



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

TUGAS AKHIR - KS 141501

**PERAMALAN PENJUALAN DALAM RANGKA
PERENCANAAN PRODUKSI PADA
PERUSAHAAN FURNITURE (STUDI KASUS
CV. BUDI LUHUR SIDOARJO)**

MUH. THOLIB
NRP 5211 100 0024

Dosen Pembimbing
Erma Suryani, S.T., M.T., Ph.D

JURUSAN SISTEM INFORMASI
Fakultas Teknologi Informasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2016



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

FINAL PROJECT - KS 141501

***FORECASTING SALES IN ORDER PLANNING
PRODUCTION COMPANY FURNITURE (CASE
STUDY CV. BUDI LUHUR SIDOARJO)***

MUH. THOLIB
NRP 5211 100 024

SUPERVISOR:
Erma Suryani, S.T., M.T., Ph.D

INFORMATION SYSTEM DEPARTMENT
Information Technology Faculty
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2016

LEMBAR PENGESAHAN

PERAMALAN PENJUALAN DALAM RANGKA PERENCANAAN PRODUKSI PADA PERUSAHAAN FURNITURE (STUDI KASUS CV. BUDI LUHUR SIDOARJO)

TUGAS AKHIR

Disusun Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
pada
Jurusan Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Informasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :



MUH. THOLIB
NRP 5211 100 024

Surabaya, Januari 2016

KETUA
JURUSAN SISTEM INFORMASI



Dr. Ir. Aris Trihanto, M.Kom
NIP 19650310 199102 1 001

LEMBAR PERSETUJUAN

PERAMALAN PENJUALAN DALAM RANGKA PERENCANAAN PRODUKSI PADA PERUSAHAAN FURNITURE (STUDI KASUS CV. BUDI LUHUR SIDOARJO)

TUGAS AKHIR

Disusun Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
pada
Jurusan Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Informasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

MUH. THOLIB
NRP 5211 100 024

Disetujui Tim Penguji : Tanggal Ujian : 13 Januari 2016
Periode Wisuda : 113

Erma Suryani, S.T., M.T., Ph.D


(Pembimbing I)

Wiwik Anggraeni, S. Si., M. Kom


(Penguji I)

Faisal Mahananto, S.Kom, M.Eng, Ph.D


(Penguji II)

**PERAMALAN PENJUALAN DALAM RANGKA
PERENCANAAN PRODUKSI PADA PERUSAHAAN
FURNITURE (STUDI KASUS CV. BUDI LUHUR
SIDOARJO)**

Nama Mahasiswa : MUH. THOLIB
NRP : 5211 100 024
Jurusan : Sistem Informasi FTIF-ITS
Dosen Pembimbing : Erma Suryani, S.T., M.T., Ph.D

Abstrak

Perkembangan industri furniture di Indonesia dalam kurun waktu 5 tahun terakhir terus mengalami peningkatan. Berdasarkan data Dinas Perindustrian, dari tahun 2010 sampai 2014 sektor industri mengalami peningkatan 5-10% setiap tahunnya. Karena kendala bahan baku pada tahun 2012, setiap perusahaan furniture berusaha menghasilkan produk yang berkualitas tinggi, baik dari segi model, kekuatan dan desainnya. Hal ini mengakibatkan persaingan antar perusahaan produk furniture. Mengantisipasi hal tersebut, setiap perusahaan melakukan peramalan penjualan untuk mengetahui perkembangan penjualan produknya.

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data penjualan Kursi dan Meja pada CV. Budi Luhur Sidoarjo. Data yang diperoleh adalah data penjualan pada tahun 2011 sampai 2014 dan selanjutnya data tersebut diolah dengan metode peramalan ARIMA dan dibandingkan dengan metode Winters. Tujuan dari penelitian ini adalah menetapkan kenaikan atau penurunan penjualan produk furniture Meja dan Kursi pada tahun 2016 serta pembuatan jadwal produksi berdasarkan hasil peramalan yang diperoleh..

Hasil peramalan dengan metode ARIMA, model yang sesuai untuk peramalan Kursi adalah ARIMA (2,1,1) dengan nilai

kesalahan MPE 0,194139% dan MAPE 21,4579%. Sedangkan untuk peramalan penjualan Meja dengan metode ARIMA, diperoleh model yang sesuai adalah model ARIMA (1,1,1) dengan nilai kesalahan MPE 0,4749% dan MAPE 15,2762%. Untuk peramalan dengan metode Winters, konstanta pemulusan yang sesuai untuk penjualan Kursi adalah $\alpha = 0,99$, $\beta = 0,01$, $\gamma = 0,99$ dengan nilai kesalahan MPE 0,132045% dan MAPE 27,2516%. Sedangkan untuk peramalan penjualan Meja dengan metode Winters, konstanta pemulusan yang sesuai adalah $\alpha = 0,99$, $\beta = 0,01$, $\gamma = 0,01$ dengan nilai kesalahan MPE 0,332453% dan MAPE 33,2453%.

Kata Kunci: Peramalan, Box-Jenkins (ARIMA), Winters, Master Production Schedule.

**FORECASTING SALES IN ORDER PLANNING
PRODUCTION COMPANY FURNITURE (CASE STUDY
CV. BUDI LUHUR SIDOARJO)**

Student Name : MUH. THOLIB
NRP : 5211 100 024
Department : Sistem Informasi FTIF-ITS
Supervisor : Erma Suryani, S.T., M.T., Ph. D

Abstract

Development of the furniture industry in Indonesia within the last 5 years is constantly increasing. Based on data from the Department of Industry, from 2010 to 2014 the industrial sector has increased 5-10% annually. Due to the constraints of raw materials in 2012, every furniture company trying to produce a high quality product, both in terms of the model, the strength and design. This resulted in competition between companies of furniture products. Anticipating this, every company doing sales forecasting to determine the development of product sales.

The data used in this study is the sales data Chairs and Tables at CV. Budi Luhur Sidoarjo. The data obtained are the data of sales in the year 2011 to 2014 and then the data is processed by the ARIMA forecasting method and compared with Winters method. The aim of this study is to establish the increase or decrease in sales of furniture products Tables and Chairs in 2016 and making production schedules based on forecasting results obtained.

Results of ARIMA forecasting method, an appropriate model for forecasting Seats is an ARIMA (2,1,1) with the value of the error MPE 0,194139% and MAPE 21.4579%. As for sales forecasting Table with ARIMA method, obtained the appropriate model is ARIMA (1,1,1) with the value of the error MPE 0.4749% and MAPE 15.2762%. For Winters forecasting method, a smoothing constant corresponding to the sale of

Seats is $\alpha = 0.99$, $\beta = 0.01$, $\gamma = 0.99$ with an error MPE 0.132045% and MAPE 27.2516%. As for sales forecasting Table with Winters method, an appropriate smoothing constant is $\alpha = 0.99$, $\beta = 0.01$, $\gamma = 0.01$ with an error value MPE 0.332453% and MAPE 33.2453%.

Keywords: Forecasting, Box-Jenkins (ARIMA), Winters, Master Production Schedule.

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan atas kehadiran Tuhan Yang Maha Esa atas segala berkat dan rahmat-Nya, sehingga penulis dapat mengerjakan Tugas Akhir serta dapat menyelesaikan tugas laporan Tugas Akhir yang berjudul:

PERAMALAN PENJUALAN DALAM RANGKA PERENCANAAN PRODUKSI PADA PERUSAHAAN FURNITURE (STUDI KASUS CV. BUDI LUHUR SIDOARJO)

yang merupakan salah satu syarat kelulusan pada Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Secara khusus penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sedalam-dalamnya kepada:

1. Allah S.W.T yang telah memberikan kesehatan dan kesempatan untuk bisa menyelesaikan tugas akhir ini.
2. Kedua orang tua penulis yang memberikan do'a dengan tulus dan selalu membimbing serta memberikan semangat dan motivasi sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini.
3. Kakak beserta keluarga besar yang selalu memberikan *support* demi terselesaikannya Tugas Akhir ini.
4. Ibu Erma Suryani, S.T., M.T., Ph.D selaku dosen pembimbing yang selalu memotivasi dan memberikan ilmu, serta tidak pernah bosan dalam memberikan kritik dan saran demi terselesaikannya Tugas Akhir ini.
5. Ibu Wiwik Anggraeni, S. Si., M. Kom dan Ibu Retno Aulia Vinarti, S. Kom., M. Kom selaku dosen penguji yang selalu memberikan arahan dan masukan untuk meningkatkan kualitas dari Tugas Akhir ini.
6. Ibu Renny Pradina selaku dosen wali yang selalu memberikan *support*, saran dan masukan selama penulis menempuh pendidikan S1.

7. Rekan-rekan mahasiswa Jurusan Sistem Informasi yang telah membantu penulis selama kuliah di Sistem Informasi.
8. Teman – teman lab DSS yang menjadi rekan seperjuangan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
9. Seluruh dosen pengajar beserta staf dan karyawan di Jurusan Sistem Informasi, FTIF ITS Surabaya yang telah memberikan ilmu dan bantuan kepada penulis selama ini.
10. Serta semua pihak yang telah membantu dalam pengerjaan Tugas Akhir ini yang belum mampu penulis sebutkan diatas.

Terima kasih atas segala bantuan, dukungan, serta doanya.Semoga Tuhan senantiasa memberkati dan membalas kebaikan-kebaikan yang telah diberikan kepada penulis.

Surabaya, Januari 2016

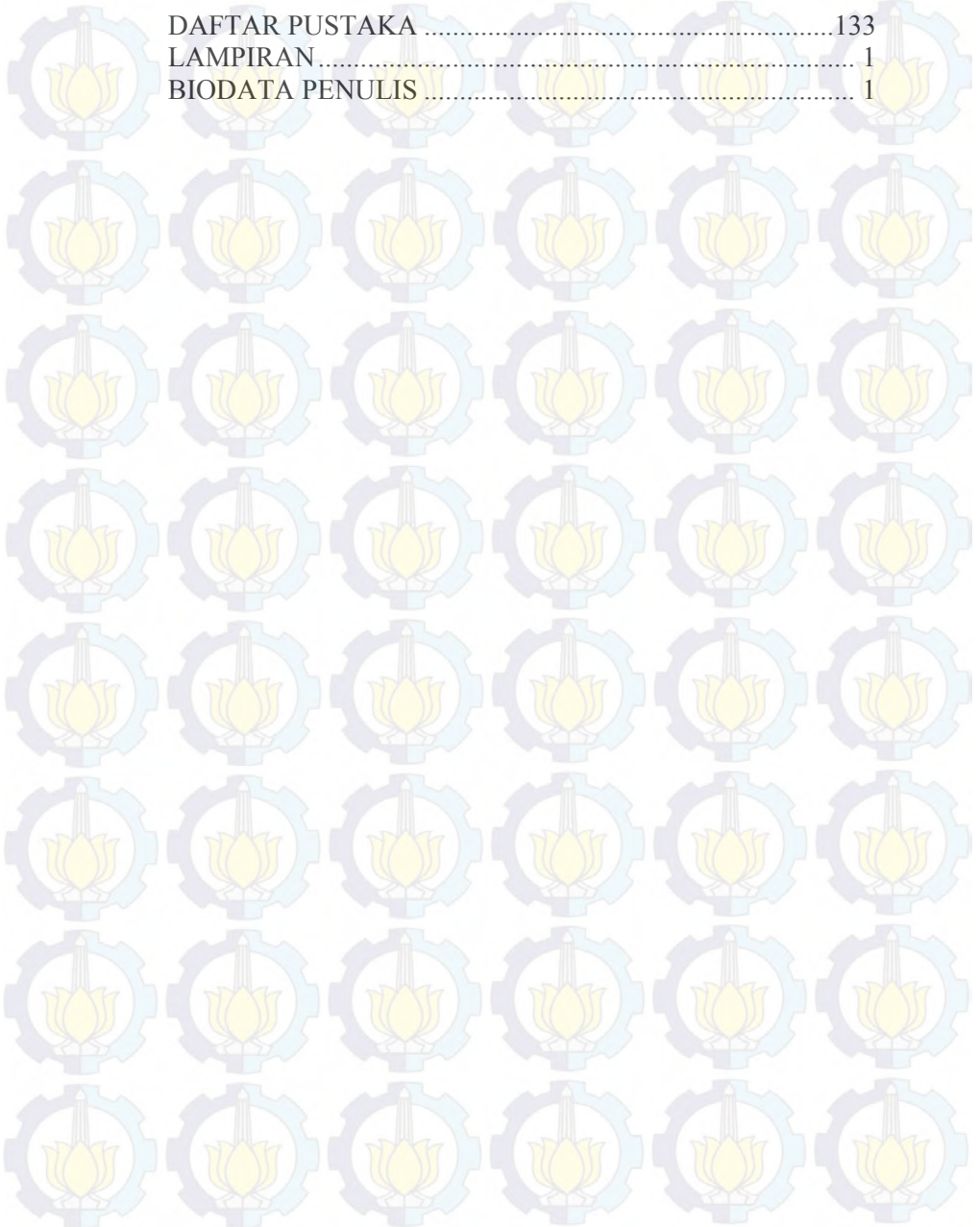
Penulis

DAFTAR ISI

Abstrak	i
Abstract	iii
KATA PENGANTAR	v
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Tugas Akhir	3
1.5 Manfaat Tugas Akhir	4
1.6 Relevansi	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Studi Sebelumnya	5
2.2 Dasar Teori	6
2.2.1 Peramalan	6
2.2.2 Deret Berkala (<i>Time Series</i>)	9
2.2.3 Metode ARIMA (<i>Box-Jenkins</i>)	15
2.2.4 Model ARIMA Musiman	34
2.2.5 Metode Pemulusan (<i>Smoothing</i>)	35
2.2.5 Metode Pemulusan Winters	36
2.2.6 Persamaan dan Perbedaan ARIMA dengan Winters	38
2.2.7 Pengujian Metode Peramalan	39
2.2.8 <i>Master Production Schedule (MPS)</i>	40
BAB III METODOLOGI	45
3.1 Tahapan Pelaksanaan Tugas Akhir	46
3.1.1 Studi Literatur	46
3.1.2 Pengumpulan Data	46
3.1.3 Analisa dan Penentuan Pola Data	46
3.1.4 Pemilihan Teknik Peramalan	46
3.1.5 Peramalan Tingkat Penjualan	47
3.1.6 Pengujian Peramalan	47

3.1.7 Analisis Hasil Peramalan	47
3.1.8 Pembuatan MPS.....	48
3.1.9 Implementasi MPS.....	48
3.1.10 Kesimpulan dan Saran	48
3.1.11 Penyusunan Laporan Tugas Akhir.....	48
BAB IV PERANCANGAN	49
4.1 Jenis Penelitian	49
4.2 Lokasi dan Waktu Penelitian	49
4.3 Variabel dan Definisi Operasional	49
4.4 Pengumpulan Data	50
4.5 Pengolahan Data	50
4.6 Tahapan Analisis Data	51
4.6.1 Eksplorasi Data	51
4.6.2 Tahapan Metode ARIMA	51
4.6.3 Tahapan Metode Winters.....	51
4.6.4 Membandingkan Nilai Kesalahan Peramalan.....	51
BAB V IMPLEMENTASI.....	53
5.1 Gambaran Jumlah Penjualan Furniture pada CV. Budi Luhur	53
5.2 Peramalan dengan Metode ARIMA.....	55
5.2.1 Peramalan Jumlah Penjualan Kursi	55
5.2.2 Peramalan Jumlah Penjualan Meja	84
5.3 Peramalan dengan Metode Winters	104
5.3.1 Peramalan Jumlah Penjualan Kursi	104
5.3.2 Peramalan Jumlah Penjualan Meja	112
5.4 Penyusunan <i>Master Production Schedule</i>	121
5.4.1 MPS Hasil Peramalan ARIMA.....	121
5.4.2 MPS Hasil Peramalan Winters	122
BAB VI HASIL PENELITIAN	125
6.1 Hasil Peramalan	125
6.1.1 Hasil Peramalan dengan Metode ARIMA.....	125
6.1.2 Hasil Peramalan dengan Metode Winters	125
6.2 Perbandingan Hasil Peramalan	125
6.3 Hasil Penyusunan MPS.....	129
BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN	131
7.1 Kesimpulan	131
7.2 Saran	131

DAFTAR PUSTAKA	133
LAMPIRAN.....	1
BIODATA PENULIS	1



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Diagram Klasifikasi Metode Peramalan.....	9
Gambar 2.2 Pola data Siklis	10
Gambar 2.3 Pola data musiman.....	11
Gambar 2.4 Pola data horizontal	11
Gambar 2.5 Pola dat trend.....	11
Gambar 2.6 Diagram metode ARIMA	19
Gambar 2.7 Contoh Bentuk <i>Dies Down</i>	26
Gambar 2.8 Contoh Bentuk <i>Cuts Off</i>	26
Gambar 3.1 Metodologi Penelitian	45
Gambar 5.1 Plot Kursi dan Meja.....	54
Gambar 5.2 Trend Analysis Plot untuk Kursi	55
Gambar 5.3 Box-Cox Plot untuk kursi.....	56
Gambar 5.4 Transformasi Box-Cox Plot untuk Kursi.....	57
Gambar 5.5 Transformasi Box-Cox Plot Kursi (T2).....	58
Gambar 5.6 Plot ACF Kursi (T2).....	58
Gambar 5.7 Plot PACF Kursi (T2).....	59
Gambar 5.8 Plot ACF Kursi (T2)(D1)	59
Gambar 5.9 Plot PACF Kursi (T2)(D1)	60
Gambar 5.10 Trend Analysis Plot Kursi (T2)(D1).....	61
Gambar 5.11 Plot Probabilitas Residual ARIMA (1,1,0).....	71
Gambar 5.12 Plot Probabilitas Residual ARIMA (2,1,0).....	72
Gambar 5.13 Plot Probabilitas Residual ARIMA (0,1,1).....	74
Gambar 5.14 Plot Probabilitas Residual ARIMA (1,1,1).....	76
Gambar 5.15 Plot Probabilitas Residual ARIMA (2,1,1).....	77
Gambar 5.16 Plot Data Asli Penjualan Kursi dan Hasil Peramalan.....	81
Gambar 5.17 Plot Data Hasil Peramalan.....	82
Gambar 5.18 Trend Analysis Plot Meja.....	84
Gambar 5.19 Box-Cox Plot of Meja	85
Gambar 5.20 Transformasi Box-Cox Plot Meja	86
Gambar 5.21 Transformasi Box-Cox Plot Meja (T2)	86
Gambar 5.22 Plot ACF Meja (T2)	87
Gambar 5.23 Plot PACF Meja (T2)	87
Gambar 5.24 Plot ACF Meja (T2)(D1).....	88
Gambar 5.25 Plot PACF Meja (T2)(D1).....	88

Gambar 5.26 Trend Analysis Plot Meja (T2)(D1)	89
Gambar 5.27 Plot Probabilitas Residual ARIMA (1,1,1).....	95
Gambar 5.28 Plot Probabilitas Residual ARIMA (0,1,1).....	96
Gambar 5.29 Plot Probabilitas Residual ARIMA (1,1,0).....	98
Gambar 5.30 Plot Data Asli Penjualan Meja dan Hasil Peramalan	102
Gambar 5.31 Plot Data Hasil Peramalan Meja.....	102
Gambar 5.32 Time Series Plot Kursi Data asli dan Hasil Peramalan (Winters).....	110
Gambar 5.33 Time Series Hasil Peramalan Kursi (Winters).....	110
Gambar 5.34 Time Series Plot Meja Data Asli dan Hasil Peramalan	119
Gambar 5.35 Time Series Plot Hasil Peramalan Meja.....	119
Gambar 6.1 Grafik Perbandingan Hasil Peramalan ARIMA dan Winters untuk Kursi	127
Gambar 6.2 Grafik Perbandingan Hasil Peramalan ARIMA dan Winters untuk Meja.....	128
Gambar A.1 Estimasi Parameter Model ARIMA (1,1,0) untuk Penjualan Kursi	17
Gambar A.2 Estimasi Parameter Model ARIMA (2,1,0) untuk Penjualan Kursi	18
Gambar A.3 Estimasi Parameter Model ARIMA (0,1,1) untuk Penjualan Kursi	19
Gambar A.4 Estimasi Parameter Model ARIMA (1,1,1) untuk Penjualan Kursi	20
Gambar A.5 Estimasi Parameter Model ARIMA (2,1,1) untuk Penjualan Kursi	21
Gambar A.6 Iterasi Peramalan dengan ARIMA (2,1,1).....	22
Gambar A.7 Hasil Peramalan Kursi dengan ARIMA (2,1,1)	23

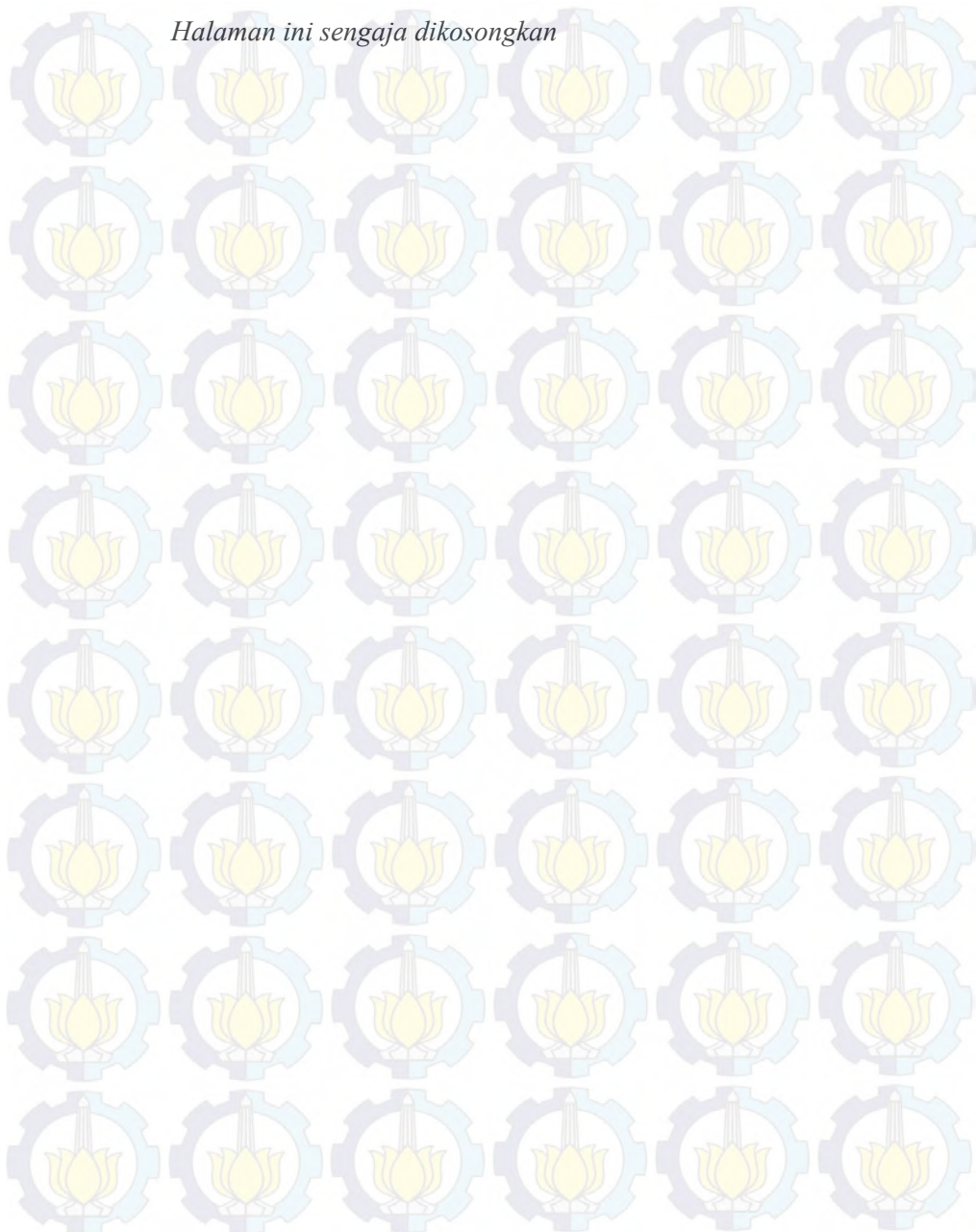
DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 nilai <i>lambda</i> dan transformasinya	21
Tabel 2.2 Beberapa Acuan Pola ACF dan PACF	24
Tabel 2.3 Kriteria MAPE	40
Tabel 2.4 Format MPS	43
Tabel 4.1 Variabel dan Definisi Operasional	50
Tabel 5.1 Data Penjualan	53
Tabel 5.2 Nilai ACF Kursi	62
Tabel 5.3 Nilai PACF Kursi	64
Tabel 5.4 Estimasi Parameter Model ARIMA (1,1,1)	65
Tabel 5.5 Estimasi Parameter Model ARIMA (2,1,0)	66
Tabel 5.6 Estimasi Parameter Model ARIMA (0,1,1)	67
Tabel 5.7 Estimasi Parameter Model ARIMA (1,1,1)	67
Tabel 5.8 Estimasi Parameter Model ARIMA (2,1,1)	68
Tabel 5.9 Final Estimates of Parameter ARIMA (1,1,0) without Constant.....	70
Tabel 5.10 Modified Box-Pierce (Ljung-Box) ARIMA (1,1,0)	70
Tabel 5.11 Final Estimates of Parameter ARIMA (2,1,0) without Constant	71
Tabel 5.12 Modified Box-Pierce (Ljung-Box) ARIMA (2,1,0)	72
Tabel 5.13 Final Estimates of Parameters ARIMA (0,1,1) without Constant	73
Tabel 5.14 Modified Box-Pierce (Ljung-Box) ARIMA (0,1,1)	73
Tabel 5.15 Final Estimates of Parameter ARIMA (1,1,1) without Constant	75
Tabel 5.16 Modified Box-Pierce (Ljung-Box) ARIMA (1,1,1)	75
Tabel 5.17 Final Estimates of Parameter ARIMA (2,1,1) without Constant	76
Tabel 5.18 Modified Box-Pierce (Ljung-Box) ARIMA (2,1,1)	77
Tabel 5.19 Rangkuman Hasil Pemeriksaan Diagnostik	78
Tabel 5.20 Perbandingan Nilai MSE setiap Model	79

Tabel 5.21 Hasil Peramalan Penjualan Kursi dengan Model ARIMA (2,1,1).....	79
Tabel 5.22 Evaluasi Hasil Peramalan Penjualan Kursi dengan Model ARIMA (2,1,1)	83
Tabel 5.23 Final Estimates of Parameter ARIMA (1,1,1).....	91
Tabel 5.24 Final Estimates of Parameter ARIMA (0,1,1).....	92
Tabel 5.25 Final Estimates of Parameter ARIMA (1,1,0).....	93
Tabel 5.26 Final Estimates of Parameter ARIMA (1,1,1) without Constant	94
Tabel 5.27 Modified Box-Pierce (Ljung-Box) ARIMA (1,1,1)	94
Tabel 5.28 Final Estimates of Parameter ARIMA (0,1,1) without Constant	95
Tabel 5.29 Modified Box-Pierce (Ljung-Box) ARIMA (0,1,1)	96
Tabel 5.30 Final Estimates of Parameter ARIMA (1,1,0) without Constant	97
Tabel 5.31 Modified Box-Pierce (Ljung-Box) ARIMA (1,1,0)	97
Tabel 5.32 Rangkuman Hasil Pemeriksaan Diagnostik	98
Tabel 5.33 Perbandingan Nilai MSE setiap Model.....	99
Tabel 5.34 Hasil Peramalan Penjualan Meja dengan ARIMA (1,1,1)	100
Tabel 5.35 evaluasi Hasil Peramalan Penjualan Meja dengan Model ARIMA (1,1,1)	103
Tabel 5.36 Perhitungan Nilai L, T, dan S.....	104
Tabel 5.37 Hasil Peramalan Data Asli	105
Tabel 5.38 Konstanta Pemulusan	107
Tabel 5.39 Nilai MPE dan MAPE.....	107
Tabel 5.40 Hasil Peramalan Kursi.....	108
Tabel 5.41 Pengujian Akurasi Hasil Peramalan Kursi	111
Tabel 5.42 Nilai Awal Parameter Level, Trend, Seasonal ...	112
Tabel 5.43 Hasil Peramalan Data Asli	113
Tabel 5.44 Konstanta Pemulusan	115
Tabel 5.45 Nilai MPE dan MAPE.....	116
Tabel 5.46 Hasil Peramalan Meja	117
Tabel 5.47 Pengujian Akurasi Hasil Peramalan Meja.....	120

Tabel 5.48 MPS Kursi dengan metode ARIMA	121
Tabel 5.49 MPS Meja dengan metode ARIMA	122
Tabel 5.50 MPS Kursi dengan metode Winters	123
Tabel 5.51 MPS Meja dengan metode Winters.....	123
Tabel 6.1 Perbandingan Hasil Peramalan Penjualan Kursi dan Meja pada tahun 2016 dengan metode ARIMA dan Winters	126
Tabel A.1 60 titik data historis	1
Tabel A.2 Hasil Transformasi Data Penjualan Kursi (ARIMA)	3
Tabel A.3 Hasil Differences Transformasi 2	5
Tabel A.4 Residual Hasil Model Sementara Penjualan Kursi..	7
Tabel A.5 Hasil Transformasi Penjualan Meja (ARIMA)	9
Tabel A.6 Hasil Differences Transformasi 2.....	11
Tabel A.7 Residual Hasil Model Sementara Penjualan Meja	14
Tabel A.8 Perhitungan Peramalan Data Asli Penjualan Kursi	23
Tabel A.9 Perhitungan Peramalan Data Asli Penjualan Meja	26

Halaman ini sengaja dikosongkan



BAB I

PENDAHULUAN

Pada bagian pendahuluan ini, akan dijelaskan mengenai sekilas keadaan perusahaan, masalah yang menyebabkan studi kasus ini diangkat menjadi tugas akhir, rumusan masalah dari tugas akhir ini, dan tujuan serta manfaat yang dapat diambil dari output tugas akhir ini. Penjelasan tentang hal-hal tersebut diharapkan dapat memberikan gambaran umum mengenai permasalahan sehingga pemecahan masalah itu sendiri akan dapat diambil dan dipahami dengan baik.

1.1 Latar Belakang Masalah

Pada era globalisasi, perkembangan zaman maju dengan pesat, salah satunya adalah bidang industri. Seiring dengan pertumbuhan perekonomian di Indonesia, kebutuhan akan perabotan rumah tangga (*furniture*) juga meningkat. Salah satu perabotan rumah tangga (*furniture*) yang paling banyak diminati adalah produk Meja dan Kursi.

CV. Budi Luhur merupakan salah satu produsen furniture di Sidoarjo. Sejak meningkatnya jumlah ekspor furniture pada tahun 2012, jumlah penjualan meja dan kursi mengalami peningkatan. Oleh karena itu, permasalahan tentang jumlah penjualan meja dan kursi menjadi hal yang penting bagi perusahaan karena dengan mengetahui prediksi jumlah penjualan meja dan kursi di masa yang akan datang perusahaan dapat mempersiapkan kebutuhan-kebutuhan untuk mengantisipasi kenaikan jumlah penjualan, seperti menyiapkan bahan baku, tenaga kerja (pegawai), dan peralatan pendukung lainnya.

Data jumlah penjualan merupakan data runtun waktu (*time series*) yang dikumpulkan setiap tahun untuk mengetahui peningkatan jumlah penjualan furniture di CV. Budi Luhur Sidoarjo. Sebagaimana diketahui, data *time series* adalah data

yang dikumpulkan, dicatat, atau diamati berdasarkan urutan waktu. Data *time series* tersebut dapat digunakan untuk membuat peramalan dan nantinya hasil peramalan dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam pengambilan kebijakan perusahaan.

Untuk menentukan metode peramalan pada *time series* perlu diketahui pola dari data tersebut sehingga peramalan dengan metode yang sesuai dengan pola data dapat dilakukan. Pola data dapat dibedakan menjadi empat jenis, yaitu musiman, siklis, *trend*, dan horizontal [1].

Berdasarkan data penjualan yang diperoleh, jumlah penjualan furniture di CV. Budi Luhur Sidoarjo menunjukkan pola *trend* sehingga metode yang digunakan untuk meramalkan jumlah penjualan di masa yang akan datang adalah ARIMA dan Winter's. Kedua metode tersebut digunakan ketika data menunjukkan adanya pola musiman maupun *trend*. Seperti diketahui bahwa tidak ada metode peramalan yang dapat dengan tepat meramalkan keadaan di masa yang akan datang. Oleh karena itu, setiap metode peramalan pasti menghasilkan kesalahan. *Mean Percentage Error (MPE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* merupakan alat ukur yang digunakan untuk menghitung kesalahan hasil peramalan. Peramalan dikatakan akurat jika nilai MPE dan MAPE kecil.

Hasil peramalan dalam tugas akhir ini akan dijadikan acuan dalam pembuatan *Master Production Schedule (MPS)*. Tujuan dari pembuatan MPS adalah untuk mengatur proses produksi furniture dan mengatur sumber daya yang dimiliki perusahaan sehingga mampu memenuhi kebutuhan furniture sesuai hasil peramalan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian di atas, rumusan masalah yang menjadi fokus utama dan perlu diperhatikan adalah:

1. Bagaimana menentukan metode peramalan yang sesuai untuk memproyeksikan penjualan *furniture* di CV. Budi Luhur Sidoarjo?
2. Bagaimana proyeksi penjualan *furniture* di CV. Budi Luhur Sidoarjo?
3. Bagaimana mengembangkan *Master Production Schedule* (MPS) berdasarkan hasil peramalan penjualan untuk memproduksi *furniture* di CV. Budi Luhur Sidoarjo?

1.3 Batasan Masalah

Dari permasalahan yang telah diuraikan diatas, batasan masalah dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Fokus penelitian tugas akhir ini adalah peramalan penjualan dan perencanaan produksi *furniture* pada CV. Budi Luhur Sidoarjo.
2. Proses penelitian atau peramalan mengacu pada metode kuantitatif yang berfokus pada deret berkala/time series.
3. Pengembangan *Master Production Schedule* (MPS) berdasarkan hasil proyeksi penjualan *furniture* untuk satu tahun ke depan.

1.4 Tujuan Tugas Akhir

Berdasarkan rumusan masalah diatas maka tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah:

1. Menentukan metode peramalan yang sesuai untuk memproyeksikan penjualan *furniture* di CV. Budi Luhur.
2. Mengetahui proyeksi penjualan *furniture* di CV. Budi Luhur untuk satu tahun ke depan.
3. Mengembangkan *Master Production Schedule* (MPS) di CV. Budi Luhur berdasarkan hasil proyeksi peramalan.

1.5 Manfaat Tugas Akhir

Tugas akhir ini diharapkan dapat memberikan manfaat antara lain:

Bagi akademis:

1. Memberikan pengetahuan dalam melakukan peramalan penjualan dengan metode kuantitatif deret berkala/*time series* dan perencanaan produksi menggunakan *Master Production Schedule* (MPS).
2. Menambah referensi penelitian dalam bidang peramalan penjualan dan perencanaan produksi sehingga dapat digunakan sebagai bahan penelitian selanjutnya.

Bagi perusahaan:

1. Hasil penelitian/peramalan dapat digunakan sebagai acuan dalam memproduksi *furniture* untuk satu tahun ke depan.
2. Hasil penelitian/peramalan dapat digunakan untuk melihat kenaikan dan penurunan yang mungkin terjadi dalam penjualan *furniture* selama satu tahun ke depan.

1.6 Relevansi

Penelitian tugas akhir ini memiliki keterkaitan terhadap perkembangan penelitian yang dilakukan laboratorium Sistem Pengambilan Keputusan, yaitu *Box-Jenkins* (ARIMA) dan *Winter's* (*Exponential Smoothing*). Selain itu beberapa mata kuliah terkait pada penelitian ini adalah Sistem Pendukung Keputusan, Teknik Peramalan, Manajemen Rantai Pasok, dan Tata Tulis Ilmiah.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan pustaka merupakan penjelasan mengenai teori-teori terkait bersumber dari buku, jurnal, artikel, ataupun tugas akhir terdahulu yang berfungsi sebagai dasar dalam melakukan pengerjaan tugas akhir agar dapat memahami konsep atau teori penyelesaian permasalahan yang ada. Pada bab ini akan dibahas mengenai studi sebelumnya yang menggunakan metode yang sama dengan tugas akhir ini dan teori - teori yang berkaitan dengan permasalahan tugas akhir.

2.1 Studi Sebelumnya

Pada pengerjaan tugas akhir ini ada beberapa penelitian sebelumnya yang dijadikan acuan. Penelitian tersebut antara lain:

1. Paper: “*Perbandingan Metode ARIMA (Box-Jenkins) dan Metode Winters Dalam Peramalan Jumlah Kasus Demam Berdarah Dengue*” oleh Metta Octora pada tahun 2010.
2. Paper: “*Peramalan Jumlah Penumpang Pada PT. Angkasa Pura I (Persero) Kator Cabang Bandar Udara Internasional Adisutjipto Yogyakarta dengan Metode Winter’s Exponential Smoothing dan Seasonal ARIMA*” oleh Astin Nurhayati M pada tahun 2010.

Pada penelitian pertama membahas mengenai perbandingan metode peramalan yang diterapkan dalam kasus demam berdarah. Data yang digunakan adalah data yang didapatkan dengan cara mencatat jumlah pasien yang terdiagnosis demam berdarah dengue yang tercatat setiap bulannya di Dinas Kesehatan Kota Surabaya. Pada penelitian ini dilakukan pemodelan matematis terbaik dalam masing-masing metode peramalan dan menghitung tingkat kesalahan peramalan. Hasil dari penelitian ini adalah mendapatkan metode peramalan terbaik yang sesuai untuk kasus demam berdarah dengue.

Pada penelitian kedua membahas mengenai peramalan jumlah penumpang pesawat di Bandar Udara Adisutjipto Yogyakarta. Data yang digunakan adalah data yang diambil secara langsung di PT. Angkasa Pura I Cabang Bandar Udara Adisutjipto. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini adalah model peramalan dan perbandingan hasil peramalan dengan metode ARIMA dan *Winter's* untuk jumlah keberangkatan dan kedatangan penumpang baik domestik maupun non-domestik.

