

**PERAMALAN JUMLAH PENJUALAN SAMPUL DENGAN
METODE *GREY SYSTEM* DAN SARIMA (*SEASONAL
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE*)**

(Studi Kasus : Data Penjualan Produk Sampul Map Ijazah dan Rapor
di CV. Larassukma Yogyakarta Tahun 2015 hingga 2016)

TUGAS AKHIR



Ade Fitri Christiani Lambut

13611054

JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA
YOGYAKARTA

2017

**PERAMALAN JUMLAH PENJUALAN SAMPUL DENGAN
METODE *GREY SYSTEM* DAN SARIMA (*SEASONAL
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE*)**

(Studi Kasus : Data Penjualan Produk Sampul Map Ijazah dan Rapor
di CV. Larassukma Yogyakarta Tahun 2015 hingga 2016)

TUGAS AKHIR

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana
Jurusan Statistika**



Ade Fitri Christiani Lambut

13611054

JURUSAN STATISTIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA

YOGYAKARTA

2017

HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING

TUGAS AKHIR

Judul : Peramalan Jumlah Sampul dengan Metode Grey System dan SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) (Studi Kasus : Data Penjualan Produk Sampul Map Ijazah dan Rapor di CV. Larassukma Yogyakarta Tahun 2015 hingga 2016)

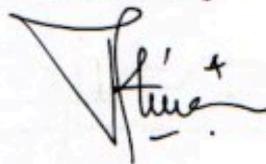
Nama Mahasiswa : Ade Fitri Christiani Lambut

Nomor Mahasiswa : 13611054

**TUGAS AKHIR INI TELAH DIPERIKSA DAN DISETUJUI UNTUK
DIUJIKAN**

Yogyakarta, 16 Maret 2017

Pembimbing



Atina Ahdika, M.Si

HALAMAN PENGESAHAN
TUGAS AKHIR

PERAMALAN JUMLAH PENJUALAN SAMPUL DENGAN METODE
GREY SYSTEM DAN SARIMA (SEASONAL AUTOREGRESSIVE
INTEGRATED MOVING AVERAGE)

(Studi Kasus : Data Penjualan Produk Sampul Map Ijazah dan Rapor
di CV. Larassukma Yogyakarta Tahun 2015 hingga 2016)

Nama Mahasiswa : Ade Fitri Christiani Lambut

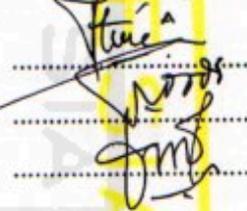
Nomor Mahasiswa : 13611054

TUGAS AKHIR INI TELAH DIUJIKAN
PADA TANGGAL 16 MARET 2017

Nama Penguji

1. Atina Ahdika, M.Si.
2. Dr. Edy Widodo, M.Si.
3. Epha Diana Supandi, S.Si., M.Sc.

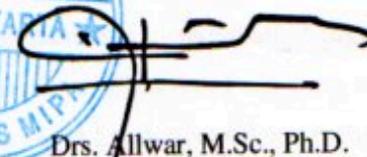
Tanda Tangan



Mengetahui,

Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam




Drs. Allwar, M.Sc., Ph.D.

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam Tugas Akhir ini tidak terdapat karya yang sebelumnya pernah diajukan untuk memperoleh gelar sarjana di suatu perguruan tinggi dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang di acu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Yogyakarta, Maret 2017



Penulis

KATA PENGANTAR



Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatu..

Puji syukur penyusun panjatkan kehadirat Allah *Subhanahuwataa'ala*, yang telah memberikan rahmat dan karunia-Nya berupa kekuatan, kelancaran, kesabaran dan kesehatan sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir. Shalawat beserta salam tak lupa kita junjungkan kepada baginda Nabi Muhammad *Shalaulah hua'alai wasalam*, yang telah membawa umatnya kedalam kehidupan yang penuh dengan keindahan.

Tugas akhir ini dibuat sebagai tahap akhir dalam menyelesaikan studi Strata-1 di Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Proses selesainya tugas akhir ini tidak terlepas dari bantuan banyak pihak yang telah memberikan masukan-masukan kepada penulis. Untuk itu penulis mengucapkan banyak terimakasih kepada :

1. Bapak Drs. Allwar, M.Sc., Ph.D. selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Indonesia.
2. Ibu Kariyam, M.Si. selaku Dosen Pembimbing Akademik.
3. Ibu Atina Ahdika, S.Si, M.Si, selaku dosen pembimbing yang telah banyak membantu dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
4. Bapak Dr. RB Fajriya Hakim, S.Si, M.Si, selaku Ketua Jurusan Statistika beserta seluruh jajarannya.
5. Seluruh keluarga, mamah, mbak dan mas yang telah mendoakan. Serta alm.papah yang menyaksikan kerja keras Fitri menyelesaikan tugas akhir ini di Surga Allah *Subhanahuwataa'al*.
6. Mas Riska Parama Putra, S.E selaku pemilik produksi penjualan sampul map ijazah dan rapor di CV. Larassukma sekaligus sebagai calon suami saya yang setia menemani dan membantu menyelesaikan tugas akhir ini.
7. Sahabat saya Lovita, Citra, Elfin dan Putri yang memberikan semangat serta sedia mendengarkan keluh kesah saya selama menyelesaikan tugas akhir.

8. Sahabat Statistika 2013, Keluarga Pelangi, kakak dan adik angkatan yang telah membantu dan memberikan pengalaman yang tak akan terlupakan selama masa kuliah.
9. Teman seperjuangan saya Eska, Andini, Devi, Santi, Aldi, Yulia, Dira, Bahar, Mega, Karin, Agista yang selama ini belajar bersama menyelesaikan tugas akhir dengan bimbingan Ibu Atina.
10. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dari Tugas Akhir ini, baik dari materi maupun teknik penyajiannya, mengingat kurangnya pengetahuan dan pengalaman penulis. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat penulis harapkan. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi penulis dan bagi semua yang membutuhkan. Akhir kata, semoga Allah *Subhanahuwataa'al* selalu melimpahkan rahmat serta hidayah-Nya kepada kita semua, *Amin amin ya robbal 'alamiin*.

Wassalamu'alaikum, Warahmatullahi Wabarakatu..

Yogyakarta, Maret 2017

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL.....	i
HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING	ii
HALAMAN PENGESAHAN TUGAS AKHIR.....	iii
KATA PENGANTAR	iv
DAFTAR ISI.....	vi
DAFTAR TABEL.....	ix
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR LAMPIRAN.....	xi
PERNYATAAN.....	xii
INTISARI.....	xiii
<i>ABSTRACT</i>	xiv
BAB I. PENDAHULUAN	
1.1. Latar Belakang Masalah	1
1.2. Perumusan Masalah	2
1.3. Jenis Penelitian dan Metode Analisis	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
BAB II. TINJAUAN PUSTAKA	
2.1. <i>GREY Forecasting</i>	4
2.2. <i>SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) Forecasting</i>	6
BAB III. LANDASAN TEORI	
3.1. Penjualan (<i>Sales</i>).....	9
3.1.1. Pengertian Penjualan.....	9
3.1.2. Pengelolaan Penjualan	9

3.1.3. Karakteristik Penjualan.....	10
3.2. Peramalan (<i>Forecasting</i>).....	11
3.2.1. Pengertian Peramalan	11
3.2.2. Tujuan Peramalan	12
3.2.3. Peramalan Menurut Horizon Waktu	12
3.2.4. Metode-Metode Peramalan.....	13
3.2.5. Tahap-Tahap Peramalan	15
3.3. Metode <i>Grey System Theory</i>	15
3.3.1. Definisi.....	15
3.3.2. Tipe <i>Grey Model First Order One Variable</i> (GM (1,1))	16
3.4. Metode SARIMA (<i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i>).....	24
3.4.1. Definisi.....	24
3.4.2. Stasioneritas	25
3.4.3. Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)	25
3.4.4. Uji Normalitas Residu	26
3.4.5. Model <i>Seasonal ARIMA</i> (SARIMA).....	27
3.4.6. Langkah-Langkah Peramalan Metode SARIMA	29
3.4.7. Ketepatan Penggunaan Metode Peramalan.....	30

BAB IV. METODOLOGI PENELITIAN

4.1. Populasi Penelitian.....	32
4.2. Tempat dan Waktu Penelitian.....	32
4.3. Variabel Penelitian.....	32
4.4. Metode Pengambilan Data.....	32
4.5. Alat dan Cara Organisir Data.....	33

BAB V. HASIL DAN PEMBAHASAN

5.1. Analisis Deskriptif Data Penjualan.....	36
5.2. Analisis Peramalan dengan Metode <i>Grey System</i>	37

5.3. Analisis Peramalan dengan Metode SARIMA (<i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i>).....	45
5.3.1. Plot Data	45
5.3.2. Uji Normalitas Data.....	47
5.3.3. Identifikasi Model.....	48
5.3.4. Estimasi Model Dan Peramalan.....	49
5.3.5. Menghitung Tingkat Kesalahan.....	52
5.4. Perbandingan Peramalan Metode <i>Grey System</i> tipe GM (1,1) dan Metode SARIMA tipe SARIMA (1,0,1)(0,0,1) ¹²	53
BAB VI. PENUTUP	
6.1 Kesimpulan	56
6.2 Saran	56
DAFTAR PUSTAKA	58
LAMPIRAN.....	61

DAFTAR TABEL

Tabel	Keterangan	Halaman
4.1.	Variabel Penelitian	32
5.1.	Data Penjualan Produk Sampul Rapor dan Ijazah	36
5.1.	Seri Data Baru (AGO)	38
5.2.	Prediksi GM (1,1)	39
5.3.	Tingkat Kesalahan (<i>Error</i>) Peramalan GM (1,1)	40
5.4.	Prediksi GM (1,1) Bulan Agustus – November 2016	43
5.5.	Tingkat Kesalahan (<i>Error</i>) Peramalan GM (1,1) Bulan Agustus – November 2016	43
5.6.	Estimasi Parameter Model	49
5.7.	Hasil Prediksi dan Residual SARIMA	51
5.8.	Hasil Peramalan SARIMA (1,0,1)(0,0,1) ¹²	52
5.9.	Perbandingan nilai MSE dan MAPE pada metode GM (1,1) dan SARIMA (1,0,1)(0,0,1) ¹²	54

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Keterangan	Halaman
3.1.	Pola Data Tren	10
3.2.	Pola Data Musiman	11
3.3.	Pola Data Siklis	11
3.4.	Flowchart Prediksi GM (1,1)	24
3.5.	Contoh Grafik Correlogram ACF dan PACF	26
4.1.	<i>Flowchart</i> Penelitian	33
5.1.	Grafik <i>Scatter Plot</i> Penjualan Sampul Rapor dan Ijazah	37
5.2.	Grafik AGO Penjualan Sampul Rapor dan Ijazah	39
5.3.	Grafik Peramalan GM (1,1)	40
5.4.	Grafik Peramalan GM (1,1) Bulan Agustus – November 2016	42
5.5.	Grafik Penjualan Tahun 2015 – 2016	45
5.6.	<i>Output Augmented Dickey-Fuller (ADF)</i> Data Penjualan Sampul	45
5.7.	<i>Output Augmented Dickey-Fuller (ADF)</i> Indata	46
5.8.	Grafik Penjualan Tahun 2015 – 2016 hasil transformasi log	47
5.9.	<i>Output</i> normalitas	47
5.10.	Correlogram $\ln(\text{data})$	48
5.11.	Grafik <i>scatter plot</i> prediksi SARIMA (1,0,1)(0,0,1) ¹²	52

DAFTAR LAMPIRAN

No	Keterangan	Halaman
1.	Data Hasil Prediksi Grey System dengan Tipe GM (1,1) Beserta Nilai MSE dan MAPE	61
2.	Analisis Model SARIMA dengan <i>Eviews</i>	62



**PERAMALAN JUMLAH PENJUALAN SAMPUL DENGAN METODE
GREY SYSTEM DAN SARIMA (SEASONAL AUTOREGRESSIVE
INTEGRATED MOVING AVERAGE)**

(Studi Kasus : Data Penjualan Produk Sampul Map Ijazah dan Rapor
di CV. Larassukma Yogyakarta Tahun 2015 hingga 2016)

Oleh : Ade Fitri Christiani Lambut
Jurusan Statistika Fakultas MIPA
Universitas Islam Indonesia

INTISARI

Penjualan merupakan suatu kegiatan yang menjual suatu produk ke masyarakat. Dalam hal ini penjualan yang dilakukan oleh setiap produsen berbeda-beda strategi penjualannya. Strategi penjualan tersebut dilakukan guna untuk mengatur kestabilan produksi penjualan serta memberikan efek peningkatan pada nilai penjualan. Dalam menawarkan suatu produk harus memiliki strategi yang cerdas untuk memikat para konsumen. Beberapa strategi penjualan tersebut harus saling berjalan antara kualitas produk, pelayanan dan promosi. CV. Larassukma merupakan perusahaan yang memproduksi sampul map ijazah dan rapor. Oleh karena itu, untuk melihat gambaran penjualan sampul maka diperlukan pencatatan data penjualan setiap periode. Dikarenakan gambaran penjualan yang mengalami ketidakstabilan hasil penjualan yang mengalami kenaikan dan penurunan, maka dilakukan ramalan penjualan. Ramalan penjualan akan memberikan gambaran tentang kemampuan menjual di waktu yang akan datang. Sehingga data peramalan penjualan sampul dapat digunakan untuk merencanakan produksi di masa yang akan datang untuk mencegah terjadinya kelebihan produksi maupun kekurangan produksi. Metode ramalan yang digunakan adalah Grey System dan SARIMA. Metode Grey adalah metode yang dapat meramalkan data sampul dalam historis data yang sedikit. Metode SARIMA adalah metode ramalan dalam bentuk seasonal(musiman). Metode terbaik dilihat dari nilai MSE dan MAPE terkecil antara metode GM (1,1) dan SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹². Peramalan periode yang lama maka menggunakan metode SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹². Sedangkan jika ingin melakukan peramalan dalam periode terdekat dapat menggunakan metode GM (1,1)

Kata Kunci : penjualan, produk, peramalan, Grey, SARIMA

**FORCASTING OF THE TOTAL COVER'S SALES WITH GREY SYSTEM
AND SARIMA (SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING
AVERAGE) METHOD**

*(Case Study : Product Sales Data File Folder Certificate and Report Card
in CV. Larassukma Yogyakarta since 2015 to 2016)*

By : Ade Fitri Christiani Lambut

Department Statistics Faculty of Science
Universitas Islam Indonesia

ABSTRACT

Selling is an activity that sells a product to the public. In this case the sales made by each different manufacturer sales strategy. The sales strategy is done in order to regulate the sale of production stability and give effect to an increase in sales value. In offering a product should have an ingenious strategy to lure consumers. Some of the sales strategy should each run between the quality of products, services and promotions. CV. Larassukma is a company producing binder cover diplomas and report cards. Therefore, to see the sales figures cover the required data recording sales of each period. Due to the instability sales figures sales revenue has increased and decreased, so do the sales forecast. Sales forecast will provide an overview of the ability to sell in the future. Therefore, the data cover sales forecasting can be used to plan production in the future to prevent overproduction or underproduction. Divination methods used are Grey System and SARIMA. Grey method is a method that can predict the cover of the data in a little historical data. SARIMA method is a method of divination in the form of seasonal (seasonal). The best method views of the MSE and MAPE smallest among methods of GM (1,1) and SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹². Forecasting period of time then using SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹². Whereas if you want to forecast the nearest period may be using methods of GM (1,1).

Keywords: sales, product, forecasting, Grey, SARIMA

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Dunia perekonomian saat ini mulai berkembang setiap tahunnya. Ekonomi di Indonesia mulai berkembang pesat khususnya dalam hal bisnis dan industri. Demi meningkatkan kesejahteraan masyarakat, dunia usaha sangat diperlukan bahkan harus dimiliki di setiap masyarakat Indonesia. Pada saat ini, dunia usaha mulai berkembang dan meningkat setiap tahunnya. Usaha yang mulai berkembang yakni usaha dalam hal dunia kuliner, tekstil dan percetakan. Semakin meningkatnya jumlah usaha, maka semakin besar pula persaingan di dunia usaha. Sehingga, untuk mempertahankan suatu usaha agar tetap stabil maka diperlukan beberapa strategi yang harus dilakukan oleh usaha tersebut.

Penjualan merupakan suatu kegiatan yang menjual suatu produk ke masyarakat. Dalam hal ini penjualan yang dilakukan oleh setiap produsen berbeda-beda strategi penjualannya. Strategi penjualan tersebut dilakukan guna untuk mengatur kestabilan produksi penjualan serta memberikan efek peningkatan pada nilai penjualan. Strategi penjualan yang diminati konsumen yakni kualitas produk atau layanan jasa yang diberikan, pelayanan yang baik pada saat proses penjualan, serta upaya promosi produk. Produk yang dihasilkan harus memiliki kualitas yang terbaik dan sesuai dengan harapan konsumen. Apabila kualitas tidak diperhatikan, maka konsumen tidak akan memilih produk yang ditawarkan oleh perusahaan. Sedangkan, apabila kualitas produk terjaga dan sesuai dengan keinginan konsumen maka konsumen akan tetap membeli produk yang ditawarkan. Kemudian pelayanan pada saat proses penjualan harus perlu diperhatikan dikarenakan sikap dan gaya bertutur kata dalam hal merespon konsumen sangat mencerminkan kualitas usaha. Berikutnya yakni dalam hal promosi produk. Dalam menawarkan suatu produk harus memiliki strategi yang cerdas untuk memikat para konsumen. Beberapa strategi penjualan tersebut harus

saling berjalan antara kualitas produk, pelayanan dan promosi. Ketiga hal tersebut harus diperhatikan dan selalu diperbaiki untuk meningkatkan penjualan produk.

