ANALISIS PENJUALAN PRODUK PENINGGI BADAN DI JAWA TENGAH DAN DAERAH ISTIMEWA YOGYAKARTA MENGGUNAKAN METODE ARIMA

TUGAS AKHIR

(Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar Sarjana Jurusan Statistika)

Elfa Octavian

12611003

JURUSAN STATISTIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA

YOGYAKARTA

2018

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

TUGAS AKHIR

Judul : Analisis Penjualan Produk Peninggi Badan di Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta Menggunakan Metode ARIMA

Nama : Elfa Octavian

Nomor Mahasiswa : 12611003

TUGAS AKHIR INI TELAH DIPERIKSA DAN DISETUJUI UNTUK DIUJIKAN

Yogyakarta, 22 Januari 2018

Mengetahui

Dosen Pembimbing

(Dr. Edy Widodo, S.Si, M.Si)

HALAMAN PENGESAHAN

TUGAS AKHIR

ANALISIS PENJUALAN PRODUK PENINGGI BADAN
DI JAWA TENGAH DAN DAERAH ISTIMEWA YOGYAKARTA
MENGGUNAKAN METODE ARIMA

Nama Mahasiswa	**:**	**Elfa Octavian**
Nomor Mahasiswa	**:**	**12611003**

TUGAS AKHIR INI TELAH DIUJIKAN
PADA TANGGAL 7 FEBRUARI 2018

Nama Penguji :	**Tanda Tangan**
1. Dr. Fatia Fatimah, S.Si, M.Pd	………………
2. Dr. Jaka Nugraha, S.Si, M.Si	………………
3. Dr. Edy Widodo, S.Si, M.Si	………………

Mengetahui,
Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

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

KATA PENGANTAR

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَٰنِ الرَّحِيمِ

Assalaamu'alaikum warahmatullaahi wabarakatuh

Alhamdulillahirabbil'alamiin, puji syukur kepada Allah SWT yang telah memberikan hidayah, kesempatan, dan kemudahan kepada kita semua dalam menjalankan amanah yang menjadi tanggung jawab kita. Shalawat serta salam tak henti-hentinya kita curahkan kepada junjungan kita Nabi Muhammad SAW beserta seluruh keluarga dan sahabatnya, karena dengan syafa'atnya kita dapat hijrah dari zaman jahiliyah menuju zaman yang terang benderang.

Atas karunia dan pertolongan dari Allah SWT, tugas akhir ini tersusun dan terselesaikan dengan baik sebagai hasil proses pembelajaran yang telah penulis dapatkan selama melakukan proses pembelajaran di Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Islam Indonesia. Perlu disadari bahwa pelaksanaan penyusunan tugas akhir ini tidak lepas dari bimbingan, dorongan, dan bantuan baik materi maupun non materi dari berbagai puhak. Oleh karena itu perkenankanlah penulis menghaturkan ucapan terimakasih kepada:

1. Drs. Allwar, M.Sc., Ph.D. selaku Dekan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Indonesia.
2. Dr. Raden Bagus Fajriya Hakim, S.Si., M.Si. selaku Ketua Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Indonesia.
3. Dr. Edy Widodo, S.Si., M.Si selaku dosen pembimbing tugas akhir yang penuh kesabaran telah membekali dan membimbing saya dari awal persiapan penulisan tugas akhir ini dimulai sampai pada selesainya penulisan tugas akhir ini.

4. Orang tua saya tercinta, Bapak Machmud Fauzi dan Ibu Ambaryani, SE, yang telah memberikan kasih sayang, kesabaran, doa, dukungan serta dorongan moril maupun materil yang membuat saya terus semangat.
5. Seluruh dosen statistika UII dan seluruh dosen FMIPA UII yang telah membina dan mendedikasikan ilmunya kepada penulis.
6. Seluruh Karyawan FMIPA UII yang selalu membantu proses pembelajaran.
7. Indah Maryana, *The best partner in my life*.
8. Dimas, Berky, Indira, Tama, Triano, terimakasih untuk persahabatan ini yang selalu memberikan semangat dan sukses buat kalian.
9. Untuk teman-teman satu bimbingan, sukses buat kalian semua
10. Teman-teman Statistika UII angkatan 2012 serta kalianlah yang selalu memberikan inspirasi serta semangat.
11. Pihak lain yang tidak bisa disebutkan satu per satu, terima kasih atas dukungan dan dorongan yang telah diberikan.

Semoga segala bantuan, bimbingan, dan pengajaran yang telah diberikan kepada penulis mendapatkan imbalan dari Allah SWT. Tidak lupa penulis memohon maaf apabila selama dalam proses penyusunan tugas akhir ini terdapat kekhilafan dan kesalahan. Penulis menyadari sepenuhnya akan keterbatasan kemampuan yang dimiliki. Oleh karena itu, penulis mengharapkan adanya kritik dan saran yang membangun demi kesempurnaan penyusunan dan penulisan tugas akhir ini. Akhirnya semoga tugas akhir ini dapat bermanfaat bagi semua yang membaca dan membutuhkannya.

Wassalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh

Yogyakarta, 9 Februari 2018

Penulis

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL

Tabel **Judul** **Halaman**

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR LAMPIRAN

PERNYATAAN

Dengan ini penulis menyatakan bahwa dalam tugas akhir ini tidak terdapat karya yang sebelumnya pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu perguruan tinggi dan sepengetahuan penulis juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang diacu dalam makalah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Yogyakarta, 9 Februari 2018

Penulis

ANALISIS PENJUALAN PRODUK PENINGGI BADAN DI JAWA TENGAH DAN DAERAH ISTIMEWA YOGYAKARTA MENGGUNAKAN METODE ARIMA

Oleh : Elfa Octavian

Program Studi Statistika Fakultas MIPA

Universitas Islam Indonesia

INTISARI

Analisis data runtun waktu bertujuan untuk memprediksi data runtun waktu beberapa periode ke depan berdasarkan data di masa lalu. Adapun tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk memprediksi penjualan produk peninggi badan *TIENS* di provinsi Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta dengan menggunakan model ARIMA(p,d,q). Data yang digunakan berupa data bulanan dari bulan Januari 2013 sampai dengan bulan Agustus 2017. Penelitian ini membahas tentang langkah-langkah analisis runtun waktu dengan menggunakan metode Box-Jenkins. Metode ini terdiri dari beberapa tahap, yaitu identifikasi model dilakukan dengan pengidentifikasian model yang dianggap paling sesuai dengan melihat plot ACF dan PACF dari *correlogram*. Tahap estimasi parameter dilakukan dengan penaksiran diagnostik untuk menguji kesesuaian dari parameter-parameter yang didapat pada tahap sebelumnya. Setelah model yang sesuai teridentifikasi maka langkah selanjutnya adalah menggunakan model tersebut untuk peramalan. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa model ARIMA(0,1,1) memberikan hasil nilai peramalan yang baik dengan nilai *AIC* dan *SIC* terkecil. Hal ini terbukti pada data peramalan penjualan peninggi badan *TIENS* di provinsi Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta.

Kata Kunci: Peramalan, data runtun waktu, metode Box-Jenkins, *AIC*, *SIC*

ANALYSIS THE SALES OF SUPPLEMENT IMPROVE BONE DENSITY IN THE CENTRAL JAVA AND SPECIAL REGION OF YOGYAKARTA USING ARIMA

By : Elfa Octavian

Statistics Departement, Mathematics and Natural Science Faculty

Islamic University of Indonesia

ABSTRACT

Time series data analysis aims to predict the next periods of data based on past data. The main purpose of this research is to predict the sales of TIENS supplement improve bone density in the provinces of Central Java and Special Region of Yogyakarta by using models of ARIMA(p, d, q). The data used in the form of monthly data from January 2013 until August 2017. This study discusses the steps of time series using Box-Jenkins method. This method consists of several voids, that's the model identification is done by identifying the model that's considered the most appropriate to see the ACF and PACF plots of the correlogram. Estimated parameter stage is performed by diagnostic assessment to test the conformity of the parameters obtained in the previous stage. Once the appropriate model is identified then the next step is to use the model for forecasting. Results of this study indicate that the ARIMA model (0,1,1) gives a good forecasting result with the smallest AIC and SIC value. This is evident in the data forecasting sales of TIENS suplement improve bone density in the provinces of Central Java and the Special Region of Yogyakarta.

Keywords: *Forecasting***,** *time series, Box-Jenkins method, AIC, SIC*

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Tinggi badan yang ideal merupakan harapan setiap orang, sehingga pertumbuhan tulang merupakan suatu hal yang penting. Ada dua faktor yang mempengaruhi pertumbuhan, yaitu faktor internal dan faktor eksternal. Faktor internal meliputi genetik, obstetrik dan seks, sedangkan faktor eksternal meliputi lingkungan, gizi atau nutrisi, obat-obatan dan penyakit (Supariasa, 2002). Pemenuhan akan kebutuhan nutrisi yang tepat sangat diperlukan oleh tubuh untuk mendapatkan tinggi badan yang ideal. Oleh karena itu diperlukan suatu produk yang dapat memenuhi kebutuhan nutrisi yang dapat menunjang pertumbuhan tulang (Koran Sindo, 2017).

Mengingat kebutuhan masyarakat akan nutrisi untuk pertumbuhan tulang, dikembangkan sebuah produk suplemen peninggi badan dari salah satu perusahaan asing industri *network marketing* dari Tiongkok yaitu perusahaan *TIENS* Internasional yang telah berdiri di Indonesia sejak tahun 2000. Di Indonesia sendiri produk-produk *TIENS* telah banyak dikenal di berbagai kota salah satunya di Yogyakarta. Perusahaan *TIENS* menyalurkan produknya melalui distributor-distributornya, di provinsi Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta (DIY) sendiri ada ratusan distributor aktif yang menjual produk *TIENS* kepada konsumen melalui strategi komunikasi pemasaran *personal selling*. Salah satu produknya yaitu suplemen peninggi badan yang dikenal dengan NHCP dan Zinc. NHCP (*Nutrient High Calcium Powder*) merupakan kalsium yang memiliki keistimewaan bahan utamanya dari tulang sumsum sapi segar menggunakan teknologi ekstra kalsium organik yang modern, memiliki kadar kalsium tinggi mencapai 400 mg/100 g atau 40 x lipat kandungan kalsium dalam susu sapi. Sedangkan Zinc dapat membantu mengaktifkan hormon pertumbuhan seseorang yang memiliki kadar *egg protein powder* 90 mg dan *zinc lactate* 4 mg (Spesifikasi *TIENS*, 2017).

Untuk melakukan kegiatan pemasaran suatu produk, sebelumnya harus membuat strategi dan menyusun perencanaan agar memperoleh hasil yang maksimal. Dalam kegiatan perencanaan seringkali antara kesadaran akan terjadinya suatu peristiwa di masa depan dan kenyataan peristiwa itu dipisahkan oleh waktu yang cukup lama. Beda waktu inilah yang merupakan alasan utama diperlukannya suatu perencanaan (*planning*) dan peramalan (*forecasting*). Jika beda waktu itu sama dengan nol atau cukup kecil, maka tidak diperlukan perencanaan. Sebaliknya jika beda waktu itu besar dan kejadian peristiwa di masa depan dipengaruhi oleh faktor-faktor yang terkontrol, maka dalam hal ini suatu perencanaan akan sangat berperan penting (Zanzawi, 1987).

Salah satu unsur yang sangat penting dalam pengambilan keputusan adalah dengan peramalan, sebab efektif atau tidaknya suatu keputusan tergantung pada beberapa faktor yang tidak dapat kita lihat pada waktu keputusan itu sendiri diambil. Berbagai bidang baik itu ekonomi, keuangan, pemasaran, produksi, dan berbagai bidang riset selalu membutuhkan peranan peramalan. Peramalan akan sangat diperlukan untuk mengetahui kapan suatu peristiwa akan terjadi sehingga tindakan yang tepat dapat dilakukan.

Statistika adalah sekumpulan konsep dan metode yang digunakan untuk mengumpulkan dan menginterprestasikan data kuantitatif tentang bidang kegiatan tertentu dan mengambil kesimpulan dalam situasi dimana ada ketidakpastian dan variasi (Zanzawi, 1987). Statistika mempunyai peran yang sangat penting dalam kehidupan kita sehari-hari dalam penelitian ilmiah maupun ilmu pengetahuan. Dengan statistika kita dapat menggunakan data historis untuk melakukan prediksi-prediksi. Namun baik tidaknya keputusan dan rencana yang disusun sangat ditentukan oleh ketepatan ramalan yang dibuat. Oleh karena itu ketepatan ramalan merupakan hal yang sangat penting. Meskipun demikian perlu disadari bahwa suatu perkiraan adalah tetap perkiraan, dimana selalu ada unsur kesalahannya. Dengan demikian yang penting diperhatikan adalah usaha untuk memperkecil kemungkinan kesalahannya tersebut.

Ada beberapa jenis metode peramalan yang digunakan, salah satunya adalah metode analisis runtun waktu dengan menggunakan metode Box-Jenkins atau ARIMA (*autoregressive moving average*). Metode ini telah dikembangkan lebih lanjut dan diterapkan untuk peramalan.

Metode analisis runtun waktu model ARIMA dengan pendekatan Box-Jenkins terdiri dari beberapa tahap pendekatan yaitu (Makridakis, 1970):

1. Tahap identifikasi model, yang merupakan proses pemilihan model.
2. Tahap estimasi parameter, yang merupakan proses penentuan nilai parameter-parameter pada model yang dihasilkan.
3. Tahap pengecekan diagnostik (*diagnostic checking*), yang merupakan proses untuk memeriksa ketepatan model. Setelah model yang sesuai teridentifikasi maka langkah selanjutnya adalah dilakukan peramalan.

Metode peramalan Box-Jenkins berbeda dengan hamper semua metode peramalan lainnya. Metode ini menggunakan pendekatan iteratif dalam mengidentifikasi suatu model yang paling tepat dari semua kemungkinan model yang ada. Model yang telah dipilih diuji lagi dengan data historis untuk melihat apakah model tersebut menggambarkan keadaan data secara akurat atau tidak.

