PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KERETA API DENGAN MENGGUNAKAN METODE BOX-JENKINS

(Studi Kasus di PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta)

Skripsi

Untuk memenuhi sebagian persyaratan mencapai derajat Sarjana S-1

Program Studi Matematika

Diajukan oleh:

EKA FERRI INDAYANI
04610017

Kepada

PROGRAM STUDI MATEMATIKA

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA

YOGYAKARTA

2009

Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga FM-UINSK-BM-05-07/R0

PENGESAHAN SKRIPSI/TUGAS AKHIR

Nomor : UIN.02/D.ST/PP.01.1/403/2009

Skripsi/Tugas Akhir dengan judul	:	Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Dengan Menggunakan Metode Box-Jenkins (Studi Kasus di PT Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta)
Yang dipersiapkan dan disusun oleh	:	
Nama	:	Eka Ferri Indayani
NIM	:	04610017
Telah dimunaqasyahkan pada	:	4 Februari 2009
Nilai Munaqasyah	:	B -

Dan dinyatakan telah diterima oleh Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga

TIM MUNAQASYAH :

Ketua Sidang

Kariyam, S.Si, M.Si
NIK. 966110102

Penguji I

Arya Wira Buana, M.Sc
NIP. 150368363

Penguji II

Nuning Khadijatush Shalihah, S.Si

Yogyakarta, 24 Februari 2009
UIN Sunan Kalijaga
Fakultas Sains dan Teknologi
Dekan

DEPARTEMEN AGAMA FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI YOGYAKARTA UIN SUNAN KALIJAGA

Dra. Maizer Said Nahdi, M.Si
NIP. 150219153

Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga FM-UINSK-BM-05-04/R0

SURAT PERSETUJUAN SKRIPSI

Hal :Persetujuan

Lamp :-

Kepada

Yth. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta

Di Yogyakarta

Assalamu'alaikum wr.wb.

Setelah membaca, meneliti, memberikan petunjuk dan mengoreksi serta mengadakan perbaikan seperlunya, maka kami selaku pembimbing berpendapat bahwa skripsi saudari:

Nama : Eka Ferri Indayani

Nim : 04610017

Judul Skripsi : Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api dengan Menggunakan Metode Box-Jenkins (Studi Kasus di PT Kerta Api (persero) DAOP VI Yogyakarta)

Sudah dapat diajukan kepada fakultas sains dan teknologi, jurusan matematika UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana strata satu dalam sains.

Dengan ini kami mengharap agar skripsi/tugas akhir saudari tersebut di atas dapat segera dimunaqasyahkan. Atas perhatiannya kami ucapkan terima kasih.

Yogyakarta, 16 Januari 2009

Pembimbing I

Kariyam, M.Si.

NIP: 966110102

SURAT PERSETUJUAN SKRIPSI

Hal : Persetujuan

Lamp : -

Kepada:

Yth. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta

Di Yogyakarta

Assalaamu'alaikum wr. wb.

Setelah membaca, meneliti, memberikan petunjuk dan mengoreksi serta mengadakan perbaikan seperlunya, maka kami selaku pembimbing berpendapat bahwa skripsi Saudara:

Nama : Eka Ferri Indayani

NIM : 04610017

Judul Skripsi : Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Dengan Menggunakan Metode Box- Jenkins (Studi Kasus Di PT Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta)

Sudah dapat diajukan kepada Fakultas Sains dan Teknologi Jurusan/ Program Studi Matematika UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Strata Satu dalam Sains.

Dengan ini kami mengharap agar skripsi/tugas akhir Saudara tersebut di atas dapat segera dimunaqosyahkan. Atas perhatiannya kami ucapkan terima kasih.

Yogyakarta, Desember 2008

Pembimbing II

Sunaryati, SE. M.Si..

NIP : 150321645

PERNYATAAN KEASLIAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu perguruan tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Yogyakarta, 20 Januari 2009

Eka Ferri Indayani

HALAMAN PERSEMBAHAN

Skripsi ini ku persembahkan

Kepada Almamater Tercinta Fakultas Sains dan Teknologi

Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga

Yogyakarta

HALAMAN MOTTO

Pengetahuan tanpa agama lumpuh, agama tanpa pengetahuan buta
(Albert Einstein)

Kebahagiaan tidak terletak pada apa yang kita inginkan, melainkan karena kita tidak menginginkan apa yang tidak dapat kita miliki
(Princess Karaja)

Kegagalan dan kesengsaraan adalah guru yang keras dan kejam yang bekerja demi kepentingan kita, yang tahu segi mana yang baik dan sangat mencintai kita melebihi kita sendiri
(Edmund Burke)

KATA PENGANTAR

بسم الله الرحمن الرحيم

Puji syukur kehadirat Allah SWT, atas rahmat dan ridho-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini sebagai salah satu syarat untuk mencapai gelar Sarjana Sains di Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga Yogyakarta.

Penulis menyadari bahwa tugas akhir ini tidak akan dapat diselesaikan tanpa dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Ibu Dra. Hj. Maizer Said Nahdi, M.Si., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga Yogyakarta.
2. Ibu Dra. Hj. Khurul Wardati, M.Si., selaku Ketua Prodi Matematika beserta Staf Administrasi yang telah memberikan kelancaran dalam penyusunan tugas akhir ini.
3. Ibu Kariyam, M.Si dan Ibu Sunaryati, SE. M.Si., selaku Dosen pembimbing yang telah dengan sabar memberikan bimbingan dan pengarahan dalam penyusunan tugas akhir ini.
4. Bapak Much. Abrori, S.Si. M.Kom., selaku Dosen Pembimbing Akademik yang telah banyak membimbing dan memberikan nasehat kepada penulis dalam menempuh pendidikan di Prodi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi.

5. Bapak Ir. Yayat Rustandi dan semua Staf serta Karyawan PT. Kereta Api DAOP VI Yogyakarta yang telah memberi ijin dan membantu dalam pelaksanaan penelitian ini.
6. Teristimewa kepada Bapak dan Mamak tercinta serta Adik-adikku Ferra dan Yogi yang selalu memberikan semangat, motivasi serta do;a restunya dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
7. Bapak Suratman dan Ibu Salimah, mas Anis, mb Rini dan Bima yang telah memberikan kasih sayangnya sebagai keluarga selama di perantauan.
8. Sahabatku tercinta Iin indrayani, Asiah, Nea, Rita, mb Danie, Nailul, Dyon, yang telah memberi semangat hingga terselesaikannya tugas akhir ini.
9. Anak-anak kost Astri Kartini mb Hill, Rima, Rizka, Indri, Dani, Anim, Vika Avri, Evi yang telah memberikan doa serta semangat sehingga terselesaikannya tugas akhir ini.
10. Teman-temanku di IKPM "Sebiduk Sehaluan" Oku Timur dan anak-anak kontrakan "*Belitang Clubs*" (Ely, Evi, Said, Angga, Arie, Haris, Tiko) yang telah menjadi teman yang selalu ada dalam suka maupun duka di tempat perantauan ini.
11. Rekan-rekan seperjuanganku (Iin, Asiah, Rina, Pipit, Anie, Hida, Nafra, Haya, Dewi, Istie, Trie, Fia, Anggraeni, Ita, Cinung, Rara, Galuh, Sulija, Nining, Ambar, Affan, Haris, Roni, Diyat, Arief, Adi, Dian, Fendi, Edi, Heri, Fai, Fardan, Sahroni, Wahidin, Dadit, Hanung) di Prodi Matematika-04 Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga Yogyakarta.

12. Kepada semua pihak yang tidak bisa disebutkan satu persatu yang telah memberikan masukkan dan saran bagi penulis.

Penulis menyadari bahwa tugas akhir ini masih banyak kekurangan baik dalam penulisan maupun uji coba programnya. Untuk itu setiap kritik dan saran yang membangun sangat diperlukan untuk menyempurnakan tugas akhir ini. Akhirnya semoga tugas akhir ini bermanfaat bagi kita semua. Amin.

Yogyakarta, Pebruari 2009
Penulis

Eka Ferri indayani

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL …… i

HALAMAN PERSETUJUAN …… iii

HALAMAN PERNYATAAN …… v

HALAMAN PERSEMBAHAN …… vi

HALAMAN MOTTO …… vii

KATA PENGANTAR …… viii

DAFTAR ISI ……... xi

DAFTAR GAMBAR …….. xiv

DARTAR TABEL …….. xvi

DAFTAR LAMPIRAN ……... xvii

ABSTRAK ……. xviii

ABSTRACT ……. xix

BAB I PENDAHULUAN

A. Latar Belakang Masalah ……. 1

B. Batasan Masalah ……. 3

C. Rumusan Masalah ……. 4

D. Tujuan Penelitian ……. 4

E. Manfaat Penelitian ……. 4

F. Sistematika Penulisan ……. 4

BAB II DASAR TEORI

A. Tinjauan Pustaka …….. 6

B. Landasan Teori ……... 7

1. Analisis Runtun Waktu *(time series)* 7

2. Jenis Pola Data …… 10

3. Stasioneritas …… 12

4. Model-model Analisis Runtun Waktu *(time series)* …… 15

a) Model *Autoregresif* (AR) ……... 15

b) Model *Moving Average* (MA) …… 16

c) Model Campuran ARMA …… 17

d) Model Campuran ARIMA …… 18

5. Metode Box-Jenkins ……. 19

a. Identifikasi Model ……. 21

1) Fungsi Autokorelasi …… 22

2) Fungsi Autokorelasi Parsial …… 25

b. Penaksiran dan Pengujian Parameter…… 28

1) Penaksiran Parameter …… 28

a) Penaksiran model *Autoregresif* (AR)…… 28

b) Penaksiran model *Moving Average* (MA) …… 30

c) Penaksiran model Campuran ARMA ……. 32

2) Pengujian Parameter …… 33

a) Penaksiran diagnostic…… 33

b) Overfitting …… 34

c) Kriteria Pemilihan model …… 35

d) Forecasting …… 37

6. Mengenali adanya faktor musiman (seasonality)

dalam suatu deret berkala ……. 39

BAB III **METODE PENELITIAN**

A. Jenis Penelitian ……. 41

B. Obyek dan Tempat Penelitian ……. 41

C. Sumber Penelitian ……. 41

D. Metode Pengumpulan Data ……. 42

E. Metode Analisis Data ……. 43

BAB IV PEMBAHASAN

A. Plotting Data …….. 44

B. Identifikasi Model ARIMA …….. 48

C. Estimasi Parameter …….. 49

D. Diagnostic Checking …….. 52

E. Pemilihan Model Terbaik ……. 54

F. Peramalan ……. 79

BAB V PENUTUP

A. Kesimpulan ……. 81

B. Saran ……. 82

DAFTAR PUSTAKA …… 83

LAMPIRAN

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Plot Horizontal ……. 10

Gambar 2.2 Plot Musiman ……. 11

Gambar 2.3 Plot Siklis ……. 11

Gambar 2.4 Plot Trend ……. 11

Gambar 2.5 Skema pendekatan Box-Jenkins …….. 20

Gambar 2.6 Plot ACF AR (1) ……. 23

Gambar 2.7 Plot ACF AR (2) …….. 23

Gambar.2.8 Plot ACF MA (1) …….. 24

Gambar 2.9 Plot ACF MA(2) …….. 24

Gambar 2.10 Plot ACF ARMA ……. 24

Gambar 2.11 Plot PACF AR(1) …….. 26

Gambar 2.12 Plot PACF AR(2) …….. 26

Gambar 2.13 Plot PACF MA(1) …… 27

Gambar 2.14 Plot PACF MA(2) …… 27

Gambar 2.15 Plot PACF ARMA ……... 28

Gambar 4.1 Plot data runtun waktu …… 45

Gambar 4.2 Histogram data runtun waktu …… 45

Gambar 4.3 Plot data hasil transformasi …… 47

Gambar 4.4 Plot ACF dan PACF hasil Transformasi…… 48

Gambar 4.5 Estimasi parameter model ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$ ……... 49

Gambar 4.6 korelogram residual ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$

Gambar 4.7 korelogram homoskedastis

Gambar 4.8 plot normalitas residual

Gambar 4.9 estimasi parameter model ARIMA $(1,0,1)(1,0,1)^{12}$

Gambar 4.10 Plot kolerogram residual ARIMA $(1,0,1)(1,0,1)^{12}$

Gambar 4.11 korelogram homoskedastis

Gambar 4.12 plot normalitas residual

Gambar 4.13 estimasi parameter model ARIMA $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$

Gambar 4.14 korelogram residual ARIMA $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$

Gambar 4.15 korelogram homoskedastis

Gambar 4.16 Plot Normalitas residual

Gambar 4.17 Estimasi Parameter model ARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$

Gambar 4.18 korelogram residual ARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$

Gambar 4.19 korelogram homoskedastis

Gambar 4.20 Plot Normalitas residual

Gambar 4.21 estimasi parameter model ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$

Gambar 4.22 estimasi parameter model ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$ tanpa kostan

Gambar 4.23 korelogram residual ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$

Gambar 4.24 korelogram homoskedastis

Gambar 4.25 Plot Normalitas residual

Gamabar 4.26 Plot data setelah peramalan

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Nilai tertinggi dan terendah jumlah penumpang per tahun…….. 46

Tabel 4.2 Perbandingan Model Berdasarkan Asumsi……. 77

Tabel 4.3 Perbandingan Model Berdasarkan Nilai Kebaikan Model ……. 77

Tabel 4.4 hasil peramalan jumlah penumpang……. 79

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Jumlah Penumpang Kereta Api ……. 85

Lampiran 2 Surat Ijin Penelitian Dari BAPEDA …… 87

Lampiran 3 Surat Ijin Penelitian dari PT Kereta Api …… 88

Lampiran 4 Persetujuan Tema Skripsi …… 90

Lampiran 5 Bukti Seminar …… 91

Lampiran 6 Curiculum Vitae …… 92

ABSTRAK

PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KERETA API DENGAN MENGGUNAKAN METODE BOX-JENKINS
(Studi Kasus di PT Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta)

Oleh:
Eka Ferri Indayani
NIM. 04610017

Peramalan (*forecasting*) adalah seni dan ilmu untuk memperkirakan kejadian di masa depan. Hal ini dapat dilakukan dengan melibatkan pengambilan data masa lalu dan menempatkannya ke masa yang akan datang dengan suatu bentuk matematis. Analisis data berkala *(time series)* adalah analisis yang menerangkan dan mengukur berbagai perubahan atau perkembangan data selama satu periode.

Penelitian ini dilakukan di PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta dengan mengambil data jumlah penumpang kereta api untuk periode Januari 2003 sampai dengan Desember 2008. Dalam penelitian ini ingin didapatkan model peramalan total jumlah penumpang kereta api khususnya untuk kelas bisnis.

Dewasa ini telah dikembangkan sejumlah metode peramalan dengan berbagai asumsi mengenai data yang akan diramalkan untuk masa yang akan datang. Salah satu metode yang digunakan yaitu analisis runtun waktu (*time series*) khususnya metode Box-Jenkins atau lebih dikenal dengan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Untuk analisis dalam mengolah data menggunakan model ARIMA untuk peramalan, dengan dasar pendekatannya ada tiga tahap yaitu identifikasi, penaksiran dan pengujian, serta penerapannya. Untuk pengolahan data pada analisis ini dilakukan menggunakan *software* Eviws 4.0 dan Minitab 14.

Dari pengolahan data tersebut didapat model ARIMA yang layak digunakan untuk meramalkan total jumlah penumpang kereta api Yogyakarta adalah model ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$

Kata kunci: Peramalan, model ARIMA, jumlah penumpang

ABSTRACT

THE NUMBER OF TRAIN PASSENGER'S FORECASTING USING BOX-JENKINS METHOD (Case Study in PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta)

By:
Eka Ferri Indayani
NIM. 04610017

Forecasting is art and science to estimate occurrence of the future. This matter can be conducted by entangling intake of past data and place to the next period with a mathematical form. The Time Series is analysis that explaining and measuring the kind of change or data's growth during one period.

This research was done in PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta by taking data of number of the train passenger who runs from January 2003 up to December 2008. In this research should be reached a model of total forecasting number of the train passenger especially for the class of business.

Latterly, it had been developed some forecasting methods with various assumption of the data that would be forecasted for the next data. One of method used that is the time series analyze specially method Box-Jenkins or more knowledgeable with the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model. To analyze in managing data use the ARIMA model for the forecasting, under color of approach is three phase that is identify, estimating and examination, and applying so. For the data processing of at this analysis conducted to use the software of Eviews 4.0 and Minitab 14.

From the data processing was obtained the competent of the ARIMA model used to forecast total number of the passenger of train Yogyakarta is ARIMA model $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$

Keyword: Forecasting, ARIMA method, the number of passenger.

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Kondisi perekonomian Indonesia saat ini membawa pengaruh dalam pola konsumsi termasuk pada jasa transportasi. Naiknya tarif angkutan umum mendorong pelanggan untuk mencari alternatif jasa transportasi yang lebih murah. Tak bisa dipungkiri adanya persaingan diantara bisnis transportasi itu sendiri. Oleh karenanya, semua berlomba untuk menjaring penumpang yang lebih banyak dari waktu ke waktu.

Mengglobalnya sistem bisnis telah mengubah cara manusia berkomunikasi, hidup dan bekerja. Perubahan teknologi di era reformasi baru ini memang memiliki segalanya, bahkan hambatan–hambatan tradisional yang dulu ada kini telah hilang. Perubahan-perubahan ini mempunyai pengaruh yang sangat besar terhadap operasi perusahaan.[1]

Kemajuan ilmu pengetahuan telah meningkatkan pengertian mengenai berbagai aspek lingkungan dan sebagai akibatnya banyak peristiwa yang bisa diramalkan. Kecenderungan untuk meramalkan peristiwa dengan tepat dapat memberikan dasar yang lebih baik bagi perencanaan. Sedangkan perencanaan sangatlah dibutuhkan dalam mencapai keberhasilan dan kemajuan di dalam suatu organisasi manajemen terutama di era persaingan bebas ini. Dalam menghadapi era persaingan bebas ini,

[1] Jay Heizer dan Barry Render, *Prinsip-Prinsip Manajemen Operasi*, cet. Pertama, (Jakarta: Salemba Empat, 2001), hlm. 2.

perusahaan harus proaktif dalam menyusun rencana dan strategi bisnisnya. Perusahaan harus bisa membuat prediksi-prediksi tentang kondisi perekonomian maupun persaingan sehingga mampu merespon dengan cepat. Serta mengurangi tingkat risiko ketika terjadi perubahan pasar yang tidak terduga.

Dewasa ini telah dikembangkan sejumlah metode peramalan dengan berbagai asumsi mengenai data yang akan diramalkan untuk masa yang akan datang. Dengan adanya berbagai metode peramalan diharapkan akan tercipta suatu aplikasi dan implementasi yang lebih baik yang dapat terwujud di berbagai bidang kehidupan yang salah satunya adalah bidang transportasi. Dalam kondisi perekonomian yang tumbuh sedemikian pesat semakin banyak orang melakukan perjalanan baik untuk keperluan bisnis, pribadi, maupun wisata. Tingginya mobilitas masyarakat mendorong tumbuhnya perusahaan yang bergerak di bidang transportasi yang salah satunya adalah PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta.

PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta adalah salah satu perusahaan jasa transportasi yang bergerak di bidang angkutan darat dan merupakan satu-satunya perusahaan transportasi kereta api di Indonesia. Seiring dengan pertumbuhan ekonomi yang terus berkembang PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta merupakan pemain penting dalam transportasi darat. kereta api cenderung digunakan sebagai pengganti dari angkutan umum yang lain seperti pesawat dan bus.

PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta adalah perusahaan milik Negara yang membawahi angkutan jasa menggunakan kereta api di wilayah Daerah Istimewa Yogyakarta. Dengan menggunakan salah satu dari metode statistik seperti peramalan

maka dapat diperkirakan jumlah penumpang yang berangkat dari Stasiun Yogyakarta, sehingga perusahaan dapat mempersiapkan fasilitas yang diperlukan untuk kelancaran transportasi jasa kereta api.

