



TUGAS AKHIR - VS 180603

**PERAMALAN VOLUME PENJUALAN COCA-COLA
DI PT. COCA-COLA AMATIL INDONESIA
MENGUNAKAN METODE ARIMA *BOX-JENKINS***

Alda Clarinta Ramadhani
NRP 10611600000069

Pembimbing
Dr. Brodjol Sutijo S.U., M.Si

Program Studi Diploma III
Departemen Statistika Bisnis
Fakultas Vokasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2019



TUGAS AKHIR - VS 180603

**PERAMALAN VOLUME PENJUALAN COCA-COLA
DI PT. COCA-COLA AMATIL INDONESIA
MENGUNAKAN METODE ARIMA *BOX-JENKINS***

Alda Clarinta Ramadhani
NRP 1061160000069

Pembimbing
Dr. Brodjol Sutijo S.U., M.Si

Program Studi Diploma III
Departemen Statistika Bisnis
Fakultas Vokasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2019



FINAL PROJECT - VS 180603

**FORECASTING THE VOLUME OF COCA-COLA
IN PT. COCA-COLA AMATIL INDONESIA USING
ARIMA *BOX-JENKINS* METHOD**

Alda Clarinta Ramadhani
NRP 10611600000069

Supervisor
Dr. Brodjol Sutijo S.U., M.Si

Programme Diploma III
Departement Of Business Statistics
Faculty of Vocations
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2019

LEMBAR PENGESAHAN

**PERAMALAN VOLUME PENJUALAN COCA-COLA
DI PT. COCA-COLA AMATIL INDONESIA
MENGUNAKAN METODE ARIMA *BOX-JENKINS***

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Ahli Madya pada
Departemen Statistika Bisnis
Fakultas Vokasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

ALDA CLARINTA RAMADHANI
NRP. 1061160000069

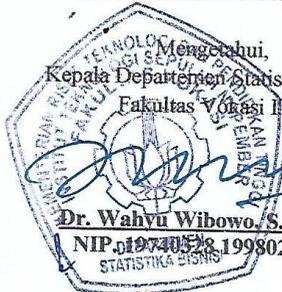
Surabaya, 8 Mei 2019

Menyetujui,
Pembimbing Tugas Akhir



Dr. Brodiol Sutijo S.U., M.Si
NIP. 19660125 199002 1 001

Mengetahui,
Kepala Departemen Statistika Bisnis
Fakultas Vokasi IFS



Dr. Wahyu Wibowo, S.Si, M.Si
NIP. 19740528 199802 1 001

**PERAMALAN VOLUME PENJUALAN COCA-COLA
DI PT. COCA-COLA AMATIL INDONESIA
MENGUNAKAN METODE ARIMA *BOX-JENKINS***

Nama : Alda Clarinta Ramadhani
NRP : 1361160000069
Program Studi : Diploma III
Departemen : Statistika Bisnis
Dosen Pembimbing : Dr. Brodjol Sutijo S.U., M.Si

ABSTRAK

Sektor industri makanan dan minuman menjadi sektor yang diprioritaskan oleh pemerintah sebagai penggerak ekonomi nasional. Sektor industri makanan dan minuman mampu memberikan kontribusi tertinggi terhadap Produk Domestik Bruto (PDB) industri pengolahan non migas hingga 35,87%. PT. Coca-Cola Amatil Indonesia merupakan perusahaan besar yang bergerak di industri makanan dan minuman sejak tahun 1976. Salah satu produknya yang cukup terkenal adalah minuman ringan berkarbonasi rasa kola yaitu Coca-Cola. Permintaan pasar terhadap Coca-Cola tidak selamanya tetap, hal ini terlihat dari volume penjualan Coca-Cola yang mengalami fluktuasi. Untuk mendapatkan gambaran volume penjualan pada periode yang akan datang perlu dilakukan pemodelan, dalam hal ini menggunakan metode ARIMA *Box-Jenkins*. Berdasarkan data volume penjualan coca-cola pada bulan Januari 2014 sampai Desember 2018 diperoleh model peramalan terbaik yaitu ARIMA (1,0,0)(1,0,1)⁶ dengan performa model (sMAPE) sebesar 14,23%.

Kata Kunci : ARIMA Box-Jenkins, Penjualan Coca-Cola, Peramalan, Sektor Industri.

FORECASTING THE VOLUME OF COCA-COLA IN PT. COCA-COLA AMATIL INDONESIA USING ARIMA *BOX-JENKINS* METHOD

Name : Alda Clarinta Ramadhani
NRP : 1361160000069
Programme : Diploma III
Department : Business Statistics
Academic Supervisor : Dr. Brodjol Sutijo S.U., M.Si

ABSTRACT

The food and beverage industry sector is a sector prioritized by the government as a driver of the national economy. The food and beverage industry sector is able to provide the highest contribution to the Gross Domestic Product (GDP) of the non-oil processing industry up to 35.87%. PT. Coca-Cola Amatil Indonesia is a large company engaged in the food and beverage industry since 1976. One of its well-known products is the kola-flavored carbonated soft drink, Coca-Cola. Market demand for Coca-Cola is not always fixed, this is evident from the fluctuating sales volume of Coca-Cola. To get an overview of sales volume in the future period, modeling needs to be done, in this case using the Box-Jenkins ARIMA method. Based on data on coca-cola sales volume from January 2014 to December 2018, the best forecasting model was ARIMA (1,0,0) (1,0,1) 6 with a performance model (sMAPE) of 14.23%..

