pengguna awam kurang begitu mengerti seberapa pentingnya peranan *thermal paste*. *Thermal paste* biasa berada di antara chip dan *heatsink*, secara garis besar berguna untuk melancarkan rambatan panas yang dihasilkan oleh chip menuju *heatsink* agar mempermudah untuk di lepaskan ke udara (*heat dissipation*).

## **BAB III**

### **METODOLOGI PENELITIAN**

#### **3.1 Data dan Variabel Penelitian**

Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari data permintaan *Thermal Paste* pada CV. SIPLHO Corporation. Data yang diambil merupakan data permintaan *Thermal Paste* setiap hari selama bulan Januari 2014 – Januari 2015.

#### **3.2 Metodologi Analisis Data**

Adapun langkah-langkahnya sebagai berikut :

1. Statistika Deskriptif yaitu untuk mengetahui karakteristik dari hasil permintaan kebutuhan *Thermal paste* setiap harinya melihat nilai *mean* (rata-rata), nilai maksimum dan nilai minimum.
2. Data dibagi menjadi 2 bagian yaitu :
  - a. Bagian pertama untuk membuat model.
  - b. Bagian kedua untuk validasi peramalan
3. Permodelan *Time Series*

Metode ARIMA Box-Jenkins, langkah-langkahnya sebagai berikut :

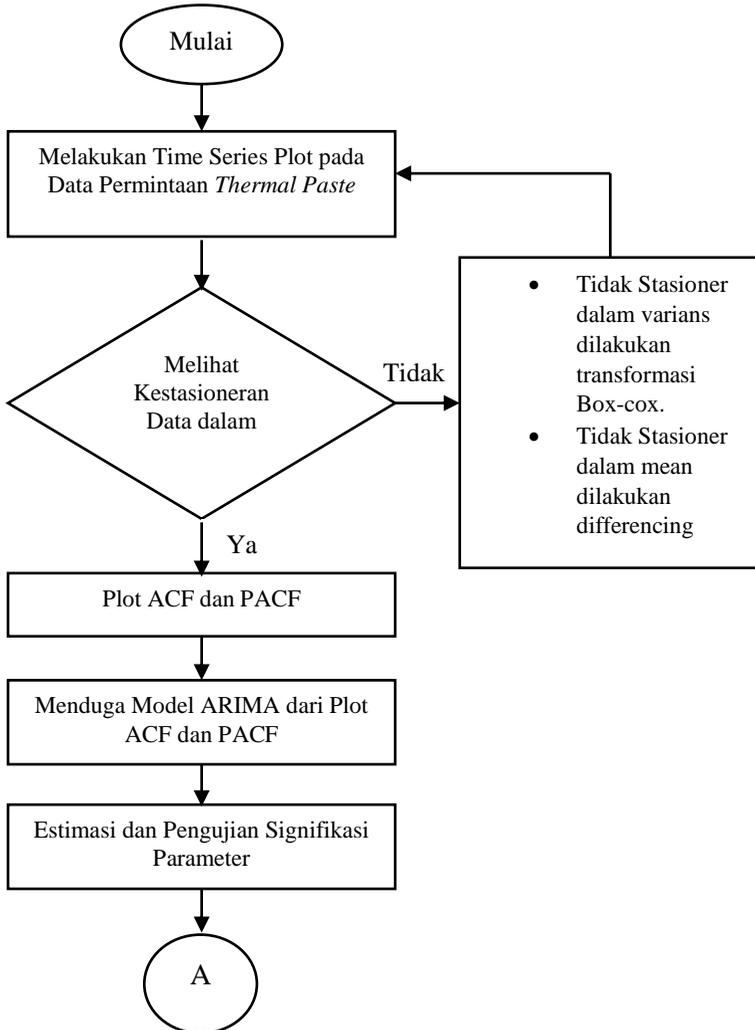
- a. Melihat kestasioneran data dengan plot *time series*. Jika data tidak stasioner dalam varian maka data ditransformasi terlebih dahulu. Sedangkan jika data tidak stasioner dalam *mean* maka dilakukan *differencing*.
- b. Membuat plot ACF dan PACF dari data yang sudah stasioner. Identifikasi model dengan melihat plot ACF dan PACF.
- c. Estimasi parameter model ARIMA dan melakukan pengujian parameter model, untuk mengetahui parameter model sudah signifikan atau tidak. Jika signifikan maka langkah selanjutnya dapat dilanjutkan dan jika tidak sig-

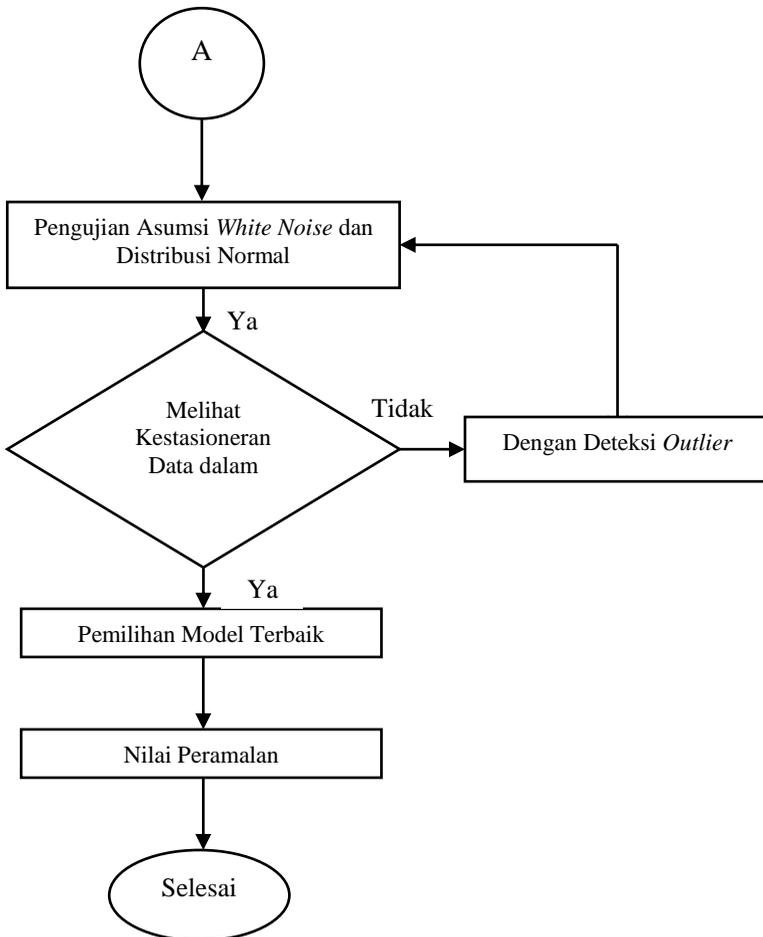
nifikan maka proses dihentikan dan melakukan pengujian dengan model yang lain.