Berdasarkan hal tersebut, usaha dan penjualan merupakan hal yang terpenting dalam dunia perekonomian. Dalam membuka suatu usaha diperlukan keseriusan dan kesiapan dalam menjalankannya agar usaha tersebut tidak mengalami pemberhentian di tengah jalan. Di dalam usaha terdapat hasil penjualan yang berbeda-beda setiap tahunnya. Oleh karena itu, pencatatan data penjualan setiap periode diperlukan untuk melihat gambaran penjualan, apakah mengalami kenaikan atau penurunan. Dikarenakan gambaran penjualan yang mengalami ketidakstabilan yakni terkadang hasil penjualan mengalami kenaikan dan dapat mengalami penurunan, maka dilakukan ramalan penjualan. Ramalan penjualan akan memberikan gambaran tentang kemampuan menjual di waktu yang akan datang. Sehingga data peramalan penjualan dapat digunakan untuk merencanakan produksi di masa yang akan datang untuk mencegah terjadinya kelebihan produksi maupun kekurangan produksi. Kemudian hasil dari peramalan penjualan digunakan untuk menentukan dan merencanakan biaya produksi maupun biaya promosi. Selain itu, peramalan penjualan ini dapat digunakan untuk merencanakan jumlah bahan baku yang akan dipesan oleh perusahaan untuk memproduksi sehingga bahan baku yang dipesan akan sesuai kebutuhan.

Oleh karena itu berdasarkan permasalahan tersebut, peneliti akan menganalisis hasil penjualan sampel rapor dan ijazah di CV. Larassukma dengan menggunakan data penjualan tahun 2015 hingga tahun 2016. Metode peramalan yang digunakan pada penelitian ini adalah metode *Grey System* dan SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*). Kemudian kedua metode peramalan tersebut dibandingkan, metode mana yang terbaik sehingga dapat digunakan perusahaan untuk melakukan peramalan.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah maka rumusan masalah yang diidentifikasi dalam penelitian ini adalah :

1. Bagaimana gambaran deskriptif hasil penjualan sampul rapor dan ijazah di CV. Larassukma tahun 2015 - 2016?
2. Bagaimana hasil peramalan menggunakan metode *Grey System* dan SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*)?

1.3 Jenis Penelitian dan Metode Analisis

Pada penelitian tugas akhir ini, jenis penelitian yang dilakukan berupa aplikasi dengan menggunakan metode *Grey System* dan SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*).

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Untuk mengetahui gambaran deskriptif hasil penjualan sampul rapor dan ijazah di CV. Larassukma tahun 2015 - 2016.
2. Untuk mengetahui hasil peramalan menggunakan metode *Grey System* dan SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*).

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah dengan diketahuinya gambaran deskriptif mengenai hasil penjualan sampul rapor dan ijazah di CV. Larassukma pada tahun 2015 - 2016, maka perusahaan dapat mengetahui pola penjualan produksi dalam dua tahun terakhir. Sehingga perusahaan dapat membuat kebijakan ke depan berdasarkan gambaran penjualan produksi sebelumnya.

Dengan diketahuinya hasil peramalan menggunakan metode *Grey System* dan SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*), maka perusahaan dapat mengetahui metode mana yang terbaik untuk melakukan peramalan pada hasil penjualan produksi. Hasil peramalan tersebut dapat digunakan untuk memprediksi hasil penjualan selanjutnya, sehingga perusahaan dapat memperkirakan penyediaan bahan baku produksi agar tidak melampaui kebutuhan atau kekurangan bahan baku.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Grey Forecasting*

Grey System Theory pertama kali dikembangkan oleh Deng (1982) yang difokuskan pada model ketidakpastian dan informasi yang tidak cukup. Pada penelitian ini digunakan GM (1,1) supaya dapat memberikan metode yang lebih efektif untuk peramalan jangka pendek dengan jumlah data yang terbatas. Peramalan dengan GM (1,1) dapat digunakan untuk peramalan barisan, prediksi interval, peramalan bencana alam, peramalan musim dan peramalan pasar modal. *Grey Forecasting Model* atau GM dapat memberikan solusi untuk model ketidakpastian pada data terbatas (minimal terdapat empat data yang biasa disebut “*partial known, partial unknown.*” (Liu dan Lin, 2006).

Adapun beberapa penelitian yang berkaitan dengan metode peramalan *Grey* sebagai berikut :

2.1.1. Peramalan Penjualan Produksi Susu Bayi dengan Metode *Grey System Theory* dan *Neural Network* (Stepvhanie, 2012).

Pada penelitian ini, peneliti ingin melakukan peramalan dengan metode *back propagation neural network, grey system theory* GM (1,1) dan metode tradisional serta membandingkan metode peramalan yang terbaik untuk produk susu yang berbeda.

Dalam penelitian ini, digunakan data penjualan produk A untuk usia 1 tahun (A1), usia 2 tahun (A2), usia 3 tahun (A3), dan usia 4 tahun (A4). Data penjualan produk B untuk usia 1 tahun (B1), usia 2 tahun (B2), usia 3 tahun (B3), dan usia 4 tahun (B4). Data penjualan produk C untuk usia 1 tahun (C1), usia 2 tahun (C2), usia 3 tahun (C3), dan usia 4 tahun (C4). Data penjualan produk D untuk usia 1 tahun (D1), usia 2 tahun (D2), usia 3 tahun (D3), dan usia 4 tahun (D4). Data yang digunakan merupakan

data histori penjualan selama 55 periode. Dimana satu periode merupakan satu minggu.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa melalui perbandingan hasil peramalan yang telah dilakukan, dapat dilihat bahwa *neural network* dan *grey backpropagation neural network* dengan data *weakening operation* memiliki hasil peramalan yang baik untuk data yang bersifat acak. Namun yang membedakan yaitu *neural network* cocok untuk meramalkan data acak yang memiliki fluktuasi data yang tidak begitu stabil sedangkan *grey back propagation neural network* cocok untuk meramalkan data acak yang memiliki *range* data yang tidak terlalu jauh yang agak membuat pola tren.

2.1.2. Aplikasi Metode *Grey Forecasting* Pada Peramalan Kebutuhan Bahan Bakar Alternatif Ramah Lingkungan di PT. Indocement Tunggul Prakarsa Tbk (Nariswari dan Rosyidi, 2015).

Pada penelitian ini telah dilakukan perhitungan peramalan bahan bakar alternatif yang berupa *wooden saw dust* dengan beberapa metode *time series* antara lain, regresi linear, *simple average*, *moving average 3*, *moving average 4*, *weighted moving average 3*, *weighted moving average 4*, *single exponential smoothing*, dan *double exponential smoothing*. Dari perhitungan dengan metode-metode tersebut diperoleh metode terpilih dua metode dengan hasil peramalan terbaik yaitu *Moving Average 3* dan *weighted moving average 4*, dimana metode ini memiliki nilai *error* terkecil. Kemudian hasil peramalan ini dibandingkan dengan hasil peramalan yang menggunakan *Grey Theory*. Selanjutnya untuk melihat keakuratan hasil peramalan perhitungan dilanjutkan dengan menghitung nilai *error* dengan *Mean Squared Error* (MSE). MSE merupakan metode perhitungan kesalahan yang dihitung dengan menjumlahkan kuadrat kesalahan kemudian membaginya dengan jumlah data/periode yang digunakan.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa melalui perbandingan hasil peramalan metode *Grey* dengan metode peramalan *time series* yang terpilih, yaitu *moving average 3* dan *weighted moving average 4*.

Peramalan memiliki berbagai macam metode yang dapat digunakan untuk membantu dalam proses pengambilan keputusan untuk merencanakan penyediaan bahan baku di masa yang akan datang berdasarkan data historis yang ada. Namun, tidak semua jenis metode peramalan ini dapat digunakan. Banyak faktor yang harus dipertimbangkan dalam memilih metode peramalan, seperti pola data yang dimiliki dan jumlah data.

Oleh karena itu, tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah untuk menentukan metode peramalan yang terbaik maka harus dibandingkan dengan metode peramalan yang lain. Hal ini untuk mengetahui metode peramalan yang memiliki nilai *error* terkecil. Nilai *error* pada peramalan merupakan salah satu pertimbangan dalam menentukan keputusan untuk merencanakan bahan baku dimasa mendatang sesuai dengan data historis yang ada. Peramalan yang memiliki nilai *error* terkecil mengartikan bahwa kondisi dimasa yang akan datang tidak jauh beda dengan kondisi di masa lalu. Namun, tidak semua peramalan baik digunakan untuk pengambilan keputusan dalam jangka waktu pendek. Metode *Grey* merupakan salah satu metode peramalan yang dapat digunakan untuk menentukan keputusan jangka pendek. Hal ini ditunjukkan pada hasil pengolahan data dimana untuk jumlah data yang sedikit atau terbatas metode *Grey* memiliki nilai *error* yang lebih kecil. Metode ini dapat digunakan pada ketidakpastian masalah misalnya untuk data yang sedikit dan informasi data yang kurang lengkap.

2.2 SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) Forecasting

Adapun beberapa penelitian yang berkaitan dengan metode peramalan SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) sebagai berikut :

- 2.2.1. Peramalan Jumlah Penumpang Pada PT. Angkasa Pura I (Persero) Kantor Cabang Bandar Udara International Adisutjipto Yogyakarta dengan Metode *Winter's Exponential Smoothing* dan *Seasonal ARIMA* (Munawaroh, 2010).

Penelitian yang dilakukan oleh Munawaroh (2010) yaitu mengenai “Peramalan Jumlah Penumpang Pada PT. Angkasa Pura I (Persero) Kantor Cabang Bandar Udara Internasional Adisutjipto Yogyakarta dengan Metode *Winter’s Exponential Smoothing* dan *Seasonal ARIMA*”. Peramalan jumlah kedatangan dan keberangkatan penumpang domestik pada PT. Angkasa Pura I (Persero) Kantor Cabang Bandar Udara Internasional Adisutjipto Yogyakarta dengan metode *Winter’s Exponential Smoothing* menunjukkan bahwa data multiplikatif. Peramalan jumlah kedatangan dan keberangkatan penumpang domestik pada PT. Angkasa Pura I (Persero) Kantor Cabang Bandar Udara Internasional Adisutjipto Yogyakarta dengan metode *Seasonal ARIMA* menghasilkan model peramalan SARIMA(1,1,0)(2,1,0)₁₂. Peramalan jumlah kedatangan dan keberangkatan penumpang domestik dengan metode *Winter’s Exponential Smoothing* masing–masing menghasilkan nilai *Mean Squared Deviation* (MSD) 82222422 dan 103302768. Sedangkan dengan metode *Seasonal ARIMA* masing–masing menghasilkan nilai MSD 0,010075 dan 0,01401. Jadi, peramalan jumlah kedatangan dan keberangkatan penumpang domestik lebih tepat menggunakan metode *Seasonal ARIMA* karena menghasilkan nilai MSD yang lebih kecil daripada nilai MSD yang dihasilkan pada metode *Winter’s Exponential Smoothing*.

2.2.2. Analisis SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) sebagai Alat Bantu Prediksi Harga Minyak Mentah di Indonesia Menggunakan *Backpropagation* (Prasetyaningtyas, 2014)

Penelitian yang dilakukan oleh Prasetyaningtyas (2014) yaitu mengenai “Analisis SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) sebagai Alat Bantu Prediksi Harga Minyak Mentah di Indonesia Menggunakan *Backpropagation*.” Model SARIMA yang terbaik berdasarkan asumsi–asumsi yang digunakan telah terpenuhi, maka model yang terbaik dari data tersebut adalah model SARIMA (1,1,0)(0,1,1)₃. Dalam penelitian ini nilai untuk MSE SARIMA adalah 74,66. Sedangkan untuk jaringan syaraf tiruan adalah 432,9469. Sedangkan rata-rata prediksi

ICP untuk analisis SARIMA adalah 186,01 dan untuk jaringan syaraf tiruan adalah 83,80375 ini berarti SARIMA lebih kecil dibandingkan jaringan syaraf tiruan. Untuk rata-rata asli target adalah 0,08. Jadi dapat disimpulkan bahwa analisis SARIMA lebih mendekati rata-rata target.

2.2.3. Analisis Peramalan Pendaftaran Siswa Baru Menggunakan Metode *Seasonal ARIMA* dan Metode Dekomposisi (Al-Kharis, 2014).

Penelitian yang dilakukan oleh Al-Kharis (2014) yaitu mengenai “Analisis Peramalan Pendaftaran Siswa Baru Menggunakan Metode *Seasonal ARIMA* dan Metode Dekomposisi”. Metode *Seasonal ARIMA* dan metode Dekomposisi sanggup memodelkan data pendaftaran siswa baru dikarenakan data penjumlahan siswa baru bersifat musiman dengan panjang musiman 12 periode. Model *Seasonal ARIMA* yang paling sesuai dengan data adalah model SARIMA (0,0,0)(1,0,0)₁₂. Model Dekomposisi yang paling sesuai ialah model dekomposisi aditif dengan persamaan trend: $T_t = 2.441167628 + 0.000674129t$. Nilai MSE SARIMA yakni 0.4600 dan nilai MSE dekomposisi adalah 0.38305. Sedangkan nilai MAPE dari metode SARIMA adalah 41.85%, tidak layak digunakan untuk peramalan selanjutnya, sedangkan nilai MAPE metode Dekomposisi adalah 18.15% layak digunakan untuk peramalan selanjutnya. Jadi pada penelitian ini metode Dekomposisi jauh lebih baik dibandingkan metode *Seasonal ARIMA* dalam memodelkan data jumlah pendaftaran siswa baru di lembaga bimbingan belajar Sony Sugema College cabang Bintaro.

BAB III

LANDASAN TEORI

3.1. Penjualan (*Sales*)

3.1.1. Pengertian Penjualan

Penjualan merupakan sebuah kegiatan yang bertujuan untuk mencari, mempengaruhi dan memberi petunjuk kepada pembeli agar dapat menyesuaikan kebutuhannya dengan produk yang ditawarkan serta mengadakan perjanjian mengenai harga yang menguntungkan bagi kedua belah pihak (Moekijat, 2000).

3.1.2. Pengelolaan Penjualan

Pengelolaan penjualan merupakan suatu proses yang membantu perusahaan untuk menjaga permintaan dan *supply* agar tetap seimbang. Pada pengelolaan penjualan, bagian *marketing* akan mengembangkan perencanaan penjualan untuk 3 hingga 18 bulan ke depan. Dengan mengembangkan perencanaan penjualan berdasarkan agregat produk dan volume penjualan, maka dapat ditemukan perencanaan akan permintaan barang. Pada umumnya kegiatan pengelolaan penjualan berupa manajemen jangka pendek, menengah dan jangka panjang. Pada umumnya, kegiatan pengelolaan permintaan/penjualan (*demand/sales management*) terdiri dari empat kegiatan utama (Wirawan, 2011) yaitu :

1. Peramalan permintaan/penjualan

Peramalan permintaan/penjualan dilakukan perusahaan untuk memproyeksikan jumlah permintaan/penjualan yang akan diterima oleh perusahaan ke depannya. Peramalan permintaan/penjualan merupakan kegiatan yang penting dalam sebuah bisnis industri. Hal ini disebabkan peramalan permintaan dapat mempengaruhi proses kerja lainnya seperti pembelian bahan baku dan perencanaan produksi. Oleh karena itu, diperlukan suatu cara peramalan yang memiliki tingkat akurasi tinggi.

2. Proses pemesanan

Proses pemesanan dimulai ketika perusahaan menerima pesanan dari konsumen. Untuk memenuhi pesanan konsumen tersebut dapat dilakukan dengan mengambil ketersediaan barang yang ada atau melakukan proses produksi untuk memenuhi permintaan tersebut. Oleh karena itu, sebuah perusahaan harus mengetahui produk apa yang harus diproduksi, berapa banyak, dan kapan produk tersebut harus diantarkan.

3. Jadwal pengantaran

Penjadwalan pengantaran merupakan suatu kegiatan pengiriman barang yang harus dilakukan atas permintaan konsumen.

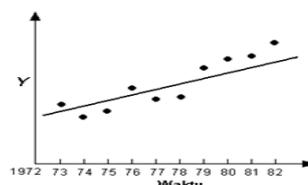
4. Konfirmasi antara perencanaan produksi dengan kondisi pasar.