2.2 Dasar Teori

2.2.1 Peramalan

Dalam kehidupan sehari-hari, seringkali antara kesadaran akan terjadinya suatu peristiwa di masa depan dan kejadian nyata peristiwa itu, dipisahkan oleh waktu yang cukup lama. Beda waktu inilah yang merupakan alasan utama dibutuhkannya suatu perencanaan dan peramalan. Peramalan merupakan suatu proses yang bertujuan menduga suatu kejadian yang akan datang dan merupakan alat bantu yang penting dalam perencanaan yang efektif dan efisien [2].

Peramalan adalah seni dan ilmu memprediksi peristiwa-peristiwa masa depan [3]. Sedangkan Nasution mengemukakan bahwa peramalan adalah suatu proses untuk memperkirakan berapa kebutuhan di masa depan yang meliputi kebutuhan dalam ukuran kuantitas, kualitas, waktu, dan lokasi yang dibutuhkan dalam rangka memenuhi permintaan barang ataupun jasa [4]. Berdasarkan kedua pendapat tersebut, dapat disimpulkan bahwa peramalan merupakan suatu teknik untuk memprediksi keadaan dimasa depan berdasarkan pengujian kondisi pada masa sebelumnya.

Secara umum, peramalan dapat diklasifikasikan menjadi dua yaitu peramalan yang bersifat subjektif dan peramalan yang bersifat objektif. Peramalan yang bersifat subjektif adalah peramalan yang lebih menekankan pada keputusan yang diperoleh dari hasil diskusi, pendapat pribadi seseorang dan

intuisi yang meskipun kelihatannya kurang ilmiah tetapi dapat memberikan hasil yang baik. Sedangkan peramalan yang bersifat objektif adalah peramalan yang dilakukan dengan mengikuti aturan-aturan matematis dan statistik dalam menunjukkan hubungan antara permintaan dengan satu atau lebih variabel yang mempengaruhinya.

Berdasarkan periode atau jangka waktu ramalan yang telah disusun, Render dan Heizer mengklasifikasikan peramalan menjadi 3 macam [3], yaitu:

1. Jangka Pendek (*Short Term*)
Peramalan jangka pendek yaitu peramalan yang memiliki rentang waktu kurang dari tiga bulan. Karena peramalannya sangat singkat, maka data historis terdahulu masih relevan untuk meramalkan keadaan dimasa depan. Peramalan jangka pendek umumnya digunakan untuk merencanakan pembelian, penjadwalan kerja, jumlah tenaga kerja, dan tingkat produksi.
2. Jangka Menengah (*Medium Term*)
Peramalan jangka menengah yaitu peramalan yang memiliki rentang waktu tiga bulan sampai tiga tahun. Kegiatan peramalan dalam jangka menengah masih menggunakan metode kuantitatif dan kualitatif karena data historis masa lalu dianggap masih cukup relevan. Peramalan ini sangat bermanfaat dalam perencanaan penjualan, perencanaan dan penganggaran produksi, dan menganalisis berbagai rencana operasi.
3. Jangka Panjang (*Long Term*)
Peramalan jangka panjang yaitu peramalan yang memiliki rentang waktu lebih dari tiga tahun. Peramalan jangka panjang pada umumnya dilakukan berdasarkan intuisi dan pengalaman seseorang tapi ada sebagian perusahaan yang tetap menggunakan data historis. Peramalan jangka panjang umumnya digunakan untuk merencanakan produk baru,

pengeluaran modal, ekspansi, dan penelitian serta pengembangan

A. Faktor yang Mempengaruhi Peramalan

Ketepatan dalam peramalan kejadian dimasa depan sangat dipengaruhi oleh beberapa faktor yang saling berinteraksi tapi berada di luar kendali orang yang meramal. Salah satu dari faktor-faktor tersebut adalah faktor lingkungan. Menurut Yamit [5], faktor-faktor lingkungan yang mempengaruhi peramalan yaitu:

1. Kondisi umum ekonomi
2. Tindakan pemerintah
3. Gaya dan mode
4. Reaksi dan tindakan pesaing
5. Kecenderungan pasar
6. Siklus hidup produk
7. Perubahan permintaan konsumen

B. Metode Peramalan

Menurut Firdaus [6], metode peramalan dibagi menjadi dua yaitu:

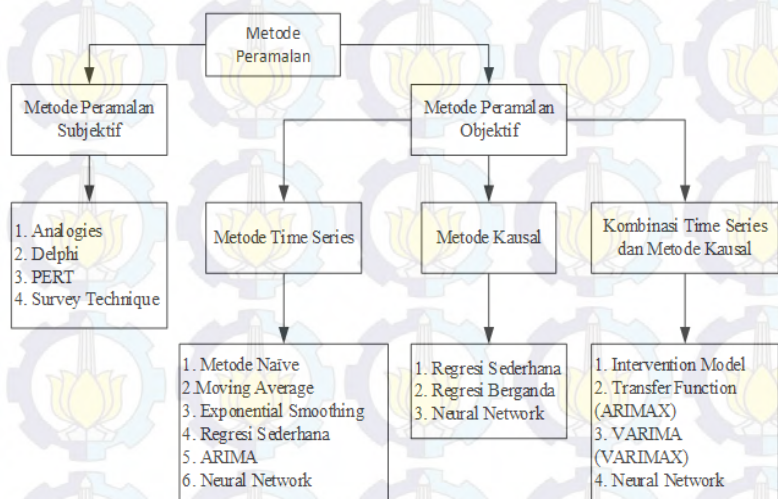
1. Metode Kualitatif

Peramalan dengan menggunakan metode kualitatif melibatkan pengalaman, judgements maupun opini sekelompok orang yang ahli dibidangnya (pakar) dalam menjalankan prosedurnya. Metode kualitatif cocok digunakan untuk peramalan jangka panjang yang lebih dari 5 tahun karena dalam metode ini menggunakan teknik *sales-force composite* (agregasi ramalan dari setiap individu dalam suatu organisasi) dan teknik Delphi (untuk mengupulkan individu dalam suatu organisasi).

2. Metode Kuantitatif

Peramalan dengan menggunakan metode kuantitatif melibatkan analisis statistik terhadap data-data yang lalu. Metode ini dibagi menjadi dua golongan yaitu model deret berkala (*time series*) dan metode kausal. Model deret berkala (*time series*) memiliki fokus utama pada observasi terhadap urutan pola data secara kronologis suatu perubahan tertentu, sebagai contoh teknik naif, perataan, pemulusan, dekomposisi, trend, ARIMA-SARIMA, dan ARCH-GARCH.

Sedangkan menurut Makridakis [2], metode peramalan diklasifikasikan sebagai berikut:



Gambar 2.1 Diagram Klasifikasi Metode Peramalan

2.2.2 Deret Berkala (*Time Series*)

Deret berkala atau sering disebut *time series* adalah serangkaian data yang dikumpulkan, direkam, atau diamati terhadap suatu peristiwa, kejadian, gejala atau perubahan yang diambil dari

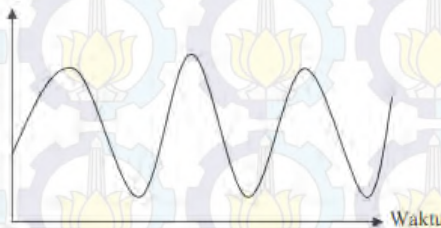
waktu ke waktu. Deret berkala digunakan untuk memperoleh gambaran dari keadaan atau sifat variable di waktu yang lalu untuk peramalan dari nilai variabel itu pada periode yang akan datang.

A. Pola Data Time Series

Pola data yang sering digunakan dalam *time series* mengacu pada data yang sudah dikumpulkan, direkam, atau diamati terhadap suatu kejadian, peristiwa, perubahan ataupun gejala yang diambil dari waktu ke waktu. Menurut Hanke & Wichern [1], pola data pada deret berkala atau *time series* dibedakan menjadi beberapa pola seperti berikut:

1. Siklis (*Cycle*)

Penjualan produk dapat memiliki siklus yang berulang secara periodik. Banyak produk yang dipengaruhi pola pergerakan aktivitas ekonomi yang terkadang memiliki kecenderungan *periodic*. Pola data ini terjadi bila data memiliki kecenderungan untuk naik atau turun terus-menerus.



Gambar 2.2 Pola data Siklis

2. Musiman (*Seasonal*)

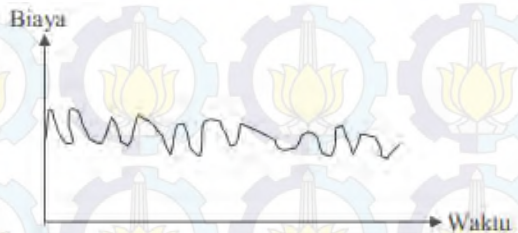
Pola data musiman merupakan gerakan yang berulang-ulang secara teratur selama kurang lebih satu tahun. Pola data ini terjadi bila nilai data sangat dipengaruhi oleh musim.



Gambar 2.3 Pola data musiman

3. Horizontal

Pola data horizontal adalah suatu gerakan data yang berfluktuasi disekitar nilai konstan atau rata-rata yang membentuk garis horizontal. Data ini juga biasa disebut data stasioner.



Gambar 2.4 Pola data horizontal

4. Trend

Pola gerakan ini adalah jika suatu data bergerak pada jangka waktu tertentu dan cenderung menuju ke satu arah baik itu naik ataupun turun.



Gambar 2.5 Pola dat trend

Menurut Cryer [7] pola rangkaian dasar dari metode time series adalah sebagai berikut:

1. Siklus

Pola siklus adalah suatu seri perubahan naik atau turun, sehingga pola siklus ini berubah dan bervariasi dari satu siklus ke siklus lainnya. Pola siklus dan pola tak beraturan didapatkan dengan menghilangkan pola kecenderungan dan pola musiman jika data yang digunakan berbentuk mingguan, bulanan, atau kuartalan. Jika data yang digunakan adalah data tahunan maka yang harus dihilangkan adalah pola kecenderungan saja.

2. Musiman

Pola musiman menunjukkan suatu gerakan yang berulang dari satu periode ke periode berikutnya secara teratur. Pola musiman ini dapat ditunjukkan oleh data-data yang dikelompokkan secara mingguan, bulanan, atau kuartalan, tetapi untuk data yang berbentuk data tahunan tidak terdapat pola musimannya. Pola musiman ini harus dihitung setiap minggu, bulan, atau kuartalan tergantung pada data yang digunakan untuk setiap tahunnya, dan pola musiman ini dinyatakan dalam bentuk angka. Teknik yang digunakan untuk menentukan nilai pola musiman adalah metode rata-rata bergerak, pemulusan eksponensial dari Winter, dan dekomposisi klasik.

3. Variasi Acak

Pola yang acak yang tidak teratur, sehingga tidak dapat digambarkan. Pola acak ini disebabkan oleh peristiwa tak terduga seperti perang, bencana alam, kerusuhan, dan lain-lain. Karena bentuknya tak beraturan atau tidak selalu terjadi dan tidak bisa diramalkan maka pola variasi acak ini dalam analisisnya diwakili dengan indeks 100% atau sama dengan 1.

4. Tren

Tren atau kecenderungan komponen jangka panjang mempunyai kecenderungan tertentu dalam pola data, baik yang arahnya meningkat ataupun menurun dari waktu ke waktu, sehingga pola kecenderungan dalam jangka panjang jarang sekali menunjukkan suatu pola yang konstan. Teknik yang sering digunakan untuk mendapatkan *trend* suatu data deret waktu adalah rata-rata bergerak linier, pemulusan eksponensial, model Gompertz, dimana teknik-teknik tersebut hanya menggunakan data masa lalu untuk mendapatkan pola kecenderungannya dan tidak memperhitungkan faktor-faktor lain yang mempengaruhi permintaan produk.

Jadi untuk mendapatkan suatu hasil peramalan menggunakan metode time series adalah dengan penggabungan pola tersebut, yang dirumuskan sebagai berikut [8]:

$$y = T.S.C.R$$

dengan:

y = fungsi yang terdiri atas komponen *trend*, *seasonal*, siklus, dan *random*

T = Pola Trend

S = Pola Seasonal

C = Pola Siklis

R = Pola Random

Terdapat suatu pengecualian dalam analisis deret waktu pada kelompok data masa lalu yang dikumpulkan. Apabila data yang digunakan berupa data tahunan yang tidak mengandung unsur mingguan, bulanan, atau kuartalan maka pada data tahunan tersebut tidak terdapat pola musiman, sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$y = T.C.R$$

dimana:

y = fungsi yang terdiri atas komponen *trend*, siklus, dan *random*

T = Pola Trend
C = Pola Siklis
R = Pola Random

B. Istilah dalam *Time Series*

Dalam penggunaannya, ada beberapa istilah yang digunakan dalam *time series*, yaitu:

1. **Stasioneritas**
Asumsi yang sangat penting dalam *time series* adalah stasioneritas deret pengamatan. Suatu deret pengamatan dikatakan stasioner apabila proses tidak berubah seiring dengan perubahan waktu. Maksudnya adalah rata-rata deret pengamatan di sepanjang waktu selalu konstan.
2. ***Autocorelation Function (ACF)***
Autokorelasi adalah korelasi antar deret pengamatan suatu deret waktu, sedangkan ACF adalah plot autokorelasi-autokorelasi.
3. ***Partial Autocorelation Function (PACF)***
PACF digunakan untuk mengukur hubungan keeratan antar pengamatan suatu deret waktu.
4. ***Cross Correlation***
Cross correlation digunakan untuk menganalisis *time series* multivariate sehingga ada lebih dari 2 *time series* yang akan dianalisis. *Cross correlation* mengukur pula korelasi antar *time series* tetapi korelasi yang diukur adalah korelasi 2 *time series*.
5. **Proses *White Noise***
Proses *white noise* merupakan proses stasioner. Proses *white noise* didefinisikan sebagai deret variabel acak yang independen, identic, dan terdistribusi.
6. **Analisis *Trend***

Analisis *trend* digunakan untuk menaksir model *trend* suatu data *time series*. Ada beberapa model analisis *trend*, antara lain model linier, kuadratik, eksponensial, dan pertumbuhan atau penurunan serta model kurva S.

2.2.3 Metode ARIMA (*Box-Jenkins*)

A. Definisi

Metode ARIMA atau *autoregressive integrated moving average* adalah metode yang tepat digunakan untuk menyelesaikan peramalan *time series* yang mempunyai variasi pola data dan situasi peramalan yang sulit. Menurut Mulyono [8], metode *Box-Jenkins* merupakan suatu prosedur interatif memilih model terbaik untuk *series* yang stasioner dari suatu kelompok model *time series linier*. Metode peramalan *Box-Jenkins* (ARIMA) ini sangat baik digunakan dalam peramalan jangka pendek dan menengah.

Model ARIMA dapat menganalisis data secara univariat yang mengandung pola musiman maupun *trend*. Metode ini hanya menganalisis data yang stasioner, sehingga data yang tidak stasioner harus distasionerkan terlebih dahulu dengan transformasi atau pembedaan.

Pada model ARIMA diperlukan penetapan karakteristik data deret berkala seperti stasioner, musiman dan sebagainya, yang memerlukan suatu pendekatan sistematis dan akhirnya akan menolong untuk mendapatkan gambaran yang jelas mengenai model-model dasar yang akan ditangani. Hal utama yang mencirikan dari model ARIMA dalam rangkaian analisis data *time series* dibandingkan metode pemulusan adalah perlunya pemeriksaan keacakan data dengan melihat koefisien autokorelasi. Model ARIMA juga bisa digunakan untuk mengatasi masalah sifat keacakan, trend, musiman, bahkan sifat siklis data *time series* yang dianalisis [9].

B. Klasifikasi Model ARIMA

Menurut Makridakis [2], metode ARIMA (Box-Jenkins) dibagi kedalam tiga kelompok model *time series* linier, yaitu model *Autoregressive* (AR), model *Moving Average* (MA), dan model campuran yang memiliki karakteristik kedua model.

1. *Autoregressive Model* (AR)

Suatu persamaan linier dikatakan sebagai *Autoregressive Model* (AR) jika model tersebut menunjukkan X_t sebagai fungsi linier dari sejumlah X_t aktual kurun waktu sebelumnya bersama dengan kesalahan sekarang. Bentuk umum *Autoregressive Model* (AR) dengan ordo p (AR(p)) atau model ARIMA ($p,0,0$) dinyatakan sebagai berikut:

$$X_t = \mu' + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + e_t$$

dimana:

- X_t = data *time series* pada waktu ke- t
- X_{t-p} = data *time series* pada kurun waktu ke ($t-p$)
- μ' = nilai konstanta
- ϕ_p = parameter *autoregressive* ke- p
- e_t = nilai kesalahan pada saat t

2. *Moving Average Model* (MA)

Berbeda dengan *Autoregressive Model* (AR), dimana X_t sebagai fungsi linier dari sejumlah X_t actual kurun waktu sebelumnya, maka *Moving Average Model* (MA) menunjukkan nilai X_t berdasarkan kombinasi kesalahan linier masa lalu (*lag*). Bentuk umum model *Moving Average* ordo q (MA(q)) atau ARIMA (0,0, q) dinyatakan sebagai berikut:

$$X_t = \mu' + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q}$$

dimana:

- X_t = data *time series* pada waktu ke- t
- μ' = nilai konstanta
- e_{t-q} = nilai kesalahan pada saat $t-q$
- θ_1 sampai θ_q = parameter *moving average*

Berdasarkan persamaan *moving average* diatas, diketahui X_t merupakan rata-rata tertimbang kesalahan sebanyak q periode lalu yang digunakan untuk model *moving average*. Jika suatu model menggunakan dua kesalahan masa lalu, maka selanjutnya dinakan model *moving average* tingkat 2 atau MA (2).

3. Model Campuran

a. *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

Model umum untuk campuran proses AR (1) murni dan MA (1) murni, contohnya ARIMA (1,0,1) sebagai berikut:

$$X_t = \mu' + \phi_1 X_{t-1} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$$

Atau

$$(1 - \phi_1 B)X_t = \mu' + (1 - \theta_1 B)e_t$$

AR (1)

MA (1)

b. *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Sebuah model *time series* digunakan berdasarkan asumsi bahwa data *time series* yang digunakan harus stasioner yang artinya *means* dan *varians* dari data yang dimaksud konstan. Tetapi hal ini tidak banyak ditemui pada beberapa data *time series* yang ada, karena data *time series* yang ada mayoritas merupakan data yang tidak stasioner melainkan *integrated* [11].

Menurut Rais (2009), data yang *integrated* harus mengalami proses *random stasioner* (transformasi dan atau diferensiasi) yang seringkali tidak dapat dijelaskan dengan baik oleh *autoregressive model* saja atau *moving average model* sajadikarenakan proses tersebut mengandung keduanya. Campuran kedua model yang kemudian disebut *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) menjadi lebih efektif untuk menjelaskan proses tersebut.

Pada model campuran ini, *series stasioner* merupakan fungsi linier dari nilai lampau beserta nilai sekarang dan kesalahan lampauya. Bentuk umum model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) adalah sebagai berikut:

$$X_t = \mu' + \varphi_1 X_{t-1} + \dots + \varphi_p X_{t-p} + e_t + \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q}$$

dimana:

X_t = data *time series* pada waktu ke- t

X_{t-p} = data *time series* pada kurun waktu ke- $(t-p)$

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

$\varphi_1, \varphi_p, \theta_1, \theta_q$ adalah parameter-parameter model

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* secara umum dilambangkan dengan ARIMA (p,d,q) , dimana:

p adalah ordo atau derajat *autoregressive* (AR)

d adalah tingkat proses *differencing*

q adalah ordo atau derajat *moving average* (MA)

Apabila non stasioneritas ditambahkan pada campuran model ARMA, maka model umum ARIMA (p,d,q) terpenuhi. Contoh persamaan untuk kasus yang paling sederhana, ARIMA (1,1,1) adalah sebagai berikut:

$$(1 - B)(1 - \varphi_1 B)X_t = \mu' + (1 - \theta_1 B)e_t$$

C. Tahapan Prosedur

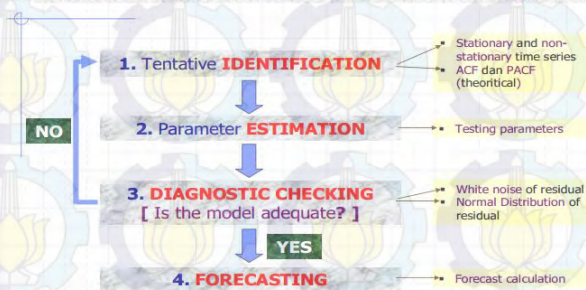
Tahapan prosedur model ARIMA (*Box-Jenkins*) meliputi:

1. Tahap Identifikasi

Tahap identifikasi dilakukan dengan pengidentifikasian model yang dianggap paling sesuai dengan melihat plot, ACF, dan PACF dari correlogram dengan menggunakan data lampau. Tahapan ini berguna untuk mengetahui apakah data *time series* sudah stasioner atau belum dan untuk mendapatkan dugaan sementara.

2. Tahap Estimasi Parameter
Estimasi parameter dilakukan dengan estimasi atau penaksiran terhadap parameter dalam model yang diidentifikasi tersebut. Setelah berhasil menetapkan identifikasi model sementara, selanjutnya parameter AR dan MA harus ditetapkan baik untuk musiman maupun tidak musiman.
3. Tahap Uji Diagnostik
Uji diagnostik dilakukan untuk menguji kesesuaian dari parameter yang didapat pada tahap sebelumnya. Setelah tahap penaksiran dari model ARIMA sementara dilakukan, selanjutnya dilakukan pengujian diagnostik untuk membuktikan bahwa model yang sudah dikembangkan cukup memadai.
4. Tahap Peramalan
Tahap peramalan dilakukan setelah model yang sesuai telah teridentifikasi. Apabila model memadai maka model tersebut dapat digunakan untuk melakukan peramalan. Sebaliknya, apabila model belum memadai maka harus ditetapkan model yang lain [10].

Flow Diagram of Box-Jenkins methodology



Gambar 2.6 Diagram metode ARIMA

D. Tahapan Pemodelan ARIMA

Dalam melakukan peramalan menggunakan metode ARIMA, ada beberapa tahap yang harus dilakukan, yaitu:

1. Uji Stasioneritas

Tahap pertama dalam mengaplikasikan metode ARIMA adalah uji stasioneritas, yakni mendeteksi data terlebih dahulu untuk menentukan apakah data sudah stasioner dalam *varians* dan *means* atau belum. Hal ini dikarenakan kebanyakan deret berkala bersifat non stasioner serta berbagai aspek AR dan MA dari model ARIMA hanya berkenaan dengan deret berkala yang stasioner [2].

Stasioner yaitu fluktuasi data *time series* berada disekitar suatu nilai rata-rata (*means*) dan *varians* yang tetap konstan sepanjang waktu [13]. Artinya, data harus horizontal sepanjang sumbu waktu. Dengan kata lain, fluktuasi data berada disekitar nilai rata-rata (*means*) yang konstan, tidak tergantung pada waktu, dan *varians* dari fluktuasi tersebut tetap konstan setiap waktu.

Metode ARIMA mengasumsikan bahwa data masukan (*input data*) harus stasioner. Menurut Gujarati (2004), untuk mengetahui stasioneritas data *time series* dapat dideteksi dengan mengamati plot data terhadap waktu. Nilai-nilai autokorelasi data stasioner akan turun sampai nol sesudah *time-lag* kedua atau ketiga, sedangkan untuk data yang tidak stasioner, nilai-nilai tersebut berbeda signifikan dari nol untuk beberapa periode waktu. Apabila disajikan dalam bentuk grafik, autokorelasi data yang tidak stasioner memperlihatkan suatu *trend* searah diagonal dari kanan ke kiri dengan meningkatnya jumlah *time-lag* (selisih waktu) [2].

Menurut Aritonang (2009), stasioneritas dalam *varians* dapat dideteksi dengan Transformasi *Box-Cox*.

Transformasi *Box-Cox* adalah suatu metode untuk menguji stasioneritas data dalam *varians* yang diperkenalkan oleh *Box* dan *Tiao Cox*. Transformasi *Box-Cox* sering disebut dengan Transformasi Kuasa dengan rumusan matematis sebagai berikut:

$$f(x, \lambda) = -\frac{n}{2} \ln \left[\sum_{i=1}^n \frac{(x_i(\lambda) - x'(\lambda))^2}{n} \right] + (\lambda - 1) \sum_{i=1}^n \ln(x_i)$$

dimana:

$$x_i(\lambda) = \begin{cases} \frac{x_i^\lambda - 1}{\lambda} & \lambda \neq 0 \\ \ln x_i & \lambda = 0 \end{cases}$$

dengan: λ = parameter *lambda*
 x_i = Nilai data

Jika nilai $\lambda = 1$, maka data dikatakan stasioner dalam *varians*. Namun, jika tidak maka harus dilakukan transformasi. Tetapi, tidak semua pola data yang diperiksa akan memberikan nilai $\lambda = 1$.

Untuk mengantisipasi hal tersebut, maka diberikan nilai λ beserta formula transformasinya yang dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 nilai *lambda* dan transformasinya

λ	Transformasi
-1	$1/x_i$
-0,5	$1/x_i^{1/2}$
0	$\ln x_i$
0,5	$x_i^{1/2}$
1	x_i

Sedangkan pemeriksaan stasioneritas data dalam *means* dilakukan dengan menganalisis grafik ACF dan PACF

dari data yang tersedia atau dengan metode *correlogram* [14]. *Correlogram* merupakan peta atau grafik dari nilai ACF dan PACF pada berbagai *lag*. Menurut Makridakis (1998), rumus koefisien autokorelasi secara matematis adalah sebagai berikut:

$$\gamma_k = \frac{\sum_{i=1}^{n-k} (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2}$$

dimana:

k = *lag* ke-sekian

r = nilai autokorelasi

n = jumlah data

Koefisien ini menunjukkan keeratan hubungan antara nilai variabel yang sama pada waktu yang berbeda. Autokorelasi parsial (PACF) digunakan untuk mengukur tingkat keeratan antara X_1 dan X_{1-k} , apabila pengaruh dari *lag* 1,2,3, ..., dan seterusnya sampai $k-1$ dianggap terpisah. Persamaan autokorelasi parsial adalah sebagai berikut:

$$\hat{\phi}_{11} = r_1$$

$$\hat{\phi}_{22} = \frac{(r_2 - r_1^2)}{(1 - r_1^2)}$$

$$\hat{\phi}_{kk} = \frac{(r_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} r_{k-j})}{(1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} r_j)}$$

dimana:

ϕ_{kk} = nilai autokorelasi parsial

k = 3, 4, 5,

j = 2, 3, 4, ..., $k-1$

Apabila hasil grafik analisis autokorelasi dan autokorelasi parsial menunjukkan bahwa data belum stasioner secara *means*, maka selanjutnya dilakukan proses *differencing* atau pembedaan [15]. Proses ini dilakukan dengan cara mengurangi nilai data pada suatu periode dengan nilai data pada periode sebelumnya atau menghitung perubahan (selisih) nilai observasi. Nilai selisih yang diperoleh dicek lagi apakah sudah stasioner atau tidak. Jika belum stasioner, maka dilakukan *differencing* lagi. Proses *differencing* secara matematis dirumuskan sebagai berikut:

$$Y_i = Y_i - Y_{i-1}$$

Menurut Aritonang (2009), nilai *differencing* tersebut akan menentukan nilai **I** (*integrated*) di dalam model ARIMA. Adapun hubungan proses *differencing* dengan nilai **I** adalah:

- a. *Differencing* dilakukan satu kali, maka nilai **I** adalah 1, sehingga menjadi **I** (1).
- b. *Differencing* dilakukan dua kali, maka nilai **I** adalah 2, sehingga menjadi **I** (2), dan seterusnya.

Akan tetapi, pada umumnya data yang tidak stasioner akan menjadi stasioner setelah dilakukan proses *differencing* sebanyak dua kali. Apabila data telah stasioner tanpa dilakukan *differencing* terlebih dahulu, maka nilai **I** adalah nol, sehingga model *Box-Jenkins* yang mungkin terbentuk adalah AR, MA, dan ARMA [16]. Sedangkan apabila data telah stasioner dalam *means*, maka dapat dilanjutkan kelangkah selanjutnya, yaitu pengidentifikasian model.

2. Identifikasi Model Sementara

Stelah data *time series* yang akan diolah atau dijadikan sebagai masukan (*input*) sudah stasioner, langkah berikutnya adalah penetapan model ARIMA (p,d,q) sementara (*tentative*) yang sesuai. Menurut Wei (2006), jika data tidak mengalami *differencing*, maka d bernilai nol. Jika data stasioner setelah *differencing* ke-1, maka d bernilai 1, dan seterusnya.

Dalam menetapkan p dan q dapat dibantu dengan mengamati pola *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dengan acuan pada Tabel 2.2 [17].

Tabel 2.2 Beberapa Acuan Pola ACF dan PACF

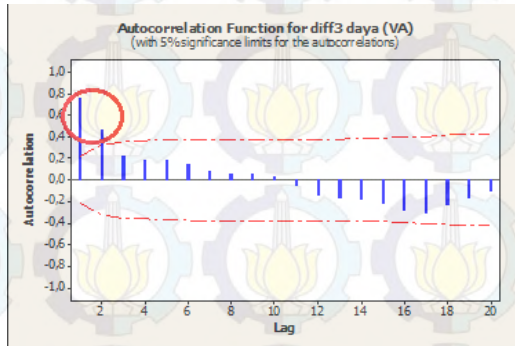
no	Kemungkinan Plot ACF dan PACF	Model <i>Tentative</i>
1	ACF nyata pada <i>lag</i> ke-1, 2, ..., q dan terpotong pada <i>lag</i> - q (<i>cuts off</i>)	MA (q)
	PACF menurun cepat membentuk pola eksponensial atau sinus (<i>dies down</i>)	
2	ACF <i>dies down</i>	AR (p)
	PACF nyata pada <i>lag</i> - p dan <i>cuts off</i> setelah <i>lag</i> ke- p	
3	ACF nyata pada <i>lag</i> - q dan <i>cuts off</i> setelah <i>lag</i> ke- q	MA (q) jika ACF <i>cuts off</i> lebih tajam, AR (p) jika PACF <i>cuts off</i> lebih tajam
	PACF nyata pada <i>lag</i> - p dan <i>cuts off</i> setelah <i>lag</i> ke- p	
4	Tidak ada autokorelasi yang nyata pada Plot ACF dan PACF	ARMA (0,0)
5	ACF <i>dies down</i>	ARMA (p,q)

	PACF <i>dies down</i>	
6	ACF nyata pada <i>lag</i> ke- S , $2S$, ..., QS dan <i>cuts off</i> setelah <i>lag</i> - QS	MA (Q)
	PACF <i>dies down</i>	
7	ACF <i>dies down</i>	AR (P)
	PACF nyata pada <i>lag</i> ke- S , $2S$, ..., PS dan <i>cuts off</i> setelah <i>lag</i> - PS	
8	ACF nyata pada <i>lag</i> ke- S , $2S$, ..., QS dan <i>cuts off</i> setelah <i>lag</i> ke- QS	MA (Q) jika ACF <i>cuts off</i> lebih tajam, AR (P) jika PACF <i>cuts off</i> lebih tajam
	PACF nyata pada <i>lag</i> ke- S , $2S$, ..., PS dan <i>cuts off</i> setelah <i>lag</i> ke- PS	
9	Tidak ada autokorelasi yang nyata pada level musiman dalam Plot ACF dan PACF	ARMA (0,0)
10	ACF <i>dies down</i> pada level musiman	ARMA (P,Q)
	PACF <i>dies down</i> pada level musiman	

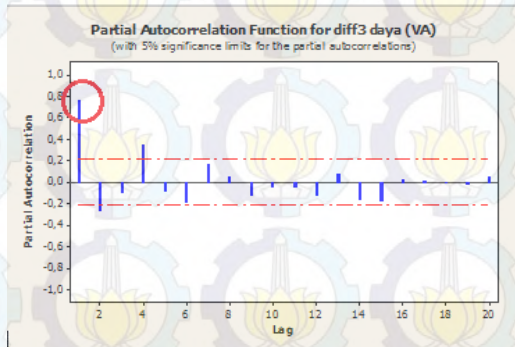
Menurut Wijaya (2002), kesalahan yang sering terjadi dalam penentuan p , q , P , dan Q bukan merupakan masalah besar dalam tahap ini, karena hal ini akan diketahui pada tahap pemeriksaan diagnosa selanjutnya.

Pada pemodelan data *time series* yang mengalami *differencing* pada *lag* ke-1 ($d=1$) dan menghasilkan pola ACF dan PACF yang sama sekali tidak ada *spike* (autokorelasi nyata) muncul pada *time-lag*, sehingga

tidak dapat ditentukan orde *autoregressive* maupun *moving average*-nya, maka disebut sebagai model *random walk* [15].



Gambar 2.7 Contoh Bentuk *Dies Down*



Gambar 2.8 Contoh Bentuk *Cuts Off*

3. Estimasi Parameter Model

Setelah berhasil menetapkan model sementara dari hasil identifikasi, yaitu menentukan nilai p , d , dan q , maka langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi parameter *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA) yang tercakup dalam model dengan cara yang terbaik [2].

Menurut Makridakis (1988), terdapat dua cara yang mendasar untuk mendapatkan berbagai parameter tersebut, yaitu:

- a. Dengan cara mencoba-coba (*trial and error*), menguji beberapa nilai yang berbeda dan memilih satu dari beberapa nilai tersebut (atau sekumpulan nilai apabila terdapat lebih dari satu parameter yang akan ditaksir) yang meminimumkan jumlah kuadrat nilai sisa (*sum of squared residuals*).
- b. Perbaikan secara iterative, memilih taksiran awal dan kemudian perhitungan dilakukan oleh *Box-Jenkins Computer Program* untuk memperhalus penaksiran tersebut secara iterative, seperti SPSS, EViews, dan Minitab. Model ini lebih disukai dan telah tersedia algoritma yang sangat kuat untuk melakukan hal tersebut [12].

4. Pemeriksaan Diagnostik

Setelah berhasil menaksir berbagai nilai parameter dari model ARIMA yang ditetapkan sementara, selanjutnya perlu dilakukan pemeriksaan diagnostik untuk membuktikan bahwa model tersebut sudah baik untuk digunakan. Menurut Wijaya (2002) dalam pemeriksaan terhadap model terdapat beberapa uji kesesuaian model yang bisa dilakukan, antara lain:

a. Uji Kenormalan Residual

Untuk menguji kenormalan residual, maka digunakan uji statistic *Kolmogorov-Smirnov* dengan hipotesis yang diuji adalah residual berdistribusi normal [16]. Menurut Aritonang (2009), tahapan dalam melakukan uji kenormalan residual adalah sebagai berikut:

1. Merumuskan Hipotesis

H_0 : Residual telah berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

2. Menentukan Taraf Signifikansi

3. Menentukan Statistik Uji

Statistik Uji: *Kolmogorov-Smirnov*

$D = KS = \text{maksimum } |F_0(X) - S_n(X)|$ dengan,
 $F_0(X)$: Suatu fungsi distribusi frekuensi kumulatif yang terjadi dibawah distribusi normal.

$S_n(X)$: Suatu fungsi distribusi frekuensi kumulatif yang diobservasi

4. Menentukan Kriteria Keputusan

Kriteria Keputusan: H_0 ditolak jika $p\text{-value} < \alpha$

5. Melakukan Perhitungan

6. Menarik Kesimpulan

Jika $D_{maks} > D_{tabel}$ dan nilai $p\text{-value}$ yang diperoleh $> 0,05$, maka H_0 diterima, sehingga dapat disimpulkan bahwa residual berdistribusi normal.

b. Uji *White Noise*

Menurut Djalal dan Usman (2006) dan Lembaga Penelitian & Pemberdayaan Masyarakat IPB (2006), jika residual bersifat *white noise*, maka model ARIMA dapat dikatakan baik dan sebaliknya. Salah satu cara untuk melihat *white noise* adalah melalui korelogram ACF dan PACF dari residual. Apabila ACF dan PACF tidak signifikan, maka residual bersifat *white noise*, artinya model yang digunakan sudah cocok.

Dalam uji *white noise*, suatu model dikatakan baik jika nilai *error* bersifat *random*, dimana proses menunjukkan tidak ada korelasi serial (*no autocorrelation*), dengan kata lain bahwa residual tidak mempunyai pola tertentu lagi atau bersifat acak ($\text{means} = 0$ dan $\text{varians} = \text{konstan}$).

Hipotesis:

H_0 : Residual telah *white noise*

H_1 : Residual tidak *white noise*

Untuk melihat kerandoman nilai *error*, maka dilakukan pengujian terhadap nilai koefisien autokorelasi dari *error* dengan menggunakan salah satu dari statistic berikut:

1. Uji *Q Box* dan *Pierce*

$$Q = n' \sum_{k=1}^m \gamma_k^2$$

dimana:

$n' = n - (d + SD)$ atau jumlah sampel

m = jumlah *lag*

γ_k = nilai koefisien autokorelasi untuk *time lag*

1,2,3,4,..., k

Jika nilai hitung Q hitung lebih kecil daripada χ^2 kritis dengan derajat kebebasan (db) = $(k-p-q-P-Q)$, maka model dianggap memadai, dengan kriteria pengujian sebagai berikut:

$Q \leq \chi^2$ atau $p\text{-value} > \alpha$, maka nilai *error* bersifat random (residual telah *white noise*).

$Q > \chi^2$ atau $p\text{-value} > \alpha$, maka nilai *error* tidak bersifat random (residual tidak *white noise*).

2. Uji *Ljung-Box*

$$LB = n'(n' + 2) \sum_{k=1}^m \frac{\gamma_k^2}{(n' - k)}$$

Jika model cukup tepat, maka statistic LB akan berdistribusi *Chi Kuadrat*. Jika nilai LB lebih besar dari nilai table *Chi Kuadrat* dengan derajat kebebasan $m-p-q$ dimana p dan q

masing-masing menunjukkan orde AR dan MA, model dianggap memadai. Sebaliknya, apabila nilai Q lebih kecil dari nilai table *Chi Kuadrat*, maka model belum dianggap memadai. Apabila hasil pengujian menunjukkan model belum memadai, analisis harus diulangi dengan model yang baru.