Keywords : ARIMA Box-Jenkins, Forecasting, Industry Sectoe,
The Sales Volume

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT yang telah memberikan rahmat, taufiq, serta hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir yang berjudul “**Peramalan Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia Menggunakan Metode ARIMA *Box-Jenkins***”. Penyusunan Tugas Akhir ini dapat terselesaikan dengan baik dan lancar karena tidak lepas dari dukungan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Dr. Brodjol Sutijo S.U., M.Si selaku pembimbing sekaligus sekretaris Departemen Statistika Bisnis ITS yang telah membimbing dan mengarahkan dengan sabar serta memberikan dukungan yang sangat besar bagi penulis untuk dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini.
2. Dra. Lucia Aridinanti, M.Si., selaku penguji sekaligus dosen wali yang telah memberikan saran, bimbingan dan arahan demi kesempurnaan Tugas Akhir ini.
3. Mike Prastuti, S.Si., M.Si., selaku penguji sekaligus validator yang telah memberikan saran, bimbingan dan arahan demi kesempurnaan Tugas Akhir ini.
4. Dr. Wahyu Wibowo, S.Si., M.Si., selaku Kepala Departemen Statistika Bisnis Fakultas Vokasi ITS.
5. Ir. Sri Pingit Wulandari, M.Si., selaku Kepala Program Studi Diploma III Statistika ITS.
6. Edy Ichwanudin, S.E., selaku Manager HRD PT. Coca-Cola Amatil Indonesia yang telah memberikan kesempatan bagi penulis untuk dapat melaksanakan Tugas Akhir di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia.
7. Seluruh Dosen Statistika Bisnis yang telah memberikan ilmu, dukungan, dan arahan kepada penulis.
8. Tenaga Pendidik yang telah memberikan bantuan dan dukungan dalam menyusun proposal kerja praktek ini.

9. Orang tua, adik, dan keluarga besar yang telah memberikan motivasi, dukungan, serta doa dalam segala kelancaran proses kerja praktek.
10. Teman-teman angkatan 2016 “BERDIKARI” Departemen Statistika Bisnis ITS yang telah bekerja sama dengan baik selama penulis menempuh pendidikan, serta memberikan pengalaman dan kenangan yang berharga bagi penulis.
11. Seluruh teman-teman angkatan 2017 dan 2018 dan semua pihak yang telah membantu dalam keberhasilan pembuatan Tugas Akhir ini baik secara langsung maupun tidak langsung.

Penuli menyadari bahwa laporan Tugas Akhir ini masih jauh dari kata sempurna, oleh karena itu penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang membangun agar berguna untuk perbaikan berikutnya. Semoga laporan Tugas Akhir ini memberikan manfaat bagi pembaca.

Surabaya, Mei 2019

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
TITLE PAGE	iii
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xix
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	3
1.4 Manfaat Penelitian.....	4
1.5 Batasan Masalah.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 <i>Time Series</i>	5
2.2 Identifikasi Model ARIMA.....	5
2.2.1 Stasioneritas Data.....	5
2.2.2 Fungsi Autokorelasi.....	7
2.2.3 Fungsi Autokorelasi Parsial.....	8
2.3 ARIMA <i>Box-Jenkins</i>	9
2.3.1 Model <i>Autoregressive</i> (AR).....	10
2.3.2 Model <i>Moving Average</i> (MA).....	10
2.3.3 Model <i>Autoregressive Moving Average</i> (ARMA).....	11
2.3.4 Model <i>Autoregressive Integrated Moving</i> <i>Average</i> (ARIMA).....	11
2.3.5 Model ARIMA Musiman.....	11
2.4 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA.....	12
2.5 Cek Diagnosa.....	13

2.5.1 Pemeriksaan Asumsi Residual <i>White Noise</i>	13
2.5.2 Pemeriksaan Asumsi Residual Berdistribusi Normal.....	14
2.6 Pemilihan Model Terbaik	15
2.7 Minuman Ringan	15
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Sumber Data	17
3.2 Variabel Penelitian.....	17
3.3 Langkah Analisis	18
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	
4.1 Karakteristik Data Volume Penjualan Coca-Cola	21
4.2 Identifikasi <i>Time Series Plot</i>	22
4.3 Identifikasi Model ARIMA <i>Box-Jenkins</i>	23
4.3.1 Identifikasi Stasioneritas <i>Time Series</i>	23
4.3.2 Identifikasi Model Dugaan Sementara	25
4.4 Pembentukan Model ARIMA <i>Box-Jenkins</i>	25
4.4.1 Model ARIMA (1, 0, 2) ⁶	26
4.4.2 Model ARIMA (0, 0, 1) (1, 0, 2) ⁶	29
4.4.3 Model ARIMA (1, 0, 0) (1, 0, 2) ⁶	31
4.4.4 Model ARIMA (1, 0, 1) ⁶	31
4.4.5 Model ARIMA (0, 0, 1) (1, 0, 1) ⁶	34
4.4.6 Model ARIMA (1, 0, 0) (1, 0, 1) ⁶	36
4.5 Pemilihan Model Terbaik	38
4.6 Peramalan Volume Penjualan Coca-Cola.....	39
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1 Kesimpulan	43
5.2 Saran	43
DAFTAR PUSTAKA	
LAMPIRAN	
BIODATA PENULIS	