3.1.3. Karakteristik Penjualan

Penjualan terhadap suatu produk tentunya akan berbeda-beda, sehingga penjualan tersebut tentunya akan membentuk sebuah karakteristik tersendiri. Apabila digambarkan dalam sebuah grafik, maka data historis akan menunjukkan berbagai macam bentuk maupun pola dari tingkat penjualan yang ada (Arnold & Chapman, 2004). Pada umumnya penjualan akan memiliki pola karakteristik seperti berikut:

1. Tren (*Trend*)

Pola penjualan tren biasanya dialami oleh produk yang baru mengalami masa kejayaan (*prosperity*) dan masih berkembang dalam suatu siklus hidupnya. Pada masa seperti itu, biasanya produk akan menunjukkan kecenderungan (tren) naik. Dan hal sebaliknya terjadi ketika produk sudah mencapai masa dewasa (*mature*) dan sudah tidak bisa berkembang lagi, maka lama kelamaan produk tersebut akan mengalami penurunan dan cenderung menunjukan tren turun. Pola data tren seperti Gambar 3.1 berikut:

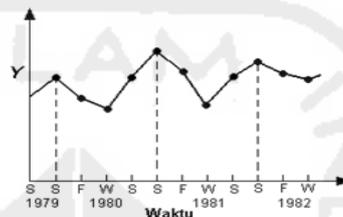


Gambar 3.1 Pola Data Tren

Sumber : Arnold & Chapman, 2004

2. Musiman (*Seasonality*)

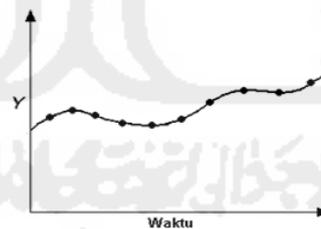
Pola musiman biasanya terbentuk oleh penjualan dengan produk yang tingkat penjualannya dipengaruhi oleh cuaca, musim liburan, maupun hari-hari besar. Dasar periode untuk penjualan musiman biasanya dalam rentang waktu tahunan, akan tetapi bulanan dan mingguan juga bisa membentuk suatu pola penjualan musiman. Pola data musiman seperti Gambar 3.2 berikut :



Gambar 3.2 Pola Data Musiman
Sumber : Arnold & Chapman, 2004

3. Siklis (*Cycle*)

Pola siklis hampir mirip dengan pola penjualan musiman. Namun, pola penjualan siklis terbentuk dalam satu rentang periode yang lebih panjang, misalnya pola siklis tersebut terbentuk dalam rentang waktu beberapa tahun maupun dekade.



Gambar 3.3 Pola Data Siklis
Sumber : Arnold & Chapman, 2004

3.2. Peramalan (*Forecasting*)

3.2.1. Pengertian Peramalan

Peramalan adalah perkiraan atas suatu kejadian atau situasi di masa mendatang. Sehingga peramalan penjualan merupakan suatu usaha untuk memperkirakan tingkat penjualan yang akan dicapai perusahaan pada waktu mendatang (Asri, 1986).

Semakin tahun persaingan dunia usaha di berbagai vektor produksi semakin meningkat. Untuk menghadapi hal tersebut, peramalan penjualan sangat diperlukan baik dalam hal penjualan, produksi, personalia, maupun keuangan.

3.2.2. Tujuan Peramalan

Tujuan peramalan produksi adalah untuk mendapatkan ramalan yang dapat meminimumkan kesalahan peramalan yang diukur dengan *Mean Absolute Deviation* dan *Mean Squared Error*. Sehingga dengan adanya peramalan produksi akan mempermudah manajemen perusahaan dalam mendapatkan gambaran keadaan produksi di masa yang akan datang serta dalam mengambil kebijakan yang dibuat oleh perusahaan.

3.2.3. Peramalan Menurut Horizon Waktu

Menurut (Render dan Heizer, 2005) Peramalan dilihat dari horizon waktu ada tiga yaitu peramalan jangka pendek, peramalan jangka menengah, serta peramalan jangka panjang. Peramalan ini digunakan untuk perencanaan produk dan perencanaan sumberdaya. Berikut pembagian peramalan menurut horizon waktu :

a) Peramalan Jangka Pendek

Peramalan ini meliputi jangka waktu hingga satu tahun, tetapi umumnya kurang dari 3 bulan. Peramalan ini digunakan untuk mengambil keputusan dalam hal perlu tidaknya lembur, penjadwalan kerja, jumlah tenaga kerja, penugasan kerja, dan tingkat produksi.

b) Peramalan Jangka Menengah

Peramalan jangka menengah atau *intermediate* mencakup hitungan bulanan hingga 3 tahun. Peramalan ini digunakan untuk menentukan aliran kas, perencanaan produksi, dan penentuan anggaran.

c) Peramalan Jangka Panjang

Peramalan jangka panjang umumnya untuk merencanakan masa 3 tahun atau lebih. Peramalan jangka panjang digunakan untuk merencanakan produk baru, pembelanjaan, modal, lokasi atau pembangunan fasilitas, serta penelitian dan pengembangan (litbang).

3.2.4. Metode-Metode Peramalan

Terdapat berbagai cara atau metode untuk melakukan proses peramalan. Apabila dilihat berdasarkan sifat peramalan, maka dibedakan menjadi dua macam (Makridakis dan Wheelwright, 1999) yakni :

1. Peramalan kualitatif

Peramalan kualitatif adalah peramalan sebuah nilai yang dikandung oleh sesuatu atau sebuah benda, dimana penilaian yang dilakukan berdasarkan pada mutu dan kualitas. Data kualitatif terdiri dari data interval dan rasio. Beberapa model peramalan yang digolongkan sebagai model kualitatif adalah :

a. Dugaan Manajemen (*management estimate*)

Dugaan manajemen merupakan metode *forecasting* dimana *forecasting* semata-mata berdasarkan pertimbangan manajemen. Metode ini cocok dalam situasi yang sangat sensitif terhadap intuisi dari satu atau sekelompok kecil orang yang karena pengalamannya mampu memberikan opini yang kritis dan relevan.

b. Riset Pasar (*market research*)

Riset pasar merupakan metode *forecasting* berdasarkan hasil *survey* pasar yang dilakukan oleh tenaga pemasar produk atau yang mewakilinya. Metode ini menjangkau informasi dari pelanggan yang berkaitan dengan rencana pembelian produk di masa yang akan datang.

c. Metode Kelompok Terstruktur (*structured groups methods*)

Metode kelompok terstruktur merupakan metode *forecasting* berdasarkan proses konvergensi dari opini beberapa orang atau ahli secara interaktif dan membutuhkan fasilitator untuk menyimpulkan hasil dari *forecasting*.

d. Analogi Historis (*historical analogy*)

Analogi historis merupakan teknik *forecasting* berdasarkan pola data masa lalu dari produk yang disamakan secara analogi.

2. Peramalan kuantitatif

Peramalan yang berdasarkan atas dasar kuantitatif pada masa lampau. Data kuantitatif adalah penilaian yang dilakukan berdasarkan jumlah sesuatu dan hasil dari perhitungan dan pengukuran. Data kuantitatif terdiri dari data interval dan rasio. Metode peramalan kuantitatif dibedakan menjadi dua yaitu metode deret berkala dan metode kausal.

a. Metode Deret Berkala (*time series*)

Metode deret berkala merupakan metode kuantitatif yang didasarkan atas penggunaan analisa pola hubungan antar variabel yang akan diperkirakan dengan variabel waktu. Penjualan/permintaan dimasa lalu pada analisa deret waktu yang akan dipengaruhi oleh keempat komponen utama yakni *trend* (tren), *cycle* (siklus), *seasonal* (musiman), dan *random* (acak).

b. Metode Kausal

Metode peramalan kausal mengembangkan suatu model sebab-akibat antara permintaan yang diramalkan dengan variabel-variabel lain yang dianggap berpengaruh. Pada metode kausal ini dibagi menjadi tiga bagian yakni :

i. Metode Korelasi Regresi

Peramalan ini dapat digunakan untuk :

- i.i. Peramalan penjualan
- i.ii. Peramalan keuntungan
- i.iii. Peramalan permintaan
- i.iv. Peramalan keadaan ekonomi

Metode ini dapat digunakan untuk peramalan jangka pendek, data yang digunakan adalah kumpulan dari data beberapa tahun.

ii. Metode Ekonometrik

Peramalan ini dapat digunakan untuk :

- ii.i. Peramalan penjualan menurut kelas produksi
- ii.ii. Peramalan keadaan ekonomi masyarakat yang meliputi permintaan, harga, dan penawaran.

Metode ini dapat digunakan untuk peramalan jangka pendek dan jangka panjang. Data yang digunakan merupakan kumpulan data beberapa tahun.

iii. Metode Input Output

Peramalan ini dapat digunakan untuk :

iii.i. Peramalan penjualan perusahaan

iii.ii. Peramalan produksi dari sektor dan sub sektor industri

Metode ini dapat digunakan untuk peramalan jangka panjang. Data yang digunakan merupakan kumpulan data 10-15 tahun.

3.2.5. Tahap-Tahap Peramalan

Terdapat sembilan tahap yang harus diperhatikan untuk menjamin keefektivitasan dari sistem peramalan. Tahap peramalannya adalah sebagai berikut (Gasperzs, 2005) :

1. Menentukan tujuan dari peramalan.
2. Memilih item yang akan diramalkan.
3. Menentukan horizon waktu peramalan.
4. Memilih model-model peramalan.
5. Memperoleh data yang dibutuhkan untuk melakukan peramalan.
6. Validasi model peramalan.
7. Membuat peramalan.
8. Implementasikan hasil-hasil peramalan.
9. Memantau keandalan hasil peramalan.

3.3. Metode *Grey System Theory*

3.3.1. Definisi

Grey System theory dimulai tahun 1982 oleh Julong Deng yang merupakan metodologi yang memiliki sedikit sampel dan informasi, untuk menghasilkan model peramalan yang valid dan model ini tidak membutuhkan pertimbangan distribusi statistik. Terdapat berbagai tipe *Grey System Theory* namun tipe yang sering digunakan tipe GM (1,1) (Deng, 1989).

Pengolahan data pada metode *Grey* menggunakan data *history* yang diambil secara acak dengan jumlah total empat data. Model GM (1,1) dengan bentuk umum GM (d,v) dimana d menyatakan order atau tingkat persamaan diferensial dan v menyatakan jumlah variabel dalam persamaan model (Nguyen dan Huang, 2011). Setelah dilakukan perhitungan peramalan dengan *Grey Forecasting*, kemudian dilanjutkan dengan perhitungan nilai *error* menggunakan MSE (*Mean Squared Error*) untuk menentukan tingkat akurasi dari hasil peramalan.

3.3.2. Tipe *Grey Model First Order One Variable* (GM (1,1))

Tipe GM (1,1) merupakan salah satu tipe *Grey System Theory* yang sering diaplikasikan peneliti karena keefisienannya dalam sistem perhitungan. Tipe GM (1,1) dikenal sebagai *Grey Model First Order One Variable* dimana dalam peramalannya menggunakan data *time series*.

Peramalan GM (1,1) melalui beberapa langkah. Rumus tipe GM (1,1) sebagai berikut (Deng, 1989):

- a. Mengambil data aktual

$$\begin{aligned} X^{(0)} &= \{X^{(0)}(1), X^{(0)}(2), X^{(0)}(3), \dots, X^{(0)}(n)\} \\ X^{(0)} &= \{X^{(0)}(k)\} \quad ; k = 1, 2, 3, \dots, n \end{aligned} \quad (3.1)$$

dengan : $X^{(0)}(k)$: nilai pengukuran selama proses peramalan (data aktual)

- b. Membuat seri data baru menggunakan AGO (*Accumulated Generating Operation*)

$$\begin{aligned} X^{(1)}(1) &= X^{(0)}(1) \\ X^{(1)}(2) &= X^{(0)}(1) + X^{(0)}(2) \\ X^{(1)}(3) &= X^{(0)}(1) + X^{(0)}(2) + X^{(0)}(3) \\ &= X^{(1)}(2) + X^{(0)}(3) \\ &\vdots \\ X^{(1)}(k) &= X^{(1)}(k-1) + X^{(0)}(k) \end{aligned} \quad (3.2)$$

dimana : $X^{(1)}(k)$: nilai pengukuran di periode ke- k yang berdasarkan AGO (*Accumulated Generating Operation*) dimana $k = 1, 2, 3, \dots, n$

- c. Menghitung nilai latar belakang $z^{(1)}(k)$ dan $x^{(0)}(k)$

Dalam menghitung nilai latar belakang ini, dapat menerapkan *diferensial* GM (1,1) sebagai berikut :

$$\frac{dx}{dt} + ax^{(1)} = b \quad (3.3)$$

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b \quad ; k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (3.4)$$

Sehingga,

$$z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1) ; k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (3.5)$$

dimana, a : *developing coefficient*

b : *grey input*

$z^{(1)}(k)$: *mean value generating function* (rata-rata data AGO ke k dan data AGO sebelumnya ($k-1$))

- d. Menghitung vektor Y_N dan matriks B melalui metode *Least-Square*

Berdasarkan perhitungan nilai latar belakang pada persamaan (3.3) dan (3.4) dapat ditulis dalam bentuk notasi matriks berikut :

$$\hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} (B^T Y_N) \quad (3.6)$$

dimana, \hat{a} : penaksiran koefisien regresi

B : matriks

Y_N : vektor berdimensi n

$$B = \begin{bmatrix} -Z^{(1)}(2) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -Z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \quad Y_N = \begin{bmatrix} X^{(0)}(2) \\ \vdots \\ X^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

Persamaan (3.6) didapatkan dari hasil perhitungan menggunakan metode *least square* (Metode Kuadrat Terkecil (MKT)). Perhitungan ini seperti estimasi parameter dengan metode kuadrat terkecil pada persamaan regresi linier, persamaan kuadrat dapat ditulis sebagai berikut :

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (3.8)$$

atau

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_K \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{21} & \cdots & X_{k1} \\ 1 & X_{12} & X_{22} & \cdots & X_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 1 & X_{1n} & X_{2n} & \cdots & X_{kn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_i \end{bmatrix}$$

dimana, \underline{Y} : vektor berdimensi n

\underline{X} : matriks berukuran $n \times p$ dengan pangkat (*rank*) sama dengan

$$p = k + 1$$

$\underline{\beta}$: vektor koefisien regresi

Kemudian, jumlah kuadrat dari error dapat ditulis sebagai berikut :

$$\begin{aligned} S &= \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \underline{\varepsilon}'\underline{\varepsilon} = (\underline{Y} - \underline{X}\underline{\beta})'(\underline{Y} - \underline{X}\underline{\beta}) \\ &= \underline{Y}'\underline{Y} - \underline{Y}'\underline{X}\underline{\beta} - (\underline{X}\underline{\beta})'\underline{Y} + (\underline{X}\underline{\beta})'(\underline{X}\underline{\beta}) \\ &= \underline{Y}'\underline{Y} - \underline{Y}'\underline{X}\underline{\beta} - \underline{Y}'\underline{X}\underline{\beta} + (\underline{X}\underline{\beta})'(\underline{X}\underline{\beta}) \\ &= \underline{Y}'\underline{Y} - 2\underline{Y}'\underline{X}\underline{\beta} + (\underline{X}\underline{\beta})'(\underline{X}\underline{\beta}) \end{aligned} \quad (3.9)$$

Setelah itu mengestimasi $\underline{\beta}$ dengan meminimumkan S dalam persamaan berikut :

$$\begin{aligned} \frac{\partial S}{\partial \underline{\beta}} &= 0 \quad (3.10) \\ -2\underline{Y}'\underline{X} + 2\underline{X}'\underline{X}\underline{\beta} &= 0 \\ 2\underline{X}'\underline{X}\underline{\beta} &= 2\underline{Y}'\underline{X} \\ (\underline{X}'\underline{X})\underline{\beta} &= \underline{Y}'\underline{X} \\ \underline{\beta} &= (\underline{X}'\underline{X})^{-1}\underline{Y}'\underline{X} \end{aligned} \quad (3.11)$$

$$\text{Jadi estimasi untuk } \underline{\beta}, \text{ yaitu } \underline{\hat{\beta}} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \\ \hat{\beta}_2 \end{bmatrix} \text{ adalah } (\underline{X}'\underline{X})^{-1}\underline{X}'\underline{Y} \quad (3.12)$$

e. Menduga parameter a dan b

Menentukan parameter a dan b yakni berasal dari persamaan fungsi linier

$$y = ax + b \quad (3.13)$$

Dimana x dan y merupakan variabel bebas, sedangkan a dan b merupakan parameter. Jika kita mempunyai sekumpulan data pasangan (x, y) dan suatu data digambarkan dalam bentuk grafik linear, maka akan diperoleh garis lurus. Dengan menganggap bahwa x memiliki sesatan yang lebih kecil daripada sesatan pada y , maka garis lurus terbaik dapat diperoleh berdasarkan

metode kuadrat terkecil (regresi terhadap y). Nilai a terbaik dituliskan dengan notasi a , sedangkan nilai b terbaik di notasikan dengan b . Rumusnya sebagai berikut :

$$a = \frac{n \sum_{i=1}^n (x_i y_i) - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 \right) \sum_{i=1}^n - \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 \right)} \quad (3.14)$$

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 \sum_{i=1}^n y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n (x_i y_i)}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (3.15)$$

Pada persamaan (3.14) dan (3.15) merupakan nilai parameter a dan b pada persamaan fungsi linier.