Menurut Aritonang (2009), tahapan dalam melakukan uji *Ljung-Box* adalah seperti berikut:

- a. Merumuskan Hipotesis

$H_0: p_1 = p_2 = \dots = p_k = 0$ (residual *independent*)

H_1 : Minimal ada satu $p_i \neq 0$, untuk $i = 1, 2, \dots, k$ (residual *dependent*)

- b. Menentukan Taraf Signifikansi

- c. Menentukan Statistik Uji

Statistik Uji: *Ljung-Box* dimana nilai statistik *Ljung Box* dapat diperoleh dengan menggunakan *Software Minitab* ketika menghitung estimasi parameter.

- d. Menentukan Kriteria Keputusan

Kriteria Keputusan: H_0 ditolak jika LB hitung $> \chi^2_{(a, K-p-q)}$, dengan p adalah jumlah parameter AR dan q adalah jumlah parameter MA atau $p\text{-value} < a$.

- e. Melakukan Perhitungan

- f. Menarik Kesimpulan

Kesimpulan diperoleh berdasarkan kriteria pengujian, yaitu jika H_0 ditolak, maka e_t merupakan suatu barisan yang *dependent*.

- c. Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi parameter model dilakukan untuk mengetahui layak tidaknya parameter tersebut digunakan dalam model dengan statistik uji t . t -

statistik digunakan untuk menguji apakah koefisien model secara individu berbeda dari nol. Apabila suatu variabel tidak signifikan secara individu, berarti variabel tersebut seharusnya dilepas dari spesifikasi model lain kemudian diduga dan diuji.

Menurut Aritonang (2009), jika terdapat banyak spesifikasi model yang lolos dalam uji diagnostik, yang terbaik dari model itu adalah model dengan koefisien lebih sedikit (prinsip parsimoni). Nilai *t-statistik* dapat diperoleh pada tahapan pengestimasi parameter dengan bantuan *software Minitab*.

Apabila hasil diagnosis menunjukkan bahwa hasil yang signifikan terjadi untuk koefisien AR atau MA, tetapi konstantanya tidak signifikan, model masih dapat digunakan dalam peramalan, karena parameter yang lebih penting adalah koefisien AR atau MA, bukan konstanta. Sebaliknya jika konstanta signifikan, tetapi koefisien AR atau MA tidak signifikan, maka model tidak dapat digunakan untuk peramalan. Kondisi tersebut dapat diatasi dengan meniadakan unsur konstanta atau tetap menggunakan model yang telah ada [16].

E. Peramalan dengan ARIMA

1. Penggunaan Model Terbaik untuk Peramalan

Menurut Damayanti [18], peramalan sendiri memiliki dua tipe, yakni *back cast* dan *fore cast*. Jika model terbaik telah ditetapkan, maka model siap digunakan untuk peramalan. Untuk data yang mengalami *differencing*, bentuk selisih harus dikembalikan pada bentuk awal dengan melakukan proses integral karena yang diperlukan adalah ramalan data asli [19].

Teknik peramalan dengan menggunakan ARIMA dapat memberikan *confidence interval*. Jika peramalan dilakukan jauh kedepan, maka *confidence interval* umumnya akan semakin melebar. Namun, tidak demikian untuk *confidence interval moving average* model murni. Selain itu, peramalan merupakan *never ending process* yang berarti jika data terbaru muncul, model perlu diduga dan diperiksa kembali [19].

Confidence Interval adalah rentang antara dua nilai dimana nilai suatu *Sample Mean* tepat berada di tengah-tengahnya. Dalam menghitung *confidence interval*, salah satu yang harus dilakukan adalah mengatur tingkat kepercayaan. Nilai tingkat kepercayaan yang paling sering digunakan adalah 95%. Untuk menghitung *confidence interval*, bisa dilakukan dengan rumus berikut [2]:

a. Jika $n \geq 30$

$$\text{Confidence Interval} = x \pm z_{\frac{\alpha}{2}} \left(\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right)$$

b. Jika $n < 30$

$$\text{Confidence Interval} = x \pm t_{\frac{\alpha}{2}} \left(\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right)$$

dimana:

n = Number of term

x = Sample Mean

σ = Standard Deviation

$z_{\frac{\alpha}{2}}$ = Value corresponding to $\frac{\alpha}{2}$ in z table

$t_{\frac{\alpha}{2}}$ = Value corresponding to $\frac{\alpha}{2}$ in t table

$$\alpha = 1 - \frac{\text{Confidence level}}{100}$$

2. Program Komputer yang Digunakan

Menurut Djalal dan Usman, melakukan peramalan dengan teknik peramalan manual akan menemui beberapa kendala, seperti cara perhitungan yang rumit, membutuhkan

ketelitian yang tinggi, serta waktu dan tenaga yang cukup besar terutama apabila data yang digunakan berjumlah besar. Kendala dalam pengolahan data ini dapat diatasi dengan menggunakan program computer.

Menurut Istiqomah [18], dalam melakukan peramalan kuantitatif, terdapat beberapa *software* komputer yang dapat digunakan untuk membantu dalam melakukan peramalan secara cepat dan akurat. *Software* tersebut antara lain Microsoft Excel, SPSS, EViews, Minitab, serta *software* ompatibel lainnya. Khusus untuk melakukan peramalan dengan metode analisis *time series* lebih tepat menggunakan *software* Minitab karena cukup lengkap untuk menyelesaikan permasalahan tersebut. *Software* Minitab sebagai media pengolahan data terutama proses peramalan menyediakan berbagai perintah yang memungkinkan untuk melakukan proses pemasukan data, pembuatan grafik, peringkasan numeric, analisis statistik, dan *forecasting* atau peramalan [18].

Hal ini juga sesuai dengan pernyataan Himpunan Profesi Gamma Sigma Beta Institut Pertanian Bogor (2014) bahwa penggunaan program statistic bergantung pada permasalahan yang sedang dianalisis. Misalnya untuk masalah ekonometri sebaiknya menggunakan EViews. Sedangkan untuk data *time series*, lebih mudah menggunakan Minitab. Namun, tidak menutup kemungkinan pula beberapa permasalahan dapat dianalisis dengan menggunakan lebih dari satu program.

F. Keunggulan dan Kekurangan

Metode ARIMA memiliki keunggulan dibandingkan metode peramalan lainnya, yaitu:

1. Metode disusun dengan logis dan secara statistik akurat.

2. Metode ini memasukkan banyak informasi dari data historis.
3. Metode ini menghasilkan kenaikan akurasi peramalan dan pada waktu yang sama menjaga parameter seminimal mungkin.
4. Metode dapat mengidentifikasi pola deret waktu.
5. Metode ini dapat membuat ramalan dimasa mendatang baik peramalan jangka pendek maupun jangka panjang.

Kelemahan metode ini antara lain:

1. Metode ini menggunakan pendekatan iterative yang mengidentifikasi kemungkinan model yang bermanfaat. Model terpilih kemudian dicek kembali dengan data historis apakah telah mendeskripsikan data tersebut secara tepat.
2. Model terbaik akan diperoleh apabila residual antara model peramalan dan data historis memiliki nilai yang kecil, distribusinya random, dan independen [11].

2.2.4 Model ARIMA Musiman

Musiman didefinisikan sebagai pola berulang-ulang dalam selang waktu yang tetap [2]. Suatu pola yang konsisten, maka koefisien autokorelasi, missal dengan *lag* 12 bulan akan mempunyai nilai positif yang tinggi yang memperlihatkan adanya pengaruh musiman. Apabila signifikasinya tidak berbeda dari nol, ini akan memperlihatkan bahwa bulan-bulan di dalam satu tahun adalah tidak berhubungan (random) dan tanpa pola yang konsisten dari satu tahun ke tahun berikutnya, maka data seperti ini bukan data musiman (*seasonal*).

Faktor musiman pada data yang stasioner dapat ditentukan dengan mengidentifikasi koefisien autokorelasi pada dua atau tiga *lag* yang berbeda nyata dari nol. Autokorelasi yang secara signifikan berbeda dari nol menyatakan adanya suatu pola dalam data. Untuk mengenali adanya faktor musiman, maka harus melihat pada autokorelasi yang tinggi. Secara umum

model *time series* musiman dinyatakan sebagai model ARIMA $(p,d,q) (P,D,Q)^S$ yang mempunyai bentuk umum:

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^S)(1-B)^d(1-B)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_q(B^S)a_t$$

dengan:

- p, d, q = orde AR, diff, MA non musiman
 P, D, Q = orde AR, diff, MA musiman

2.2.5 Metode Pemulusan (*Smoothing*)

Peramalan untuk data *time series*, selain berdasarkan model regresi *time series*, juga dapat dilakukan berdasarkan metode penghalusan eksponensial. Peramalan dengan metode penghalusan adalah peramalan berdasarkan proses pembobotan. Sehingga keberadaan autokorelasi diabaikan. Model peramalan yang menggunakan metode pemulusan adalah sebagai berikut:

1. Moving Average
2. Exponential Smoothing

Pada metode rata-rata bergerak (Moving Average) dapat digunakan untuk memuluskan data *time series* dengan berbagai metode perataan, diantaranya adalah:

- a. Single Moving Average
- b. Double Moving Average
- c. Weighted Moving Average

Untuk semua kasus pada metode Moving Average, tujuannya adalah memanfaatkan data masa lalu untuk mengembangkan sistem peramalan pada periode mendatang. Pada metode pemulusan eksponensial, pada dasarnya data masa lalu dimuluskan dengan cara pembobotan menurun secara eksponensial terhadap nilai pengamatan yang lebih tua. Atau nilai yang lebih baru diberikan bobot yang relative lebih besar dibandingkan dengan nilai pengamatan yang lebih lama. Beberapa jenis analisis data *time series* yang masuk pada kategori pemulusan eksponensial diantaranya [12]:

1. Pemulusan eksponensial tunggal
2. Pemulusan eksponensial tunggal (pendekatan adaptif)
3. Pemulusan eksponensial ganda (Metode Brown)
4. Pemulusan eksponensial ganda (Metode Holt)
5. Pemulusan eksponensial triple (Metode Winter)

Pada metode pemulusan eksponensial ini, sudah mempertimbangkan pengaruh acak, trend, dan musiman pada data masa lalu yang dimuluskan. Seperti halnya pada metode rata-rata bergerak, metode pemulusan eksponensial juga dapat digunakan untuk meramal data beberapa periode ke depan.

2.2.5 Metode Pemulusan Winters

A. Pengertian

Metode ini sering digunakan untuk proses peramalan dengan data yang dipengaruhi oleh trend dan musiman. Pola permintaan musiman dipengaruhi karakteristik data masa lalu, antara lain natal dan tahun baru, lebaran, awal tahun ajaran sekolah, dan sebagainya. Untuk menangani musiman dapat menggunakan metode *Winters* yang dipengaruhi oleh tipe musimnya. Terdapat dua kemungkinan dari pengaruh musiman. Pertama dapat bersifat *Addictive*, yaitu mengabaikan laju penjualan setiap minggu selama bulan tertentu. Kedua, pengaruh musiman bersifat *Multiplicative*, yaitu laju penjualan setiap minggu selama bulan tertentu meningkat dua kali lipat:

Pemulusan *Trend*

$$B_t = g (S_t - S_{t-1}) + (1-g) b_{t-1}$$

Pemulusan Musiman

$$I = b_t \times S_t + (1-b) t - L + m$$

Ramalan:

$$F_t + m = (S_t + b_t m) I_{t-L} + m$$

Dimana:

L = panjang musiman

b = komponen trend

I = faktor penyesuaian musiman

$Ft + m$ = ramalan untuk m periode de depan

Menurut Makridakis, Wheelwright dan McGee [2], jika indeks musiman yang dipergunakan untuk inisiasi nilai-nilai awal komponen musiman tidak tersedia maka nilai-nilai tersebut dapat ditaksir atau didekati dengan nilai-nilai berikut:

$$I_t = \frac{X_t}{\sum_{t=1}^L \frac{X_t}{L}}$$

$$b_{L+1} = \frac{(X_{L+1} - X_1) + (X_{L+2} - X_2) + (X_{L+3} - X_3)}{3.L}$$

dengan X_t adalah data actual ke- t dan L adalah panjang musiman.

B. Tujuan dan Tahapan Metode Winter

Metode Winters berguna untuk mengatasi masalah data dengan menggunakan pola komponen data trend dan musiman yang tidak dapat diatasi oleh metode *moving average* dan metode *exponential smoothing* [8]. Peramalan menggunakan metode pemulusan eksponensial Winter dilakukan dengan beberapa tahap, yaitu:

1. Identifikasi model
2. Menentukan nilai awal taksiran (parameter)
3. Menentukan konstanta-konstanta pemulusan
4. Menghitung nilai ramalan data asli
5. Peramalan periode mendatang.

C. Rumus Winter's

Metode Winters memakai tiga parameter yang secara umum dirumuskan sebagai berikut:

Rumus 1:

$$F_{t+1} = (L_t + T_t) S_{t+1}$$

$$F_{t+1} = (L_t + nT_t) S_{t+1}$$

Dimana:

F_{t+1} = t prakiraan periode 1

L_t = prakiraan tingkat pada periode t + 1

T_t = prakiraan trend pada periode t + 1

S_{t+1} = estimasi indeks musiman pada periode t + 1

Rumus 2:

$$F_t = a + b = a + b_t$$

Dimana:

F_t = Nilai ramalan pada periode ke t

a = intersep

b_t = slope dari garis kecenderungan (trend line)

t = indeks waktu (t = 1, 2, 3,, n)

n = banyaknya periode waktu

2.2.6 Persamaan dan Perbedaan ARIMA dengan Winters

Persamaan metode ARIMA dengan metode *Winter's* adalah kedua metode ini mengasumsikan nilai dan kesalahan masa lalu sebagai dasar dalam meramalkan masa depan. Sedangkan perbedaan kedua metode tersebut terletak pada proses peramalan. Proses peramalan metode pemulusan eksponensial Winters berdasarkan analisis model regresi sederhana sedangkan metode ARIMA berdasarkan analisis pemilihan model trend-musiman ARIMA [13].

2.2.7 Pengujian Metode Peramalan

Dalam melakukan peramalan, hasil peramalan yang diperoleh tidak mungkin benar-benar tepat. Selisih yang terjadi antara nilai peramalan dengan nilai yang sesungguhnya dapat kita sebut sebagai *error* (kesalahan). melalui nilai kesalahan ini dapat dilakukan beberapa jenis analisis sehingga dapat membandingkan metode peramalan mana yang paling sesuai dengan data yang dimiliki serta seberapa baik metode yang digunakan tersebut. Hal ini dapat diketahui dari perbandingan antara nilai-nilai kesalahan yang dihasilkan oleh masing-masing metode.

Tujuan dilakukannya perbandingan kedua metode peramalan ini adalah karena setiap metode peramalan memiliki keunggulan dan kelemahan masing-masing dalam menganalisis data, sehingga dapat dipilih metode yang memiliki kesalahan paling kecil. Untuk mengetahui nilai kesalahan dalam peramalan dapat menggunakan beberapa pengujian statistik seperti MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dan MPE (*Mean Percentage Error*). Kedua indikator ini bertujuan untuk memilih metode yang memiliki penyimpangan terkecil [14].

A. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

MAPE merupakan cara untuk mengukur efektifitas ketepatan peramalan (nilai dugaan model) dengan menghitung persentase rata-rata absolut kesalahan yang terjadi. MAPE secara umum dirumuskan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t} \times 100\%$$

Dengan,

y_t : Nilai pengamatan ke-t

\hat{y}_t : Nilai peramalan pada waktu ke-t

n : Banyak pengamatan

B. MPE (Mean Percentage Error)

MPE digunakan untuk mengukur ketepatan nilai peramalan dugaan model yang dinyatakan dalam bentuk rata-rata persentase kesalahan. Rumus MPE adalah sebagai berikut:

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{(y_t + \hat{y}_t)}{y_t} \times 100$$

Dengan,

Y_t : Nilai pengamatan ke-t

\hat{Y}_t : Nilai peramalan pada waktu ke-t

n : Banyak pengamatan

Metode peramalan terbaik diperoleh dengan cara membandingkan nilai MAPE dan MPE yang diperoleh dari masing-masing metode. Semakin kecil nilainya, semakin kecil nilai kesahannya. Oleh karena itu, dalam menetapkan model terbaik yang akan digunakan dalam peramalan, pilihlah model dengan nilai MAPE dan MPE yang paling kecil karena semakin kecil nilainya, maka peramalan semakin mendekati nilai aslinya (akurat).

Nilai yang dihasilkan melalui evaluasi (MAPE), menunjukkan kemampuan peramalan seperti yang ditunjukkan dalam kriteria MAPE pada Tabel 2.3 berikut ini [3]:

Tabel 2.3 Kriteria MAPE

MAPE	Pengertian
< 10%	Kemampuan peramalan sangat baik
10% - 20%	Kemampuan peramalan baik
20% - 50%	Kemampuan peramalan cukup
>50%	Kemampuan peramalan buruk

2.2.8 Master Production Schedule (MPS)

Menurut Nurasimhan (1995), *Master Production Schedule* (MPS) atau jadwal induk produksi merupakan suatu set

perencanaan yang mengidentifikasi kuantitas dari item tertentu yang dapat dan akan dibuat oleh suatu perusahaan manufaktur (dalam satuan waktu).

A. Fungsi MPS

Ada empat fungsi utama dari MPS yaitu:

1. Menyediakan atau memberikan input utama kepada sistem perencanaan kebutuhan material dan kapasitas (*material and capacity requirement planning*).
2. Menjadwalkan pesanan-pesanan produksi dan pembelian (*production and purchase order*).
3. Memberikan landasan untuk penentuan kebutuhan sumber daya dan kapasitas.
4. Memberikan dasar untuk pembuatan janji tentang pengiriman produk kepada pelanggan

B. Tujuan MPS

Tujuan dari master production schedule (MPS) adalah:

1. Memenuhi target tingkat pelayanan terhadap konsumen.
2. Efisiensi dalam penggunaan sumber daya produksi.
3. Mencapai target tingkat produksi

C. Kriteria Item dalam Penyusunan MPS

Dalam penyusunan MPS, ada beberapa kriteria yang harus diperhatikan seperti:

1. Jenis item tidak terlalu banyak
2. Dapat diramalkan kebutuhannya
3. Mempunyai Bill of Material sehingga dapat ditentukan kebutuhan komponen dan materialnya.
4. Dapat diperhitungkan dalam menentukan kebutuhan kapasitas.
5. Menyatakan konfigurasi produk yang dapat dikirim

D. Faktor yang Menentukan MPS

Ada beberapa faktor utama yang menentukan proses MPS seperti:

1. Lingkungan manufaktur. Lingkungan manufaktur yang umumnya dipertimbangkan ketika akan mendesain adalah *make to stock*, *make to order*, dan *assemble to order*.
2. Struktur organisasi.
3. Horizon perencanaan. Horizon perencanaan adalah jangka waktu perencanaan yang akan dipakai.
4. Pemeliharaan item-item MPS. Pemeliharaan item-item ini sangat penting, karena tidak hanya mempengaruhi bagaimana MPS beroperasi, tetapi juga mempengaruhi bagaimana sistem perencanaan dan pengendalian operasi manufaktur secara keseluruhan. Kriteria dasar yang mengatur pemilihan item-item MPS yaitu:
 - a. Item yang dijadwalkan merupakan produk akhir
 - b. Memungkinkan peramalan permintaan dari item-item MPS.
 - c. Jumlah item seharusnya tidak banyak
 - d. Istilah-istilah yang sering digunakan dalam MPS

E. Istilah dalam Penyusunan MPS

Dalam proses penyusunan MPS, terdapat beberapa istilah yang sering digunakan seperti:

1. *Time Bucket*, merupakan pembagian *planning period* yang digunakan dalam MPS atau MRP.
2. *Time Phase Plan*, merupakan penyajian perencanaan dimana semua permintaan, pesanan, dan persediaan disajikan dalam *time bucket*.
3. *Time Fence*, merupakan batasan waktu untuk melakukan penyesuaian pesanan. Ada dua jenis *time fence*, yaitu:
 - a. *Demand Time Fence (DTF)* adalah batas dimana permintaan sudah tidak dapat lagi dirubah.

- b. *Planning Time Fence (PTF)* adalah batas dimana permintaan masih memungkinkan untuk berubah jika material dan kapasitas masih tersedia.

F. Tabel MPS

Berikut ini merupakan tampilan dari tabel MPS.

Tabel 2.4 Format MPS

Description		Lead Time						DTF			Safety Stock		
Order Quantity		Lot Size						PTF					
Periode	Past Due	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Forecast													
Actual Demand													
PAB													
ATP													
Master Schedule													
Planned Order													

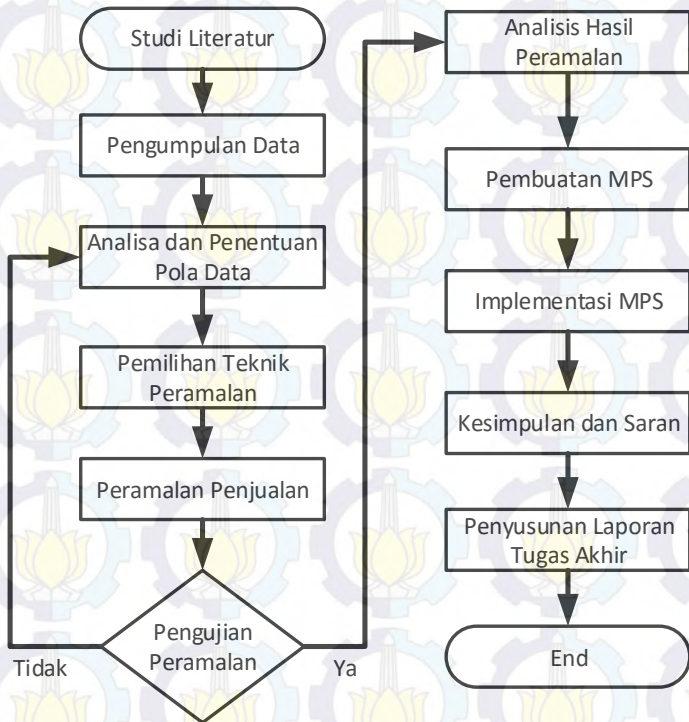
Komponen-komponen yang terdapat dalam tabel MPS diatas dapat dijelaskan pada uraian dibawah ini:

1. *Description*, merupakan nama dari suatu produk.
2. *Order quantity*, merupakan jumlah pesanan yang ada.
3. *Lead time*, merupakan waktu yang dibutuhkan untuk memproduksi atau membeli suatu item.
4. *On hand*, adalah posisi persediaan awal yang secara fisik tersedia dalam *stock*, yang merupakan kuantitas item yang ada dalam *stock*. Digunakan untuk merencanakan jumlah yang harus diproduksi dan dihitung dengan anggapan bahwa penjualan akan sesuai dengan peramalan.
5. *Lot size*, adalah kuantitas dari item yang biasanya dipesan dari pabrik atau pemasok.

6. *Safety stock*, adalah *stock* tambahan dari item yang direncanakan berada dalam persediaan sebagai *stock* pengaman untuk mengantisipasi fluktuasi dalam ramalan penjualan.
7. *Demand Time Fence (DTF)*, adalah periode mendatang dari MPS dimana dalam periode ini perubahan-perubahan terhadap MPS tidak diijinkan atau tidak diterima.
8. *Planning Time Fence (PTF)*, adalah periode mendatang dari MPS dimana dalam periode ini perubahan-perubahan terhadap MPS dievaluasi guna mencegah ketidaksesuaian atau kekacauan jadwal.
9. *Forecast*, merupakan rencana penjualan atau peramalan penjualan untuk item yang dijadwalkan.
10. *Actual demand*, merupakan pesanan-pesanan yang diterima dan bersifat pasti.
11. *Project available balance (PAB)*, merupakan proyeksi on hand inventory akhir periode dari waktu ke waktu selama horizon perencanaan MPS.
12. *Available to promise (ATP)*, merupakan informasi yang sangat berguna bagi departemen pemasaran untuk memberikan jawaban yang tepat terhadap pertanyaan pelanggan tentang kapan produk akan dikirimkan.
13. *Master schedule (MS)*, merupakan jadwal produksi yang diantisipasi untuk item tertentu. MS berupa keputusan tentang kuantitas yang akan diproduksi

BAB III METODOLOGI

Bagian ini menjelaskan metodologi yang digunakan dalam pengerjaan tugas akhir ini. Metodologi ini diperlukan sebagai panduan secara sistematis dalam pengerjaan tugas akhir. Metodologi yang digunakan adalah sebagai berikut:



Gambar 3.1 Metodologi Penelitian

3.1 Tahapan Pelaksanaan Tugas Akhir

3.1.1 Studi Literatur

Pada tahapan ini dilakukan kajian pustaka terkait konsep dan metode yang digunakan dalam menyelesaikan permasalahan. Untuk memperoleh konsep dan metode yang lebih mendalam, kajian pustaka diambil dari berbagai sumber seperti buku, paper, dan jurnal ilmiah.

3.1.2 Pengumpulan Data

Pada tahapan ini dilakukan pengumpulan data-data yang dibutuhkan. Pengumpulan data dilakukan secara langsung dengan wawancara kepada pemilik CV. Budi Luhur. Data yang dikumpulkan dalam tahap ini antara lain data penjualan, data pegawai, dan data barang produksi serta data lain yang berkaitan.

3.1.3 Analisa dan Penentuan Pola Data

Pada tahapan ini data yang sudah dikumpulkan akan dianalisis untuk memastikan bahwa data yang sudah diperoleh sudah memenuhi syarat untuk peramalan. Kemudian dilakukan penentuan pola data yang sudah dianalisis. Penentuan pola data ini bertujuan untuk membantu mempermudah penentuan metode peramalan yang dipakai untuk menyelesaikan permasalahan dalam tugas akhir ini. Analisis penentuan pola dilakukan dengan menggunakan *tools* Ms. Excel.

3.1.4 Pemilihan Teknik Peramalan

Pada tahapan ini dilakukan pemilihan metode peramalan berdasarkan pola data yang ada. Pemilihan teknik peramalan ini dilakukan untuk mempermudah perhitungan peramalan penjualan. Berdasarkan pola data yang ada, metode Winters dan ARIMA (*Box-Jenkins*) dipilih dan digunakan dalam peramalan

penjualan furniture pada CV. Budi Luhur. Dari kedua metode tersebut nantinya akan dipilih salah satu metode yang terbaik.

3.1.5 Peramalan Tingkat Penjualan

Pada tahapan ini dilakukan proses peramalan penjualan furniture untuk satu tahun ke depan. Peramalan dilakukan menggunakan software Minitab 17 dan Ms. Excel. Proses peramalan ini mengacu pada data penjualan produk furniture CV. Budi Luhur pada kurun waktu lima tahun yang lalu dan dihitung menggunakan metode Winters dan dibandingkan dengan metode ARIMA untuk memperoleh hasil peramalan yang lebih akurat.

3.1.6 Pengujian Peramalan

Pada tahapan ini dilakukan pengujian peramalan untuk mengetahui seberapa akurat hasil peramalan yang sudah dilakukan. Pengujian peramalan dilakukan dengan mencari nilai *Means Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Mean Percentage Error* (MPE) dari hasil peramalan menggunakan Winters dan ARIMA. Hasil peramalan dikatakan akurat jika nilai MAPE dan MPE kecil. Pengujian hasil peramalan akan menghasilkan dua kemungkinan yaitu akurat dan tidak akurat. Jika peramalan sudah akurat tahap selanjutnya yang dilakukan adalah analisa hasil dari peramalan. Sedangkan jika tidak akurat kembali ke tahapan analisa data.

3.1.7 Analisis Hasil Peramalan

Pada tahapan ini dilakukan analisa hasil dari peramalan. Analisa hasil peramalan dilakukan dengan membandingkan nilai MAPE dan MPE dari masing-masing metode peramalan. Analisa ini bertujuan untuk mengetahui metode peramalan yang mempunyai hasil yang terbaik dan mengetahui kelebihan dan kekurangan metode peramalan yang digunakan dalam pengerjaan tugas akhir ini. Hasil dari analisis ini nantinya akan

menjadi acuan dalam pembuatan *master production schedule* (MPS).

3.1.8 Pembuatan MPS

Pada tahapan ini dilakukan pembuatan jadwal produksi untuk setiap produk furniture. Tujuan dari pembuatan jadwal ini adalah untuk menjadwalkan waktu produksi dan mengatur sumber daya perusahaan sesuai dengan tingkat penjualan produk yang telah diramalkan. Pembuatan MPS dilakukan dengan menggunakan *software* Ms. Excel.

3.1.9 Implementasi MPS

Pada tahapan ini dilakukan implementasi MPS yang sudah dibuat di CV. Budi Luhur. Dalam tahapan ini nantinya juga dilakukan pelatihan dalam pembuatan dan pemakaian MPS secara benar sesuai kondisi yang ada di CV. Budi Luhur.

3.1.10 Kesimpulan dan Saran

Pada tahap ini dilakukan penarikan kesimpulan berdasarkan hasil peramalan. Dari penarikan kesimpulan ini akan diperoleh penjelasan apakah peramalan dan MPS yang dihasilkan bisa diterapkan di CV. Budi Luhur dan bisa membantu memaksimalkan proses produksi furniture.

3.1.11 Penyusunan Laporan Tugas Akhir

Tahap ini adalah tahapan terakhir dari pengerjaan tugas akhir. Pada tahapan ini dilakukan penyusunan buku laporan tugas akhir yang berisi penjelasan proses penyusunan tugas akhir, hasil pengerjaan tugas akhir, dan kesimpulan dari penyusunan tugas akhir.

BAB IV PERANCANGAN

Pada bab ini, akan dijelaskan mengenai dokumentasi dari kebutuhan penelitian serta perancangan dari penelitian yang akan dilakukan.

4.1 Jenis Penelitian

Menurut jenisnya, penelitian ini termasuk penelitian observasi, karena data yang diperoleh dari subjek tanpa diperlukan perlakuan. Penelitian ini dikategorikan sebagai penelitian terapan, karena mencoba menerapkan metode statistik tertentu, dalam hal ini adalah *forecasting method*, dalam bidang industri, yaitu penjualan produk furniture.

4.2 Lokasi dan Waktu Penelitian

Penelitian dilakukan di CV. Budi Luhur Sidoarjo dengan mengambil data jumlah penjualan produk furniture (Kursi dan Meja) bulan januari 2010 sampai bulan Desember 2014. Penelitian ini dilakukan mulai bulan Juni 2015 sampai Juli 2015.

4.3 Variabel dan Definisi Operasional

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu variabel bebas (*independent variable*) dan variabel terikat (*dependent variable*). Variabel bebas adalah variabel penelitian yang nilainya tidak ditentukan variabel lain. Sedangkan variabel terikat adalah variabel penelitian yang nilainya ditentukan variabel lain. Variabel terikat dalam penelitian ini adalah jumlah penjualan produk *furniture* (Y), sedangkan variabel bebasnya adalah waktu (X).

Definisi operasional untuk setiap variabel adalah sebagai berikut:

Tabel 4.1 Variabel dan Definisi Operasional

No	Variabel	Definisi Operasional	Cara mengukur	Skala data
1	Jumlah penjualan produk furniture	Total keseluruhan penjualan produk furniture yang dicatat (per bulan) di CV. Budi Luhur Sidoarjo tahun 2010 - 2014	Mencatat data bulanan penjualan furniture	Rasio atau Interval
2	Waktu	Satuan waktu pengamatan yang dilakukan secara berkala (dalam bulan)	Mencatat berdasarkan kalender	

4.4 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa data penjualan furniture yang dicatat perbulan di CV. Budi Luhur Sidoarjo mulai tahun 2010 – 2014 (terdapat 60 data penjualan Kursi maupun Meja yang selanjutnya disebut 60 titik data historis).

4.5 Pengolahan Data

Pengolahan data yang digunakan dalam peramalan, baik dengan metode ARIMA (*Box-Jenkins*) maupun metode *Winters* dilakukan dengan bantuan aplikasi Minitab 17 dan Ms. Excel.

4.6 Tahapan Analisis Data

4.6.1 Eksplorasi Data

4.6.2 Tahapan Metode ARIMA

Data yang telah terkumpul diolah melalui lima tahapan yang sesuai dengan metode peramalan ARIMA (*Box-Jenkins*), yaitu:

1. Plotting Data
2. Identifikasi Model Sementara
3. Estimasi Parameter Model
4. Pemeriksaan Diagnostik
5. Penggunaan model untuk peramalan

4.6.3 Tahapan Metode Winters

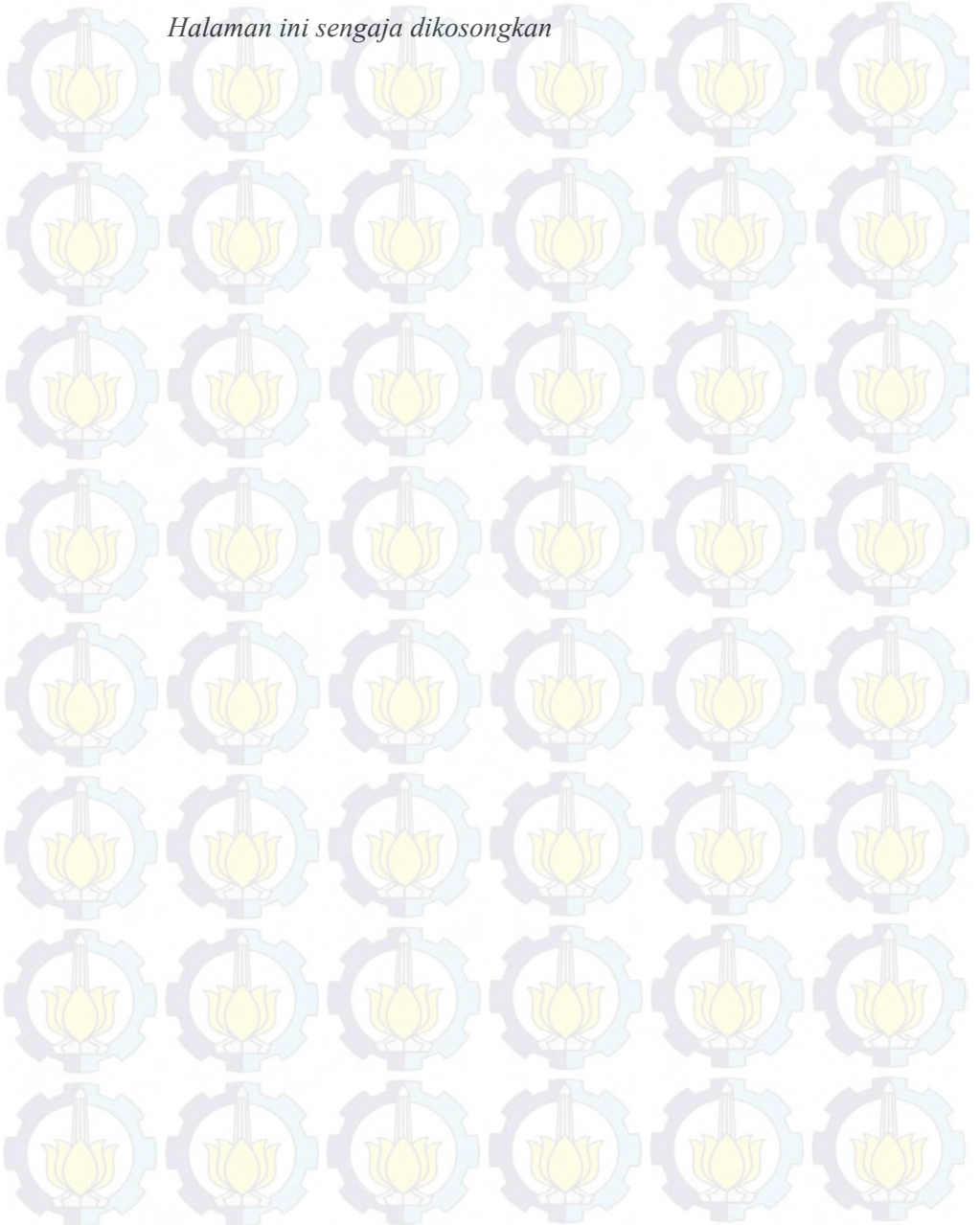
Data yang sudah diperoleh diolah melalui tahap-tahap seperti berikut:

1. Mengidentifikasi Model
2. Menentukan Nilai Awal Taksiran Parameter
3. Menentukan Nilai Konstanta Pemulusan
4. Menghitung Nilai Ramalan data Asli
5. Meramalkan Periode Mendatang

4.6.4 Membandingkan Nilai Kesalahan Peramalan

Perbandingan nilai kesalahan peramalan dilakukan dengan menggunakan uji statistik, yaitu MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dan MPE (*Mean Percentage Error*). Tujuan dari membandingkan nilai kesalahan peramalan adalah untuk mengetahui model peramalan mana yang akurat.

Halaman ini sengaja dikosongkan



BAB V IMPLEMENTASI

Pada bab ini, akan dijelaskan tahapan proses peramalan dengan menggunakan metode ARIMA dan Winters serta pembuatan *master production schedule* (MPS). Proses peramalan dilakukan dengan menggunakan aplikasi Minitab 17 dan pembuatan MPS dilakukan dengan menggunakan Ms. Excel.