Model *Autoregresive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan model peramalan yang menghasilkan ramalan – ramalan yang berdasarkan sintesis dari pola data secara historis. Dalam membuat peramalan, model ini sama sekali mengabaikan variabel independen. ARIMA merupakan suatu alat yang menggunakan nilai-nilai sekarang dan nilai-nilai lampau dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat. Misalnya, peramalan harga di pasar saham yang dilakukan oleh para pialang saham yang didasarkan sepenuhnya pada pola perubahan harga-harga saham di masa lampau, sehingga dalam pengambilan keputusan untuk menjual atau membeli suatu saham dapat lebih berhati-hati.

Dengan menggunakan analisis runtun waktu (*time series*) khususnya metode Box-Jenkins maka diharapkan dapat menjawab semua permasalahan yang ada.

B. Batasan Masalah

Untuk membatasi ruang lingkup penelitian dan tidak melebarnya masalah yang ada, maka peneliti memberikan batasan masalah yaitu penelitian dilakukan di PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta. Data yang digunakan dan dianalisis adalah data banyaknya jumlah penumpang periode Januari 2003- Desember 2008.

C. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian di atas dapat dirumuskan permasalahan yaitu bagaimana memperkirakan jumlah penumpang kereta api menggunakan metode Box-Jenkins?

D. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas maka penelitian ini bertujuan untuk memperkirakan jumlah penumpang di PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta.

E. Manfaat Penelitian

Manfaat yang diperoleh dari hasil penelitian ini antara lain:

1. Sebagai titik awal untuk melakukan riset lebih lanjut di PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta, terutama yang berkaitan dengan analisis runtun waktu melalui data yang diperoleh dari survey pasar setiap bulannya.
2. Dapat mengetahui model yang sesuai untuk meramalkan jumlah penumpang di masa yang akan datang.

F. Sistematika Penulisan

Agar penulisan ini mudah dimengerti dan memenuhi persyaratan, maka dalam penulisannya dibagi dalam tahapan- tahapan dimana antara antara yang satu dengan yang lainnya merupakan rangkaian yang saling melengkapi. Sistematika penulisan yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

BAB I Pendahuluan

Bab ini menjelaskan secara ringkas isi dari laporan penelitian yang terdiri dari latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian dan sistematika penulisan.

BAB II Tinjauan Pustaka

Bab ini terdiri dari tinjauan pustaka dan penjelasan secara terperinci mengenai teori- teori pendukung yang digunakan sebagai landasan teori untuk pemecahan masalah.

BAB III Metode Penelitian

Bab ini berisi tentang keterangan yang berkaitan dengan penelitian seperti jenis penelitian, objek dan tempat penelitian, sumber penelitian, metode pengumpulan data dan metode analisis data.

BAB IV Analisis data dan Pembahasan

Bab ini berisi analisa data jumlah penumpang Kereta Api di DAOP VI Yogyakarta dan hasil peramalan jumlah penumpang Kereta Api dengan menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins

BAB V Penutup

Bab ini membahas kesimpulan yang diperoleh dari hasil pembahasan sebelumnya dan saran- saran yang penulis berikan.

BAB II

DASAR TEORI

A. Tinjauan Pustaka

Skripsi Nur Chandra Hartadi dengan judul "*Peramalan Jumlah Penumpang dan Barang PT. Kereta Api DAOP VI Yogyakarta tahun 2007 (Studi kasus pada Departemen Perhubungan dan PT. Kereta Api DAOP VI Yogyakarta)*". Pada skripsi ini diperoleh kesimpulan bahwa model peramalan yang paling sesuai untuk meramalkan jumlah penumpang Kereta Api di Stasiun Tugu Yogyakarta pada tahun 2007 adalah *Holt's Method*. Sedangkan model peramalan yang paling sesuai untuk meramalkan jumlah barang yang diangkut Kereta Api di Stasiun Yogyakarta pada tahun 2007 adalah metode *Moving average*.[2]

Laporan kerja praktek Vivi Soelistiyo Rini dengan judul "*Pemodelan jumlah Pendapatan PT. Kereta Api (Persero) dengan Analisis Time Series di PT. Kereta Api (Persero) Yogyakarta*". Pada laporan kerja praktik diperoleh kesimpulan bahwa untuk model ARIMA yang tepat digunakan pada data pendapatan angkutan penumpang yaitu ARIMA (0,1,1). Untuk analisisnya menggunakan metode *exponensial,* model terbaik untuk periode mendatang adalah metode *Pemulusan*

[2] Nur Chandra Hartadi, *Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api DAOP VI Yogyakarta tahun 2007(Studi kasus pada Departemen Perhubungan dan PT Kereta DAOP VI Yogyakarta),* Skripsi UII, 2007, hlm.81.

exponensial linier satu-parameter Holt karena memiliki nilai MSE dan SSE yang lebih kecil yang berarti semakin kecil tingkat kesalahan dalam analisis.[3]

B. Landasan Teori

Peramalan *(forecasting)* merupakan salah satu unsur yang sangat penting dalam pengambilan suatu keputusan. Efektif atau tidaknya suatu keputusan pada umumnya tergantung pada beberapa faktor yang tidak dapat dilihat pada saat keputusan tersebut diambil.[4] Peramalan (*forecasting*) adalah seni dan ilmu untuk memperkirakan kejadian di masa depan. Hal ini dapat dilakukan dengan melibatkan pengambilan data masa lalu dan menempatkannya ke masa yang akan datang dengan suatu bentuk matematis. Bisa juga merupakan prediksi intuisi yang bersifat subjektif. Atau bisa juga menggunakan kombinasi model matematis yang disesuaikan dengan pertimbangan yang baik dari seorang manajer.[5]

1. Analisis Runtun waktu (*time series)*

Data deret waktu merupakan data hasil pencatatan secara terus menerus dari waktu ke waktu (periodik), biasanya dalam interval waktu yang sama, menurut Sudjana:” *Data deret waktu yang dicatat tidaklah timbul hanya karena pengaruh*

---

[3] Vivi Soelistiyo Rini, *Pemodelan Jumlah Pendapatan PT Kereta Api (Persero) dengan Analisis Time Series di PT Kereta Api (Persero) Daerah Operasi VI Yogyakarta*, Laporan Kerja Praktek UGM, 2007, hlm. 67.

[4] Zanzawi Soejoeti, *Materi Pokok Analisis Runtun Waktu,(* Jakarta: Karunika UT, 1987), hlm.1.2.

[5] Jay heizer & Barry render, *Operations Management*, edisi ketujuh, (Jakarta: Salemba Empat, 2005), hlm. 136.

sebuah faktor saja, melainkan karena berbagai faktor penentu, misalnya bencana alam, manusia, selera konsumen, keadaan musim, kebiasaan dan lainnya."[6]

Data berkala (*time series)* adalah data yang disusun berdasarkan urutan waktu atau data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu. Waktu yang digunakan dapat berupa minggu, bulan, tahun dan sebagainya. Dengan demikian, data berkala berhubungan dengan data statistik yang dicatat dan diselidiki dalam batas-batas (interval) waktu tertentu, seperti penjualan, harga, persediaan, produksi dan tenaga kerja.

Analisis data berkala adalah analisis yang menerangkan dan mengukur berbagai perubahan atau perkembangan data selama satu periode. Pada umumnya perubahan yang terjadi dalam data statistik dalam sederetan waktu tertentu dapat berbentuk trend sekuler, variasi siklis, variasi musiman, dan variasi residu, yang disebut komponen data berkala.[7] Trend sekuler merupakan suatu kurva yang bentuknya garis terputus-putus pada grafik deret berkala yang meliputi jangka waktu yang panjang, variansi siklis merupakan pergerakan yang meningkat atau menurun dalam satu kurun waktu tertentu terkait dengan kejadian yang berulang tetapi berlangsung setiap beberapa tahun atau gerakan naik/turun dalam jangka panjang dari suatu garis/kurva trend, variansi musiman merupakan pergerakan yang reguler baik meningkat atau menurun dalam satu kurun waktu tertentu terkait dengan kejadian yang berulang atau suatu

---

[6] Andi Supangat, *Statistika dalam Kajian Deskriptif, Inferensi, dan Non Parametrik*, edisi pertama cet. Ke-1, (Jakarta: Kencana, 2007), hlm. 167.

[7] M.Iqbal hasan, *Pokok-Pokok Materi Statistik 1 (statistik deskriptif),* edisi kedua, (Jakarta: Bumi aksara, 2002), hlm. 184.

pola yang identik/ hampir identik yang cenderung diikuti suatu deret berkala selama bulan-bulan yang bersangkutan dari tahun ke tahun.[8]

Ada dua hal pokok yang harus diperhatikan dalam proses peramalan yang akurat dan bermanfaat yaitu *pertama,* pengumpulan data yang relevan berupa informasi yang dapat menghasilkan peramalan yang akurat. *Kedua,* pemilihan teknik peramalan yang tepat yang akan memanfaatkan informasi data yang diperoleh semaksimal mungkin.

Banyak teknik yang telah dikembangkan untuk melakukan peramalan, karena tidak ada satu teknik yang baku untuk menyelesaikan masalah dalam peramalan. Satu teknik mungkin cocok digunakan untuk satu permasalahan tetapi belum tentu teknik tersebut cocok digunakan untuk menyelesaikan masalah peramalan yang lain.

Ada dua teknik atau metode yang utama untuk melakukan suatu peramalan yaitu metode peramalan kuantitatif dan metode peramalan kualitatif. Metode peramalan kuantitatif dapat dibagi menjadi dua tipe yaitu kausal dan deret berkala (*time series)*. Untuk melakukan peramalan kuantitatif perlu diperhatikan model yang mendasarinya apakah itu model kausal atau deret berkala. Apabila model kausal maka dapat diasumsikan bahwa faktor yang diramalkan menunjukkan suatu hubungan sebab akibat dengan satu atau lebih variabel bebas. Sedangkan apabila modelnya berupa model deret berkala (*time series)* maka pendugaan masa yang akan datang dilakukan berdasarkan nilai masa lalu dari suatu variabel dan atau kesalahan masa lalu. Tujuan

---

[8] Murray R. Spiegel dkk, *Teori dan Soal-Soal Statistika,* edisi kedua (Jakarta: Erlangga, 1996), hlm. 444

metode peramalan deret berkala adalah untuk menemukan pola dalam deret data historis dan mengekstrapolasikan pola tersebut ke masa depan. Dengan kata lain, tujuan utama dari analisis *time series* adalah untuk mengidentifikasi dan mengisolasi faktor yang berpengaruh untuk tujuan prediksi atau peramalan perencanaan dan kontrol manajerial.

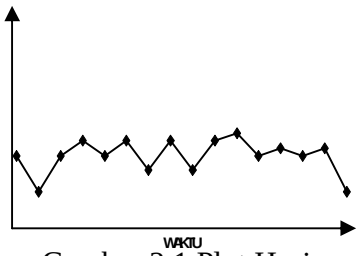
Peramalan metode kuantitatif model data berkala (*time series)* dapat dilakukan jika memenuhi tiga kondisi yaitu *pertama*, tersedianya informasi tentang masa lalu. *Kedua*, informasi tersebut dapat dikuantitatifkan dalam bentuk data numerik. *Ketiga*, dapat diasumsikan bahwa beberapa aspek pola masa lalu akan terus berlanjut di masa mendatang.

2. Jenis pola data

Untuk memilih suatu metode peramalan yang tepat adalah dengan mempertimbangkan jenis pola data sehingga metode yang paling tepat dengan pola tersebut dapat diuji. Pola data dapat dibedakan menjadi:

a) Pola Horizontal

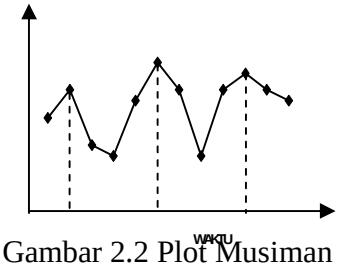
Terjadi bilamana nilai data berfruktuasi disekitar nilai rata-rata yang konstan (data stasioner).



Gambar 2.1 Plot Horizontal

b) Pola Musiman

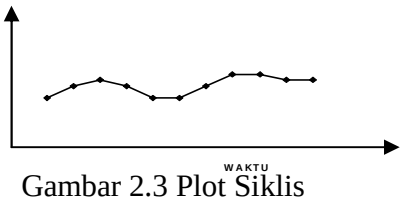
Terjadi bilamana suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman (misal kuartal tahun tertentu, bulanan, atau hari-hari pada minggu tertentu)



Gambar 2.2 Plot Musiman

c) Pola Siklis

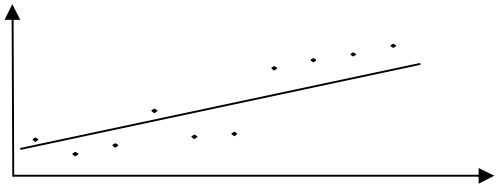
Terjadi bilamana datanya dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis.



Gambar 2.3 Plot Siklis

d) Pola Trend

Terjadi bilamana terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang dalam data.[9]



Gambar 2.4 Plot Trend

[9] Spyros Makridakis,Steven C. Wheelwright, Viktor E. McGee, *Metode dan Aplikasi Peramalan*, alih bahasa Untung Sus Andriyanto & Abdul Basith, edisi kedua jilid 1, (Jakarta: Erlangga, 1999), hlm.10.

3. Stasioneritas

Stasioner berarti bahwa tidak terdapat pertumbuhan atau penurunan pada data. Data secara kasarnya harus horizontal sepanjang sumbu waktu. Dengan kata lain, fluktuasi data berada disekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan varians dari fluktuasi tersebut pada pokoknya konstan setiap waktu. Konsep stasioneritas ini dapat digambarkan secara praktis yaitu sebagai berikut:

a) Apabila suatu deret berkala diplot kemudian tidak terbukti adanya perubahan nilai tengah dari waktu ke waktu maka dapat dikatakan bahwa deret data tersebut stasioner pada nilai tengahnya (*mean*).
b) Apabila plot deret data berkala tidak memperlihatkan adanya perubahan variansi yang jelas dari waktu ke waktu maka dapat kita katakan deret data tersebut adalah stasioner pada variansinya.
c) Apabila plot deret data berkala memperlihatkan nilai tengahnya menyimpang (dengan beberapa plot *trendcycle*) dari waktu ke waktu maka dapat kita katakan deret data tersebut tidak stasioner pada nilai tengahnya.
d) Apabila data deret berkala memperlihatkan nilai tengahnya menyimpang (berubah setiap waktu) dan variansi (atau standar deviasinya) tidak konstan setiap waktu maka dapat kita katakan deret data tersebut tidak stasioner pada nilai tengah dan variansinya.[10]

Dalam analisis runtun waktu asumsi awal yang harus dipenuhi yaitu stasioner dalam hal varian dan mean. Apabila data tidak stasioner dalam varian maka dapat

[10] *Ibid.,* hlm.333

dihilangkan dengan melakukan transformasi untuk menstabilkan variansi. Misal, $T(x_t)$ adalah fungsi transformasi X_t untuk menstabilkan variansi, kita gunakan rumus

$$T(x_t) = x_t^{(\lambda)} = \frac{x_t^{\lambda} - 1}{\lambda} \tag{2.1}$$

Dengan lamda yang digunakan[11] yaitu:

Lamda (λ)	Tranformasi
-1	$\frac{1}{x_t}$
-0.5	$\frac{1}{\sqrt{x_t}}$
0	$\ln X_t$
0.5	$\sqrt{x_t}$
1	x_t (tidak ada transformasi

Misal kita akan mencari nilai lambda $(\lambda) = 0$ yaitu dengan cara

$$\lim_{\lambda \to 0} T(x_t) = \lim_{\lambda \to 0} x_t^{(\lambda)} = \lim_{\lambda \to 0} \frac{x_t^{\lambda} - 1}{\lambda} = \ln(x_t)$$

Bentuk visual dari suatu plot deret berkala seringkali cukup untuk meyakinkan para peramal (*forecaster*) bahwa data tersebut adalah stasioner atau tidak stasioner, demikian pula plot autokorelasi dapat dengan mudah memperlihatkan ketidakstasioneran. Nilai-nilai autokorelasi dari 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

[11] William W.S. Wei, *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*, (Addison-Wesley Publishing Company, 1990), hlm 84.

disajikan secara grafik, autokorelasi data yang tidak stasioner memperlihatkan suatu trend searah diagonal dari kanan ke kiri bersama dengan meningkatnya jumlah *time-lag* (selisih waktu).[12]

Apabila data deret waktu tersebut tidak stasioner, maka perlu dilakukan pengolahan data untuk merubah data yang non stasioner menjadi data yang stasioner yaitu dengan melakukan pembedaan / transformasi. Rumus yang digunakan adalah sebagai berikut $Bx_t = x_{t-1}$ dimana B = pembeda, X_t = nilai x pada orde ke-t, x_{t-1} = nilai x pada orde $t-1$. Artinya notasi B yang dipasang pada X_t mempunyai pengaruh menggeser data 1 periode ke belakang. Sebagai contoh, apabila diinginkan untuk mengalihkan perhatian ke keadaan pada bulan yang sama pada tahun sebelumnya, maka digunakan B^{12} dan notasinya $B^{12}x_t = x_{t-12}$ tujuan dilakukan pembeda adalah untuk mencapai stasioneritas dan secara umum pembeda orde ke-*d* untuk mencapai stasionaritas akan kita tulis sebagai berikut:

Pembeda orde ke-*d*

ARIMA (0,d,0)

$$x^d = (1-B)^d x_t \qquad (2.2)$$

sebagai deret yang stasioner , dan model umum ARIMA (0,d,0) akan menjadi

[12] Spyros Makridakis,Steven C. Wheelwright, Viktor E. McGee, *Metode dan Aplikasi Peramalan,* alih bahasa Untung Sus Andriyanto & Abdul basith, cet.kelima, (Jakarta: Erlangga, 1999), hlm.351.

$$\underset{\downarrow}{(1-B)^d x_t} \qquad \underset{\downarrow}{= e_t} \tag{2.3}$$

(pembeda orde ke-d) (nilai kesalahan)

Perlu diingat bahwa ARIMA (0,d,0) mempunyai arti bahwa data asli tidak mengandung aspek *Autoregresif* (AR), tidak mengandung aspek *Moving Average* (MA) dan mengalami pembeda orde *d*. Sebagai contoh untuk model ARIMA (0,2,0) mempunyai arti bahwa data setelah dilakukan pembeda tidak mengandung aspek *autoregresif* (AR) dan *moving average* (MA) dan mengalami pembeda sebanyak dua kali.