Perhitungan untuk mendapatkan parameter a dan b dalam metode *Grey System* adalah dari persamaan (3.6) sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} (B^T Y_N)$$

Diketahui :

$$B = \begin{bmatrix} -Z^{(1)}(2) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -Z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \quad Y_N = \begin{bmatrix} X^{(0)}(2) \\ \vdots \\ X^{(0)}(n) \end{bmatrix}$$

Sehingga,

$$\begin{aligned} (B^T B) &= \begin{bmatrix} -Z^{(1)}(2) & \cdots & -Z^{(1)}(n) \\ 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -Z^{(1)}(2) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -Z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2 & \sum_{k=2}^n (-Z^{(1)}(k)) \\ \sum_{k=2}^n (-Z^{(1)}(k)) & (n-1) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.16)$$

Persamaan (3.18) di-*invers*-kan menjadi seperti berikut :

$$(B^T B)^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{(n-1)}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} & \frac{\sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k)}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} \\ \frac{\sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k)}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} & \frac{\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

Persamaan (3.17) dikalikan dengan B tranpose , seperti berikut :

$$\begin{aligned}
 (B^T B)^{-1} \times B^T &= \begin{bmatrix} \frac{(n-1)}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} & \frac{\sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k)}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} \\ \frac{\sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k)}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} & \frac{\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -Z^{(1)}(2) & \dots & -Z^{(1)}(n) \\ 1 & \dots & 1 \end{bmatrix} \\
 (B^T B)^{-1} \times B^T &= \begin{bmatrix} \frac{-(n-1)Z^{(1)}(2) + \sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k)}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} & \frac{-(n-1)Z^{(1)}(n) \sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k)}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} \\ \frac{\sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k)(-Z^{(1)}(2)) + \sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} & \frac{\sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k)(-Z^{(1)}(n)) \sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} \end{bmatrix} \quad (3.18)
 \end{aligned}$$

Kemudian, hasil perhitungan dalam persamaan (3.18) di kalikan dengan Y_N , seperti berikut :

$$\begin{aligned}
 ((B^T B)^{-1} \times B^T) \times Y_N &= \\
 &= \begin{bmatrix} \frac{-(n-1)Z^{(1)}(2) + \sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k)}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} & \frac{-(n-1)Z^{(1)}(n) \sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k)}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} \\ \frac{\sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k)(-Z^{(1)}(2)) + \sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} & \frac{\sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k)(-Z^{(1)}(n)) \sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X^{(0)}(2) \\ \vdots \\ X^{(0)}(n) \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} \frac{X^{(0)}(2)(-(n-1)Z^{(1)}(2) + \sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k))}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} & + \dots + & \frac{X^{(0)}(n)(-(n-1)Z^{(1)}(n) \sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k))}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} \\ \frac{X^{(0)}(2)(\sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k)(-Z^{(1)}(2)) + \sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} & + \dots + & \frac{X^{(0)}(n)(\sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k)(-Z^{(1)}(n)) \sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)}{(n-1)(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2) - (\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2)} \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

Sehingga didapatkan nilai parameter a dan b dalam metode *Grey System* adalah sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\sum_{k=2}^n X^{(0)}(k) - \left((n-1)Z^{(1)}(k) + \sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k) \right)}{(n-1) \left(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2 \right) - \left(\sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k) \right)^2} \\ \frac{\sum_{k=2}^n X^{(0)}(k) \left(\sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k) (-Z^{(1)}(k)) + \sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2 \right)}{(n-1) \left(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2 \right) - \left(\sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k) \right)^2} \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

$$a = \frac{\left(\sum_{k=2}^n X^{(0)}(k) \sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k) \right) - \left((n-1) \sum_{k=2}^n X^{(0)}(k) Z^{(1)}(k) \right)}{(n-1) \left(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2 \right) - \left(\sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k) \right)^2}$$

$$b = \frac{\left(\sum_{k=2}^n X^{(0)}(k) \sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k) \right) - \left(\sum_{k=2}^n X^{(0)}(k) Z^{(1)}(k) \sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k) \right)}{(n-1) \left(\sum_{k=2}^n (Z^{(1)}(k))^2 \right) - \left(\sum_{k=2}^n Z^{(1)}(k) \right)^2}$$

f. Menghitung nilai prediksi target

Formula prediksi GM (1,1) adalah sebagai berikut :

$$\hat{X}^{(0)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-ak} + \frac{b}{a} (e^{-ak}) \quad (3.20)$$

Formula pada persamaan (3.20) didapatkan dari hasil perhitungan *Grey Differensial*. perhitungannya sebagai berikut :

$$\frac{dx^{(1)}(k)}{d(t)} + ax^{(1)}(k) = b \quad (3.21)$$

Kemudian, setiap ruas pada persamaan (3.21) dikalikan dengan $e^{\int ad(t)}$ (faktor integral) seperti berikut :

$$e^{\int ad(t)} \frac{dx^{(1)}(k)}{d(t)} + ae^{\int ad(t)} x^{(1)}(k) = be^{\int ad(t)} \quad (3.22)$$

Persamaan (3.22), dijadikan bentuk seperti berikut :

$$\left(e^{\int ad(t)} x^{(1)}(k) \right)' = be^{\int ad(t)} \quad (3.23)$$

Selanjutnya pada persamaan (3.23) ruas kanan di integralkan seperti berikut :

$$e^{\int ad(t)} x^{(1)}(k) = \int be^{\int ad(t)} d(t)$$

$$\begin{aligned}
e^{ak} x^{(1)}(k) &= \int b e^{ak} d(t) \\
e^{ak} x^{(1)}(k) &= \frac{b}{a} e^{ak} + c \\
x^{(1)}(k) &= \left(\frac{b}{a} e^{ak} + c \right) e^{-ak} \tag{3.24}
\end{aligned}$$

Langkah selanjutnya yakni mencari nilai c pada persamaan (3.24). Dalam mencari nilai c yakni ketika $k = 0$, perhitungannya seperti berikut :

$$\begin{aligned}
0 &= \left(\frac{b}{a} e^{a0} + c \right) e^{-a0} \\
0 &= \left(\frac{b}{a} + c \right) \\
c &= -\frac{b}{a}
\end{aligned}$$

Kemudian nilai c tersebut dimasukkan ke dalam rumus awal menjadi :

$$\hat{x}^{(1)}(k) = \left(\frac{b}{a} e^{ak} - \frac{b}{a} \right) e^{-ak} \text{ atau } \hat{x}^{(1)}(k) = \frac{b}{a} - \frac{b}{a} (e^{-ak}) \tag{3.25}$$

Untuk mendapatkan rumus $\hat{x}^{(1)}(k+1)$, dengan menggunakan formula *Invers Accumulated Generating Operation* (IAGO) adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
\hat{x}^{(0)}(k+1) &= \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) \\
\hat{x}^{(1)}(k+1) &= \hat{x}^{(1)}(k) + \hat{x}^{(0)}(k+1) \\
\hat{x}^{(1)}(k+1) &= \left(\frac{b}{a} - \frac{b}{a} (e^{-ak}) \right) + x^{(0)}(k+1) \\
&= \frac{x^{(0)}(k+1)}{e^{-ak}} e^{-ak} - \frac{b}{a} (e^{-ak}) + \frac{b}{a} \\
&= \left(\frac{x^{(0)}(k+1)}{e^{-ak}} - \frac{b}{a} \right) e^{-ak} + \frac{b}{a} \\
&= \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad \text{Ketika } k = 0 \tag{3.26}
\end{aligned}$$

Persamaan (3.26) merupakan rumus $\hat{x}^{(1)}(k+1)$

Sehingga didapatkan perhitungan rumus untuk prediksi GM (1,1) sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
\hat{x}^{(0)}(k+1) &= \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) \\
\hat{x}^{(0)}(k+1) &= \left[\left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-ak} + \frac{b}{a} \right] - \left[\frac{b}{a} - \frac{b}{a} (e^{-ak}) \right]
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-ak} + \frac{b}{a} - \frac{b}{a} + \frac{b}{a} (e^{-ak}) \\
&= \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-ak} + \frac{b}{a} (e^{-ak})
\end{aligned} \tag{3.27}$$

Sehingga persamaan (3.27) merupakan formula prediksi target.

g. Menghitung nilai *error*

Setelah memperoleh nilai prediksi, persamaan nilai relatif *error* dapat diaplikasikan untuk mengevaluasi ketepatan prediksi, nilai *error*-nya sebagai berikut :

$$E(k) = \left| \frac{x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \right| \times 100\% \tag{3.28}$$

Dengan, $E(k)$: *error* antara nilai prediksi dan nilai asli

$\hat{x}^{(0)}(k)$: nilai prediksi

$x^{(0)}(k)$: nilai aktual (asli)

h. Menghitung Ketepatan Metode Peramalan

1. *Mean Square Error (MSE)*

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left(X^{(0)}(k) - \hat{X}^{(0)}(k) \right)^2 \tag{3.29}$$

2. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

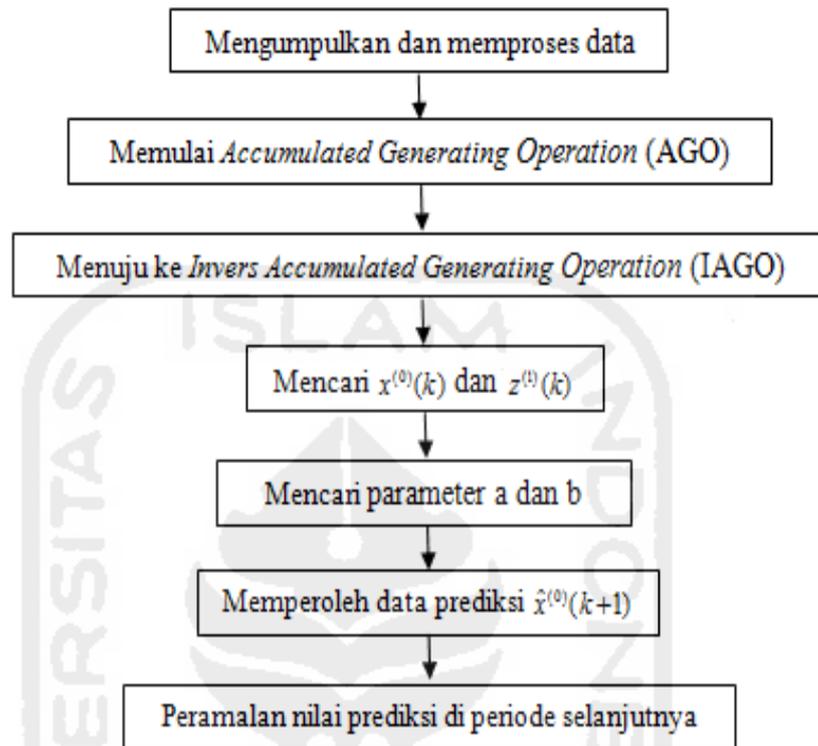
$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{X^{(0)}(k) - \hat{X}^{(0)}(k)}{X^{(0)}(k)} \right| \tag{3.30}$$

Keterangan : n : banyaknya data

$X^{(0)}(k)$: data aktual pada waktu k

$\hat{X}^{(0)}(k)$: data hasil peramalan pada waktu k

- i. *Flowchart* memprediksi nilai prediksi periode selanjutnya dengan metode GM (1,1)



Gambar 3.4. : *Flowchart* Prediksi GM (1,1)

3.4. Metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*)

3.4.1. Definisi

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) merupakan pengembangan dari model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) pada data runtun waktu yang memiliki pola musiman. Langkah-langkah pemodelan data runtun waktu musiman menggunakan model SARIMA dengan penyesuaian aditif (plot runtun waktu cenderung konstan) dan penyesuaian multiplikatif (plot runtun waktu mengalami perubahan amplitudo) serta menjelaskan penerapan model SARIMA pada kasus dengan penyesuaian aditif dan multiplikatif.

3.4.2. Stasioneritas

Suatu data dapat dikatakan stasioner apabila pola data tersebut berada pada kesetimbangan di sekitar nilai rata-rata yang konstan dan variasi di sekitar rata-rata tersebut konstan selama waktu tertentu (Makridakis, 1991).

Pengujian stasioneritas dari suatu deret waktu dapat dilakukan dengan melakukan Uji *Augmented Dicky Fuller* (Gujarati, 2003). Pengujian ini dilakukan untuk melihat apakah terdapat akar satuan di dalam model. Berikut hipotesis pengujiannya :

Hipotesis : $H_0 : \delta = 0$ (data deret waktu tidak stasioner)

$H_1 : \delta < 0$ (data deret waktu stasioner)

Statistik Uji :

$$\hat{\tau} = \frac{\hat{\delta}}{se(\hat{\delta})} \quad (3.31)$$

Kriteria Pengujian :

Tolak H_0 jika $|\hat{\tau}_\delta| \geq |\tau_{(n,\alpha)}|$ *Dickey Fuller*

dengan : δ : parameter yang ditaksir

n : jumlah data

α : taraf signifikansi (*Test Critical Values*)

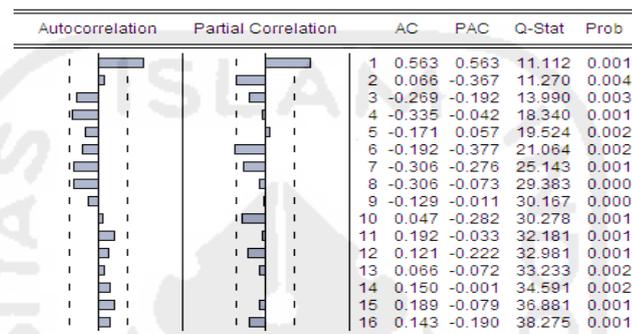
τ : konstanta

Pada data yang belum stasioner secara rata-rata maka dapat dilakukan proses *differencing*, yakni dengan mengurangi data dengan data itu sendiri namun dengan lag yang berbeda sesuai dengan kebutuhan. Apabila data belum stasioner secara rata-rata maupun variansi maka dilakukan transformasi data dan dilanjutkan dengan proses *differencing*.

3.4.3. Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Fungsi autokorelasi berarti hubungan (korelasi) terhadap diri sendiri, yaitu korelasi antara suatu hasil observasi dengan hasil observasi itu sendiri namun dengan *time lag* yang berbeda misal X_t dengan X_{t+k} (Makridakis, 1983). Fungsi ACF digunakan untuk melihat apakah ada sifat MA (q) dalam model dari grafik correlogram.

Fungsi autokorelasi parsial (PACF) menyatakan hubungan antara suatu hasil observasi dengan hasil observasi itu sendiri. Fungsi PACF digunakan untuk melihat apakah ada sifat MA (q) dalam model dari grafik correlogram.. Autokorelasi parsial pada lag ke-k dinyatakan sebagai korelasi antara X_t dan X_{t-k} setelah dihilangkan efek dari variabel-variabel $X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-k+1}$. Berikut contoh grafik correlogram ACF dan PACF :



Gambar 3.5 Contoh Grafik Correlogram ACF dan PACF
Sumber : Makridakis, 1983

Gambar 3.5 adalah contoh grafik correlogram untuk menentukan ACF dan PACF. Jika grafik ACF (*Autocorrelation*) melebihi lag (bar) maka koefisien autokorelasi yang diperoleh tidak signifikan atau terjadi korelasi antar lag. Jika grafik PACF (*Partial Correlation*) melebihi lag (bar) maka koefisien korelasi parsial yang diperoleh tidak signifikan atau terjadi korelasi parsial antar lag

3.4.4. Uji Normalitas Residu

Uji normalitas dilakukan untuk mengetahui apakah residu berdistribusi normal atau tidak. Pengujian dapat dilakukan dengan analisis grafik *normal probability plot* atau *output probability*. Berikut pengujian hipotesisnya :

Hipotesis : H_0 : Data residual berdistribusi normal

H_1 : Data residual tidak berdistribusi normal

Kriteria Pengujian :

Tolak H_0 jika *probability* < α

dengan, α : taraf signifikansi = 0.05

Apabila menggunakan grafik normal maka melihat pola garisnya, jika residu berdistribusi normal, maka residu akan berada disekitar garis diagonal. Sebaliknya, jika residu tidak berdistribusi normal, maka residu akan menyebar.

3.4.5. Model Seasonal ARIMA (SARIMA)

Model *Seasonal* ARIMA merupakan bentuk khusus dari model ARIMA jika terdapat unsur musiman yang jelas pada hasil observasi $\{Z_t\}$. Hal ini berarti data memiliki pola berulang-ulang dalam selang waktu yang tetap. Selain melalui grafik data, unsur musiman juga dapat dilihat melalui grafik ACF dan PACF. Untuk menanggulangi ketidakstasioneran data akibat unsur musiman maka dapat dilakukan proses *differencing* sebesar periode musimannya.

Differencing musiman dari Z_t ditulis dengan x_t sehingga

$$x_t = (1 - B^s)Z_t \quad (3.35)$$

Dengan s adalah panjang periode per musim.

Model seasonal mengalihkan perhatiannya kepada data sebelumnya dengan jarak (lag) sepanjang musiman yang terjadi. Berdasarkan ide tersebut, maka model MA (Q) yang bersifat seasonal dengan musiman sepanjang s dinyatakan sebagai berikut (Makridakis,1983):

$$Z_t = \alpha_1 - \theta_1 \alpha_{t-s} - \theta_2 \alpha_{t-2s} - \dots - \theta_Q \alpha_{t-Qs} \quad (3.36)$$

Model seasonal ARIMA secara umum yakni sebagai berikut :

$$ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)s \quad (3.37)$$

dengan (p,d,q) : bagian tidak musiman dari model

p : orde untuk AR

d : banyaknya *differencing*

q : orde untuk MA

(P,D,Q) : bagian musiman dari model

P : orde musiman untuk AR

Q : orde musiman untuk MA

D : banyaknya *seasonal differencing*

s : jumlah periode per musim.

Suatu deret $\{Z_t\}$ tidak diketahui periode variasi musiman dan tidak musiman, bentuk model ARIMA untuk deret tersebut adalah

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_q(B)b_t \quad (3.38)$$

Jika terdapat $\{b_t\}$ tidak *white noise* dengan korelasi antar periode musiman, maka fungsi autokorelasi untuk $\{b_t\}$ adalah

$$\rho_{j(s)} = \frac{E(b_{t-js} - \mu_b)(b_t - \mu_b)}{\sigma_b^2} \quad j = 1, 2, 3, \dots \quad (3.39)$$

Agar lebih mudah melihat korelasi antar periode, dapat direpresentasikan sebagai model ARIMA berikut :

$$\Phi_p(B^s)(1 - B^s)^D b_t = \theta_Q(B^s)\alpha_t \quad (3.40)$$

dengan, $\Phi_p(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_p B^{ps}$

$$\theta_Q(B^s) = 1 - \theta_1 B^s - \theta_2 B^{2s} - \dots - \theta_Q B^{Qs}$$

Persamaan (3.40) merupakan persamaan polinomial dalam B^s . Jika akar-akar dari polinomial-polinomial tersebut berada di luar lingkaran unit dan $\{\alpha_t\} = 0$, maka proses tersebut adalah proses *white noise*.