Data penjualan suatu produk merupakan data runtun waktu yang dapat diprediksi untuk beberapa periode ke depan. Salah satu sumber penjualan terbesar suatu perusahaan berasal dari penjualan produk untuk memenuhi kebutuhan pribadi, dimana produk tersebut salah satunya adalah produk peninggi badan. Dari sinilah penulis merasa perlu dilakukan analisis statistika mengenai penjualan suatu produk, khususnya penjualan produk peninggi badan *TIENS* di provinsi Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta.

Melihat latar belakang di atas, penulis bermaksud melakukan penelitian yaitu studi literatur tentang metode peramalan. Salah satu metode yang digunakan penulis untuk membahas tugas akhir yang berjudul **"Analisis Data Runtun Waktu Menggunakan Model ARIMA (*p,d,q*)"** adalah dengan metode Box-Jenkins. Adapun penerapannya menggunakan data penjualan produk peninggi badan *TIENS* di provinsi Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian di atas dapat dirumuskan permasalahan sebagai berikut:

1. Model ARIMA apa yang baik digunakan untuk memprediksi jumlah penjualan produk peninggi badan *TIENS* di provinsi Jateng dan DIY pada periode yang akan datang.
2. Berapakah hasil peramalan empat periode ke depan dari data penjualan produk peninggi badan *TIENS* di Jateng dan DIY dengan menggunakan model ARIMA yang terbaik.

1.3 Batasan Masalah

Batasan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Data yang digunakan adalah data jumlah penjualan peninggi badan *TIENS* di Jateng dan DIY dari bulan Januari 2013 sampai dengan Agustus 2017.
2. Alat analisis yang digunakan adalah analisis runtun waktu (*time series*) menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins.
3. *Software* yang digunakan untuk analisis statistik adalah *Microsoft Excel, Minitab,* dan *R Studio*.

1.4 Jenis Penelitian dan Metode Analisis

Kategori tugas akhir ini adalah kategori aplikasi. Metode analisis yang digunakan adalah metode ARIMA Box-Jenkins, dimana pada penelitian tugas akhir ini diharapkan peneliti dapat mengetahui penerapan metode peramalan menggunakan model ARIMA untuk memprediksi jumlah penjualan produk peninggi badan *TIENS* di provinsi Jateng dan DIY.

1.5 Tujuan Penelitian

Sesuai dengan rumusan masalah yang telah disusun, berikut tujuan yang akan dicapai:

1. Mendapatkan model ARIMA terbaik yang dapat digunakan untuk memprediksi jumlah penjualan produk peninggi badan *TIENS* di provinsi Jateng dan DIY pada periode yang akan datang.
2. Mengetahui hasil peramalan dengan menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins untuk memprediksi jumlah penjualan produk peninggi badan *TIENS* di provinsi Jateng dan DIY.

1.6 Manfaat Penelitian

Manfaat yang bisa diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dapat mengetahui salah satu penerapan matematis khususnya statistika menggunakan analisis runtun waktu (*time series*) dengan metode ARIMA Box-Jenkins dalam penjualan produk peninggi badan *TIENS* Jateng dan DIY.
2. Sehingga dari hasil penelitian tersebut diharapkan memberikan manfaat bagi pembuat kebijakan khususnya pada wilayah Jateng dan DIY dalam memprediksi jumlah penjualan produk peninggi badan *TIENS*.

1.7 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan tugas akhir ini sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan tentang latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, jenis penelitian dan metode analisis, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menguraikan mengenai penelitian terdahulu yang telah ada dan berkaitan dengan penjualan produk peninggi badan dan metode ARIMA.

BAB III LANDASAN TEORI

Bab ini memaparkan kajian teoritis tentang analisis runtun waktu, analisis trend, stasioner dan non-stasioneritas data runtun waktu, uji ADF, ACF dan PACF, uji Ljung-Box, dan metode Box-Jenkins yang digunakan dalam menyelesaikan permasalahan dalam penelitian ini.

BAB IV METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan populasi penelitian, variabel penelitian, metode pengumpulan data, alat analisis data, dan tahapan peneltian metode ARIMA.

BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini memaparkan mengenai langkah-langkah analisis data runtun waktu menggunakan model ARIMA pada jumlah penjualan produk peninggi badan TIENS di Jateng dan DIY, mulai dari indentifikasi model, penaksiran (estimasi), pengecekan diagnostik (*diagnostic checking*), penerapan dan kriteria pemilihan model terbaik.

BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini memuat rumusan hasil penelitian yang berupa kesimpulan dan saran.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian terkait penjualan suatu produk dengan analisis data runtun waktu menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins dasarnya telah dilakukan oleh peneliti-peneliti terdahulu. Beberapa penelitian terdahulu dijadikan sebagai acuan dalam penelitian kali ini.

Fendi (2009) melakukan penelitian tentang *forecasting volume* penjualan produk kertas perusahaan PT. Pura Barutama dengan analisis runtun waktu dan menggunakan program Minitab. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui bagaimana langkah-langkah penggunaan metode ARIMA dan menentukan metode terbaik untuk meramalkan volume penjualan produk kertas, sehingga dapat diketahui hasil *forecasting* dari volume penjualan produk kertas perusahaan PT. Barutama pada tahun 2008 sampai dengan tahun 2009. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bentuk *time series* yang cocok untuk volume penjualan kertas di perusahaan PT. Pura Barutama Kudus untuk Januari 2003 sampai Desember 2007 adalah ARIMA(2,2,1).

Penelitian lain meneliti tentang fluktuasi harga emas dengan analisis runtun waktu menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis data fluktuasi harga emas dengan metode ARIMA Box-Jenkins menggunakan model terbaik. Metode penelitian yang digunakan adalah dengan pendekatan kuantitatif. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa model ARIMA(1,1,1) adalah metode terbaik dengan prediksi harga emas pada periode yang akan dating dipengaruhi oleh 84% selisih harga emas dibandingkan dua periode sebelumnya (Siti Munawaroh, 2010).

Penelitian lain meneliti tentang peramalan penjualan produksi teh botol Sosro pada PT. Sinar Sosro Sumatera Utara tahun 2014 dengan metode ARIMA Box-Jenkins. Penelitian ini bertujuan meramalkan jumlah produksi teh khususnya teh botol sosro pada PT. Sinar Sosro Sumatera Bagian Utara sampai dengan tahun 2014. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa jumlah penjualan produksi teh botol sosro hasil peramalan bulan Juni 2013 sampai dengan Mei 2014 adalah sebesar 1.305.140,586 krat dengan rata-rata penjualan setiap bulannya adalah sebesar 108.761,7155 krat (Puspa Linda, 2014).

Chairunnisa (2015) melakukan penelitian tentang prediksi jumlah penjualan tiket menggunakan metode ARIMA pada PT. Charisma Rasa Sayang Holidays Medan. Penelitian ini bertujuan memprediksi penjualan tiket pada musim lebaran di tahun 2015 dengan menggunakan metode ARIMA. Metode penelitian yang digunakan adalah analisis runtun waktu (*time series*) menggunakan ARIMA. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa data jumlah tiket sudah stasioner tidak perlu dilakukan proses *differencing*. Dari plot nilai koefisien autokorelasi dan nilai koefisien autokorelasi data asli memperlihatkan juga bahwa data sudah stasioner. Sehingga diperoleh tiga model ARIMA yakni ARIMA(1,0,0), ARIMA(0,0,1), dan ARIMA(1,0,1). Hasil prediksi didapatkan setelah menginput data penjualan yang telah disimpan dalam *excel*, kemudian data tersebut *diimport* ke dalam *SPSS*.

Penelitian lain juga meneliti tentang peramalan penjualan sepatu merk Nike dengan metode ARIMA. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui apakah penjualan sepatu Nike di Toko Kavernosa Sport di tahun 2017 mengalami kenaikan dari tahun sebelumnya. Metode penelitian yang digunakan adalah analisis deskriptif dan analisis *time series* menggunakan ARIMA. Hasil dari penelitian ini menunjukkan dari analisis dapat dilihat bahwa jumlah penjualan sepatu merk Nike di Toko Kavernosa Sport mengalami peningkatan dan penurunan yaitu rata-rata penjualan tertinggi pada tahun 2014 sebesar 40 pasang, sedangkan rata-rata penjualan terendah pada tahun 2013 sebesar 18 pasang. Setelah dilakukan pemilihan model, didapatkan model terbaik yaitu ARIMA(0,0,1) dengan nilai MSE sebesar 243,3. Dari model tersebut dapat diprediksi bahwa jumlah penjualan terbanyak terjadi pada bulan Januari 2017 sebesar 45 pasang sepatu (Rizal, 2017).

BAB III

LANDASAN TEORI

3.1 Analisis Runtun Waktu

Statistika adalah ilmu yang mempelajari tentang data, berdasarkan waktu pengumpulannya data dapat dibedakan menjadi tiga yaitu:

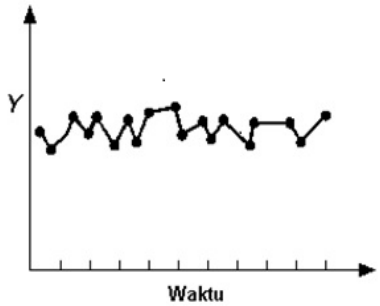
1. Data *cross-section* adalah jenis data yang dikumpulkan untuk jumlah variabel pada suatu titik waktu tertentu. Model yang digunakan untuk memodelkan tipe ini adalah model regresi.
2. Data runtun waktu (*time series*) adalah jenis data yang dikumpulkan menurut urutan waktu dalam suatu rentang waktu tertentu. Model yang digunakan untuk memodelkan tipe ini adalah model-model *time series*.
3. Data panel adalah jenis data yang dikumpulkan menurut urutan waktu dalam suatu rentang waktu tertentu pada sejumlah kategori. Model yang digunakan untuk memodelkan tipe ini adalah model data panel, model runtun waktu multivariat (Dedi Rosadi, 2006).

Di dalam meramalkan nilai suatu variabel di waktu yang akan datang, harus diperhatikan dan dipelajari terlebih dahulu sifat dan perkembangan variabel itu di waktu yang lalu. Nilai dari suatu variabel dapat diramal jika sifat dari variabel tersebut diketahui di waktu sekarang dan di waktu yang lalu, untuk mempelajari bagaimana perkembangan historis dari suatu variabel, biasanya urutan nilai-nilai variabel itu diamati menurut waktu. Urutan waktu seperti ini dinamakan runtun waktu, dengan kata lain runtun waktu adalah serangkaian pengamatan terhadap suatu peristiwa, kejadian, gejala atau variabel yang diambil dari waktu ke waktu, dicatat secara teliti menurut urutan-urutan waktu terjadinya dan kemudian disusun sebagai data. Adapun waktu yang digunakan dapat berupa mingguan, bulan, tahun dan sebagainya.

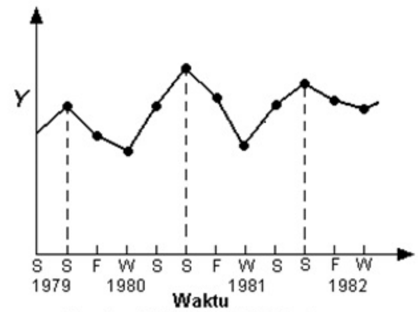
Makridakis (1970) mengungkapkan bahwa langkah penting dalam memilih suatu runtun waktu (*time series*) yang tepat adalah dengan mempertimbangkan jenis pola data, sehingga metode yang paling tepat dengan pola data tersebut dapat diuji. Pola data dibedakan menjadi empat, yaitu:

1. Pola horinzontal terjadi pada saat nilai data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang konstan. (Deret seperti itu adalah stasioner terhadap nilai rata-ratanya). Suatu produk yang penjualannya tidak meningkat atau menurun selama waktu tertentu. Pola khas data horizontal atau stasioner.
2. Pola musiman terjadi bilamana suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman (misalnya kuartal tahun tertentu). Misalnya pada penjualan minuman ringan, es krim, dan bahan bakar pemanas ruangan.
3. Pola siklis terjadi bilamana datanya dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis. Misalnya pada penjualan produk seperti mobil, baja, dan peralatan utama lainnya.
4. Pola trend terjadi pada saat terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang dalam data. Penjualan banyak perusahaan, produk bruto nasional (GNP) dan berbagai indikator bisnis atau ekonomi lainnya.

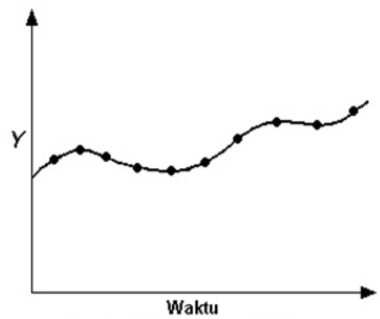
Gambar 3.1 menunjukkan empat jenis pola data terdiri dari pola data horizontal, musiman, siklis, dan trend.