- d. Pemeriksaan diagnostic, dengan melakukan uji kesesuaian model menggunakan uji Ljung-box dan Uji kenormalan dari residual menggunakan Uji *Kolmogorov Smirnov*.
- e. Pemilihan model ARIMA kriteria (*in sample*) berdasarkan nilai AIC dan SBC terkecil.
- f. Memilih model-model ARIMA yang memenuhi asumsi kriteria (*out sample*) berdasarkan nilai MSE terkecil.

### 3.3 Diagram Alir

Diagram Alir yang menunjukkan langkah-langkah analisis dari ARIMA Box Jenkins adalah sebagai berikut.





**Gambar 3.1** Diagram Alir

## BAB IV

### ANALISIS DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Analisis Statistika Deskriptif

Pada analisis statistika deskriptif ini digunakan untuk mengetahui karakteristik permintaan *Thermal Paste* per minggu oleh pelanggan Siplho tiap bulan yang ditunjukkan dalam Tabel 4.1 berikut ini.

**Tabel 4.1** Hasil Analisis Deskriptif *Thermal Paste*

Tahun	Bulan	Rata-rata	S. Dev	Minimal	Maksimal
2014	Januari	968	516,88	440	1760
2014	Februari	990	439,27	528	1584
2014	Maret	814	290,76	616	1232
2014	April	1144	186,68	968	1408
2014	Mei	1254	332,19	880	1672
2014	Juni	770	181,42	528	968
2014	Juli	880	264	616	1144
2014	Agustus	1012	291,86	792	1408
2014	September	1122	354,74	616	1408
2014	Oktober	932,8	202,59	792	1232
2014	November	1034	207,94	880	1320
2014	Desember	651,2	253,53	264	968
2015	Januari	726	181,42	528	880

Berdasarkan Tabel 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata permintaan *thermal paste* tertinggi pada bulan Mei 2014 dengan rata-rata permintaan sebesar 1254 dimana pada bulan Mei ini mulai banyak tugas-tugas bagi mahasiswa baik tugas besar atau tugas akhir dengan umur laptop yang lebih dari 1 atau 2 tahun tentu mempengaruhi kinerja laptop diakibatkan *overheating* yang akhirnya jadi lemot, *hang*, atau bahkan seringkali *restart* sendiri. Dan yang terendah bulan Desember 2014 dengan rata-rata permintaan sebesar 726 dimana pada bulan ini merupakan akhir bulan dan juga pada bulan ini sudah mulai libur khususnya mahasiswa karena kebanyakan permintaan *thermal paste* ini didomi-

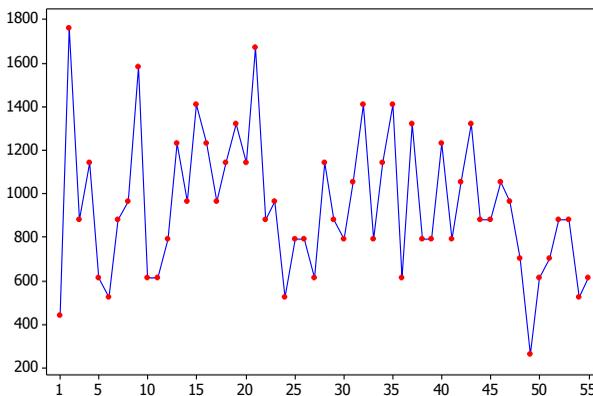
nasi oleh kalangan mahasiswa. Jumlah permintaan *thermal paste* tiap minggu paling tinggi pada bulan Januari 2014 dengan jumlah permintaan sebesar 1760, dimana pada bulan ini merupakan awal bulan sedangkan jumlah permintaan *thermal paste* tiap minggu paling rendah pada bulan Januari 2015 dengan jumlah permintaan sebesar 880, dimana pada bulan ini mengalami penurunan yang cukup tajam dari tahun sebelumnya pada bulan yang sama, pola permintaan *thermal paste* menurun cukup drastis yaitu setengah dari tahun sebelumnya sehingga perusahaan perlu untuk meningkatkan pemasaran dan kualitas pelayanan.

## 4.2 Peramalan dan Pemodelan Jumlah Permintaan *Thermal Paste* Menggunakan ARIMA

Dengan menggunakan metode *ARIMA Box-Jenkins*, langkah pertama dalam melakukan analisis peramalan adalah dengan membagi data menjadi dua kelompok, yaitu data *in sample* sebanyak 55 data yaitu periode Januari 2014 sampai Januari 2015 untuk menentukan model peramalan dan sebanyak 6 data yaitu pada periode Februari 2015 dan Maret 2015 yang digunakan untuk validasi model peramalan sebagai *out sample*.