Model seasonal ARIMA didapatkan dari hasil kombinasi pada persamaan (3.40), hasil modelnya yakni sebagai berikut :

$$\Phi_P(B^s)\phi_p(B)(1 - B)^d(1 - B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\theta_Q(B^s)\alpha_t \quad (3.41)$$

dimana, $Z_t = \begin{cases} Z_t - \mu, & d = 0 \text{ atau } D = 0 \\ Z_t, & \text{lainnya} \end{cases}$

p, d, q : order AR, *differencing*, dan MA tidak musiman

P, D, Q : order AR, *differencing*, dan MA musiman

$(1 - B)^d$: order *differencing* tidak musiman

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

$\phi_p(B)$: faktor AR tidak musiman

$\theta_q(B)$: faktor MA tidak musiman

$\Phi_P(B^s)$: faktor AR musiman

$\theta_Q(B^s)$: faktor MA musiman

μ : rata-rata Z_t

α_t : nilai residu pada waktu t

3.4.6. Langkah-langkah Peramalan Metode SARIMA

Pembuatan model prediksi titik panas dilakukan dengan langkah sebagai berikut :

a. Identifikasi Model

Dalam tahap ini diawali dengan melihat stasioneritas data, jika data tidak stasioner maka dilakukan proses *differencing*. Setelah data stasioner, ditentukan model-model sementara, yaitu dengan menentukan nilai p, d, q . Penentuan nilai-nilai tersebut dilakukan dengan mengamati grafik fungsi ACF (correlogram) dan PACF (correlogram parsial) (Montgomery et al. 2008). Nilai p (ordo proses AR) dapat ditentukan dengan melihat nilai pada grafik fungsi PACF dan nilai q (ordo proses MA) dapat ditentukan dengan melihat nilai pada grafik fungsi ACF, sedang d merupakan banyaknya proses *differencing* yang dilakukan. (Montgomery et al. 2008)

b. Pendugaan parameter dari setiap model-model sementara

Pendugaan parameter dapat dilakukan dengan melihat hasil nilai AIC (*Akaike Info Critirion*), uji normalitas residual, uji autokorelasi dan uji homoskedastisitas. Nilai *Akaike Info Critirion* (AIC) digunakan untuk mengukur fit model. Jika nilai AIC lebih kecil dari model lain maka model tersebut sesuai. Uji normalitas residual digunakan untuk melihat apakah data residual berdistribusi normal atau tidak. Jika nilai *probability* > 0.05 maka data normal residual. Uji autokorelasi digunakan untuk melihat apakah terjadi korelasi antara periode t dengan periode sebelumnya. Jika nilai *probability* > 0.05 maka tidak ada autokorelasi (*No Autocorrelation*). Uji Homoskedastisitas digunakan untuk mengetahui apakah varian atau keragaman dari error terpengaruh oleh faktor lain atau tidak. Jika nilai *probability* > 0.05 maka data bersifat homoskedastisitas.

c. Diagnostik model dilakukan untuk melihat model yang relevan dengan data.

Pada tahap ini model harus dicek kelayakannya dengan melihat sifat sisaan dari sisi kenormalan dan kebebasannya. Secara umum pengecekan kebebasan sisaan model dapat dilakukan dengan menggunakan uji Q modifikasi *Box-Pierce (Ljung-Box)* (Cryer dan Kung-Sik, 2008).

d. *Overfitting*

Proses ini adalah membandingkan model-model yang diperoleh dengan model beda satu ordo di atasnya. Model yang digunakan sebagai pembanding adalah model yang dihasilkan dengan menambahkan satu ordo pada setiap parameter yang terdapat pada model sementara. Model dengan nilai AIC (*Akaike's Information Criterion*) terkecil, memenuhi asumsi sisaan dan semua parameternya signifikan, diikutsertakan pada langkah berikutnya (Montgomery et al. 2008).

e. Melakukan peramalan dengan menggunakan model-model yang layak untuk beberapa waktu ke depan.

3.4.7. Ketepatan Penggunaan Metode Peramalan

Penggunaan metode peramalan tergantung pada pola data yang akan dianalisis. Jika metode yang digunakan sudah dianggap benar untuk melakukan peramalan, maka pemilihan metode peramalan terbaik didasarkan pada tingkat kesalahan prediksi (Santoso, 2009). Seperti diketahui bahwa tidak ada metode peramalan yang dapat dengan tepat meramalkan keadaan data di masa yang akan datang. Oleh karena itu, setiap metode peramalan pasti menghasilkan kesalahan. Jika tingkat kesalahan yang dihasilkan semakin kecil, maka hasil peramalan akan semakin mendekati tepat.

Alat ukur yang digunakan untuk menghitung kesalahan prediksi, antara lain :

a. *Mean Square Error (MSE)*

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (X_t - \hat{X}_t)^2 \quad (3.42)$$

b. *Mean Absolute Error (MAE)*

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |X_t - \hat{X}_t|$$

(3.43)

c. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - \hat{X}_t}{X_t} \right|$$

(3.44)

dengan, n : banyaknya data

X_t : data aktual pada waktu t

\hat{X}_t : data hasil peramalan pada waktu t

Semakin kecil nilai yang dihasilkan oleh ketiga alat ukur tersebut, maka metode peramalan yang digunakan akan semakin baik. Dari ketiga alat ukur di atas, *MSE* dan *MAPE* yang paling sering digunakan.

BAB IV

METODOLOGI PENELITIAN

4.1 Populasi Penelitian

Sampel dalam penelitian ini adalah data penjualan sampul rapor dan ijazah pada bulan Januari 2015 hingga bulan Desember 2016 yang diambil dari CV. Larassukma di Yogyakarta.

4.2 Tempat dan Waktu Penelitian

Tempat penelitian yakni CV. Larassukma yang memproduksi sampul map dan ijazah di beberapa wilayah Jawa Tengah dan Jawa Timur. Waktu penelitian yakni bulan Januari 2015 sampai bulan Desember 2016.

4.3 Variabel Penelitian

Variabel penelitian meliputi :

Tabel 4.1. Variabel Penelitian

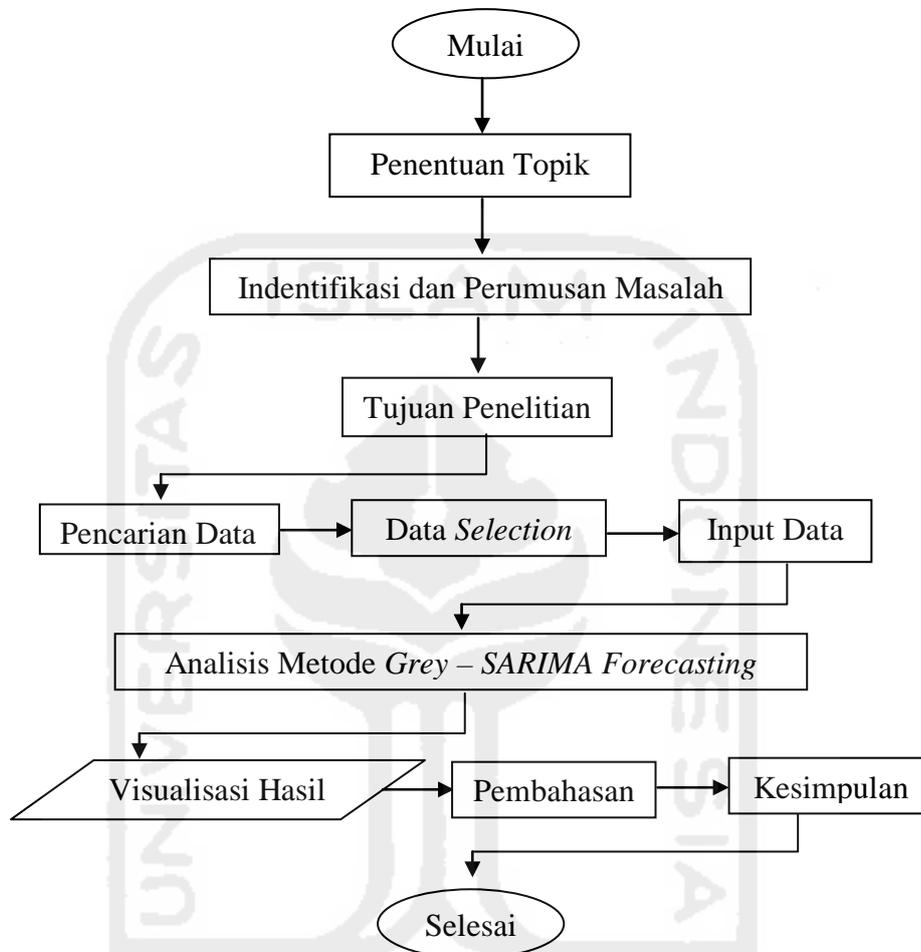
No	Nama Variabel	Variabel	Skala Pengukuran	Penjelasan
1	Penjualan	x	Rasio	Hasil penjualan sampul rapor dan ijazah dalam satuan eksemplar/bulan

4.4 Metode Pengambilan Data

Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data sekunder. Data diambil dari catatan penjualan sampul rapor dan ijazah di CV. Larassukma yang berada di kota Yogyakarta. Data yang akan digunakan yakni data hasil penjualan sampul map rapor dan ijazah pada bulan Januari 2015 hingga bulan Desember 2016 dengan satuan eksemplar.

4.5 Alat dan Cara Organisir Data

Berikut gambaran *flowchart* yang akan menampilkan proses pelaksanaan penelitian ini.



Gambar 4.1: *Flowchart* penelitian

Berdasarkan Gambar 4.1, berikut adalah penjelasan dari *flowchart* penelitian tersebut :

1. Penentuan topik

Tahap pertama yang dilakukan yakni penentuan topik. Peneliti menentukan topik yang tepat untuk diteliti.

2. Identifikasi dan Perumusan Masalah

Berdasarkan topik yang telah ditentukan oleh peneliti, tahap selanjutnya adalah merumuskan masalah apa saja yang akan di analisis. Peneliti akan mendapatkan permasalahan dari topik yang ditentukan.

3. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah dari topik, maka akan didapatkan tujuan penelitian. Tujuan penelitian ini yang menjadi target hasil yang akan diteliti oleh peneliti.

4. Pencarian Data

Pencarian data ini dilakukan di CV. Larassukma. Data tersebut diambil di CV. Larassukma karena CV tersebut memproduksi sampul map rapor dan ijazah dimana wilayah produksinya memproduksi sampul map rapor sekolah dan ijazah sekolah dan perguruan tinggi yang berada di wilayah Jawa Tengah, Jawa Timur, serta beberapa wilayah di Indonesia.

5. Data Selection

Hasil dari pencarian data dipilihlah data yang tepat untuk digunakan yakni catatan hasil penjualan sampul map rapor dan ijazah dari bulan Januari 2015 hingga Desember 2016.

6. Input Data

Tahap ini yakni dilakukan *input* data ke dalam komputer mengenai data hasil penjualan sampul rapor dan ijazah dari bulan Januari 2015 hingga Desember 2016.

7. Analisis Metode Grey-SARIMA Forecasting

Pada tahap ini, data dipindahkan dari *Microsoft Excell* ke *software Eviews 6* sebagai alat bantu dalam melakukan analisis ini. Selanjutnya melakukan analisis yang didapatkan dari *output* pengolahan data dengan metode *Grey-SARIMA Forecasting*.

8. Visualisasi Hasil

Berdasarkan proses analisis yang dilakukan menggunakan *software Excell* dan *Eviews 6*, didapatkan visualisasi hasil berupa *scatter plot* penjualan sampul rapor dan ijazah dalam 2 tahun yakni dari bulan Januari 2015 hingga Desember 2016 dan hasil peramalan (*forecasting*) hasil penjualan tersebut.

9. Pembahasan

Visualisasi hasil yang telah didapatkan kemudian dianalisa. Peneliti akan membahas hasil dari penelitian menggunakan metode *Grey System* dan

SARIMA Forecasting untuk mendapatkan sebuah kesimpulan dari hasil penelitian tersebut.

10. Kesimpulan

Hasil analisis yang telah dikaji oleh peneliti, kemudian akan disimpulkan. Sehingga akan didapatkan kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan. Kesimpulan ini akan menjawab dari tujuan penelitian.



BAB V

HASIL DAN PEMBAHASAN

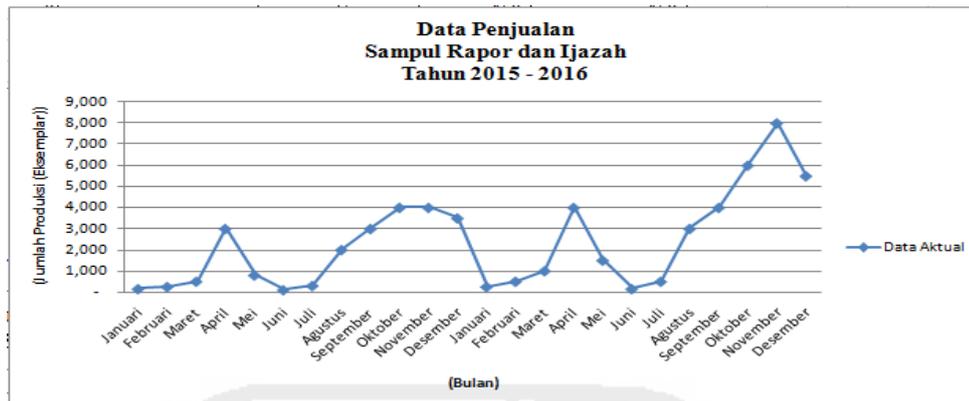
5.1. Analisis Deskriptif Data Penjualan

Pada penelitian ini, akan dilakukan analisis terhadap data penjualan produk sampul rapor dan ijazah di CV. Larassukma pada bulan Januari – Desember mulai tahun 2015 hingga 2016. Analisis awal yang akan diteliti yakni pola pergerakan hasil produksi mulai bulan Januari 2015 hingga Desember 2016.

Tabel 5.1. Data Penjualan Produk Sampul Rapor dan Ijazah

No	Tahun	Bulan	Jumlah Penjualan Sampul (Eksemplar)	No	Tahun	Bulan	Jumlah Penjualan Sampul (Eksemplar)
1	2015	Januari	150	13	2016	Januari	250
2	2015	Februari	250	14	2016	Februari	500
3	2015	Maret	500	15	2016	Maret	1,000
4	2015	April	3,000	16	2016	April	4,000
5	2015	Mei	800	17	2016	Mei	1,500
6	2015	Juni	100	18	2016	Juni	150
7	2015	Juli	300	19	2016	Juli	500
8	2015	Agustus	2,000	20	2016	Agustus	3,000
9	2015	September	3,000	21	2016	September	4,000
10	2015	Oktober	4,000	22	2016	Oktober	6,000
11	2015	November	4,000	23	2016	November	8,000
12	2015	Desember	3,500	24	2016	Desember	5,500

Tabel 5.1 adalah data aktual penjualan sampul rapor dan ijazah bulan Januari tahun 2015 hingga Desember tahun 2016. Demi mempermudah melihat pola pergerakan penjualan dari bulan Januari tahun 2015 hingga bulan Desember tahun 2016 yakni dengan menggunakan grafik *scatter plot* seperti pada Gambar 5.1 berikut,



Gambar 5.1 Grafik *Scatter Plot* Penjualan Sampul Rapor dan Ijazah

Pada Gambar 5.1 dapat diketahui pola penjualan pada bulan Januari 2015 hingga Desember 2016 yang mengalami fluktuasi atau variasi dari waktu ke waktu yang disebut dengan variasi *time series*. Variasi *time series* pada Gambar 5.1 yakni jenis variasi musiman. Variasi musiman yang dimaksud adalah fluktuasi yang muncul akibat suatu keadaan. Pada Gambar 5.1, pola *scatter plot* menjadi menurun di bulan Mei dan Juni kemudian meningkat di bulan Juli hingga Desember. Pada bulan Mei dan Juni terjadi penurunan dikarenakan penjualan sampul rapor dan ijazah tidak memproduksi dalam jumlah besar yang disebabkan pada bulan tersebut sudah memasuki masa liburan sekolah. Kemudian mulai bulan Juli mengalami kenaikan yang signifikan hingga bulan November dikarenakan pada bulan Juli sudah memasuki masa masuk sekolah sehingga pada bulan tersebut banyak instansi pendidikan yang melakukan pemesanan produk di CV. Larassukma. Sedangkan pada bulan Desember terjadi penurunan permintaan produksi yang tidak sebanyak bulan November dikarenakan pada bulan Desember memasuki liburan semester dan libur panjang.

5.2. Analisis Peramalan dengan Metode *Grey System*

Analisis yang dilakukan untuk penelitian ini yakni meramalkan data penjualan dengan menggunakan metode *Grey System*. Penelitian ini menggunakan peramalan yang menggunakan metode *Grey System* dikarenakan data yang ada dalam jumlah sedikit, dalam hal ini data penelitian yang digunakan yakni data penjualan pada bulan Januari hingga Desember tahun 2016.