5.1 Gambaran Jumlah Penjualan Furniture pada CV. Budi Luhur

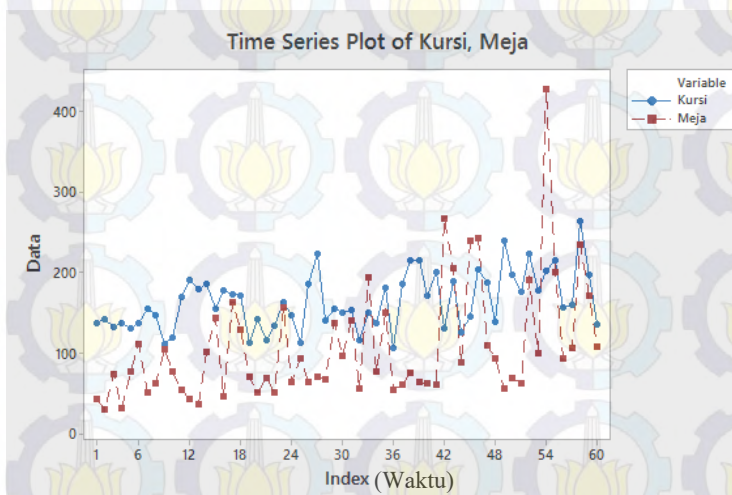
Jumlah penjualan meja dan kursi yang tercatat di CV. Budi Luhur pada tahun 2010-2014 adalah sebagai berikut:

Tabel 5.1 Data Penjualan

Bulan Ke	2010		2011		2012		2013		2014	
	K	M	K	M	K	M	K	M	K	M
1	137	42	179	36	113	92	186	60	239	56
2	142	30	186	101	185	64	215	75	197	68
3	132	73	155	143	223	70	215	63	176	62
4	136	31	177	46	140	67	171	62	222	191
5	130	76	173	163	155	137	200	60	177	99
6	136	111	171	128	149	96	130	267	202	428
7	155	51	112	70	153	140	188	205	215	200
8	146	62	142	51	116	56	125	88	156	92
9	110	104	116	68	149	194	145	239	160	105
10	118	76	134	51	136	77	203	242	263	234
11	169	53	163	156	181	149	187	109	196	170
12	190	43	146	64	105	54	138	92	135	107
Σ	1701	752	1854	1077	1805	1196	2103	1562	2338	1812
	2453		2931		3001		3665		4150	

Keterangan: M (Meja) dan K (Kursi)

Berdasarkan Tabel 5.1 diketahui bahwa penjualan untuk produk kursi dan meja yang tercatat di CV. Budi Luhur masih cukup tinggi jika dilihat dari total jumlah produk yang terjual per tahun. Penjualan produk kursi mengalami peningkatan dari tahun 2010-2014, meskipun terjadi penurunan pada tahun 2012. Hal ini juga terjadi pada produk meja. Namun jika dibandingkan antara masing-masing produk yang terjual, terlihat bahwa jumlah penjualan kursi dari tahun 2010-2014 lebih banyak dibandingkan jumlah penjualan meja. Untuk mengetahui peningkatannya dari bulan ke bulan, dapat dilihat pada (grafik) Gambar 5.1 berikut.



Gambar 5.1 Plot Kursi dan Meja

Berdasarkan grafik pada Gambar 5.1 dapat dilihat bahwa secara keseluruhan, data penjualan furniture di CV. Budi Luhur cenderung konstan dari bulan ke-1 sampai ke-60 (periode Januari 2010 – Desember 2014). Meskipun pada beberapa titik terlihat variasi peningkatan dan penurunan yang cukup tajam untuk beberapa produk yang terjual.

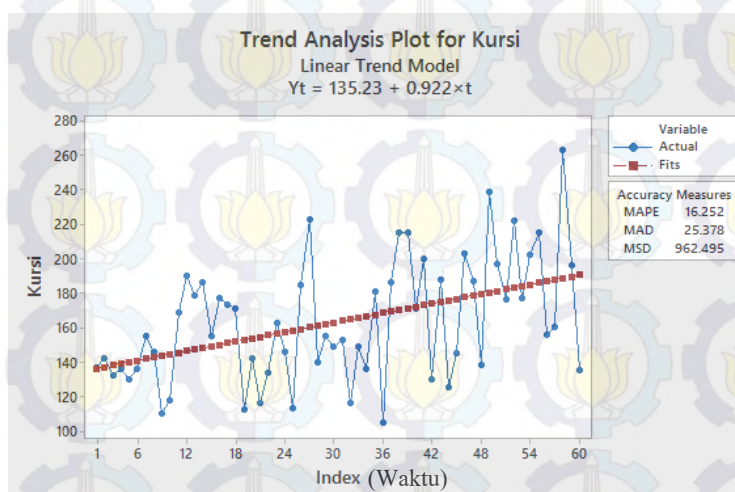
5.2 Peramalan dengan Metode ARIMA

Peramalan penjualan produk furniture di CV. Budi Luhur dengan metode ARIMA wajib melalui lima tahapan yaitu pemeriksaan stasioneritas, identifikasi model sementara, estimasi parameter model, cek diagnostik dan yang terakhir adalah melakukan peramalan.

5.2.1 Peramalan Jumlah Penjualan Kursi

A. Pemeriksaan Stasioneritas Data

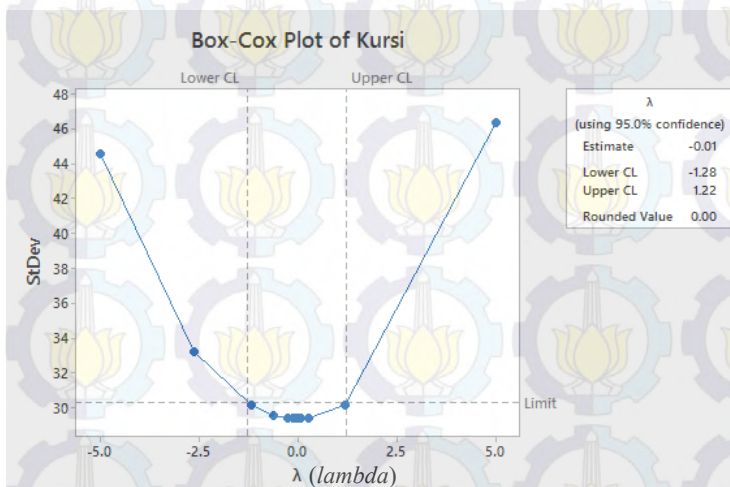
Tahap pertama dalam mengaplikasikan metode ARIMA adalah pemeriksaan stasioneritas data dengan cara manual ataupun dengan menggunakan *Box-Cox Plot (varians)* dan grafik ACF-PACF (*means*). Pemeriksaan manual dilakukan dengan memperhatikan pola data historis data penjualan kursi. Berikut adalah plot dan analisis keberadaan *trend* data *time series* penjualan kursi di CV. Budi Luhur Sidoarjo. Titik data historis yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 60 titik, yaitu pada periode Januari 2010 – Desember 2014.



Gambar 5.2 Trend Analysis Plot untuk Kursi

Berdasarkan plot dan analisis keberadaan *trend* data *time series* pada Gambar 5.2, terlihat bahwa data penjualan kursi memiliki tren hubungan yang cenderung meningkat (naik). Pada grafik tersebut terlihat bahwa penyebaran data berdasarkan *means* tidak konstan dari waktu ke waktu, terdapat beberapa variasi data naik dan turun yang tajam. Oleh karena itu, dapat dikatakan bahwa data tidak stasioner.

Untuk mengetahui secara lebih jelas apakah data tidak stasioner dalam *varians* dan *means*, maka dapat dilihat dalam *Box-Cox Plot* dan grafik ACF-PACF. Pemeriksaan stasioneritas dalam *varians* dengan metode *Box-Cox Plot* dapat dilakukan menggunakan Minitab 17 dengan tahapan seperti berikut: *Start – Control Chart – Box Cox Transformation* dengan hasil seperti pada Gambar 5.3.

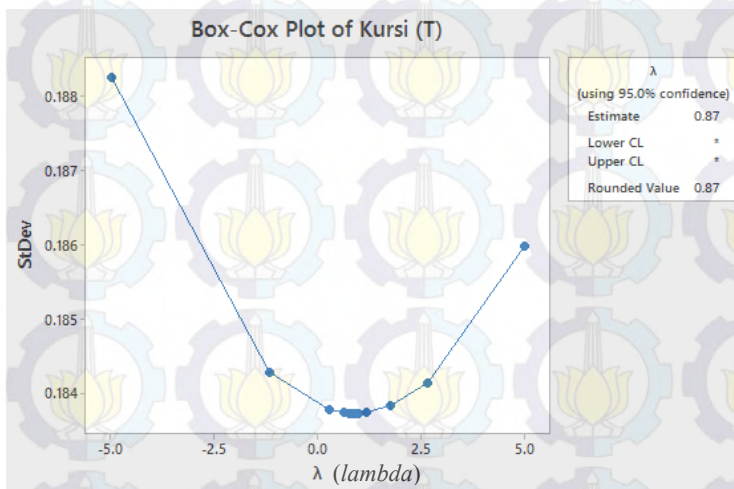


Gambar 5.3 Box-Cox Plot untuk kursi

Gambar 5.3 menunjukkan bahwa nilai *lambda* (λ) atau *rounded value* (batas interval) bernilai 0,00 untuk selang kepercayaan 95% dengan nilai batas bawah interval adalah -1,28 dan batas atas interval adalah 1,22. Menurut Aritonang (2009), suatu data

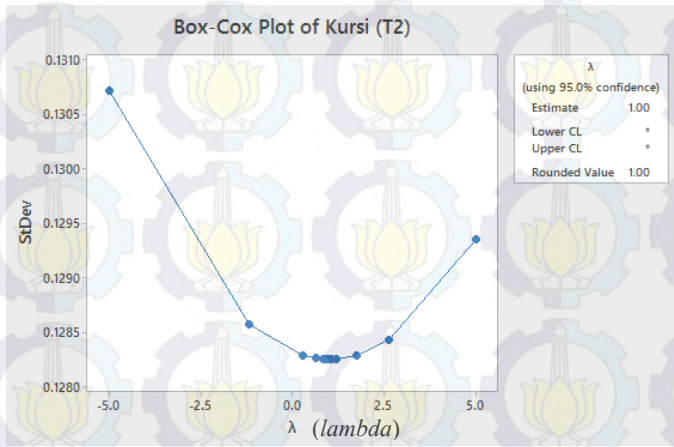
dikatakan telah stasioner dalam *varians* apabila nilai λ bernilai 1 atau melewati 1. Dengan diperolehnya nilai λ sebesar 0,00 serta batas bawah interval yang tidak melewati 1, maka data harus ditransformasikan karena merupakan aturan dari *Box-Cox Transformation* agar data menjadi stasioner dalam *varians*.

Hasil pemeriksaan stasioneritas dalam *varians* pada penjualan kursi yang telah ditransformasikan dengan metode *Box-Cox Plot* dapat dilihat pada Gambar 5.4 berikut.



Gambar 5.4 Transformasi Box-Cox Plot untuk Kursi

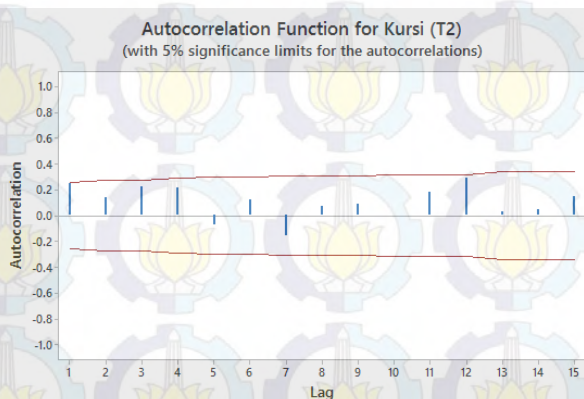
Gambar 5.4 menunjukkan bahwa nilai *lambda* atau *rounded value* bernilai 0,87 untuk selang kepercayaan 95%, data belum stasioner dalam *varians*, sehingga harus ditransformasikan lagi dengan hasil seperti pada Gambar 5.5.



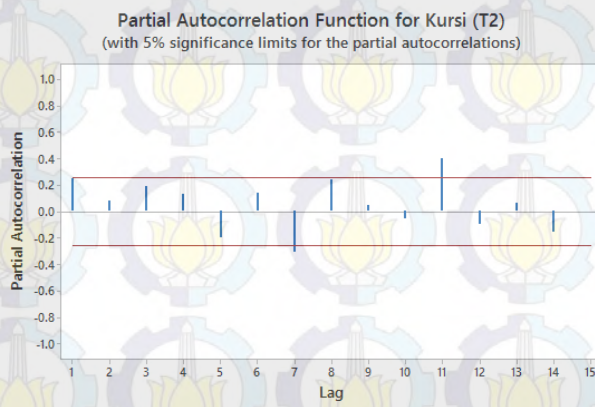
Gambar 5.5 Transformasi Box-Cox Plot Kursi (T2)

Gambar 5.5 menunjukkan nilai *lambda* atau *rounded value* (batas interval) bernilai 1,00 untuk selang kepercayaan 95%. Artinya, data sudah stasioner dalam *varians*.

Setelah data penjualan kursi sudah dinyatakan stasioner dalam *varians*, langkah berikutnya adalah memeriksa kestasioneran data dalam *means* dengan membuat plot ACF dan PACF.

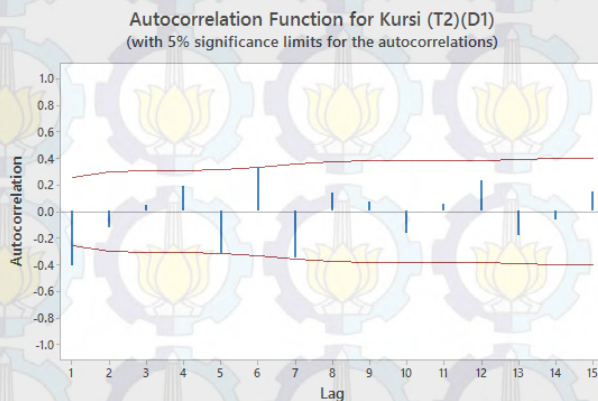


Gambar 5.6 Plot ACF Kursi (T2)

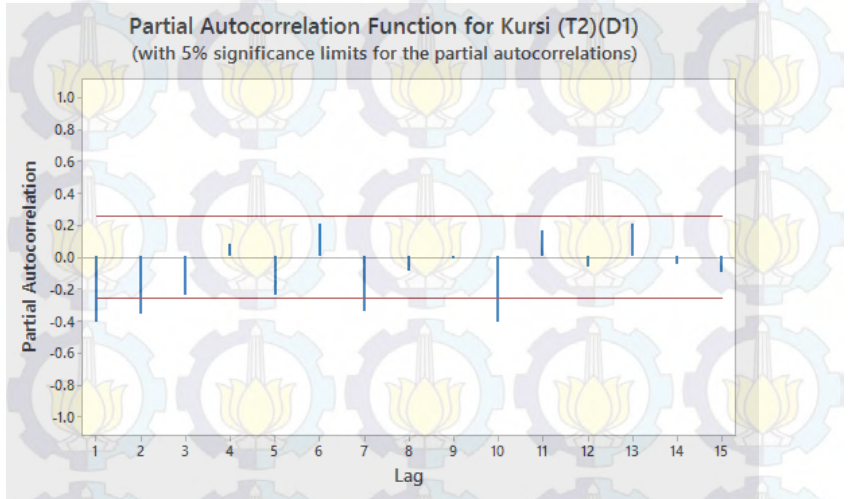


Gambar 5.7 Plot PACF Kursi (T2)

Plot ACF pada Gambar 5.6 tidak memperlihatkan *cuts off* maupun *dies down*, sedangkan Plot PACF pada Gambar 5.7 memperlihatkan adanya *cuts off* pada lag 7 dan 11, sehingga dapat disimpulkan bahwa data *time series* penjualan kursi tidak stasioner dalam *means*. Oleh karena itu, perlu dilakukan diferensiasi orde pertama dengan hasil seperti pada Gambar 5.8 dan Gambar 5.9.



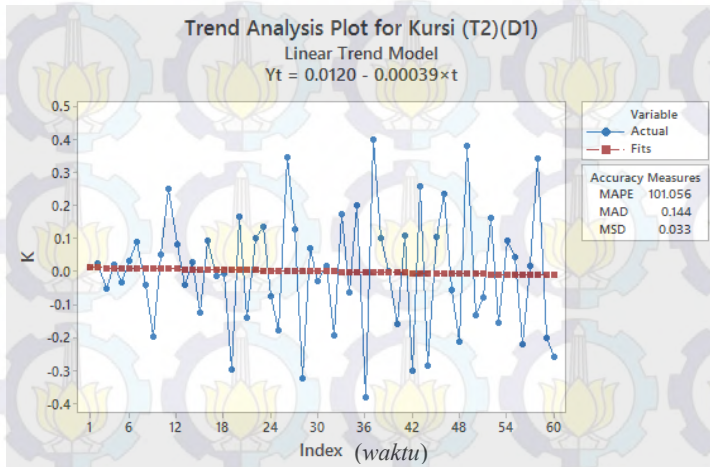
Gambar 5.8 Plot ACF Kursi (T2)(D1)



Gambar 5.9 Plot PACF Kursi (T2)(D1)

Gambar 5.8, *Plot ACF* menunjukkan koefisien korelasi pada *lag* 1 melewati garis merah atau disebut dengan *cuts off* pada *lag* 1. Sedangkan *Plot PACF* pada Gambar 5.9 menunjukkan *lag* 1, 2, 7, dan 10 melewati garis merah atau disebut dengan *cuts off* pada *lag* 1, 2, 7, dan 10.

Oleh karena itu, maka data *time series* penjualan kursi bersifat stasioner setelah deferensiasi orde pertama. Hal ini dapat diperjelas dengan melihat *trend analysis plot* pada Gambar 5.10, dimana data hasil diferensiasi tingkat pertama tidak memperlihatkan adanya *trend*.



Gambar 5.10 Trend Analysis Plot Kursi (T2)(D1)

Selain dengan melihat plot ACF dan PACF pada Gambar 5.8 dan Gambar 5.9. Proses *differencing* bisa dihitung secara matematis dengan rumus sebagai berikut:

$$Y_i = Y_i - Y_{i-1}$$

Menurut Arifonang (2009), nilai *differencing* tersebut akan menentukan nilai *I* (*integrated*) di dalam model ARIMA. Adapun hubungan proses *differencing* dengan nilai *I* adalah:

1. *Differencing* dilakukan satu kali, maka nilai *I* adalah 1, sehingga menjadi *I* (1).
2. *Differencing* dilakukan dua kali, maka nilai *I* adalah 2, sehingga menjadi *I* (2), dan seterusnya.

Akan tetapi, pada umumnya data yang tidak stasioner akan menjadi stasioner setelah dilakukan proses *differencing* sebanyak dua kali. Apabila data telah stasioner tanpa dilakukan *differencing* terlebih dahulu, maka nilai *I* adalah nol, sehingga model *Box-Jenkins* yang mungkin terbentuk adalah AR, MA, dan ARMA [16]. Sedangkan apabila data telah stasioner dalam

means, maka dapat dilanjutkan kelangkah selanjutnya, yaitu pengidentifikasian model sementara.

B. Identifikasi Model Sementara (*Tentative*)

Setelah data *time series* penjualan kursi yang akan diolah sudah stasioner baik dalam *varians* maupun *means*, maka langkah selanjutnya adalah penetapan model ARIMA (p,d,q) sementara (*tentative*) yang sesuai. Data *time series* penjualan kursi tahun 2010 – 2014 menjadi stasioner setelah mengalami diferensiasi tingkat pertama, maka didapatkan d bernilai 1, sehingga model ARIMA (p,d,q) sementara adalah ARIMA ($p,1,q$).

Selanjutnya, penentuan ordo *Autoregressive* (p) dan *Moving Average* (q) didasarkan pada hasil uji korelasi antar data *time series*, yaitu melalui nilai ACF dan PACF dari data *time series* penjualan kursi yang sudah stasioner. Berikut adalah hasil perhitungan besar ACF untuk data penjualan kursi yang sudah stasioner.

Tabel 5.2 Nilai ACF Kursi

Lag	ACF	T	LBQ
1	-0.414055	-3.18	10.64
2	-0.124737	-0.83	11.62
3	0.044753	0.29	11.75
4	0.187757	1.23	14.06
5	-0.314208	-2.01	20.64
6	0.326420	1.95	27.87
7	-0.350600	-1.98	36.38
8	0.137290	0.73	37.71
9	0.068068	0.36	38.04
10	-0.166180	-0.87	40.07
11	0.058063	0.30	40.32
12	0.232885	1.20	44.48
13	-0.177834	-0.90	46.95
14	-0.061295	-0.30	47.25
15	0.146883	0.73	49.02

Hipotesis awal (H_0), yaitu antara data *time series* t dengan $t-k$ terdapat suatu korelasi yang signifikan dan hipotesis

alternatifnya (H_1), yaitu antara data *time series* t dengan $t-k$ tidak terdapat korelasi yang signifikan. Aturan keputusannya adalah hipotesis awal (H_0) akan diterima dan hipotesis alternatif (H_1) akan ditolak jika nilai statistik T hasil perhitungan dengan menggunakan Minitab 17 kurang dari -2,145 atau lebih dari 2,145. Jika sebaliknya, maka H_0 akan ditolak dan H_1 akan diterima. Rumusan hipotesisnya yaitu:

$$H_0 : T < -2,145 \text{ atau } T > 2,145$$

$$H_1 : -2,145 \leq T \leq 2,145$$

Berdasarkan hasil perhitungan nilai ACF pada Tabel 5.2, nilai statistik T pada *lag* 1 sebesar 10,64. Dengan kata lain, pada *lag* 1 hipotesis awal (H_0) diterima dan hipotesis alternatif (H_1) ditolak yang berarti pada *lag* 1 antara data *time series* t dengan $t-k$ mempunyai suatu korelasi yang signifikan.

Selain itu, nilai korelasi juga dapat dilihat langsung pada grafik ACF pada Gambar 5.8. Pada gambar tersebut, terlihat bahwa nilai ACF terputus (*cuts off*) pada *lag* 1 oleh garis putus-putus yang merupakan *confidence level* atau garis batas signifikansi autokorelasi. Karena nilai ACF terputus pada *lag* 1, maka perkiraan model sementara mengandung model *Moving Average* dengan ordo 1 atau MA (1).

Selanjutnya, untuk menentukan ordo model *Autoregressive* (AR) dapat diamati dari besarnya nilai autokorelasi parsial seperti yang terlihat pada Tabel 5.3 berikut.

Tabel 5.3 Nilai PACF Kursi

Lag	PACF	T
1	-0.414055	-3.18
2	-0.357463	-2.75
3	-0.239894	-1.84
4	0.082237	0.63
5	-0.244331	-1.88
6	0.207540	1.59
7	-0.339047	-2.60
8	-0.092506	-0.71
9	-0.011444	-0.09
10	-0.406680	-3.12
11	0.165026	1.27
12	-0.064463	-0.50
13	0.204581	1.57
14	-0.046838	-0.36
15	-0.100896	-0.77

Berdasarkan Tabel 5.3 diketahui bahwa nilai statistik T pada lag 1, 2, 7, dan 10 berturut-turut adalah -3,18; -2,75; -2,60; dan -3,12 berada pada daerah penerimaan karena nilainya $< -2,145$ yang berarti hipotesis awal (H_0) diterima (terdapat korelasi yang signifikan). Hal ini juga terlihat berdasarkan grafik PACF pada Gambar 5.9 yang menunjukkan bahwa nilai autokorelasi parsial terputus (*cuts off*) pada lag 1, 2, 7, dan 10. Berdasarkan nilai statistik T lag 1, 2, 7, dan 10 yang berada dalam daerah penerimaan dan nilai autokorelasi parsial yang terputus pada lag 1, 2, 7, dan 10, maka dapat diperkirakan bahwa model ARIMA dari data *time series* penjualan meja mengandung proses *Autoregressive* (AR) dengan ordo 1, 2, 7, dan 10.

Berdasarkan penjelasan diatas, maka model ARIMA sementara yang terbentuk adalah ARIMA (1,1,0); ARIMA (2,1,0); ARIMA (7,1,0); ARIMA (10,1,0); ARIMA (0,1,1); ARIMA (1,1,1); ARIMA (2,1,1); ARIMA (7,1,1); ARIMA (10,1,1). Namun, karena nilai (p) dan (q) dalam analisis ARIMA dengan Minitab 17 harus berada dalam range $0 \leq (p)(q) \leq 5$, maka model

ARIMA (7,1,0); ARIMA (10,1,0); ARIMA (7,1,1); dan ARIMA (10,1,1) tidak dapat digunakan untuk proses selanjutnya.

C. Estimasi Parameter Model

Model yang diperoleh dari data penjualan kursi adalah ARIMA (1,1,0), ARIMA (2,1,0), ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,1), dan ARIMA (2,1,1). Langkah selanjutnya adalah menentukan besarnya nilai parameter model, yaitu besarnya koefisien *Autoregressive* (φ) dan koefisien *Moving Average* (θ), sehingga dapat dirumuskan persamaan yang utuh untuk model tersebut.

1. ARIMA (1,1,0)

Berikut adalah hasil *output* estimasi parameter model ARIMA (1,1,0) menggunakan *software* Minitab 17.

Tabel 5.4 Estimasi Parameter Model ARIMA (1,1,1)

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	-0.6080	0.1061	-5.73	0.000
Constant	-0.00660	0.03236	-0.20	0.839

Berdasarkan Tabel 5.4 dapat diketahui bahwa:

a. Nilai AR 1

Diketahui T hitung = -5,73. Karena $|-5,73| > 2,145$ maka parameter $\varphi_1 = -0,6080$ signifikan pada α 5%.

b. Nilai Constant

Diketahui T hitung = -0,20. Karena $|-0,20| < 2,145$ maka parameter *constant* = -0,00660 tidak signifikan pada α 5%.

Nilai *Constant* tidak signifikan pada α 5% maka persamaan ARIMA (1,1,0) adalah parameter φ_1 .

2. ARIMA (2,1,0)

Berikut adalah hasil *output* estimasi parameter model ARIMA (2,1,0) menggunakan *software* Minitab 17.

Tabel 5.5 Estimasi Parameter Model ARIMA (2,1,0)

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	-0.9348	0.1191	-7.85	0.000
AR 2	-0.5336	0.1226	-4.35	0.000
Constant	-0.00452	0.02818	-0.16	0.873

Berdasarkan Tabel 5.5 dapat diketahui bahwa:

a. Nilai AR 1

Diketahui T hitung = -7,85. Karena $|-7,85| > 2,145$ maka parameter $\varphi_1 = -0,9348$ signifikan pada α 5%.

b. Nilai AR 2

Diketahui T hitung = -4,35. Karena $|-4,35| > 2,145$ maka parameter $\varphi_2 = -0,5336$ signifikan pada α 5%.

c. Nilai Constant

Diketahui T hitung = -0,16. Karena $|-0,16| < 2,145$ maka parameter *constant* = -0,00452 tidak signifikan pada α 5%.

Nilai *Constant* tidak signifikan pada α 5% maka persamaan ARIMA (2,1,0) adalah parameter φ_1 dan φ_2 .

3. ARIMA (0,1,1)

Berikut adalah hasil *output* estimasi parameter model ARIMA (0,1,1) menggunakan *software* Minitab 17.

Tabel 5.6 Estimasi Parameter Model ARIMA (0,1,1)

Final Estimates of Parameters					
Type		Coef	SE Coef	T	P
MA	1	0.9672	0.1488	6.50	0.000
Constant		-0.000420	0.003880	-0.11	0.914

Berdasarkan Tabel 5.6 dapat diketahui bahwa:

a. Nilai MA 1

Diketahui T hitung = 6,50. Karena $6,50 > 2,145$ maka parameter $\theta_1 = 0,9672$ signifikan pada $\alpha 5\%$.

b. Nilai *Constant*

Diketahui T hitung = -0,11. Karena $|-0,11| < 2,145$ maka parameter *constant* = 0,000420 tidak signifikan pada $\alpha 5\%$.

Nilai *Constant* tidak signifikan pada $\alpha 5\%$ maka persamaan ARIMA (0,1,1) adalah parameter θ_1 .

4. ARIMA (1,1,1)

Berikut adalah hasil *output* estimasi parameter model ARIMA (1,1,1) menggunakan *software* Minitab 17.

Tabel 5.7 Estimasi Parameter Model ARIMA (1,1,1)

Final Estimates of Parameters					
Type		Coef	SE Coef	T	P
AR	1	-0.4256	0.1313	-3.24	0.002
MA	1	0.9587	0.1371	6.99	0.000
Constant		-0.000499	0.002923	-0.17	0.865

Berdasarkan Tabel 5.7 dapat diketahui bahwa:

a. Nilai AR 1

Diketahui T hitung = -3,24. Karena $|-3,24| > 2,145$ maka parameter $\varphi_1 = -0,4256$ signifikan pada α 5%.

b. Nilai MA 1

Diketahui T hitung = 6,99. Karena $6,99 > 2,145$ maka parameter $\theta_1 = 0,9587$ signifikan pada α 5%.

c. Nilai Constant

Diketahui T hitung = -0,17. Karena $|-0,17| < 2,145$ maka parameter $constant = -0,000499$ tidak signifikan pada α 5%.

Nilai Constant tidak signifikan pada α 5% maka persamaan ARIMA (1,1,1) adalah parameter φ_1 dan θ_1 .

5. ARIMA (2,1,1)

Berikut adalah hasil *output* estimasi parameter model ARIMA (2,1,1) menggunakan *software* Minitab 17.

Tabel 5.8 Estimasi Parameter Model ARIMA (2,1,1)

Final Estimates of Parameters

Type		Coef	SE Coef	T	P
AR	1	-0.3346	0.1405	-2.38	0.021
AR	2	-0.2166	0.1394	-1.55	0.126
MA	1	0.9773	0.0932	10.48	0.000
Constant		-0.000117	0.005158	-0.02	0.982

Berdasarkan Tabel 5.8 dapat diketahui bahwa:

a. Nilai AR 1

Diketahui T hitung = -2,38. Karena $|-2,38| > 2,145$ maka parameter $\varphi_1 = -0,3346$ signifikan pada α 5%.

b. Nilai AR 2

Diketahui T hitung = -1,55. Karena $|-1,55| < 2,145$ maka parameter $\varphi_2 = -0,2166$ tidak signifikan pada α 5%.

c. Nilai MA 1

Diketahui T hitung = 10,48. Karena $10,48 > 2,145$ maka parameter $\theta_1 = 0,9773$ signifikan pada α 5%.

d. Nilai *Constant*

Diketahui T hitung = -0,02. Karena $|-0,02| < 2,145$ maka parameter *constant* = -0,000117 tidak signifikan pada α 5%.

Nilai AR 2 dan nilai *Constant* tidak signifikan pada α 5% maka persamaan ARIMA (2,1,1) adalah parameter φ_1 dan θ_1 .

D. Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik ARIMA adalah dengan menguji apakah model yang diperoleh pada tahapan estimasi model telah memadai untuk dijadikan model peramalan. Langkah selanjutnya adalah dengan melakukan uji signifikansi parameter model, uji normalitas dan *white noise* pada residual. Model yang baik untuk peramalan adalah model yang memenuhi ketiga uji tersebut.

1. Model ARIMA (1,1,0)

a. Uji Signifikansi Parameter

Tabel 5.9 Final Estimates of Parameter ARIMA (1,1,0) without Constant

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR_1	-0.6080	0.1061	-5.73	0.000
Constant	-0.00660	0.03236	-0.20	0.839

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 59, after differencing 58

Residuals: SS = 3.40209 (backforecasts excluded)

MS = 0.06075 DF = 56

Berdasarkan Tabel 5.9 dapat diketahui bahwa p -value parameter AR 1 sebesar 0,000. Hal tersebut dapat dikatakan bahwa H_0 diterima karena p -value $< a$ (0,05) yang bermakna bahwa parameter sudah signifikan terhadap model.

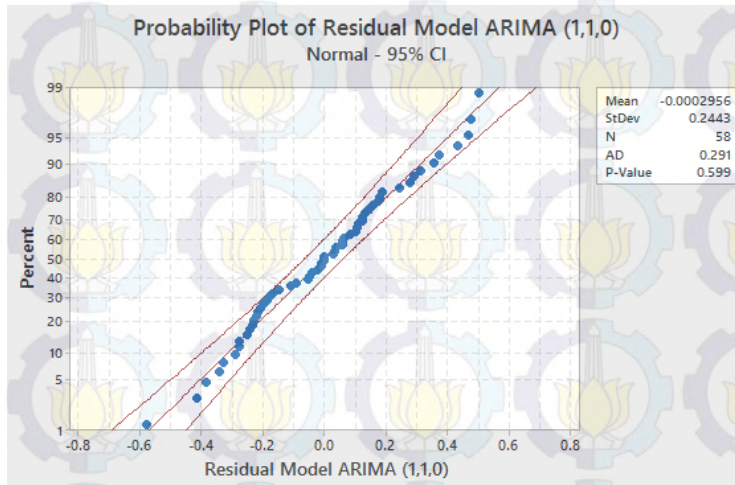
b. White Noise

Tabel 5.10 Modified Box-Pierce (Ljung-Box) ARIMA (1,1,0)

	Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic			
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	47.5	73.1	90.2	99.3
DF	10	22	34	46
P-Value	0.000	0.000	0.000	0.000

Berdasarkan Tabel 5.10 dapat diketahui bahwa p -value $< a$ (0,05) sehingga H_0 ditolak, maka residual tidak *white noise* pada ARIMA (1,1,0).

c. Uji Normalitas



Gambar 5.11 Plot Probabilitas Residual ARIMA (1,1,0)

Berdasarkan Gambar 5.11 dapat diketahui bahwa p -value pada *probability plot* residual ARIMA (1,1,0) bernilai 0,599. Dikarenakan p -value $>$ α (0,05) maka residual terdistribusi normal.

2. Model ARIMA (2,1,0)
 - a. Uji Signifikansi Parameter

Tabel 5.11 Final Estimates of Parameter ARIMA (2,1,0) without Constant

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	-0.9348	0.1191	-7.85	0.000
AR 2	-0.5336	0.1226	-4.35	0.000
Constant	-0.00452	0.02818	-0.16	0.873

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 59, after differencing 58

Residuals: SS = 2.53128 (backforecasts excluded)

MS = 0.04602 DF = 55

Berdasarkan Tabel 5.11 dapat diketahui bahwa p -value parameter AR 1 dan AR 2 masing-masing sebesar 0,000. Hal tersebut dapat dikatakan bahwa H_0 diterima karena p -value $< \alpha$ (0,05) yang bermakna bahwa parameter sudah signifikan terhadap model.

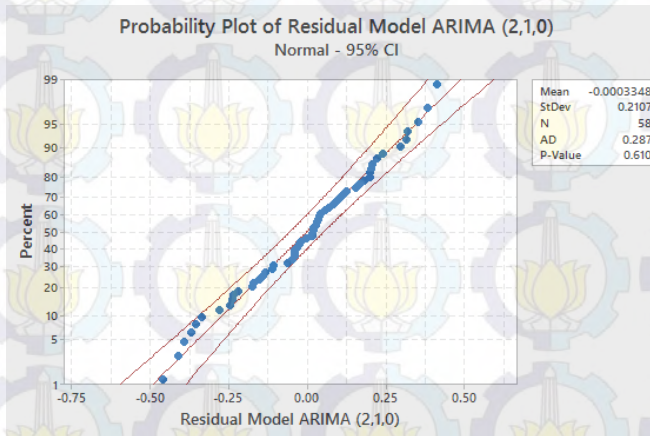
b. White Noise

Tabel 5.12 Modified Box-Pierce (Ljung-Box) ARIMA (2,1,0)

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	37.2	61.9	75.0	81.2
DF	9	21	33	45
P-Value	0.000	0.000	0.000	0.001

Berdasarkan Tabel 5.12 dapat diketahui bahwa p -value $< \alpha$ (0,05) sehingga H_0 ditolak, maka residual tidak *white noise* pada ARIMA (2,1,0).

c. Uji Normalitas



Gambar 5.12 Plot Probabilitas Residual ARIMA (2,1,0)

Berdasarkan Gambar 5.12 dapat diketahui bahwa p -value pada *probability plot* residual ARIMA (2,1,0) bernilai 0,610. Dikarenakan p -value $> \alpha$ (0,05) maka residual terdistribusi normal.

3. Model ARIMA (0,1,1)
 - a. Uji Signifikansi Parameter

Tabel 5.13 Final Estimates of Parameters ARIMA (0,1,1) without Constant

Final Estimates of Parameters				
Type	Coef	SE Coef	T	P
MA 1	0.9672	0.1488	6.50	0.000
Constant	-0.000420	0.003880	-0.11	0.914

Differencing: 1 regular difference
 Number of observations: Original series 59, after differencing 58
 Residuals: SS = 2.00209 (backforecasts excluded)
 MS = 0.03575 DF = 56

Berdasarkan Tabel 5.13 dapat diketahui bahwa p -value parameter MA 1 sebesar 0,000. Hal tersebut dapat dikatakan bahwa H_0 diterima karena p -value $< \alpha$ (0,05) yang bermakna bahwa parameter sudah signifikan terhadap model.

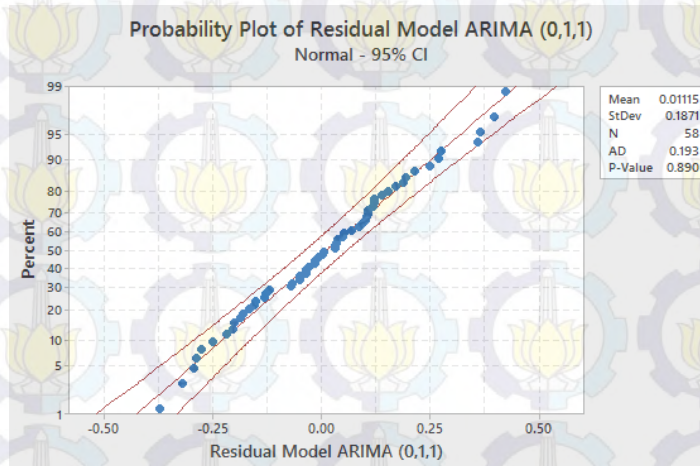
- b. White Noise

Tabel 5.14 Modified Box-Pierce (Ljung-Box) ARIMA (0,1,1)

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	43.8	66.9	79.4	84.8
DF	10	22	34	46
P-Value	0.000	0.000	0.000	0.000

Berdasarkan Tabel 5.14 dapat diketahui bahwa $p\text{-value} < \alpha$ (0,05) sehingga H_0 ditolak, maka residual tidak *white noise* pada ARIMA (0,1,1).

c. Uji Normalitas



Gambar 5.13 Plot Probabilitas Residual ARIMA (0,1,1)

Berdasarkan Gambar 5.13 dapat diketahui bahwa $p\text{-value}$ pada *probability plot* residual ARIMA (0,1,1) bernilai 0,890. Dikarenakan $p\text{-value} > \alpha$ (0,05) maka residual terdistribusi normal.

4. Model ARIMA (1,1,1)

a. Uji Signifikansi Parameter

Tabel 5.15 Final Estimates of Parameter ARIMA (1,1,1) without Constant

Final Estimates of Parameters				
Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	-0.4256	0.1313	-3.24	0.002
MA 1	0.9587	0.1371	6.99	0.000
Constant	-0.000499	0.002923	-0.17	0.865

Differencing: 1 regular difference
 Number of observations: Original series 59, after differencing 58
 Residuals: SS = 1.65854 (backforecasts excluded)
 MS = 0.03016 DF = 55

Berdasarkan Tabel 5.15 dapat diketahui bahwa p -value parameter AR 1 sebesar 0,002 dan MA 1 sebesar 0,000. Hal tersebut dapat dikatakan bahwa H_0 diterima karena p -value $< \alpha$ (0,05) yang bermakna bahwa parameter sudah signifikan terhadap model.