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Transformasi <i>Box-Cox</i>	6
Tabel 2.2 Struktur ACF dan PACF pada Model ARIMA.....	9
Tabel 3.1 Struktur Data.....	17
Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Volume Penjualan Coca-Cola	22
Tabel 4.2 Hasil Uji Signifikansi Parameter ARIMA (1, 0, 2) ⁶	26
Tabel 4.3 Hasil Uji <i>Ljung-Box</i> ARIMA (1, 0, 2) ⁶	27
Tabel 4.4 Hasil Uji <i>Kolmogorov-Smirnov</i> ARIMA (1, 0, 2) ⁶	27
Tabel 4.5 Hasil Uji Signifikansi Parameter ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2) ⁶	29
Tabel 4.6 Hasil Uji <i>Ljung-Box</i> ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2) ⁶	30
Tabel 4.7 Hasil Uji <i>Kolmogorov-Smirnov</i> ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2) ⁶	30
Tabel 4.8 Hasil Uji Signifikansi Parameter ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 2) ⁶	31
Tabel 4.9 Hasil Uji Signifikansi Parameter ARIMA (1, 0, 1) ⁶	32
Tabel 4.10 Hasil Uji <i>Ljung-Box</i> ARIMA (1, 0, 1) ⁶	32
Tabel 4.11 Hasil Uji <i>Kolmogorov-Smirnov</i> ARIMA (1, 0, 1) ⁶	33
Tabel 4.12 Hasil Uji Signifikansi Parameter ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 1) ⁶	35
Tabel 4.13 Hasil Uji <i>Ljung-Box</i> ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 1) ⁶	35
Tabel 4.14 Hasil Uji <i>Kolmogorov-Smirnov</i> ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 1) ⁶	36
Tabel 4.15 Hasil Uji Signifikansi Parameter ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1) ⁶	37
Tabel 4.16 Hasil Uji <i>Ljung-Box</i> ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 2) ⁶	37
Tabel 4.17 Hasil Uji <i>Kolmogorov-Smirnov</i> ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1) ⁶	38

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 4.18 Hasil Perhitungan RMSE dan sMAPE	39
Tabel 4.19 Hasil Ramalan Volume Penjualan	40

DAFTAR GAMBAR

		Halaman
Gambar 3.1	Diagram Alir	19
Gambar 4.1	Rata-rata Volume Penjualan Coca-Cola per Bulan.....	21
Gambar 4.2	<i>Time Series Plot</i> Volume Penjualan Coca-Cola	22
Gambar 4.3	<i>Box-Cox Plot</i> Volume Penjualan Coca-Cola	23
Gambar 4.4	<i>Box-Cox Plot</i> Volume Penjualan Coca-Cola Setelah Transfromasi	24
Gambar 4.5	Plot ACF Volume Penjualan Coca-Cola.....	24
Gambar 4.6	Plot PACF Volume Penjualan Coca-Cola	25
Gambar 4.7	<i>Probability Plot</i> ARIMA (1, 0, 2) ⁶	27
Gambar 4.8	Plot ACF Residual Model ARIMA (1, 0, 2) ⁶	28
Gambar 4.9	Plot PACF Residual Model ARIMA (1, 0, 2) ⁶ .	28
Gambar 4.10	<i>Probability Plot</i> ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2) ⁶	30
Gambar 4.11	<i>Probability Plot</i> ARIMA (1, 0, 1) ⁶	33
Gambar 4.12	Plot ACF Residual Model ARIMA (1, 0, 1) ⁶	34
Gambar 4.13	Plot PACF Residual Model ARIMA (1, 0, 1) ⁶ .	34
Gambar 4.14	<i>Probability Plot</i> ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 1) ⁶	36
Gambar 4.15	<i>Probability Plot</i> ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1) ⁶	38
Gambar 4.16	Plot Data Hasil Ramalan Volume Penjualan	40

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1	Surat Permohonan Pengambilan Data 47
Lampiran 2	Surat Keaslian Data 48
Lampiran 3	Data Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia 49
Lampiran 4	<i>Output</i> Model $(1,0,2)^6$ pada Data Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia.....50
Lampiran 5	<i>Output</i> Model $(0,0,1)(1,0,2)^6$ pada Data Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia.....51
Lampiran 6	<i>Output</i> Model $(1,0,0)(1,0,2)^6$ pada Data Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia.....51
Lampiran 7	<i>Output</i> Model $(1,0,2)^6$ pada Data Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia.....52
Lampiran 8	<i>Output</i> Model $(0,0,1)(1,0,1)^6$ pada Data Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia.....52
Lampiran 9	<i>Output</i> Model $(1,0,0)(1,0,1)^6$ pada Data Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia.....53
Lampiran 10	<i>Output</i> Model $(1,0,0)(1,0,1)^6$ pada Hasil Ramalan Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia.....53
Lampiran 11	<i>Output</i> Distribusi Normal 54
Lampiran 12	Perhitungan Manual RMSE dan sMAPE ARIMA $(1,0,0)(1,0,1)^6$55
Lampiran 13	Perhitungan Manual RMSE dan sMAPE ARIMA $(0,0,1)(1,0,2)^6$56

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sektor industri makanan dan minuman merupakan salah satu sektor usaha yang memiliki peluang sangat besar untuk terus bertumbuh. Sektor industri makanan dan minuman menjadi sektor yang diprioritaskan oleh pemerintah sebagai penggerak ekonomi nasional. Berdasarkan data Badan Pusat Statistika (BPS) pada triwulan II 2018 pertumbuhan industri makanan dan minuman mencapai 8,67 persen, angka tersebut melampaui pertumbuhan ekonomi nasional sebesar 5,27 persen. Sektor industri makanan dan minuman mampu memberikan kontribusi tertinggi terhadap Produk Domestik Bruto (PDB) industri pengolahan non migas hingga 35,87%. Seiring dengan pertumbuhan jumlah penduduk yang pesat, maka volume permintaan terhadap kebutuhan pangan pun ikut meningkat. Hal tersebut mendorong didirikannya perusahaan industri makanan dan minuman untuk memenuhi kebutuhan pangan, sehingga persaingan dalam industri makanan dan minuman semakin ketat. Banyak perusahaan berlomba-lomba untuk mendapatkan banyak keuntungan dengan berbagai macam kegiatan penjualan. Penjualan merupakan salah satu unsur penting dalam suatu perusahaan, dimana perusahaan berharap untuk mendapatkan keuntungan dari hasil penjualan yang lebih agar dapat melanjutkan usahanya.