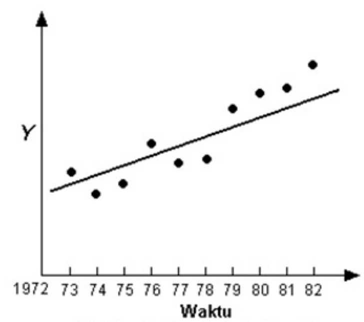
Pola Horinzontal



Pola Musiman



Pola Siklis



Pola Trend

Gambar 3.1 *Jenis-jenis Pola Data*

3.2 Analisis Trend

Analisis trend merupakan suatu metode analisis statistika yang ditujukan untuk melakukan suatu estimasi atau peramalan pada masa yang akan datang. Untuk melakukan peramalan dengan baik maka dibutuhkan berbagai macam informasi (data) yang cukup banyak dan diamati dalam periode waktu yang relatif cukup panjang, sehingga hasil analisis tersebut dapat mengetahui sampai berapa besar fluktuasi yang terjadi dan faktor-faktor apa saja yang memengaruhi terhadap perubahan tersebut. Secara teoristis, dalam analisis runtun waktu (*time series*) hal yang paling menentukan adalah kualitas dan keakuratan dari data-data yang diperoleh, serta waktu atau periode dari data-data tersebut dikumpulkan. Jika data yang dikumpulkan tersebut semakin banyak maka semakin baik pula estimasi atau peramalan yang diperoleh. Sebaliknya, jika data yang dikumpulkan semakin sedikit maka hasil estimasi atau peramalannya akan semakin jelek. (Bianchi, 1999). Oleh karenanya, langkah pertama yang perlu dilakukan pada metode peramalan adalah melakukan pemeriksaan trend untuk melihat kecenderungan pergerakan data pada periode-periode waktu sebelumnya. Untuk kepentingan tersebut digunakan *time series* plot, yaitu membuat diagram scatter antara data terhadap waktu. Berikut adalah jenis-jenis dari trend data:

1. Trend Linear

   Trend Linear adalah kecenderungan data dimana perubahannya berdasarkan waktu adalah tetap (konstan). Misalkan penjualan meningkat atau turun setiap bulannya dalam jumlah yang sama.

2. Trend Kuadratik

   Trend kuadratik adalah kecenderungan data yang kurvanya berpola lengkungan (*curvature*).

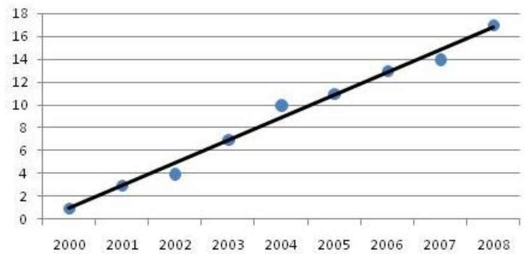
3. Trend Eksponensial

   Trend eksponensial adalah kecenderungan data dimana pertumbuhannya semakin bertambah secara eksponensial.

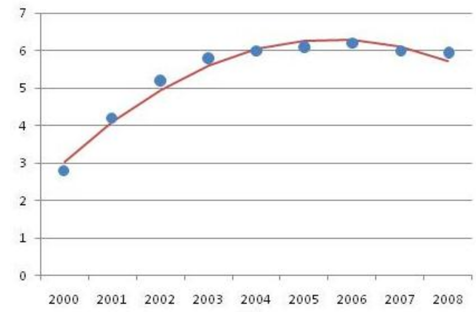
4. Trend Kurva S

   Trend kurva S adalah kecenderungan data dalam kasus dimana data time series mengikuti bentuk kurva S. Karakteristik kurva S adalah pada awalnya pertumbuhannya lambat, kemudian melambat lagi dan cenderung tetap.

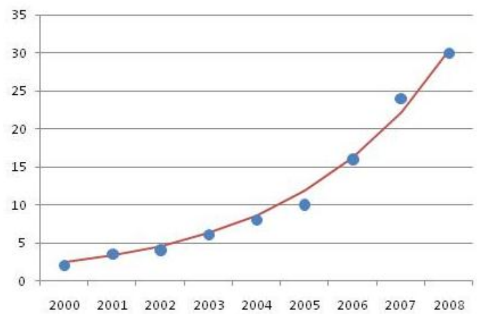
Secara grafis, contoh *time series* plot data dari jenis-jenis trend di atas ditunjukkan pada **Gambar 3.2** berikut.



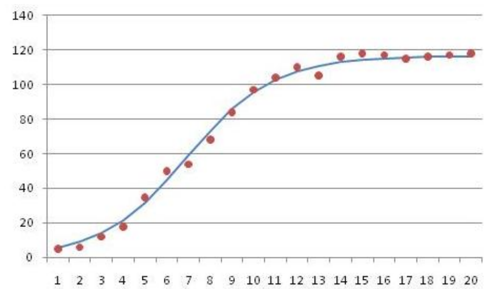
Trend Linear



Trend Kudratik



Trend Eksponensial



Trend Kurva S

Gambar 3.2 *Jenis-jenis Pola Data Trend*

3.3 Stasioneritas dan Non-stasioneritas Data Runtun Waktu

Di dalam analisis runtun waktu, asumsi stasioneritas data merupakan sifat yang penting. Pada model stasioner, sifat-sifat statistik di masa yang akan datang dapat diramalkan berdasarkan data historis yang telah terjadi di masa yang lalu (Dedi Rosadi, 2011).

3.3.1 Stasioner dan Non-stasioner dalam Mean

Suatu data runtun waktu dikatakan stasioner dalam mean adalah jika rata-rata tetap pada keadaan waktu yang kondusif atau jika tidak ada unsur trend dalam data dan apabila suatu diagram *time series* berfluktuasi secara lurus. *Time series plot* dapat membantu secara visual yakni dengan jalan membuat plot terhadap data runtun waktu. Jika hasil plot tidak menunjukkan gejala trend maka dapat diduga bahwa data sudah stasioner. Perlu diperhatikan bahwa *time series plot* sangat sensitive terhadap perubahan skala sumbu *X* dan *Y* (Makridakis, 1970).

Apabila data tidak stasioner dalam mean, maka untuk menghilangkan ketidakstasioneran melalui penggunaan metode pembedaan (*differencing*). Notasi yang sangat bermanfaat adalah operator *shift* mundur (*backward shift*) B, yang penggunaannya sebagai berikut:

$$BX_t = X_{t-1} \tag{3.1}$$

dengan:

B = Pembeda

X_t = nilai *X* pada orde ke *t*

X_{t-1} = nilai *X* pada orde ke *t*-1

Notasi B yang dipasang pada X_t mempunyai pengaruh menggeser data 1 periode ke belakang. Dua penerapan B untuk X_t akan menggeser data tersebut 2 periode ke belakang sebagai berikut:

$$B(BX_t) = B^2X_t = X_{t-2} \tag{3.2}$$

dengan X_{t-2} = nilai *X* pada orde ke *t*-2

Apabila suatu runtun waktu tidak stasioner, maka data tersebut dapat dibuat lebih mendekati stasioner dengan melakukan pembedaan (*differencing*) pertama.

$$X'_t = X_t - BX_{t-1} \tag{3.3}$$

dengan X'_t = pembedaan pertama

Menggunakan operator *shift* mundur, maka persamaan di atas dapat ditulis kembali menjadi:

$$\begin{aligned} X'_t - X_{t-1} &= X_t - BX_t \\ &= (1 - B)X_t \end{aligned} \tag{3.4}$$

Pembedaan pertama dinyatakan oleh (1-B) sama halnya apabila pembedaan orde kedua (yaitu pembedaan pertama dari pembedaan pertama sebelumnya) harus dihitung, maka:

$$\begin{aligned} X_t'' &= X_t' - X_{t-1}' \\ &= (X_t - X_{t-1}) - (X_t - X_{t-2}) \\ &= X_t - 2X_{t-1} + X_{t-2} \\ &= (1 - 2B + B^2)X_t \\ &= (1 - B)^2 X_t \end{aligned} \qquad (3.5)$$

dengan X_t'' = pembedaan orde kedua

Pembedaan orde kedua diberi notasi $(1 - B)^2$. Pembedaan orde kedua tidak sama dengan pembedaan kedua yang diberi notasi $(1 - B)^2$, sedangkan pembedaan pertama (1 – B) sama dengan pembedaan orde pertama (1 – B).

$$\begin{aligned} X_t^2 &= X_t - X_{t-2} \\ &= (1 - B)^2 X_t \end{aligned} \qquad (3.6)$$

dengan X_t^2 = pembedaan kedua

Tujuan menghitung pembedaan adalah untuk mencapai stasioneritas dan secara umum, apabila terdapat pembedaan orde ke-d untuk mencapai stasioneritas, ditulis sebagai berikut:

Pembedaan orde ke-d = $(1 - B)^d X_t$

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

ARIMA (0,d,0)

$$(1 - B)^d X_t = e_t \qquad (3.7)$$

dengan:

$(1 - B)^2 X_t$ = pembedaan orde ke-d

e_t = nilai kesalahan

Perhitungan persamaan stasioneritas di atas dapat dilihat seperti **Contoh 1** berikut ini.

Contoh 1:

Model ARMA(1,1)

Penyelesaian:

$(1 - a_1 B)X_t = (1 + b_1 B)e_t$

$x^0 = h_0 = 1$

$x^1: h_1 - h_0 a_1 = b_1 \Leftrightarrow h_1 = a_1 + b_1$

$x^2 = h_2 - h_1 a_1 = 0 \Leftrightarrow h_2 = a_1^2 + a_1 b_1 = a_1(a_1 + b_1)$

$x^3 = h_3 - h_2 a_1 = 0 \Leftrightarrow h_3 = h_2 a_1 = a_1^2(a_1 + b_1)$

$\vdots$

$x^j: h_j = a_1^{j-1}(a_1 + b_1) \quad j \geq 1$

3.3.2 Stasioner dan Non-stasioner dalam Variansi

Suatu data runtun waktu dikatakan stasioner dalam variansi jika struktur data dari waktu ke waktu mempunyai fluktuasi data yang tetap atau konstan dan tidak berubah-ubah, atau tidak ada perubahan variansi dalam besarnya fluktuasi secara visual. Untuk melihat hal tersebut dapat dibantu dengan menggunakan Box-Cox plot (Wei, 2006).

Apabila ketidakstasioneran dalam variansi terjadi, maka dapat dihilangkan dengan melakukan perubahan untuk menstabilkan variansi. Misalkan T(X_t) adalah fungsi transformasi dari X_t dan untuk menstabilkan variansi, kita dapat menggunakan transformasi kuasa:

$$T(X_t) = \frac{x_t^{\lambda}}{\lambda}, \text{ dengan } \lambda \text{ disebut parameter transformasi} \tag{3.8}$$

Beberapa nilai λ yang umum digunakan sebagai berikut:

Tabel 3.1 *Bentuk Transformasi*

λ	Bentuk Transformasi
-1	$\frac{1}{X_t}$
-0.5	$\frac{1}{\sqrt{X_t}}$
0	lnX_t
0.5	$\sqrt{X_t}$
1	X_t (tidak ditransformasikan)

3.4 Uji ADF (Augmented Dickey Fuller)

Uji ini merupakan salah satu uji yang paling sering digunakan dalam pengujian stasioneritas data, yakni dengan melihat apakah terdapat akar unit di dalam model atau tidak. Pengujian dilakukan dengan menguji hipotesis H_0: ρ = 0 (terdapat akar unit) dalam persamaan regresi (Dickey, 1979):

$$Y_t = \alpha + \delta t + \rho Y_{t-1} \sum_{j=1}^{k} \emptyset_j \, Y_{t-j} + e_t \tag{3.9}$$

dengan:

$\rho = \sum_{j=1}^{k} a_j - 1$ dan $\emptyset_j = \sum_{l=1}^{k} a_l$

- Hipotesis

  H_0: ρ = 0

  H_1: ρ < 0

- Daerah Kritis

  H_0 ditolak jika t < nilai krtitis DF (nilai kritis statistik-t)

- Statistik Uji

  $$t = \frac{\hat{\rho} - \rho}{se(\hat{\rho})}$$

  dengan:

$\hat{\rho}$ = penaksir kuadrat terkecil dari ρ

$se(\hat{\rho})$ = kesalahan standar (*standar error*) dari $\hat{\rho}$

- Keputusan

  Jika t > nilai krtitis DF (nilai kritis statistik-t), maka gagal tolak H_0, artinya data mengandung akar unit (tidak stasioner).

  Jika t < nilai krtitis DF (nilai kritis statistik-t), maka tolak H_0, artinya data mengandung akar unit (stasioner).

3.5 ACF dan PACF

3.5.1 ACF (*Autocorrelation Function*)

Koefisien autokorelasi runtun waktu dengan selisih waktu (*lag*) 0,1,2 periode atau lebih, atukorelasi menghitung dan membuat plot nilai autokorelasi dari suatu data runtun waktu (*time series*). Untuk menghitung koefsien korelasi antar dua variabel *X* dan *Y* yang dinotasikan sebagai r_{xy} untuk *n* pasangan observasi (X_i, Y_i), *i* = 1,2,3,…,*n* digunakan rumus sebagai berikut:

$$r_{xy} = \frac{Cov_{xy}}{\sqrt{Cov_{xx}Cov_{yy}}} = \frac{Cov_{xy}}{S_xS_y} \tag{3.10}$$

dengan $S_x = \sqrt{Cov_{xx}} = \sqrt{Var_x}$ dan $S_y = \sqrt{Cov_{yy}} = \sqrt{Var_y}$ adalah standar deviasi *X* dan *Y*.

Autokorelasi adalah korelasi antara suatu vaiabel dengan variabel tersebut dengan *lag* 1,2,3 periode atau lebih misalnya antara X_t dan X_{t-1}. Menurut Makridakis (1970) koefisien autokorelasi untuk *lag* 1,2,3,…,*k*, dengan banyak pengamatan *n*, dapat dicari dengan menggunakan rumus r_{xy} dan dinotasikan ρ_k. Data X_t diasumsikan stasioner, jadi kedua nilai tengah X_t dan X_{t-k} dapat diasumsikan bernilai sama dan dua nilai variansi (atau standar deviasi) dapat diukur satu kali saja yaitu dengan menggunakan seluruh data X_t yang diketahui, sebagai berikut:

$$\gamma_k = Cov(X_t, X_{t-k})$$

$$\gamma_0 = VarX_t = VarX_{t-k} = S_{X_t} \times S_{X_{t-k}}$$

$$r_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}$$

$$r_k = \frac{Cov(X_t, X_{t-1})}{S_{X_t} \times S_{X_{t-1}}}$$

$$= \frac{\sum_{t=2}^{n}(X_t - \bar{X}_t)(X_{t-1} - \bar{X}_{t-1})}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n}(X_t - \bar{X}_{t-1})^2}\sqrt{\sum_{t=2}^{n}(X_{t-1}X_{t-1})^2}}$$

$$= \frac{\sum_{t=2}^{n}(X_t - \bar{X})(X_{t-1} - \bar{X})}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n}(X_t - \bar{X})^2}} \quad (3.11)$$

Dengan menggunakan asums-asumsi di atas, maka persamaan (3.11) dapat di sederhanakan menjadi:

$$r_k = \frac{\sum_{t=2}^{n-k}(x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n}(x_t - \bar{x})^2}} \quad (3.12)$$

dengan:

r_k = koefisien autokorelasi *lag* ke *k*, *k* = 0,1,2,…,*k*

n = jumlah data

X_t = nilai *x* orde ke *t*

$\bar{x}$ = nilai rata-rata (mean)

Perhitungan persamaan di atas dapat dilihat seperti **Contoh 2** berikut ini.