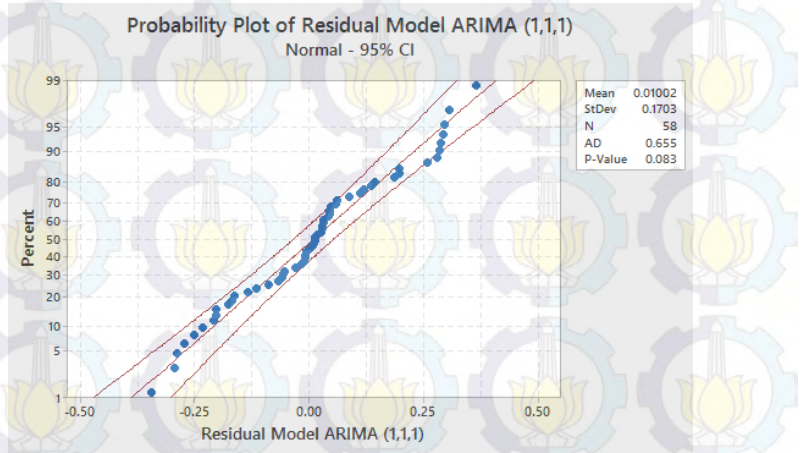
b. White Noise

Tabel 5.16 Modified Box-Pierce (Ljung-Box) ARIMA (1,1,1)

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	31.4	51.1	67.2	74.5
DF	9	21	33	45
P-Value	0.000	0.000	0.000	0.004

Berdasarkan Tabel 5.16 dapat diketahui bahwa p -value $< \alpha$ (0,05) sehingga H_0 ditolak, maka residual tidak *white noise* pada ARIMA (1,1,1).

c. Uji Normalitas



Gambar 5.14 Plot Probabilitas Residual ARIMA (1,1,1)

Berdasarkan Gambar 5.14 dapat diketahui bahwa p -value pada *probability plot* residual ARIMA (1,1,1) bernilai 0,083. Dikarenakan p -value $>$ α (0,05) maka residual terdistribusi normal.

5. Model ARIMA (2,1,1)
 - a. Uji Signifikansi Parameter

Tabel 5.17 Final Estimates of Parameter ARIMA (2,1,1) without Constant

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	-0.3346	0.1405	-2.38	0.021
AR 2	-0.2166	0.1394	-1.55	0.126
MA 1	0.9773	0.0932	10.48	0.000
Constant	-0.000117	0.005158	-0.02	0.982

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 59, after differencing 58

Residuals: SS = 1.55884 (backforecasts excluded)

MS = 0.02887 DF = 54

Berdasarkan Tabel 5.17 dapat diketahui bahwa p -value parameter AR 1 sebesar 0,021, AR 2 sebesar 0,126 dan MA 1 sebesar 0,000. Hal tersebut dapat dikatakan bahwa H_0 diterima karena p -value $< \alpha$ (0,05) yang bermakna bahwa parameter signifikan terhadap model.

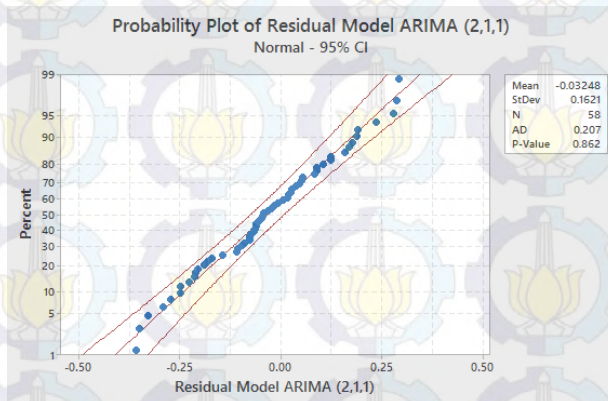
b. White Noise

Tabel 5.18 Modified Box-Pierce (Ljung-Box) ARIMA (2,1,1)

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	33.4	51.5	62.4	66.5
DF	8	20	32	44
P-Value	0.000	0.000	0.001	0.016

Berdasarkan Tabel 5.18 dapat diketahui bahwa p -value $> \alpha$ (0,05) sehingga H_0 diterima, maka residual *white noise* pada ARIMA (2,1,1).

c. Uji Normalitas



Gambar 5.15 Plot Probabilitas Residual ARIMA (2,1,1)

Berdasarkan Gambar 5.15 dapat diketahui bahwa p -value pada *probability plot* residual ARIMA (2,1,1) bernilai 0,862. Dikarenakan p -value $> \alpha$ (0,05) maka nilai p -value diterima sehingga model ini residual dan terdistribusi normal.

Hasil pemeriksaan diagnostik terhadap model ARIMA (1,1,0), ARIMA (2,1,0), ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,1), dan ARIMA (2,1,1) dengan menggunakan uji signifikan parameter, uji *white noise* pada residual, dan uji kenormalan residual, dapat dirangkum seperti pada Tabel 5.19.

Tabel 5.19 Rangkuman Hasil Pemeriksaan Diagnostik

Model	ARIMA (1,1,0)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (0,1,1)	ARIMA (1,1,1)	ARIMA (2,1,1)
Signifikan	Signifikan terhadap model	Signifikan terhadap model	Signifikan terhadap model	Signifikan terhadap model	Signifikan terhadap model
White Noise	Residual tidak white noise	Residual tidak white noise	Residual tidak white noise	Residual tidak white noise	Residual white noise
Normalitas	Residual terdistribusi normal	Residual terdistribusi normal	Residual terdistribusi normal	Residual terdistribusi normal	Residual terdistribusi normal
Kesimpulan	Tidak Terpenuhi	Tidak Terpenuhi	Tidak Terpenuhi	Tidak Terpenuhi	Semua terpenuhi

Perbandingan *Mean Squared Error* (MSE) yang didapat dari hasil *output* pengujian signifikansi parameter model menggunakan Minitab 17 untuk mendapatkan model terbaik.

Tabel 5.20 Perbandingan Nilai MSE setiap Model

Model	ARIMA (1,1,0)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (0,1,1)	ARIMA (1,1,1)	ARIMA (2,1,1)
Nilai MSE	0,06075	0,04602	0,03575	0,03016	0,02887
Kesimpulan					Nilai MSE Terkecil

Berdasarkan rangkuman hasil pemeriksaan diagnostik pada Tabel 5.19, diketahui bahwa model ARIMA (2,1,1) telah memenuhi ketiga uji dalam pemeriksaan diagnostik. Selain itu, model ARIMA (2,1,1) juga memiliki nilai MSE terkecil seperti yang terlihat dalam Tabel 5.20, sehingga dapat disimpulkan bahwa model ARIMA terbaik untuk melakukan peramalan penjualan kursi di CV. Budi Luhur adalah ARIMA (2,1,1).

E. Model Terbaik untuk Peramalan

Tahap terakhir dalam melakukan peramalan menggunakan metode ARIMA (*Box-Jenkins*) adalah *forecasting* (peramalan) dengan persamaan yang telah diperoleh dan diuji kelayakannya. Peramalan yang akan digunakan untuk data penjualan kursi di CV. Budi Luhur tahun 2016 adalah model ARIMA (2,1,1). Hasil peramalan penjualan kursi tahun 2016 dengan menggunakan model ARIMA (2,1,1) adalah sebagai berikut.

Tabel 5.21 Hasil Peramalan Penjualan Kursi dengan Model ARIMA (2,1,1)

Tahun	Bulan Ke	Hasil Peramalan (Forecast)	Lower Confidence Level	Upper Confidence Level
2016	1	160.7215	81.775	239.668
	2	150.3389	58.919	241.759
	3	155.0506	45.802	262.299

4	153.3934	31.508	275.278
5	154.477	20.129	288.826
6	154.3325	9.03	299.662
7	154.7816	-0.941	310.504
8	154.9067	-10.465	320.279
9	155.238	-19.304	329.78
10	155.4175	-27.8	338.635
11	155.7212	-35.807	347.249
12	155.9167	-43.553	355.386

Berdasarkan Tabel 5.21 diketahui bahwa peramalan jumlah penjualan kursi di CV. Budi Luhur Sidoarjo dilakukan untuk periode satu tahun ke depan (2016) atau 12 titik data historis. Dari hasil proyeksi terhadap data asli sebanyak 60 titik data historis menggunakan model ARIMA (2,1,1) didapatkan tiga nilai, yakni *Lower Confidence Level (LCL)*, *Upper Confidence Level (UCL)*, dan nilai hasil peramalan (*forecast*).

Nilai *confidence level* dalam Tabel 5.21 diatas diperoleh dari hasil perhitungan peramalan dengan menggunakan Minitab. Dalam menghitung *confidence interval (lower and upper confidence level)*, salah satu yang harus dilakukan adalah mengatur tingkat kepercayaan. Nilai tingkat kepercayaan yang paling sering digunakan adalah 95%. Untuk menghitung *confidence interval*, bisa dilakukan dengan rumus berikut (formulas.tutorvista):

1. Jika $n \geq 30$

$$Confidence\ Interval = x \pm z_{\frac{\alpha}{2}} \left(\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right)$$

2. Jika $n < 30$

$$Confidence\ Interval = x \pm t_{\frac{\alpha}{2}} \left(\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right)$$

dimana:

n = Number of term

\bar{x} = Sample Mean

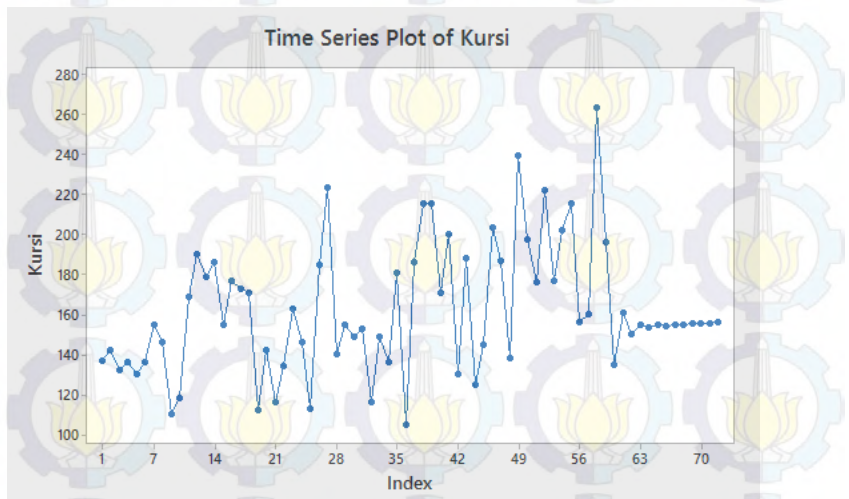
σ = Standard Deviation

$z_{\frac{\alpha}{2}}$ = Value corresponding to $\frac{\alpha}{2}$ in z table

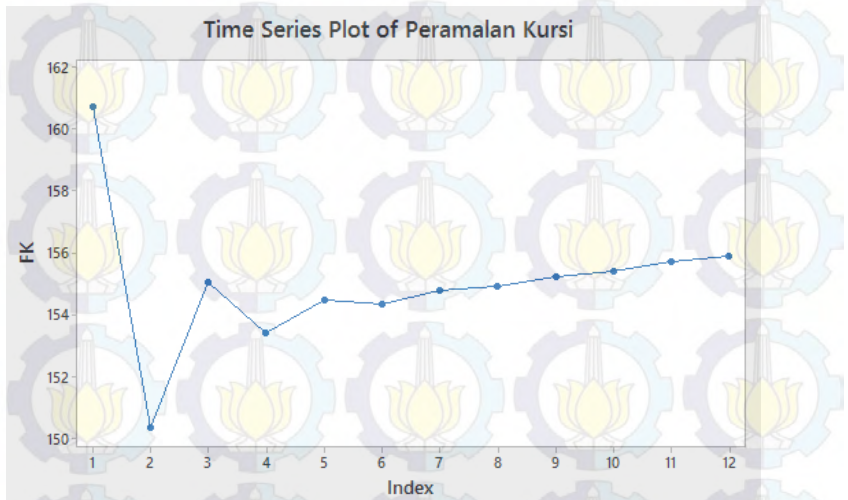
$t_{\frac{\alpha}{2}}$ = Value corresponding to $\frac{\alpha}{2}$ in t table

$$\alpha = 1 - \frac{\text{Confidence level}}{100}$$

Untuk menggambarkan hasil peramalan dan data asli yang digunakan dalam peramalan, digunakan *time series plot* seperti Gambar 5.16 berikut:



Gambar 5.16 Plot Data Asli Penjualan Kursi dan Hasil Peramalan



Gambar 5.17 Plot Data Hasil Peramalan

Grafik pada Gambar 5.16 menunjukkan data *time series* penjualan kursi di CV. Budi Luhur tahun 2010-2014 dan hasil peramalan pada tahun 2016. Sedangkan pada Gambar 5.17, grafik hasil peramalan menunjukkan adanya peningkatan jumlah penjualan kursi, meskipun pada 7 periode awal, yakni Januari-Juli 2016 mengalami fluktuasi naik dan turun.

Hasil peramalan pada Tabel 5.21 kemudian dilakukan evaluasi untuk mengetahui rata-rata penyimpangan dalam persen (%) dengan menggunakan MPE (*Mean Percentage Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Data yang digunakan untuk mendapatkan nilai MPE dan MAPE sebanyak 12 titik data historis, yakni data bulan Januari-Desember 2015.

Tabel 5.22 Evaluasi Hasil Peramalan Penjualan Kursi dengan Model ARIMA (2,1,1)

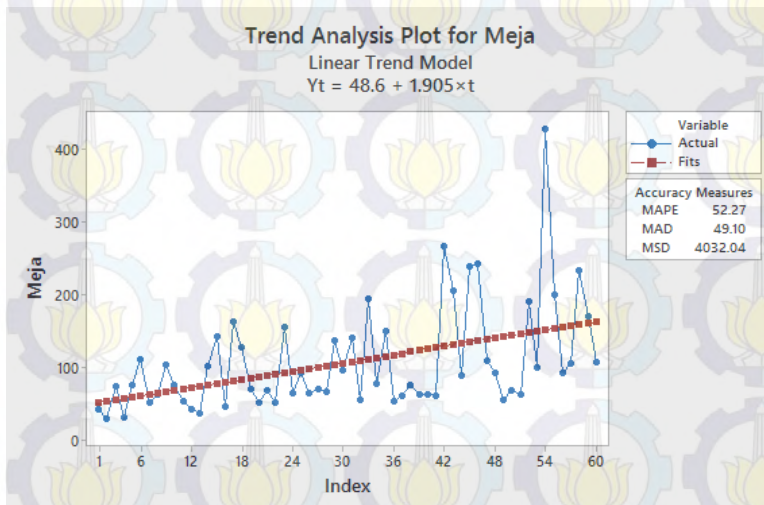
Bulan Ke	Forecast	LCL	UCL	Aktual 2015	PE (%)	APE (%)
1	160.7215	81.775	239.668	237	0.32185	32.18501
2	150.3389	58.919	241.759	167	0.099767	9.976709
3	155.0506	45.802	262.299	224	0.30781	30.78097
4	153.3934	31.508	275.278	148	-0.03644	3.644175
5	154.477	20.129	288.826	241	0.359017	35.90166
6	154.3325	9.03	299.662	209	0.261567	26.15671
7	154.7816	-0.941	310.504	214	0.276722	27.67216
8	154.9067	-10.465	320.279	150	-0.03271	3.271129
9	155.238	-19.304	329.78	190	0.182958	18.29577
10	155.4175	-27.8	338.635	260	0.402241	40.22406
11	155.7212	-35.807	347.249	205	0.240384	24.03843
12	155.9167	-43.553	355.386	148	-0.05349	5.349149
MPE					0.194139	
MAPE						21.45799

Berdasarkan evaluasi hasil peramalan dengan ARIMA (2,1,1) pada Tabel 5.22 diatas, diketahui bahwa nilai MPE adalah sebesar 0.194139% dan nilai MAPE adalah sebesar 21,45799% yang berarti bahwa setiap melakukan peramalan sebanyak 12 periode ke depan, maka terdapat kesalahan sebesar 0,194139% dan kesalahan absolut sebesar 21,45799%. Karena nilai MPE mendekati 0 dan nilai MAPE kecil, maka hasil peramalan dikatakan mendekati aktual atau cukup akurat.

5.2.2 Peramalan Jumlah Penjualan Meja

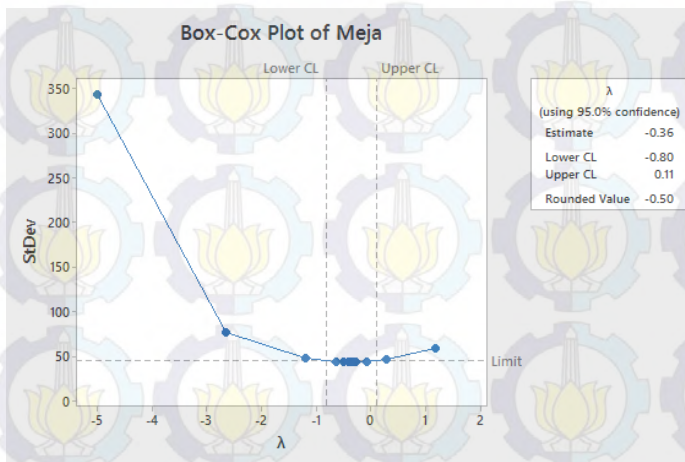
A. Pemeriksaan Stasioneritas Data

Berikut ini adalah plot dan *trend* data *time series* data penjualan meja di CV. Budi Luhur sidoarjo pada periode Januari 2010 sampai dengan bulan Desember 2014.



Gambar 5.18 Trend Analysis Plot Meja

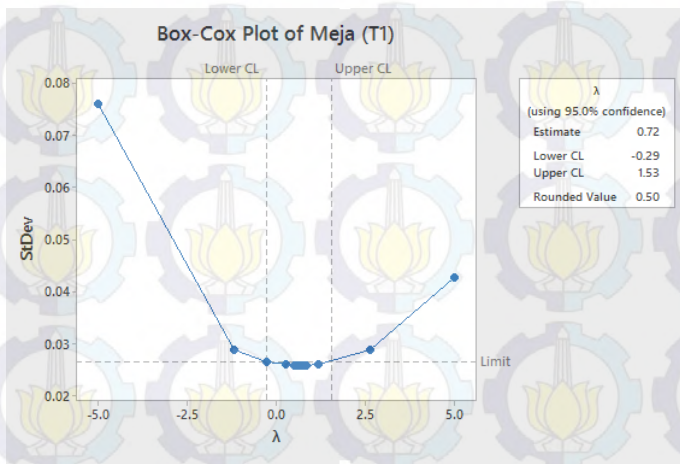
Pada Gambar 5.18 terlihat bahwa penyebaran tidak konstan dari waktu ke waktu dan terlihat dari pola yang menunjukkan *trend* naik. Sehingga dapat dikatakan bahwa data penjualan meja di CV. Budi Luhur pada periode 2010 sampai 2014 tidak stasioner. Berikut adalah *Box-Cox* plot data penjualan meja periode 2010-2014.



Gambar 5.19 Box-Cox Plot of Meja

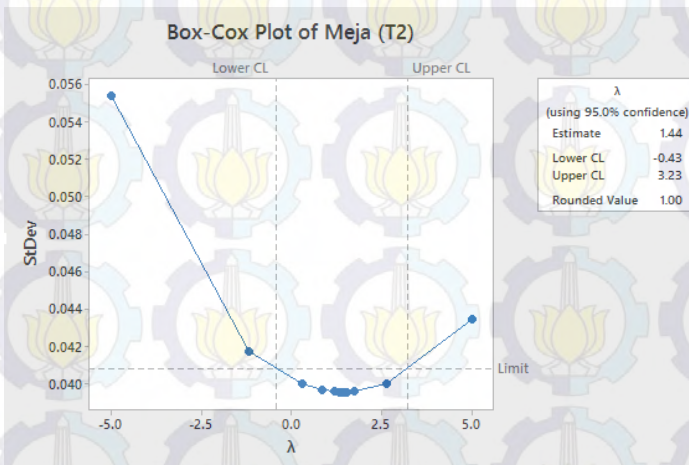
Gambar 5.19 menunjukkan bahwa nilai λ atau *rounded value* (batas interval) bernilai -0,50 untuk selang kepercayaan 95% dengan nilai batas bawah interval adalah -0,80 dan batas atas interval adalah 0,11. Dengan diperolehnya nilai λ sebesar -0,50 serta batas bawah interval yang tidak melewati 1, maka data harus ditransformasikan agar data menjadi stasioner dalam varians.

Hasil pemeriksaan stasioneritas dalam varians pada penjualan meja yang telah ditransformasikan dengan metode Box-Cox Plot dapat dilihat pada Gambar 5.20 berikut.



Gambar 5.20 Transformasi Box-Cox Plot Meja

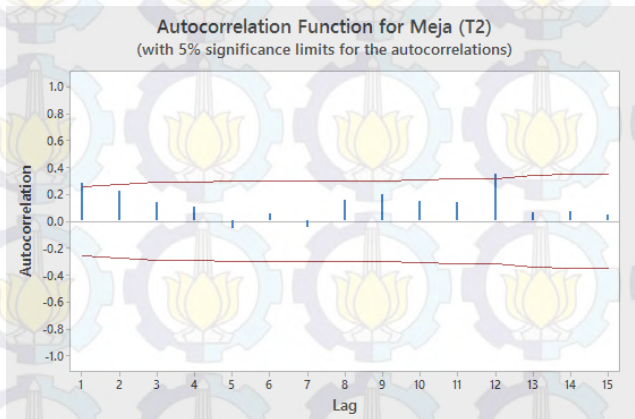
Gambar 5.20 menunjukkan bahwa nilai *lambda* atau *rounded value* bernilai 0,50 untuk selang kepercayaan 95%, data belum stasioner dalam varians, sehingga harus ditransformasikan lagi dengan hasil seperti pada Gambar 5.21.



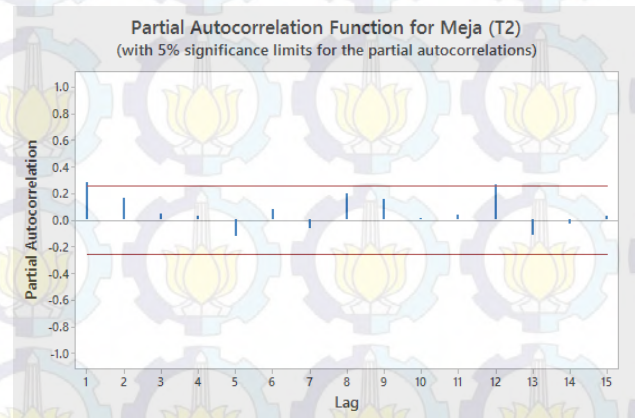
Gambar 5.21 Transformasi Box-Cox Plot Meja (T2)

Gambar 5.21 menunjukkan nilai lambda atau rounded value (batas interval) bernilai 1,00 untuk selang kepercayaan 95%. Artinya, data sudah stasioner dalam *varians*.

Setelah data penjualan meja sudah dinyatakan stasioner dalam *varians*, langkah berikutnya adalah memeriksa kestasioneran data dalam *means* dengan membuat plot ACF dan PACF.

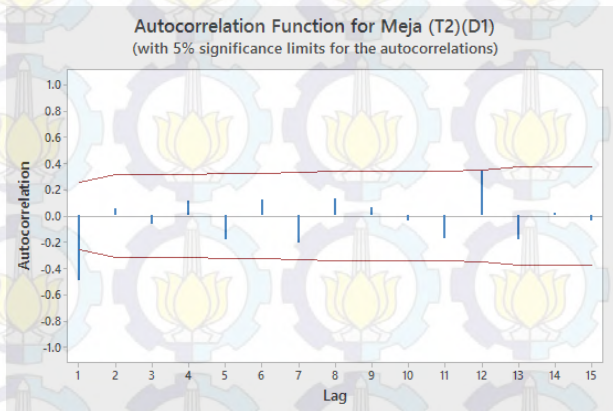


Gambar 5.22 Plot ACF Meja (T2)

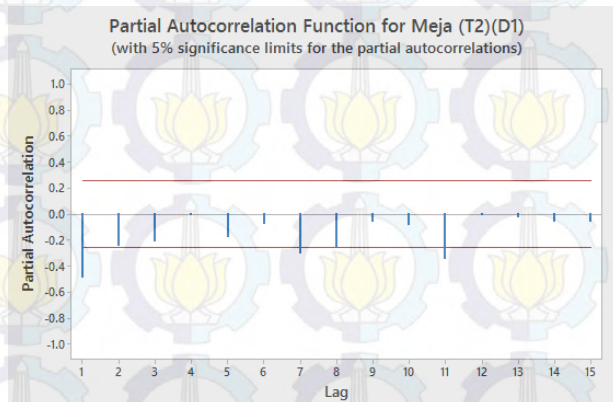


Gambar 5.23 Plot PACF Meja (T2)

Plot ACF pada Gambar 5.22 tidak memperlihatkan *cuts off* maupun *dies down*, sedangkan Plot PACF pada Gambar 5.23 memperlihatkan adanya *cuts off* pada lag 1, sehingga dapat disimpulkan bahwa data *time series* penjualan meja tidak stasioner dalam *means*. Oleh karena itu, perlu dilakukan diferensiasi orde pertama dengan hasil seperti pada Gambar 5.24 dan Gambar 5.25.



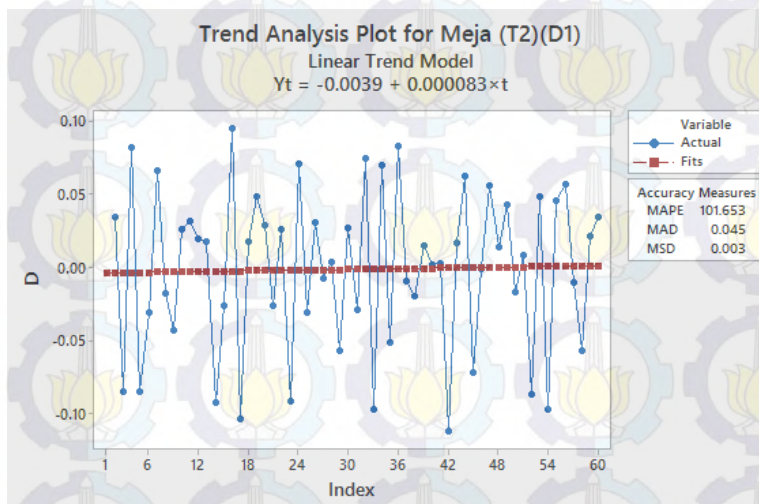
Gambar 5.24 Plot ACF Meja (T2)(D1)



Gambar 5.25 Plot PACF Meja (T2)(D1)

Gambar 5.24, *Plot ACF* menunjukkan *cuts off* pada *lag* 1. Sedangkan *Plot PACF* pada Gambar 5.25 menunjukkan *cuts off* pada *lag* 1, 2, 7, dan 10.

Oleh karena itu, maka data *time series* penjualan meja bersifat stasioner setelah deferensiasi orde pertama. Hal ini dapat diperjelas dengan melihat *trend analysis plot* pada Gambar 5.26, dimana data hasil diferensiasi tingkat pertama tidak memperlihatkan adanya *trend*.



Gambar 5.26 Trend Analysis Plot Meja (T2)(D1)

Selain dengan melihat plot ACF dan PACF pada Gambar 5.24 dan Gambar 5.25. Proses *differencing* bisa dihitung secara matematis dengan rumus sebagai berikut:

$$Y_i = Y_i - Y_{i-1}$$

Menurut Aritonang (2009), nilai *differencing* tersebut akan menentukan nilai **I** (*integrated*) di dalam model ARIMA. Adapun hubungan proses *differencing* dengan nilai **I** adalah:

1. *Differencing* dilakukan satu kali, maka nilai I adalah 1, sehingga menjadi $I(1)$.
2. *Differencing* dilakukan dua kali, maka nilai I adalah 2, sehingga menjadi $I(2)$, dan seterusnya.

Akan tetapi, pada umumnya data yang tidak stasioner akan menjadi stasioner setelah dilakukan proses *differencing* sebanyak dua kali. Apabila data telah stasioner tanpa dilakukan *differencing* terlebih dahulu, maka nilai I adalah nol, sehingga model *Box-Jenkins* yang mungkin terbentuk adalah AR, MA, dan ARMA [16]. Sedangkan apabila data telah stasioner dalam *means*, maka dapat dilanjutkan kelangkah selanjutnya, yaitu pengidentifikasian model sementara.

B. Identifikasi Model Sementara (*Tentative*)

Langkah selanjutnya setelah data penjualan meja sudah stasioner dalam *varians* maupun *means* adalah menetapkan model ARIMA (p,d,q) sementara yang sesuai. Data penjualan meja sudah stasioner setelah mengalami diferensiasi ordo pertama sehingga didapatkan d bernilai 1, sehingga model ARIMA sementara adalah $(p,1,q)$.

Tahap selanjutnya adalah penentuan ordo *Autoregressive* (p) dan *Moving Average* (q) melalui nilai ACF dan PACF dari data *time series* yang sudah stasioner.

Berdasarkan Gambar 5.24, plot ACF dari data terlihat bahwa pada *lag 1* merupakan nilai *cuts off* sehingga dugaan model sementara terdapat aspek MA. Sedangkan berdasarkan Gambar 5.25, plot PACF terlihat bahwa nilai *cuts of* terletak pada *lag 1*, 7, dan 11 sehingga diperkirakan model yang terbentuk terdapat aspek AR.

Berdasarkan penjelasan diatas, diperoleh model ARIMA sementara yaitu ARIMA (1,1,0); ARIMA (7,1,0); ARIMA (11,1,0); ARIMA (0,1,1); ARIMA (1,1,1); ARIMA (7,1,1); dan ARIMA (11,1,1). Namun, karena nilai (p) dan (q) dalam

analisis ARIMA dengan Minitab 17 harus berada dalam range $0 \leq (p)(q) \leq 5$, maka model ARIMA (7,1,0); ARIMA (11,1,0); ARIMA (7,1,1); dan ARIMA (11,1,1) tidak dapat digunakan untuk proses selanjutnya.

C. Estimasi Parameter Model

Setelah memperoleh model, selanjutnya menentukan besarnya nilai Autoregressive dan Moving Average. Langkah selanjutnya adalah merumuskan persamaan yang tepat dan utuh untuk model ARIMA (1,1,1), ARIMA (0,1,1), dan ARIMA (1,1,0).

1. ARIMA (1,1,1)

Berikut adalah hasil output estimasi parameter model ARIMA (1,1,1) menggunakan software Minitab 17.

Tabel 5.23 Final Estimates of Parameter ARIMA (1,1,1)

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	-0.4922	0.1222	-4.03	0.000
MA 1	0.9708	0.1250	7.77	0.000
Constant	0.0001627	0.0006581	0.25	0.806

Berdasarkan Tabel 5.23 dapat diketahui bahwa:

a. Nilai AR 1

Diketahui T hitung = -4,03. Karena $|-4,03| > 2,145$ maka parameter $\phi_1 = -0,4922$ signifikan pada α 5%.

b. Nilai MA 1

Diketahui T hitung = 7,77. Karena $7,77 > 2,145$ maka parameter $\theta_1 = 0,9708$ signifikan pada α 5%.

c. Nilai Constant

Diketahui T hitung = 0,25. Karena $0,25 < 2,145$ maka parameter constant = 0,0001627 tidak signifikan pada a 5%.

Nilai Constant tidak signifikan pada a 5% maka persamaan ARIMA (1,1,1) adalah parameter φ_1 dan θ_1 .

2. ARIMA (0,1,1)

Berikut adalah hasil output estimasi parameter model ARIMA (0,1,1) menggunakan software Minitab 17.

Tabel 5.24 Final Estimates of Parameter ARIMA (0,1,1)

Final Estimates of Parameters				
Type	Coef	SE Coef	T	P
MA 1	0.9819	0.1125	8.73	0.000
Constant	0.0002182	0.0007214	0.30	0.763

Berdasarkan Tabel 5.24 dapat diketahui bahwa:

a. Nilai MA 1

Diketahui T hitung = 8,73. Karena $8,73 > 2,145$ maka parameter $\theta_1 = 0,9819$ signifikan pada a 5%.

b. Nilai Constant

Diketahui T hitung = 0,30. Karena $0,30 < 2,145$ maka parameter constant = 0,0002182 tidak signifikan pada a 5%.

Nilai Constant tidak signifikan pada a 5% maka persamaan ARIMA (0,1,1) adalah parameter φ_1 dan θ_1 .

3. ARIMA (1,1,0)

Berikut adalah hasil output estimasi parameter model ARIMA (1,1,0) menggunakan software Minitab 17.

Tabel 5.25 Final Estimates of Parameter ARIMA (1,1,0)

Final Estimates of Parameters					
Type		Coef	SE Coef	T	P
AR	1	-0.6977	0.0957	-7.29	0.000
Constant		0.001290	0.009084	0.14	0.888

Berdasarkan Tabel 5.25 dapat diketahui bahwa:

a. Nilai AR 1

Diketahui T hitung = -7,29. Karena $|-7,29| > 2,145$ maka parameter $\varphi_1 = -0,6977$ signifikan pada a 5%.

b. Nilai Constant

Diketahui T hitung = 0,14. Karena $0,14 < 2,145$ maka parameter constant = 0,001290 tidak signifikan pada a 5%.

Nilai Constant tidak signifikan pada a 5% maka persamaan ARIMA (1,1,0) adalah parameter φ_1 .

D. Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik ARIMA adalah dengan menguji apakah model yang diperoleh pada tahapan estimasi model telah memadai untuk dijadikan model peramalan. Langkah selanjutnya adalah dengan melakukan uji signifikansi parameter model, uji normalitas dan white noise pada residual.

Model yang baik untuk peramalan adalah model yang memenuhi ketiga uji tersebut.

1. Model ARIMA (1,1,1)

a. Uji Signifikansi Parameter

Tabel 5.26 Final Estimates of Parameter ARIMA (1,1,1) without Constant

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	-0.4922	0.1222	-4.03	0.000
MA 1	0.9708	0.1250	7.77	0.000
Constant	0.0001627	0.0006581	0.25	0.806

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 59, after differencing 58

Residuals: SS = 0.133749 (backforecasts excluded)

MS = 0.002432 DF = 55

Berdasarkan Tabel 5.26 dapat diketahui bahwa p-value parameter AR 1 sebesar 0,000 dan MA 1 sebesar 0,000. Hal tersebut dapat dikatakan bahwa H_0 diterima karena p-value < α (0,05) yang bermakna bahwa parameter sudah signifikan terhadap model.

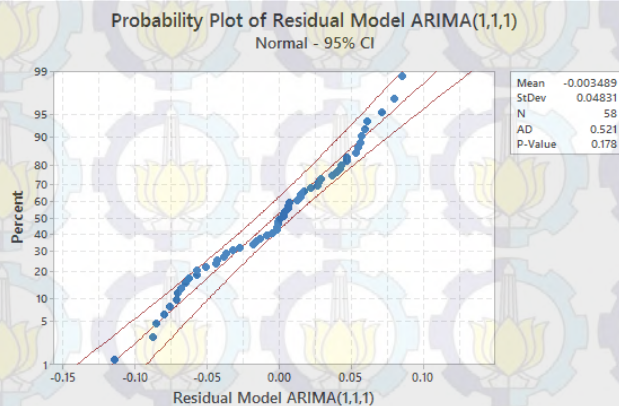
b. White Noise

Tabel 5.27 Modified Box-Pierce (Ljung-Box) ARIMA (1,1,1)

	Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic			
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	24.8	34.4	51.4	76.4
DF	9	21	33	45
P-Value	0.003	0.033	0.021	0.002

Berdasarkan Tabel 5.27 dapat diketahui bahwa p-value > α (0,05) sehingga H_0 diterima, maka residual white noise pada ARIMA (1,1,1).

c. Uji Normalitas



Gambar 5.27 Plot Probabilitas Residual ARIMA (1,1,1)

Berdasarkan Gambar 5.27 dapat diketahui bahwa p-value pada probability plot residual ARIMA (1,1,1) bernilai 0,178. Dikarenakan $p\text{-value} > \alpha$ (0,05) maka residual terdistribusi normal.

2. Model ARIMA (0,1,1)

a. Uji Signifikansi Parameter

Tabel 5.28 Final Estimates of Parameter ARIMA (0,1,1) without Constant

Type	Coef	SE Coef	T	P
MA 1	0.9819	0.1125	8.73	0.000
Constant	0.0002182	0.0007214	0.30	0.763

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 59, after differencing 58

Residuals: SS = 0.176212 (backforecasts excluded)

MS = 0.003147 DF = 56

Berdasarkan Tabel 5.28 dapat diketahui bahwa p-value parameter MA 1 sebesar 0,000. Hal tersebut dapat dikatakan

bahwa H_0 diterima karena $p\text{-value} < \alpha$ (0,05) yang bermakna bahwa parameter sudah signifikan terhadap model.

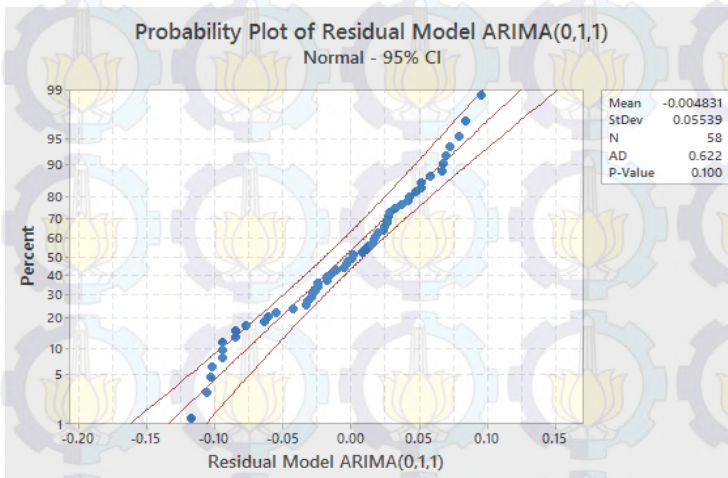
b. White Noise

Tabel 5.29 Modified Box-Pierce (Ljung-Box) ARIMA (0,1,1)

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	36.0	42.3	50.4	69.1
DF	10	22	34	46
P-Value	0.000	0.006	0.035	0.015

Berdasarkan Tabel 5.29 dapat diketahui bahwa $p\text{-value} < \alpha$ (0,05) sehingga H_0 ditolak, maka residual tidak white noise pada ARIMA (0,1,1).

c. Uji Normalitas



Gambar 5.28 Plot Probabilitas Residual ARIMA (0,1,1)

Berdasarkan Gambar 5.28 dapat diketahui bahwa p-value pada *probability plot residual* ARIMA (0,1,1) bernilai 0,100. Dikarenakan $p\text{-value} > \alpha$ (0,05) maka residual terdistribusi normal.