PT. Coca-Cola Amatil Indonesia merupakan salah satu perusahaan dibawah lisensi *The Coca-Cola Company* yang bergerak dalam industri makanan dan minuman sejak tahun 1976. Salah satu produknya yang cukup terkenal adalah minuman ringan berkarbonasi rasa kola yaitu Coca-Cola, selain itu PT. Coca-Cola Amatil Indonesia juga memproduksi berbagai jenis minuman lain seperti teh, sari buah jeruk, jus, air mineral, dan minuman pengganti cairan tubuh. Saat ini PT. Coca-Cola Amatil Indonesia telah memproduksi 6 kategori minuman siap minum dengan 13 merek dan telah memasarkan produknya ke seluruh

bagian negara Indonesia. Permintaan pasar terhadap suatu produk tidak selamanya tetap, demikian juga halnya permintaan pasar terhadap Coca-Cola. Hal ini terlihat dari volume penjualan Coca-Cola yang mengalami fluktuasi. Adanya fluktuasi tersebut membuat perusahaan mengalami kesulitan dalam menentukan jumlah yang akan diproduksi di periode mendatang, untuk itu PT. Coca-Cola Amatil Indonesia memerlukan perencanaan jumlah produk yang diproduksi. Perencanaan jumlah produk yang akan diproduksi tersebut dapat berpengaruh terhadap jumlah penjualan. Selain itu, jika ramalan penjualan tidak diperhitungkan dengan tepat akan mengakibatkan produk yang berlebihan sehingga meningkatkan biaya simpan atau produksi kurang sehingga permintaan produk tidak terpenuhi dan berdampak pada keuntungan yang diperoleh PT. Coca-Cola Amatil Indonesia.

Permasalahan tersebut menarik perhatian untuk dilakukannya penelitian. Penelitian ini perlu dilakukan untuk mengoptimalkan jumlah produksi Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia. Dalam menentukan jumlah produksi diperlukan suatu perencanaan produksi mulai dari penyediaan bahan baku hingga produksi akhir dengan mempertimbangkan permintaan pasar akan Coca-Cola. Jumlah permintaan pasar dapat dilihat berdasarkan volume penjualan produk Coca-Cola. Pada penelitian ini akan dilakukan ramalan terhadap volume penjualan Coca-Cola satu tahun kedepan di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia menggunakan metode *ARIMA Box-Jenkins* yang mengacu pada data volume penjualan selama kurun waktu 2014 sampai 2018. Beberapa penelitian sejenis yang pernah dilakukan terhadap volume penjualan adalah peramalan volume penjualan kedelai di PT. X dengan menggunakan metode *ARIMA Box-Jenkins* oleh Affanda (2016). Penelitian dengan metode *ARIMA Box-Jenkins* juga digunakan oleh Islamiyah (2015) untuk meramalkan penjualan produk minuman teh PT. Sinar Sosro Gresik. Ramalan penjualan produk Coca-Cola untuk beberapa periode kedepan, dapat digunakan sebagai pertimbangan pihak perusahaan dalam menyusun rencana produksi dan menentukan kebijakan yang

harus diambil sehingga kegiatan produksi dapat dilakukan secara optimal.

1.2 Rumusan Masalah

PT. Coca-Cola Amatil Indonesia sebagai perusahaan besar yang bergerak di bidang industri makanan dan minuman telah memproduksi berbagai jenis minuman ringan seperti teh, sari buah jeruk, jus, air mineral, dan minuman pengganti cairan tubuh. Salah satu produk yang paling dikenal adalah Coca-Cola. Permintaan pasar akan Coca-Cola tidak selamanya tetap, hal ini dapat dilihat dari volume penjualannya yang mengalami fluktuasi. Adanya fluktuasi tersebut membuat perusahaan mengalami kesulitan dalam menentukan jumlah yang akan diproduksi di periode mendatang, untuk itu PT. Coca-Cola Amatil Indonesia memerlukan perencanaan jumlah produk yang diproduksi. Selama ini perusahaan melakukan peramalan penjualan menggunakan metode Moving Average (MA) dimana metode tersebut tidak dapat menanggulangi dengan baik adanya trend dan musiman, sehingga perlu dilakukan peramalan dengan metode lain untuk mengatasi masalah tersebut. Dalam kasus ini dilakukan dengan metode *ARIMA Box-Jenkins*. Peramalan volume penjualan Coca-Cola menggunakan metode *ARIMA Box-Jenkins* digunakan untuk mengetahui model terbaik dan nilai ramalan volume penjualan coca-cola pada periode yang akan datang. Dengan mengetahui ramalan volume penjualan yang akan datang, maka perusahaan dapat mengotimalkan jumlah produksi.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai berdasarkan rumusan masalah diatas adalah membuat model terbaik volume penjualan coca-cola menggunakan metode *ARIMA Box-Jenkins* dan mendapatkan nilai ramalan volume penjualan coca-cola pada tahun 2019 di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini adalah dapat memberikan informasi mengenai jumlah volume penjualan produk Coca-Cola yang nantinya dapat memberikan masukan bagi perusahaan sehingga perusahaan dapat mengantisipasi jumlah produksi yang akan dilakukan pada periode yang akan datang.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah data volume penjualan produk Coca-Cola kemasan botol plastik ukuran 390 ml di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia pada bulan Januari tahun 2014 sampai dengan bulan Desember tahun 2018.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Time Series