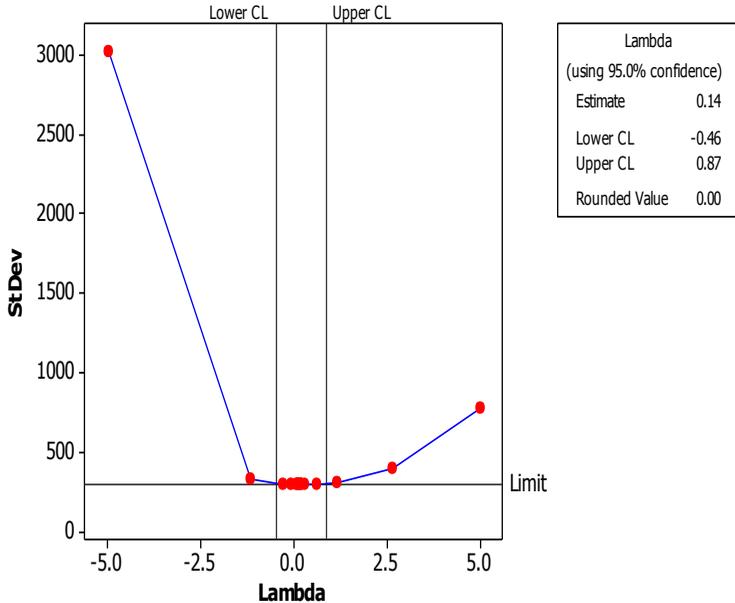
### 4.2.1 Identifikasi Model ARIMA

Identifikasi model dilakukan dengan mengamati *time series plot* dari data Jumlah permintaan *thermal paste*.



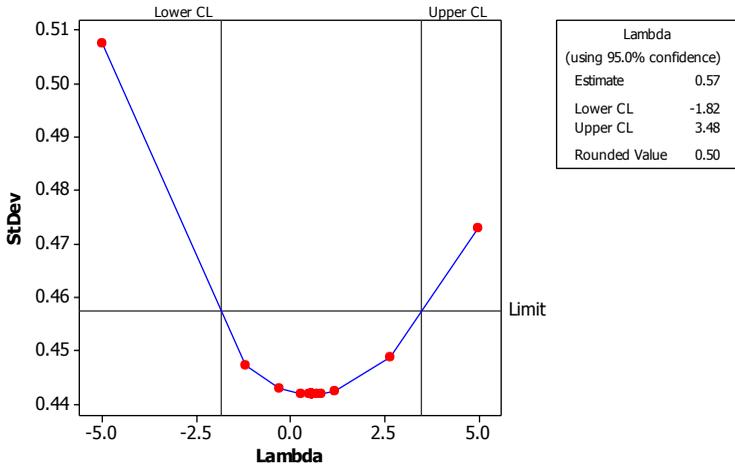
**Gambar 4.1** *Time Series Plot*

Pada Gambar 4.1 terlihat bahwa data mempunyai pola non seasonal, dari visual plot tersebut juga dapat diketahui bahwa plot belum stasioner dimana titik – titik plot mengalami kenaikan dan penurunan yang tajam.



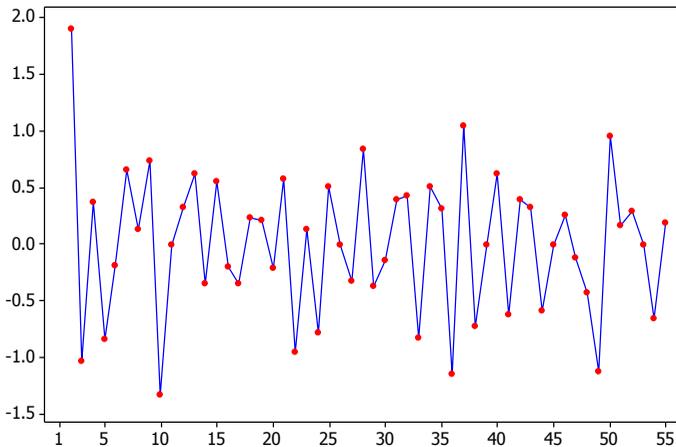
**Gambar 4.2** Plot *Box – Cox* Belum Transformasi

Pada Gambar 4.2 merupakan hasil *Box-cox* dari data *in sample* permintaan *thermal paste*.  $\lambda$  yang dihasilkan sebesar 0,14 dan antara batas bawah dan batas atas dari hasil *box-cox* belum memuat angka 1, sehingga data perlu dilakukan transformasi karena data belum stasioner dalam varians. Karena  $\lambda$  yang dihasilkan sebesar 0,14 dan estimasi yang paling mendekati adalah 0,25 sehingga menggunakan transformasi  $\sqrt[4]{Z_t}$ . Berikut pada Gambar 4.3 merupakan plot *Box-Cox* setelah dilakukan transformasi dan Gambar 4.4 merupakan plot *time series* data jumlah permintaan *thermal paste* setelah dilakukan transformasi dan *differencing*.



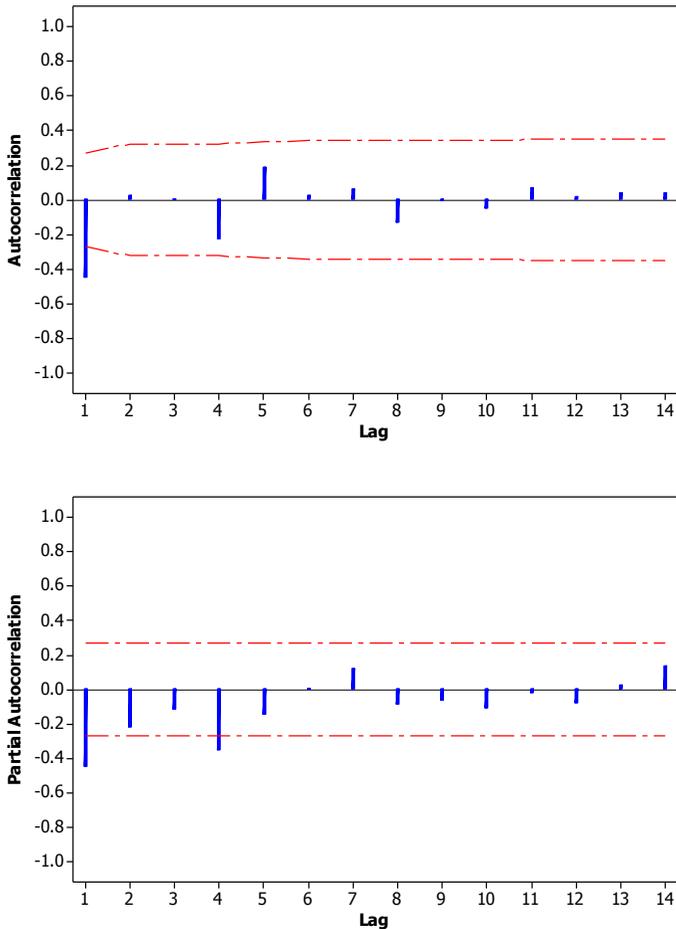
**Gambar 4.3** Plot *Box – Cox* Setelah Transformasi