Metode *Grey System* memiliki beberapa tipe, tetapi dalam penelitian ini tipe model *Grey* yang digunakan adalah tipe *grey model first order one variabel* atau biasa disimbolkan dengan tipe GM (1,1). Berikut adalah analisis perhitungan dengan menggunakan metode *Grey* tipe GM (1,1) :

1. Seri data baru menggunakan AGO (*Accumulated Generating Operation*)

Pada langkah ini, peneliti akan membuat seri data baru ($X^{(1)}(k)$) melalui perhitungan *Accumulated Generating Operation* (AGO) yang menghasilkan rumus sebagai berikut : $X^{(1)}(k) = X^{(1)}(k-1) + X^{(0)}(k)$ Sehingga berdasarkan rumus perhitungan AGO maka didapatkan hasil seri data baru seperti pada Tabel 5.2 berikut :

Tabel 5.2. Seri Data Baru (AGO)

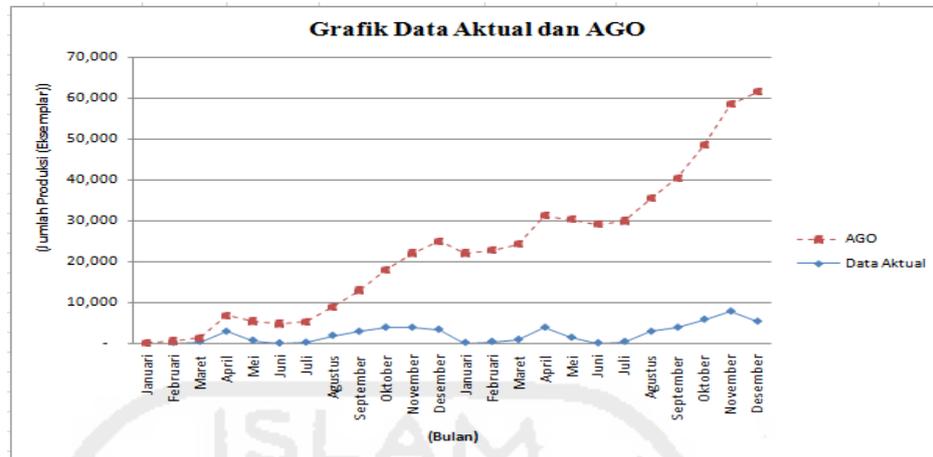
k	Bulan	$X^{(0)}(k)$	$X^{(1)}(k)$	k	Bulan	$X^{(0)}(k)$	$X^{(1)}(k)$
1	Januari	150	150	13	Januari	250	21,850
2	Februari	250	400	14	Februari	500	22,350
3	Maret	500	900	15	Maret	1,000	23,350
4	April	3,000	3,900	16	April	4,000	27,350
5	Mei	800	4,700	17	Mei	1,500	28,850
6	Juni	100	4,800	18	Juni	150	29,000
7	Juli	300	5,100	19	Juli	500	29,500
8	Agustus	2,000	7,100	20	Agustus	3,000	32,500
9	September	3,000	10,100	21	September	4,000	36,500
10	Oktober	4,000	14,100	22	Oktober	6,000	42,500
11	November	4,000	18,100	23	November	8,000	50,500
12	Desember	3,500	21,600	24	Desember	5,500	56,000

Keterangan : $X^{(0)}(k)$: Data aktual

$X^{(1)}(k)$: *Accumulated Generating Operation* (AGO)

k : Periode

Accumulated Generating Operation (AGO) merupakan pemulusan nilai data aktual. Pola data aktual yang membentuk seasonal, setelah dilakukan proses *Accumulated Generating Operation* (AGO) akan membentuk pola tren. Berikut hasil pemulusan dengan AGO seperti Gambar 5.2.



Gambar 5.2. Grafik AGO Penjualan Sampul Rapor dan Ijazah

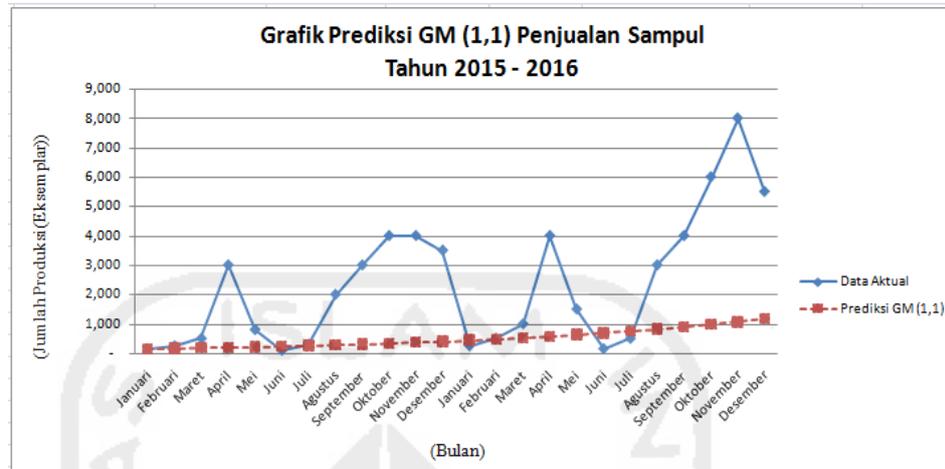
2. Memprediksi periode menggunakan GM (1,1)

Berikut adalah prediksi menggunakan metode GM (1,1) untuk tahun 2015 hingga 2016 :

Tabel 5.2. Prediksi GM (1,1)

Tahun	Bulan	Data Aktual	Prediksi GM (1,1)
2015	Januari	150	150
2015	Februari	250	164
2015	Maret	500	179
2015	April	3,000	196
2015	Mei	800	214
2015	Juni	100	234
2015	Juli	300	256
2015	Agustus	2,000	280
2015	September	3,000	306
2015	Oktober	4,000	335
2015	November	4,000	366
2015	Desember	3,500	400
2016	Januari	250	437
2016	Februari	500	478
2016	Maret	1,000	523
2016	April	4,000	571
2016	Mei	1,500	625
2016	Juni	150	683
2016	Juli	500	746
2016	Agustus	3,000	816
2016	September	4,000	892
2016	Oktober	6,000	975
2016	November	8,000	1,066
2016	Desember	5,500	1,166

Untuk lebih memperjelas pola data antara data aktual dan prediksi seperti *scatter plot* pada Gambar 5.3 berikut ini :



Gambar 5.3. Grafik Peramalan GM (1,1)

Pada Gambar 5.3 dapat diketahui bahwa garis berwarna merah adalah hasil prediksi menggunakan GM (1,1). Garis prediksi GM (1,1) tahun 2015-2016 mengalami kenaikan dan data nya jauh dari data aktual.

Untuk melihat tingkat keakuratan hasil peramalan GM (1,1) yakni menggunakan nilai *error* atau tingkat kesalahan peramalan. Nilai tingkat kesalahan peramalan yakni seperti Tabel 5.3 berikut :

Tabel 5.3. Tingkat Kesalahan (*Error*) Peramalan GM (1,1)

Bulan	Data Aktual	Prediksi GM (1,1)	Error (%)
Januari	150	150	-
Februari	250	164	34.41
Maret	500	179	64.14
April	3,000	196	93.47
Mei	800	214	73.22
Juni	100	234	134.25
Juli	300	256	14.63
Agustus	2,000	280	86.00
September	3,000	306	89.80
Oktober	4,000	335	91.63
November	4,000	366	90.85
Desember	3,500	400	88.57
Januari	250	437	74.89
Februari	500	478	4.40
Maret	1,000	523	47.74
April	4,000	571	85.72
Mei	1,500	625	58.36

Bulan	Data Aktual	Prediksi GM (1,1)	Error (%)
Juni	150	683	355.22
Juli	500	746	49.30
Agustus	3,000	816	72.80
September	4,000	892	77.69
Oktober	6,000	975	83.74
November	8,000	1,066	86.67
Desember	5,500	1,166	78.80

Berdasarkan Tabel 5.3 nilai kesalahan dalam persen cukup tinggi. Tingkat kesalahan yang paling tinggi terdapat pada peramalan bulan Juni 2016 adalah sebesar 355.22% melebihi 100%. Pada bulan Juni tahun 2016, data aktual untuk jumlah sampul rapor dan ijazah adalah sebanyak 150 eksemplar, tetapi hasil peramalannya adalah sebanyak 683 eksemplar. Hasil peramalan tersebut sangat jauh dari data aktualnya sehingga mengakibatkan tingkat kesalahan yang tinggi. Hal tersebut dikarenakan data dalam satu tahun yang berfluktuasi.

3. Menghitung Ketepatan Metode Peramalan

Berikut adalah perhitungan ketepatan metode peramalan menggunakan *Mean Square Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) (Lampiran 1) :

a. Mean Square Error (MSE)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (X^{(0)}(k) - \hat{X}^{(0)}(k))^2$$

Keterangan : n : banyaknya data

$X^{(0)}(k)$: data aktual pada waktu k

$\hat{X}^{(0)}(k)$: data hasil peramalan pada waktu k

$$\begin{aligned} MSE &= \frac{1}{24} ((150-150)^2 + (250-164)^2 + (500-179)^2 + \dots + (5500-1166)^2) \\ &= 7,269,559.84 \end{aligned}$$

b. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{X^{(0)}(k) - \hat{X}^{(0)}(k)}{X^{(0)}(k)} \right|$$

Keterangan : n : banyaknya data

$X^{(0)}(k)$: data aktual pada waktu k

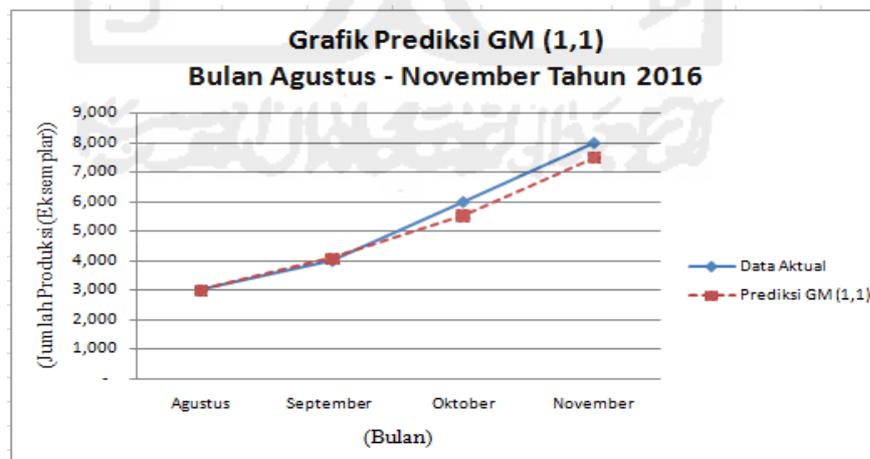
$\hat{X}^{(0)}(k)$: data hasil peramalan pada waktu k

$$\begin{aligned} MAPE &= \frac{100\%}{24} \left(\left(\frac{150-150}{150} \right) + \left(\frac{250-164}{250} \right) + \left(\frac{500-179}{500} \right) + \dots + \left(\frac{5500-1166}{5500} \right) \right) \\ &= \frac{19.36}{24} \times 100\% = 81\% \end{aligned}$$

Dari hasil ketepatan metode peramalan Grey dengan model GM (1,1) dapat diketahui nilai *Mean Square Error (MSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* sangat besar. Hal tersebut berarti metode grey dengan 24 data dari tahun 2015 hingga 2016 tidak cocok untuk digunakan peramalan.

Dalam penelitian ini, kelebihan metode *grey forecasting* yakni salah satunya data yang digunakan sedikit. Oleh karena itu, peneliti melakukan analisis untuk 4 bulan terakhir yakni bulan Agustus hingga November 2016, dimana pada rentang bulan tersebut mengalami kenaikan.

Berikut adalah grafik scatter plot data penjualan sampel rapor dan ijazah ,dan hasil *forecasting* metode GM (1,1) pada bulan Agustus hingga November 2016, seperti Gambar 5.4.



Gambar 5.4 Grafik Peramalan GM (1,1) sampel data kecil

Pada Gambar 5.4 diketahui grafik prediksi yang hampir berdempitan dengan data aktual. Nilai hasil prediksinya yakni seperti pada Tabel 5.4 berikut :

Tabel 5.4. Prediksi GM (1,1) Bulan Agustus – November 2016

Bulan	Data Aktual	Prediksi GM (1,1)
Agustus	3,000	3,000,00
September	4,000	4,064.98
Oktober	6,000	5,508.03
November	8,000	7,463.35

Tabel 5.4 merupakan nilai prediksi GM (1,1) pada bulan Agustus – November 2016. Nilai prediksi pada bulan September dan Oktober hampir sama dengan data aktual yakni pada bulan September 2016 sebanyak 4,000 eksemplar dan hasil peramalannya sebanyak 4,064 eksemplar. Kemudian pada bulan Oktober 2016 jumlah sampul rapor dan ijazah sebesar 6,000 eksemplar dan hasil peramalan untuk bulan Oktober 2016 sebesar 5,508 eksemplar. Tetapi pada bulan November hasil peramalan berbeda dengan data aktualnya yakni jumlah sampul pada bulan November 2016 sebanyak 8,000 eksemplar, sedangkan hasil peramalannya sebanyak 7,463 eksemplar.

Untuk melihat tingkat keakuratan hasil peramalan GM (1,1) pada bulan Agustus 2016 hingga November 2016 yakni menggunakan nilai *error* atau tingkat kesalahan peramalan. Nilai tingkat kesalahan peramalan yakni seperti Tabel 5.5. berikut :

Tabel 5.5. Tingkat Kesalahan (*Error*) Peramalan GM (1,1) Bulan Agustus–November 2016

Bulan	Data Aktual	Prediksi	Error (%)
Agustus	3,000	3,000,00	-
September	4,000	4,064.98	1.62
Oktober	6,000	5,508.03	8.19
November	8,000	7,463.35	6.71

Berdasarkan Tabel 5.5 nilai kesalahan dalam persen cukup rendah. Tingkat kesalahan yang paling tertinggi yakni terdapat pada peramalan bulan Oktober yakni sebesar 8.19%. Tingkat kesalahan pada bulan September dan November yakni cukup rendah. Pada bulan September tingkat kesalahannya sebesar 1.62% dan bulan November sebesar 6.71%.

Kemudian untuk mengetahui berapa besar tingkat kesalahan prediksi yakni dengan menghitung ketepatan metode peramalan sebagai berikut :

a. *Mean Square Error (MSE)*

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left(X^{(0)}(k) - \hat{X}^{(0)}(k) \right)^2$$

Keterangan : n : banyaknya data

$X^{(0)}(k)$: data aktual pada waktu k

$\hat{X}^{(0)}(k)$: data hasil peramalan pada waktu k

$$\begin{aligned} MSE &= \frac{1}{4} \left((3000 - 3000)^2 + (4000 - 4064.98)^2 + (6000 - 5508.03)^2 + (8000 - 7463.35)^2 \right) \\ &= 133,561.74 \end{aligned}$$

b. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{X^{(0)}(k) - \hat{X}^{(0)}(k)}{X^{(0)}(k)} \right|$$

Keterangan : n : banyaknya data

$X^{(0)}(k)$: data aktual pada waktu k

$\hat{X}^{(0)}(k)$: data hasil peramalan pada waktu k

$$\begin{aligned} MAPE &= \frac{100\%}{4} \left(\left| \frac{3000 - 3000}{3000} \right| + \left| \frac{4000 - 4064.98}{4000} \right| + \left| \frac{6000 - 5508.03}{6000} \right| + \left| \frac{8000 - 7463.35}{8000} \right| \right) \\ &= \frac{0.1653}{4} \times 100\% = 4.13\% \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil ketepatan metode peramalan *Grey System* dengan model GM (1,1) dengan empat data terakhir dapat diketahui nilai *Mean Square Error (MSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* lebih kecil dibandingkan keseluruhan data (24 data). Hal tersebut berarti metode *grey* dengan empat data terakhir adalah bulan Agustus hingga November tahun 2016 sesuai digunakan untuk peramalan metode GM (1,1).

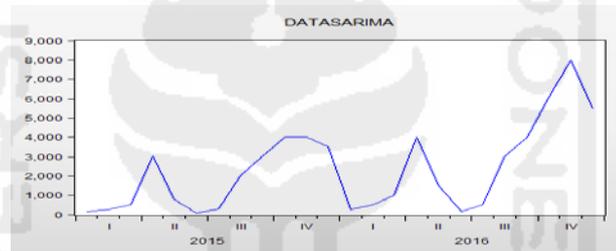
Sehingga pada proses peramalan menggunakan metode *Grey System* dengan tipe GM (1,1) data yang digunakan untuk meramalkan adalah data dalam jumlah yang sedikit. Pada kasus jumlah penjualan sampul rapor dan ijazah data yang digunakan untuk meramalkan dengan metode *Grey* tipe GM (1,1) pada satu

tahun yakni mulai bulan Januari hingga Desember 2016 memiliki tingkat kesalahan (*error*) cukup tinggi. Sedangkan dengan menggunakan 4 data terakhir yakni bulan Agustus hingga November 2016 dimana pola data penjualannya yang meningkat, tingkat kesalahan peramalannya kecil dan hasil peramalannya mendekati data asli (aktual).