4. Model-model Analisis Runtun Waktu *(Time series)*

a) Model *Autoregresif* (AR)

Secara umum untuk proses *autoregresif* (AR) orde ke-*p* maka akan diperoleh bentuk sebagai berikut

ARIMA (p,0,0)

$$X_t = \mu' + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \ldots\ldots\ldots\ldots + \phi_p X_{t-p} + e_t \tag{2.4}$$

dimana μ' = nilai konstan

ϕ_j = parameter autoregresif ke-*j*

e_t = nilai kesalahan pada saat *t*

Dalam prakteknya, ada dua kasus yang sering kita hadapi adalah apabila *p*=1 dan *p*=2, yaitu berturut-turut untuk model AR(1) dan AR(2). Dapat didefinisikan sebagai berikut

ARIMA (1,0,0)

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

ARIMA (2,0,0)

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

dengan menggunakan simbol operator shift mundur, B, maka untuk model AR(1) dan model AR(2) diperoleh persamaan sebagai berikut

ARIMA (1,0,0)

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

atau

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

ARIMA (2,0,0)

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

atau

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2) X_t = \mu' + e_t$$ [13]

b) Model *Moving Average* (MA)

Proses *moving average* berorde satu dan proses MA umum berorde *q* yang dapat ditulis sebagai berikut:

ARIMA (0,0,q) atau MA(q)

$$X_t = \mu + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - ..... - \theta_q e_{t-q} \qquad (2.5)$$

[13] *Ibid.*, hlm.385

dimana μ = nilai konstan

e_{t-k} = nilai kesalahan pada saat *t-k*

$\theta_1, \theta_2, ..., \theta_q$ = parameter MA ke-*q*

Dalam prakteknya, dua kasus yang kemungkinan besar akan dihadapi adalah apabila q=1 dan q=2 yaitu berturut-turut proses-proses MA(1) dan MA(2). Dengan menggunakan operator shif mundur maka untuk nilai *q=1* dan *q=2* akan diperoleh persamaan sebagai berikut:

ARIMA (0,0,1) atau MA(1)

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

ARIMA (0,0,2) atau MA(2)

$$X_t = \mu + (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2) e_t \,.$$ [14]

c) Model Campuran ARMA

Jelas bahwa model umum ARIMA (p,d,q) melibatkan sejumlah besar jenis-jenis model. Proses AR dan MA yang sederhana pun memperlihatkan sejumlah besar ragam. Jadi, sudah dapat diduga bahwa apabila dilakukan percampuran, maka kerumitan proses identifikasi akan berlipat ganda. Pada bagian ini, sebuah model umum untuk campuran proses AR(1) murni dan proses MA(1) murni ditulis sebagai berikut:

[14] *Ibid.*, hlm.388-389

ARIMA (1,0,1)

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

atau

$$\underset{\uparrow}{(1-\phi_1 B)} X_t = \mu' + \underset{\uparrow}{(1-\theta_1 B)} e_t$$

AR(1) MA(1)

d) Model campuran ARIMA

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

ARIMA (1,1,1)

$$\underset{\uparrow}{(1-B)}\,\underset{\uparrow}{(1-\phi_1 B)} X_t = \mu' + \underset{\uparrow}{(1-\theta_1 B)} e_t$$

pembeda pertama AR(1) MA(1)

Perhatikan pemakaian operator shif mundur untuk menggambarkan pembedaan pertama, bagian AR(1) dari model dan aspek MA(1). Suku-suku tersebut dapat dikalikan dan disusun kembali sebagai berikut:

$$\left[1 - B(1+\phi_1) + \phi_1 B^2\right] X_t = \mu' + e_t - \theta_1 e_{t-1}$$
$$X_t = (1+\phi_1) X_{t-1} - \phi_1 X_{t-2} + \mu' + e_t - \theta_1 e_{t-1} \qquad (2.6)$$

Dalam bentuk ini model ARIMA terlihat seperti persamaan regresi biasa, kecuali bahwa terdapat lebih dari satu nilai kesalahan pada ruas-ruas sebelah kanan persamaan. Model umum ARIMA (p,d,q) dengan p = q = 2 dan katakan d = 1 menghasilkan berbagai pola autokorelasi, parsial dan spektra yang luar biasa banyaknya, sehingga tidaklah bijaksana untuk menetapkan peraturan-peraturan untuk mengidentifikasi model-model umum ARIMA. Namun, model-model yang lebih sederhana seperti AR(1), MA(1), AR(2), dan MA(2) benar-benar memberikan beberapa tampilan identifikasi yang dapat membantu pembuat ramalan dalam menetapkan model ARIMA yang tepat.[15]

5. Metode Box-Jenkins

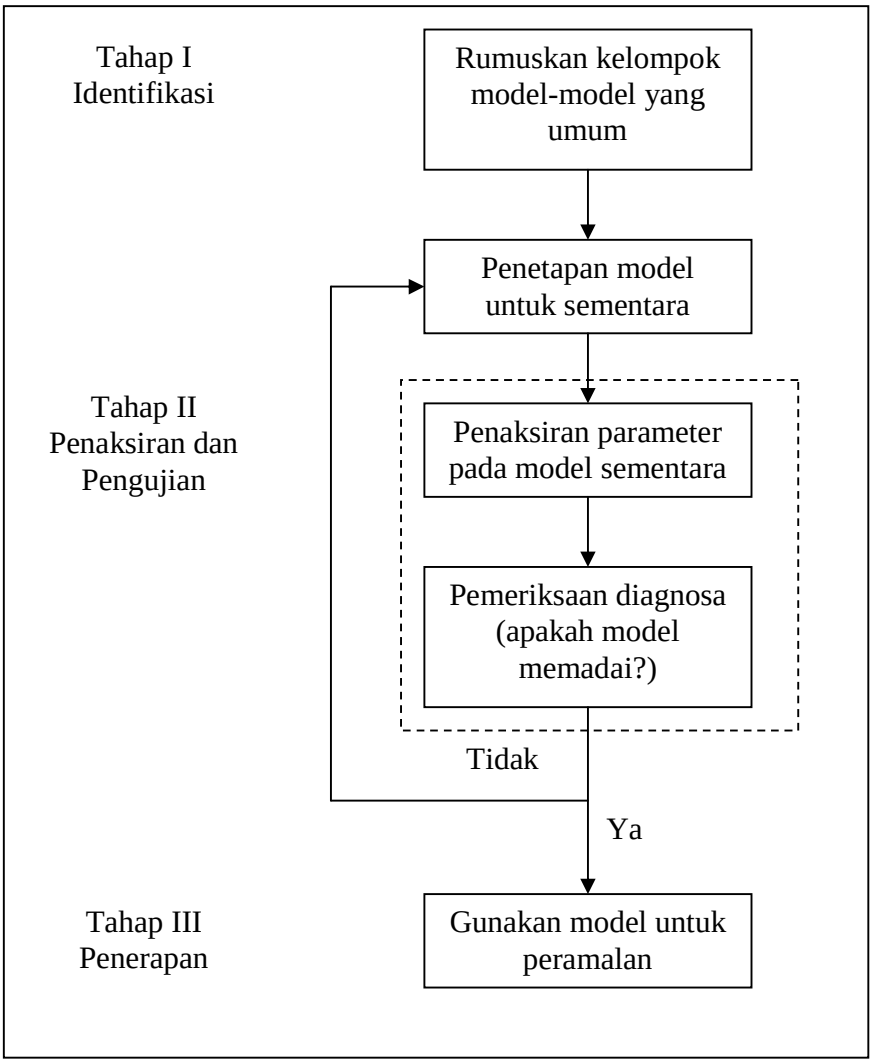
Model-model *Auturegressive Integrated Moving Average* (ARIMA) telah dipelajari secara mendalam oleh George Box dan Gwilym Jenkins (1976), dan nama mereka sering disinonimkan dengan proses ARIMA yang diterapkan untuk analisis deret berkala, peramalan dan pengendalian. Model *Autoregressive* (AR) pertama kali dikenalkan oleh Yule (1926) dan kemudian dikembangkan oleh Walker (1931), sedangkan model *Moving Average* (MA) pertama kali digunakan oleh Slutzky (1937). Akan tetapi Wold-lah (1938) yang menghasilkan dasar-dasar teoritis dalam proses kombinasi ARMA. Wold membentuk model ARMA yang dikembangkan pada tiga arah yaitu identifikasi efisien dan prosedur penaksiran (untuk proses AR, MA, dan ARMA campuran), perluasan dari hasil tersebut untuk mencakup deret berkala

[15] *Ibid.*, hlm.392-394

musiman (*seasonal time series*) dan pengembangan sederhana yang mencakup proses-proses non stasioner (*non-stasionary processes)* (ARIMA).

Box dan Jenkins (1976) secara efektif telah berhasil mencapai kesepakatan mengenai informasi relevan yang diperlukan untuk memahami dan memakai model-model ARIMA untuk deret berkala univariat.

Skema yang memperlihatkan pendekatan Box-Jenkins



Gambar 2.5 Skema pendekatan Box-Jenkins

a. Identifikasi Model

Hal pertama yang perlu diperhatikan adalah bahwa kebanyakan deret berkala bersifat non-stasioner dan bahwa aspek-aspek AR dan MA dari model ARIMA hanya berkenaan dengan deret berkala yang stasioner.[16]

Identifikasi model merupakan metodologi dalam mengidentifikasi trasformasi untuk menstabilkan variansi dan pembeda (*differencing*) dan menentukan orde *p dan q* yang sesuai untuk model.

Langkah pertama plot data runtun waktu dan pilih transformasi yang sesuai dalam analisis runtun waktu langkah pertama biasanya adalah memplot data. Melalui pengujian yang seksama terhadap plot, biasanya dapat mengetahui apakah data mengandung trend, musiman, pencilan, variansi yang tidak konstan dan fenomena ketidakstasioneran dan ketidaknormalan lainnya. Dalam analisis runtun waktu, transformasi untuk menstabilkan variansi dan *differencing* (pembeda). Karena *differencing* mungkin menghasilkan nilai negatif, maka sebaiknya transformasi untuk menstabilkan variansi dilakukan sebelum pembeda. Deret yang memiliki variansi tidak konstan biasanya memerlukan transformasi logaritma.

Langkah kedua yaitu menghitung dan menguji autokorelasi dan autokorelasi parsial sampel dari deret asli untuk mengetahui apakah diperlukan *differencing*.

Langkah ketiga yaitu menghitung dan menguji autokorelasi dan autokorelasi parsial sampal dari data yang telah ditransformasi atau di *difference* untuk

[16] *Ibid.*, hlm.381

mengidentifikasi orde *p* dan *q*. Biasanya orde dari *p* dan *q* kurang dari atau sama dengan tiga.

1) Fungsi Autokorelasi

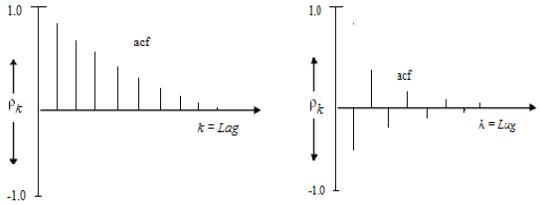
Autokorelasi digunakan untuk mengukur tingkat keeratan deret waktu, x_t, dengan deret waktu itu sendiri, x_{t-k}, dengan kesenjangan waktu 1,2 periode atau lebih.[17] Dari suatu runtun waktu yang stasioner $z_1, z_2, ...z_N$, kita dapat mengestimasi mean $E(z_t) = \mu$ dan kov $(z_t - z_{t-k}) = \gamma_k$ dimana μ dan γ_k, untuk semua *k* adalah konstan. Disini μ adalah mean proses itu dan γ_k *autokovariansi* pada lag *k*. Proses ini mempunyai variansi konstan yakni $\text{var}(z) = \sigma_Z^2 = \gamma_0$ juga untuk semua bilangan bulat *k*, $\gamma_{-k} = \gamma_k$ karena $kov(z_t, z_{t+k}) = kov(z_{t+k}, z_t) = kov(z_t, z_{t-k})$ sehingga yang perlu ditentukan adalah γ_k saja untuk $k \geq 0$. Himpunan $\{\gamma_k ; k = 0,1,....\}$dinamakan *fungsi autokovariansi*. Autokorelasi pada lag *k* didefinisikan sebagai:

$\rho_k = \dfrac{kov(z_t, z_{t-k})}{[\text{var}(z_t) \bullet \text{var}(z_{t-k})]^{1/2}} = \dfrac{\gamma_k}{\gamma_0}$ dengan himpunan $\{\rho_k ; k = 0,1,...\}$dengan $\rho_0 = 1$. Sebagai fungsi dari *k*, γ_k disebut sebagai fungsi *Autokovariansi* sedangkan ρ_k disebut sebagai fungsi *Autokorelasi* (ACF). Dalam praktek dapat

[17] *Ibid.*, hlm.339

menggunakan *fungsi Autokovarian sampel dan fungsi Autokorelasi sampel* dimana $\hat{\gamma}_k = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}(z_t - \bar{z})(z_{t-k} - \bar{z})$ untuk *k=0,1,..... dan* $\hat{\mu} = z = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N} z_t$.[18]

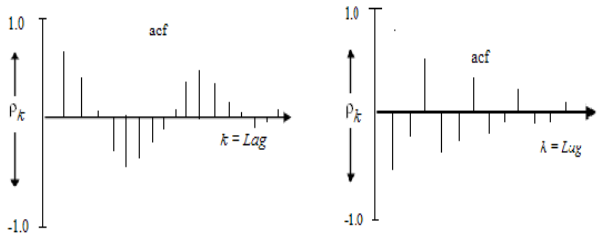
a) AR(1) [19]



Gambar 2.6 Plot ACF AR (1)

Fungsi autokorelasi yaitu $\rho_1 = \phi_1$

b) AR(2)



Gambar 2.7 Plot ACF AR (2)

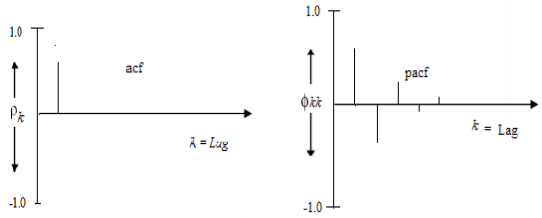
Fungsi autokorelasinya $\left.\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_1 + \phi_2\rho_1 \\ \rho_2 &= \phi_1\rho_1 + \phi_2 \end{aligned}\right\}$ (2.7)

---

[18] Zanzawi Soejoeti, *Materi Pokok Analisis Runtun Waktu,(* Jakarta: Karunika UT, 1987), hlm.2.4-2.5

[19] Pankratz,A, *Forecasting With Univariate Box-Jenkins Model*, (New York: John Wiley & Sons.Inc, 1983), hlm.126-129.

c) MA (1)

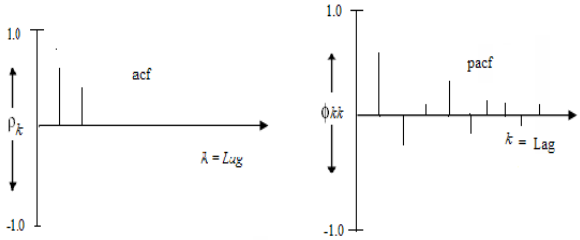


Gambar.2.8 Plot ACF MA (1)

Fungsi autokorelasi $\rho_1 = \dfrac{-\theta_1}{1+\theta_1^2} \qquad k = 1$ (2.8)

$\rho_1 = 0 \qquad k \geq 2$

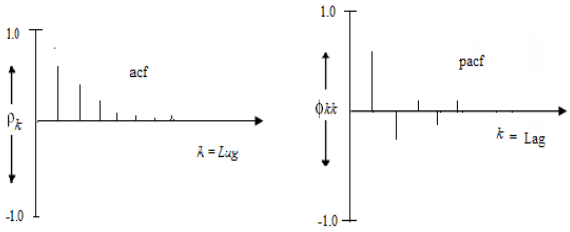
d) MA(2)



Gambar 2.9 Plot ACF MA(2)

Fungsi autokorelasi $\rho_1 = \dfrac{-\theta_1 + (1-\theta_2)}{1+\theta_1^2+\theta_2^2} \quad \rho_2 = \dfrac{-\theta_2}{1+\theta_1^2+\theta_2^2} \quad \rho_k = 0, \quad k \geq 3$ (2.9)

e) ARMA



Gambar 2.10 Plot ACF ARMA

Fungsi autokorelasi $\rho_1 = \dfrac{(1-\phi_1\theta_1)(\phi_1-\theta_1)}{1+\theta_1^2-2\phi_1\theta_1}$ (2.10)

$\rho_2 = \phi_1\rho_1 \qquad k = 2$

2) Fungsi Autokorelasi Parsial

Autokorelasi parsial dipakai untuk menunjukkan besarnya hubungan antara nilai suatu variansi dan nilai sebelumnya dari variansi yang sama (nilai kelambatan waktu) dengan menganggap pengaruh dari semua kelambatan waktu yang lain adalah konstan. Autokorelasi parsial digunakan jika data telah stasioner dalam hal mean dan varian.

Autokorelasi parsial digunakan untuk mengukur tingkat keeratan (*association)* antara x_t dan x_{t-k}, apabila pengaruh dari time lag 1,2,3…dan seterusnya sampai *k*-1 dianggap terpisah. Satu-satunya tujuan dalam analisis deret berkala adalah untuk membantu menetapkan model ARIMA yang tepat untuk peramalan.[20]

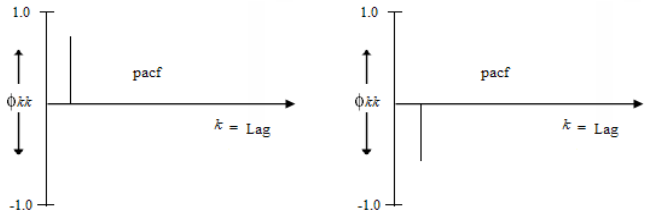
Autokorelasi parsial dinotasikan dengan $\{\phi_{kk}; k = 1,2,.....\}$, yakni himpunan autokorelasi parsial untuk sebagai lag *k*, ini didefinisikan sebagai $\phi_{kk} = \dfrac{\left|\underset{\sim}{p}_k^*\right|}{\left|\underset{\sim}{p}_k\right|}$

dengan $\underset{\sim}{p}_k$ adalah matrik autokorelasi k x k, dan $\underset{\sim}{p}_k^*$ adalah $\underset{\sim}{p}_k$ dengan kolom

[20] Spyros Makridakis,Steven C. Wheelwright, Viktor E. McGee, *Metode dan Aplikasi Peramalan,* alih bahasa Untung Sus Andriyanto & Abdul basith, cet.kelima, (Jakarta: Erlangga, 1999), hlm.345.

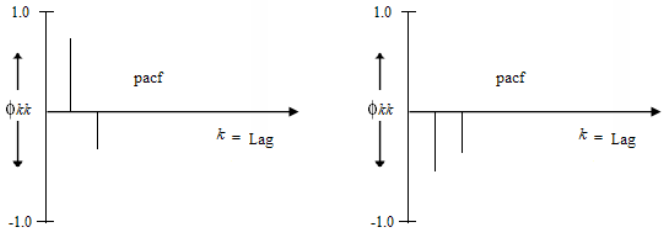
terakhir diganti dengan $\begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ . \\ p_k \end{bmatrix}$. Untuk lag yang cukup besar dimana fungsi autokorelasi parsial menjadi kecil sekali (tidak signifikan berbeda dengan nol), Quenoulle memberikan rumus variansi $\hat{\phi}_{kk}$ sebagai berikut $\text{var}\left(\hat{\phi}_{kk}\right) \approx \frac{1}{N}$ untuk N sangat besar, $\hat{\phi}_{kk}$ dapat dianggap mendekati distribusi normal.[21]

a) AR(1)



Gambar 2.11 Plot PACF AR(1)

b) AR(2)

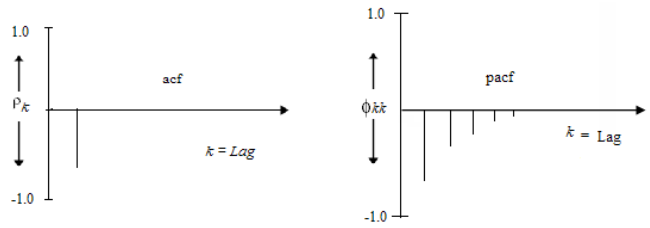


Gambar 2.12 Plot PACF AR(2)

[21] Zanzawi Soejoeti, *Materi Pokok Analisis Runtun Waktu,(* Jakarta: Karunika UT, 1987), hlm.2.10-2.11.