Contoh 2:

Tabel 3.2 *Contoh Data untuk ACF dan PACF*

Periode	Nilai Ramalan									
1-10	289	285	289	286	288	287	288	292	291	291
11-20	292	296	297	301	304	304	303	307	299	296
21-30	293	301	293	301	295	284	286	286	287	284
31-40	282	278	281	278	277	279	278	270	268	272
41-50	273	279	279	280	275	271	277	278	279	283

Hasil perhutungan $r_1$dari **Tabel 3.2** adalah sebagai berikut:

$$\bar{Z} = \frac{1}{8}(289 + 285 + \cdots + 292) = 288$$

$$C_0 = \frac{1}{8}[(289 - 288)^2 + (285 - 288)^2 + \cdots + (292 - 288)^2]$$

$$= \tfrac{1}{8}(1 + 9 + 1 + 4 + 0 + 1 + 0 + 16) = 4$$

$$C_1 = \frac{1}{8}[(289 - 288)(285 - 288) + (285 - 288)(289 - 288) + \cdots + (288 - 288)(292 - 288)]$$

$$= \tfrac{1}{8}(-3 - 2 - 2 - 0 - 0 - 0 + 0) = -1$$

sehingga $r_1 = \frac{C_1}{C_0} = \frac{1}{4} = -0.25$

3.5.2 PACF (*Partial Autocorrelation Function*)

Fungsi autokorelasi parsial (PACF) adalah himpunan autokorelasi parsial untuk berbagai *lag k* yang ditulis dengan $(a_{kk}; k = 1,2,3, \dots, k)$ yakni himpunan autokorelasi parsial untuk berbagai *lag k*. fungsi autokorelasi parsial digunakan untuk mengukur tingkat keeratan antara X_t dan X_{t-k}, apabila pengaruh dari selisih waktu 1,2,3,…,*k*-1 diaganggap terpisah. Didefinisikan sebagai berikut:

$$a_{kk} = \frac{\left|\underset{\sim k}{\rho *}\right|}{\left|\underset{\sim k}{\rho}\right|} \tag{3.13}$$

dengan:

$\underset{\sim k}{\rho}$ adalah matrik autokorelasi *k* x *k*

$\underset{\sim k}{\rho *}$ adalah $\underset{\sim k}{\rho}$ adalah kolom terakhir diganti dengan $\begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \vdots \\ \rho_k \end{bmatrix}$, sehingga:

$$a_{11} = \rho_1$$

$$a_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}}$$

$$= \frac{\rho_2 - \rho_1^2}{1 - \rho_1^2}$$

$$a_{33} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}}$$

$$= \frac{\rho_1^3 - 2\rho_1\rho_2 - \rho_1\rho_2^2 - \rho_1^2\rho_3 + \rho_3}{1 - 2\rho_1^2 + \rho_1^2\rho_2 - \rho_2^2}$$

.
.
.

$$a_{kk} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-2} & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-3} & \rho_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \dots & \rho_{k-3} & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-2} & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-3} & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \dots & \rho_{k-3} & 1 \end{vmatrix}}$$

$$= \frac{\rho_k \sum_{j=1}^{k-1} a_{k-1,j}\rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} a_{k-1,j}\rho_j} \tag{3.14}$$

$a_{kj} = a_{k-1,j} - a_{kk}a_{k-1,k-j}$ untuk j = 1,2,…,k-1

Nilai estimasi a_{kk} dapat diperoleh dengan mengganti ρ_i dengan r_i untuk selisih waktu yang cukup besar, dimana fungsi autokorelasi parsial menjadi kecil (tidak signifikan berbeda dengan nol), Quenouille memberikan rumus variansi a_{kk} sebagai berikut:

$$Var(a_{kk}) \approx \frac{1}{N} \tag{3.15}$$

Disini juga untuk N sangat besar, a_{kk} dapat dianggap mendekati distribusi normal (Zanzawi, 1987). Persamaan di atas dapat dilihat seperti **Contoh 3** berikut ini.

Contoh 3:

Berdasarkan **Tabel 3.2** hitunglah nilai a_{11}, a_{22}, a_{33} dan perhatikan hipotesis bahwa $a_{kk} = 0$, untuk k > 1.

Penyelesaian:

Dengan menggunakan hasil dari **Contoh 3** diperoleh:

$$a_{11} = v_1 = 0.84$$

$$a_{22} = \frac{r_2 - r_1^2}{1 - r_1^2} = \frac{0.73 - 0.84^2}{1 - 0.84^2} = 0.08$$

$$a_{33} = \frac{r_1^2 - 2r_1\, r_2 + r_1 r_2^2 - r_1^2 r_3 + r_3}{1 - 2r_1^2 + 2r_1 r_2 - r_2^2}$$

$$= \frac{0.84^2 - 2(0.84)(0.73) + (0.84)(0.73)^2 - (0.84)^2(0.61) + 0.61}{1 - 2(0.84)^2 + 2(0.84)^2(0.73) - (0.73)^2} = -0.075$$

Dengan hipotesis $a_{kk} = 0,\quad k > 1$, rumus Quennouille memberikan $Var(a_{kk}) \approx \frac{1}{50}$

3.5.3 Sifat-sifat ACF/PACF

Bentuk model ARMA (*autoregressive moving average*) yang tepat dalam menggambarkan sifat-sifat data dapat ditentukan, dengan cara membandingkan plot sampel ACF/PACF dengan sifat-sifat fungsi ACF/PACF teoritis dari model ARMA. Rangkuman bentuk plot sampel ACF/PACF dari ARMA adalah sebagai berikut:

Tabel 3.3 *Rangkuman Sifat-sifat ACF/PACF dari Model ARMA*

Proses	Sampel ACF	Sampel PACF
White noise (galat acak)	Tidak ada yang melewati batas interval pada *lag* > 0.	Tidak ada yang melewati batas interval pada *lag* > 0.
AR(*p*)	Meluruh menuju nol secara eksponensial.	Di atas batas interval maksimum sampai *lag* ke *p* dan di bawah batas pada *lag* > *p*.
MA(*q*)	Di atas batas interval maksimum sampai *lag* ke *q* dan di bawah batas pada *lag* > *q*.	Meluruh menuju nol secara eksponensial.
ARMA(*p*,*q*)	Meluruh menuju nol secara eksponensial.	Meluruh meuju nol secara eksponensial.

Sumber: (Dedi Rosadi, 2011) *Pengantar Analisis Runtun Waktu dan Runtun Waktu Terapan dengan R*.

3.6 Uji Ljung-Box

Uji Ljung-Box (yang diberi nama sesuai dengan penemunya yaitu Greta Ljung dan George E. P. Box) adalah jenis uji statistik untuk mengetahui apakah ada autokorelasi dari suatu runtun waktu yang berbeda dari nol. Uji Ljung-Box biasanya digunakan untuk menguji keacakan pada setiap *lag* yang berbeda berdasarkan jumlah kelambatan (Pierce, 1970).

Uji ini dikenal sebagai uji Ljung-Box Q dan terkait erat dengan uji Box-Pierce. Faktanya, statistik uji Ljung-Box dijelaskan secara eksplisit yang mengarah pada penggunaan statistik Box-Pierce. Uji Ljung-Box dapat difefinisikan sebagai berikut:

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{h}\frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \tag{3.16}$$

dengan:

n = ukuran sampel

$\hat{\rho}_k^2$ = autokorelasi sampel pada *lag k*

h = jumlah *lag* yang diuji

Kriteria keputusan yakni tolak H_0 jika Q-hitung > $x^2_{(\alpha,d,f)}$ tabel, dengan derajat kebebasan h dikurangi banyaknya parameter pada model atau *p-value* < α, artinya e_t adalah barisan yang tidak memiliki korelasi.

3.7 Metode Box-Jenkins

Model-model *autoregressive moving average* (ARIMA) telah diperjari secara mendalam oleh George Box dan Gwilym Jenkins, dan nama mereka sering disinonimkan dengan proses ARIMA yang diterapkan untuk analisis runtun waktu, peramalan dan pengendalian. Model *autoregressive* (AR) pertama kali diperkenalkan oleh Yule dan kemudian dikembangkan oleh Walker, sedangkan model moving average (MA) pertama kali digunakan oleh Slutzky.

Akan tetapi Wold-lah yang menghasilkan dasar-dasar teoritis dari proses kombinasi ARMA. World memberntuk model ARMA yang dikembangkan pada tiga arah yaitu identifikasi efisien dan prosedur penafsiran (untuk proses AR, MA, dan ARMA campuran), perluasan dari hasil tersebut untuk mencakup runtun waktu musiman (*seasonal time series*) dan pengembangan sederhana yang mecakup proses-proses non-stasioner (ARIMA). Box Jenkins secara efektif telah berhasil mencapai kesepakatan mengenai informasi relevan yang diperlukan untuk memahami dan memakai model-model ARIMA (Makridakis, 1970).

Dasar dari pendekatan mereka adalah sebagai berikut:

1. Tahap Identifikasi

   Pada tahap ini, akan dilakukan pengidentifikasian jenis model yang dianggap paling sesuai.

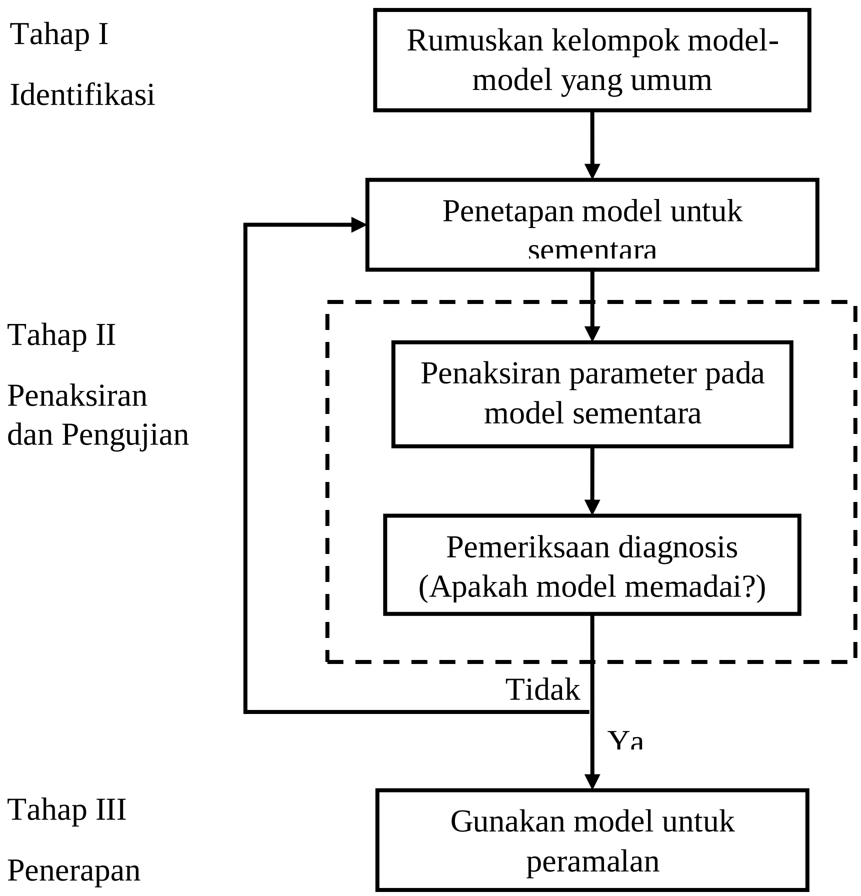
2. Tahap Penaksiran dan Pengujian

   Langkah selanjutnya adalah dilakukan penaksiran terhadap parameter-parametr dalam model tersebut dan melakukan *diagnose checking* untuk menyelidiki kelayakan dari model.

3. Tahap Penerapan

   Setelah mendapat model yang layak atau sesuai, langkah terakhir dalam analisis runtuk waktu adalah melakukan peramalan.

   Adapun skemanya dapat digambarkan sebagai berikut:



Gambar 3.3 *Skema yang Memperlihatkan Pendekatan Box-Jenkins*

3.7.1 Proses AR (*Autoregressive*)

Autoregressive adalah nilai sekarang suatu proses dinyatakan sebagai jumlah tertimbang nilai-nilai yang lalu ditambah satu sesatan (goncangan *random*) sekarang. Jadi dapat dipandang X_t diregresikan pada *p* nilai *X* yang lalu (Zanzawi, 1987).