5.3. Analisis Peramalan dengan Metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*)

5.3.1. Plot Data

Hal pertama yang dilakukan dalam peramalan dengan metode SARIMA adalah melihat pola data apakah data sudah stasioner dalam *mean* maupun variansi. Berikut adalah grafik data penjualan tahun 2015 – 2016 :



Gambar 5.5. Grafik Penjualan Tahun 2015 – 2016

Pada Gambar 5.5. dapat diketahui jumlah penjualan sampel yang meningkat serta data tersebut merupakan data yang tidak stasioner karena data tidak berada disekitar rata-rata. Apabila ingin mengetahui data tersebut benar tidak stasioner yakni dengan menggunakan Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), hasilnya seperti Gambar 5.6 berikut :

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.316842	0.1757
Test critical values:		
1% level	-3.769597	
5% level	-3.004861	
10% level	-2.642242	

Gambar 5.6 *Output Augmented Dickey-Fuller* (ADF) Data Penjualan Sampul

Pengujian hipotesisnya sebagai berikut :

a. Hipotesis

H_0 : Data penjualan sampel tidak stasioner dalam variansi

H_1 : Data penjualan sampel stasioner dalam variansi

b. Tingkat signifikansi

Test critical values = 5% = -3.004861

c. Daerah kritis

H_0 ditolak apabila *t-statistics* < *test critical values*

Atau H_0 ditolak apabila $|\hat{\tau}_\delta| \geq |\tau_{(n,\alpha)}|$

d. Statistik uji

Dari *output* uji ADF didapatkan statistik uji (*t-statistics*) adalah -2.316842

e. Keputusan

t-stat. > *test critical values* \rightarrow -2.316842 > -3.004861 maka gagal tolak H_0

Atau $|\hat{\tau}_\delta| < |\tau_{(n,\alpha)}| \rightarrow 2.316842 < 3.004861$ maka gagal tolak H_0

f. Kesimpulan

Dengan tingkat kepercayaan 95% maka data yang ada gagal tolak H_0 yang berarti bahwa data penjualan sampel tidak stasioner dalam variansi.

Berdasarkan uji ADF tersebut maka data penjualan sampel tidak stasioner, maka dilakukan transformasi log agar data tersebut menjadi stasioner. Transformasi log tersebut dicek menggunakan ADF ln, sebagai berikut

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.595034	0.0146
Test critical values:		
1% level	-3.769597	
5% level	-3.004861	
10% level	-2.642242	

Gambar 5.7. Output Augmented Dickey-Fuller (ADF) ln data

Pengujian hipotesisnya sebagai berikut :

a. Hipotesis

H_0 : Ln (data) tidak stasioner dalam variansi

H_1 : Ln (data) stasioner dalam variansi

b. Tingkat signifikansi

Test critical values = 5% = -3.004861

c. Daerah kritis

H_0 ditolak apabila *t-statistics* < *test critical values*

Atau H_0 ditolak apabila $|\hat{\tau}_\delta| \geq |\tau_{(n,\alpha)}|$

d. Statistik uji

Dari *output* uji ADF didapatkan statistik uji (*t-statistics*) adalah -3.595034

e. Keputusan

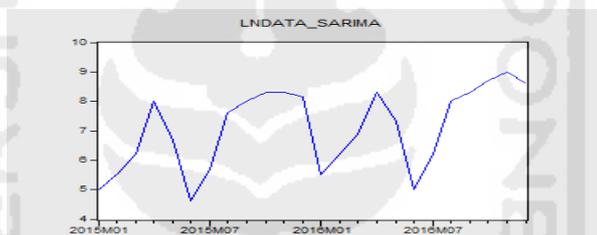
t-stat. < *test critical values* \rightarrow -3.595034 < -3.004861 maka tolak H_0

Atau $|\hat{\tau}_\delta| > |\tau_{(n,\alpha)}| \rightarrow 3.595034 > 3.004861$ maka tolak H_0

f. Kesimpulan

Dengan tingkat kepercayaan 95% maka data yang ada tolak H_0 yang berarti bahwa Ln (data) stasioner dalam variansi.

Apabila ingin mengetahui pola hasil dari transformasi log yang stasioner dalam bentuk grafik yakni berikut tampilan grafik transformasi log seperti Gambar 5.8 :



Gambar 5.8. Grafik Penjualan Tahun 2015 – 2016 hasil transformasi log

Pada Gambar 5.8. dapat diketahui grafik jumlah penjualan sampel sudah berada disekitar rata-rata sehingga data hasil transformasi log sudah stasioner dalam mean dan variansi.

5.3.2. Uji Normalitas Data

Uji normalitas digunakan untuk mengetahui bahwa data berdistribusi normal. Berikut adalah *output* untuk melakukan uji normalitas seperti Gambar 5.9.:

Series: LNDATA_SARIMA	
Sample 2015M01 2016M12	
Observations 24	
Mean	7.090771
Median	7.457061
Maximum	8.987197
Minimum	4.605170
Std. Dev.	1.358444
Skewness	-0.366731
Kurtosis	1.733414
Jarque-Bera	2.142206
Probability	0.342630

Gambar 5.9. *Output* Normalitas

Pengujian hipotesis normalitas adalah sebagai berikut :

a. Hipotesis

H_0 : Data berdistribusi normal

H_1 : Data tidak berdistribusi normal

b. Tingkat signifikansi

$\alpha = 0,05$

c. Daerah kritis

H_0 ditolak apabila *Probability* < 0,05

d. Statistik uji

Probability = 0,342630

e. Keputusan

Probability < 0,05

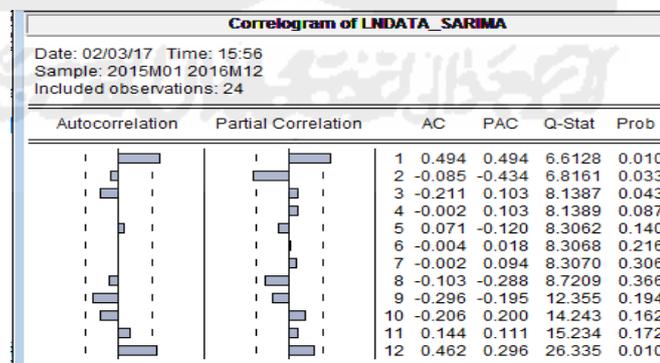
0,342630 > 0,05 maka gagal tolak H_0

f. Kesimpulan

Dengan tingkat kepercayaan 95% maka data yang ada gagal tolak H_0 yang berarti bahwa data hasil transformasi log berdistribusi normal.

5.3.3. Identifikasi Model

Langkah selanjutnya yakni menentukan model yang sesuai dengan melihat ACF dan PACF dalam correlogram. Berikut correlogram untuk $\ln(\text{data})$ seperti Gambar 5.10 :



Gambar 5.10 Correlogram ln data

Pada Gambar 5.10 tersebut didapatkan model sementara yakni SARIMA (2,0,1)(0,0,1)¹², model tersebut akan dicoba untuk mencari model

yang terbaik. Pada model sementara tersebut, model yang perlu dicoba adalah model yang dibawah model sementara yakni :

1. SARIMA(1,0,1)(0,0,1)¹²
2. SARIMA(0,0,1)(0,0,1)¹²

Model-model tersebut dilakukan estimasi model, uji normalitas, uji autokorelasi serta uji homoskedastisitas untuk setiap koefisien parameter yang dimiliki model.

5.3.4. Estimasi Model Dan Peramalan

Berikut estimasi beberapa model untuk mendapatkan model yang terbaik berdasarkan beberapa kriteria (Lampiran 2).

Tabel 5.6. Estimasi Parameter Model

No	Model	Estimasi Parameter	AIC	Normalitas Residual	No Auto-korelasi	Homoskedastisitas
1.	SARIMA (2,0,1)(0,0,1) ¹²					
	Dengan konstanta	C = 7.4711	2.1679	0.007 < 0.05 Data tidak normal residual	Prob > 0.05 No Auto korelasi	Prob > 0.05 Homoskedastisitas
		ϕ = 0.6818				
		θ = -0.3727				
		Θ = 0.8987				
	Tanpa konstanta	ϕ = 1.5212	2.3054	0.000 < 0.05 Data tidak normal residual	Prob > 0.05 No Auto korelasi	Prob > 0.05 Homoskedastisitas
		ϕ = -0.5212				
		θ = -0.9974				
Θ = 0.9515						
2.	SARIMA (1,0,1)(0,0,1) ¹²					
	Dengan konstanta	C = 7.6947	2.0716	0.000 < 0.05 Data tidak normal residual	Prob > 0.05 No Auto korelasi	Prob > 0.05 Homoskedastisitas
		ϕ = 0.2827				
		θ = 0.5065				
		Θ = 0.8959				
	Tanpa konstanta	ϕ = 1.0225	2.4829	0.218 > 0.05 Data normal residual	Prob > 0.05 No Auto Korelasi	Prob < 0.05 Tidak Homoskedastisitas
		θ = 0.1315				
		Θ = 0.8805				

No	Model	Estimasi Parameter	AIC	Normalitas Residual	No Auto-korelasi	Homoskedastisitas
3.	SARIMA (0,0,1)(0,0,1) ¹²					
	Dengan konstanta	C = 7.1953	2.3107	0.247 > 0.05 Data Normal residual	Prob > 0.05 No Auto korelasi	Prob > 0.05 Homoskedastisitas
		$\theta = 0.6537$				
		$\Theta = 0.8758$				
Tanpa konstanta	$\theta = 0.9000$	5.0471	0.278 > 0.05 Data normal	Prob < 0.05 Ada Auto korelasi	Prob < 0.05 Tidak Homoskedastisitas	
	$\Theta = 0.7255$					

Keterangan : C = Konstanta
 ϕ = AR (*Autoregressive*)
 θ = MA (*Moving Average*)
 Φ = SAR (*Seasonal Autoregressive*)
 Θ = SMA (*Seasonal Moving Average*)
AIC = *Akaike Info Criterion*

Berdasarkan perbandingan kriteris tersebut untuk memilih model yang terbaik adalah dapat dilihat dari nilai *Akaike Info Critirion* (AIC). Apabila nilai *Akaike Info Critirion* (AIC) kecil dari model lain maka model tersebut terbaik. Oleh karena itu pada Tabel 5.6, model terbaik adalah SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹² dengan konstanta karena memiliki nilai AIC sebesar 2.0716. Kemudian, model tersebut memiliki data residual yang tidak berdistribusi normal, tidak terdapat gejala autokorelasi terhadap data residual, serta data residual yang bersifat homoskedastisitas.

Model SARIMA umum :

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\theta_Q(B^s)\alpha_t \quad (4.1)$$

Model SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹² :

$$\begin{aligned} (1 - \phi_1 B)X_t &= (1 - \theta_1 B)(1 - \Theta_1(B^{12}))\alpha_t \\ X_t - \phi_1 X_{t-1} &= \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-12} - \Theta_1 \alpha_{t-12} + \theta_1 \Theta_1 \alpha_{t-12} \\ X_t &= \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-12} - \Theta_1 \alpha_{t-12} + \theta_1 \Theta_1 \alpha_{t-12} + \phi_1 Z_{t-1} \end{aligned} \quad (4.2)$$

Dari hasil *output views* untuk persamaan SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹² diperoleh nilai $\theta = 0.5065$, $\Theta = 0.8959$, $\phi = 0.2827$. Kemudian *output views* tersebut dimasukkan ke persamaan (4.2) menjadi sebagai berikut :

$$\hat{X}_t = \alpha_t - (0.5065)\alpha_{t-12} - (0.8959)\alpha_{t-12} + (0.5065)(0.8959)\alpha_{t-12} + (0.2827)X_{t-1}$$

Hasil prediksi beserta nilai residual (*error*) pada *output views* adalah seperti pada Tabel 5.7. berikut :

Tabel 5.7. Hasil Prediksi dan Residual SARIMA

t	\hat{X}_t	α_t	t	\hat{X}_t	α_t
1	-	-	13	6.05178	- 0.53031
2	5.36247	0.15899	14	6.00393	0.21067
3	6.73209	- 0.51649	15	6.99250	- 0.08475
4	7.00979	0.99658	16	8.08780	0.20625
5	7.80228	- 1.11767	17	7.41950	- 0.10628
6	6.44499	- 1.83982	18	5.37766	- 0.36703
7	5.51129	0.19249	19	6.08777	0.12684
8	7.08094	0.51996	20	7.89377	0.11260
9	7.83538	0.17099	21	8.22896	0.06509
10	7.67907	0.61498	22	8.52562	0.17390
11	7.79556	0.49849	23	8.79244	0.19476
12	7.95726	0.20326	24	8.56697	0.04553

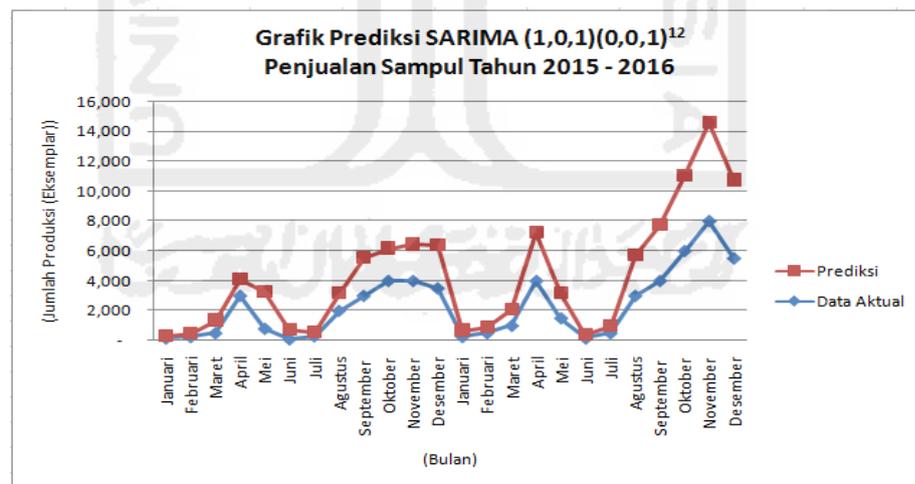
Pada Tabel 5.7, data hasil prediksi masih dalam bentuk \ln . Oleh karena itu data dikembalikan ke data asli yakni dengan eksponen (5.36247) seterusnya hingga periode ke-24 atau Desember 2016.

Kemudian hasil peramalan SARIMA dengan model SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹² dan data aktual untuk melihat perbandingannya dapat diketahui pada Tabel 5.8. Dikarenakan pada Tabel 5.8. hanya peramalannya, untuk memperjelas hasil perbandingan prediksi dengan data aktual dapat melihat dari pola data *scatter plot* seperti pada Gambar 5.11.

Tabel 5.8. Hasil Peramalan SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹²

Tahun	Bulan	Data Aktual	Prediksi	Tahun	Bulan	Data Aktual	Prediksi
2015	Januari	150	150	2016	Januari	250	425
2015	Februari	250	213	2016	Februari	500	405
2015	Maret	500	839	2016	Maret	1,000	1,088
2015	April	3,000	1,107	2016	April	4,000	3,255
2015	Mei	800	2,446	2016	Mei	1,500	1,668
2015	Juni	100	630	2016	Juni	150	217
2015	Juli	300	247	2016	Juli	500	440
2015	Agustus	2,000	1,189	2016	Agustus	3,000	2,681
2015	September	3,000	2,528	2016	September	4,000	3,748
2015	Oktober	4,000	2,163	2016	Oktober	6,000	5,042
2015	November	4,000	2,430	2016	November	8,000	6,584
2015	Desember	3,500	2,856	2016	Desember	5,500	5,255

Pada Gambar 5.11 dapat diketahui pola data aktual dengan hasil peramalan SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹² pola garisnya tidak terlalu jauh. Pola peramalannya mengikuti data aktual. Apabila ingin mengetahui tingkat keakuratan hasil peramalan yakni dengan melakukan pengukuran kesalahan prediksi.

Gambar 5.11 Grafik *scatter plot* prediksi SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹²

5.3.5. Menghitung Tingkat Kesalahan

Hasil peramalan SARIMA perlu dilakukan pengukuran untuk melihat tingkat ketepatan model prediksi tersebut. Alat ukur yang digunakan untuk menghitung tingkat ketepatan model prediksi dengan melihat kesalahan

prediksinya yakni dengan *Mean Square Error (MSE)*. Berikut perhitungan tingkat kesalahan prediksi :

a. *Mean Square Error (MSE)*

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (X_t - \hat{X}_t)^2$$

Keterangan : n = banyaknya data

X_t = data aktual pada waktu t

\hat{X}_t = data hasil peramalan pada waktu t

$$MSE = \frac{1}{24} \left((150 - 150)^2 + (250 - 213)^2 + (500 - 839)^2 + \dots + (5500 - 5255)^2 \right)$$

$$MSE = \frac{17,613,406.80}{24} = 733,891.95$$

b. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - \hat{X}_t}{X_t} \right|$$

Keterangan : n = banyaknya data

X_t = data aktual pada waktu t

\hat{X}_t = data hasil peramalan pada waktu t

$$MAPE = \frac{100\%}{24} \left(\left(\frac{150 - 0}{150} \right) + \left(\frac{250 - 213}{250} \right) + \left(\frac{500 - 839}{500} \right) + \dots + \left(\frac{5500 - 5255}{5500} \right) \right)$$

$$MAPE = \frac{12.97187}{24} \times 100\% = 54.04945\%$$

5.4. Perbandingan Peramalan Metode *Grey System* tipe GM (1,1) dan Metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) tipe SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹²

Penelitian ini membandingkan kedua metode yakni Metode *Grey System* tipe GM (1,1) dan Metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) tipe SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹². Untuk melihat metode mana yang terbaik sehingga dapat digunakan untuk melakukan peramalan yakni dengan melihat tingkat kesalahan prediksi dengan melihat nilai *Mean Square Error (MSE)* serta

Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Berikut perbandingan kedua metode pada Tabel 5.9 :

Tabel 5.9. Perbandingan nilai MSE dan MAPE pada metode GM (1,1) dan SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹²

No	Metode	MSE		MAPE	
		Sampel Besar	Sampel Kecil	Sampel Besar	Sampel Kecil
1	GM (1,1)	7,269,559.84	133,561.74	81%	4.13%
2	SARIMA (1,0,1)(0,0,1) ¹²	733,892.95	-	54.049%	-

Pada Tabel 5.9., nilai perbandingan MSE dan MAPE antara metode GM (1,1) dan SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹² dengan menggunakan sampel besar dan sampel kecil dapat diketahui mana metode yang terbaik. Sampel besar yang dimaksud yakni keseluruhan data sampel yang terdapat 24 data. Data ini adalah data dalam waktu historis yakni data penjualan sampel dari bulan Januari tahun 2015 hingga Desember 2016. Kemudian sampel kecil yakni sampel yang diambil hanya beberapa bulan. Pada metode GM (1,1), sampel kecilnya adalah 4 bulan terakhir yakni bulan Agustus, September, Oktober, November tahun 2016.