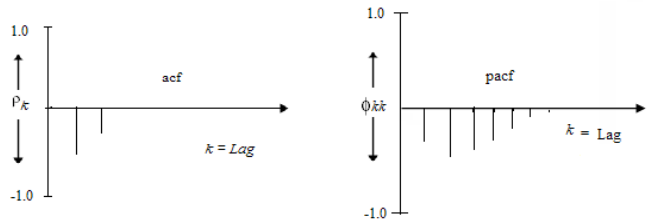
$$\phi_k = \frac{\sum_{i=1}^{k} \pi_{ik} \quad \rho_i}{\left| \underset{\sim}{p_k} \right|} = \frac{\left| p_k^* \right|}{\left| \underset{\sim}{p_k} \right|} = \phi_{kk}$$ yaitu autokorelasi parsial pada lag *k*, jadi untuk proses AR(p), ϕ_{kk} adalah nol untuk *k*>*p*, karena kita dapat memandang model itu sebagai AR(k) dengan $\phi_{p+1} = ... = \phi_k = 0$ dan autokorelasi parsial terputus setelah suku *p*. Selanjutnya untuk setiap proses autokorelasi parsial estimasi dapat dipandang sebagai himpunan parameter-parameter terakhir yang diperoleh jika berturut-turut model AR(k), *k*=1,2,….., digunakan pada data.[22]

c) MA(1)



Gambar 2.13 Plot PACF MA(1)

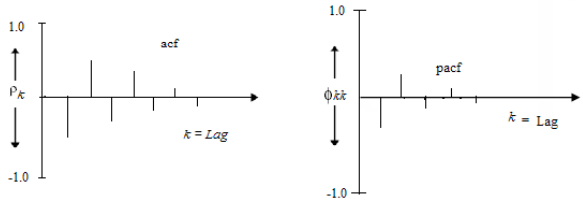
d) MA(2)



Gambar 2.14 Plot PACF MA(2)

[22] *Ibid.*, hlm. 3.11-3.13

e) ARMA



Gambar 2.15 Plot PACF ARMA

b. Penaksiran dan Pengujian Parameter

1) Penaksiran parameter

Setelah menetapkan identifikasi model sementara, selanjutnya parameter dari AR dan MA, musiman atau tidak musiman harus ditetapkan dengan cara yang baik Jika kita menginginkan taksiran nilai yang terbaik untuk mencocokkan runtun waktu yang sedang dimodelkan maka ada dua cara yang mendasar untuk mendapatkan parameter-parameter tersebut yaitu *pertama*, dengan cara mencoba-coba yaitu menguji beberapa nilai yang berbeda dan memilih salah satu nilai tersebut yang meminimumkan jumlah kuadrat nilai sisa (*sum of squared residuals)*, *kedua*, perbaikan secara iteratif dengan memilih taksiran awal dan kemudian membiarkan program komputer memperhalus penaksiran tersebut secara iteratif.

a) Penaksiran model Autoregresif (AR)

Model umum AR(p) didefinisikan sebagai:

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \phi_3 X_{t-3} + \cdots + e_3 \qquad (2.11)$$

Apabila kedua ruas dikalikan X_{t-k} di mana $k = 1,2,3.....,p$ hasilnya adalah:

$$\begin{aligned} X_{t-k}X_t &= \phi_1 X_{t-k}X_{t-1} + \phi_2 X_{t-k}X_{t-2} + \phi_3 X_{t-k}X_{t-3} \\ &\quad + \cdots + \phi_p X_{t-k}X_{t-p} + X_{t-k}e_t \end{aligned} \tag{2.12}$$

Dengan mengambil nilai ekspektasi pada persamaan (2.12) akan menghasilkan

$$\begin{aligned} E(X_{t-k}X_t) &= \phi_1 E(X_{t-k}X_{t-1}) + \phi_2 E(X_{t-k}X_{t-2}) + \phi_3 E(X_{t-k}X_{t-3}) \\ &\quad + \cdots + \phi_p E(X_{t-k}X_{t-p}) + E(X_{t-k}e_t) \end{aligned} \tag{2.13}$$

Jika $E(X_{t-k}X_t) = \gamma_k, E(X_{t-k}X_{t-1}) = \gamma_{k-1}$ dan $E(X_{t-k}e_t) = 0$ maka persamaannya menjadi

$$\gamma_k = \phi_1\gamma_{k-1} + \phi_2\gamma_{k-2} + \phi_3\gamma_{k-3} + \cdots + \phi_p\gamma_{k-p} \tag{2.14}$$

Kemudian, bila kedua sisi persamaan (2.14) dapat dibagi dengan γ_0, persamaan menjadi

$$\rho_k = \phi_1\rho_{k-1} + \phi_2\rho_{k-2} + \phi_3\rho_{k-3} + \cdots + \phi_p\rho_{k-p} \tag{2.15}$$

dengan $\rho_k = \dfrac{\gamma_k}{\gamma_0}$ $\quad untuk\ \ k = 1,2,3,\cdots,p$

maka persamaan Yule-Walker untuk suatu model AR pada orde *p* dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$\left.\begin{aligned}\rho_1 &= \phi_1 + \phi_2\rho_2 + \cdots\cdots + \phi_p\rho_{p-1}\\ \rho_2 &= \phi_1\rho_1 + \phi_2 + \cdots\cdots + \phi_p\rho_{p-2}\\ &\\ \rho_p &= \phi_1\rho_{p-1} + \phi_2\rho_{p-2} + \cdots\cdots + \phi_p\end{aligned}\right\} \qquad (2.16)$$

karena nilai teoritis untuk $\rho_1, \rho_2, ..., \rho_p$ tidak diketahui maka diganti nilai taksirannya yaitu $r_1, r_2, ..., r_p$ dan kemudian untuk memecahkan nilai-nilai $\phi_1, \phi_2, ..., \phi_p$ guna memperoleh penaksiran awal model-model AR. Misalkan untuk p=1 persamaan penaksiran parameternya ϕ_1 untuk AR(1) yaitu $\hat{\phi}_1 = r_1$ sedangkan p=2 maka persamaan Yule-walker menjadi

$$\left.\begin{aligned}\rho_1 &= \phi_1 + \phi_2\rho_1\\ \rho_2 &= \phi_1\rho_1 + \phi_2\end{aligned}\right\}$$

kemudian, dicari penaksiran parameter untuk ϕ_1 dan ϕ_2 yaitu $\hat{\phi}_1$ dan $\hat{\phi}_2$ dan persamaan tersebut diperoleh persamaan yaitu

$$\left.\begin{aligned}\hat{\phi}_1 &= \frac{r_1(1-r_2)}{1-r_1^2}\\ \hat{\phi}_2 &= \frac{r_2 - r_1^2}{1-r_1^2}\end{aligned}\right\}.$$

b) Penaksiran model Moving Average (MA)

Model MA(q) ditulis sebagai berikut:

$$X_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \theta_3 e_{t-3} - \cdots - \theta_q e_{t-q} \qquad (2.17)$$

Dengan mengalikan kedua sisi persamaan (2.17) dengan X_{t-k} maka persamaan menjadi:

$$\begin{aligned} X_{t-k}X_t &= \left(e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \cdots - \theta_q e_{t-q}\right) \\ &\quad \times \left(e_{t-k} - \theta_1 e_{t-k-1} - \theta_2 e_{t-k-2} - \cdots\cdots - \theta_q e_{t-k-q}\right) \end{aligned} \tag{2.18}$$

Dengan memasukkan nilai harapan pada kedua sisi persamaan di atas menghasilkan:

$$\begin{aligned} \gamma_k &= E\Big[\left(e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \theta_3 e_{t-3} - \cdots\cdots - \theta_q e_{t-q}\right) \\ &\quad \times \left(e_{t-k} - \theta_1 e_{t-k-1} - \theta_2 e_{t-k-2} - \theta_3 e_{t-k-3} - \cdots - \theta_q e_{t-k-q}\right)\Big] \end{aligned} \tag{2.19}$$

$$\begin{aligned} \gamma_k &= E\big(e_t e_{t-k} - \theta_1 e_t e_{t-k-1} - \theta_2 e_t e_{t-k-2} - \cdots - \theta_q e_t e_{t-k-q} \\ &\quad - \theta_1 e_{t-1} e_{t-k} + \theta_1^2 e_{t-1} e_{t-k-1} + \cdots + \theta_1 \theta_q e_{t-1} e_{t-k-q} \\ &\quad - \theta_2 e_{t-2} e_{t-k} + \theta_2 \theta_1 e_{t-2} e_{t-k-1} + \cdots + \theta_2 \theta_q e_{t-2} e_{t-k-q} \\ &\quad \vdots \qquad\qquad \vdots \qquad\qquad\qquad \vdots \\ &\quad - \theta_q e_{t-q} e_{t-k} + \theta_q e_{t-q} e_{t-k-1} + \cdots + \theta_q^2 e_{t-q} e_{t-k-q}\big) \end{aligned} \tag{2.20}$$

Misal untuk k = 0, maka nilai harapan dari persamaan di atas akan menjadi

$$\begin{aligned} \gamma_0 &= E\left(e_t e_{t-0}\right) + \theta_1^2 E\left(e_{t-1} e_{t-0-1}\right) + \theta_2^2 E\left(e_{t-2} e_{t-0-2}\right) + \cdots + \\ &\qquad \theta_q^2 E\left(e_{t-q} e_{t-0-q}\right) \end{aligned} \tag{2.21}$$

Selain persamaan di atas ada satu persamaan yang harus diingat untuk suatu model MA pada orde q yaitu persamaan yule-walker. Persamaan tersebut yaitu

$$\rho_k = \begin{cases} \dfrac{-\theta_k + \theta_1\theta_{k+1} + \cdots\cdots + \theta_{q-k}\theta_q}{1+\theta_1^2 + \cdots\cdots + \theta_q^2}, k = 1,2,....., q \\ 0, \qquad\qquad\qquad\qquad k > q \end{cases} \tag{2.22}$$

Untuk model MA(1), q=1 diperoleh persamaan $\rho_1 = \dfrac{-\theta_1}{1+\theta_1^2}$.

Sedangkan untuk model MA(2), q=2 diperoleh persamaan $\rho_1 = \dfrac{-\theta_1 + (1-\theta_2)}{1+\theta_1^2+\theta_2^2}$

$$\rho_2 = \frac{-\theta_2}{1+\theta_1^2+\theta_2^2} \quad \rho_k = 0, \quad k \geq 3$$

Dimana ρ_1, ρ_2 = nilai koefisien autokorelasi

θ_1, θ_2 = nilai parameter untuk model MA[23].

c) Campuran Proses ARMA

Model ARMA (p,q) ditulis sebagai berikut:

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \cdots + \phi_p X_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \cdots - \theta_q e_{t-q} \tag{2.23}$$

Misal untuk proses ARMA (1,1), diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$$

Bila kedua ruas dikalikan dengan X_{t-k} maka persamaan menjadi

$$X_{t-k} X_t = \phi_1 X_{t-k} X_{t-1} + X_{t-k} e_t - \theta_1 X_{t-k} e_{t-1} \tag{2.24}$$

Bila memasukkan nilai harapan maka persamaannya menjadi:

---

[23] Spyros Makridakis,Steven C. Wheelwright, Viktor E. McGee, *Metode dan Aplikasi Peramalan,* alih bahasa Untung Sus Andriyanto & Abdul Basith, cet.kelima, (Jakarta: Erlangga, 1999), hlm.408-409.

$$E(X_{t-k}X_t) = \phi_1 E(X_{t-k}X_{t-1}) + E(X_{t-k}e_t) - \theta_1 E(X_{t-k}e_{t-1}) \qquad (2.25)$$

untuk k = 0 maka diperoleh persamaan:

$\gamma_0 = \phi_1\gamma_1 + \sigma_e^2 - \theta_1(\phi_1 - \theta_1)\sigma_e^2$ sedangkan untuk k = 1 persamaannya yaitu: $\gamma_1 = \phi_1\gamma_0 - \theta_1\sigma_e^2$. Dari persamaan diatas untuk nilai γ_0 dan γ_1 diperoleh sebagai berikut:

$$\gamma_0 = \frac{1+\theta_1^2 - 2\phi_1\theta_1}{1-\phi_1^2}$$
$$\gamma_1 = \frac{(1-\phi_1\theta_1)(\phi_1-\theta_1)}{1-\phi_1^2} \qquad (2.26)$$

dari pembagian persamaan diatas diperoleh persamaan:

$$\rho_1 = \frac{(1-\phi_1\theta_1)(\phi_1-\theta_1)}{1+\theta_1^2 - 2\phi_1\theta_1}$$

2) Pengujian parameter

a) Penaksiran diagnostik

Setelah berhasil menaksir nilai-nilai parameter dari model ARIMA yang diterapkan sementara, selanjutnya perlu dilakukan pemeriksaan diagnostik untuk membuktikan bahwa model tersebut cukup memadai dan menentukan model mana yang terbaik digunakan untuk peramalan. Salah satu cara yang paling mendasar untuk melakukan pemeriksaan diagnostik yaitu dengan cara mempelajari nilai sisa atau residual.

Asumsi residual yang harus dipenuhi yaitu:

1) Non Autokorelasi artinya tidak ada korelasi antara residual. Non Autokorelasi terjadi jika tidak ada lag yang signifikan dari plot ACF dan PACF.
2) Homoskedastisitas artinya variansi residual konstan. Terjadi jika tidak ada lag yang signifikan dari plot ACF dan PACF atau dengan melihat plot residual. Jika residual berfruktuasi disekitar 0, maka residual bersifat homoskedastisitas.
3) Normalitas artinya residual mengikuti distribusi normal. Untuk menguji normalitas residual digunakan uji hipotesis, seperti uji Jarque-Berra.

Suatu model dikatakan baik jika model tersebut dapat memenuhi ketiga asumsi tersebut.

b) Overfitting

Dalam metode Box-Jenkins langkah selanjutnya setelah pemeriksaan diagnostik adalah verifikasi, yakni memeriksa apakah model yang kita estimasi cukup cocok dengan data yang kita punyai. Apabila kita menjumpai penyimpangan yang cukup serius, kita harus merumuskan kembali model yang baru kemudian kita estimasi dan verifikasi.[24] Seperti salah satu prosedur pemeriksaan diagnostik yang telah dikemukakan oleh Box-Jenkins adalah *overfitting* yaitu menggunakan beberapa parameter lebih banyak daripada yang diperlukan atau memilih model AR orde kedua apabila model AR orde pertama

[24] Zanzawi Soejoeti, *Materi Pokok Analisis Runtun Waktu,(* Jakarta: Karunika UT, 1987), hlm. 6.20

telah ditetapkan.[25] Hal ini dapat dilakukan jika estimasi dari parameter tambahan tidak signifikan dan berbeda dengan nol, estimasi dari parameter model awal (sebelum dilakukan penambahan parameter) tidak berubah secara signifikan setelah dilakukan penambahan parameter dan jika model dengan parameter tambahan menyebabkan *sum square error* bertambah besar, maka model yang digunakan adalah model semula (awal).

c) Kriteria pemilihan model

Beberapa kriteria yang digunakan untuk pemilihan model ARIMA yang terbaik setelah dilakukan identifikasi model dan pemeriksaan diagnostik diantaranya yaitu:

1) Kriteria Akaike's AIC dan BIC

AIC (*Akaike's Information Criteria*) yang dikemukakan oleh Akaike (1973) dan didefinisikan sebagai berikut:

$$AIC(M) = -2\ln\left[\max imum\, likelihood\right] + 2M \qquad (2.27)$$

M adalah parameter pada model ARIMA.

Untuk model ARMA dan n data observasi, diperoleh fungsi *log likelihood* adalah $\ln L = -\frac{n}{2}\ln 2\pi\sigma_a^2 - \frac{1}{2\sigma_a^2} S(\phi, \mu, \theta)$ (2.28)

Dengan memaksimumkan fungsi diatas diperoleh

[25] Spyros Makridakis,Steven C. Wheelwright, Viktor E. McGee, *Metode dan Aplikasi Peramalan,* alih bahasa Untung Sus Andriyanto & Abdul Basith, cet.kelima, (Jakarta: Erlangga, 1999), hlm. 414.

$$\ln \hat{L} = -\frac{n}{2}\ln \hat{\sigma}_a^2 - \frac{n}{2}\left(1 + \ln 2\pi\right) \qquad (2.29)$$

Karena bentuk kedua dalam fungsi adalah konstan maka kriteria AIC dapat ditulis sebagai berikut:

$$AIC\,(M) = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2M \qquad (2.30)$$

Kriteria AIC untuk memilih model yang terbaik, jika nilai dari AIC (M) minimum.

BIC merupakan perluasan Bayesian dari prosedur AIC yang minimum yang didefinisikan sebagai berikut:

$$BIC\,(M) = n \ln \sigma_a^2 - \left(n - M\right)\ln\left(1 - \frac{n}{m}\right) + M \ln n + M \ln\left[\frac{\left(\frac{\hat{\sigma}_z^2}{\hat{\sigma}_a^2} - 1\right)}{M}\right] \qquad (2.31)$$

Dengan $\hat{\sigma}_a^2$ adalah estimasi maxsimum likelihood dari σ_a^2, M adalah jumlah parameter pada model dan $\hat{\sigma}_z^2$ adalah sampel variansi dari data time series. Kriteria BIC untuk memilih model yang terbaik jika nilainya minimum.

2) Kriteria Schwartz's SBC

Schwartz (1978) mengemukakan criteria pemilihan model lewat Bayesian dan disebut SBC (*Schwartz's Bayesian Criterion*) dan didefinisikan sebagai berikut: $SBC\,(M) = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + M \ln n$ (2.32)

Dimana $\hat{\sigma}_a^2$ adalah estimasi maximum likelihood dari σ_a^2, model SBC minimum adalah yang terbaik dari M yaitu parameter model ARIMA.[26]

3) Sum Square of Residual (SSR)

Sum Square OF Residual adalah nilai jumlahan dari kuadrat residual / *error* dan didefinisikan sebagai berikut:

$$SSR = \sum_{i=1}^{n} e_i^2 \quad ; e = residual / error \tag{2.33}$$

4) Mean Square of Residual (MSR)

Mean Square of Residual adalah nilai rata-rata dari kuadrat residual / *error*, dan didefinisikan sebagai berikut:

$$MSR = \frac{\sum_{i=1}^{n} e_i^2}{n} \quad ; n = jumlah\ data \tag{2.34}$$

d) Forecasting

Untuk langkah yang terakhir dalam proses runtun waktu adalah peramalan runtun waktu untuk masa yang akan datang berdasarkan tingkat geraknya di masa lalu atau data sebelumnya. Misalnya didapat model data yang musiman dengan model ARIMA (0,1,1) $(0,1,1)^{12}$ yaitu

$$(1-B)(1-B^{12})X_t = (1-\theta_1 B)(1-\theta_1 B^{12})e_t \tag{2.35}$$

[26] William W.S. Wei, *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*, (Addison-Wesley Publishing Company, 1990), hlm 153.

namun agar dapat menggunakan suatu model yang ditetapkan untuk peramalan, perlu dilakukan pengembangan persamaan tersebut dan membuatnya lebih menyerupai persamaan regresi biasa. Untuk model di atas bentuknya menjadi

$$X_t = X_{t-1} + X_{t-12} - X_{t-13} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_1 e_{t-12} + \theta_1 \theta_1 e_{t-13}. \quad (2.36)$$

Untuk dapat menggunakan persamaan ini untuk meramalkan 1 periode ke depan yaitu X_{t+1} kita harus menambahkan satu angka yang menunjukkan waktu (ditambah garis) seperti persamaan di bawah ini

$$X_{t+1} = X_t + X_{t-11} - X_{t-12} + e_{t+1} - \theta_1 e_t - \theta_1 e_{t-11} + \theta_1 \theta_1 e_{t-12} \quad (2.37)$$

nilai e_{t+1} tidak akan diketahui, karena nilai yang diharapkan untuk kesalahan random pada masa yang akan datang harus ditetapkan sama dengan nol. Akan tetapi dari model yang disesuaikan (*fittied model*) kita boleh mengganti model nilai e_t, e_{t-11}, e_{t-12} dengan nilai matematika yang telah ditetapkan secara empiris yaitu seperti yang diperoleh sesudah iterasi terakhir *algoritma Marquardt*. Apabila kita akan meramalkan jauh ke depan, kita tidak akan memperoleh nilai empiris untuk “e” sesudah beberapa waktu, oleh karena itu nilai harapan yang diperoleh akan seluruhnya nol.

Untuk nilai X, pada awal proses peramalan, kita akan mengetahui nilai X_t, X_{t-11}, X_{t-12}. Akan tetapi sesudah beberapa saat, nilai X pada persamaan di

atas akan berupa nilai ramalan (*forecasted value*) bukan nilai-nilai masa lalu yang telah diketahui.[27]

6. Mengenali adanya faktor musiman (seasonality) dalam suatu deret berkala

Musiman didefinisikan sebagai suatu pola yang berulang-ulang dalam selang waktu yang tetap. Untuk data yang stasioner, faktor musiman dapat ditentukan dengan mengidentifikasi koefisien autokorelasi pada dua atau tiga *time lag* yang berbeda nyata dari nol. Autokorelasi yang secara signifikan berbeda dari nol menyatakan adanya suatu pola dalam data. Untuk mengenali faktor musiman seseorang harus melihat pada autokorelasi yang tinggi.