Time series merupakan serangkaian nilai pengamatan yang diperoleh pada titik waktu yang berbeda dan dengan selang waktu yang sama (berurutan berdasarkan waktu) (Wei, 2006). Analisis *time series* adalah salah satu prosedur statistika yang diterapkan untuk meramalkan keadaan yang terjadi di masa yang akan datang dalam rangka pengambilan keputusan. Langkah penting dalam memilih metode *time series* yang tepat adalah dengan mempertimbangkan jenis pola data (Makridakis, Wheelwright, & McGee, 1999). Pola data dapat dibedakan menjadi empat yaitu:

1. Pola horizontal ketika nilai data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang konstan.
2. Pola musiman bila deret dipengaruhi oleh faktor musiman.
3. Pola siklis jika terjadi jika data dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang.
4. Pola trend terjadi jika terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang pada data.

2.2 Identifikasi Model ARIMA

Tahap identifikasi model ARIMA meliputi pengecekan stasioneritas data dan penetapan model ARIMA (p,d,q) sementara berdasarkan pola *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF).

2.2.1 Stasioneritas Data

Suatu data *time series* untuk dimodelkan ARIMA(p, d, q) harus bersifat stasioner. Stasioner adalah keadaan dimana *mean* dan varians adalah konstan (Bowerman dan O'Connell, 1993), yaitu:

Varians dari Z_t :

$$E(Z_t - \mu)^2 = E(Z_{t+k} - \mu)^2 = \sigma^2 \quad (2.1)$$

Mean dari Z_t :

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

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

Data tidak stasioner terhadap *varians* dapat distasionerkan dengan melakukan transformasi *Box-Cox* sebagai berikut (Wei, 2006):

$$Z_t^{(\lambda)} = \frac{Z_t^{(\lambda)} - 1}{\lambda}; -1 < \lambda < 1 \quad (2.3)$$

Keterangan :

Z_t : Data pada waktu ke-t

λ : Nilai parameter transformasi

Jika didapatkan $\lambda = 0$ berdasarkan Persamaan 2.3 dilakukan pendekatan yang ditunjukkan pada Persamaan 2.4 sebagai berikut:

$$\lim_{\lambda \rightarrow 0} T(Z_t) = \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{Z_t^{(\lambda)} - 1}{\lambda} = \ln(Z_t) \quad (2.4)$$

dimana λ merupakan nilai parameter transformasi. Nilai λ yang dipilih adalah nilai λ yang meminimumkan jumlah kuadrat error sehingga memiliki *varians* yang minimum. Bentuk transformasi berdasarkan nilai estimasi dari λ ditunjukkan pada Tabel 2.1 berikut (Wei, 2006):

Tabel 2.1 Transformasi *Box-Cox*

Nilai Estimasi	Transformasi
-1,0	$1 / Z_t$
-0,5	$1 / \sqrt{Z_t}$
0,0	$\ln(Z_t)$

Tabel 2.1 Transformasi *Box-Cox* (lanjutan)

Nilai Estimasi	Transformasi
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t

Ketentuan-ketentuan pada proses stasioner dalam varians adalah sebagai berikut:

1. Transformasi hanya boleh dilakukan sebelum dilakukan proses *differencing*.
2. Transformasi hanya boleh dilakukan untuk Z_t yang bernilai positif.

Sedangkan cara yang dilakukan untuk mengatasi kondisi non-stasioner dalam *mean* adalah dengan melakukan *differencing* terhadap data seperti pada Persamaan 2.5 sebagai berikut:

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

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

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

dimana :

$$B^d Z_t = Z_{t-d}$$

Keterangan :

B : Operator *backshift*

d : Orde *differencing*

Z_t : Nilai observasi pada waktu ke- t

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

2.2.2 Fungsi Autokorelasi

Fungsi Autokorelasi atau *Autocorrelation Function* (ACF) merupakan suatu proses korelasi pada data time series antara Z_t dan Z_{t+k} . Pada data (Z_t) stasioner memiliki nilai rata-rata μ dan varians σ^2 yang konstan, sehingga persamaan *covarian* antara Z_t dan Z_{t+k} dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\gamma_k = \text{cov}(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu) \quad (2.7)$$

Fungsi autokorelasi dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} = \frac{\hat{\gamma}_w}{\hat{\gamma}_0} \quad (2.8)$$

untuk $k = 0, 1, 2, \dots$, dimana $\bar{Z} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Z_t$

Keterangan :

k : banyak lag

γ_k : fungsi autokovarians pada lag k

ρ_k : fungsi autokorelasi antara Z_t dan Z_{t+k}

$\hat{\rho}_k$: taksiran fungsi autokorelasi

\bar{Z} : rata-rata pengamatan pada waktu ke- t

2.2.3 Fungsi Autokorelasi Parsial

Fungsi Autokorelasi Parsial atau *Partial Autocorrelation Function* (PACF) digunakan untuk mengukur keeratan antara Z_t dan Z_{t+k} setelah pengaruh variabel $Z_{t+1}, Z_{t+2}, Z_{t+k}, \dots, Z_{t+k-1}$ terhadap Z_{t+k} dihilangkan (Wei, 2006). Perhitungan nilai PACF sampel lag ke- k dimulai dari menghitung $\hat{\phi}_{11} = \hat{\rho}_1$, sedangkan untuk menghitung $\hat{\phi}_{kk}$ dilakukan dengan menggunakan Persamaan 2.9 sebagai berikut:

$$\hat{\phi}_{kk} = \text{corr}(Z_t, Z_{t+k} \mid Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k-1}) \quad (2.9)$$

atau

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{k,j} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{k,j} \hat{\rho}_j} \quad (2.10)$$