Dari hasil perbandingan nilai MSE dan MAPE antara kedua metode yakni metode GM (1,1) dan SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹², metode yang terbaik yang dilihat dari sampel besar yang memiliki nilai MSE serta MAPE terkecil yakni metode SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹². Sedangkan untuk sampel kecil, metode yang terbaik adalah GM (1,1). Hal tersebut dikarenakan pada metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) membutuhkan data historis yang besar untuk melihat pola musiman (*seasonal*). Sehingga metode SARIMA tidak dapat menggunakan data sampel kecil.

Oleh karena itu, untuk melakukan peramalan menggunakan keseluruhan data atau dalam jumlah sampel yang banyak, metode yang sesuai adalah metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*). Metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) dibutuhkan data historis untuk mengetahui pola musimannya (*seasonal*), sehingga metode ini tidak dapat menggunakan data sampel kecil. Apabila menggunakan data sampel kecil

yakni hanya 4 data historis, pola musimannya tidak dapat terbentuk sehingga tidak dapat dilakukan analisis. Hal tersebut berbanding terbalik dengan metode GM (1,1), metode ini sangat sesuai untuk data sampel yang kecil. Hal tersebut dapat diketahui dari nilai MSE serta MAPE nya, pada metode GM (1,1) pada sampel besar nilai MSE serta MAPE-nya begitu besar sehingga tidak sesuai untuk menggunakan metode *Grey System*. Sedangkan metode GM (1,1) pada sampel yang kecil yakni hanya 4 data historis terakhir, nilai MSE dan MAPE-nya sangat kecil dan hasil peramalannya hampir sesuai dengan data aktual. Sehingga metode *Grey System* sangat sesuai untuk data sampel yang sangat sedikit.



BAB VI

PENUTUP

6.1. Kesimpulan

Dari hasil analisis dan pembahasan dalam studi kasus pada penelitian, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. Pola penjualan pada bulan Januari 2015 hingga Desember 2016 yang mengalami fluktuasi yang membentuk variasi musiman. Pada bulan Mei hingga Juni mengalami penurunan karena memasuki masa liburan sekolah dan pada bulan Juli hingga November mengalami kenaikan karena memasuki tahun ajaran baru. Bulan Desember menurun karena memasuki liburan semester dan libur panjang.
2. Pada data besar (24 periode) peramalan yang terbaik adalah $SARIMA (1,0,1)(0,0,1)^{12}$ karena nilai MSE dan MAPE lebih kecil dari *Grey System*. Pada data kecil (4 periode) peramalan yang terbaik adalah $GM(1,1)$ Hal tersebut dikarenakan pada metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) membutuhkan data historis yang besar untuk melihat pola musiman (*seasonal*). Sehingga metode SARIMA tidak dapat menggunakan data sampel kecil.

6.2. Saran

Saran – saran yang diajukan berdasarkan penelitian adalah :

1. Bagi perusahaan, apabila perusahaan ingin melakukan penyediaan bahan baku untuk periode selanjutnya dalam periode yang lama maka dapat melihat hasil peramalan jumlah penjualan sampel dengan menggunakan metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*). Sedangkan jika ingin melakukan penyediaan bahan baku dalam periode terdekat dapat melihat hasil peramalan jumlah penjualan sampel map ijazah dan rapor dengan menggunakan metode *Grey System*.

2. Bagi peneliti selanjutnya diharapkan untuk memperluas metode *Grey System* selain GM (1,1) serta menggunakan metode peramalan lainnya untuk membandingkan hasil.



DAFTAR PUSTAKA

- Al-Kharis, Nizar. 2014. "*Analisis Peramalan Pendaftaran Siswa Baru Menggunakan Metode Seasonal ARIMA dan Metode Dekomposisi*". Skripsi. Fakultas Sains dan Teknologi. Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah. Jakarta.
- Asri, Marwan. 1986. "*Marketing*". Yogyakarta : BPFE
- Arsyad L. 1995. "*Peramalan Bisnis*". Jakarta (ID): Ghalia Indonesia.
- Arnold, J.R., dan Chapman, N. S. 2004. "*Introduction to Material Managemen*"t. New Jersey : Pretice-Hall Inc.
- Cryer JD, Kung-Sik C. 2008. "*Time Series Analysis With Applications in R Second Edition*". New York (US): Springer Science+Business Media, LLC.
- Deng, J. L. 1989. *Introduction to grey systems theory. Journal of Grey Systems* 1, 1–24.
- Francis RC, Hare SR. 1995, Climate Change and Salmon Production in The Northeast Pacific Ocean. *Climate Change and Northern Fish Populations*. p.357- 372
- Gaspersz, Vincent. 2005. "*Production Planning and Inventory Control*". Jakarta : Gramedia Pustaka Utama.
- Gujarati D. 2003. "*Basic Econometric*". New York : McGraw-Hill.
- Hagen C. 2006. "*Neural Network and Their Statistical Application*". SSRN Working Paper.
- Herjanto, Eddy. 1999. "*Manajemen Produksi dan Operasi, Edisi Kedua*". Jakarta : PT. Gramedia Widiasarana Indonesia.
- Liu, S.F. dan Lin,Y. 2006. "*Grey Information : Theory and Practical Applications*". London : Springer-Verlag.
- Makridakis, S. dan Wheelwright, S.C. 1983. "*Forecasting : Methods and Application*". Canada : John Wiley and Sons.

- Makridakis, S. dan Wheelwright, S.C. 1991. "*Metode-Metode Peramalan untuk Manajemen*". Jakarta : Erlangga.
- Makridakis, S. dan Wheelwright, S.C. 1999. "*Metode dan Aplikasi Peramalan. Edisi Ke-2*". Jakarta : Binarupa Aksara
- Moekijat, 2000. "*Kamus Manajemen*". Bandung : Penerbit CV. Mandar Maju.
- Montgomery DC, Cheryl LJ, Murat K. 2008. "*Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*". New Jersey (US) : John Wiley & Sons, Inc.
- Mulyana. 2004. "*Buku Ajar Analisis Deret Waktu*". Bandung : FMIPA UNPAD
- Munawaroh, Astin. 2010. "*Peramalan Jumlah Penumpang Pada PT. Angkasa Pura I (Persero) Kantor Cabang Bandar Udara International Adisutjipto Yogyakarta dengan Metode Winter's Exponential Smoothing dan Seasonal ARIMA*". Skripsi. Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam. Universitas Negeri Yogyakarta. Yogyakarta.
- Nariswari, L., Nanda dan Rosyidi, N., Cucuk. 2015. "*Aplikasi Metode Grey Forecasting Pada Peramalan Kebutuhan Bahan Bakar Alternatif Ramah Lingkungan di PT. Indocement Tunggal Prakarsa Tbk*". Paper. Program Studi Teknik Industri. Universitas Sebelas Maret. Surakarta.
- Nguyen, T.L. dan Huang, Y.F. 2011. "*Forecasting Energy Intensity with Fourier Residual Modified Grey Model: An Empirical Study in Taiwan*". Taiwan: National Kaohsiung University of Applied Sciences.
- Pankratz A. 1983. "*Forecasting With Univariate Box – Jenkins Model*". New Jersey (US): John Wiley & Sons, Inc.
- Prasetyaningtyas, Yuhestike. 2014. "*Analisis SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) sebagai Alat Bantu Prediksi Harga Minyak Mentah di Indonesia Menggunakan Backpropagation*". Skripsi. Fakultas Sains dan Teknologi. Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga. Yogyakarta.
- Render dan Heizer. 2005. "*Prinsip-Prinsip Manajemen Operasi*". Jakarta : Salemba Empat.
- Santoso. 2009. "*Business Forecasting: Metode Peramalan Bisnis Masa Kini dengan MINITAB dan SPSS*". Jakarta: PT. Elex Media Komputindo.

- Stepvhanie, Linda. 2012. "*Peramalan Penjualan Produksi Susu Bayi dengan Metode Grey System Theory dan Neural Network*". Skripsi. Fakultas Teknik. Universitas Indonesia. Depok.
- Wibowo. 2012. "*Analisis Data Runtun Waktu Menggunakan Metode Wavelet Thresholding*". Jurnal Gaussian 1, 249-258.
- Wirawan, R.S. 2011. "*Perbandingan Peramalan Permintaan Antara Artificial Neural Network dan Support Vector Regression dengan Metode Tradisioana*". Depok : Teknik Industri, Universitas Indonesia.





LAMPIRAN 1

Data Hasil Prediksi Grey System dengan Tipe GM (1,1) Beserta Nilai MSE dan MAPE

k	Tahun	Bulan	Data Aktual	Prediksi GM (1,1)	MSE	MAPE	
1	2015	Januari	150	150	-	-	
2	2015	Februari	250	164	7,398	0.34	
3	2015	Maret	500	179	102,862	0.64	
4	2015	April	3,000	196	7,862,438	0.93	
5	2015	Mei	800	214	343,077	0.73	
6	2015	Juni	100	234	18,024	1.34	
7	2015	Juli	300	256	1,928	0.15	
8	2015	Agustus	2,000	280	2,958,480	0.86	
9	2015	September	3,000	306	7,257,183	0.90	
10	2015	Oktober	4,000	335	13,434,967	0.92	
11	2015	November	4,000	366	13,207,198	0.91	
12	2015	Desember	3,500	400	9,610,360	0.89	
13	2016	Januari	250	437	35,057	0.75	
14	2016	Februari	500	478	484	0.04	
15	2016	Maret	1,000	523	227,930	0.48	
16	2016	April	4,000	571	11,755,916	0.86	
17	2016	Mei	1,500	625	766,354	0.58	
18	2016	Juni	150	683	283,902	3.55	
19	2016	Juli	500	746	60,761	0.49	
20	2016	Agustus	3,000	816	4,769,394	0.73	
21	2016	September	4,000	892	9,658,383	0.78	
22	2016	Oktober	6,000	975	25,246,580	0.84	
23	2016	November	8,000	1,066	48,075,407	0.87	
24	2016	Desember	5,500	1,166	18,785,354	0.79	
JUMLAH					174,469,436.16	JUMLAH	19.36
MSE					7,269,559.84	MAPE	81%

LAMPIRAN 2

Analisis Model SARIMA dengan *Eviews*1. Model SARIMA (2,0,1)(0,0,1)¹² Dengan Konstanta (C)

Dependent Variable: LNDATA_SARIMA
 Method: Least Squares
 Date: 02/04/17 Time: 11:39
 Sample (adjusted): 2015M03 2016M12
 Included observations: 22 after adjustments
 Convergence achieved after 18 iterations
 MA Backcast: 2014M02 2015M02

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	7.471113	0.414834	18.00988	0.0000
AR(1)	0.681897	0.414047	1.646906	0.1179
AR(2)	-0.372724	0.343925	-1.083738	0.2936
MA(1)	0.162423	0.441294	0.368061	0.7174
SMA(12)	0.898769	0.103178	8.710892	0.0000
R-squared	0.796117	Mean dependent var	7.256654	
Adjusted R-squared	0.748144	S.D. dependent var	1.291887	
S.E. of regression	0.648337	Akaike info criterion	2.167903	
Sum squared resid	7.145786	Schwarz criterion	2.415867	
Log likelihood	-18.84693	Hannan-Quinn criter.	2.226316	
F-statistic	16.59526	Durbin-Watson stat	1.858362	
Prob(F-statistic)	0.000010			
Inverted AR Roots	.34+.51i	.34-.51i		

Model SARIMA (2,0,1)(0,0,1)¹² Tanpa Konstanta (C)

Dependent Variable: LNDATA_SARIMA
 Method: Least Squares
 Date: 02/04/17 Time: 12:12
 Sample (adjusted): 2015M03 2016M12
 Included observations: 22 after adjustments
 Convergence achieved after 16 iterations
 MA Backcast: 2014M02 2015M02

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	1.527669	0.214867	7.109821	0.0000
AR(2)	-0.521252	0.222701	-2.340592	0.0310
MA(1)	-0.997478	0.052506	-18.99737	0.0000
SMA(12)	0.951588	0.098408	9.669774	0.0000
R-squared	0.743802	Mean dependent var	7.256654	
Adjusted R-squared	0.701102	S.D. dependent var	1.291887	
S.E. of regression	0.706295	Akaike info criterion	2.305397	
Sum squared resid	8.979335	Schwarz criterion	2.503768	
Log likelihood	-21.35937	Hannan-Quinn criter.	2.352127	
Durbin-Watson stat	1.575678			
Inverted AR Roots	1.01	.51		

LAMPIRAN 2

Analisis Model SARIMA dengan *Eviews*2. Model SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹² Dengan Konstanta (C)

Dependent Variable: LNDATA_SARIMA
 Method: Least Squares
 Date: 02/04/17 Time: 12:17
 Sample (adjusted): 2015M02 2016M12
 Included observations: 23 after adjustments
 Convergence achieved after 15 iterations
 MA Backcast: 2014M01 2015M01

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	7.694717	0.451559	17.04035	0.0000
AR(1)	0.282653	0.270590	1.044582	0.3093
MA(1)	0.506498	0.239233	2.117172	0.0477
SMA(12)	0.895872	0.099084	9.041530	0.0000
R-squared	0.800978	Mean dependent var		7.181211
Adjusted R-squared	0.769554	S.D. dependent var		1.313019
S.E. of regression	0.630312	Akaike info criterion		2.071567
Sum squared resid	7.548568	Schwarz criterion		2.269044
Log likelihood	-19.82302	Hannan-Quinn criter.		2.121232
F-statistic	25.48902	Durbin-Watson stat		1.867910
Prob(F-statistic)	0.000001			

Inverted AR Roots .28

Model SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹² Tanpa Konstanta (C)

Dependent Variable: LNDATA_SARIMA
 Method: Least Squares
 Date: 02/04/17 Time: 12:20
 Sample (adjusted): 2015M02 2016M12
 Included observations: 23 after adjustments
 Convergence achieved after 14 iterations
 MA Backcast: 2014M01 2015M01

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	1.022463	0.039834	25.66800	0.0000
MA(1)	0.131535	0.180696	0.727934	0.4751
SMA(12)	0.880543	0.100648	8.748718	0.0000
R-squared	0.672417	Mean dependent var		7.181211
Adjusted R-squared	0.639659	S.D. dependent var		1.313019
S.E. of regression	0.788184	Akaike info criterion		2.482938
Sum squared resid	12.42469	Schwarz criterion		2.631046
Log likelihood	-25.55379	Hannan-Quinn criter.		2.520187
Durbin-Watson stat	1.761080			

Inverted AR Roots 1.02

LAMPIRAN 2

Analisis Model SARIMA dengan *Eviews*3. Model SARIMA (0,0,1)(0,0,1)¹² Dengan Konstanta (C)

Dependent Variable: LNDATA_SARIMA
 Method: Least Squares
 Date: 02/04/17 Time: 12:24
 Sample: 2015M01 2016M12
 Included observations: 24
 Convergence achieved after 26 iterations
 MA Backcast: 2013M12 2014M12

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	7.195279	0.358336	20.07972	0.0000
MA(1)	0.653724	0.167423	3.904623	0.0008
SMA(12)	0.875777	0.131642	6.652711	0.0000
R-squared	0.740046	Mean dependent var		7.090771
Adjusted R-squared	0.715289	S.D. dependent var		1.358444
S.E. of regression	0.724843	Akaike info criterion		2.310746
Sum squared resid	11.03335	Schwarz criterion		2.458003
Log likelihood	-24.72895	Hannan-Quinn criter.		2.349813
F-statistic	29.89177	Durbin-Watson stat		1.537360
Prob(F-statistic)	0.000001			
Inverted MA Roots	.96+.26i	.96-.26i	.70-.70i	.70+.70i

Model SARIMA (0,0,1)(0,0,1)¹² Tanpa Konstanta (C)

Dependent Variable: LNDATA_SARIMA
 Method: Least Squares
 Date: 02/04/17 Time: 12:27
 Sample: 2015M01 2016M12
 Included observations: 24
 Convergence achieved after 17 iterations
 MA Backcast: 2013M12 2014M12

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(1)	0.900018	0.131994	6.818630	0.0000
SMA(12)	0.725485	0.190609	3.806150	0.0010
R-squared	-3.359835	Mean dependent var		7.090771
Adjusted R-squared	-3.558009	S.D. dependent var		1.358444
S.E. of regression	2.900209	Akaike info criterion		5.047098
Sum squared resid	185.0466	Schwarz criterion		5.145269
Log likelihood	-58.56517	Hannan-Quinn criter.		5.073143
Durbin-Watson stat	0.569964			
Inverted MA Roots	.94-.25i	.94+.25i	.69-.69i	.69-.69i