Pada Gambar 4.3 merupakan hasil *Box-cox* setelah dilakukan transformasi yang menghasilkan nilai  $\lambda$  sebesar 0,5 dan antara batas bawah dan batas atas telah memuat angka 1, sehingga data telah stasioner dalam varians.



**Gambar 4.4** Plot *Times Series* Differencing

Dari Gambar 4.4 terlihat bahwa fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata sehingga dapat dikatakan bahwa data telah stasioner dalam *mean* setelah dilakukan differencing. Langkah selanjutnya adalah melakukan pendugaan kemungkinan model ARIMA yang dapat digunakan untuk memodelkan dan meramalkan jumlah permintaan *thermal paste* dengan melihat pola ACF dan PACF.



**Gambar 4.5** Plot ACF (Atas) dan Plot PACF (Bawah)

Dari Gambar 4.5 menunjukkan bahwa plot ACF *cut off* pada lag ke-1, secara visual tampak tidak memiliki pola musiman dan plot PACF *cut off* pada lag ke-1 dan ke-4. Dengan melihat pola kedua plot baik plot ACF dan plot PACF tersebut maka dapat diduga model sementara yang akan terbentuk adalah ARIMA (1,1,1), ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,0), ARIMA([1,4],1,0) dan ARIMA ([1,4],1,1).

Setelah dilakukan identifikasi kemungkinan model dengan menggunakan plot ACF dan PACF, maka langkah selanjutnya adalah menduga kemungkinan model yang dapat digunakan untuk memodelkan dan meramalkan permintaan *Thermal Paste*. Berdasarkan informasi dari Gambar 4.5 maka didapatkan kemungkinan model-model ARIMA seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.2.

**Tabel 4.2** Model ARIMA Dugaan

Model	Parameter	Estimasi	P-Value
ARIMA([1,4],1,1)	MA 1	0,80005	<0,0001
	AR 1	-0,02759	0,8733
	AR 4	-0,17046	0,2437
ARIMA(1,1,1)	AR 1	0,05973	0,7150
	MA 1	0,89422	<0,0001
ARIMA(0,1,1)	MA 1	0,86947	<0,0001
ARIMA(1,1,0)	AR 1	-0,52834	<0,0001
ARIMA([1,4],1,0)	AR 1	-0,50828	<0,0001
	AR 4	-0,23482	0,0398

Berdasarkan Tabel 4.2 diketahui bahwa parameter model yang signifikan ada 3 model yaitu ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,0) dan ARIMA ([1,4],1,0) dari permintaan *thermal paste*, parameter model yang signifikan adalah yang mempunyai nilai *p-value* kurang dari  $\alpha$  yang nilainya sebesar 5%.

Setelah mendapatkan model dugaan yang signifikan, maka langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian asumsi residual *white noise* menggunakan uji *L-Jung Box*, sedangkan untuk pengujian asumsi residual berdistribusi normal menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Hasil pengujian asumsi residual *white*

*noise* dari kemungkinan model yang dapat terbentuk ditunjukkan pada Tabel 4.3.

**Tabel 4.3** Uji Asumsi Residual *White noise*

Model Dugaan	Lag	$\chi^2$	DF	P-Value
ARIMA(1,1,0)	6	12,83	5	0,0251
	12	16,88	11	0,1113
	18	19,78	17	0,2855
	24	26,11	23	0,2958
ARIMA(0,1,1)	6	4,00	5	0,5501
	12	8,67	11	0,6526
	18	10,57	17	0,8781
	24	15,25	23	0,8854
ARIMA([1,4],1,0)	6	8,71	4	0,0686
	12	12,40	10	0,2594
	18	14,43	16	0,5670
	24	20,31	22	0,5636

Hasil pengujian asumsi *white noise* pada Tabel 4.3 menunjukkan bahwa dengan menggunakan uji *L-Jung Box* pada model ARIMA(1,1,0) ada nilai *p-value* yang lebih kecil dari nilai  $\alpha$ . Maka dapat diketahui bahwa residual dari model dugaan tidak memenuhi asumsi residual *white noise*. Sedangkan pada model lainnya yaitu ARIMA(0,1,1) dan ARIMA([1,4],1,0) menghasilkan nilai *p-value* lebih besar dari nilai  $\alpha$ . Maka dapat diketahui bahwa residual dari model dugaan sudah memenuhi asumsi residual *white noise*. Selanjutnya dapat dilanjutkan pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* dari kemungkinan model yang ada ditunjukkan pada Tabel 4.4.

**Tabel 4.4** Uji Asumsi Residual Berdistribusi Normal

Model Dugaan	<i>Kolmogorov-Smirnov</i>	
	KS	P-Value
ARIMA(0,1,1)	0,063973	>0,1500
ARIMA([1,4],1,0)	0,063646	>0,1500

Hasil pengujian residual berdistribusi normal pada Tabel 4.4 menghasilkan  $p$ -value yang lebih besar dari nilai  $\alpha$ , yang berarti kedua model dugaan ARIMA telah memenuhi asumsi residual berdistribusi normal, maka langkah selanjutnya adalah melakukan pemilihan model terbaik dengan menggunakan RSME (*Root Mean Square Error*), SMAPE (*Symmetric Mean Absolute Percentage Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*).