Model umum runtun waktu *autoregressive* adalah:

$$X_t = a_1X_{t-1} + a_2X_{t-2} + \cdots + a_pX_{t-p} + e_t \tag{3.17}$$

dengan:

X_t = data periode ke-*t*

a_p = parameter *autoregressive* ke-*p*

$X_{t-1}, \ldots, X_{t-p}$ = variabel bebas (nilai masa lalu deret waktu yang bersangkutan)

e_t = nilai kesalahan pada saat *t*

Persamaan (3.17) biasa ditulis dengan:

$$a(B)X_t = e_t \tag{3.18}$$

dengan:

$a(B) = 1 - a_1B - a_2B^2 - \cdots - a_pB^p$

Dicari fungsi autokorelasi dengan mengalikan X_{t-k} pada kedua sisi persamaan AR(*p*) dan dicari nilai harapan (ekspektasi), sebagai berikut:

$$X_{t-k}X_t = a_1X_{t-k}X_{t-1} + \cdots + a_pX_{t-k}X_{t-p} + X_{t-k}e_t$$

Untuk *k* > 0 maka

$$\gamma_k = a_1\rho_{k-1} + \cdots + a_p\rho_{k-p} \tag{3.19}$$

dengan nilai $E(X_{t-k}e_t)$ = 0 untuk *k* = 0, dengan membagi persamaan di atas dengan γ_0 diperoleh fungsi autokorelasinya

$$\rho_k = a_1\rho_{k-1} + \cdots + a_p\rho_{k-p} \text{ untuk } k > 0 \tag{3.20}$$

Kurva fungsi autokorelasi akan turun secara eksponensial dan atau membentuk gelombang sinus.

Fungsi autokorelasi persial untuk AR(*p*) adalah a_{kk} = 0 (3.21)

untuk *k* > *p*

Autokorelasi parsial akan nol setelah *lag p* atau kurva akan terputus setelah suku ke-*p* untuk setiap proses. Kurva estimasi akan dipandang sebagai himpunan parameter-parameter terakhir yang diperoleh jika berturut-turut model AR(*k*), *k* = 1,2,…,k yang digunakan pada data (Zanzawi, 1987). Untuk melakukan menguji koefisien regresi pada parameter AR adalah sebgai berikut:

- Hipotesis

  $H_0 : a = 0$ (parameter AR tidak signifikan dalam model)

  $H_1 : a \neq 0$ (parameter AR signifikan dalam model)
- Tingkat signifikansi α = 0.05
- Daerah Kritis

  H_0 ditolak jika $T_{hitung} > T_{tabel}$ atau *p-value* < α
- Statistik Uji

  $t_{hit} = \frac{\hat{a}}{stdev(\hat{a})}$
- Keputusan

  Jika $T_{hit} > T_{tabel}$, maka tolak H_0, artinya parameter AR signifikan dalam model.

  Jika $T_{hit} < T_{tabel}$, maka gagal tolak H_0, artinya parameter AR tidak signifikan dalam model.

Contoh penggunaan model AR dapat dilihat seperti **Contoh 4** berikut ini:

Contoh 4:

Tabel 3.4 *Peramalan dengan Model AR*

Periode	Nilai Ramalan	Nilai	Residual
t – 5	240	238.3	1.7
t – 4	230	240.1	-10.1
t – 3	225	231.7	-6.7
t – 2	240	224.8	15.2
t – 1	250	231.6	18.4
t		243.5	

Penggunaan model AR(2) untuk peramalan ditunjukkan pada **Tabel 3.4**. Misalkan penjualan ditunjukkan untuk lima periode waktu yang terakhir dari suatu data runtun waktu yang terdiri dari 100 obsevasi. Model AR(2) dipilih dan program computer Box-Jenkins menghitung koefisien regresi B_1= 0.59 dan B_2 = 0.40. Ramalan untuk periode T_t tanpa menggunakan konstanta dalam persamaan tersebut adalah:

$X_t = a_1 X_{t-1} + a_2 X_{t-2}$

= 0.59(250) + 0.40(240)

= 243.5

3.7.2 Proses MA (*Moving Average*)

Moving Average proses stokastik berupa model runtun waktu statistic dengan karakteristik data periode-periode sebelumnya dengan suatu bobot θ tertentu. Model umum proses *moving average* adalah (Lincolin, 1994):

$$X_t = e_t - b_1 e_{t-1} - b_2 e_{t-2} - \cdots - b_q e_{t-q} \qquad (3.22)$$

dengan:

X_t = data periode ke-*t*

b_q = parameter *moving average* ke-*q*

$e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-q}$ = variabel bebas (nilai masa lalu deret waktu yang bersangkutan)

e_t = nilai kesalahan pada saat t

Persamaan (3.22) biasa ditulis dengan:

$$b(B)X_t = e_t \tag{3.23}$$

dengan $b(B) = 1 + b_1B + b_2B^2 + \cdots + b_qB^q$

Untuk proses MA(q) variansinya adalah:

$$\gamma_0 = \sigma_a^2 \sum_{j=0}^{q} b_j^2$$

dengan nilai b_0 = 1 dan autokovariansinya adalah:

$$\gamma_k \begin{cases} \sigma_a^2\left(-b_k + b_1b_{k+1} + \cdots + b_{q-k}b_q\right), & k = 1,2,\dots,q \\ 0, & k > q \end{cases} \tag{3.24}$$

Sehingga diperoleh fungsi autokorelasinya:

$$\rho_k \begin{cases} \dfrac{\left(b_k + b_1b_{k+1} + \cdots + b_{q-k}b_q\right)}{1 + b_1^2 + \cdots + b_q^2}, & k = 1,2,\dots,q \\ 0, & k > q \end{cases} \tag{3.25}$$

Autokorelasinya akan nol setelah *lag q*, dan kurva fungsi autokorelasi parsial akan turun secara eksponensial dan atau membentuk gelombang sinus. Untuk melakukan menguji koefisien regresi pada parameter MA adalah sebgai berikut:

- Hipotesis

  $H_0 : b = 0$ (parameter MA tidak signifikan dalam model)

  $H_1 : b \neq 0$ (parameter MA signifikan dalam model)

- Tingkat signifikansi α = 0.05
- Daerah Kritis

  H_0 ditolak jika $T_{hit} > T_{tabel}$ atau *p-value* < α

- Statistik Uji

  $t_{hit} = \frac{\hat{a}}{stdev(\hat{a})}$

- Keputusan

  Jika $T_{hit} > T_{tabel}$, maka tolak H_0, artinya parameter MA signifikan dalam model.

Jika $T_{hit} < T_{tabel}$, maka gagal tolak H_0, artinya parameter MA tidak signifikan dalam model.

Contoh penggunaan MA dapat dilihat seperti **Contoh 5** berikut ini.

Contoh 5:

Contoh penggunaan model MA(2) untuk peramalan ditunjukkan dengan menggunakan kesalahan (residual) yang disajikan pada **Tabel 3.4**. Jika hasil perhitungan komputer menunjukkan bahwa nilai b_1 = -0.9 dan b_2 = 0.35, maka:

$X_t = e_0 - b_1 e_{t-1} - b_2 e_{t-2}$

= 237 – (-0.9)(18.4) – (0.35)(15.2)

= 258.2

3.7.3 Proses ARMA (*Autoregressive Moving Average*)

Model umum untuk campuran proses AR dan MA adalah:

$$X_t = a_1 X_{t-1} + a_2 X_{t-2} + \cdots + a_p X_{t-p} + e_t - b_1 e_{t-1} - b_2 e_{t-2} - \cdots - b_q e_{t-q} \quad (3.26)$$

dengan:

X_t = data perode ke-*t*

a_p = parameter *autoregressive* ke-*p*

b_q = parameter *moving average* ke-*q*

atau dapat ditulis dengan:

$$a_p(B) X_t = b_q(B) e_t \quad (3.27)$$

dengan $a_p(B) = 1 - a_1 B - \cdots - a_p B^p$ dan $b_q(B) = 1 - b_1 B - \cdots - b_q B^q$

Dalam banyak kasus analisis data runtun waktu, proses AR maupun MA cukup memadai, namun kadangkala ditemui kasus dimana identifikasi model menghasilkan kesimpulan bahwa data mengikuti proses AR sekaligus MA atau sebagian mengikuti proses AR sedangkan sebagian lagi mengikuti proses MA. Dalam kasus seperti ini data dikatakan mengikuti proses ARMA.

3.7.4 Proses ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

Proses ARIMA(*p*,*d*,*q*) berarti suatu runtun waktu non stasioner yang setelah diambil selisih dari *lag* tertentu atau dilakukan pembedaan menjadi stasioner yang mempunyai model AR derajat p dan MA derajat q. Model ARIMA(*p*,*d*,*q*) dinyatakan dalam rumus sebagai berikut:

$$a_p(B)(1-B)^d b_0 + b_q(B)e_t \tag{3.28}$$

dengan:

$a_p(B) = 1 - a_1B - \cdots - a_pB^p$ merupakan operator AR yang stasioner

$b_q(B) = 1 - b_1B - \cdots - b_qB^q$ merupakan operator MA yang invertibel.

Jika p = 0, maka model ARIMA(*p*,*d*,*q*) disebut juga *integrated moving average* model dinotasikan IMA(*d*,*q*), jika q = 0 maka model ARIMA(*p*,*d*,*q*) disebut juga *autoregressive integrated* dinotasikan dengan ARI(*p*,*d*).

Dalam praktek, jarang ditemukan pemakaian nilai *p*,*d*,*q* selain dari dari berkisar pada nilai nilai-nilai 0.1 atau 2. Model yang dipilih hendaknya model yang paling sederhana derajatnya baik dari proses *autoregressive* atau *moving average*.

3.8 AIC dan SIC

Metode AIC (*Akaike Information Criterion*) dan SIC (*Schwarz Information Criterion*) adalah metode yang dapat digunakan untuk memilih model regresi terbaik yang ditemukan oleh Akaike dan Schwarz (Grasa, 1989). Kedua metode tersebut didasarkan pada metode *maximum likelihood estimation* (MLE). Kelebihan AIC dan

SIC adalah terutama pada pemilihan model regresi terbaik untuk tujuan peramalan (*forecasting*), yaitu dapat menjelaskan kecocokan model dengan data yang ada (*in-sample forecasting*) dan nilai yang terjadi di masa mendatang (*out of sample forecasting*).

Untuk menghitung nilai AIC dan SIC digunakan rumus sebagai berikut:

$$AIC = e^{\frac{2k}{n}} \frac{\sum_{i-1}^{n} \hat{\mu}_i^2}{n} \tag{3.30}$$

dengan:

k = jumlah parameter yang diestimasi dalam model regresi

n = jumlah observasi

e = 2.718

$\hat{\mu}$ = sisa (residual)

Persamaan (3.30) dapat juga ditulis sebagai:

$$\ln AIC = \frac{2k}{n} + ln\left(\frac{\sum_{i-1}^{n} \hat{\mu}_i^2}{n}\right) \tag{3.31}$$

$$SIC = n^{\frac{k}{n}} \frac{\sum_{i-1}^{n} \hat{\mu}_i^2}{n} \tag{3.32}$$

dengan:

k = jumlah parameter yang diestimasi dalam model regresi

n = jumlah observasi

$\hat{\mu}$ = sisa (residual)

Persamaan (3.32) dapat juga ditulis sebagai:

$$SIC = \left(\frac{k}{n}\right) \ln n + ln\left(\frac{\sum_{i-1}^{n} \hat{\mu}_i^2}{n}\right) \tag{3.33}$$

Menurut metode AIC dan SIC, model regresi terbaik adalah model regresi yang mempunyai nilai AIC dan SIC terkecil (Widarjono, 2007).

Persamaan di atas dapat dilihat seperti **Contoh 6** berikut ini.

Contoh 6:

Diketahui jumlah parameter yang diestimasi dalam model regresi adalah 2, sedangkan jumlah observasinya 4. Dari data tersebut buatlah nilai AIC, dengan i = 1,2,3,4,5.

Penyelesaian:

$$AIC = e^{\frac{2k}{n}} \frac{\sum_{i-1}^{n} \hat{\mu}_i^2}{n} = e^{\frac{2(2)}{4}} \times \frac{\mu_0^2 + \mu_1^2 + \mu_2^2 + \cdots + \mu_5^2}{4}$$

$$= e^{\frac{4}{4}} \times \frac{2^2+3^2+4^2+\cdots+7^2}{4}$$

$$= e^1 \times \frac{4 + 9 + 16 + 25 + 36 + 49}{4}$$

$$= e \times \frac{139}{4}$$

$$= 2.718 \times \frac{139}{4}$$

= 94.4505

BAB IV

METODOLOGI PENELITIAN

4.1 Populasi Penelitian

Populasi yang digunakan dalam penelitian adalah yang berkaitan dengan penjualan produk peninggi badan *TIENS* di 11 kota Jawa Tengah dan DIY. Adapun kota tersebut adalah Solo, Purwokerto, Tegal, Pekalongan, Semarang, Blora, Sukoharjo, Magelang, Kudus, Rembang, dan Yogyakarta.

4.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah data penjualan peninggi badan *TIENS* di Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta, adapun data yang digunakan dari bulan Januari 2013 sampai dengan Agustus 2017.