3. Model ARIMA (1,1,0)

a. Uji Signifikansi Parameter

Tabel 5.30 Final Estimates of Parameter ARIMA (1,1,0) without Constant

Final Estimates of Parameters				
Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	-0.6977	0.0957	-7.29	0.000
Constant	0.001290	0.009084	0.14	0.888

Differencing: 1 regular difference
 Number of observations: Original series 59, after differencing 58
 Residuals: SS = 0.268026 (backforecasts excluded)
 MS = 0.004786 DF = 56

Berdasarkan Tabel 5.30 dapat diketahui bahwa p-value parameter AR 1 sebesar 0,000. Hal tersebut dapat dikatakan bahwa H_0 diterima karena $p\text{-value} < \alpha$ (0,05) yang bermakna bahwa parameter sudah signifikan terhadap model.

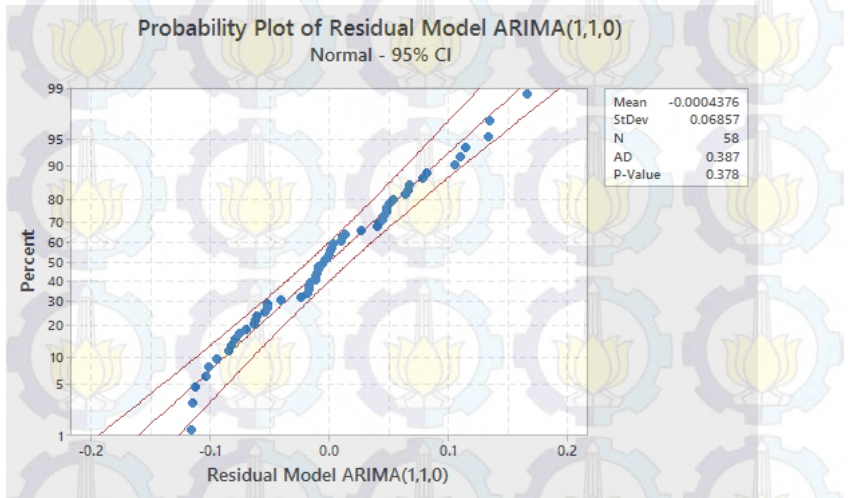
b. White Noise

Tabel 5.31 Modified Box-Pierce (Ljung-Box) ARIMA (1,1,0)

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	44.0	54.5	73.9	112.5
DF	10	22	34	46
P-Value	0.000	0.000	0.000	0.000

Berdasarkan Tabel 5.31 dapat diketahui bahwa $p\text{-value} < \alpha$ (0,05) sehingga H_0 ditolak, maka residual tidak white noise pada ARIMA (1,1,0).

c. Uji Normalitas



Gambar 5.29 Plot Probabilitas Residual ARIMA (1,1,0)

Berdasarkan Gambar 5.29 dapat diketahui bahwa $p\text{-value}$ pada probability plot residual ARIMA (1,1,0) bernilai 0,378. Dikarenakan $p\text{-value} > \alpha$ (0,05) maka residual terdistribusi normal.

Hasil pemeriksaan diagnostik terhadap model ARIMA (1,1,1), ARIMA (0,1,1), dan ARIMA (1,1,0) dengan menggunakan uji signifikan parameter, uji *white noise* pada residual, dan uji kenormalan residual, dapat dirangkum seperti pada Tabel 5.32.

Tabel 5.32 Rangkuman Hasil Pemeriksaan Diagnostik

Model	ARIMA (1,1,1)	ARIMA (0,1,1)	ARIMA (1,1,0)
-------	------------------	------------------	------------------

Signifikan	Signifikan terhadap model	Signifikan terhadap model	Signifikan terhadap model
White Noise	Residual white noise	Residual tidak white noise	Residual tidak white noise
Normalitas	Residual terdistribusi normal	Residual terdistribusi normal	Residual terdistribusi normal
Kesimpulan	Semua terpenuhi	Tidak Terpenuhi	Tidak Terpenuhi

Karena hanya terdapat 1 model, maka model terbaik untuk peramalan penjualan meja adalah model ARIMA (1,1,1). Untuk mengetahui perbandingan *Mean Squared Error* (MSE) yang didapat dari hasil *output* pengujian signifikansi parameter model menggunakan Minitab 17 untuk mendapatkan model terbaik.

Tabel 5.33 Perbandingan Nilai MSE setiap Model

Model	ARIMA (1,1,1)	ARIMA (0,1,1)	ARIMA (1,1,0)
Nilai MSE	0,002432	0,003147	0,004786
Kesimpulan	Nilai MSE Terkecil		

Berdasarkan rangkuman hasil pemeriksaan diagnostik pada Tabel 5.32, diketahui bahwa model ARIMA (1,1,1) telah memenuhi ketiga uji dalam pemeriksaan diagnostik. Selain itu, model ARIMA (1,1,1) juga memiliki nilai MSE terkecil seperti yang terlihat dalam Tabel 5.33, sehingga dapat disimpulkan bahwa model ARIMA terbaik untuk melakukan peramalan penjualan Meja di CV. Budi Luhur adalah ARIMA (1,1,1).

E. Model Terbaik untuk Peramalan

Peramalan yang akan digunakan untuk data penjualan Meja di CV. Budi Luhur tahun 2016 adalah model ARIMA (1,1,1). Hasil peramalan penjualan kursi tahun 2016 dengan menggunakan model ARIMA (1,1,1) adalah sebagai berikut.

Tabel 5.34 Hasil Peramalan Penjualan Meja dengan ARIMA (1,1,1)

Tahun	Bulan Ke	Hasil Peramalan (Forecast)	Lower Confidence Level	Upper Confidence Level
2016	1	174.605	47.892	301.318
	2	176.426	49.604	303.248
	3	178.61	51.707	305.512
	4	180.791	53.808	307.775
	5	182.973	55.909	310.038
	6	185.155	58.01	312.3
	7	187.337	60.111	314.563
	8	189.519	62.213	316.825
	9	191.701	64.314	319.088
	10	193.883	66.415	321.35
	11	196.065	68.517	323.613
	12	198.247	70.618	325.875

Berdasarkan Tabel 5.34 diketahui bahwa peramalan jumlah penjualan meja di CV. Budi Luhur Sidoarjo dilakukan untuk periode satu tahun ke depan (2016) atau 12 titik data historis. Dari hasil proyeksi terhadap data asli sebanyak 60 titik data historis menggunakan model ARIMA (1,1,1) didapatkan tiga nilai, yakni *Lower Confidence Level* (LCL), *Upper Confidence Level* (UCL), dan nilai hasil peramalan (*forecast*).

Nilai *confidence level* dalam Tabel 5.34 diatas diperoleh dari hasil perhitungan peramalan dengan menggunakan Minitab.

Dalam menghitung *confidence interval* (*lower and upper confidence level*), salah satu yang harus dilakukan adalah mengatur tingkat kepercayaan. Nilai tingkat kepercayaan yang paling sering digunakan adalah 95%. Untuk menghitung *confidence interval*, bisa dilakukan dengan rumus berikut (formulas.tutorvista):

1. Jika $n \geq 30$

$$\text{Confidence Interval} = x \pm z_{\frac{\alpha}{2}} \left(\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right)$$

2. Jika $n < 30$

$$\text{Confidence Interval} = x \pm t_{\frac{\alpha}{2}} \left(\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right)$$

dimana:

n = Number of term

x = Sample Mean

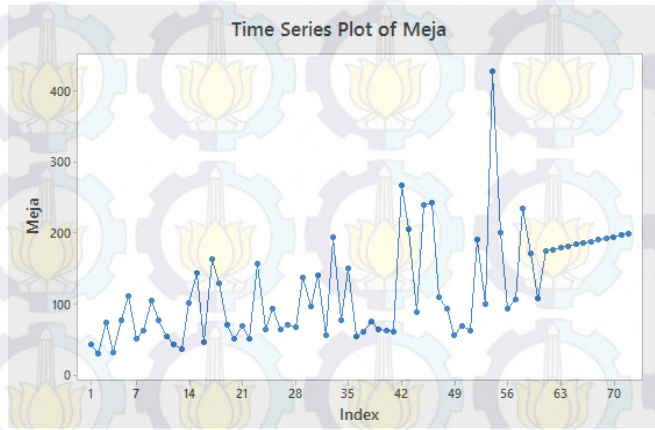
σ = Standard Deviation

$z_{\frac{\alpha}{2}}$ = Value corresponding to $\frac{\alpha}{2}$ in z table

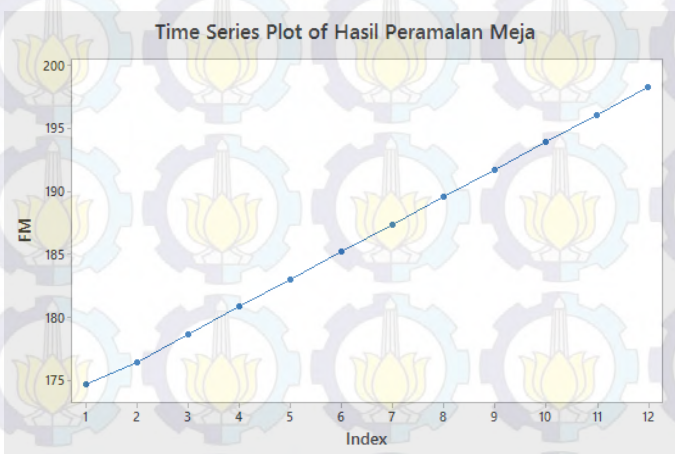
$t_{\frac{\alpha}{2}}$ = Value corresponding to $\frac{\alpha}{2}$ in t table

$$\alpha = 1 - \frac{\text{Confidence level}}{100}$$

Untuk menggambarkan hasil peramalan dan data asli yang digunakan dalam peramalan, digunakan *time series plot* seperti Gambar 5.30 berikut:



Gambar 5.30 Plot Data Asli Penjualan Meja dan Hasil Peramalan



Gambar 5.31 Plot Data Hasil Peramalan Meja

Grafik pada Gambar 5.30 menunjukkan data *time series* penjualan meja di CV. Budi Luhur tahun 2010-2014 dan hasil peramalan pada tahun 2016. Sedangkan pada Gambar 5.31, grafik hasil peramalan menunjukkan adanya peningkatan jumlah penjualan meja.

Hasil peramalan pada Tabel 5.34 kemudian dilakukan evaluasi untuk mengetahui rata-rata penyimpangan dalam persen (%) dengan menggunakan MPE (*Mean Percentage Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Data yang digunakan untuk mendapatkan nilai MPE dan MAPE sebanyak 12 titik data historis, yakni data bulan Januari-Desember 2015.

Tabel 5.35 evaluasi Hasil Peramalan Penjualan Meja dengan Model ARIMA (1,1,1)

Bulan Ke	Forecast	LCL	UCL	Aktual 2015	PE (%)	APE (%)
1	174.605	47.892	301.318	175	0.225714	0.225714
2	176.426	49.604	303.248	178	0.88427	0.88427
3	178.61	51.707	305.512	180	0.772222	0.772222
4	180.791	53.808	307.775	150	-20.5273	20.52733
5	182.973	55.909	310.038	237	22.7962	22.7962
6	185.155	58.01	312.3	403	54.05583	54.05583
7	187.337	60.111	314.563	201	6.797512	6.797512
8	189.519	62.213	316.825	187	-1.34706	1.347059
9	191.701	64.314	319.088	179	-7.09553	7.095531
10	193.883	66.415	321.35	213	8.975117	8.975117
11	196.065	68.517	323.613	189	-3.7381	3.738095
12	198.247	70.618	325.875	127	-56.1	56.1
MPE					0.474904	
MAPE						15.27624

Berdasarkan evaluasi hasil peramalan dengan ARIMA (1,1,1) pada Tabel 5.35 diatas, diketahui bahwa nilai MPE adalah sebesar 0,4749% dan nilai MAPE adalah sebesar 15,2762% yang berarti bahwa setiap melakukan peramalan sebanyak 12 periode ke depan, maka terdapat kesalahan sebesar 0,4749% dan kesalahan absolut sebesar 15,2762%. Karena nilai MPE

mendekati 0 dan nilai MAPE kecil, maka hasil peramalan dikatakan mendekati aktual atau cukup akurat.

5.3 Peramalan dengan Metode Winters

5.3.1 Peramalan Jumlah Penjualan Kursi

A. Identifikasi model

Berdasarkan Gambar 5.2, terlihat bahwa data penjualan Kursi pada tahun 2010 – 2014 memiliki trend yang cenderung meningkat (naik) dan memiliki efek musiman. Dengan melihat naik turunnya data penjualan, diketahui bahwa efek musiman yang ada adalah musiman Additive.

B. Menentukan nilai awal taksiran (parameter)

Setelah mengetahui model, langkah selanjutnya adalah menentukan nilai awal taksiran untuk *Level*, *Trend*, dan *Seasonal*. Tiga parameter tersebut ditentukan dengan mengambil data pada tahun pertama. Nilai Level ditentukan dengan menghitung nilai rata-rata hasil penjualan selama 12 bulan pertama, demikian untuk bulan-bulan berikutnya. Nilai Trend untuk 12 bulan pertama masih 0. Sedangkan nilai Seasonal diperoleh dengan membagi Data Penjualan Kursi dengan Level. Berdasarkan perhitungan yang dilakukan, diperoleh nilai Level, Trend, dan Seasonal seperti pada Tabel 5.36 berikut.

Tabel 5.36 Perhitungan Nilai L, T, dan S

Bulan	Penjualan Kursi	L	T	S
Jan-10	137	141.75	0	0.96649
Feb-10	142	145.25	0	0.977625
Mar-10	132	148.9167	0	0.886402
Apr-10	136	150.8333	0	0.901657

May-10	130	154.25	0	0.842788
Jun-10	136	157.8333	0	0.861668
Jul-10	155	160.75	0	0.96423
Aug-10	146	157.1667	0	0.92895
Sep-10	110	156.8333	0	0.701382
Oct-10	118	157.3333	0	0.75
Nov-10	169	158.6667	0	1.065126
Dec-10	190	158.1667	0	1.201264


Keterangan: L (level), T (*trend*), S (*seasonal*)

C. Menghitung Nilai Ramalan Data Asli

Langkah selanjutnya setelah mengetahui nilai level, trend, dan seasonal adalah melakukan perhitungan peramalan data asli. Peramalan data asli dilakukan mulai Januari 2011 sampai Desember 2014. Hasil peramalan data asli pada tahun 2011 sampai 2014 adalah sebagai berikut:

Tabel 5.37 Hasil Peramalan Data Asli

Bulan	Data Asli	L	T	S	F	PE	APE
Jan-11	179	177.835	0.197	1.163	178.998	0.000	0.000
Feb-11	186	184.952	0.266	1.047	186.196	-0.001	0.001
Mar-11	155	154.425	-0.042	0.578	155.269	-0.002	0.002
Apr-11	177	175.881	0.173	1.117	176.956	0.000	0.000
May-11	173	172.196	0.134	0.804	173.173	-0.001	0.001
Jun-11	171	170.160	0.113	0.840	171.135	-0.001	0.001
Jul-11	112	111.628	-0.474	0.378	112.119	-0.001	0.001
Aug-11	142	140.772	-0.178	1.225	141.523	0.003	0.003
Sep-11	116	115.552	-0.428	0.451	115.825	0.002	0.002
Oct-11	134	133.069	-0.249	0.929	133.570	0.003	0.003
Nov-11	163	161.644	0.040	1.353	162.748	0.002	0.002
Dec-11	146	144.968	-0.128	1.034	146.041	0.000	0.000



Jan-12	113	112.167	-0.454	0.836	112.876	0.001	0.001
Feb-12	185	183.231	0.261	1.762	184.539	0.002	0.002
Mar-12	223	222.032	0.646	0.964	223.257	-0.001	0.001
Apr-12	140	139.721	-0.183	0.287	140.655	-0.005	0.005
May-12	155	154.049	-0.038	0.949	154.815	0.001	0.001
Jun-12	149	148.219	-0.096	0.782	148.962	0.000	0.000
Jul-12	153	152.577	-0.051	0.422	152.904	0.001	0.001
Aug-12	116	115.152	-0.425	0.851	115.952	0.000	0.000
Sep-12	149	148.211	-0.090	0.786	148.571	0.003	0.003
Oct-12	136	135.201	-0.220	0.800	135.911	0.001	0.001
Nov-12	181	179.200	0.223	1.796	180.776	0.001	0.001
Dec-12	105	104.720	-0.524	0.287	105.230	-0.002	0.002
Jan-13	186	184.354	0.277	1.638	185.467	0.003	0.003
Feb-13	215	212.952	0.560	2.045	215.274	-0.001	0.001
Mar-13	215	214.031	0.566	0.969	215.560	-0.003	0.003
Apr-13	171	171.152	0.131	-0.147	171.570	-0.003	0.003
May-13	200	198.773	0.406	1.224	200.128	-0.001	0.001
Jun-13	130	129.918	-0.287	0.089	130.413	-0.003	0.003
Jul-13	188	186.998	0.287	0.996	187.708	0.002	0.002
Aug-13	125	124.780	-0.338	0.226	125.293	-0.002	0.002
Sep-13	145	144.016	-0.142	0.982	144.660	0.002	0.002
Oct-13	203	201.616	0.435	1.378	202.852	0.001	0.001
Nov-13	187	185.373	0.268	1.629	187.437	-0.002	0.002
Dec-13	138	138.192	-0.206	-0.187	138.273	-0.002	0.002
Jan-14	239	236.368	0.778	2.622	238.784	0.001	0.001
Feb-14	197	195.377	0.360	1.628	197.782	-0.004	0.004
Mar-14	176	175.238	0.155	0.764	176.362	-0.002	0.002
Apr-14	222	221.680	0.618	0.315	222.150	-0.001	0.001
May-14	177	176.241	0.157	0.764	177.623	-0.004	0.004
Jun-14	202	201.655	0.410	0.342	202.155	-0.001	0.001

Jul-14	215	213.885	0.528	1.114	215.409	-0.002	0.002
Aug-14	156	156.360	-0.052	-0.354	156.534	-0.003	0.003
Sep-14	160	158.991	-0.026	1.008	159.947	0.000	0.000
Oct-14	263	260.596	0.991	2.394	262.964	0.000	0.000
Nov-14	196	195.043	0.325	0.963	196.997	-0.005	0.005
Dec-14	135	135.789	-0.271	-0.783	135.331	-0.002	0.002

Keterangan: F (*forecast*), PE (*percentage error*), APE (*absolute PE*)

D. Menentukan Konstanta Pemulusan

Penentuan konstanta pemulusan dilakukan menggunakan Solver yang ada pada Ms. Excel. Dari perhitungan dengan menggunakan Solver, diperoleh nilai konstanta pemulusan seperti table berikut.

Tabel 5.38 Konstanta Pemulusan

Alpha:	Beta:	Gamma:
0.99	0.01	0.99

Untuk mencari hasil peramalan yang akurat dengan hasil peramalan yang memiliki nilai MPE dan MAPE rendah, nilai konstanta pemulusan bisa dirubah dengan aturan nilai masing-masing konstanta kurang dari 1 dan lebih besar dari 0. Berdasarkan percobaan yang sudah dilakukan, nilai konstanta pemulusan yang terbaik seperti pada Tabel 5.38 dengan nilai MPE dan MAPE seperti pada Tabel 5.39.

Tabel 5.39 Nilai MPE dan MAPE

Alpha:	Beta:	Gamma:	MPE:	MAPE:
0.99	0.01	0.99	-0.05%	0.18%

Dalam menentukan konstanta pemulusan pada tabel diatas, batasan yang digunakan dalam Solver adalah sebagai berikut:

1. Alpha

- 0.01 \leq *Alpha* \leq 0.99
2. Beta
0.01 \leq *Beta* \leq 0.99
3. Gamma
0.01 \leq *Gamma* \leq 0.99

Meskipun dalam aturan penentuan konstanta pemulusan nilainya antara 0 sampai 1, namun dalam tugas akhir ini aturan tersebut tidak dipakai. Alasan tidak digunakannya nilai 0 dan 1 karena jika nilai tersebut dimasukkan dalam batasan, maka perhitungan dengan Solver akan menghasilkan nilai $\alpha = 1$ dan $\beta = 0$. Nilai konstanta $\alpha = 1$ dan $\beta = 0$ akan menghasilkan nilai *lower* dan *upper confidence level* yang sama dengan nilai hasil peramalan.

E. Peramalan periode mendatang

Peramalan periode mendatang dilakukan dengan menggunakan aplikasi Minitab 17. Dengan menggunakan konstanta yang diperoleh pada tahap sebelumnya, diperoleh hasil peramalan penjualan kursi untuk tahun 2016 adalah sebagai berikut:

Tabel 5.40 Hasil Peramalan Kursi

Tahun	Bulan Ke	Hasil Peramalan (Forecast)	Lower Confidence Level	Upper Confidence Level
2016	1	167.9784995	88.131	247.826
	2	176.0619001	64.446	287.678
	3	165.0529124	15.004	315.102
	4	147.8176376	-43.351	338.986
	5	139.3815232	-94.177	372.94
	6	123.7521185	-152.885	400.389
	7	124.5228896	-195.603	444.649
	8	90.67069689	-273.207	454.548

9	83.46335213	-324.345	491.271
10	112.0178576	-339.847	563.882
11	114.15761	-381.856	610.172
12	71.55147077	-468.682	611.785

Berdasarkan Tabel 5.40 diketahui bahwa peramalan jumlah penjualan kursi di CV. Budi Luhur Sidoarjo dilakukan untuk periode satu tahun ke depan (2016) atau 12 titik data historis. Dari hasil proyeksi terhadap data asli sebanyak 60 titik data historis menggunakan model Winters didapatkan tiga nilai, yakni *Lower Confidence Level (LCL)*, *Upper Confidence Level (UCL)*, dan nilai hasil peramalan (*forecast*).

Nilai *confidence level* dalam Tabel 5.40 diatas diperoleh dari hasil perhitungan peramalan dengan menggunakan Minitab. Dalam menghitung *confidence interval (lower and upper confidence level)*, salah satu yang harus dilakukan adalah mengatur tingkat kepercayaan. Nilai tingkat kepercayaan yang paling sering digunakan adalah 95%. Untuk menghitung *confidence interval*, bisa dilakukan dengan rumus berikut (formulas.tutorvista):

1. Jika $n \geq 30$

$$Confidence\ Interval = x \pm z_{\frac{\alpha}{2}} \left(\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right)$$

2. Jika $n < 30$

$$Confidence\ Interval = x \pm t_{\frac{\alpha}{2}} \left(\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right)$$

dimana:

n = Number of term

x = Sample Mean

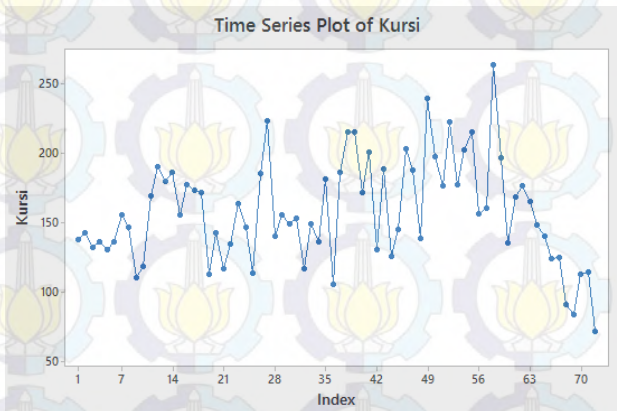
σ = Standard Deviation

$z_{\frac{\alpha}{2}}$ = Value corresponding to $\frac{\alpha}{2}$ in z table

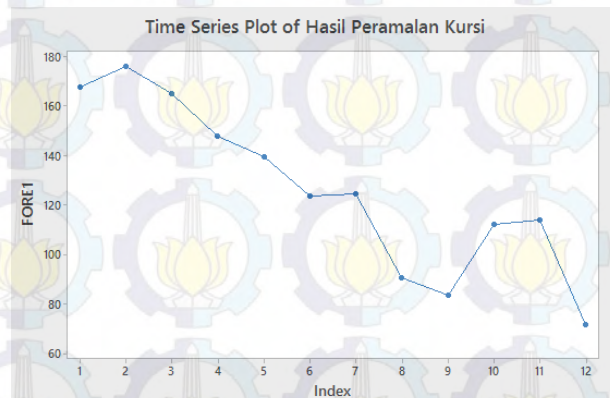
$t_{\frac{\alpha}{2}}$ = Value corresponding to $\frac{\alpha}{2}$ in t table

$$\alpha = 1 - \frac{\text{Confidence level}}{100}$$

Untuk menggambarkan hasil peramalan dan data asli yang digunakan dalam peramalan, digunakan *time series plot* seperti Gambar 5.32 berikut:



Gambar 5.32 Time Series Plot Kursi Data asli dan Hasil Peramalan (Winters)



Gambar 5.33 Time Series Hasil Peramalan Kursi (Winters)

Grafik pada Gambar 5.32 menunjukkan data *time series* penjualan kursi di CV. Budi Luhur tahun 2010-2014 dan hasil peramalan pada tahun 2016. Sedangkan pada Gambar 5.33, grafik hasil peramalan menunjukkan adanya kenaikan dan penurunan mulai bulan januari sampai desember.

Hasil peramalan pada Tabel 5.40 kemudian dilakukan evaluasi untuk mengetahui rata-rata penyimpangan dalam persen (%) dengan menggunakan MPE (*Mean Percentage Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Data yang digunakan untuk mendapatkan nilai MPE dan MAPE sebanyak 12 titik data historis, yakni data bulan Januari-Desember 2015.

Tabel 5.41 Pengujian Akurasi Hasil Peramalan Kursi

Bulan Ke	Forecast	LCL	UCL	Aktual 2015	PE (%)	APE (%)
1	167.9785	88.131	247.826	175	0.626574	62.65742
2	176.0619	64.446	287.678	178	0.376033	37.60331
3	165.0529	15.004	315.102	180	0.421946	42.19456
4	147.8176	-43.351	338.986	150	0.180167	18.01672
5	139.3815	-94.177	372.94	237	0.289327	28.93272
6	123.7521	-152.885	400.389	403	-0.54733	54.73296
7	124.5229	-195.603	444.649	201	-0.00508	0.507909
8	90.6707	-273.207	454.548	187	0.229591	22.9591
9	83.46335	-324.345	491.271	179	-0.23831	23.83069
10	112.0179	-339.847	563.882	213	0.137214	13.72136
11	114.1576	-381.856	610.172	189	-0.05211	5.211385
12	71.55147	-468.682	611.785	127	0.166522	16.65217
MPE					0.132045	
MAPE						27.25169

Berdasarkan evaluasi hasil peramalan dengan Winters pada Tabel 5.41 diatas, diketahui bahwa nilai MPE adalah sebesar 0,132045% dan nilai MAPE adalah sebesar 27,25169% yang berarti bahwa setiap melakukan peramalan sebanyak 12 periode ke depan, maka terdapat kesalahan sebesar 0,132045% dan kesalahan absolut sebesar 27,25169%. Karena nilai MPE mendekati 0 dan nilai MAPE kecil, maka hasil peramalan dikatakan mendekati aktual atau cukup akurat.

5.3.2 Peramalan Jumlah Penjualan Meja

A. Identifikasi model

Berdasarkan Gambar 5.18, terlihat bahwa data penjualan Meja pada tahun 2010 – 2014 memiliki trend yang cenderung meningkat (naik) dan memiliki efek musiman. Dengan melihat naik turunnya data penjualan, diketahui bahwa efek musiman yang ada adalah musiman Multiplikatif.

B. Menentukan nilai awal taksiran (parameter)

Berdasarkan perhitungan yang dilakukan, diperoleh nilai Level, Trend, dan Seasonal seperti pada Tabel 5.42.

Tabel 5.42 Nilai Awal Parameter Level, Trend, Seasonal

Bulan	Penjualan Meja	L	T	S
Jan-10	42	62.66667	0	0.670213
Feb-10	30	62.16667	0	0.482574
Mar-10	73	68.08333	0	1.072215
Apr-10	31	73.91667	0	0.419391
May-10	76	75.16667	0	1.011086
Jun-10	111	82.41667	0	1.346815
Jul-10	51	83.83333	0	0.60835
Aug-10	62	85.41667	0	0.725854
Sep-10	104	84.5	0	1.230769

Oct-10	76	81.5	0	0.932515
Nov-10	53	79.41667	0	0.667366
Dec-10	43	88	0	0.488636

C. Menghitung Nilai Ramalan Data Asli

Peramalan data asli dilakukan mulai Januari 2011 sampai Desember 2014. Hasil peramalan data asli pada tahun 2011 sampai 2014 adalah sebagai berikut.

Tabel 5.43 Hasil Peramalan Data Asli

Bulan	Data Asli	L	T	S	F	PE	APE
Jan-11	36	35.856	-0.521	0.489	36.005	0.000	0.000
Feb-11	101	99.866	0.124	1.076	100.472	0.005	0.005
Mar-11	143	141.508	0.539	0.410	143.120	-0.001	0.001
Apr-11	46	46.545	-0.416	1.023	46.549	-0.012	0.012
May-11	163	160.830	0.731	1.343	162.572	0.003	0.003
Jun-11	128	127.002	0.385	0.603	128.735	-0.006	0.006
Jul-11	70	69.972	-0.189	0.724	70.391	-0.006	0.006
Aug-11	51	50.469	-0.382	1.232	50.813	0.004	0.004
Sep-11	68	66.602	-0.217	0.931	67.616	0.006	0.006
Oct-11	51	50.231	-0.378	0.678	50.785	0.004	0.004
Nov-11	156	154.278	0.666	0.479	155.611	0.002	0.002
Dec-11	64	64.426	-0.239	0.492	64.675	-0.011	0.011

Jan-12	92	91.238	0.031	1.074	91.758	0.003	0.003
Feb-12	64	63.207	-0.249	0.410	64.034	-0.001	0.001
Mar-12	70	69.524	-0.184	1.022	69.750	0.004	0.004
Apr-12	67	66.011	-0.217	1.350	66.817	0.003	0.003
May-12	137	134.958	0.475	0.599	136.776	0.002	0.002
Jun-12	96	95.798	0.078	0.728	96.479	-0.005	0.005
Jul-12	140	138.842	0.508	1.224	140.074	-0.001	0.001
Aug-12	56	55.613	-0.329	0.945	56.516	-0.009	0.009
Sep-12	194	191.691	1.035	0.666	193.657	0.002	0.002
Oct-12	77	77.486	-0.118	0.487	78.046	-0.014	0.014
Nov-12	149	147.809	0.587	0.482	148.875	0.001	0.001
Dec-12	54	54.457	-0.353	1.074	54.596	-0.011	0.011
Jan-13	60	58.878	-0.305	0.412	59.647	0.006	0.006
Feb-13	75	74.429	-0.146	1.021	74.694	0.004	0.004
Mar-13	63	62.101	-0.268	1.350	62.855	0.002	0.002
Apr-13	62	60.662	-0.280	0.598	61.732	0.004	0.004
May-13	60	59.411	-0.290	0.749	59.720	0.005	0.005
Jun-13	267	264.200	1.761	1.218	266.690	0.001	0.001
Jul-13	205	204.398	1.146	0.933	206.767	-0.009	0.009
Aug-13	88	88.240	-0.027	0.681	89.157	-0.013	0.013
Sep-13	239	236.833	1.459	0.487	238.958	0.000	0.000

Oct-13	242	241.481	1.491	0.469	243.458	-0.006	0.006
Nov-13	109	109.862	0.160	1.072	110.504	-0.014	0.014
Dec-13	92	91.117	-0.030	0.408	92.161	-0.002	0.002
Jan-14	56	55.943	-0.381	1.022	55.974	0.000	0.000
Feb-14	68	66.865	-0.268	1.350	67.618	0.006	0.006
Mar-14	62	60.709	-0.327	0.611	61.733	0.004	0.004
Apr-14	191	189.101	0.960	0.740	190.660	0.002	0.002
May-14	99	99.169	0.051	1.251	99.970	-0.010	0.010
Jun-14	428	423.507	3.294	0.910	428.019	0.000	0.000
Jul-14	200	201.345	1.040	0.670	203.317	-0.017	0.017
Aug-14	92	92.429	-0.060	0.488	93.051	-0.011	0.011
Sep-14	105	104.392	0.060	0.482	104.939	0.001	0.001
Oct-14	234	232.240	1.338	1.066	234.048	0.000	0.000
Nov-14	170	169.574	0.698	0.402	171.345	-0.008	0.008
Dec-14	107	107.228	0.068	1.012	107.705	-0.007	0.007

D. Menentukan Konstanta Pemulusan

Penentuan konstanta pemulusan dilakukan menggunakan Solver yang ada pada Ms. Excel. Dari perhitungan dengan menggunakan Solver, diperoleh nilai konstanta pemulusan seperti table berikut.

Tabel 5.44 Konstanta Pemulusan

Alpha:	Beta:	Gamma:
--------	-------	--------

0.99	0.01	0.01
------	------	------

Untuk mencari hasil peramalan yang akurat dengan hasil peramalan yang memiliki nilai MPE dan MAPE rendah, nilai konstanta pemulusan bisa dirubah dengan aturan nilai masing-masing konstanta kurang dari 1 dan lebih besar dari 0. Berdasarkan percobaan yang sudah dilakukan, nilai konstanta pemulusan yang terbaik seperti pada Tabel 5.44 dengan nilai MPE dan MAPE seperti pada Tabel 5.45.

Tabel 5.45 Nilai MPE dan MAPE

Alpha:	Beta:	Gamma:	MPE:	MAPE:
0.99	0.01	0.01	-0.20%	0.51%

Dalam menentukan konstanta pemulusan pada tabel diatas, batasan yang digunakan dalam Solver adalah sebagai berikut:

1. Alpha
 $0.01 \leq \text{Alpha} \leq 0.99$
2. Beta
 $0.01 \leq \text{Beta} \leq 0.99$
3. Gamma
 $0.01 \leq \text{Gamma} \leq 0.99$

Meskipun dalam aturan penentuan konstanta pemulusan nilainya antara 0 sampai 1, namun dalam tugas akhir ini aturan tersebut tidak dipakai. Alasan tidak digunakannya nilai 0 dan 1 karena jika nilai tersebut dimasukkan dalam batasan, maka perhitungan dengan Solver akan menghasilkan nilai $\alpha = 1$ dan $\beta = 0$. Nilai konstanta $\alpha = 1$ dan $\beta = 0$ akan menghasilkan nilai *lower* dan *upper confidence level* yang sama dengan nilai hasil peramalan.

E. Peramalan periode mendatang

Peramalan periode mendatang dilakukan dengan menggunakan aplikasi Minitab 17. Dengan menggunakan konstanta yang

diperoleh pada tahap sebelumnya, diperoleh hasil peramalan penjualan kursi untuk tahun 2016 adalah sebagai berikut:

Tabel 5.46 Hasil Peramalan Meja

Tahun	Bulan Ke	Hasil Peramalan (Forecast)	Lower Confidence Level	Upper Confidence Level
2016	1	88.50192564	-39.633	216.637
	2	104.2024764	-66.937	275.342
	3	129.4841949	-93.856	352.825
	4	121.3352554	-158.299	400.97
	5	171.2721429	-166.71	509.254
	6	323.3918934	-74.088	720.872
	7	215.0869244	-242.593	672.767
	8	115.5613438	-402.776	633.898
	9	235.2783053	-344.03	814.586
	10	224.3244764	-416.179	864.828
	11	215.6833397	-486.181	917.548
	12	123.3547935	-639.996	886.706

Berdasarkan Tabel 5.46 diketahui bahwa peramalan jumlah penjualan meja di CV. Budi Luhur Sidoarjo dilakukan untuk periode satu tahun ke depan (2016) atau 12 titik data historis. Dari hasil proyeksi terhadap data asli sebanyak 60 titik data historis menggunakan model Winters didapatkan tiga nilai, yakni *Lower Confidence Level (LCL)*, *Upper Confidence Level (UCL)*, dan nilai hasil peramalan (*forecast*).

Nilai *confidence level* dalam Tabel 5.46 diatas diperoleh dari hasil perhitungan peramalan dengan menggunakan Minitab. Dalam menghitung *confidence interval (lower and upper confidence level)*, salah satu yang harus dilakukan adalah

mengatur tingkat kepercayaan. Nilai tingkat kepercayaan yang paling sering digunakan adalah 95%. Untuk menghitung *confidence interval*, bisa dilakukan dengan rumus berikut (formulas.tutorvista):

1. Jika $n \geq 30$

$$\text{Confidence Interval} = x \pm z_{\frac{\alpha}{2}} \left(\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right)$$

2. Jika $n < 30$

$$\text{Confidence Interval} = x \pm t_{\frac{\alpha}{2}} \left(\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right)$$

dimana:

n = Number of term

x = Sample Mean

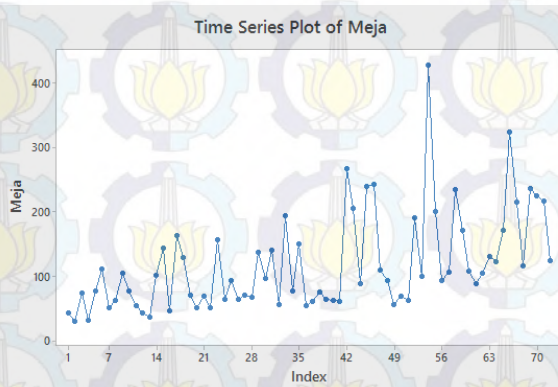
σ = Standard Deviation

$z_{\frac{\alpha}{2}}$ = Value corresponding to $\frac{\alpha}{2}$ in z table

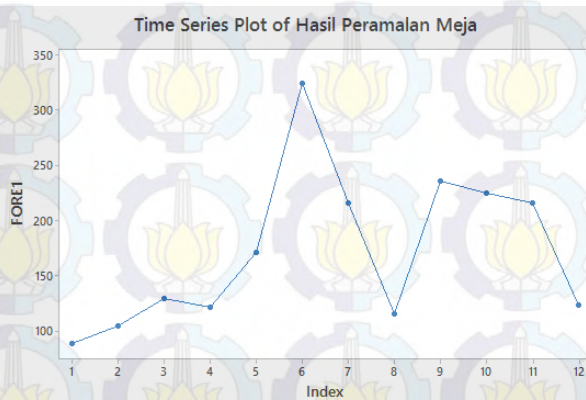
$t_{\frac{\alpha}{2}}$ = Value corresponding to $\frac{\alpha}{2}$ in t table

$$\alpha = 1 - \frac{\text{Confidence level}}{100}$$

Untuk menggambarkan hasil peramalan dan data asli yang digunakan dalam peramalan, digunakan *time series plot* seperti Gambar 5.34 berikut:



Gambar 5.34 Time Series Plot Meja Data Asli dan Hasil Peramalan



Gambar 5.35 Time Series Plot Hasil Peramalan Meja

Grafik pada Gambar 5.34 menunjukkan data *time series* penjualan kursi di CV. Budi Luhur tahun 2010-2014 dan hasil peramalan pada tahun 2016. Sedangkan pada Gambar 5.35, grafik hasil peramalan menunjukkan adanya kenaikan dan penurunan mulai bulan januari sampai desember.