Adanya faktor musiman dapat dengan mudah dilihat di dalam grafik autokorelasi atau dilihat sepintas pada autokorelasi dari time lag yang berbeda, apabila hanya ini pola yang ada. Namun, hal ini tidaklah terlalu mudah apabila dikombinasikan dengan pola lain seperti trend. Semakin kuat pengaruh trend akan semakin tidak jelas adanya faktor musiman, karena secara relatif besarnya yang positif merupakan hasil dari adanya ketidakstasioneran data (adanya trend). Sebagai pedoman, data tersebut harus ditransformasikan ke bentuk yang stasioner sebelum ditentukan adanya faktor musiman.[28]

Faktor musiman pada suatu data deret berkala memerlukan penanganan yang hati-hati karena dapat menyebabkan sifat AR, MA, ARMA, dan ARIMA terpisah dimana

---

[27] Spyros Makridakis,Steven C. Wheelwright, Viktor E. McGee, *Metode dan Aplikasi Peramalan*, alih bahasa Untung Sus Andriyanto & Abdul Basith, cet.kelima, (Jakarta: Erlangga, 1999), hlm 415.

[28] *Ibid*, hlm.356-358.

satu musim dan musim lainnya memperlihatkan sifat-sifat yang sama. Untuk pembeda bisa dilakukan secara musiman atau non musiman. Sebagai contoh untuk data yang dikumpulkan bulanan, pembedaan satu musiman penuh (tahun) dapat dihitung sebagai berikut:

$$X_t^{'} = X_t - X_{t-12} = \left(1 - B^{12}\right)X_t \qquad (2.38)$$

Notasi ARIMA dapat diperluas untuk menangani aspek musiman, notasi umum yang disingkat adalah:

$$\text{ARIMA}\ \underbrace{(p,d,q)}_{\substack{\text{bagian yang}\\ \text{tidak musiman}\\ \text{dari model}}}\ \underbrace{(P,D,Q)^s}_{\substack{\text{bagian musiman}\\ \text{darimodel}}}$$

$$\left(\begin{array}{l}\text{s = jumlah periode}\\ \text{permusim}\end{array}\right)$$

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Jenis penelitian

Penelitian yang akan dilakukan dapat dikategorikan penelitian lapangan *(field research)* atau studi kasus yaitu penelitian yang terjun langsung ke objek riset dengan menggunakan metode wawancara secara langsung kepada praktisi serta dokumen langsung dari PT. Kerata Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta.

B. Obyek dan tempat penelitian

Penelitian ini dilakukan di Stasiun PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta dengan obyek penelitian yaitu jumlah penumpang di Stasiun PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta.

C. Sumber Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini pada dasarnya merupakan data primer dan data sekunder.

a. Data primer yaitu data yang diperoleh melalui pengamatan langsung dari objek penelitian seperti observasi dan wawancara.
b. Data sekunder yang berasal dari dokumen atau arsip yang dimiliki oleh pihak pengelola PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta seperti buku-buku, laporan atau referensi yang tersedia di instansi terkait maupun dari luar instansi.

Data yang diperlukan dalam penelitian ini adalah data jumlah penumpang kereta api dalam periode bulanan dari Januari 2003- Desember 2008. Pada penelitian ini diambil banyaknya data 72 atau selama 6 tahun karena dalam model runtun apabila akan memprediksi masa depan dengan menggunakan data historis. Adapun cara pengambilan sampel yang dilakukan dengan menggunakan *sampel kuota* yaitu pengambilan data yang dilakukan berdasarkan pada jumlah yang ditentukan misalnya pengambilan datanya selama 6 tahun..[29]

D. Metode Pengumpulan Data

Metode pengambilan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode dokumentasi yaitu metode pengumpulan data dengan menggunakan dokumen atau catatan tertulis dari pihak pengelola maupun dari literatur yang berkaitan dengan pola yang akan dibahas. Menurut pendapat Arikunto bahwa "mencari data mengenai hal-hal atau variabel yang berupa catatan, transkip, buku, surat kabar, majalah, prasasti, notulen rapat, lengger, agenda dan lain sebagainya.[30] Sedangkan metode interview merupakan metode pengumpulan data dengan cara wawancara atau proses tanya jawab langsung kepada pihak pengelola di PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta yang digunakan untuk melengkapi data.

[2929] Suharsimi Arikunto, *Prosedur Penelitian Suatu Pendekatan Praktek*, (Jakarta: PT Rineka Cipta, 2002), hlm 119

[30]*Ibid.*, hlm 206

E. Metode Analisis Data

Setelah data yang dibutuhkan terkumpul, maka langkah selanjutnya adalah melakukan penyelesaian masalah. Analisis hasil penelitian ini dilakukan secara kuantitatif dengan menggunakan teknik atau pendekatan statistik, agar kesimpulan dapat diperoleh secara tepat. Teknik statistik yang digunakan adalah metode peramalan (*forecasting*) dengan bantuan software aplikasi statistik yaitu Minitab 14 dan EViews.

Metode peramalan (*forecasting*) adalah metode yang digunakan untuk menentukan model terbaik dengan melihat kesalahan prediksi yang terkecil, sehingga dari model terbaik itu dapat diprediksikan data untuk periode-periode kedepan. Data yang dapat di *forecast* merupakan data *time series*. Data *time series* adalah data yang bergantung dengan waktu.

BAB IV

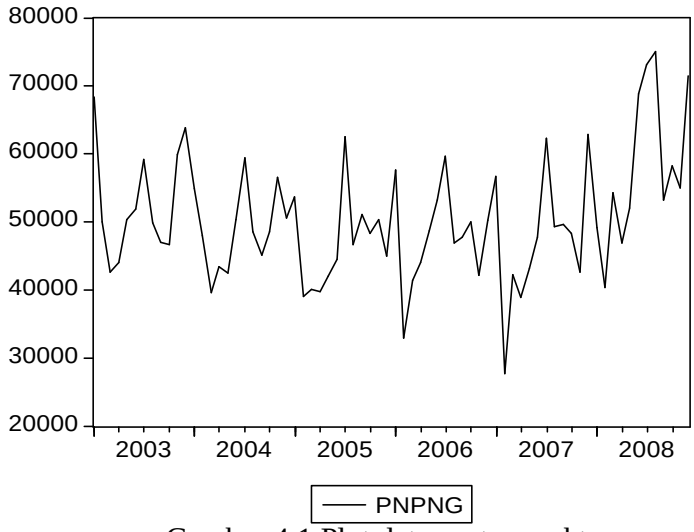
ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada pembahasan ini penulis akan mencoba meramalkan volume angkutan penumpang untuk masa yang akan datang berdasarkan data volume angkutan penumpang periode Januari 2003 – Desember 2008 yang diperoleh dari PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta dengan meggunakan metode Box-Jenkins.

Untuk pembahasan langkah – langkah yang harus dilakukan pada analisis runtun waktu dengan menggunakan model ARIMA atau lebih dikenal dengan metode Box-Jenkins untuk jumlah penumpang kereta api untuk kelas bisnis adalah sebagai berikut:

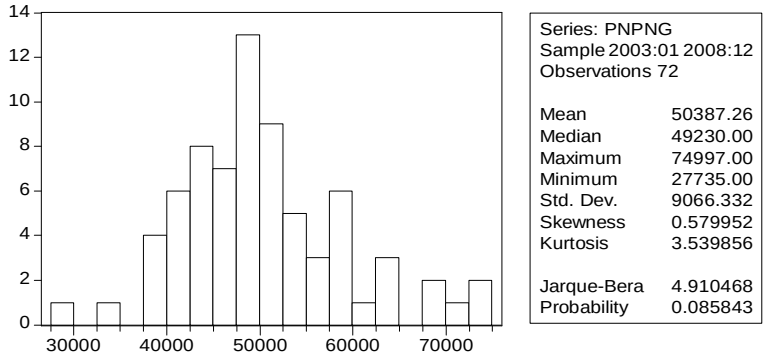
A. Plotting Data

Langkah pertama adalah membuat grafik data */ plotting data*. Berikut adalah bentuk grafik *time series* dari data rata-rata jumlah penumpang untuk periode Januari 2003 – Desember 2008.



Gambar 4.1 Plot data runtun waktu

Dari plot data jumlah penumpang di atas terlihat adanya fruktuasi yang beraturan yang mengindikasikan kemungkinan adanya faktor musiman di dalamnya. Selama periode Januari 2003 sampai Desember 2008 untuk jumlah penumpang kereta api tertinggi adalah 74997 dan untuk jumlah penumpang kereta api terendah adalah 27735. Rata-rata jumlah penumpang selama periode yaitu 50387, seperti terlihat pada histogram untuk jumlah penumpang di bawah ini:



Gambar 4.2 Histogram data runtun waktu

Untuk mengetahui jumlah penumpang kereta api tertinggi dan terendah setiap tahun dapat dilihat dari tabel di bawah ini yaitu:

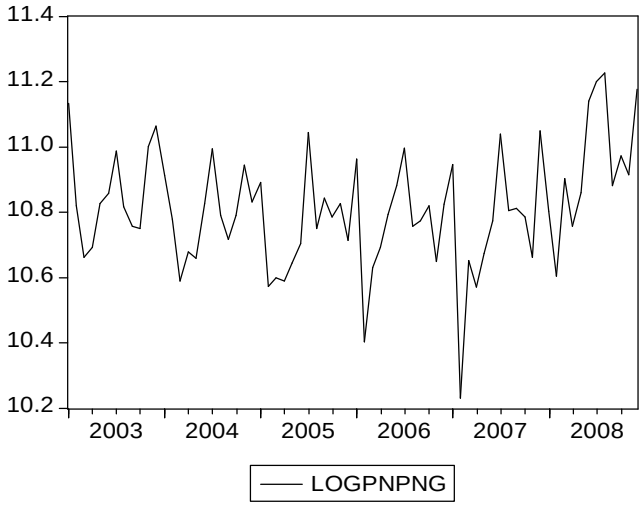
Tabel 4.1 Nilai tertinggi dan terendah jumlah penumpang per tahun

Tahun	2003	2004	2005	2006	2007	2008
Nilai tertinggi per tahun	68353 Januari	59648 Juli	62517 Juli	59657 Juli	62848 Desember	74997 Agustus
Nilai terendah per tahun	42628 Maret	39679 Maret	39083 Februari	32924 Februari	27735 Februari	40315 Februari

Dari tabel di atas dapat dilihat bahwa untuk jumlah penumpang kereta api rata-rata mengalami kenaikan pada bulan Juli karena pada bulan ini adalah masa liburan panjang untuk Sekolah atau Perguruan Tinggi, sehingga banyak dimanfaatkan oleh masyarakat untuk bepergian seperti mudik atau rekreasi. Sedangkan untuk jumlah penumpang terendah pada bulan Pebruari, ini disebabkan karena pada bulan ini jarang ada hari libur dan padatnya kegiatan masyarakat, sehingga mereka lebih fokus pada kegiatannya daripada bepergian jauh.

Dalam metode ARIMA data harus memenuhi asumsi stasionaritas dalam mean dan variansi. Untuk gambar 4.1 di atas data belum stasioner dalam mean dan variansi, sehingga dalam analisis runtun waktu kasus seperti ini dapat diatasi dengan melakukan transformasi untuk menstasionerkan variansi dan *differencing* untuk

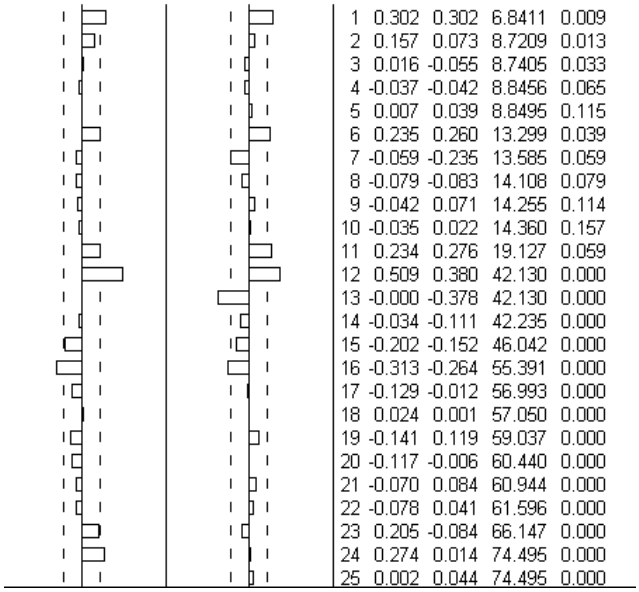
menstasionerkan mean. Langkah awal yang harus dilakukan yaitu menstasionerkan variansi. Plot data hasil transformasi yaitu sebagai berikut:



Gambar 4.3 Plot data hasil transformasi

Dari plot data untuk jumlah penumpang kereta api setelah ditransformasi meskipun bentuknya sama dengan plot sebelum ditransformasi tetapi pembedaan besar variansi untuk lag yang berbeda sudah jauh menurun artinya variansi sudah stasioner.

Langkah selanjutnya yaitu melihat apakah data sudah stasioner dalam hal mean. Untuk mengetahui apakah data sudah stasioner dalam mean yaitu dengan melihat plot autokorelasi. Plot autokorelasi tersebut yaitu:



	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.302	0.302	6.8411	0.009
2	0.157	0.073	8.7209	0.013
3	0.016	-0.055	8.7405	0.033
4	-0.037	-0.042	8.8456	0.065
5	0.007	0.039	8.8495	0.115
6	0.235	0.260	13.299	0.039
7	-0.059	-0.235	13.585	0.059
8	-0.079	-0.083	14.108	0.079
9	-0.042	0.071	14.255	0.114
10	-0.035	0.022	14.360	0.157
11	0.234	0.276	19.127	0.059
12	0.509	0.380	42.130	0.000
13	-0.000	-0.378	42.130	0.000
14	-0.034	-0.111	42.235	0.000
15	-0.202	-0.152	46.042	0.000
16	-0.313	-0.264	55.391	0.000
17	-0.129	-0.012	56.993	0.000
18	0.024	0.001	57.050	0.000
19	-0.141	0.119	59.037	0.000
20	-0.117	-0.006	60.440	0.000
21	-0.070	0.084	60.944	0.000
22	-0.078	0.041	61.596	0.000
23	0.205	-0.084	66.147	0.000
24	0.274	0.014	74.495	0.000
25	0.002	0.044	74.495	0.000

Gambar 4.4 Plot ACF dan PACF hasil Transformasi

Terlihat bahwa pada lag kedua telah *cut off* untuk plot ACF dan PACF hasil transformasi atau masuk pada batas diikuti dengan lag – lag berikutnya, sehingga memperkuat dugaan bahwa data telah stasioner dalam mean.

B. Identifikasi Model ARIMA

Secara sepintas telah kita ketahui bahwa data runtun waktu untuk jumlah penumpang dipengaruhi faktor musiman. Untuk tahap ini akan diidentifikasi apakah faktor musiman kuat atau tidak dan apakah yang digunakan adalah ARIMA non musiman atau ARIMA musiman. Apabila kita perhatikan kejadian di lapangan banyak kejadian yang sama (seperti liburan panjang dibulan Juli, lebaran, dan hari raya lainnya) berulang sekali dalam setahun seperti dalam tabel 4.1 di atas, bahwa

untuk kenaikan jumlah penumpang terjadi hampir setiap bulan Juli dan untuk penurunan terjadi dibulan pebruari sedangkan, untuk jarak bulan juli dengan bulan juli tahun berikutnya satu tahun (12 bulan). Sehingga secara sederhana kita bisa mengatakan bahwa untuk pergerakan jumlah penumpang musiman dengan panjang musiman 12.

Dilihat dari plot ACF dan PACF data hasil transformasi pada gambar 4.4 tampak bahwa dalam musiman pertama (lag 1-lag 12) untuk nilai autokorelasi dan autokorelasi parsial signifikan pada lag pertama. Karena diduga ada faktor musiman dalam data maka model sementara yang akan digunakan adalah AR (1) dan MA (1). Dari analisa data di atas kemungkinan model ARIMA yang akan digunakan yaitu model ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$

C. Estimasi Parameter

Model ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	10.86105	0.066720	162.7864	0.0000
AR(1)	0.755014	0.108547	6.955659	0.0000
MA(1)	-0.362000	0.122762	-2.948799	0.0044
SMA(12)	0.861659	0.030771	28.00238	0.0000

R-squared	0.548973	Mean dependent var	10.80726
Adjusted R-squared	0.528777	S.D. dependent var	0.175925
S.E. of regression	0.120765	Akaike info criterion	-1.335249
Sum squared resid	0.977143	Schwarz criterion	-1.207774
Log likelihood	51.40133	F-statistic	27.18323
Durbin-Watson stat	2.196969	Prob(F-statistic)	0.000000

Inverted AR Roots	.76			
Inverted MA Roots	.95+.26i	.95-.26i	.70-.70i	.70+.70i
	.36	.26+.95i	.26-.95i	-.26+.95i
	-.26-.95i	-.70-.70i	-.70-.70i	-.95-.26i
	-.95+.26i			

Gambar 4.5 Estimasi Parameter ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$

Uji parameter konstan sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α : 5 %

c) Statistik uji Prob = 0.0000

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < $\alpha : 5\%$

e) Kesimpulan Prob = 0.0000 < $\alpha : 5\%$ maka Ho ditolak yang berarti bahwa konstan signifikan dalam model ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$

Uji Parameter AR (1) sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α : 5 %

c) Statistik uji Prob = 0.0000

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < $\alpha : 5\%$

e) Kesimpulan Prob = 0.0000 < $\alpha : 5\%$ maka Ho ditolak yang berarti bahwa AR (1) signifikan dalam model ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$

Uji parameter MA(1) sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.0044

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.0044 > α = 5 % maka Ho ditolak yang berarti bahwa MA (1) signifikan dalam model ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$

Uji parameter SMA(12) sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.0000

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.0000 < α = 5 % maka Ho ditolak yang berarti bahwa MA (12) signifikan dalam model ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$

Berdasarkan analisa di atas diketahui bahwa semua parameter signifikan sehingga untuk model ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$ layak untuk digunakan dalam memprediksi model.

Dari estimasi parameter di atas semua ada koefisien yang signifikan kemudian kita akan mengecek untuk analisis residualnya yang dilakukan dengan mengujian asumsi yang diperlukan dalam analisis runtun waktu atau *diagnostic cheking*.

D. Diagnostic Checking

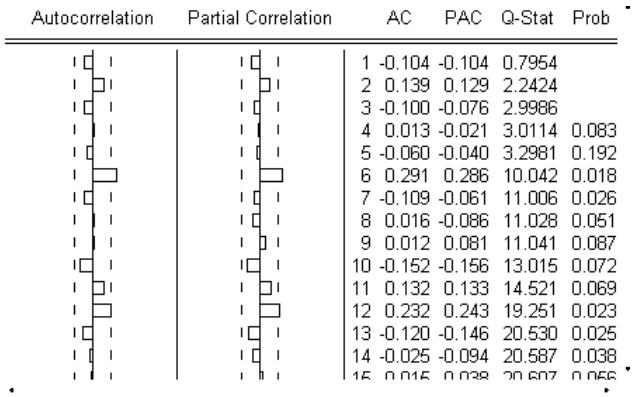
Asumsi-asumsi yang diperlukan dalam analisis runtun waktu sebagai berikut:

a. Tidak ada autokorelasi dalam residual

b. Model bersifat homoskedastis (variabel residual konstan)

c. Residual berdistribusi normal

a) Non autokorelasi artinya tidak ada korelasi antara residual. Terjadi jika tidak ada lag yang signifikan dari plot ACF dan PACF.

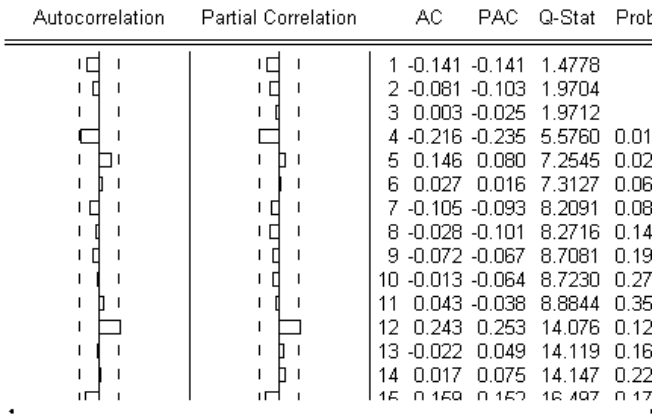


Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.104	-0.104	0.7954	
		2	0.139	0.129	2.2424	
		3	-0.100	-0.076	2.9986	
		4	0.013	-0.021	3.0114	0.083
		5	-0.060	-0.040	3.2981	0.192
		6	0.291	0.286	10.042	0.018
		7	-0.109	-0.061	11.006	0.026
		8	0.016	-0.086	11.028	0.051
		9	0.012	0.081	11.041	0.087
		10	-0.152	-0.156	13.015	0.072
		11	0.132	0.133	14.521	0.069
		12	0.232	0.243	19.251	0.023
		13	-0.120	-0.146	20.530	0.025
		14	-0.025	-0.094	20.587	0.038
		15	0.015	0.038	20.607	0.056

Gambar 4.6 korelogram residual ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$

Dari plot ACF dan PACF residual di atas lag-lag awal signifikan karena berada dalam batas interval konfidensi sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat autokorelasi pada residual (non autokorelasi residual terpenuhi).

b) Homoskedastisitas artinya variansi residual konstan. Terjadi jika tidak ada lag yang signifikan dari plot ACF dan PACF.