Keterangan :

$\hat{\phi}_{k+1,j} : \hat{\phi}_{k,j} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_{k+1-j}$ untuk $j = 1, 2, \dots, k$

$\hat{\rho}_{k+1}$: taksiran fungsi autokorelasi dari sampel setelah lag ke- $k+1$

$\hat{\rho}_j$: taksiran fungsi autokorelasi dari sampel setelah lag ke- j

Pengidentifikasi model ARIMA dapat dilakukan dengan melihat plot *time series* data, plot ACF dan PACF. Plot ACF dan PACF digunakan untuk menentukan orde p dan q dari model ARIMA (Wei, 2006). Secara teoritis, bentuk-bentuk plot ACF dan PACF dari model ARIMA terdapat pada Tabel 2.1 berikut ini.

Tabel 2.2 Struktur ACF dan PACF pada model ARIMA

Model	ACF	PACF
<i>Autoregressive (p)</i>	Turun Eksponensial	Terpotong setelah <i>lag-p</i>
<i>Moving Average (q)</i>	Terpotong setelah <i>lag-q</i>	Turun eksponensial
<i>Autoregressive-Moving Average (p,q)</i>	Turun eksponensial	Turun eksponensial
<i>Autoregressive (p)</i> atau <i>Moving Average (q)</i>	Terpotong setelah <i>lag-q</i>	Terpotong setelah <i>lag-p</i>
Tidak ada unsur <i>Autoregressive (p)</i> atau <i>Moving Average (q)</i>	Tidak ada <i>lag</i> yang signifikan pada ACF	Tidak ada <i>lag</i> yang signifikan pada PACF

2.3 ARIMA Box-Jenkins

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) adalah suatu metode peramalan diperoleh melalui gabungan antara model *autoregressive* (AR) dan model *moving average* (MA) serta proses integrasi (I). Model ARIMA dikembangkan oleh George Box dan Gwilyn Jenkins, sehingga proses ARIMA sering disebut dengan nama ARIMA Box-Jenkins. Model ARIMA mengabaikan variabel prediktor dalam membuat peramalannya. ARIMA menggunakan data masa lalu dan sekarang untuk menghasilkan ramalan jangka pendek yang

akurat. Oleh karena itu, model ini sangat baik ketepatan akurasi jika digunakan untuk peramalan jangka pendek, sedangkan jika digunakan untuk peramalan jangka panjang kurang akurat (Makridakis, Wheelwright, & McGee, 1999).

Secara umum ada beberapa model time series yaitu model *autoregressive* (AR), model *moving average* (MA), model ARMA, model ARIMA dan model ARIMA musiman.

2.3.1 Model *Autoregressive* (AR)

Model *autoregressive* menunjukkan adanya hubungan antara suatu nilai pada waktu sekarang (Z_t) dengan nilai pada waktu sebelumnya (Z_{t-k}) ditambah dengan suatu nilai acak (a_t). Model *autoregressive* orde p, dapat ditulis AR(p) secara matematis mempunyai bentuk sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \phi_2 \dot{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t \quad (2.11)$$

$$\dot{Z}_t - \phi_1 \dot{Z}_{t-1} - \phi_2 \dot{Z}_{t-2} - \dots - \phi_p \dot{Z}_{t-p} = a_t \quad (2.12)$$

$$Z_t - \phi_1 B Z_t - \phi_2 B^2 Z_t - \dots - \phi_p B^p Z_t = a_t \quad (2.13)$$

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) Z_t = a_t \quad (2.14)$$

$$\phi_p(B) Z_t = a_t \quad (2.15)$$

Keterangan :

ϕ_p : parameter *autoregressive* ke-p

\dot{Z}_t : $Z_t - \mu$

$\phi_p(B)$: polinomial AR orde-p

2.3.2 Model *Moving Average* (MA)

Model *moving average* (MA) menunjukkan adanya hubungan antara nilai pada waktu sekarang (Z_t) dengan nilai residual pada waktu sebelumnya (a_{t-k}), bentuk matematis model *Moving Average* orde q yang dapat ditulis MA(q) (Wei, 2006).

$$\dot{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.16)$$

$$\dot{Z}_t = a_t - \theta_1 B a_t - \theta_2 B^2 a_t - \dots - \theta_q B^q a_t \quad (2.17)$$

$$Z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 a_t - \dots - \theta_q B^q a_t) \quad (2.18)$$

$$Z_t = \theta_q(B) a_t \quad (2.19)$$

Keterangan :

θ_q : parameter *moving average* ke- q

$\theta_q(B)$: polinomial MA orde- q

2.3.3 Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model umum ARMA (p,q) merupakan gabungan dari pola model AR dan pola model MA. Model umum untuk campuran dari model AR(p) dan model MA(q) yang secara matematis dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.20)$$

Atau dapat dinyatakan dengan

$$\phi_p(B) Z_t = \theta_q(B) a_t \quad (2.21)$$

2.3.4 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA merupakan model time series yang tidak stationer terhadap mean dan memerlukan proses *differencing* sebanyak d agar stationer. Bentuk umum model ARIMA pada orde ke-p,q dengan differencing sebanyak d adalah sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B) a_t \quad (2.22)$$

2.3.5 Model ARIMA Musiman

Model ARIMA musiman merupakan model untuk menggambarkan data yang berpola musiman. Bentuk dari model ARIMA musiman adalah sebagai berikut:

$$\Phi_p(B^s)(1-B^s)^D Z_t = \Theta_q(B^s) a_t \quad (2.23)$$

Model ini dinotasikan ARIMA (P,D,Q)^s yang mempunyai faktor musiman dengan periode musim adalah s. P

merupakan orde pada model *Autoregressive* yang mempunyai faktor musiman, Q merupakan orde pada model *Moving Average* yang mempunyai faktor musiman, dan D merupakan orde untuk *differencing* yang mempunyai faktor musiman (Wei, 2006).