Hasil peramalan pada Tabel 5.46 kemudian dilakukan evaluasi untuk mengetahui rata-rata penyimpangan dalam persen (%)

dengan menggunakan MPE (*Mean Percentage Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Data yang digunakan untuk mendapatkan nilai MPE dan MAPE sebanyak 12 titik data historis, yakni data bulan Januari-Desember 2015.

Tabel 5.47 Pengujian Akurasi Hasil Peramalan Meja

Bulan Ke	Forecast	LCL	UCL	Aktual 2015	PE (%)	APE (%)
1	88.50193	-39.633	216.637	237	0.040123	4.012286
2	104.2025	-66.937	275.342	167	0.010888	1.08882
3	129.4842	-93.856	352.825	224	0.083039	8.303938
4	121.3353	-158.299	400.97	148	0.014549	1.454908
5	171.2721	-166.71	509.254	241	0.411892	41.18923
6	323.3919	-74.088	720.872	209	0.692923	69.29228
7	215.0869	-242.593	672.767	214	0.380483	38.04831
8	115.5613	-402.776	633.898	150	0.51513	51.513
9	235.2783	-344.03	814.586	190	0.533724	53.37243
10	224.3245	-416.179	864.828	260	0.474095	47.40946
11	215.6833	-486.181	917.548	205	0.395991	39.59915
12	123.3548	-639.996	886.706	148	0.436603	43.66026
MPE					0.332453	
MAPE						33.24534

Berdasarkan evaluasi hasil peramalan dengan Winters pada Tabel 5.47 diatas, diketahui bahwa nilai MPE adalah sebesar 0,332453% dan nilai MAPE adalah sebesar 33,24534%. Karena nilai MPE mendekati 0 dan nilai MAPE kecil, maka hasil peramalan dikatakan mendekati aktual atau cukup akurat.

5.4 Penyusunan *Master Production Schedule*

Dalam tahapan ini, pembuatan MPS dilakukan untuk memberikan gambaran waktu produksi produk furniture. Pembuatan MPS dilakukan sesuai dengan hasil peramalan pada masing-masing metode. Berdasarkan hasil peramalan untuk satu tahun ke depan, berikut adalah hasil MPS untuk masing-masing produk dalam setiap tahun.

5.4.1 MPS Hasil Peramalan ARIMA

Pada tahapan ini, dilakukan pembuatan MPS untuk produksi meja dan kursi berdasarkan hasil peramalan dengan metode ARIMA.

A. MPS Kursi

Berikut ini adalah MPS dari hasil peramalan penjualan kursi dengan model ARIMA (2,1,1).

Tabel 5.48 MPS Kursi dengan metode ARIMA

Description	Kursi	Lead Time	1 Tahun											
			DTF Januari 2016											
			Safety Stock 0											
Order Quantity	1860	Lot Size	2393											
			PTF Awal Bulan											
Periode	Past Due	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
Forecast		161	150	155	153	154	154	155	155	155	155	156	156	
Actual Demand		237	167	224	148	241	209	214	150	190	260	205	148	
PAB		76	17	69	0	87	55	59	0	35	105	49	0	
ATP	2015	2 kali dalam setiap bulan (Tanggal 15 dan 30)												
Master Schedule		Minggu ke-2 dan ke-4 dalam setiap bulan												
Planned Order		Minggu ke-4 dalam setiap bulan												

Tabel 5.48 di atas merupakan tabel *master production schedule* (jadwal produksi) pembuatan produk kursi. Pembuatan MPS mengacu pada hasil peramalan dengan metode ARIMA (2,1,1) dan penjadwalan disesuaikan dengan kondisi di CV. Budi

Luhur. Hasil dari penjadwalan diatas akan digunakan sebagai acuan dalam memproduksi kursi di tahun 2016.

B. MPS Meja

Berikut ini adalah MPS dari hasil peramalan penjualan meja dengan model ARIMA (1,1,1).

Tabel 5.49 MPS Meja dengan metode ARIMA

Description		Meja		Lead Time						1 Tahun			DTF			Safety Stock		
Order Quantity		2235		Lot Size						2419			PTF			Awal Bulan		
Periode	Past Due	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12					
Forecast		175	176	179	181	183	185	187	190	192	194	196	198					
Actual Demand		175	178	180	150	237	403	201	187	179	213	189	127					
PAB		0	2	1	0	54	218	0	14	0	19	0	0					
ATP		2 kali dalam setiap bulan (Tanggal 15 dan 30)																
Master Schedule		Minggu ke-1 dan ke-3 dalam setiap bulan																
Planned Order		Minggu ke-4 dalam setiap bulan																

Tabel 5.49 diatas merupakan tabel *master production schedule* (jadwal produksi) pembuatan produk meja. Pembuatan MPS mengacu pada hasil peramalan dengan metode ARIMA (1,1,1) dan penjadwalan disesuaikan dengan kondisi di CV. Budi Luhur. Hasil dari penjadwalan diatas akan digunakan sebagai acuan dalam memproduksi meja di tahun 2016.

5.4.2 MPS Hasil Peramalan Winters

Pada tahapan ini, dilakukan pembuatan MPS untuk produksi meja dan kursi berdasarkan hasil peramalan dengan metode Winters.

A. MPS Kursi

Berikut ini adalah MPS dari hasil peramalan penjualan kursi dengan metode Winters.

Tabel 5.50 MPS Kursi dengan metode Winters

Description	Kursi	Lead Time 1 Tahun										DTF Januari 2016	Safety Stock 0
Order Quantity	2067	Lot Size 2393										PTF Awal Bulan	
Periode	Past Due	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Forecast	2015	89	104	129	121	171	323	215	116	235	224	216	123
Actual Demand		237	167	224	148	241	209	214	150	190	260	205	148
PAB		148	63	95	27	70	0	0	34	0	36	0	25
ATP		2 kali dalam setiap bulan (Tanggal 15 dan 30)											
Master Schedule		Minggu ke-1 dan ke-3 dalam setiap bulan											
Planned Order		Minggu ke-4 dalam setiap bulan											

Tabel 5.50 diatas merupakan tabel *master production schedule* (jadwal produksi) pembuatan produk kursi. Pembuatan MPS mengacu pada hasil peramalan dengan metode Winters dan penjadwalan disesuaikan dengan kondisi di CV. Budi Luhur. Hasil dari penjadwalan diatas akan digunakan sebagai acuan dalam memproduksi kursi di tahun 2016.

B. MPS Meja

Berikut ini adalah MPS dari hasil peramalan penjualan kursi dengan metode Winters.

Tabel 5.51 MPS Meja dengan metode Winters

Description	Meja	Lead Time 1 Tahun										DTF Januari 2016	Safety Stock 0
Order Quantity	1516	Lot Size 2419										PTF Awal Bulan	
Periode	Past Due	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Forecast	2015	168	176	165	148	139	124	125	91	83	112	114	72
Actual Demand		175	178	180	150	237	403	201	187	179	213	189	127
PAB		7	2	15	2	98	279	76	96	96	101	75	55
ATP		2 kali dalam setiap bulan (Tanggal 15 dan 30)											
Master Schedule		Minggu ke-1 dan ke-3 dalam setiap bulan											
Planned Order		Minggu ke-4 dalam setiap bulan											

Tabel 5.51 diatas merupakan tabel *master production schedule* (jadwal produksi) pembuatan produk meja. Pembuatan MPS mengacu pada hasil peramalan dengan metode Winters dan penjadwalan disesuaikan dengan kondisi di CV. Budi Luhur. Hasil dari penjadwalan diatas akan digunakan sebagai acuan dalam memproduksi meja di tahun 2016



BAB VI HASIL PENELITIAN

Pada bab ini akan dijelaskan hasil dari peramalan yang telah dilakukan pada bab sebelumnya disertai analisa pembahasan mengenai hasil peramalan tersebut.

6.1 Hasil Peramalan

Pada bagian ini akan ditampilkan hasil dari peramalan yang telah dilakukan. Hasil peramalan meliputi hasil peramalan dengan metode ARIMA dan hasil peramalan dengan metode Winters.

6.1.1 Hasil Peramalan dengan Metode ARIMA

Berdasarkan tahapan peramalan dalam ARIMA, diperoleh model ARIMA untuk penjualan kursi adalah ARIMA (2,1,1). Sedangkan untuk peramalan penjualan meja adalah ARIMA (1,1,1). Dari kedua model tersebut, diperoleh hasil peramalan kursi seperti pada Tabel 5.21 dan hasil peramalan meja seperti pada Tabel 5.34.

6.1.2 Hasil Peramalan dengan Metode Winters

Peramalan dengan metode Winters dilakukan sesuai dengan tahapan yang ada pada metode exponential smoothing. Dengan melakukan *try and error* dalam menentukan konstanta pemulusan, diperoleh hasil konstanta untuk penjualan kursi seperti pada Tabel 5.38 dengan nilai kesalahan dalam Tabel 5.39. Sedangkan konstanta pemulusan penjualan meja seperti pada Tabel 5.44 dengan nilai kesalahan dalam Tabel 5.45. Berdasarkan nilai konstanta pemulusan yang ada, diperoleh hasil peramalan penjualan kursi seperti pada Tabel 5.40 dan hasil peramalan penjualan meja pada Tabel 5.46.

6.2 Perbandingan Hasil Peramalan

Hasil peramalan yang diperoleh dari peramalan dengan metode ARIMA dan Winters dibandingkan untuk mengetahui metode

mana yang paling baik digunakan untuk meramalkan tingkat penjualan furniture di CV. Budi Luhur Sidoarjo. Perbandingan nilai peramalan untuk masing-masing produk seperti pada Tabel 6.1 berikut.

Tabel 6.1 Perbandingan Hasil Peramalan Penjualan Kursi dan Meja pada tahun 2016 dengan metode ARIMA dan Winters

Kursi			Meja		
Bulan Ke	ARIMA	Winters	Bulan ke	ARIMA	Winters
1	161	89	1	175	168
2	150	104	2	176	176
3	155	129	3	179	165
4	153	121	4	181	148
5	154	171	5	183	139
6	154	323	6	185	124
7	155	215	7	187	125
8	155	116	8	190	91
9	155	235	9	192	83
10	155	224	10	194	112
11	156	216	11	196	114
12	156	123	12	198	72
MPE	0.194139	0.132045	MPE	0.474904	0.332453
MAPE	21.45799	27.25169	MAPE	15.27624	33.24534

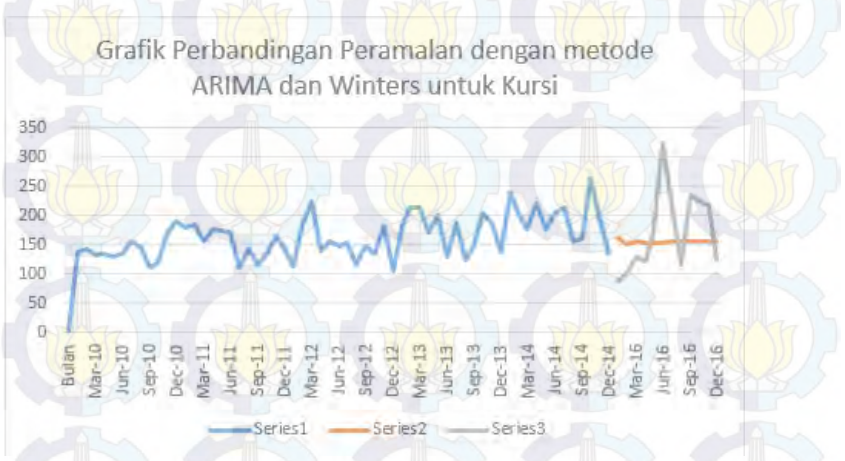
Tabel 6.1 diatas merupakan tabel perbandingan hasil peramalan dengan metode ARIMA dan Winters. Berdasarkan tabel tersebut, diketahui bahwa peramalan penjualan kursi di tahun 2016 pada empat bulan pertama nilai peramalan masih lebih besar dari hasil perhitungan dengan metode ARIMA. Namun, untuk bulan-bulan selanjutnya nilai peramalan lebih besar dari hasil perhitungan dengan metode Winters. Selain itu, dari perbandingan hasil peramalan penjualan kursi dengan metode

ARIMA dan Winters, diketahui bahwa metode peramalan ARIMA lebih akurat karena memiliki nilai kesalahan (MAPE) yang lebih kecil dibandingkan dengan metode Winters.

Sedangkan untuk peramalan penjualan meja, pada awal sampai akhir bulan nilai hasil peramalan dari hasil perhitungan ARIMA masih lebih besar daripada hasil perhitungan dengan metode Winters. Selain itu, nilai kesalahan (MAPE) dengan metode ARIMA juga lebih kecil dibandingkan dengan nilai kesalahan (MAPE) dari metode Winters.

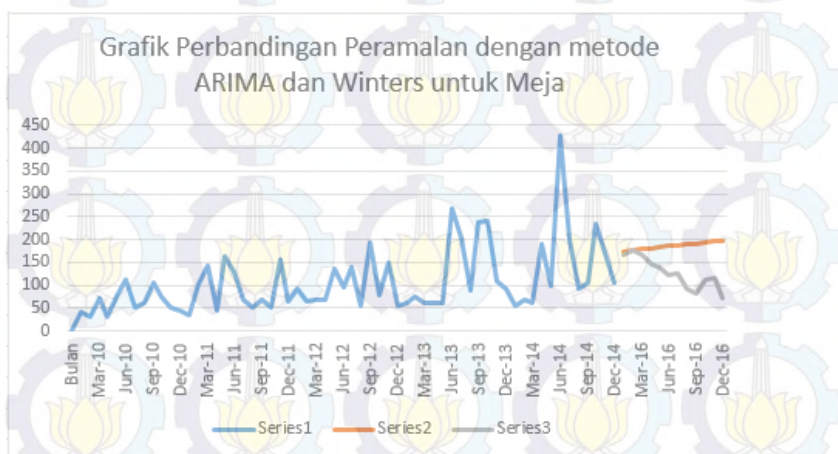
Berdasarkan Tabel 6.1 dapat disimpulkan bahwa metode peramalan yang terbaik dalam meramalkan penjualan produk furniture di CV. Budi Luhur Sidoarjo adalah metode ARIMA. Untuk penjualan kursi, model ARIMA yang digunakan adalah ARIMA (2,1,1) sedangkan untuk penjualan meja adalah ARIMA (1,1,1).

Berikut adalah grafik untuk mengetahui perbandingan hasil peramalan berdasarkan Tabel 6.1 diatas.



Gambar 6.1 Grafik Perbandingan Hasil Peramalan ARIMA dan Winters untuk Kursi

Grafik pada Gambar 6.1 diatas menunjukkan perbandingan hasil peramalan ARIMA dan Winters untuk penjualan kursi. Garis warna *orange* menunjukkan hasil peramalan dengan metode ARIMA, sedangkan garis abu-abu menunjukkan hasil peramalan dengan metode Winters. Dari hasil peramalan dengan metode ARIMA, terlihat bahwa pola hasil peramalan cenderung konstan namun terus mengalami kenaikan pada 6 bulan terakhir pada tahun 2016. Sedangkan untuk hasil peramalan dengan metode Winters, pola hasil peramalan mengalami kenaikan dan penurunan yang cukup signifikan. Secara keseluruhan, hasil peramalan dengan metode ARIMA dan Winters menunjukkan adanya kenaikan penjualan dibandingkan tahun-tahun sebelumnya.



Gambar 6.2 Grafik Perbandingan Hasil Peramalan ARIMA dan Winters untuk Meja

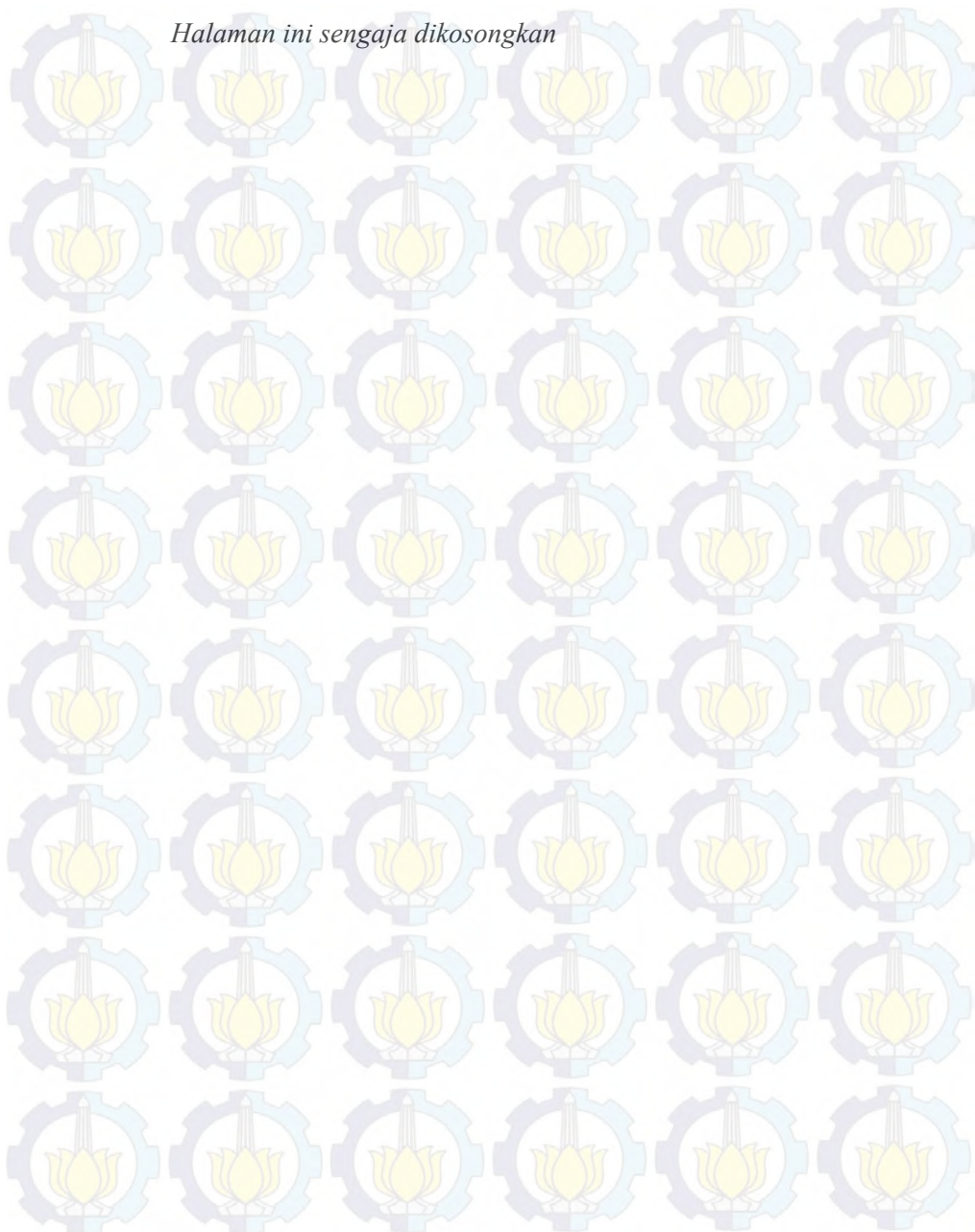
Grafik pada Gambar 6.2 diatas menunjukkan perbandingan hasil peramalan ARIMA dan Winters untuk penjualan meja. Garis warna *orange* menunjukkan hasil peramalan dengan metode ARIMA, sedangkan garis abu-abu menunjukkan hasil peramalan dengan metode Winters. Dari hasil peramalan dengan metode ARIMA, terlihat bahwa pola hasil peramalan

terus mengalami kenaikan sejak awal sampai akhir tahun 2016. Sedangkan untuk hasil peramalan dengan metode Winters, pola hasil peramalan mengalami kenaikan yang tidak signifikan, namun penurunannya terjadi secara signifikan. Secara keseluruhan, hasil peramalan dengan metode ARIMA dan Winters menunjukkan adanya kenaikan penjualan dibandingkan tahun-tahun sebelumnya.

6.3 Hasil Penyusunan MPS

Penyusunan MPS dilakukan untuk proses produksi kursi dan meja sesuai dengan hasil peramalan dalam setiap metode. Berdasarkan hasil peramalan dengan metode ARIMA, MPS yang tersusun untuk produksi kursi seperti pada **Tabel 5.48** dan produksi meja pada **Tabel 5.49**. Sedangkan untuk MPS produk kursi dan meja sesuai dengan metode Winters, tersusun MPS seperti pada **Tabel 5.50** dan **Tabel 5.51**.

Halaman ini sengaja dikosongkan



BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN

7.1 Kesimpulan

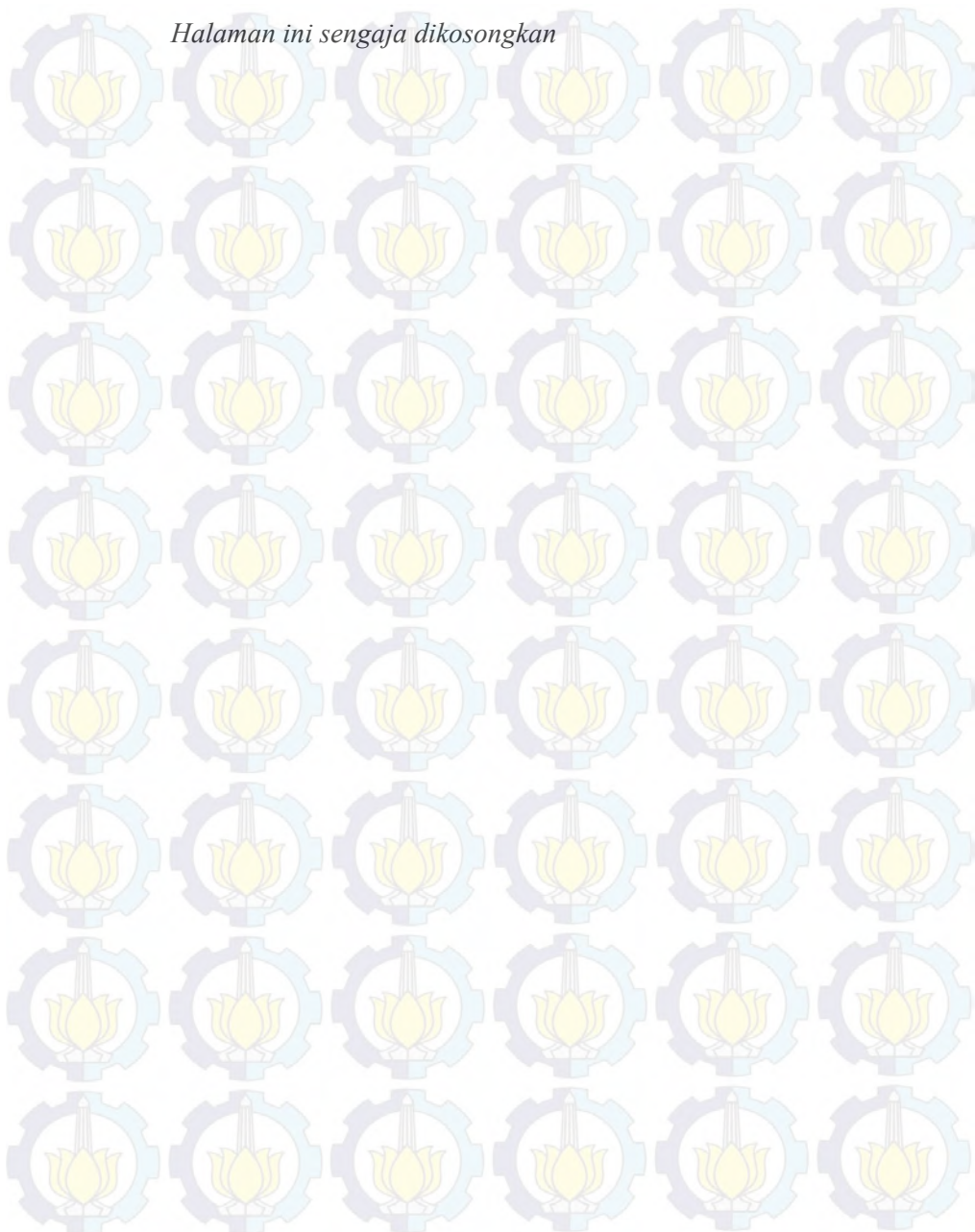
Setelah melakukan peramalan dengan metode ARIMA dan metode pemulusan Winters maka dapat disimpulkan bahwa:

1. Metode peramalan yang sesuai untuk peramalan penjualan kursi dan meja adalah metode ARIMA.
2. Model ARIMA yang sesuai untuk peramalan penjualan kursi adalah ARIMA (2,1,1), sedangkan untuk meja adalah ARIMA (1,1,1).
3. Proyeksi peramalan dengan metode ARIMA untuk penjualan kursi dan meja cenderung naik. Meskipun pada hasil peramalan kursi terdapat kecenderungan naik turun pada 7 periode awal. Sedangkan penjualan meja cenderung naik sejak awal periode sampai akhir periode.
4. Pengembangan *Master Production Schedule* mengacu pada hasil peramalan dengan metode ARIMA karena metode tersebut memiliki nilai kesalahan yang lebih kecil dibandingkan dengan metode Winters.

7.2 Saran

1. Dalam upaya meningkatkan keuntungan dan meminimalisir kerugian penjualan furniture di CV. Budi Luhur Sidoarjo metode ini dapat digunakan untuk memperkirakan penjualan dimasa mendatang, sehingga perusahaan dapat mempersiapkan manajemen terpadu baik dalam persiapan bahan baku, persiapan peralatan, dan tenaga kerja.
2. Perlu dilakukan penelitian lebih lanjut dengan metode peramalan lain untuk memperoleh nilai kesalahan peramalan yang lebih bagus.

Halaman ini sengaja dikosongkan



BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN

7.1 Kesimpulan

Setelah melakukan peramalan dengan metode ARIMA dan metode pemulusan Winters maka dapat disimpulkan bahwa:

1. Metode peramalan yang sesuai untuk peramalan penjualan kursi dan meja adalah metode ARIMA.
2. Model ARIMA yang sesuai untuk peramalan penjualan kursi adalah ARIMA (2,1,1), sedangkan untuk meja adalah ARIMA (1,1,1).
3. Proyeksi peramalan dengan metode ARIMA untuk penjualan kursi dan meja cenderung naik. Meskipun pada hasil peramalan kursi terdapat kecenderungan naik turun pada 7 periode awal. Sedangkan penjualan meja cenderung naik sejak awal periode sampai akhir periode.
4. Pengembangan *Master Production Schedule* mengacu pada hasil peramalan dengan metode ARIMA karena metode tersebut memiliki nilai kesalahan yang lebih kecil dibandingkan dengan metode Winters.

7.2 Saran

1. Dalam upaya meningkatkan keuntungan dan meminimalisir kerugian penjualan furniture di CV. Budi Luhur Sidoarjo metode ini dapat digunakan untuk memperkirakan penjualan dimasa mendatang, sehingga perusahaan dapat mempersiapkan manajemen terpadu baik dalam persiapan bahan baku, persiapan peralatan, dan tenaga kerja.
2. Perlu dilakukan penelitian lebih lanjut dengan metode peramalan lain untuk memperoleh nilai kesalahan peramalan yang lebih bagus.

DAFTAR PUSTAKA

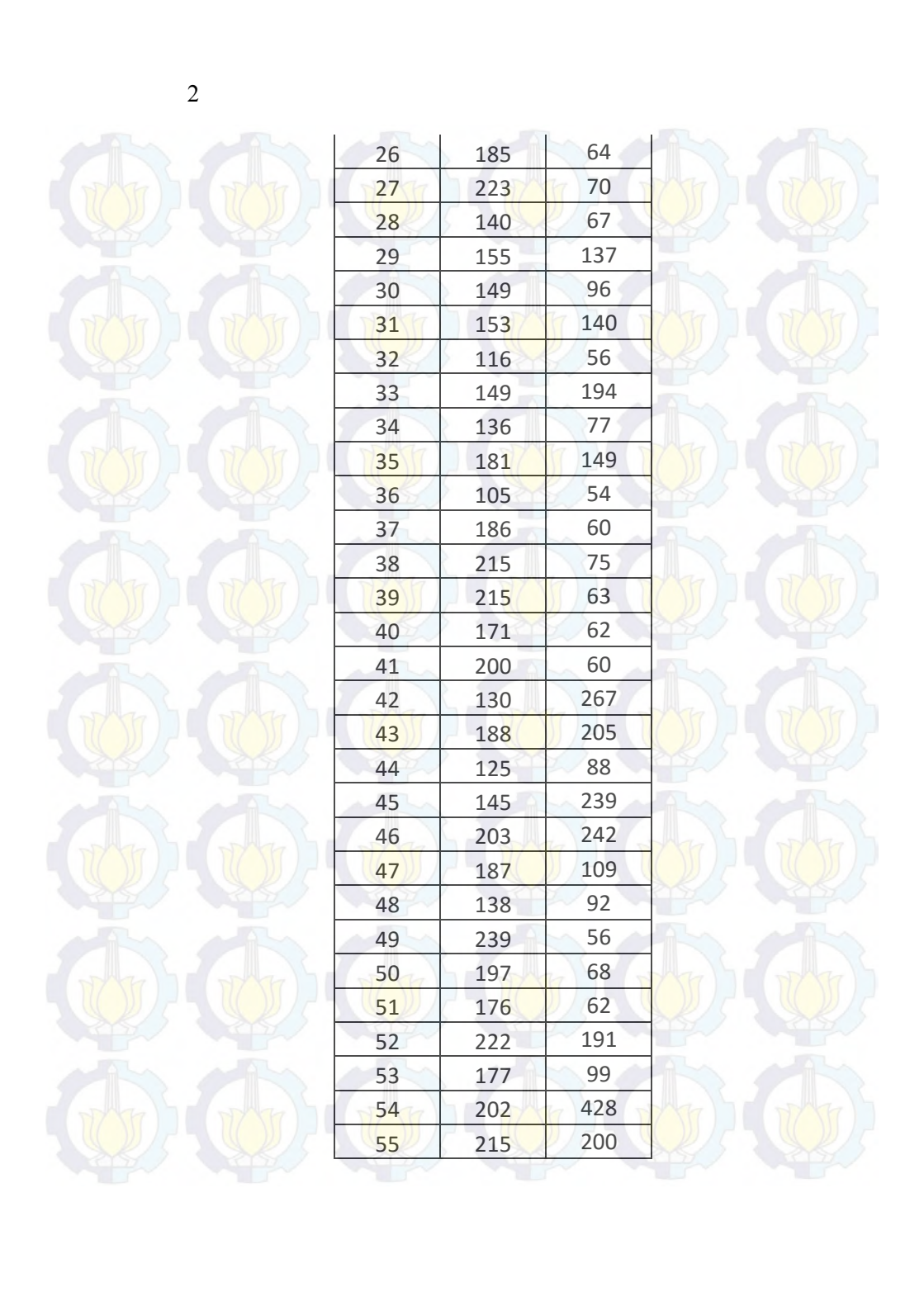
- [1] Hanke, J.E. dan Wichern, D.W. Business Forecasting. 8th ed. New Jersey: Prentice-Hall; 2005.
- [2] Makridakis, Spyros, Wheelwright, Steven, dan Victor E. McGEE. Metode dan Aplikasi Peramalan, Terjemahan Hari Suminto Jakarta: Binarupa Aksara; 1995.
- [3] Render, B dan Jay H. Prinsip-prinsip Manajemen Operasi Jakarta: Salemba Empat; 2001.
- [4] Nasution, Arman H. Manajemen Industri Yogyakarta: Andi; 2006.
- [5] Yamit, Zulian. Manajemen Persediaan Yogyakarta: Ekonisia; 2005.
- [6] Firdaus, M. Analisis Deret Waktu Satu Ragam Jakarta: IPB Press; 2006.
- [7] Cryer, J.D.. Time Series Analysis Boston: University of Iowa PWS Kent Publishing Company; 1986.
- [8] Chatfield, C. The Analysis Time Series: Introduction London: Chapman and Hall; 1984.
- [9] Mulyono, S. Peramalan Bisnis dan Ekonometrika Yogyakarta: BPFE; 1999.
- [10] Bowerman, L dan O'Connel. Forecasting and Time Series. California;; 1993.
- [11] Assauri, S. Teknik dan Metode Peramalan Jakarta: F.E U.I; 1984.
- [12] Kuncoro, M. Model Kausal: Dasar-dasar Metode ARIMA (Box Jenkins) Yogyakarta: UGM; 2005.
- [13] Brockwell, P.J.; Davis, R.A. Time Series: Theory and Methods. New York;; 1991.
- [14] Soejati, Z. Analisis Runtun Waktu Jakarta: Karunika Universitas Terbuka; 1987.

- 
- [15] Drapper, N.R dan Smith,H.. Analisis Regresi Terapan Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama; 1992.
- [16] Aritonang, L. Peramalan Bisnis Jakarta: Ghalia Indonesia; 2009.
- [17] Djalal, N. dan Usman, H. Ekonometrika untuk Analisis Ekonomi dan Keuangan Jakarta: Grasindo; 2006.
- [18] Istiqomah. Aplikasi Model ARIMA untuk Forecasting Produksi Gula pada PT Perkebunan Nusantara IX (Persero). Semarang: Universitas Negeri Semarang, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam; 2006.
- [19] Sugiharto dan Harijono. Peramalan Bisnis Jakarta: Gramedia Pustaka Utama; 2000.
- [20] Wei, W.W.S. Time Series Univariate and Multivariate Methods. 2nd ed. United States of America: Pearson Education; 2006.
- [21] Wijaya, A. Peramalan Produksi Padi dengan ARIMA, Fungsi Transfer, dan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember; 2012.
- [22] Rais. Pemodelan Dta Time Series dengan Metode Box-Jenkins. Tadulako: Universitas Tadulako, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan ALAM; 2009.