4.3 Metode Pengambilan Data

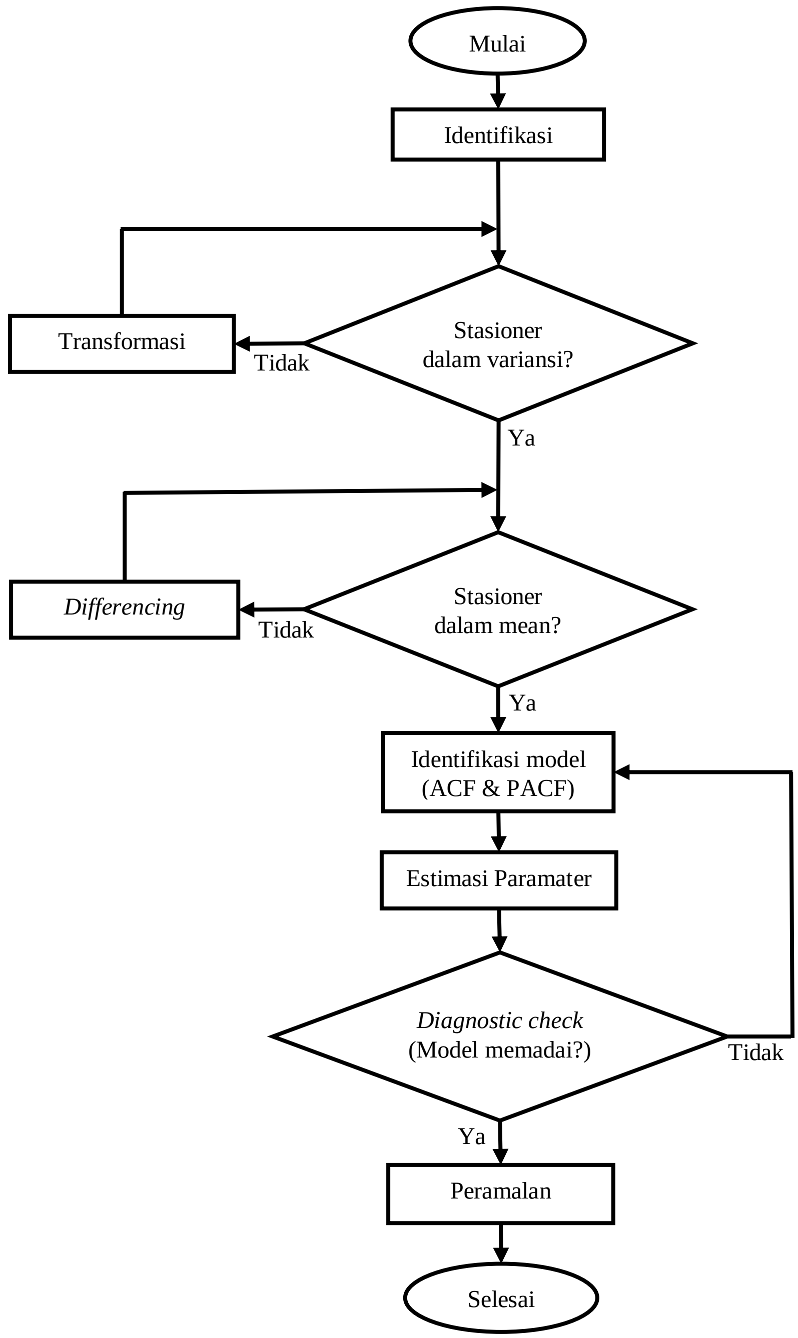
Dalam penelitian ini data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari Kepala Kantor Cabang *TIENS* Provinsi Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta yang diarsipkan dalam data penjualan produk *TIENS* pada tahun 2017. Kemudian data yang digunakan adalah data yang terkait tentang penjualan produk peninggi badan *TIENS* dari bulan Januari 2013 sampai dengan bulan Agustus 2017.

4.4 Metode Analisis Data

Metode analisis data dalam penelitian ini adalah menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins. Metode tersebut digunakan untuk meramalkan data jangka pendek dari data runtun (*time series*) waktu dengan menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat dengan mengabaikan variabel independennya. Pengolahan data dilakukan dengan bantuan *Microsoft Excel, Minitab* dan *R Studio.*

4.5 Tahapan Penelitian

Tahapan pada penelitian ini digambarkan dengan *flowchart* berikut.



Gambar 4.1 *Flowchart Alur Penelitian*

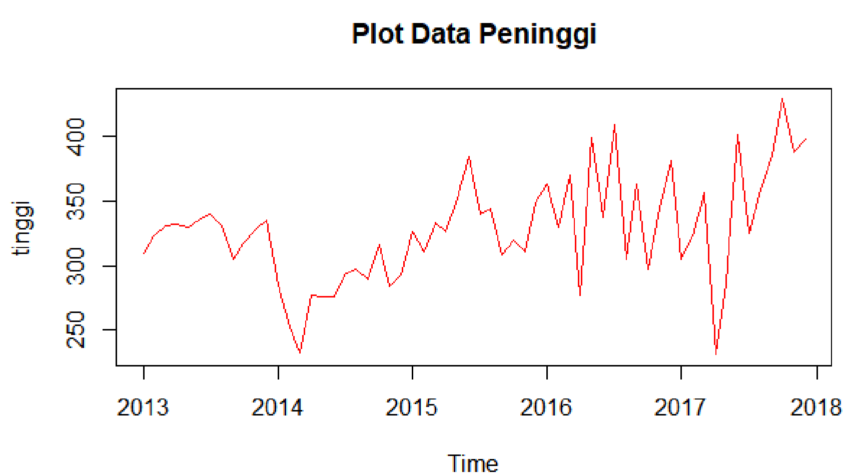
BAB V

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dilakukan analisis dan pembahasan terhadap data runtun waktu. Adapun data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder, yaitu data penjualan produk peninggi badan *TIENS* di provinsi Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta dari bulan Januari 2013 sampai dengan bulan Agustus 2017. Adapun langkah-langkah pada analisis runtun waktu dengan model ARIMA(p,d,q) atau lebih dikenal dengan metode Box-Jenkins adalah sebagai berikut:

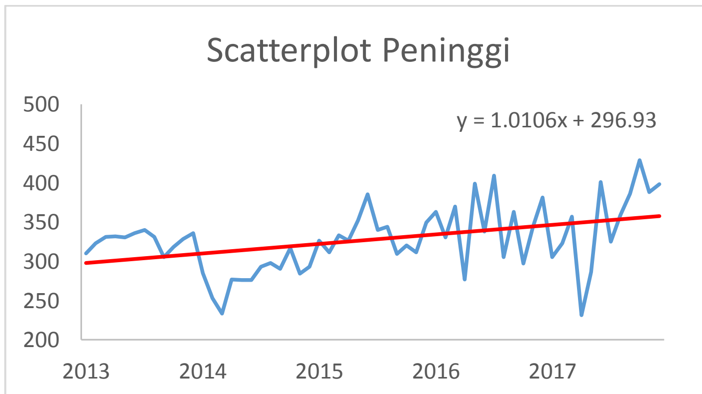
5.1 Plot Data

Sebagai tahap awal dalam melakukan analisis runtun waktu dengan menggunakan metode Box-Jenkins adalah identifikasi. Untuk dapat melakukan identifikasi dengan baik data di atas adalah membuat plot data penjualan produk peninggi badan *TIENS*, berikut outputnya:



Gambar 5.1 *Plot Data Penjualan Peninggi Badan*

Berdasarkan plot data penjualan peninggi badan pada **Gambar 5.1** terlihat struktur data dari waktu ke waktu mempunyai fluktuasi data yang cenderung tetap dan tidak berubah-ubah, atau tidak ada perubahan variansi dalam besarnya fluktuasi. Sedangkan pendeteksian unsur trend dalam data dapat dilihat dengan menggunakan garis trend berikut ini.

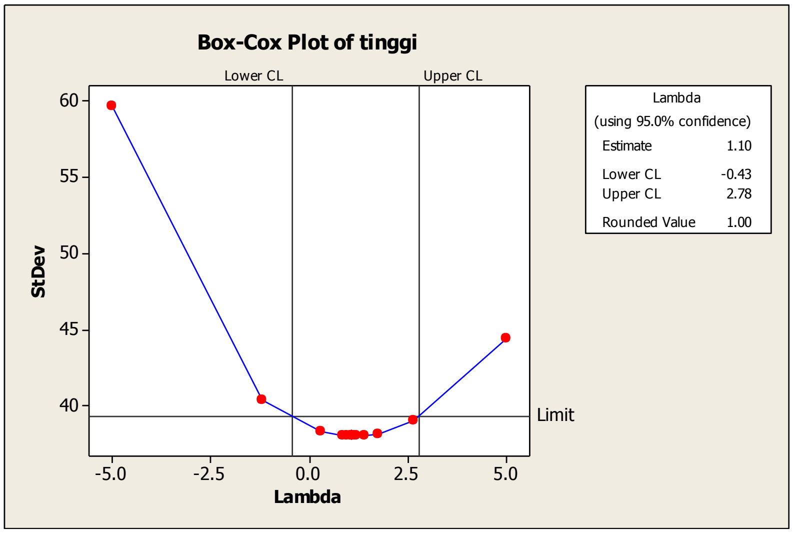


Gambar 5.2 *Scatterplot Data Penjualan Peninggi Badan*

Dari **Gambar 5.2** terlihat bahwa pola data trend yang cenderung naik dari bulan Januari 2013 hingga bulan Agustus 2017 pada data penjualan peninggi badan *TIENS* di Jateng dan DIY.

5.2 Stasioneritas Data

Setelah mengindetifikasi dengan plot data dan garis trend, langkah selanjutnya dalam identifikasi yakni melihat stasioner dalam variansi dan mean. Stasioner data dalam variansi bisa dilihat dengan menggunakan Box-Cox plot. Berikut adalah ada outputnya:



Gambar 5.3 *Output Box-Cox Plot*

Berdasarkan output Box-Cox plot pada **Gambar 5.3** dapat dilihat bahwa nilai lambda (λ) = 1, sehingga data di atas sudah stasioner dalam variansi. Setelah itu akan dilakukan uji ADF untuk melihat data stasioner dalam mean melalui output berikut:

```
Augmented Dickey-Fuller Test

data:  tinggi
Dickey-Fuller = -2.6799, Lag order = 3, p-value = 0.3005
alternative hypothesis: stationary
```

Gambar 5.4 *Output Uji ADF*

Berdasarkan output pada **Gambar 5.4** akan dilakukan uji akar unit sebagai berikut:

- Hipotesis

  H_0: Data mengandung akar unit

  H_1: Data tidak mengandung akar unit

- Tingkat Signifikansi $\alpha = 0.05$

- Daerah Kritis

  H_0 ditolak jika *p-value* $< \alpha$

- Statistik Uji

  P-value = 0.3005

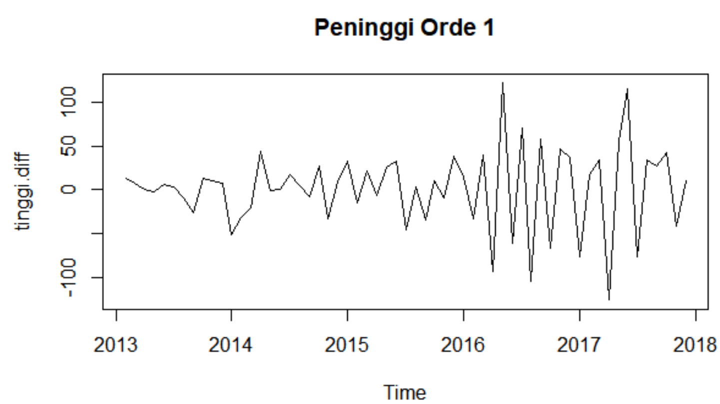
- Keputusan

  P-value = 0.3005 > 0.05, maka gagal tolak H_0.

- Kesimpulan

  Dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95% data yang ada menunjukkan bahwa data mengandung akar unit, sehingga data tidak stasioner dalam mean.

Oleh karena data tidak stasioner dalam mean dari pengujian di atas, maka langkah selanjutnya akan dilakukan proses *differencing* agar data stasioner. Berikut adalah plot data hasil diferensi orde 1:



Gambar 5.5 *Plot Data Penjualan Peninggi Badan (Diferensi Orde 1)*

Dari plot data *differencing* pada **Gambar 5.5** menunjukkan bahwa data sudah cenderung stasioner. Untuk memastikan data hasil direfensi orde 1 sudah stasioner maka dilakukan uji ADF. Berikut adalah output dari uji ADF dari data hasil diferensi orde 1:

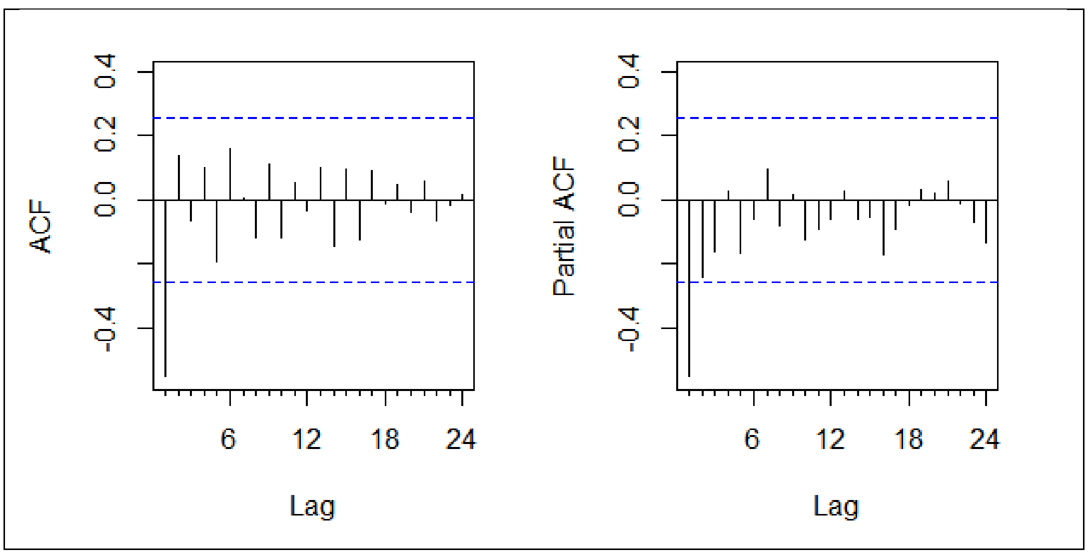
```
Augmented Dickey-Fuller Test

data:  tinggi.diff
Dickey-Fuller = -4.6412, Lag order = 3, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

Gambar 5.6 *Output Uji ADF Penjualan Peninggi Badan (Diferensi Orde 1)*

Berdasarkan hasil uji ADF pada **Gambar 5.6** diperoleh nilai *p-value* = 0.01, dimana nilainya lebih kecil daripada $\alpha = 0.05$ maka tolak H_0, yang artinya data diferensi orde 1 tidak mengandung unit root sehingga data sudah stasioner dalam mean.

5.3 Identifikasi Model ARIMA

Dari analisis data di atas menunjukkan bahwa data sudah stasioner, langkah selanjutnya adalah membuat plot ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) untuk mengidentifikasi model utama dari data penjualan peninggi badan TIENS, berikut output dari ACF dan PACF data di atas:



Gambar 5.7 *ACF dan PACF Data Penjualan Peninggi Badan (Diferensi Orde 1)*

Berdasarkan plot pada **Gambar 5.7** terlihat bahwa fungsi ACF/PACF signifikan hanya pada *lag-1* dan meluruh menuju nol untuk *lag* lain. Dapat disimpulkan bahwa model utama dari data di atas yaitu ARIMA(1,1,1), berikut persamaan dan model *overfitting* dari model utama:

1. Model 1, ARIMA(1,1,1) : $Y_t = \mu + a_1 B^1 + (1 - B)^1 + b_1 B^1 + e_t$
2. Model 2, ARIMA(1,1,0) : $Y_t = \mu + a_1 B^1 + (1 - B)^1 + e_t$
3. Model 3, ARIMA(0,1,1) : $Y_t = \mu + (1 - B)^1 + b_1 B^1 + e_t$
4. Model 4, ARIMA(2,1,0) : $Y_t = \mu + a_1 B^1 + a_2 B^2 + (1 - B)^1 + e_t$
5. Model 5, ARIMA(0,1,2) : $Y_t = \mu + b_1 B^1 + b_2 B^2 + (1 - B)^1 + e_t$

5.4 Estimasi Model ARIMA

Setelah mendapatkan model utama dan model-model *overfitting*, langkah selanjutnya yakni mengestimasikan model-model yang mungkin di atas untuk memperoleh model yang baik untuk dilakukan pengujian berikutnya. Di bawah adalah hasil pengujian dari kelima model tersebut:

5.4.1 Model 1, ARIMA(1,1,1)

Berikut adalah hasil output estimasi dari model 1 ARIMA(1,1,1).