2.4 Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA

Salah satu metode penaksiran parameter yang dapat digunakan adalah *Conditional Least Square* (CLS). Metode CLS merupakan suatu metode yang dilakukan dengan mencari nilai parameter yang meminimumkan jumlah kuadrat *error* (SSE). Misalkan pada model AR(1) dinyatakan sebagai berikut (Cryer & Chan, 2008):

$$Z_t - \mu = \phi(Z_{t-1} - \mu) + a_t \quad (2.24)$$

dan nilai SSE adalah sebagai berikut:

$$S(\phi, \mu) = \sum_{i=2}^n a_i^2 = \sum_{i=2}^n [(Z_i - \mu) - \phi(Z_{i-1} - \mu)]^2 \quad (2.25)$$

nilai estimasi μ dan ϕ diperoleh dari turunan pertama SSE terhadap μ dan ϕ yang disamadengankan nol. Estimasi untuk μ adalah sebagai berikut:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=2}^n x_i}{n-1} \quad (2.26)$$

dan estimasi untuk ϕ adalah sebagai berikut (Cryer & Chan, 2008):

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{i=2}^n (Z_i - \bar{Z})(Z_{i-1} - \bar{Z})}{\sum_{i=2}^n (Z_{i-1} - \bar{Z})^2} \quad (2.27)$$

pengujian parameter model AR (ϕ_i) dapat dinyatakan sebagai berikut:

Hipotesis :

$H_0 : \phi_i = 0$ (parameter model AR tidak signifikan)

$H_1 : \phi_i \neq 0 ; i = 1, 2, \dots, p$ (parameter model AR signifikan)

Sedangkan untuk pengujian parameter model MA (θ_j) dapat dinyatakan sebagai berikut:

Hipotesis :

$H_0 : \theta_j = 0$ (parameter model MA tidak signifikan)

$H_1 : \theta_j \neq 0 ; i = 1, 2, \dots, q$ (parameter model MA signifikan)

Statistik Uji :

$$t = \frac{\hat{\beta} - \hat{\beta}_0}{\sqrt{\hat{\sigma}^2 \left(\sum_{t=2}^n Z_{t-1}^2 \right)^{-1}}} \quad (2.28)$$

dimana :

$$\hat{\sigma}^2 = \sum_{t=2}^n (Z_t - \hat{\phi}Z_{t-1})^2 / (n-1)$$

jika digunakan taraf signifikan sebesar α maka tolak H_0

jika $|t| > t_{\alpha/2; n-m}$

Keterangan :

n : banyaknya observasi

Z_t : nilai aktual pada waktu ke- t

m : banyaknya parameter yang ditaksir

2.5 Cek Diagnosa

Pada tahap ini dilakukan pemeriksaan dan pengujian tentang asumsi residual untuk model ARIMA. Pengujian ini meliputi asumsi residual *white noise* dan uji kenormalan residual.

2.5.1 Pemeriksaan Asumsi Residual *White Noise*

Pengujian *white noise* dilakukan untuk mengetahui apakah residual bersifat independen dan identik. Untuk menguji apakah residual memenuhi asumsi *white noise* dengan statistik uji *Ljung-Box* (Wei, 2006) menggunakan hipotesis sebagai berikut:

Hipotesis :

H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$ (residual bersifat random atau independen)

H_1 : minimal ada satu $\rho_k \neq 0$ (residual saling berkorelasi atau dependen) ; $k = 1, 2, \dots, K$

Statistik Uji :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \hat{\rho}_{a,k}^2 \quad (2.29)$$

Jika digunakan taraf signifikan sebesar α maka tolak H_0 jika nilai dari $Q > \chi_{(\alpha; k-p-q)}^2$ atau P-value $< \alpha$

Keterangan :

n : jumlah observasi dari data *time series*

$\hat{\rho}_{a,k}$: taksiran autokorelasi residual lag k

k : maksimum lag

2.5.2 Pemeriksaan Asumsi Residual Berdistribusi Normal

Untuk mengetahui apakah residual berdistribusi normal digunakan statistik uji *Kolmogorov-Smirnov*. Uji *Kolmogorov-Smirnov* berpusat pada dua fungsi distribusi kumulatif yaitu $F_0(a_t)$ sebagai nilai peluang kumulatif dari distribusi normal dan $S(a_t)$ sebagai fungsi peluang kumulatif yang dihitung dari data sampel (Daniel, 1989).