LAMPIRAN

Tabel A.1 60 titik data historis

No	Kursi	Meja
1	137	42
2	142	30
3	132	73
4	136	31
5	130	76
6	136	111
7	155	51
8	146	62
9	110	104
10	118	76
11	169	53
12	190	43
13	179	36
14	186	101
15	155	143
16	177	46
17	173	163
18	171	128
19	112	70
20	142	51
21	116	68
22	134	51
23	163	156
24	146	64
25	113	92



26	185	64
27	223	70
28	140	67
29	155	137
30	149	96
31	153	140
32	116	56
33	149	194
34	136	77
35	181	149
36	105	54
37	186	60
38	215	75
39	215	63
40	171	62
41	200	60
42	130	267
43	188	205
44	125	88
45	145	239
46	203	242
47	187	109
48	138	92
49	239	56
50	197	68
51	176	62
52	222	191
53	177	99
54	202	428
55	215	200

56	156	92
57	160	105
58	263	234
59	196	170
60	135	107

Tabel A.2 Hasil Transformasi Data Penjualan Kursi (ARIMA)

Kursi	Transformasi	Transformasi 1	Transformasi 2
137	4.919980926	3.978422133	3.97842058
142	4.955827058	4.003531636	4.003530066
132	4.882801923	3.952353197	3.952351662
136	4.912654886	3.973287391	3.973285841
130	4.86753445	3.941640393	3.941638864
136	4.912654886	3.973287391	3.973285841
155	5.043425117	4.064790898	4.064789287
146	4.983606622	4.022974013	4.02297243
110	4.700480366	3.824126457	3.824125007
118	4.770684624	3.873578253	3.87357677
169	5.129898715	4.125124809	4.125123156
190	5.247024072	4.206629417	4.206627708
179	5.187385806	4.165159293	4.165157613
186	5.225746674	4.191841191	4.191839493
155	5.043425117	4.064790898	4.064789287
177	5.176149733	4.157339069	4.157337395
173	5.153291594	4.141422983	4.141421319
171	5.141663557	4.133322788	4.13332113
112	4.718498871	3.836828007	3.836826549
142	4.955827058	4.003531636	4.003530066

116	4.753590191	3.861545944	3.861544469
134	4.8978398	3.962900536	3.962898993
163	5.093750201	4.09992008	4.099918444
146	4.983606622	4.022974013	4.02297243
113	4.727387819	3.843091594	3.843090131
185	5.220355825	4.188093168	4.188091472
223	5.407171771	4.317681375	4.31767959
140	4.941642423	3.993598486	3.993596923
155	5.043425117	4.064790898	4.064789287
149	5.003946306	4.037200199	4.037198606
153	5.030437921	4.055717679	4.055716074
116	4.753590191	3.861545944	3.861544469
149	5.003946306	4.037200199	4.037198606
136	4.912654886	3.973287391	3.973285841
181	5.198497031	4.172890402	4.172888717
105	4.65396035	3.791303619	3.791302191
186	5.225746674	4.191841191	4.191839493
215	5.370638028	4.292386681	4.292384913
215	5.370638028	4.292386681	4.292384913
171	5.141663557	4.133322788	4.13332113
200	5.298317367	4.242246513	4.24224478
130	4.86753445	3.941640393	3.941638864
188	5.236441963	4.199275636	4.199273933
125	4.828313737	3.914099618	3.914098108
145	4.976733742	4.018165167	4.018163587
203	5.313205979	4.25257626	4.252574519
187	5.231108617	4.195568606	4.195566905
138	4.927253685	3.983518523	3.983516967
239	5.476463552	4.365594177	4.365592358
197	5.283203729	4.231756685	4.231754959

176	5.170483995	4.1533949	4.153393228
222	5.402677382	4.314570848	4.314569065
177	5.176149733	4.157339069	4.157337395
202	5.308267697	4.249150499	4.249148761
215	5.370638028	4.292386681	4.292384913
156	5.049856007	4.069282545	4.069280931
160	5.075173815	4.086958335	4.086956709
263	5.572154032	4.431628213	4.431626348
196	5.278114659	4.228223646	4.228221923
135	4.905274778	3.968113721	3.968112175

Tabel A.3 Hasil Differences Transformasi 2

Kursi	Transformasi 2	Differences 1
137	3.97842058	
142	4.003530066	0.025109
132	3.952351662	-0.05118
136	3.973285841	0.020934
130	3.941638864	-0.03165
136	3.973285841	0.031647
155	4.064789287	0.091503
146	4.02297243	-0.04182
110	3.824125007	-0.19885
118	3.87357677	0.049452
169	4.125123156	0.251546
190	4.206627708	0.081505
179	4.165157613	-0.04147
186	4.191839493	0.026682
155	4.064789287	-0.12705

177	4.157337395	0.092548
173	4.141421319	-0.01592
171	4.13332113	-0.0081
112	3.836826549	-0.29649
142	4.003530066	0.166704
116	3.861544469	-0.14199
134	3.962898993	0.101355
163	4.099918444	0.137019
146	4.02297243	-0.07695
113	3.843090131	-0.17988
185	4.188091472	0.345001
223	4.31767959	0.129588
140	3.993596923	-0.32408
155	4.064789287	0.071192
149	4.037198606	-0.02759
153	4.055716074	0.018517
116	3.861544469	-0.19417
149	4.037198606	0.175654
136	3.973285841	-0.06391
181	4.172888717	0.199603
105	3.791302191	-0.38159
186	4.191839493	0.400537
215	4.292384913	0.100545
215	4.292384913	0
171	4.13332113	-0.15906
200	4.24224478	0.108924
130	3.941638864	-0.30061
188	4.199273933	0.257635
125	3.914098108	-0.28518
145	4.018163587	0.104065

203	4.252574519	0.234411
187	4.195566905	-0.05701
138	3.983516967	-0.21205
239	4.365592358	0.382075
197	4.231754959	-0.13384
176	4.153393228	-0.07836
222	4.314569065	0.161176
177	4.157337395	-0.15723
202	4.249148761	0.091811
215	4.292384913	0.043236
156	4.069280931	-0.2231
160	4.086956709	0.017676
263	4.431626348	0.34467
196	4.228221923	-0.2034
135	3.968112175	-0.26011

Tabel A.4 Residual Hasil Model Sementara Penjualan Kursi

Resi1	Resi2	Resi3	Resi4	Resi5
-0.0455	-0.04011	-0.03656	-0.02877	-0.08993
0.032329	0.020426	0.037172	0.012564	-0.05121
-0.00214	-0.02136	-0.01621	-0.00935	-0.0949
0.037924	0.057141	0.048036	0.032455	-0.03132
0.104941	0.095485	0.106736	0.118409	0.039161
-0.09033	-0.03907	-0.02967	0.006177	-0.06119
-0.23149	-0.2452	-0.1853	-0.20735	-0.24837
0.159423	0.034876	0.069494	-0.01683	-0.07574
0.359665	0.354933	0.269728	0.292135	0.177271

-0.04056	0.155905	0.091256	0.19655	0.124727
-0.21976	-0.16957	-0.03429	-0.0064	-0.01409
-1.8E-05	-0.13303	0.035403	0.010174	-0.02348
-0.10569	-0.15113	-0.11907	-0.11447	-0.18039
0.132727	0.116773	0.104854	0.044919	0.006731
0.031655	0.019304	-0.00663	0.028561	-0.06158
-0.05153	0.028127	0.001822	-0.01046	-0.04099
-0.27704	-0.33445	-0.28621	-0.2946	-0.34921
0.29445	0.202289	0.186796	0.058511	0.027217
-0.02046	-0.02506	-0.1276	-0.05496	-0.18943
0.062253	0.20647	0.120344	0.059772	0.055346
0.19022	0.102937	0.15248	0.197034	0.104445
-0.18568	-0.04625	-0.06607	-0.00938	-0.04714
-0.22643	-0.27941	-0.16642	-0.2025	-0.21276
0.468897	0.318994	0.364345	0.287433	0.236279
0.110325	0.224852	0.137397	0.284048	0.16897
-0.57804	-0.37043	-0.32036	-0.27252	-0.24682
0.126037	-0.13926	0.085844	-0.05858	-0.0443
0.148151	0.033154	-0.01534	0.013776	-0.10794
-0.00735	0.169218	0.031695	0.017773	-0.00672
-0.17805	-0.21778	-0.18161	-0.17553	-0.2251
0.247108	0.200122	0.194589	0.111521	0.088763
-0.00811	-0.00282	-0.05094	0.025248	-0.07501
0.124456	0.241435	0.214664	0.186262	0.190254
-0.41437	-0.45817	-0.37315	-0.28996	-0.35884
0.435352	0.383953	0.421638	0.257273	0.29413
0.182152	0.125533	0.108231	0.280035	0.12343
-0.27634	0.040907	0.004554	0.040759	0.089207
-0.2136	-0.40863	-0.15424	-0.16228	-0.17038
0.177875	0.070154	0.119228	0.045206	0.026583

-0.23999	-0.23937	-0.29379	-0.25163	-0.32821
0.315841	0.322929	0.274506	0.143193	0.158598
-0.19679	-0.23497	-0.27689	-0.16744	-0.28959
0.065804	0.184226	0.121854	-0.00181	0.045606
0.373611	0.209073	0.248621	0.294768	0.187724
-0.20557	0.042667	-0.05054	0.047161	0.020082
-0.32563	-0.35339	-0.2035	-0.23335	-0.20459
0.506458	0.298193	0.397722	0.304912	0.279299
-0.14807	-0.03872	-0.13082	0.029776	-0.0776
-0.25161	-0.10525	-0.07063	-0.13505	-0.06421
0.279868	0.020605	0.171641	0.134171	0.083726
-0.16616	-0.06036	-0.15198	-0.08733	-0.14429
0.062047	0.083733	0.102471	0.030305	0.053471
0.109447	0.018841	0.050953	0.08697	0.018176
-0.28927	-0.17433	-0.21664	-0.20313	-0.21078
0.085441	-0.02961	0.031668	-0.06683	-0.06474
0.479992	0.414471	0.358042	0.365899	0.286724
-0.34266	-0.10938	-0.20136	-0.0576	-0.10617
-0.38334	-0.39004	-0.25104	-0.34469	-0.27293

Tabel A.5 Hasil Transformasi Penjualan Meja (ARIMA)

Meja	Transformasi	Transformasi 1	Transformasi 2
42	0.15430335	0.392814651	0.392814651
30	0.182574186	0.427287006	0.427287006
73	0.117041147	0.34211277	0.34211277
31	0.179605302	0.423798657	0.423798657
76	0.114707867	0.338685499	0.338685499
111	0.0949158	0.308084079	0.308084079

51	0.140028008	0.374203165	0.374203165
62	0.127000127	0.356370772	0.356370772
104	0.098058068	0.313142248	0.313142248
76	0.114707867	0.338685499	0.338685499
53	0.137360564	0.370621861	0.370621861
43	0.15249857	0.390510653	0.390510653
36	0.166666667	0.40824829	0.40824829
101	0.099503719	0.315442101	0.315442101
143	0.083624201	0.289178493	0.289178493
46	0.147441956	0.383981713	0.383981713
163	0.078326045	0.279867906	0.279867906
128	0.088388348	0.297301779	0.297301779
70	0.119522861	0.345720785	0.345720785
51	0.140028008	0.374203165	0.374203165
68	0.121267813	0.348235283	0.348235283
51	0.140028008	0.374203165	0.374203165
156	0.080064077	0.282955963	0.282955963
64	0.125	0.353553391	0.353553391
92	0.104257207	0.322888846	0.322888846
64	0.125	0.353553391	0.353553391
70	0.119522861	0.345720785	0.345720785
67	0.122169444	0.349527459	0.349527459
137	0.085435766	0.292293971	0.292293971
96	0.102062073	0.319471552	0.319471552
140	0.084515425	0.290715368	0.290715368
56	0.133630621	0.365555223	0.365555223
194	0.071795816	0.267947412	0.267947412
77	0.113960576	0.337580474	0.337580474
149	0.081923192	0.286222277	0.286222277
54	0.136082763	0.368893973	0.368893973

60	0.129099445	0.359304112	0.359304112
75	0.115470054	0.339808849	0.339808849
63	0.125988158	0.354948106	0.354948106
62	0.127000127	0.356370772	0.356370772
60	0.129099445	0.359304112	0.359304112
267	0.061199006	0.247384329	0.247384329
205	0.06984303	0.264278318	0.264278318
88	0.106600358	0.326497103	0.326497103
239	0.064684623	0.254331718	0.254331718
242	0.064282435	0.253539809	0.253539809
109	0.095782629	0.309487687	0.309487687
92	0.104257207	0.322888846	0.322888846
56	0.133630621	0.365555223	0.365555223
68	0.121267813	0.348235283	0.348235283
62	0.127000127	0.356370772	0.356370772
191	0.072357461	0.268993421	0.268993421
99	0.100503782	0.317023314	0.317023314
428	0.048336824	0.219856372	0.219856372
200	0.070710678	0.265914795	0.265914795
92	0.104257207	0.322888846	0.322888846
105	0.097590007	0.312393994	0.312393994
234	0.065372045	0.255679575	0.255679575
170	0.076696499	0.276941328	0.276941328
107	0.096673649	0.310923864	0.310923864

Tabel A.6 Hasil Differences Transformasi 2

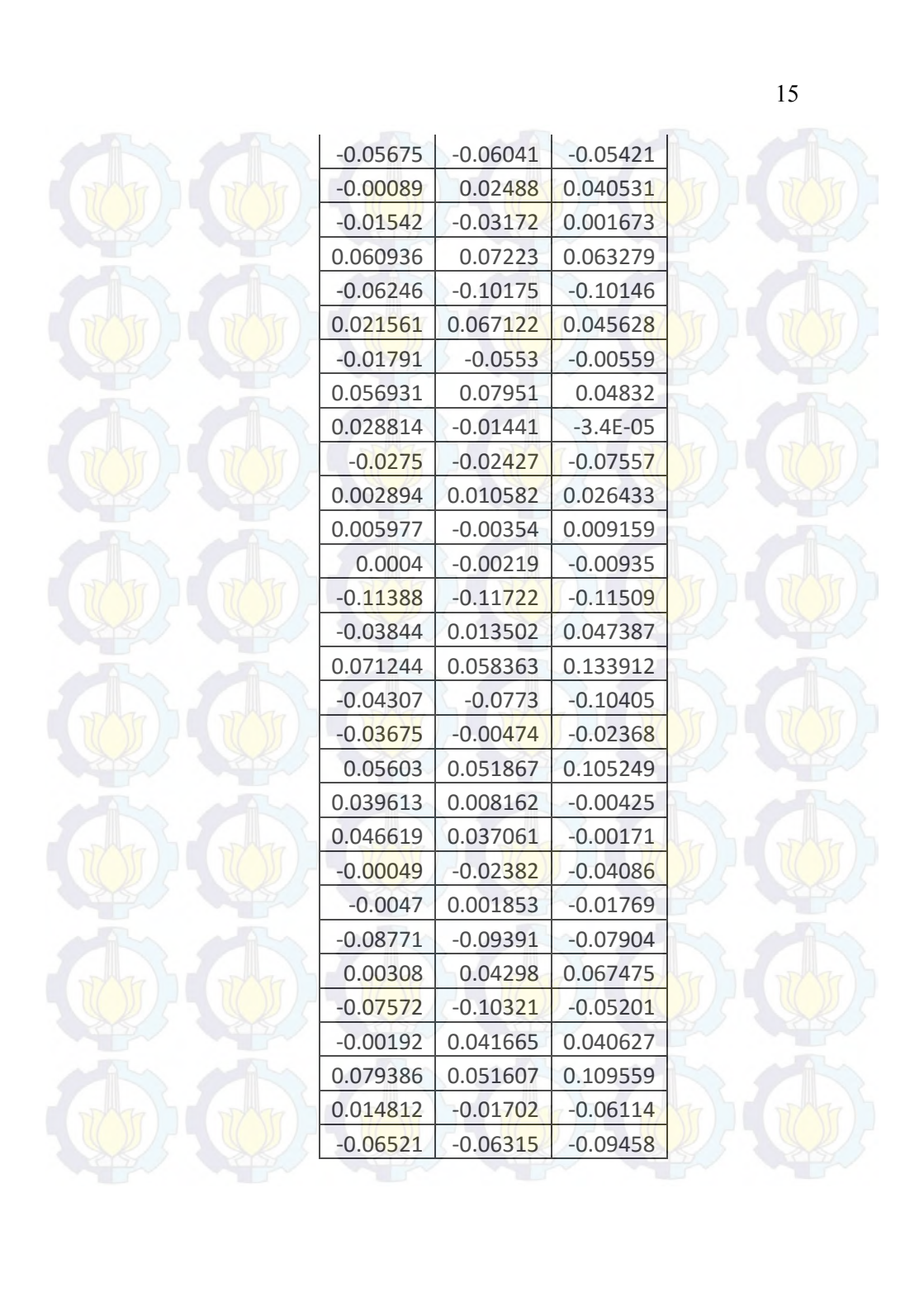
Meja	Transformasi 2	Differences 1
42	0.392814651	

30	0.427287006	0.0344724
73	0.34211277	-0.0851742
31	0.423798657	0.0816859
76	0.338685499	-0.0851132
111	0.308084079	-0.0306014
51	0.374203165	0.0661191
62	0.356370772	-0.0178324
104	0.313142248	-0.0432285
76	0.338685499	0.0255433
53	0.370621861	0.0319364
43	0.390510653	0.0198888
36	0.40824829	0.0177376
101	0.315442101	-0.0928062
143	0.289178493	-0.0262636
46	0.383981713	0.0948032
163	0.279867906	-0.1041138
128	0.297301779	0.0174339
70	0.345720785	0.048419
51	0.374203165	0.0284824
68	0.348235283	-0.0259679
51	0.374203165	0.0259679
156	0.282955963	-0.0912472
64	0.353553391	0.0705974
92	0.322888846	-0.0306645
64	0.353553391	0.0306645
70	0.345720785	-0.0078326
67	0.349527459	0.0038067
137	0.292293971	-0.0572335
96	0.319471552	0.0271776
140	0.290715368	-0.0287562

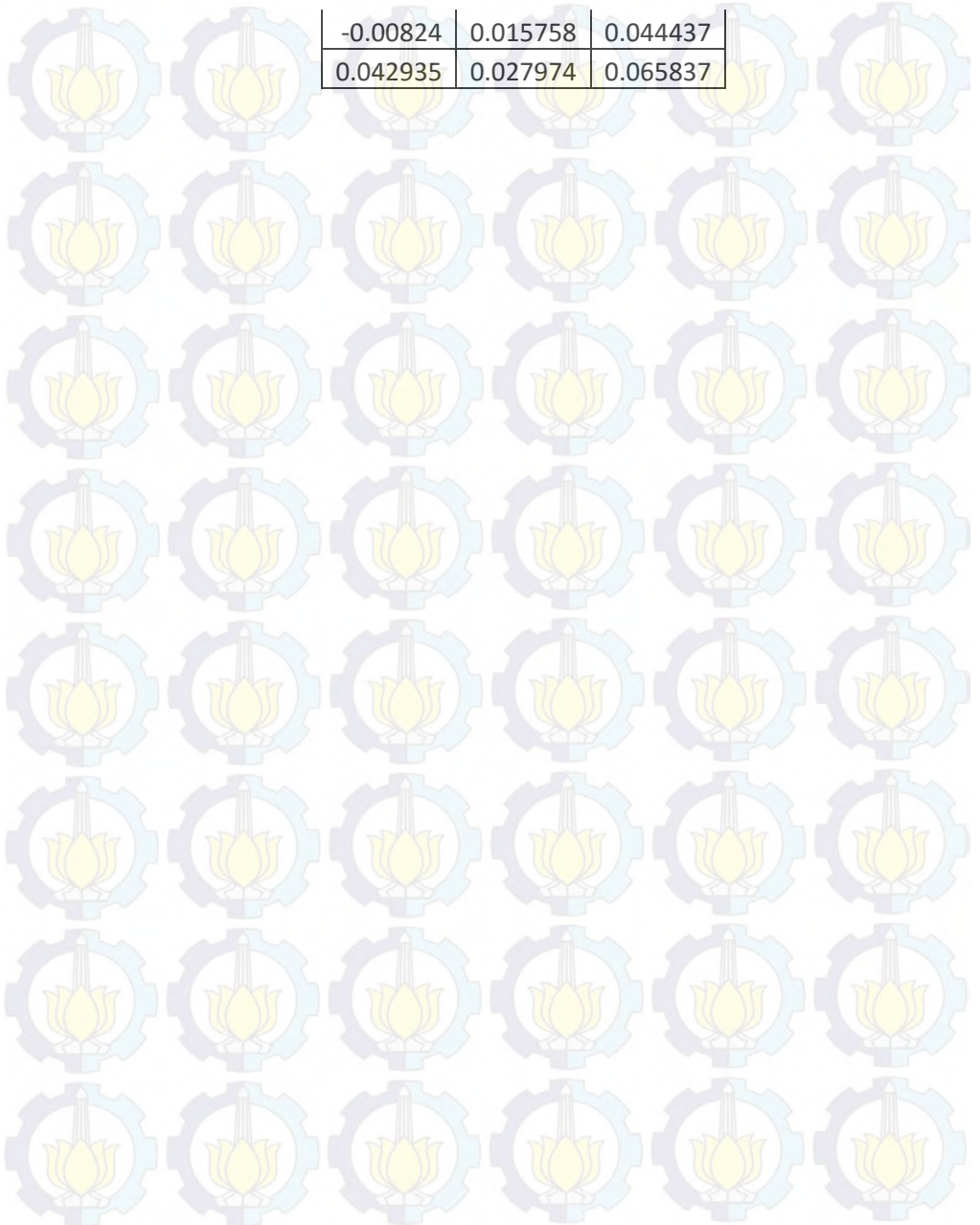
56	0.365555223	0.0748399
194	0.267947412	-0.0976078
77	0.337580474	0.0696331
149	0.286222277	-0.0513582
54	0.368893973	0.0826717
60	0.359304112	-0.0095899
75	0.339808849	-0.0194953
63	0.354948106	0.0151393
62	0.356370772	0.0014227
60	0.359304112	0.0029333
267	0.247384329	-0.1119198
205	0.264278318	0.016894
88	0.326497103	0.0622188
239	0.254331718	-0.0721654
242	0.253539809	-0.0007919
109	0.309487687	0.0559479
92	0.322888846	0.0134012
56	0.365555223	0.0426664
68	0.348235283	-0.0173199
62	0.356370772	0.0081355
191	0.268993421	-0.0873774
99	0.317023314	0.0480299
428	0.219856372	-0.0971669
200	0.265914795	0.0460584
92	0.322888846	0.0569741
105	0.312393994	-0.0104949
234	0.255679575	-0.0567144
170	0.276941328	0.0212618
107	0.310923864	0.0339825

Tabel A.7 Residual Hasil Model Sementara Penjualan Meja

Resi1	Resi2	Resi3
-0.0676	-0.08433	-0.06179
0.042178	0.083839	0.082089
-0.04389	-0.0847	-0.05167
-0.07035	-0.02887	-0.06316
0.055085	0.068156	0.133465
0.016969	-0.01725	-0.01776
-0.0504	-0.04255	-0.08526
0.007175	0.026774	0.049762
0.047045	0.032464	0.053087
0.036609	0.019609	-0.00888
0.027298	0.016884	-0.01185
-0.08526	-0.09418	-0.11333
-0.07081	-0.02615	-0.01188
0.084916	0.095171	0.166206
-0.05705	-0.10569	-0.11573
-0.03191	0.017556	-0.01853
0.059669	0.048005	0.114503
0.05308	0.026979	0.000393
-0.01289	-0.02818	-0.06965
0.012455	0.02405	0.012654
-0.07972	-0.09382	-0.08227
0.026592	0.069508	0.07877
0.00405	-0.03323	0.010372
0.015258	0.028481	-0.01061
0.006339	-0.01075	0.003004
-0.00132	0.000866	-0.01651



-0.05675	-0.06041	-0.05421
-0.00089	0.02488	0.040531
-0.01542	-0.03172	0.001673
0.060936	0.07223	0.063279
-0.06246	-0.10175	-0.10146
0.021561	0.067122	0.045628
-0.01791	-0.0553	-0.00559
0.056931	0.07951	0.04832
0.028814	-0.01441	-3.4E-05
-0.0275	-0.02427	-0.07557
0.002894	0.010582	0.026433
0.005977	-0.00354	0.009159
0.0004	-0.00219	-0.00935
-0.11388	-0.11722	-0.11509
-0.03844	0.013502	0.047387
0.071244	0.058363	0.133912
-0.04307	-0.0773	-0.10405
-0.03675	-0.00474	-0.02368
0.05603	0.051867	0.105249
0.039613	0.008162	-0.00425
0.046619	0.037061	-0.00171
-0.00049	-0.02382	-0.04086
-0.0047	0.001853	-0.01769
-0.08771	-0.09391	-0.07904
0.00308	0.04298	0.067475
-0.07572	-0.10321	-0.05201
-0.00192	0.041665	0.040627
0.079386	0.051607	0.109559
0.014812	-0.01702	-0.06114
-0.06521	-0.06315	-0.09458



Iteration	SSE	Parameters	
0	6.57757	0.100	0.086
1	5.32868	-0.050	0.060
2	4.41150	-0.200	0.038
3	3.79784	-0.350	0.019
4	3.47024	-0.500	0.002
5	3.40348	-0.602	-0.007
6	3.40331	-0.608	-0.007
7	3.40331	-0.608	-0.007

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	-0.6080	0.1061	-5.73	0.000
Constant	-0.00660	0.03236	-0.20	0.839

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 59, after differencing 58

Residuals: SS = 3.40209 (backforecasts excluded)
MS = 0.06075 DF = 56

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	47.5	73.1	90.2	99.3
BF	10	22	34	46
P-Value	0.000	0.000	0.000	0.000

Gambar A.1 Estimasi Parameter Model ARIMA (1,1,0) untuk Penjualan Kursi

Iteration	SSE	Parameters		
0	6.40131	0.100	0.100	0.076
1	5.28156	-0.050	0.010	0.054
2	4.39947	-0.200	-0.082	0.039
3	3.70269	-0.350	-0.174	0.027
4	3.17394	-0.500	-0.266	0.017
5	2.80540	-0.650	-0.358	0.008
6	2.59289	-0.800	-0.451	0.000
7	2.53250	-0.928	-0.529	-0.005
8	2.53234	-0.934	-0.533	-0.005
9	2.53234	-0.935	-0.534	-0.005

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	-0.9348	0.1191	-7.85	0.000
AR 2	-0.5336	0.1226	-4.35	0.000
Constant	-0.00452	0.02818	-0.16	0.873

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 59, after differencing 58

Residuals: SS = 2.53128 (backforecasts excluded)
MS = 0.04602 DF = 55

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

	12	24	36	48
Lag				
Chi-Square	37.2	61.9	75.0	81.2
DF	9	21	33	45
P-Value	0.000	0.000	0.000	0.001

Gambar A.2 Estimasi Parameter Model ARIMA (2,1,0) untuk Penjualan Kursi

Estimates at each iteration|

Iteration	SSE	Parameters	
0	5.50435	0.100	0.095
1	4.42444	0.250	0.056
2	3.66296	0.400	0.032
3	3.08774	0.550	0.017
4	2.63220	0.700	0.008
5	2.25696	0.850	0.003
6	2.09561	0.925	0.001
7	2.02493	0.962	0.001
8	2.00581	0.964	-0.000
9	2.00375	0.967	-0.000

Unable to reduce sum of squares any further

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
MA 1	0.9672	0.1488	6.50	0.000
Constant	-0.000420	0.003880	-0.11	0.914

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 59, after differencing 58

Residuals: SS = 2.00209 (backforecasts excluded)
MS = 0.03575 DF = 56

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	43.8	66.9	79.4	84.8
DF	10	22	34	46
P-Value	0.000	0.000	0.000	0.000

Gambar A.3 Estimasi Parameter Model ARIMA (0,1,1) untuk Penjualan Kursi

0	5.97481	0.100	0.100	0.086
1	3.91041	-0.050	0.250	0.019
2	3.68193	0.045	0.400	0.015
3	3.44237	0.132	0.550	0.010
4	3.18400	0.205	0.700	0.006
5	2.89163	0.258	0.850	0.003
6	2.50372	0.187	0.925	0.002
7	2.08590	0.037	0.976	0.000
8	1.85299	-0.113	0.972	-0.000
9	1.71164	-0.263	0.967	-0.001
10	1.66076	-0.413	0.960	-0.001
11	1.65949	-0.426	0.959	-0.000

Unable to reduce sum of squares any further

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	-0.4256	0.1313	-3.24	0.002
MA 1	0.9587	0.1371	6.99	0.000
Constant	-0.000499	0.002923	-0.17	0.865

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 59, after differencing 58

Residuals: SS = 1.65854 (backforecasts excluded)
MS = 0.03016 DF = 55

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	31.4	51.1	67.2	74.5
DF	9	21	33	45
P-Value	0.000	0.000	0.000	0.004

Gambar A.4 Estimasi Parameter Model ARIMA (1,1,1) untuk Penjualan Kursi

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	-0.3346	0.1405	-2.38	0.021
AR 2	-0.2166	0.1394	-1.55	0.126
MA 1	0.9773	0.0932	10.48	0.000
Constant	-0.000117	0.005158	-0.02	0.982

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 59, after differencing 58

Residuals: SS = 1.55884 (backcasts excluded)

MS = 0.02887 DF = 54

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	33.4	51.5	62.4	66.5
DF	8	20	32	44
P-Value	0.000	0.000	0.001	0.016

Gambar A.5 Estimasi Parameter Model ARIMA (2,1,1) untuk Penjualan Kursi

ARIMA Model: Kursi

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters				
0	111349	0.100	0.100	0.100	0.053	
1	105170	-0.050	0.052	-0.003	0.223	
2	102867	-0.200	0.024	-0.125	0.319	
3	101700	-0.350	0.002	-0.265	0.395	
4	100890	-0.500	-0.019	-0.408	0.464	
5	100195	-0.650	-0.039	-0.554	0.532	
6	99528	-0.800	-0.059	-0.700	0.598	
7	98925	-0.950	-0.081	-0.846	0.666	
8	95061	-1.100	-0.152	-0.927	0.707	
9	89936	-1.250	-0.301	-0.920	0.673	
10	89210	-1.336	-0.379	-0.925	0.671	
11	89206	-1.339	-0.383	-0.923	0.671	
12	89206	-1.339	-0.383	-0.923	0.671	

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	-1.3389	0.6297	-2.13	0.038
AR 2	-0.3834	0.2489	-1.54	0.129
MA 1	-0.9229	0.6757	-1.37	0.178
Constant	0.67	10.09	0.07	0.947

Differencing: 1 regular difference

Number of observations: Original series 60, after differencing 59

Residuals: SS = 89194.8 (backforecasts excluded)

MS = 1621.7 DF = 55

Gambar A.6 Iterasi Peramalan dengan ARIMA (2,1,1)

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	35.7	54.3	72.3	79.3
DF	8	20	32	44
P-Value	0.000	0.000	0.000	0.001

Forecasts from period 60

Period	Forecast	95% Limits		Actual
		Lower	Upper	
61	160.722	81.775	239.668	
62	150.339	58.919	241.759	
63	155.051	45.802	264.299	
64	153.393	31.508	275.278	
65	154.477	20.129	288.826	
66	154.332	9.003	299.662	
67	154.782	-0.941	310.504	
68	154.907	-10.465	320.279	
69	155.238	-19.304	329.780	
70	155.417	-27.800	338.635	
71	155.721	-35.807	347.249	
72	155.917	-43.553	355.386	

Gambar A.7 Hasil Peramalan Kursi dengan ARIMA (2,1,1)

Tabel A.8 Perhitungan Peramalan Data Asli Penjualan Kursi

Bulan	Penjualan Kursi	L	T	S	Forecast	PE	APE
Jan-10	137	141.75	0	0.96649			
Feb-10	142	145.25	0	0.97762			
Mar-10	132	148.917	0	0.88640			
Apr-10	136	150.833	0	0.90165			

May-10	130	154.25	0	0.84278 7682			
Jun-10	136	157.833	0	0.86166 8427			
Jul-10	155	160.75	0	0.96423 0171			
Aug-10	146	157.167	0	0.92895 0159			
Sep-10	110	156.833	0	0.70138 1509			
Oct-10	118	157.333	0	0.75			
Nov-10	169	158.667	0	1.06512 605			
Dec-10	190	158.167	0	1.20126 4489			
Jan-11	179	177.835	0.197	1.163	178.998	0.000	0.000
Feb-11	186	184.952	0.266	1.047	186.196	-0.001	0.001
Mar-11	155	154.425	-0.042	0.578	155.269	-0.002	0.002
Apr-11	177	175.881	0.173	1.117	176.956	0.000	0.000
May-11	173	172.196	0.134	0.804	173.173	-0.001	0.001
Jun-11	171	170.160	0.113	0.840	171.135	-0.001	0.001
Jul-11	112	111.628	-0.474	0.378	112.119	-0.001	0.001
Aug-11	142	140.772	-0.178	1.225	141.523	0.003	0.003
Sep-11	116	115.552	-0.428	0.451	115.825	0.002	0.002
Oct-11	134	133.069	-0.249	0.929	133.570	0.003	0.003
Nov-11	163	161.644	0.040	1.353	162.748	0.002	0.002
Dec-11	146	144.968	-0.128	1.034	146.041	0.000	0.000
Jan-12	113	112.167	-0.454	0.836	112.876	0.001	0.001
Feb-12	185	183.231	0.261	1.762	184.539	0.002	0.002
Mar-12	223	222.032	0.646	0.964	223.257	-0.001	0.001
Apr-12	140	139.721	-0.183	0.287	140.655	-0.005	0.005

May-12	155	154.049	-0.038	0.949	154.815	0.001	0.001
Jun-12	149	148.219	-0.096	0.782	148.962	0.000	0.000
Jul-12	153	152.577	-0.051	0.422	152.904	0.001	0.001
Aug-12	116	115.152	-0.425	0.851	115.952	0.000	0.000
Sep-12	149	148.211	-0.090	0.786	148.571	0.003	0.003
Oct-12	136	135.201	-0.220	0.800	135.911	0.001	0.001
Nov-12	181	179.200	0.223	1.796	180.776	0.001	0.001
Dec-12	105	104.720	-0.524	0.287	105.230	-0.002	0.002
Jan-13	186	184.354	0.277	1.638	185.467	0.003	0.003
Feb-13	215	212.952	0.560	2.045	215.274	-0.001	0.001
Mar-13	215	214.031	0.566	0.969	215.560	-0.003	0.003
Apr-13	171	171.152	0.131	-0.147	171.570	-0.003	0.003
May-13	200	198.773	0.406	1.224	200.128	-0.001	0.001
Jun-13	130	129.918	-0.287	0.089	130.413	-0.003	0.003
Jul-13	188	186.998	0.287	0.996	187.708	0.002	0.002
Aug-13	125	124.780	-0.338	0.226	125.293	-0.002	0.002
Sep-13	145	144.016	-0.142	0.982	144.660	0.002	0.002
Oct-13	203	201.616	0.435	1.378	202.852	0.001	0.001
Nov-13	187	185.373	0.268	1.629	187.437	-0.002	0.002
Dec-13	138	138.192	-0.206	-0.187	138.273	-0.002	0.002
Jan-14	239	236.368	0.778	2.622	238.784	0.001	0.001
Feb-14	197	195.377	0.360	1.628	197.782	-0.004	0.004
Mar-14	176	175.238	0.155	0.764	176.362	-0.002	0.002
Apr-14	222	221.680	0.618	0.315	222.150	-0.001	0.001
May-14	177	176.241	0.157	0.764	177.623	-0.004	0.004

Jun-14	202	201.655	0.410	0.342	202.155	-0.001	0.001
Jul-14	215	213.885	0.528	1.114	215.409	-0.002	0.002
Aug-14	156	156.360	-0.052	-0.354	156.534	-0.003	0.003
Sep-14	160	158.991	-0.026	1.008	159.947	0.000	0.000
Oct-14	263	260.596	0.991	2.394	262.964	0.000	0.000
Nov-14	196	195.043	0.325	0.963	196.997	-0.005	0.005
Dec-14	135	135.789	-0.271	-0.783	135.331	-0.002	0.002

Tabel A.9 Perhitungan Peramalan Data Asli Penjualan Meja

Bulan	Penjualan Meja	L	T	S	Forecast	PE	APE
Jan-10	42	62.6667	0	0.6702			
Feb-10	30	62.1667	0	0.4826			
Mar-10	73	68.0833	0	1.0722			
Apr-10	31	73.9167	0	0.4194			
May-10	76	75.1667	0	1.0111			
Jun-10	111	82.4167	0	1.3468			
Jul-10	51	83.8333	0	0.6083			
Aug-10	62	85.4167	0	0.7259			
Sep-10	104	84.5	0	1.2308			
Oct-10	76	81.5	0	0.9325			
Nov-10	53	79.4167	0	0.6674			
Dec-10	43	88	0	0.4886			
Jan-11	36	35.856	-0.521	0.489	36.005	0.000	0.000

Feb-11	101	99.866	0.124	1.076	100.472	0.005	0.005
Mar-11	143	141.508	0.539	0.410	143.120	-0.001	0.001
Apr-11	46	46.545	-0.416	1.023	46.549	-0.012	0.012
May-11	163	160.830	0.731	1.343	162.572	0.003	0.003
Jun-11	128	127.002	0.385	0.603	128.735	-0.006	0.006
Jul-11	70	69.972	-0.189	0.724	70.391	-0.006	0.006
Aug-11	51	50.469	-0.382	1.232	50.813	0.004	0.004
Sep-11	68	66.602	-0.217	0.931	67.616	0.006	0.006
Oct-11	51	50.231	-0.378	0.678	50.785	0.004	0.004
Nov-11	156	154.278	0.666	0.479	155.611	0.002	0.002
Dec-11	64	64.426	-0.239	0.492	64.675	-0.011	0.011
Jan-12	92	91.238	0.031	1.074	91.758	0.003	0.003
Feb-12	64	63.207	-0.249	0.410	64.034	-0.001	0.001
Mar-12	70	69.524	-0.184	1.022	69.750	0.004	0.004
Apr-12	67	66.011	-0.217	1.350	66.817	0.003	0.003
May-12	137	134.958	0.475	0.599	136.776	0.002	0.002
Jun-12	96	95.798	0.078	0.728	96.479	-0.005	0.005
Jul-12	140	138.842	0.508	1.224	140.074	-0.001	0.001
Aug-12	56	55.613	-0.329	0.945	56.516	-0.009	0.009
Sep-12	194	191.691	1.035	0.666	193.657	0.002	0.002
Oct-12	77	77.486	-0.118	0.487	78.046	-0.014	0.014
Nov-12	149	147.809	0.587	0.482	148.875	0.001	0.001
Dec-12	54	54.457	-0.353	1.074	54.596	-0.011	0.011
Jan-13	60	58.878	-0.305	0.412	59.647	0.006	0.006

Feb-13	75	74.429	-0.146	1.021	74.694	0.004	0.004
Mar-13	63	62.101	-0.268	1.350	62.855	0.002	0.002
Apr-13	62	60.662	-0.280	0.598	61.732	0.004	0.004
May-13	60	59.411	-0.290	0.749	59.720	0.005	0.005
Jun-13	267	264.200	1.761	1.218	266.690	0.001	0.001
Jul-13	205	204.398	1.146	0.933	206.767	-0.009	0.009
Aug-13	88	88.240	-0.027	0.681	89.157	-0.013	0.013
Sep-13	239	236.833	1.459	0.487	238.958	0.000	0.000
Oct-13	242	241.481	1.491	0.469	243.458	-0.006	0.006
Nov-13	109	109.862	0.160	1.072	110.504	-0.014	0.014
Dec-13	92	91.117	-0.030	0.408	92.161	-0.002	0.002
Jan-14	56	55.943	-0.381	1.022	55.974	0.000	0.000
Feb-14	68	66.865	-0.268	1.350	67.618	0.006	0.006
Mar-14	62	60.709	-0.327	0.611	61.733	0.004	0.004
Apr-14	191	189.101	0.960	0.740	190.660	0.002	0.002
May-14	99	99.169	0.051	1.251	99.970	-0.010	0.010
Jun-14	428	423.507	3.294	0.910	428.019	0.000	0.000
Jul-14	200	201.345	1.040	0.670	203.317	-0.017	0.017
Aug-14	92	92.429	-0.060	0.488	93.051	-0.011	0.011
Sep-14	105	104.392	0.060	0.482	104.939	0.001	0.001
Oct-14	234	232.240	1.338	1.066	234.048	0.000	0.000
Nov-14	170	169.574	0.698	0.402	171.345	-0.008	0.008
Dec-14	107	107.228	0.068	1.012	107.705	-0.007	0.007

BIODATA PENULIS



Penulis dilahirkan di Kediri pada tanggal 15 Juli 1992. Penulis merupakan anak kedua dari dua bersaudara. Penulis menempuh pendidikan di MI Islamiyah Sidomulyo, MTs. Negeri Puncu dan SMA 2 Pare. Pada tahun 2011 penulis diterima di jurusan Sistem Informasi – Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) melalui

SNMPTN jalur undangan (Bidik Misi) dan terdaftar dengan NRP 5211100024.

Selain kesibukan akademik, penulis juga pernah mengikuti berbagai kegiatan kemahasiswaan dan kepanitiaan. Penulis pernah terlibat dalam Kajian Islam Sistem Informasi sebagai staff di Departemen Bisnis Islam periode 2013-2014.