```
Series: tinggi
ARIMA(1,1,1)

Coefficients:
          ar1      ma1
      -0.1367  -0.6792
s.e.   0.2001   0.1718

sigma^2 estimated as 1415:  log likelihood=-275.79
AIC=557.59   AICc=558.06   BIC=563.61

Coefficients:
                s.e.        t   sign.
ar1  -0.1367  0.2001  -0.6832  0.1243
ma1  -0.6792  0.1718  -3.9534  0.0001
```

Gambar 5.8 *Output Model ARIMA(1,1,1)*

Berikut akan dilakukan pengujian koefisien regresi berdasarkan output pada **Gambar 5.8**.

a. Parameter AR(1)

- Hipotesis

  $H_0 : a = 0$ (parameter AR(1) tidak signifikan dalam model)

  $H_1 : a \neq 0$ (parameter AR(1) signifikan dalam model)

- Tingkat signifikansi $\alpha = 0.05$
- Daerah Kritis

  H_0 ditolak jika *p-value* < α

- Statistik Uji

  P-value AR(1) = 0.1243

- Keputusan

  P-value AR(1) = 0.1243 > 0.05, maka gagal tolak H_0.

- Kesimpulan

  Dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95% data yang ada menunjukkan bahwa parameter AR(1) tidak signifikan dalam model.

b. Parameter MA(1)

- Hipotesis

  $H_0 : b = 0$ (parameter MA(1) tidak signifikan dalam model)

  $H_1 : b \neq 0$ (parameter MA(1) signifikan dalam model)

- Tingkat signifikansi $\alpha = 0.05$
- Daerah Kritis

  H_0 ditolak jika *p-value* < α

- Statistik Uji

  P-value MA(1) = 0.0001

- Keputusan

  P-value MA(1) = 0.0001 < 0.05, maka tolak H_0.

- Kesimpulan

  Dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95% data yang ada menunjukkan bahwa parameter MA(1) signifikan dalam model.

Dapat disimpulkan bahwa model ARIMA(1,1,1) tidak layak digunakan pada model yang mungkin.

5.4.2 Model 2, ARIMA(1,1,0)

Berikut adalah hasil output estimasi dari model 2 ARIMA(1,1,0).

```
Series: tinggi
ARIMA(1,1,0)

Coefficients:
          ar1
      -0.5655
s.e.   0.1093

sigma^2 estimated as 1514:  log likelihood=-279.13
AIC=562.25   AICc=562.48   BIC=566.27

Coefficients:
                s.e.        t  sign.
ar1  -0.5655  0.1093  -5.1738      0
```

Gambar 5.9 *Output Model ARIMA(1,1,0)*

Berikut akan dilakukan pengujian koefisien regresi berdasarkan output pada **Gambar 5.9**.

- Hipotesis

  $H_0 : a = 0$ (parameter AR(1) tidak signifikan dalam model)

  $H_1 : a \neq 0$ (parameter AR(1) signifikan dalam model)
- Tingkat signifikansi α = 0.05
- Daerah Kritis

  H_0 ditolak jika *p-value* < α
- Statistik Uji

  P-value AR(1) = 0.0000
- Keputusan

  P-value AR(1) = 0.0000 < 0.05, maka tolak H_0.
- Kesimpulan

  Dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95% data yang ada menunjukkan bahwa parameter AR(1) signifikan dalam model.

Sehingga model ARIMA(1,1,0) layak digunakan pada model yang mungkin.

Model 3, ARIMA(0,1,1)

Berikut adalah hasil output estimasi dari model 3 ARIMA(0,1,1).

```
Series: tinggi
ARIMA(0,1,1)

Coefficients:
          ma1
      -0.7604
s.e.   0.0994

sigma^2 estimated as 1410:  log likelihood=-276.02
AIC=556.04   AICc=556.27   BIC=560.06

Coefficients:
                s.e.        t  sign.
ma1  -0.7604  0.0994  -7.6499      0
```

Gambar 5.10 *Output Model ARIMA(0,1,1)*

Berikut akan dilakukan pengujian koefisien regresi berdasarkan output pada **Gambar 5.10**.

- Hipotesis

  $H_0 : b = 0$ (parameter MA(1) tidak signifikan dalam model)

  $H_1 : b \neq 0$ (parameter MA(1) signifikan dalam model)

- Tingkat signifikansi α = 0.05
- Daerah Kritis

  H_0 ditolak jika *p-value* < α

- Statistik Uji

  P-value MA(1) = 0.0000

- Keputusan

  P-value MA(1) = 0.0000 < 0.05, maka tolak H_0.

- Kesimpulan

  Dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95% data yang ada menunjukkan bahwa parameter MA(1) signifikan dalam model.

Sehingga model ARIMA(0,1,1) layak digunakan pada model yang mungkin.

5.4.3 Model 4, ARIMA(2,1,0)

Berikut adalah hasil output estimasi dari model 4 ARIMA(2,1,0).

```
Series: tinggi
ARIMA(2,1,0)

Coefficients:
          ar1      ar2
      -0.7054  -0.2474
s.e.   0.1296   0.1314

sigma^2 estimated as 1452:  log likelihood=-277.42
AIC=560.83   AICc=561.31   BIC=566.86

Coefficients:
                s.e.        t   sign.
ar1  -0.7054  0.1296  -5.4429  0.0000
ar2  -0.2474  0.1314  -1.8828  0.0163
```

Gambar 5.11 *Output Model ARIMA(2,1,0)*

Berikut akan dilakukan pengujian koefisien regresi berdasarkan output pada **Gambar 5.11**.

a. Parameter AR(1)

- Hipotesis

  $H_0 : a = 0$ (parameter AR(1) tidak signifikan dalam model)

  $H_1 : a \neq 0$ (parameter AR(1) signifikan dalam model)
- Tingkat signifikansi $\alpha = 0.05$
- Daerah Kritis

  H_0 ditolak jika *p-value* < α
- Statistik Uji

  P-value AR(1) = 0.0000
- Keputusan

  P-value AR(1) = 0.0000 < 0.05, maka tolak H_0.
- Kesimpulan

  Dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95% data yang ada menunjukkan bahwa parameter AR(1) signifikan dalam model.

b. Parameter AR(2)

- Hipotesis

  $H_0 : \alpha = 0$ (parameter AR(2) tidak signifikan dalam model)

  $H_1 : \alpha \neq 0$ (parameter AR(2) signifikan dalam model)
- Tingkat signifikansi α = 0.05
- Daerah Kritis

  H_0 ditolak jika *p-value* < α
- Statistik Uji

  P-value AR(1) = 0.0000
- Keputusan

  P-value AR(1) = 0.0000 < 0.05, maka tolak H_0.
- Kesimpulan

  Dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95% data yang ada menunjukkan bahwa AR(2) signifikan dalam model.

Dapat disimpulkan bahwa model ARIMA(2,1,0) layak digunakan pada model yang mungkin.

5.4.4 Model 5, ARIMA(0,1,2)

Berikut adalah hasil output estimasi dari model 5 ARIMA(0,1,2).

```
Series: tinggi
ARIMA(0,1,2)

Coefficients:
          ma1     ma2
      -0.8007  0.0743
s.e.   0.1270  0.1290

sigma^2 estimated as 1419:  log likelihood=-275.86
AIC=557.72   AICc=558.19   BIC=563.74