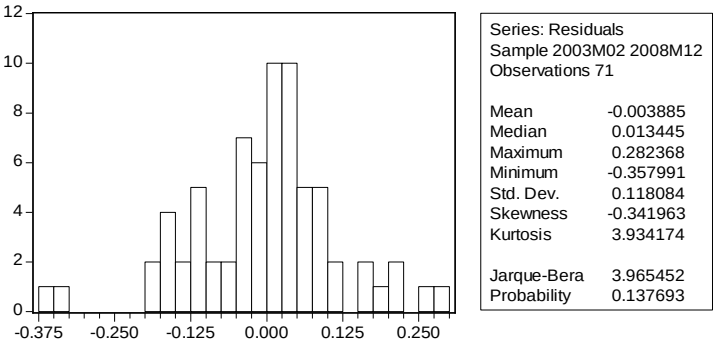


Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.141	-0.141	1.4778	
		2	-0.081	-0.103	1.9704	
		3	0.003	-0.025	1.9712	
		4	-0.216	-0.235	5.5760	0.01
		5	0.146	0.080	7.2545	0.02
		6	0.027	0.016	7.3127	0.06
		7	-0.105	-0.093	8.2091	0.08
		8	-0.028	-0.101	8.2716	0.14
		9	-0.072	-0.067	8.7081	0.19
		10	-0.013	-0.064	8.7230	0.27
		11	0.043	-0.038	8.8844	0.35
		12	0.243	0.253	14.076	0.12
		13	-0.022	0.049	14.119	0.16
		14	0.017	0.075	14.147	0.22
		15	0.159	0.152	16.497	0.17

Gambar 4.7 korelogram homoskedastis

Dari plot ACF dan PACF *squared residual* di atas lag-lag awal secara signifikan berada di dalam batas interval konfidensi. Sehingga dapat disimpulkan residual bersifat homoskedastis artinya variabel residual konstan.

c) Normalitas artinya residual mengikuti distribusi normal



Gambar 4.8 plot normalitas residual

Untuk menguji normalitas residual maka akan dilakukan pengujian jarque-berra. Uji hipotesisnya adalah:

a) Ho = Residual berdistribusi normal

H_1 = Tidak berdistribusi normal

b) Tingkat Kepercayaan α : 5 %

c) Statistik Uji prob: 0.137693

d) Daerah kritik Ho ditolak bila prob < α = 5 %

e) Kesimpulan nilai prob untuk jarque-berra sebesar 0.137693 > α = 5% sehingga disimpulkan Ho tidak ditolak artinya residual berdistribusi normal artinya asumsi normalitas residual terpenuhi.

Dari hasil analisa di atas ternyata semua asumsi untuk residual terpenuhi sehingga dikatakan bahwa model ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$ baik untuk digunakan memprediksi model selanjutnya

E. Pemilihan model terbaik

Dari estimasi model sementara yaitu model ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$ di atas baik digunakan untuk memprediksi model selanjutnya karena dalam uji residual (*diagnostic checking*) semua asumsi terpenuhi. Walaupun untuk model di atas semua parameter signifikan dan semua asumsi terpenuhi msih diperlukan estimasi model yang lain untuk perbandingan model.

1. Model ARIMA $(1,0,1)(1,0,1)^{12}$

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	11.64445	2.906933	4.005750	0.0002
AR(1)	0.975321	0.083782	11.64123	0.0000
SAR(12)	0.742137	0.131554	5.641327	0.0000
MA(1)	-0.742680	0.162679	-4.565306	0.0000
SMA(12)	0.122687	0.219300	0.559451	0.5782

R-squared	0.616539	Mean dependent var	10.79948
Adjusted R-squared	0.588134	S.D. dependent var	0.184424
S.E. of regression	0.118358	Akaike info criterion	-1.349275
Sum squared resid	0.756460	Schwarz criterion	-1.173213
Log likelihood	44.80361	F-statistic	21.70562
Durbin-Watson stat	2.308745	Prob(F-statistic)	0.000000

Inverted AR Roots	.98	.98	.84+.49i	.84-.49i
	.49+.84i	.49-.84i	.00-.98i	-.00+.98i
	-.49-.84i	-.49+.84i	-.84-.49i	-.84+.49i

Gambar 4.9 estimasi parameter model ARIMA $(1,0,1)(1,0,1)^{12}$

Uji parameter konstan sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.0002

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.0002 < α = 5 % maka Ho ditolak yang berarti bahwa konstan signifikan dalam model ARIMA $(1,0,1)(1,0,1)^{12}$

Uji parameter AR (1) sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.0000

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.0000 > α = 5 % maka Ho ditolak yang berarti bahwa AR (1) signifikan dalam model ARIMA $(1,0,1)(1,0,1)^{12}$

Uji parameter SAR (12) sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.0000

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.0000 < α = 5 % maka Ho ditolak yang berarti bahwa AR (12) signifikan dalam model ARIMA $(1,0,1)(1,0,1)^{12}$

Uji parameter MA(1) sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.0000

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.0000 > α = 5 % maka Ho ditolak yang berarti bahwa MA (1) signifikan dalam model ARIMA $(1,0,1)(1,0,1)^{12}$

Uji parameter SMA(12) sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

   H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.5782

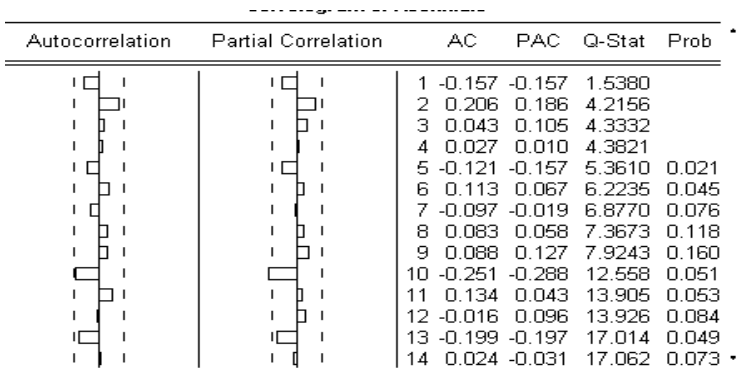
d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.5782 > α = 5 % maka Ho tidak ditolak yang berarti bahwa SMA (12) tidak signifikan dalam model ARIMA $(1,0,1)(1,0,1)^{12}$

Berdasarkan analisa di atas diketahui bahwa parameter MA(12) tidak signifikan sehingga untuk model ARIMA $(1,0,1)(1,0,1)^{12}$ tidak layak untuk digunakan dalam memprediksi model.

Selanjutnya akan dilakukan pengujian asumsi yang diperlukan dalam analisis runtun waktu atau *diagnostic cheking* walaupun dalam estimasi parameter untuk model di atas ada yang tidak signifikan.

a) Non autokorelasi. Terjadi bila semua lag awal berada dalam batas interval konfidensi.

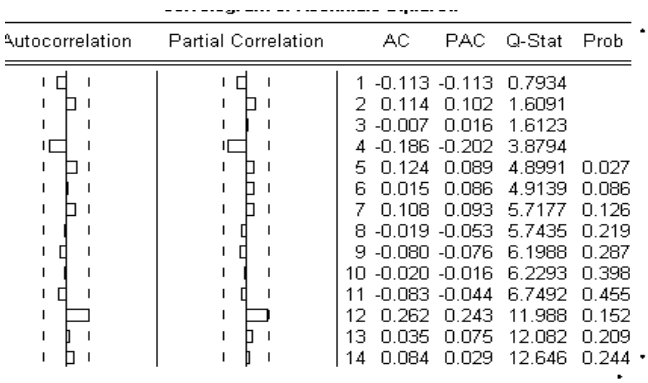


Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.157	-0.157	1.5380	
		2	0.206	0.186	4.2156	
		3	0.043	0.105	4.3332	
		4	0.027	0.010	4.3821	
		5	-0.121	-0.157	5.3610	0.021
		6	0.113	0.067	6.2235	0.045
		7	-0.097	-0.019	6.8770	0.076
		8	0.083	0.058	7.3673	0.118
		9	0.088	0.127	7.9243	0.160
		10	-0.251	-0.288	12.558	0.051
		11	0.134	0.043	13.905	0.053
		12	-0.016	0.096	13.926	0.084
		13	-0.199	-0.197	17.014	0.049
		14	0.024	-0.031	17.062	0.073

Gambar 4.10 Plot kolerogram residual ARIMA $(1,0,1)(1,0,1)^{12}$

Dari plot ACF dan PACF residual di atas lag-lag awal signifikan karena berada dalam batas interval konfidensi walaupun ada lag yang keluar akan tetapi nilai autokorelasinya lebih kecil dibandingkan dengan model sebelumnya. Sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat autokorelasi pada residual (non autokorelasi residual terpenuhi).

b) Homoskedastisitas artinya variansi residual konstan. Terjadi jika tidak ada lag yang signifikan dari plot ACF dan PACF.

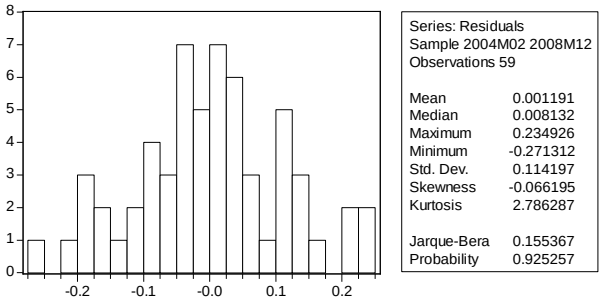


Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.113	-0.113	0.7934	
		2	0.114	0.102	1.6091	
		3	-0.007	0.016	1.6123	
		4	-0.186	-0.202	3.8794	
		5	0.124	0.089	4.8991	0.027
		6	0.015	0.086	4.9139	0.086
		7	0.108	0.093	5.7177	0.126
		8	-0.019	-0.053	5.7435	0.219
		9	-0.080	-0.076	6.1988	0.287
		10	-0.020	-0.016	6.2293	0.398
		11	-0.083	-0.044	6.7492	0.455
		12	0.262	0.243	11.988	0.152
		13	0.035	0.075	12.082	0.209
		14	0.084	0.029	12.646	0.244

Gambar 4.11 korelogram homoskedastis

Dari plot ACF dan PACF *squared residual* di atas lag-lag awal secara signifikan berada di dalam batas interval konfidensi. Sehingga dapat disimpulkan residual bersifat homoskedastis artinya variabel residual konstan.

c) Normalitas artinya residual mengikuti distribusi normal



Gambar 4.12 plot normalitas residual

.

Untuk menguji normalitas residual maka akan dilakukan pengujian jarque-berra. Uji hipotesisnya adalah:

a) Ho = Residual berdistribusi normal

H_1 = Tidak berdistribusi normal

b) Tingkat Kepercayaan α : 5 %

c) Statistik Uji prob: 0.925257

d) Daerah kritik Ho ditolak bila prob < α = 5 %

e) Kesimpulan nilai prob untuk jarque-berra sebesar 0.925257 > α = 5% sehingga disimpulkan Ho tidak ditolak artinya residual

berdistribusi normal artinya asumsi normalitas residual terpenuhi.

Dari hasil analisa di atas ternyata semua asumsi untuk residual terpenuhi akan tetapi untuk uji koefisien ada yang tidak signifikan yaitu parameter SMA (12) sehingga dikatakan bahwa model ARIMA $(1,0,1)(1,0,1)^{12}$ tidak baik untuk digunakan memprediksi model selanjutnya

2. Model ARIMA $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	10.84873	0.034400	315.3711	0.0000
MA(1)	0.281090	0.099278	2.831357	0.0061
SMA(12)	0.854406	0.029111	29.35030	0.0000

R-squared	0.501243	Mean dependent var	10.81177
Adjusted R-squared	0.486787	S.D. dependent var	0.178837
S.E. of regression	0.128117	Akaike info criterion	-1.230979
Sum squared resid	1.132555	Schwarz criterion	-1.136118
Log likelihood	47.31525	F-statistic	34.67202
Durbin-Watson stat	1.811681	Prob(F-statistic)	0.000000

Inverted MA Roots	.95+.26i	.95-.26i	.70-.70i	.70+.70i
	.26+.95i	.26-.95i	-.26+.95i	-.26-.95i
	-.28	-.70+.70i	-.70+.70i	-.95-.26i
	-.95+.26i			

Gambar 4.13 estimasi parameter model ARIMA $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$

Uji parameter konstan sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α : 5 %

c) Statistik uji Prob = 0.0000

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α : 5%

e) Kesimpulan Prob = 0.0000 < $\alpha : 5\%$ maka Ho ditolak yang berarti bahwa konstan signifikan dalam model ARIMA $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$

Uji parameter MA(1) sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.0000

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.0000 <α = 5 % maka Ho ditolak yang berarti bahwa MA (1) signifikan dalam model ARIMA $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$

Uji parameter SMA(12) sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.0061

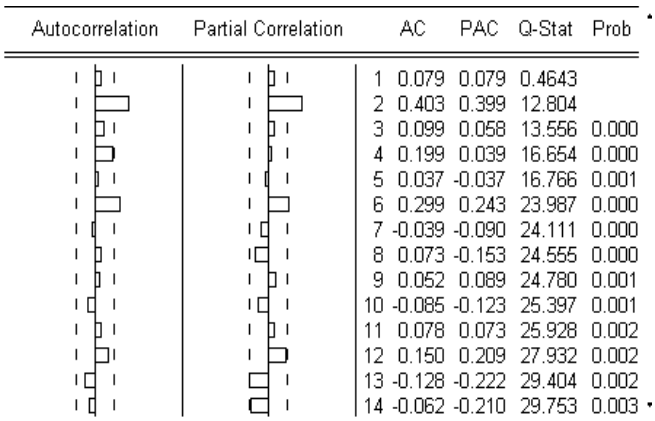
d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.0061 <α = 5 % maka Ho ditolak yang berarti bahwa MA (12) signifikan dalam model ARIMA $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$

Berdasarkan analisa di atas diketahui bahwa parameter konstan, MA(1), MA(12) signifikan untuk model ARIMA sehingga model ARIMA $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$ layak untuk digunakan dalam memprediksi model

Selanjutnya akan dilakukan pengujian asumsi yang diperlukan dalam analisis runtun waktu atau *diagnostic cheking* walaupun dalam estimasi parameter untuk model di atas ada yang tidak signifikan.

a) Non autokorelasi artinya tidak ada korelasi antara residual. Terjadi jika tidak ada lag yang signifikan dari plot ACF dan PACF.

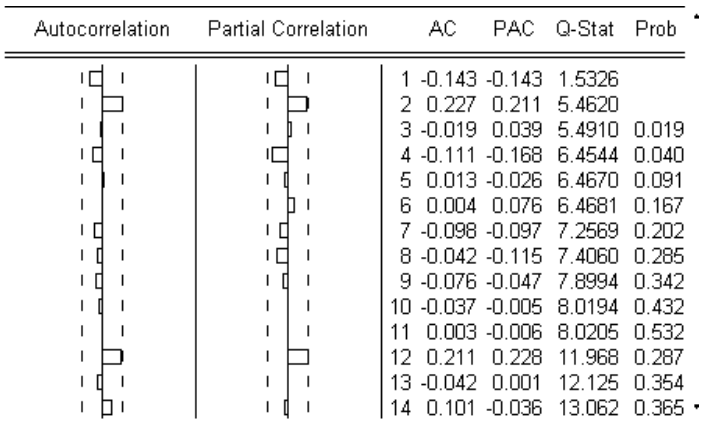


Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.079	0.079	0.4643	
		2	0.403	0.399	12.804	
		3	0.099	0.058	13.556	0.000
		4	0.199	0.039	16.654	0.000
		5	0.037	-0.037	16.766	0.001
		6	0.299	0.243	23.987	0.000
		7	-0.039	-0.090	24.111	0.000
		8	0.073	-0.153	24.555	0.000
		9	0.052	0.089	24.780	0.001
		10	-0.085	-0.123	25.397	0.001
		11	0.078	0.073	25.928	0.002
		12	0.150	0.209	27.932	0.002
		13	-0.128	-0.222	29.404	0.002
		14	-0.062	-0.210	29.753	0.003

Gambar 4.14 korelogram residual ARIMA $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$

Dari plot ACF dan PACF residual di atas ada lag-lag awal yang tidak signifikan karena melebihi batas interval konfidensi. Sehingga dapat disimpulkan masih terdapat autokorelasi pada residual (non autokorelasi residual tidak terpenuhi).

b) Homoskedastisitas artinya variansi residual konstan. Terjadi jika tidak ada lag yang signifikan dari plot ACF dan PACF.

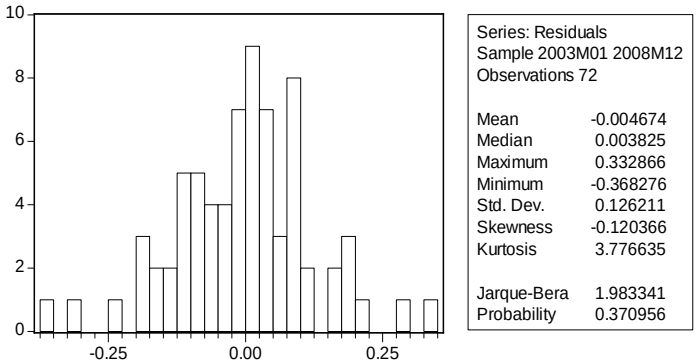


Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.143	-0.143	1.5326	
		2	0.227	0.211	5.4620	
		3	-0.019	0.039	5.4910	0.019
		4	-0.111	-0.168	6.4544	0.040
		5	0.013	-0.026	6.4670	0.091
		6	0.004	0.076	6.4681	0.167
		7	-0.098	-0.097	7.2569	0.202
		8	-0.042	-0.115	7.4060	0.285
		9	-0.076	-0.047	7.8994	0.342
		10	-0.037	-0.005	8.0194	0.432
		11	0.003	-0.006	8.0205	0.532
		12	0.211	0.228	11.968	0.287
		13	-0.042	0.001	12.125	0.354
		14	0.101	-0.036	13.062	0.365

Gambar 4.15 korelogram homoskedastis

Dari plot ACF dan PACF *squared residual* di atas lag-lag awal secara signifikan berada di dalam batas interval konfidensi. Sehingga dapat disimpulkan residual bersifat homoskedastis artinya variabel residual konstan.

c) Normalitas artinya residual mengikuti distribusi normal



Gambar 4.16 Plot Normalitas residual

Untuk menguji normalitas residual maka akan dilakukan pengujian jarque-berra. Uji hipotesisnya adalah:

a) Ho = Residual berdistribusi normal

H_1 = Tidak berdistribusi normal

b) Tingkat Kepercayaan α : 5 %

c) Statistik Uji prob: 0.370956

d) Daerah kritik Ho ditolak bila prob < α = 5 %

e) Kesimpulan nilai prob untuk jarque-berra sebesar 0.370956 > α = 5% sehingga disimpulkan Ho tidak ditolak artinya residual berdistribusi normal artinya asumsi normalitas residual terpenuhi.