#### 4.2.2 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik untuk meramalkan nilai dimasa yang akan datang dilakukan dengan membandingkan nilai kesalahan peramalan dari masing-masing model dugaan. Pemilihan model terbaik melalui pendekatan *out-sample* dengan menggunakan RMSE (*Root Mean Square Error*). Data *out-sample* yang digunakan adalah sebanyak 6 yaitu bulan Februari dan 2 pekan awal bulan Maret. Berikut hasil dari RMSE dari masing-masing model ditunjukkan pada Tabel 4.5.

**Tabel 4.5** Pemilihan Model Terbaik

Kriteria	Kebaikan Model	Model	
		ARIMA(0,1,1)	ARIMA([1,4],1,0)
RMSE	<i>In Sample</i>	0,5132	0,5437
	<i>Out Sample</i>	0,4673	0,6434
MAPE	<i>In Sample</i>	7,1516	7,7045
	<i>Out Sample</i>	5,8493	8,6676
SMAPE	<i>In Sample</i>	1,7729	1,9162
	<i>Out Sample</i>	1,5363	2,3283

Dari Tabel 4.5 dapat kita lihat dengan melalui proses perbandingan kriteria kebaikan model, maka model ARIMA(0,1,1) yang terpilih menjadi model terbaik karena menghasilkan nilai RMSE, MAPE, dan SMAPE terkecil baik pada data *in-sample* maupun *out-sample*. Persamaan terbaik ARIMA(0,1,1) adalah

$$\hat{Z}_t = -0,86947a_{t-1} + a_t$$

Model tersebut menunjukkan bahwa ramalan jumlah permintaan *thermal paste* memiliki keterkaitan dengan *error* sebe-

lumnya. Dengan menggunakan model terbaik didapatkan hasil ramalan jumlah permintaan *thermal paste* di CV Siplho Corporation untuk beberapa periode kedepan yaitu 6 periode pada bulan Februari dan Maret tahun 2015.

### 4.2.3 Peramalan Jumlah Permintaan *Thermal Paste*

Peramalan kebutuhan jumlah permintaan *thermal paste* dapat digunakan sebagai langkah awal untuk persediaan *thermal paste* pada waktu yang akan datang. Hasil peramalan kebutuhan jumlah permintaan *thermal paste* pada CV. Siplho Corporation ditunjukkan pada tabel 4.6.

**Tabel 4.6** Peramalan Jumlah Permintaan *Thermal Paste*

Minggu ke	Bulan	95% Confidence		Hasil Peramalan	
		Limits $\sqrt[4]{\hat{y}}$		$\sqrt[4]{\hat{y}}$	$\hat{y}$
1	Februari	4,2522	6,1791	5,2156	739,975
2		4,2440	6,1872	5,2156	739,975
3		4,2359	6,1953	5,2156	739,975
4		4,2279	6,2034	5,2156	739,975
5	Maret	4,2199	6,2114	5,2156	739,975
6		4,2120	6,2193	5,2156	739,975

Tabel 4.6 menunjukkan hasil peramalan dari permintaan *thermal paste* untuk 6 minggu pada bulan Februari dan Maret tahun 2015, dimana  $\sqrt[4]{\hat{y}}$  adalah hasil peramalan dengan data masih dalam bentuk transformasi dan  $\hat{y}$  adalah hasil yang telah dikonversi dalam bentuk data asli. Pada Tabel 4.6 menunjukkan bahwa hasil ramalan menggunakan model ARIMA(0,1,1) menunjukkan angka yang sama sehingga dapat dikatakan bahwa kebutuhan jumlah permintaan *thermal paste* tiap minggunya tidak mengalami kenaikan maupun penurunan. Diperkirakan rata-rata untuk pelanggan yang datang dalam memenuhi kebutuhan *thermal paste* tiap minggunya pada bulan Februari dan Maret adalah sebanyak 8 hingga 9 orang.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan hasil analisis data dan pembahasan terhadap permintaan *thermal paste* maka dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Rata-rata permintaan *thermal paste* tertinggi pada bulan Mei 2014 dengan rata-rata permintaan sebesar 1254 dimana pada bulan Mei ini mulai banyak tugas-tugas bagi mahasiswa baik tugas besar atau tugas akhir dengan umur laptop yang lebih dari 1 atau 2 tahun tentu mempengaruhi kinerja laptop diakibatkan *overheating* yang akhirnya jadi lemot, *hang*, atau bahkan seringkali *restart* sendiri. Dan yang terendah bulan Desember 2014 dengan rata-rata permintaan sebesar 726 dimana pada bulan ini merupakan akhir bulan dan juga pada bulan ini sudah mulai libur khususnya mahasiswa karena kebanyakan permintaan *thermal paste* ini didominasi oleh kalangan mahasiswa.
2. Jumlah permintaan *thermal paste* tiap minggu paling tinggi pada bulan Januari 2014 dengan jumlah permintaan sebesar 1760, dimana pada bulan ini merupakan awal bulan sedangkan jumlah permintaan *thermal paste* tiap minggu paling rendah pada bulan Januari 2015 dengan jumlah permintaan sebesar 880, dimana pada bulan ini mengalami penurunan yang cukup tajam dari tahun sebelumnya pada bulan yang sama, pola permintaan *thermal paste* menurun cukup drastis yaitu setengah dari tahun sebelumnya.
3. Hasil ramalan kebutuhan jumlah permintaan *thermal paste* tiap minggunya tidak mengalami kenaikan maupun penurunan. Diperkirakan rata-rata pelanggan yang datang untuk memenuhi kebutuhan *thermal paste* tiap minggunya pada bulan Februari dan Maret sebanyak 8 hingga 9 orang.