Coefficients:
               s.e.        t   sign.
ma1  -0.8007  0.127  -6.3047  0.0000
ma2   0.0743  0.129   0.5760  0.1417
```

Gambar 5.12 *Output Model ARIMA(0,1,2)*

Berikut akan dilakukan pengujian koefisien regresi berdasarkan output pada **Gambar 5.12**.

a. Parameter MA(1)

- Hipotesis

  $H_0 : b = 0$ (parameter MA(1) tidak signifikan dalam model)

  $H_1 : b \neq 0$ (parameter MA(1) signifikan dalam model)
- Tingkat signifikansi $\alpha = 0.05$
- Daerah Kritis

  H_0 ditolak jika *p-value* < α
- Statistik Uji

  P-value MA(1) = 0.0000
- Keputusan

  P-value MA(1) = 0.0000 < 0.05, maka tolak H_0.
- Kesimpulan

  Dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95% data yang ada menunjukkan bahwa parameter MA(1) signifikan dalam model.

b. Parameter MA(1)

- Hipotesis

  $H_0 : b = 0$ (parameter MA(2) tidak signifikan dalam model)

  $H_1 : b \neq 0$ (parameter MA(2) signifikan dalam model)
- Tingkat signifikansi $\alpha = 0.05$
- Daerah Kritis

  H_0 ditolak jika *p-value* < α
- Statistik Uji

  P-value MA(2) = 0.1417
- Keputusan

  P-value MA(2) = 0.1417 > 0.05, maka gagal tolak H_0.

- Kesimpulan

  Dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95% data yang ada menunjukkan bahwa parameter MA(2) tidak signifikan dalam model.

Dapat disimpulkan bahwa model ARIMA(0,1,2) tidak layak digunakan pada model yang mungkin.

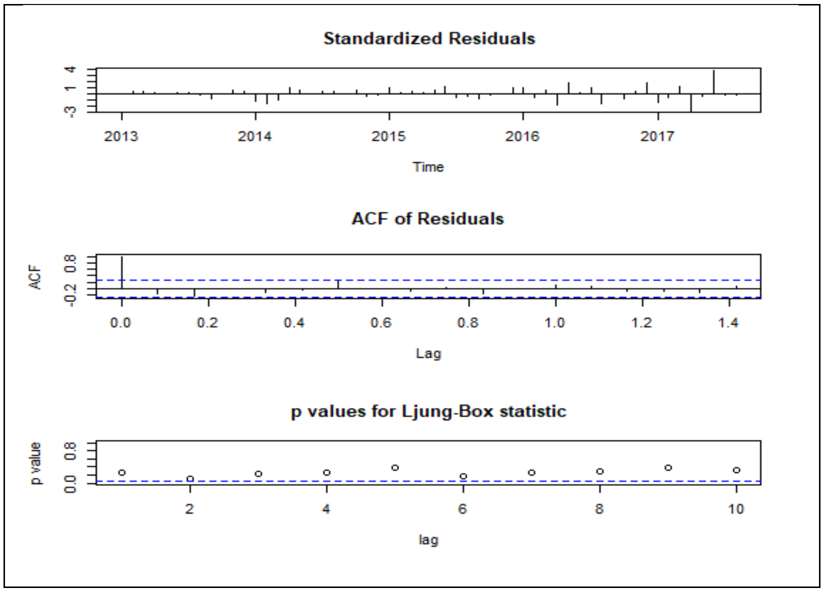
Berdasarkan pengujian signifikansi dari kelima model di atas maka diperoleh model yang signifikan yaitu model ARIMA(1,1,0), ARIMA(0,1,1) dan ARIMA(2,1,0).

5.5 Pengecekan Diagnostik

Untuk melakukan pengecekan diagnostik (*diagnostic checking*) maka akan dilakukan uji Q Ljung-Box dan plot ACF/PACF untuk residual dari model yang diamati. Berikut adalah output grafik data dari ketiga model di atas yang sudah signifkan:

5.5.1 Model ARIMA(1,1,0)

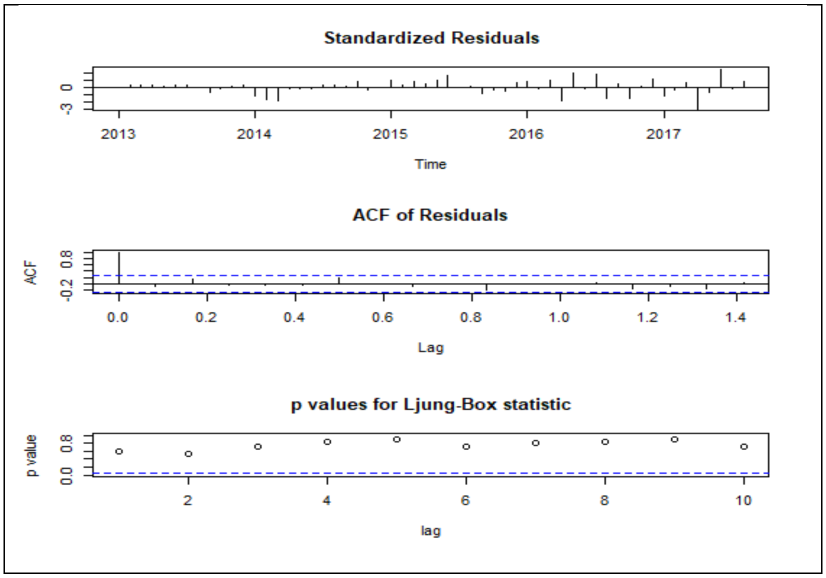
Berikut adalah hasil cek diagnostik dari model ARIMA(1,1,0).



Gambar 5.13 *Plot Diagnostik Model ARIMA(1,1,0)*

5.5.2 Model ARIMA(0,1,1)

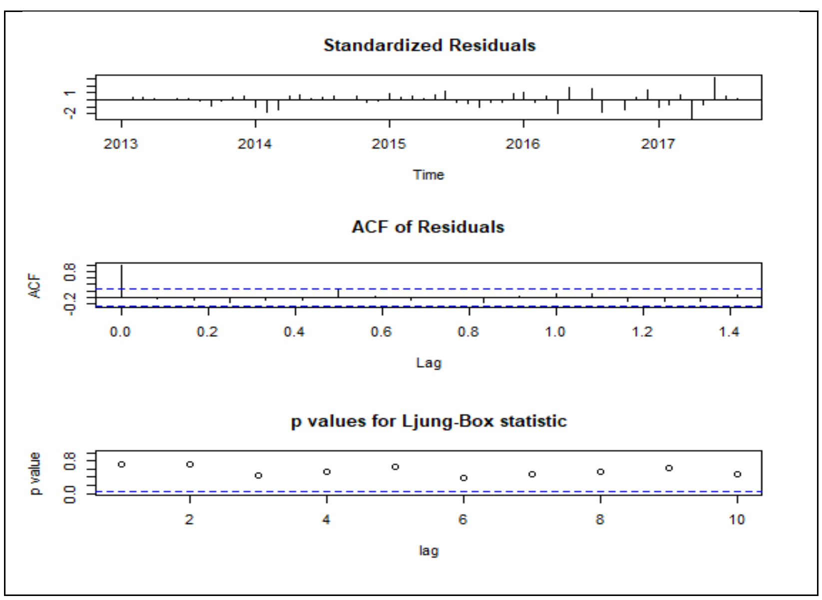
Berikut adalah hasil cek diagnostik dari model ARIMA(0,1,1).



Gambar 5.14 *Plot Diagnostik Model ARIMA(0,1,1)*

5.5.3 Model ARIMA(2,1,0)

Berikut adalah hasil cek diagnostik dari model ARIMA(2,1,0).



Gambar 5.15 *Plot Diagnostik Model ARIMA(2,1,0)*

Terlihat dari hasil uji diagnostik dari ketiga model tersebut, residual dari model ARIMA(1,1,0), ARIMA(0,1,1), dan ARIMA(2,1,0) merupakan model yang baik untuk data di atas. Dari plot ACF terlihat residual sudah merupakan model *white noise*, ditandai dengan tidak adanya lag (≥ 1) yang keluar dari batas interval. Sedangkan *p-value* dari statistik L-jung Box juga diatas garis batas 5%, yang menandakan hipotesis nol residual tidak mengandung korelasi serial diterima.

5.6 Pemilihan Model Terbaik

Setelah melakukan *diagnostic checking* pada model ARIMA(1,1,0), ARIMA(0,1,1), dan ARIMA(2,1,0) maka kita dapat melakukan pemilihan model terbaik dari ketiga kemungkinan model dengan cara melihat ukuran-ukuran standar ketepatan peramalan. Tabel perbandingan ketiga model ARIMA adalah sebagai berikut:

Tabel 5.1 *Matriks Perbandingan Nilai Berdasarkan Model*

	ARIMA(1,1,0)	ARIMA(0,1,1)	ARIMA(2,1,0)
a1	-0.5655 *p-value* = 0.0000	-	-0.7054 *p-value* = 0.0000
a2	-	-	-0.2474 *p-value* = 0.0163
b1	-	-0.7604 *p-value* = 0.0000	-
b2	-	-	-
RMSE	38.22803	35.97353	37.01616
AIC	562.25	556.04	560.83
SIC/BIC	566.27	560.06	566.86
Non-autokorelasi	√	√	√

Berdasarkan matriks perbandingan pada **Tabel 5.1** disimpulkan bahwa:

1. Model *overfitting*, ARIMA(2,1,0) memiliki koefisien signifikan *p-value* yang lebih besar dari model ARIMA(1,1,0) dan ARIMA(0,1,1) sehingga model tersebut bisa dihilangkan dari model yang mungkin.
2. Model ARMA(1,1,0) dan ARIMA(0,1,1) memiliki koefisien *p-value* yang sama dan memenuhi uji diagnostic tidak adanya korelasi serial pada resisdual. Dapat disimpulkan berdasarkan RMSE dan AIC, model ARIMA(0,1,1) merupakan model terbaik untuk data penjualan peninggi badan TIENS di Jateng dan DIY.

5.7 Peramalan

5.7.1 Validasi Peramalan

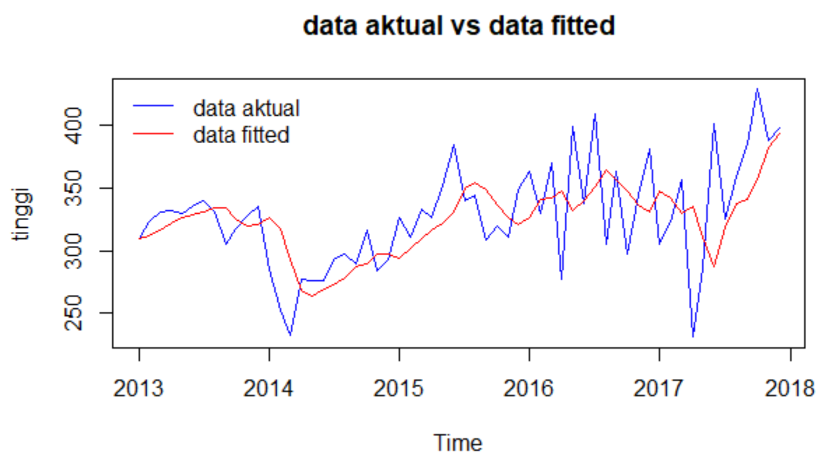
Untuk memperkuat metode peramalan data penjualan peninggi badan TIENS di Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta, maka akan dilakukan validasi antara data aktual dengan data hasil peramalan. Pada peramalan ini penulis ingin meramalkan data selama empat periode, berikut adalah output hasil peramalan dan hasil perbandingannya:

Tabel 5.2 *Tabel Validasi Peramalan*

Periode	Data Aktual	Data Peramalan
September 2017	386	335.882
Oktober 2017	429	335.882
November 2017	388	335.882
Desember 2017	398	335.882

Berdasarkan **Tabel 5.2** menunjukkan bahwa hasil peramalan menggunakan model ARIMA(0,1,1) dibandingkan dengan data aktual terlihat tidak jauh berbeda, sehingga model tersebut dikatakan baik untuk meramalkan data penjualan peninggi badan TIENS Jateng dan DIY pada periode September 2017 sampai dengan Desember 2017. Untuk mengetahui nilai standar eror dari data peramalan dapat dilihat pada **Lampiran 2**.

5.7.2 Plot Data Aktual dan Fitted



Gambar 5.16 *Plot Data Aktual vs Data Fitted*

Gambar di atas menunjukkan plot data penyesuaian peramalan dengan menggunakan model ARIMA(0,1,1) dengan data aktual. Terlihat bahwa model tersebut dapat mengikuti alur data aktual, sehingga dapat dikatakan bahwa model ARIMA(0,1,1) baik untuk peramalan data penjualan peninggi badan TIENS di Jateng dan DIY.

BAB VI

KESIMPULAN DAN SARAN

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan pada bab sebelumnya, maka dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Model ARIMA yang terbaik berdasarkan nilai kebaikan model dan terpenuhinya asumsi-asumsi untuk digunakan adalah model ARIMA(0,1,1).
2. Hasil peramalan penjualan produk peninggi badan *TIENS* di Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta untuk empat periode ke depan pada bulan Januari 2018 sampai dengan bulan April 2018 adalah sebesar 335.882, 335.882, 335.882, dan 335.882 dengan standar eror pada masing-masing data sebesar 40.62205, 41.55939, 42.47605, dan 43.37334.

6.2 Saran

Saran untuk tindak lanjut hasil penelitian ini bersarkan hasil yang ada tentang penjualan peninggi badan *TIENS* di provinsi Jateng dan DIY adalah:

1. Diharapkan penelitian ini dapat membantu manajemen kantor *TIENS* dalam memprediksi jumlah penjualan suatu produk *TIENS* khususnya di wilayah Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta.
2. Untuk mendapatkan hasil yang lebih baik diharapkan kepada peneliti lain memerlukan data dalam jumlah yang lebih banyak sehingga pengolahan hasil peramalan jumlah penjualan produk peninggi badan *TIENS* dapat mendekati kenyataan yang diharapkan.

DAFTAR PUSTAKA

Supariasa, dkk. 2002. *Penilaian Status Gizi*. Jakarta: Penerbit Kedokteran EGC.

Noviarni, Sri. 2017. *Tinggi Badan Tidak Melulu Genetika.* Koran Sindo, 08 Desember 2017. Diakses dari http://koran-sindo.com pada tanggal 18 Desember 2017.

Lentera, Adilaras. 2017. *Spesifikasi Plus Proposal Bisnis TIENS.* Jakarta: Laras Advertising.

Zanzawi, Soejoeti. 1987. *Analisis Runtun Waktu*. Jakarta: Universitas Terbuka.

Zanzawi, Soejoeti. 1987. *Metode Statistik I*. Jakarta: Universitas Terbuka.

Makridakis, Spyros, Steven C. Wheelwright, Victor E. McGee. 1970. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta: PT Erlangga

Susanto, Fendi. 2009. *Forecasting Volume Penjualan Produk Kertas Perusahaan PT. Pura Barutama dengan Menggunakan Analisis Runtun Waktu dan Program Minitab.* Skripsi Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Semarang.

Munawaroh, Siti. 2010. *Analisis Model ARIMA Box-Jenkins pada Data Fluktuasi Harga Emas*. Skripsi Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Malang.

Linda, Puspa. 2014. *Peramalan Penjualan Produksi Teh Botol Sosro pada PT. Sinar Sosro Sumatera Bagian Utara.* Jurnal Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Sumatera Utara Medan.

Chairunnisa. 2015. *Analisis Prediksi Jumlah Penjualan Tiket Menggunakan Metode ARIMA pada PT. Charisma Rasa Sayang Holidays Medan.* Jurnal Teknik Informatika STMIK Budi Darma Medan.

Rifana, Rizal Ripal dan Wellie Sulistijanti. 2017. *Penjualan Sepatu Merek Nike dengan Metode ARIMA*. Jurnal Sains dan Teknologi Universitas Muhammadiyah Semarang.Bianchi, M., Boyle M., Hollingsworth D. 1999. *A Comparasion of Methods for Trend Estimation.* Applied Economics Letter.

Rosadi, Dedi. 2006. *Pengantar Analisis Runtun Waktu (Diktat Kuliah)*. Yogyakarta: Fakultas Ilmu Matematika dan Pengetahuan Alam Universitas Gajah Mada.

Rosadi, Dedi. 2011. *Pengantar Analisis Runtun Waktu dan Runtun Waktu Terapan dengan R*. Yogyakarta: Fakultas Ilmu Matematika dan Pengetahuan Alam Universitas Gajah Mada.

Wei, William W.S. 2006. *Time Series Analysis Unvariate and Multivariate Methods*. New York: Department of Statistics The Fox School of Business and Management Temple University.

Dickey, David a dan Wayne A. Fuller. 1979. *Distribution of Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root*. Journal of the American Statistical Assocation, Vol. 74, No. 366.

Box, G. E. P., Pierce, D. A. 1970. *Distribution of Residual Autocorrelation in Autoregressive Integrated Moving Average Time Series Models*. Journal of the American Statistical Association.

Arsyad, Lincolin. 1994. *Peramalan Bisnis*. Yogyakarta: Fakultas Ekonomi, Universitas Gajah Mada Yogyakarta.

Grasa, A. A. 1989. *Ecnometric Model Selcetion: A New Approach*. Kluwer.

Widarjono. A. 2007. *Ekonometrika: Teori dan Aplikasi untuk Ekonomi dan Bisnis.* Yogyakarta: Ekonisia Fakultas Ekonomi Universitas Islam Indonesia.

Lampiran 1 Data Penjualan Peninggi Badan TIENS di Jateng dan DIY Tahun 2013-2017.

Tahun	Bulan	Jumlah
2013	Januari	310
	Februari	323
	Maret	331
	April	332
	Mei	330
	Juni	336
	Juli	340
	Agustus	331
	September	305
	Oktober	318
	November	328
	Desember	336
2014	Januari	285
	Februari	253
	Maret	233
	April	277
	Mei	276
	Juni	276
	Juli	293
	Agustus	298
	September	290
	Oktober	317
	November	284
	Desember	293
2015	Januari	326
	Februari	311
	Maret	333
	April	326
	Mei	352
	Juni	385
	Juli	340
	Agustus	344
	September	309
	Oktober	320
	November	311
	Desember	349
2016	Januari	363
	Februari	330
	Maret	370
	April	277
	Mei	399
	Juni	338
	Juli	409
	Agustus	305
	September	363
	Oktober	297
	November	344
	Desember	381
2017	Januari	305
	Februari	323
	Maret	357
	April	231
	Mei	286
	Juni	401
	Juli	325
	Agustus	359
	September	386
	Oktober	429
	November	388
	Desember	398

Lampiran 2 Output Peramalan Empat Periode ke depan.

```
$pred
         Sep     Oct     Nov     Dec
2017 335.882 335.882 335.882 335.882

$se
          Sep      Oct      Nov      Dec
2017 36.63365 37.67036 38.67929 39.66257
```