Dari hasil analisa di atas ternyata salah satu asumsi untuk residual tidak terpenuhi sehingga dikatakan bahwa model ARIMA $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$ tidak baik untuk digunakan memprediksi model selanjutnya

3. Model ARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	10.87860	0.118887	91.50367	0.0000
AR(1)	0.377649	0.127042	2.972636	0.0043
SAR(12)	0.749906	0.111377	6.733069	0.0000

R-squared	0.506687	Mean dependent var	10.79948
Adjusted R-squared	0.489068	S.D. dependent var	0.184424
S.E. of regression	0.131826	Akaike info criterion	-1.165166
Sum squared resid	0.973166	Schwarz criterion	-1.059529
Log likelihood	37.37240	F-statistic	28.75905
Durbin-Watson stat	2.335957	Prob(F-statistic)	0.000000

Inverted AR Roots	.98	.85+.49i	.85-.49i	.49+.85i
	.49-.85i	.38	.00+.98i	-.00-.98i
	-.49-.85i	-.49+.85i	-.85-.49i	-.85+.49i
	-.98			

Gambar 4.17 Estimasi Parameter model ARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$

Uji parameter konstan sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.0000

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.0000 < α = 5 % maka Ho ditolak yang berarti bahwa konstan signifikan dalam model ARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$

Uji parameter AR (1) sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.0043

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.0043 > α = 5 % maka Ho ditolak yang berarti bahwa AR (1) signifikan dalam model ARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$

Uji parameter SAR (12) sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.0000

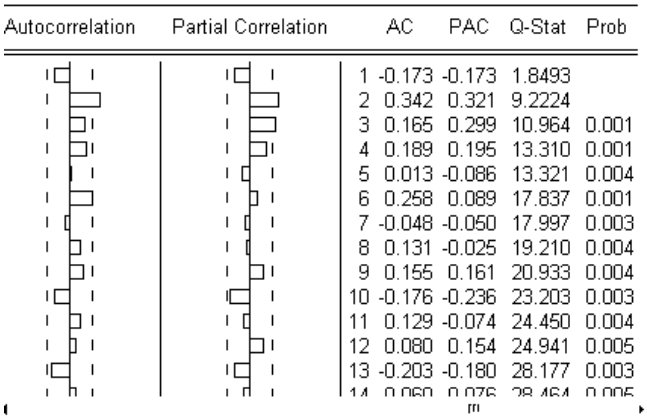
d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.0000 < α = 5 % maka Ho ditolak yang berarti bahwa AR (12) signifikan dalam model ARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$

Berdasarkan analisa di atas diketahui bahwa parameter konstan, AR(1), SAR(12) signifikan untuk model ARIMA sehingga model ARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$ layak untuk digunakan dalam memprediksi model.

Selanjutnya akan dilakukan pengujian asumsi yang diperlukan dalam analisis runtun waktu atau *diagnostic cheking* walaupun dalam estimasi parameter untuk model di atas ada yang tidak signifikan.

a) Non autokorelasi artinya tidak ada korelasi antara residual. Terjadi jika tidak ada lag yang signifikan dari plot ACF dan PACF.

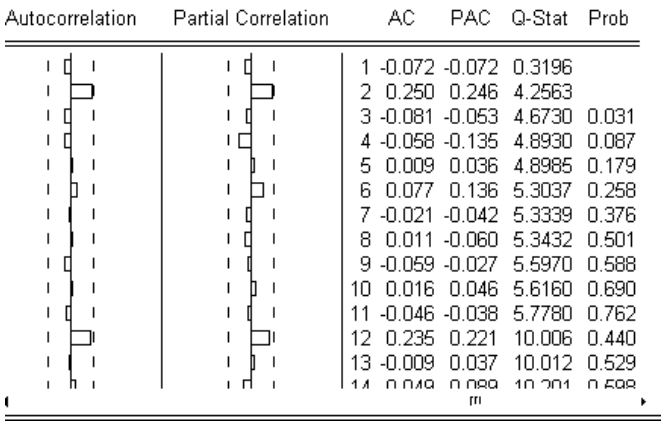


Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.173	-0.173	1.8493	
		2	0.342	0.321	9.2224	
		3	0.165	0.299	10.964	0.001
		4	0.189	0.195	13.310	0.001
		5	0.013	-0.086	13.321	0.004
		6	0.258	0.089	17.837	0.001
		7	-0.048	-0.050	17.997	0.003
		8	0.131	-0.025	19.210	0.004
		9	0.155	0.161	20.933	0.004
		10	-0.176	-0.236	23.203	0.003
		11	0.129	-0.074	24.450	0.004
		12	0.080	0.154	24.941	0.005
		13	-0.203	-0.180	28.177	0.003
		14	0.060	0.076	28.464	0.005

Gambar 4.18 korelogram residual ARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$

Dari plot ACF dan PACF residual di atas ada lag-lag awal yang tidak signifikan karena melebihi batas interval konfidensi. Sehingga dapat disimpulkan masih terdapat autokorelasi pada residual (non autokorelasi residual tidak terpenuhi).

b) Homoskedastisitas artinya variansi residual konstan. Terjadi jika tidak ada lag yang signifikan dari plot ACF dan PACF.

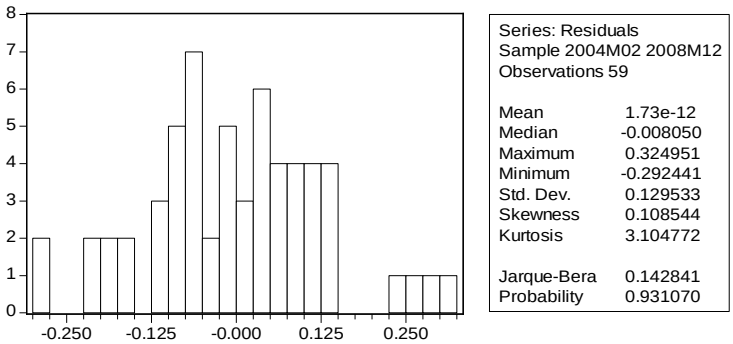


Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.072	-0.072	0.3196	
		2	0.250	0.246	4.2563	
		3	-0.081	-0.053	4.6730	0.031
		4	-0.058	-0.135	4.8930	0.087
		5	0.009	0.036	4.8985	0.179
		6	0.077	0.136	5.3037	0.258
		7	-0.021	-0.042	5.3339	0.376
		8	0.011	-0.060	5.3432	0.501
		9	-0.059	-0.027	5.5970	0.588
		10	0.016	0.046	5.6160	0.690
		11	-0.046	-0.038	5.7780	0.762
		12	0.235	0.221	10.006	0.440
		13	-0.009	0.037	10.012	0.529
		14	0.049	0.089	10.201	0.598

Gambar 4.19 korelogram homoskedastis

Dari plot ACF dan PACF *squared residual* di atas lag-lag awal secara signifikan berada di dalam batas interval konfidensi. Sehingga dapat disimpulkan residual bersifat homoskedastis artinya variabel residual konstan.

c) Normalitas artinya residual mengikuti distribusi normal



Gambar 4.20 Plot Normalitas residual

Untuk menguji normalitas residual maka akan dilakukan pengujian jarque-berra. Uji hipotesisnya adalah:

a) Ho = Residual berdistribusi normal

H_1 = Tidak berdistribusi normal

b) Tingkat Kepercayaan α : 5 %

c) Statistik Uji prob: 0.931070

d) Daerah kritik Ho ditolak bila prob < α = 5 %

e) Kesimpulan nilai prob untuk jarque-berra sebesar 0.931070 > α = 5% sehingga disimpulkan Ho tidak ditolak artinya residual berdistribusi normal artinya asumsi normalitas residual terpenuhi.

Dari hasil analisa di atas ternyata salah satu asumsi untuk residual tidak terpenuhi sehingga dikatakan bahwa model ARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$ tidak baik untuk digunakan memprediksi model selanjutnya

4. Model ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	13.85981	28.12487	0.492796	0.6241
AR(1)	0.992068	0.073422	13.51181	0.0000
SAR(12)	0.788759	0.093386	8.446231	0.0000
MA(1)	-0.783003	0.143712	-5.448401	0.0000

R-squared	0.615552	Mean dependent var	10.79948
Adjusted R-squared	0.594582	S.D. dependent var	0.184424
S.E. of regression	0.117427	Akaike info criterion	-1.380604
Sum squared resid	0.758405	Schwarz criterion	-1.239754
Log likelihood	44.72783	F-statistic	29.35411
Durbin-Watson stat	2.293252	Prob(F-statistic)	0.000000

Inverted AR Roots	.99	.98	.85-.49i	.85+.49i
	.49+.85i	.49-.85i	-.00-.98i	-.00+.98i
	-.49-.85i	-.49+.85i	-.85+.49i	-.85-.49i
	-.98			
Inverted MA Roots	.78			

Gambar 4.21 estimasi parameter model ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$

Uji parameter konstan sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

   H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.6241

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.6241 < α = 5 % maka Ho tidak ditolak yang berarti bahwa konstan tidak signifikan dalam model ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$

Uji parameter AR (1) sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

   H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.0000

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.0000 > α = 5 % maka Ho ditolak yang berarti bahwa AR (1) signifikan dalam model ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$

Uji parameter SAR (12) sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

   H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.0000

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.0000 < α = 5 % maka Ho ditolak yang berarti bahwa AR (12) signifikan dalam model ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$

Uji parameter MA (1) sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.0000

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.0000 > α = 5 % maka Ho ditolak yang berarti bahwa MA (1) signifikan dalam model ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$

Berdasarkan analisa di atas diketahui bahwa parameter konstan, tidak signifikan untuk model ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$ sehingga perlu dilakukan estimasi parameter dan tidak memasukkan nilai konstan

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.955346	0.081257	11.75706	0.0000
SAR(12)	1.009781	0.018849	53.57140	0.0000
MA(1)	-0.745918	0.158772	-4.698037	0.0000

R-squared	0.573564	Mean dependent var	10.79948
Adjusted R-squared	0.558335	S.D. dependent var	0.184424
S.E. of regression	0.122564	Akaike info criterion	-1.310850
Sum squared resid	0.841235	Schwarz criterion	-1.205212
Log likelihood	41.67006	Durbin-Watson stat	2.334235

Inverted AR Roots	1.00	.96	.87+.50i	.87-.50i
	.50+.87i	.50-.87i	.00+1.00i	-.00-1.00i
	-.50+.87i	-.50-.87i	-.87-.50i	-.87+.50i
	-1.00			
	Estimated AR process is nonstationary			
Inverted MA Roots	.75			

Gambar 4.22 estimasi parameter model ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$ tanpa kostan

Uji parameter AR (1) sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

   H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.0000

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.0000 > α = 5 % maka Ho ditolak yang berarti bahwa AR (1) signifikan dalam model ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$

Uji parameter SAR (12) sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

   H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.0000

d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.0000 < α = 5 % maka Ho ditolak yang berarti bahwa AR (12) signifikan dalam model ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$

Uji parameter MA (1) sebagai berikut:

a) Ho = Parameter sama dengan 0 (tidak signifikan)

H_1 = Parameter tidak sama dengan 0 (signifikan)

b) Tingkat Kepercayaan α = 5 %

c) Statistik uji prob = 0.0000

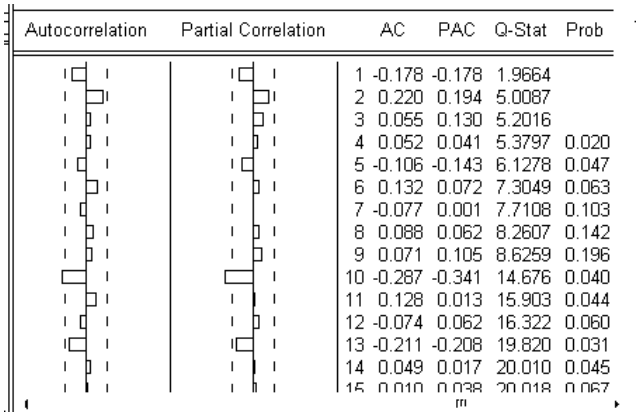
d) Daerah kritik Ho ditolak jika Prob < α = 5 %

e) Kesimpulan Prob = 0.0000 > α = 5 % maka Ho ditolak yang berarti bahwa MA (1) signifikan dalam model ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$

Berdasarkan analisa di atas diketahui bahwa semua parameter tanpa konstan signifikan untuk model ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$ sehingga model ini layak untuk digunakan dalam memprediksi model

Selanjutnya akan dilakukan pengujian asumsi yang diperlukan dalam analisis runtun waktu atau *diagnostic cheking*.

a) Non autokorelasi artinya tidak ada korelasi antara residual. Terjadi jika tidak ada lag yang signifikan dari plot ACF dan PACF.

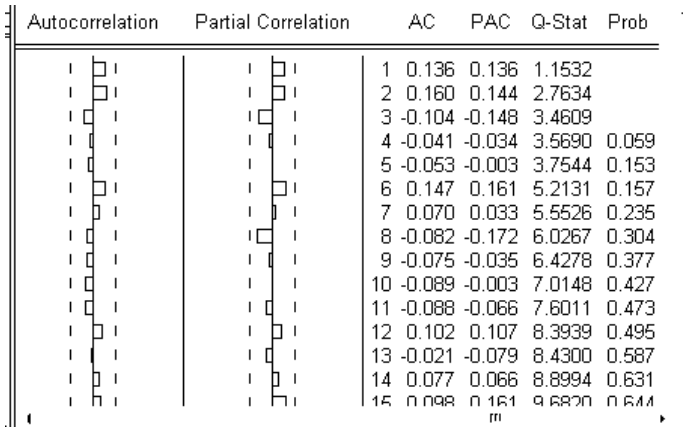


Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.178	-0.178	1.9664	
		2	0.220	0.194	5.0087	
		3	0.055	0.130	5.2016	
		4	0.052	0.041	5.3797	0.020
		5	-0.106	-0.143	6.1278	0.047
		6	0.132	0.072	7.3049	0.063
		7	-0.077	0.001	7.7108	0.103
		8	0.088	0.062	8.2607	0.142
		9	0.071	0.105	8.6259	0.196
		10	-0.287	-0.341	14.676	0.040
		11	0.128	0.013	15.903	0.044
		12	-0.074	0.062	16.322	0.060
		13	-0.211	-0.208	19.820	0.031
		14	0.049	0.017	20.010	0.045
		15	0.010	0.038	20.018	0.067

Gambar 4.23 korelogram residual ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$

Dari plot ACF dan PACF residual di atas lag-lag awal yang signifikan akan tetapi masih ada lag yang tidak signifikan karena melebihi batas interval konfidensi. Sehingga dapat disimpulkan masih terdapat autokorelasi pada residual (non autokorelasi residual tidak terpenuhi).

b) Homoskedastisitas artinya variansi residual konstan. Terjadi jika tidak ada lag yang signifikan dari plot ACF dan PACF.

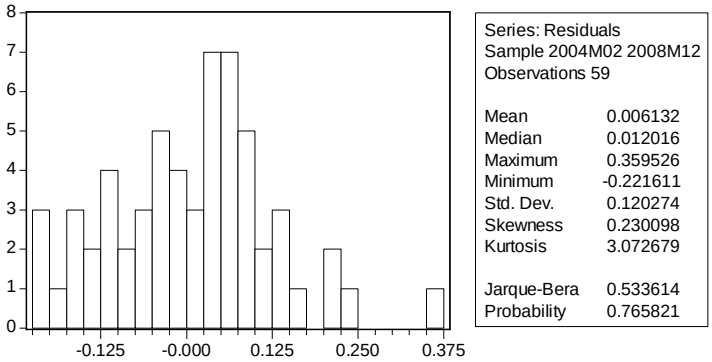


Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.136	0.136	1.1532	
		2	0.160	0.144	2.7634	
		3	-0.104	-0.148	3.4609	
		4	-0.041	-0.034	3.5690	0.059
		5	-0.053	-0.003	3.7544	0.153
		6	0.147	0.161	5.2131	0.157
		7	0.070	0.033	5.5526	0.235
		8	-0.082	-0.172	6.0267	0.304
		9	-0.075	-0.035	6.4278	0.377
		10	-0.089	-0.003	7.0148	0.427
		11	-0.088	-0.066	7.6011	0.473
		12	0.102	0.107	8.3939	0.495
		13	-0.021	-0.079	8.4300	0.587
		14	0.077	0.066	8.8994	0.631
		15	0.098	0.161	9.6820	0.644

Gambar 4.24 korelogram homoskedastis

Dari plot ACF dan PACF *squared residual* di atas lag-lag awal secara signifikan berada di dalam batas interval konfidensi. Sehingga dapat disimpulkan residual bersifat homoskedastis artinya variabel residual konstan.

c) Normalitas artinya residual mengikuti distribusi normal



Gambar 4.25 Plot Normalitas residual

Untuk menguji normalitas residual maka akan dilakukan pengujian jarque-berra. Uji hipotesisnya adalah:

a) Ho = Residual berdistribusi normal

H_1 = Tidak berdistribusi normal

b) Tingkat Kepercayaan α : 5 %

c) Statistik Uji prob: 0.765821

d) Daerah kritik Ho ditolak bila prob < α = 5 %

e) Kesimpulan nilai prob untuk jarque-berra sebesar 0.765821 > α = 5% sehingga disimpulkan Ho tidak ditolak artinya residual berdistribusi normal artinya asumsi normalitas residual terpenuhi.

Dari hasil analisa di atas ternyata salah satu asumsi untuk residual tidak terpenuhi sehingga dikatakan bahwa model ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$ tidak baik untuk digunakan memprediksi model selanjutnya

Setelah melakukan estimasi parameter untuk masing- masing model ARIMA model yang baik untuk digunakan sebagai prediksi yaitu ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$. Dalam pemilihan model yang terbaik dapat dilihat dari kriteria model yang baik dan asumsi-asumsi yang dapat dipenuhi. Dapat dilihat dari tabel perbandingan model ARIMA yaitu sebagai berikut:

Tabel 4.2 Perbandingan Model Berdasarkan Asumsi

Model	Non Autokorelasi	Homoskedastisitas	Normalitas
ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$	Terpenuhi	Terpenuhi	Terpenuhi
ARIMA $(1,0,1)(1,0,1)^{12}$	Terpenuhi	Terpenuhi	Terpenuhi
ARIMA $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$	Tidak Terpenuhi	Terpenuhi	Terpenuhi
ARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$	Tidak Terpenuhi	Terpenuhi	Terpenuhi
ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$	Tidak Terpenuhi	Terpenuhi	Terpenuhi

Tabel 4.3 Perbandingan Model Berdasarkan Nilai Kebaikan Model

	ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$	ARIMA $(1,0,1)(1,0,1)^{12}$	ARIMA $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$	ARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$	ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$
C	10.86105 (0.0000)	11.64445 (0.0002)	10.84873 (0.0000)	10.87860 (0.0000)	-
a1	0.755014 (0.0000)	0.975321 (0.0000)	-	0.377649 (0.0043)	0.955346 (0.000)
a12	-	0.742137 (0.0000)	-	-	1.009781 (0.0000)
b1	0.362000 (0.0044)	-0.742680 (0.0000)	0.281090 (0.0061)	-	-0.745918 (0.0000)
b12	0.861659 (0.0000)	0.122678 (0.5782)	0.854406 (0.0000)	-	-
SSR	0.977143	0.756460	1.132555	0.973166	0.841235
AIC	-1.335249	-1.349275	-1.230979	-1.165166	-1.310850
BIC/ SBC	-1.207774	-1.173213	-1.136118	-1.059526	-1.205212

Berdasarkan tabel di atas didapat analisis sebagai berikut:

- Untuk model ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$ dari uji t terhadap koefisien model signifikan dan uji terhadap residual menunjukkan sudah tidak terdapat korelasi serial dalam data, sehingga model ini dapat dipertimbangkan sebagai model untuk data di atas.
- Untuk model ARIMA $(1,0,1)(1,0,1)^{12}$ dari uji t koefisien dari model tidak signifikan, dan uji terhadap residual menunjukkan sudah tidak terdapat korelasi serial dalam data. Walaupun untuk uji asumsi semua terpenuhi akan tetapi untuk uji koefisien parameter salah satu tidak signifikan sehingga model ini dapat dikeluarkan dari kemungkinan model.
- Untuk model ARIMA $(0,0,1)(0,0,1)^{12}$ dari uji t terhadap koefisien model signifikan dan uji terhadap residual menunjukkan masih terdapat korelasi serial dalam data, sehungga model ini dapat dikeluarkan sebagai model untuk data di atas.
- Untuk model ARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$ dari uji t terhadap koefisien model signifikan dan uji terhadap residual menunjukkan masih terdapat korelasi serial dalam data, sehungga model ini dapat dikeluarkan sebagai model untuk data di atas.
- Untuk model ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$ tanpa konstan dari uji t terhadap koefisien model signifikan dan uji terhadap residual menunjukkan masih terdapat

korelasi serial dalam data, sehungga model ini dapat dikeluarkan sebagai model untuk data di atas.