#### **5.2 Saran**

Dari penelitian yang telah dilakukan, saran untuk mencoba menggunakan metode lain agar hasil yang didapatkan lebih

akurat dan hendaknya pihak CV. SIPLHO Corporation secara intensif mengevaluasi kinerja perusahaan dan senantiasa meningkatkan inovasi.

## DAFTAR PUSTAKA

- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. New York: Greg Tobin.
- Hyndman, R.J. & Koehler, A.B. (2006). Another Look at Measures of Forecast Accuracy. *International Journal of Forecasting* 22, 679-688.
- Walpole, R. E. (1995). *Pengantar Statistika*. Jakarta: PT. Gramedia Utama.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. (1999). *Metode Dan Aplikasi Peramalan*. (U. S. Adriyanto, & A. Basith, Trans.) Jakarta: Erlangga.
- Cryer, D. J., & Chan, K.-S. (2008). *Time Series Analysis*. Iowa: Springer Science+Business Media.
- Paracletosh. (2012). *Thermal Paste dan Cara Menggunakannya*. Retrieved Januari 16, 2015, from <http://networking1981.blogspot.com>
- Seti. (2009). *Thermal Paste Pendingin Prosesor*. Retrieved Januari 16, 2015, from <http://setizone.blogspot.com>

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## LAMPIRAN

Lampiran A : Data Permintaan *Thermal Paste* Bulan Januari 2014 sampai Januari 2015 (per hari)

Jan14	Feb14	Mar14	Apr14	Mei14	Jun14	Jul14	Ags14	Sept14	Okt14	Nov14	Des14	Jan15
88	176	176	352	88	0	0	0	88	352	176	176	0
88	0	0	88	88	88	0	0	88	88	0	264	176
176	88	88	88	88	176	0	0	88	88	88	176	0
88	88	88	88	0	88	0	88	528	88	88	176	88
0	88	88	264	440	88	0	88	176	0	88	88	264
792	88	88	0	176	176	0	176	176	176	176	88	0
176	88	88	352	88	352	88	88	0	264	704	0	264
264	88	176	88	176	0	176	176	88	88	176	88	88
88	0	0	88	88	88	88	176	88	88	0	0	176
264	88	88	440	352	88	88	0	176	88	176	88	88
176	176	88	352	0	88	88	88	176	88	88	176	0
0	88	88	88	264	88	88	352	616	0	88	264	88
88	176	88	0	264	88	0	88	264	352	88	88	176
88	264	88	616	176	88	528	88	0	352	88	0	88
176	88	176	88	88	0	88	352	176	88	352	176	0

88	0	0	88	264	176	88	88	88	88	0	0	88
352	88	88	264	88	176	88	0	88	88	176	0	440
88	264	88	88	0	88	88	264	88	264	176	0	0
0	88	264	88	528	176	264	264	88	0	176	88	0
264	88	88	0	176	88	0	440	88	264	88	0	88
440	88	88	88	528	88	176	88	0	176	176	0	88
88	352	176	176	88	0	264	176	176	88	88	88	88
88	0	0	176	176	88	88	176	352	88	0	176	88
88	616	616	176	176	264	88	0	264	88	176	0	176
176	88	264	176	0	176	176	88	176	88	264	0	0
0	88	88	176	88	88	88	176	176	0	176	264	88
88	176	88	0	88	88	0	264	176	88	176	88	88
88	440	88	264	176	88	0	88	0	88	88	0	0
88		88	88	88	0	0	88	88	176	176	264	88
88		0	528	264	0	0	88	88	176	0	176	264
88		88		176		0	0		352		88	88

Data Permintaan *Thermal Paste* Bulan Januari 2014 sampai Januari 2015 (per minggu)

No.	Data	No.	Data	No.	Data
1	440	20	1144	38	792
2	1760	21	1672	39	792
3	880	22	880	40	1232
4	1144	23	968	41	792
5	616	24	528	42	1056
6	528	25	792	43	1320
7	880	26	792	44	880
8	968	27	616	45	880
9	1584	28	1144	46	1056
10	616	29	880	47	968
11	616	30	792	48	704
12	792	31	1056	49	264
13	1232	32	1408	50	616
14	968	33	792	51	704
15	1408	34	1144	52	880
16	1232	35	1408	53	880
17	968	36	616	54	528
18	1144	37	1320	55	616
19	1320				

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## Lampiran B: Hasil Analisis

### Lampiran Syntax

data alt;  
input thermalpaste;  
cards;  
4.57998  
6.47706  
5.44654  
5.81576  
4.98190  
4.79356  
5.44654  
5.57788  
6.30868  
4.98190  
4.98190  
5.30495  
5.92451  
5.57788  
6.12563  
5.92451  
5.57788  
5.81576  
6.02759  
5.81576  
6.39454  
5.44654  
5.57788  
4.79356  
5.30495  
5.30495  
4.98190  
5.81576  
5.44654  
5.30495  
5.70054  
6.12563  
5.30495  
5.81576  
6.12563

```
4.98190
6.02759
5.30495
5.30495
5.92451
5.30495
5.70054
6.02759
5.44654
5.44654
5.70054
5.57788
5.15102
4.03089
4.98190
5.15102
5.44654
5.44654
4.79356
4.98190

;

proc arima data=alt;
identify var=thermalpaste(1);
estimate p=(1 4) q=(0) noconstant method=ml;
run;
outlier maxnum=10 alpha=0.05;
forecast out=ramalan lead=6;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

proc export data=ramalan
outfile="D:/residual1400.xls"
dbms=excel97
replace;
sheet="Thermal Paste";
run;
```

data alt;  
input thermalpaste;  
cards;  
4.57998  
6.47706  
5.44654  
5.81576  
4.98190  
4.79356  
5.44654  
5.57788  
6.30868  
4.98190  
4.98190  
5.30495  
5.92451  
5.57788  
6.12563  
5.92451  
5.57788  
5.81576  
6.02759  
5.81576  
6.39454  
5.44654  
5.57788  
4.79356  
5.30495  
5.30495  
4.98190  
5.81576  
5.44654  
5.30495  
5.70054  
6.12563  
5.30495  
5.81576  
6.12563  
4.98190  
6.02759  
5.30495

```
5.30495
5.92451
5.30495
5.70054
6.02759
5.44654
5.44654
5.70054
5.57788
5.15102
4.03089
4.98190
5.15102
5.44654
5.44654
4.79356
4.98190

;

proc arima data=alt;
identify var=thermalpaste(1);
estimate p=(0) q=(1) noconstant method=ml;
run;

outlier maxnum=10 alpha=0.05;

forecast out=ramalan lead=6;

proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

proc export data=ramalan
outfile="D:/residual001.xls"
dbms=excel97
replace;
sheet="Thermal Paste";
run;
```

---

### **Lampiran Residual**

Y	ARIMA(0,1,1)		ARIMA([1,4],1,0)	
	Forecast	Residual	Forecast	Residual
4.57998				
6.47706	4.57998	1.89708	4.57998	1.89708
5.44654	5.537724	-0.09118	5.506974	-0.06043
5.81576	5.506354	0.309406	5.878891	-0.06313
4.9819	5.58886	-0.60696	5.856776	-0.87488
4.79356	5.453782	-0.66022	4.960271	-0.16671
5.44654	5.325077	0.121463	5.131274	0.315266
5.57788	5.346533	0.231347	5.027942	0.549938
6.30868	5.384484	0.924196	5.706926	0.601754
4.9819	5.527873	-0.54597	5.981451	-0.99955
4.9819	5.446658	-0.46476	5.50295	-0.52105
5.30495	5.379691	-0.07474	4.951059	0.353891
5.92451	5.369177	0.555333	4.969145	0.955365
5.57788	5.445882	0.131998	5.921148	-0.34327
6.12563	5.463864	0.661766	5.754067	0.371563
5.92451	5.553084	0.371426	5.77136	0.15315
5.57788	5.602767	-0.02489	5.881253	-0.30337
5.81576	5.599458	0.216302	5.835461	-0.0197
6.02759	5.628089	0.399501	5.566228	0.461362
5.81576	5.68079	0.13497	5.967147	-0.15139
6.39454	5.698549	0.695991	6.004824	0.389716
5.44654	5.789948	-0.34341	6.044497	-0.59796
5.57788	5.744918	-0.16704	5.878652	-0.30077
4.79356	5.723039	-0.92948	5.560863	-0.7673
5.30495	5.601396	-0.29645	5.05631	0.24864
5.30495	5.562624	-0.25767	5.267625	0.037325
4.9819	5.528939	-0.54704	5.274109	-0.29221
5.81576	5.457453	0.358307	5.330273	0.485487
5.44654	5.504263	-0.05772	5.271839	0.174701
5.30495	5.496724	-0.19177	5.634209	-0.32926
5.70054	5.471679	0.228861	5.452776	0.247764
6.12563	5.501563	0.624067	5.303663	0.821967
5.30495	5.583046	-0.2781	5.996263	-0.69131
5.81576	5.546738	0.269022	5.755336	0.060424

6.12563	5.58186	0.54377	5.463232	0.662398
4.9819	5.652847	-0.67095	5.86831	-0.88641
6.02759	5.56526	0.46233	5.755949	0.271641
5.30495	5.625612	-0.32066	5.376136	-0.07119
5.30495	5.583756	-0.27881	5.599494	-0.29454
5.92451	5.547363	0.377147	5.573517	0.350993
5.30495	5.596592	-0.29164	5.364052	-0.0591
5.70054	5.558524	0.142016	5.789551	-0.08901
6.02759	5.577062	0.450528	5.499468	0.528122
5.44654	5.63587	-0.18933	5.715872	-0.26933
5.44654	5.611156	-0.16462	5.887362	-0.44082
5.70054	5.589669	0.110871	5.353649	0.346891
5.57788	5.604141	-0.02626	5.494639	0.083241
5.15102	5.600713	-0.44969	5.776667	-0.62565
4.03089	5.542014	-1.51112	5.367986	-1.3371
4.9819	5.344765	-0.36287	4.540591	0.441309
5.15102	5.2974	-0.14638	4.527319	0.623701
5.44654	5.278293	0.168247	5.165293	0.281247
5.44654	5.300254	0.146286	5.559357	-0.11282
4.79356	5.319349	-0.52579	5.223227	-0.42967
4.9819	5.250717	-0.26882	5.085747	-0.10385
4.9819	5.215628	-0.23373	4.816777	0.165123
5.92451	5.215628	0.708882	4.900706	1.023804
5.30495	5.215628	0.089322	5.011377	0.293573
5.15102	5.215628	-0.06461	4.910899	0.240121
6.12563	5.215628	0.910002	5.000744	1.124886
5.57788	5.215628	0.362252	4.935369	0.642511

ARIMA(0,1,1)			ARIMA([1,4],1,0)		
$e^2$	$\left  \frac{e}{y} \right $	$\left  \frac{e}{(y + \hat{y}) / 2} \right $	$e^2$	$\left  \frac{e}{y} \right $	$\left  \frac{e}{(y + \hat{y}) / 2} \right $
3.5989	0.2929	0.0858	3.5989	0.2929	0.0858
0.0083	0.0167	0.0042	0.0037	0.0111	0.0028
0.0957	0.0532	0.0137	0.0040	0.0109	0.0027