Dengan demikian terlihat bahwa model ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$ merupakan model terbaik untuk data jumlah penumpang Kereta Api di PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta untuk kelas bisnis karena untuk uji koefisien signifikan dan semua asumsi untuk uji residual terpenuhi.

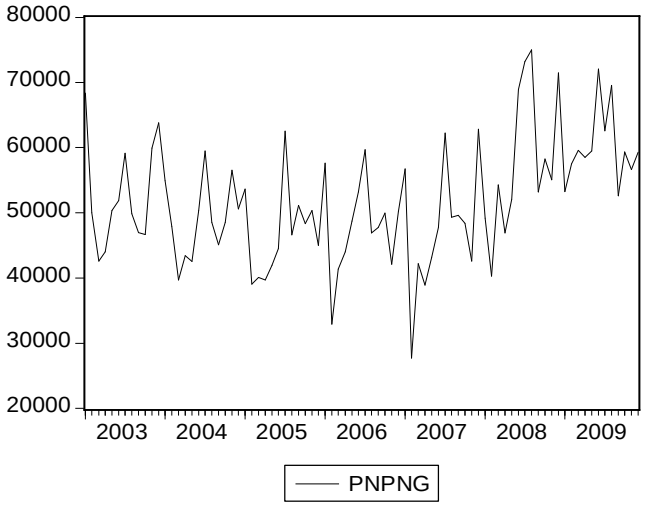
F. Peramalan

Langkah terakhir dalam analisis runtun waktu adalah menentukan peramalan atau proyeksi untuk periode selanjutnya. Dalam pembahasan ini akan diproyeksikan rata- rata jumlah penumpang untuk 12 periode ke depan dan hasil peramalannya yaitu:

Tabel 4.4 hasil peramalan jumlah penumpang

Periode	Peramalan
Jan 2009	53266
Peb 2009	57515
Mar 2009	59594
April 2009	58533
Mei 2009	59508
Juni 2009	72080
Juli 2009	62561
Agus 2009	69532
Sep 2009	52593
Okt 2009	59346
Nov 2009	56648
Des 2009	59288

Dari nilai hasil peramalan di atas dapat disimpulkan bahwa dari hasil analisis menggunakan model runtun waktu ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$ ini ramalan yang dihasilkan mengalami kenaikan untuk 12 periode ke depan. Untuk plot data setelah dilakukan peramalan selama 12 periode ke depan yaitu



Gamabar 4.26 Plot data setelah peramalan

Perhitungan peramalan untuk jumlah penumpang kereta api untuk periode selanjutnya dengan menggunakan metode ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$ adalah:

$$(1-\phi_1 B)X_t = (1-\theta_1 B)(1-\Theta_1 B^{12})e_t$$
$$X_t = (1+\phi_1)X_{t-1} - \theta_1 e_{t-1} - \Theta_1 e_{t-12} + \theta_1\Theta_1 e_{t-13} + e_t$$
$$X_t = (1+0.755014)X_{t-1} - 0.362000e_{t-1} - 0.861659e_{t-12} + (0.362000\times 0.861659)e_{t-13} + e_t$$
$$X_t = (1.755014)X_{t-1} - 0.362000e_{t-1} - 0.861659e_{t-12} + 0.3119206e_{t-13} + e_t$$

BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

Berdasarkan proses analisis prediksi menggunakan metode ARIMA tersebut dapat diambil kesimpulan, antara lain:

1. Metode ARIMA yang juga sering dikenal dengan metode Box-Jenkins ini merupakan suatu pendekatan pembentukan model yang sangat baik untuk suatu data runtun waktu. Menurut pendapat Mudrajat Kuncoro bahwa " metode Box-Jenkins memiliki beberapa keunggulan disbanding metode yang lainnya, yaitu metode Box-Jenkins disusun dengan logis dan secara statistik akurat, metode ini memasukan banyak informasi dari data historis, metode ini menghasilkan kenaikan akurasi peramalan dan pada waktu yang sama menjaga jumlah parameter seminimal mungkin.[31]
2. Model ARIMA yang layak untuk digunakan pada data jumlah penumpang kereta api Yogyakarta adalah model ARIMA $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$ Model tersebut dikatakan layak untuk digunakan karena estimasi parameter signifikan terhadap model dan memenuhi semua asumsi dalam analisis residual yaitu non autokorelasi, homoskedastisitas, dan normalitas.

[31] Mudrajad Kuncoro, *Metode Kuantitatif Teori dan Aplikasi untuk Bisnis dan Ekonomi*, edisi ketiga(Yogyakarta: UPP STIM YKPN, 2007), hlm. 174

B. Saran

PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta sebagai satu-satunya penyedia jasa layanan kereta api di Yogyakarta bisa mengoptimalkan pelayanan. Pelayanan yang optimal adalah dimana layanan kereta api selalu mencukupi untuk setiap penumpang setiap waktu. Model dan prediksi ini diharapkan dapat digunakan untuk mengantisipasi setiap lonjakan penumpang dan penurunan jumlah penumpang sehingga layanan dapat dipersiapkan sesuai dengan porsinya.

Dalam analisis dan pembahasan di atas terlihat bahwa bulan Juli merupakan bulan yang padat penumpang. Perusahaan kereta api hendaknya mewaspadai akan terjadinya lonjakan pada bulan Juli yang merupakan bulan yang padat akan penumpang. PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta harus melakukan persiapan lebih khusus pada bulan ini. PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta juga harus mewasdai rendahnya pengguna jasa kereta api pada bulan pebruari yang biasanya minat pengguna kereta api rendah. Begitu juga pada hari libur hari raya besar seperti lebaran Idul Fitri, Natal, Tahun baru, dan hari-hari raya besar yang lain adalah bulan padat penumpang yang harus diwaspadai.

Dalam pengoptimalan pelayanan akan menjadikan masyarakat puas kemudian akan meningkatkan kepercayaan masyarakat terhadap keselamatan dan pelayanan di PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta, tentu saja dalam hal ini akan menjadikan kereta api sebagai pilihan utama layanan transportasi dalam bepergian jauh.

DAFTAR PUSTAKA

Arikunto, Suharsimi, 2007, *Prosedur Penelitian Suatu Pendekatan Praktek*, Jakarta: PT Rineka Citra.

Hartadi, Nur Chandra, 2007, *Peramalan Jumlah Penumpang dan Barang Bagasi PT. Kereta api DAOP VI Yogyakarta tahun 2007 (Studi Kasus pada Departemen Perhubungan dan PT. Kereta Api DAOP VI Yogyakarta) (Skripsi)*, Universitas Islam Indonesia Yogyakarta.

Hasan, M. Iqbal, 2001, *Pokok-Pokok Materi Statistik 1 (Statistik Deskriptif)*, edisi kedua, Jakarta: Bumi aksara.

Heizer, Jay & Barry Render,2001, *Prinsip-Prinsip Manajemen Operasi*, cet. Pertama, Jakarta: Salemba Empat.

____, *Operations Management*, 2005, edisi ketujuh, Jakarta: Salemba Empat.

Iriawan, Nur dan Septin Puji Astuti, 2006, *Mengolah Data Statistik dengan Mudah Menggunakan Minitab 14*, Yogyakarta, Penerbit Andi Offset.

Kuncoro, Mudrajad, 2007, *Metode Kuantitatif Teori dan Aplikasi untuk Bisnis dan Ekonomi*, edisi ketiga, Yogyakarta: UPP STIM YKPN

Makridakis.S, Steven C. Wheelwright, Viktor E. McGee, 1999, *Metode dan Aplikasi Peramalan*, alih bahasa Untung Sus Andriyanto & Abdul Basith, edisi kedua jilid 1, Jakarta: Erlangga.

Pankratz,A, 1983, *Forecasting With Univariate Box-Jenkins Model*, New York: John Wiley & Sons.Inc.

Rini,Vivi Soelistiyo, 2007, *Pemodelan Jumlah Pendapatan PT Kereta Api (Persero) dengan Analisis Time Series di PT Kereta Api (Persero) Daerah Operasi VI Yogyakarta,* Laporan Kerja Praktik Universitas Gajah Mada.

Rosadi, Dedi, 2005, *Pengantar Analisis Data Runtun Waktu dengan Eviews 4.0,* Program Studi Statistika Jurusan Matematika FMIPA UGM.

Soejoeti, Zanzawi, 1987, *Materi Pokok Analisis Runtun Waktu,* Jakarta: Karunika UT

Spiegel, Murray R. dkk, 1996, *Teori dan Soal-Soal Statistika,* edisi kedua Jakarta: Erlangga

Supangat, Andi, 2007, *Statistika dalam Kajian Deskriptif, Inferensi, dan non Parametrik*, edisi pertama cet. Ke-1, Jakarta: Kencana.

William W.S. Wei, 1990, *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods,* Addison-Wesley Publishing Company.

Data jumlah penumpang kereta api kelas bisnis periode Januari 2003 – Desember 2008

Tahun	Bulan	Jumlah Penumpang
2003	Januari	68353
	Februari	50007
	Maret	42628
	April	44042
	Mei	50340
	Juni	51867
	Juli	59138
	Agustus	49849
	September	46976
	Oktober	46663
	November	59911
	Desember	63797
2004	Januari	54898
	Februari	47922
	Maret	39679
	April	43420
	Mei	42519
	Juni	50329
	Juli	59468
	Agustus	48520
	September	45109
	Oktober	48516
	November	56561
	Desember	50603
2005	Januari	53644
	Februari	39083
	Maret	40111
	April	39722
	Mei	41955
	Juni	44505
	Juli	62517
	Agustus	46624
	September	51133
	Oktober	48351
	November	50361
	Desember	45003

2006	Januari	57646
	Februari	32924
	Maret	41382
	April	44016
	Mei	48727
	Juni	53169
	Juli	59657
	Agustus	46913
	September	47737
	Oktober	49971
	November	42120
	Desember	50208
2007	Januari	56714
	Februari	27735
	Maret	42227
	April	38917
	Mei	43197
	Juni	47762
	Juli	62247
	Agustus	49307
	September	49618
	Oktober	48374
	November	42616
	Desember	62848
2008	Januari	49153
	Februari	40315
	Maret	54277
	April	46906
	Mei	52056
	Juni	68892
	Juli	73177
	Agustus	74997
	September	53171
	Oktober	58256
	November	55047
	Desember	71480

PEMERINTAH PROVINSI DAERAH ISTIMEWA YOGYAKARTA
BADAN PERENCANAAN DAERAH
(B A P E D A)
Kepatihan, Danurejan, Yogyakarta - 55213
Telepon : (0274) 589583, 562811 (Psw. : 209-219, 243-247) Fax. : (0274) 586712
Website http://www.bapeda@pemda-diy.go.id
E-mail : bapeda@bapeda.pemda-diy.go.id

SURAT KETERANGAN / IJIN

Nomor : 070 / 3017

Membaca Surat : Dekan F-Sains dan Teknologi UIN "Suka" Nomor UIN .02/TU ST/TL.00/919/2008
Tanggal 19 Mei 2008 Perihal Ijin Penelitian

Mengingat :
1. Keputusan Menteri Dalam Negeri No. 61 Tahun 1983 tentang Pedoman Penyelenggaraan Pelaksanaan Penelitian dan Pengembangan di Lingkungan Departemen Dalam Negeri.
2. Keputusan Gubernur Daerah Istimewa Yogyakarta No. 38 / I 2 /2004 tentang Pemberian Izin Penelitian di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta.

Diijinkan kepada :

Nama : **EKA FERRI INDAYANI** No.Mhs./NIM 04610017
Alamat Instansi : Jl. Marsda Adisucipto Yogyakarta
Judul : PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG DAN BARANG BAGASI DENGAN MENGGUNAKAN METODE BOX-JENKINS (Study Kasus di PT. KERETA API (Persero) DAOP VI YOGYAKARTA)

Lokasi : DIY
Waktunya : Mulai tanggal 21 Mei 2008 s/d 21 Agustus 2008

1. Terlebih dahulu menemui / melaporkan diri Kepada Pejabat Pemerintah setempat (Bupati / Walikota) untuk mendapat petunjuk seperlunya;
2. Wajib menjaga tata tertib dan mentaati ketentuan-ketentuan yang berlaku setempat;
3. Wajib memberi laporan hasil penelitiannya kepada Gubernur Kepala Daerah Istimewa Yogyakarta (Cq. Kepala Badan Perencanaan Daerah Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta);
4. Ijin ini tidak disalahgunakan untuk tujuan tertentu yang dapat mengganggu kestabilan Pemerintah dan hanya diperlukan untuk keperluan ilmiah;
5. Surat ijin ini dapat diajukan lagi untuk mendapat perpanjangan bila diperlukan;
6. Surat ijin ini dapat dibatalkan sewaktu-waktu apabila tidak dipenuhi ketentuan - ketentuan tersebut di atas.

Tembusan Kepada Yth. :
1. Gubernur Daerah Istimewa Yogyakarta (Sebagai Laporan)
2. Ka. PT. KAI DAOP VI Yogyakarta;
3. Dekan F-Sains dan Teknologi UIN "Suka";
4. Ybs.

Dikeluarkan di : Yogyakarta
Pada tanggal : 21 Mei 2008

A.n. GUBERNUR
DAERAH ISTIMEWA YOGYAKARTA
KEPALA BAPEDA PROVINSI DIY

Ub . KEPALA BIDANG PENGENDALIAN

Ir. SOFYAN AZIZ, CI
NIP. 110 035 037

7 Mhs. Yos.

PT. KERETA API (Persero)
DAERAH OPERASI VI YOGYAKARTA

Nomor : DL.405/V/ 09 /D.VI-2008
Lampiran : -
Perihal : Ijin Penelitian

Yogyakarta, 28 Mei 2008

Kepada
Yth. Dekan Fakultas Sains & Teknologi
Universitas Islam Negeri
Sunan Kalijaga Yogyakarta
Di
YOGYAKARTA

1. Diberitahukan dengan hormat bahwa berdasarkan surat Saudara Nomor : UIN.02/TU.ST/TL/00/919/2008 tanggal 19 Mei 2008 perihal permohonan data dalam rangka menyelesaikan pendidikan Strata 1 pada Program Studi Matematika, maka kepada mahasiswa tersebut dibawah ini :

No.	Nama Mahasiswa	NIM	Tanggal Pelaksanaan	Keterangan
1.	EKA FERRI INDAYANI	0461007	01-06-2008 s.d 31-08-2008	

diberikan ijin untuk melakukan pengambilan data di Seksi OPSAR dengan judul proposal penelitian "Peramalan Jumlah Penumpang dan Barang BagasiKereta Api Dengan Menggunakan Metode Box-Jenkins (Studi Kasus di PT. KERETA API (Persero) DAOP VI Yogyakarta", dengan syarat-syarat :

a. Membawa rekaman surat ini;
b. Tertib tidak mengganggu dinas PT. Kereta Api (Persero);
c. Mematuhi peraturan yang berlaku;
d. Memakai kartu tanda pengenal;
e. Menyerahkan laporan hasil penelitian.

2. Demikian untuk menjadikan periksa dan terima kasih.

KASI SUMBER DAYA MANUSIA & UMUM
DAOP VI YOGYAKARTA

Drs. RONNI SATYANUGRAHA
NIPP.40307

Tembusan :
1. Yth. KADAOP VI Yk sbg laporan;
2. Yth. Kasi OPSAR Daop VI Yk;
3. Yth. Kasubsi Opnis & Perka Daop VI Yk;
4. Yth. Kasubsi Sarpen Daop VI Yk;
5. Yth. Kasubsi Sarbar Daop VI Yk;
6. Yth. Pertinggal.

PT. KERETA API (Persero)
DAERAH OPERASI VI YOGYAKARTA

Nomor : P.055/SDM/V/D.VI-2008
Lampiran : 1 (satu) berkas
Perihal : Permohonan Ijin Riset/ Penelitian

Yogyakarta, 27 Mei 2008

Kepada
Yth. Kasi OPSAR
DAOP VI Yogyakarta
Di
YOGYAKARTA

1. Berdasarkan surat permohonan dari Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga Yogyakarta nomor : UIN.02/TU.ST/TL/00/919/2008 tanggal 19 Mei 2008 perihal permohonan ijin riset/ penelitian di Seksi OPSAR DAOP VI Yogyakarta, bersama ini kami hadapkan mahasiswa tersebut dibawah ini :

No.	Nama Mahasiswa	NIM	Tanggal Pelaksanaan	Keterangan
1.	EKA FERRI INDAYANI	04610017	01-06-2008 s/d 31-08-2008	

sebagai syarat menempuh ujian akhir program strata-1 dengan judul proposal penelitian skripsi yaitu : "Peramalan Jumlah Penumpang dan Barang Bagasi Kereta Api Dengan Menggunakan Metode Box-jenkins (Studi Kasus di PT. KERETA API (Persero) DAOP VI Yogyakarta".

2. Demikian atas perhatian dan ijin yang di berikan, kami ucapkan terima kasih.

a.n. Kasi Sumber Daya Manusia dan Umum
Kasubsi Sumber Daya Manusia

UNTORO
NIPP.28754

Nama Jabatan	Keterangan Setuju/ Tdk Setuju	Tanda Tangan
Kasi OPSAR DAOP VI Yogyakarta Drs. YUSREN NIPP.38373	acc.	

SURAT KETERANGAN TEMA SKRIPSI / TUGAS AKHIR

Berdasarkan rapat koordinasi dosen program studi **Matematika (MAT)** pada tanggal **12 Februari 2008**, maka mahasiswa:

Nama : **Eka Ferri Indayani**
NIM : **04610017**
Prodi/smt : **MAT/ VIII**
Fakultas : **Sain & Teknologi**

Mendapatkan persetujuan skripsi / tugas akhir dengan tema:

" Kajian tentang metode pemulusan (smoothing) pada data time series dan terapannya "

Dengan pembimbing:

Pembimbing I : **Kariyam, M.Si.**
Pembimbing II : **Sunaryati, SE, M.Si.**

Demikian pemberitahuan ini dibuat, agar mahasiswa yang bersangkutan segera berkonsultasi dengan pembimbing.

Yogyakarta, 12 Februari 2008
Ketua Program Studi Matematika

DEPARTEMEN AGAMA FAKULTAS SAINS & TEKNOLOGI YOGYAKARTA UIN SUNAN KALIJAGA

Dra.Khurul Wardati, M.Si.
NIP: 150299967

Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga FM-STUINSK-BM-05-H/RO

Bukti Seminar Proposal

Nama	: Eka Ferri Indayani
Nim	: 04610017
Semester	: VIII
Program Studi	: Matematika
Fakultas	: Sains dan Teknologi
Tahun Akademik	: 2007/2008

Telah melaksanakan seminar proposal Skripsi pada tanggal 16 Mei 2008 dengan judul :

PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG DAN BARANG BAGASI DENGAN MENGGUNAKAN METODE BOX-JENKINS (Studi Kasus di PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta)

Selanjutnya kepada mahasiswa tersebut supaya berkonsultasi kepada dosen pembimbing berdasarkan hasil-hasil seminar untuk menyempurnakan proposal.

Yogyakarta, 16 Mei 2008
Pembimbing I

Kariyam, M.Si.
NIP : 966110102

CURRICULUM VITAE

Nama	: Eka Ferri Indayani
Tempat/tanggal lahir	: Kab. OKU Timur, 08 Februari 1986
Alamat	: Sidogede, RT. 02 RW. 02 Belitang, OKU Timur Sumatera Selatan 32382
Alamat di Yogyakarta	: Jl.Ace No. 64 RT 04 RW 27 Condong Catur, Depok, Sleman, Yogyakarta

Nama Orang Tua

- Ayah : Sobirin, AMa. Pd.
- Ibu : Jemiyah

Pendidikan:

- TK Raudatul Atfal Kutosari lulus tahun 1992
- SDN Sidogede lulus tahun 1998
- SLTP N Belitang lulus tahun 2001
- MAN Gumawang lulus tahun 2004
- Tahun 2004 masuk UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta pada fakultas sains dan Teknologi jurusan Matematika