0.3684	0.1218	0.0287		0.7654	0.1756	0.0404
0.4359	0.1377	0.0322		0.0278	0.0348	0.0085
0.0148	0.0223	0.0056		0.0994	0.0579	0.0149
0.0535	0.0415	0.0106		0.3024	0.0986	0.0259
0.8541	0.1465	0.0395		0.3621	0.0954	0.0250
0.2981	0.1096	0.0260		0.9991	0.2006	0.0456
0.2160	0.0933	0.0223		0.2715	0.1046	0.0248
0.0056	0.0141	0.0035		0.1252	0.0667	0.0173
0.3084	0.0937	0.0246		0.9127	0.1613	0.0438
0.0174	0.0237	0.0060		0.1178	0.0615	0.0149
0.4379	0.1080	0.0286		0.1381	0.0607	0.0156
0.1380	0.0627	0.0162		0.0235	0.0259	0.0065
0.0006	0.0045	0.0011		0.0920	0.0544	0.0132
0.0468	0.0372	0.0095		0.0004	0.0034	0.0008
0.1596	0.0663	0.0171		0.2129	0.0765	0.0199
0.0182	0.0232	0.0059		0.0229	0.0260	0.0064
0.4844	0.1088	0.0288		0.1519	0.0609	0.0157
0.1179	0.0631	0.0153		0.3576	0.1098	0.0260
0.0279	0.0299	0.0074		0.0905	0.0539	0.0131
0.8639	0.1939	0.0442		0.5888	0.1601	0.0371
0.0879	0.0559	0.0136		0.0618	0.0469	0.0120
0.0664	0.0486	0.0119		0.0014	0.0070	0.0018
0.2993	0.1098	0.0260		0.0854	0.0587	0.0142
0.1284	0.0616	0.0159		0.2357	0.0835	0.0218
0.0033	0.0106	0.0026		0.0305	0.0321	0.0081
0.0368	0.0361	0.0089		0.1084	0.0621	0.0150
0.0524	0.0401	0.0102		0.0614	0.0435	0.0111
0.3895	0.1019	0.0268		0.6756	0.1342	0.0360
0.0773	0.0524	0.0128		0.4779	0.1303	0.0306
0.0724	0.0463	0.0118		0.0037	0.0104	0.0026
0.2957	0.0888	0.0232		0.4388	0.1081	0.0286
0.4502	0.1347	0.0315		0.7857	0.1779	0.0408
0.2137	0.0767	0.0199		0.0738	0.0451	0.0115
0.1028	0.0604	0.0147		0.0051	0.0134	0.0033
0.0777	0.0526	0.0128		0.0868	0.0555	0.0135
0.1422	0.0637	0.0164		0.1232	0.0592	0.0153

0.0851	0.0550	0.0134		0.0035	0.0111	0.0028
0.0202	0.0249	0.0063		0.0079	0.0156	0.0039
0.2030	0.0747	0.0194		0.2789	0.0876	0.0229
0.0358	0.0348	0.0085		0.0725	0.0495	0.0121
0.0271	0.0302	0.0074		0.1943	0.0809	0.0194
0.0123	0.0194	0.0049		0.1203	0.0609	0.0157
0.0007	0.0047	0.0012		0.0069	0.0149	0.0038
0.2022	0.0873	0.0209		0.3914	0.1215	0.0286
2.2835	0.3749	0.0789		1.7878	0.3317	0.0711
0.1317	0.0728	0.0176		0.1948	0.0886	0.0232
0.0214	0.0284	0.0070		0.3890	0.1211	0.0322
0.0283	0.0309	0.0078		0.0791	0.0516	0.0133
0.0214	0.0269	0.0068		0.0127	0.0207	0.0051
0.2765	0.1097	0.0260		0.1846	0.0896	0.0214
0.0723	0.0540	0.0131		0.0108	0.0208	0.0052
0.0546	0.0469	0.0115		0.0273	0.0331	0.0084
0.5025	0.1197	0.0318		1.0482	0.1728	0.0473
0.0080	0.0168	0.0042		0.0862	0.0553	0.0142
0.0042	0.0125	0.0031		0.0577	0.0466	0.0119
0.8281	0.1486	0.0401		1.2654	0.1836	0.0506
0.1312	0.0649	0.0168		0.4128	0.1152	0.0306

## BIODATA PENULIS



Penulis dilahirkan di Manado, Sulawesi Utara pada tanggal 1 Agus-tus 1993 dengan nama lengkap Al Mahi Tauchid sebagai anak pertama dari tiga bersaudara. Penulis bertempat tinggal di Perum Bomai Blok Q No. 16 Desa Tikusan, Kecamatan Kapas, Kabupaten Bojonegoro. Penulis telah menempuh pendidikan formal dimulai dari TK Dharma Wanita di Manado, SDN Tikusan Bojonegoro, SMP Negeri 2 Bojonegoro, dan SMAN 1 Bojonegoro. Pada tahun 2011, penulis dinyatakan sebagai mahasiswa jurusan Statistika FMIPA Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya dengan nomer induk mahasiswa NRP 1311 030 028. Dengan Motto Hidup, "*Hidup adalah pengabdian kita pada Allah*". Selama perkuliahan penulis berpartisipasi aktif mengikuti berbagai kegiatan kepanitiaan di KM ITS. Penulis pernah bergabung dalam organisasi kemahasiswaan, yakni sebagai Staff Departemen Kaderisasi JMMI ITS pada periode 2012/2013 dan 2013/2014, Sekretaris Jenderal FORSIS-ITS pada periode 2012/2013 dan 2013/2014, dan terakhir sebagai Kepala Departemen Kaderisasi JMMI ITS Kabinet Kolaborasi Harmoni pada periode 2014/2015. Pelatihan yang pernah diikuti penulis diantaranya LKMM PRA TD FMIPA ITS, PSI 1 JMMI ITS, LKMM TD HIMASTA-ITS, PSI 2 JMMI ITS, PSI 3 JMMI ITS. Penulis juga dipercaya menjadi Presiden FRUITS'11 (Forum Ukhuwah ITS Mahasiswa Muslim angkatan 2011) dan bekerja sebagai IT Consultant di SIPLHO Corps. Alhamdulillah, penulis jg mendirikan perusahaan baru MACSUS Corps sebagai Co-Founder. Untuk saran dapat dikirim melalui email penulis [altauchid@gmail.com](mailto:altauchid@gmail.com). Penulis dapat dihubungi melalui nomer 081553438117.