Hipotesis :

H_0 : $F(a_t) = F_0(a_t)$, untuk semua nilai a_t

H_1 : $F(a_t) \neq F_0(a_t)$, untuk sekurang-kurangnya sebuah nilai a_t

Statistik Uji :

$$D = \text{Sup} | F_0(a_t) - S(a_t) | \quad (2.30)$$

Jika digunakan taraf signifikan sebesar α maka tolak H_0 jika nilai dari $D > D_{n, (1-\alpha)}$ atau P-value $< \alpha$

2.6 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik untuk meramalkan nilai di masa yang akan datang dilakukan dengan membandingkan nilai kesalahan peramalan dari masing-masing model dugaan. Pemilihan model terbaik melalui pendekatan *out-sample* dengan menggunakan RMSE (*Root Mean Square Error*) dan sMAPE (*Symmetric Mean Absolute Percentage Error*). RMSE merupakan kriteria pemilihan model terbaik berdasarkan pada hasil sisa ramalannya digunakan untuk data *out sample* dengan rumus sebagai berikut (Gooijer dan Hyndman, 2006):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2} \quad (2.31)$$

sedangkan *Symmetric Mean Absolute Percentage Error* (sMAPE) digunakan untuk mengetahui rata-rata harga mutlak dari persentase kesalahan tiap model. Rumus sMAPE dapat dituliskan sebagai berikut (Gooijer dan Hyndman, 2006):

$$sMAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Z_t - \hat{Z}_t|}{\frac{1}{2}(Z_t + \hat{Z}_t)} \times 100\% \quad (2.32)$$

2.7 Minuman Ringan

Minuman ringan (*soft drink*) adalah minuman yang tidak mengandung alkohol, merupakan minuman olahan dalam bentuk bubuk atau cair yang mengandung bahan makanan atau bahan tambahan lainnya baik alami atau sintetis yang dikemas dalam kemasan siap untuk dikonsumsi. Minuman ringan terdiri dari dua jenis, yaitu minuman ringan dengan karbonasi dan minuman ringan tanpa karbonasi (*non-karbonasi*). Minuman ringan dengan karbonasi adalah minuman yang dibuat dengan menambahkan CO₂ dalam air minum, sedangkan minuman ringan tanpa karbonasi adalah minuman selain minuman ringan dengan karbonasi. Beberapa contoh minuman ringan yang saat ini banyak beredar di pasaran yaitu minuman berkarbonasi, minuman isotonik, minuman sari buah, kopi, teh dan lain-lain (Cahyadi, 2009).

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Sumber data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder mengenai volume penjualan Coca-Cola pada bulan Januari tahun 2014 sampai bulan Desember tahun 2018 di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia merujuk pada (**Lampiran 1**) dan (**Lampiran 2**). Data diperoleh dari PT. Coca-Cola Amatil Indonesia alamat jl. Rungkut Industri I No. 27. Data penjualan Coca-Cola kemudian dibagi menjadi data *in-sample* dan *out-sample*. Data *in-sample* dimulai dari Januari 2014 sampai Desember 2017, sedangkan data *out-sample* dimulai dari Januari 2018 sampai Desember 2018.

3.2 Variabel penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah volume penjualan Coca-Cola kemasan botol plastik ukuran 390 ml per bulan. Adapun struktur data yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada tabel 3.1 sebagai berikut.

Tabel 3.1 Struktur Data

Tahun	Bulan	t	Volume penjualan Coca-Cola (Botol plastik 390 ml)
2014	Januari	1	Z_1
	Februari	2	Z_2
	⋮	⋮	⋮
	Desember	12	Z_{12}
⋮	⋮	⋮	⋮
2018	Januari	49	Z_{49}
	Februari	50	Z_{50}
	⋮	⋮	⋮
	Desember	60	Z_{60}

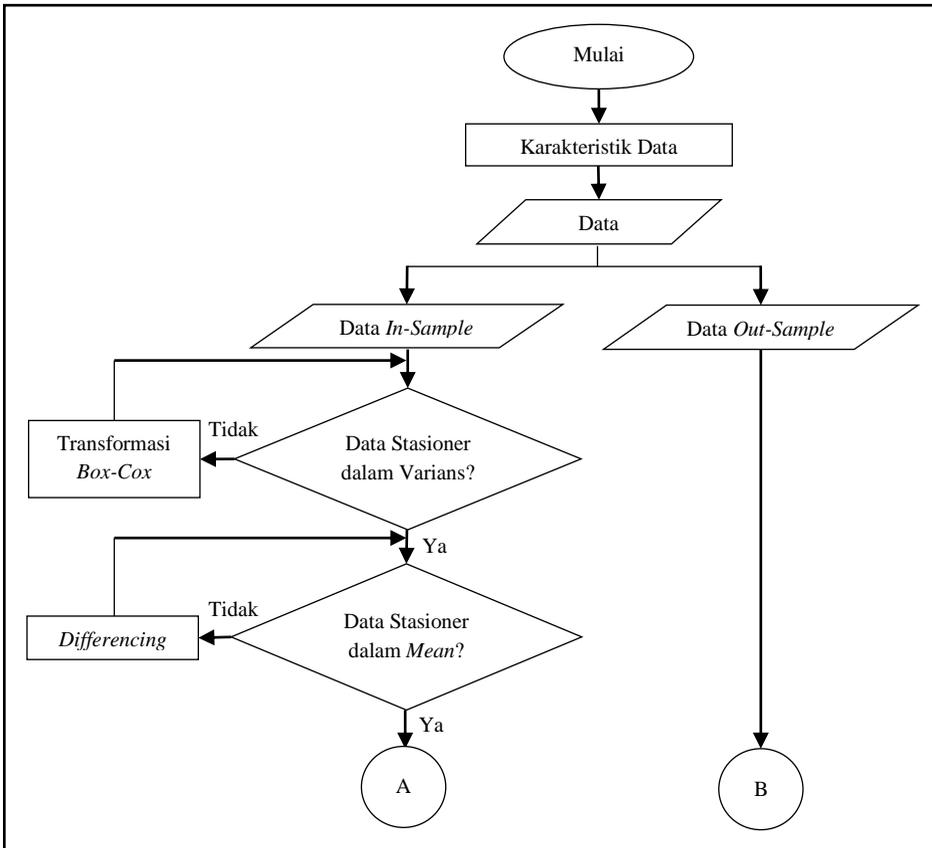
3.3 Langkah Analisis

Langkah analisis yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

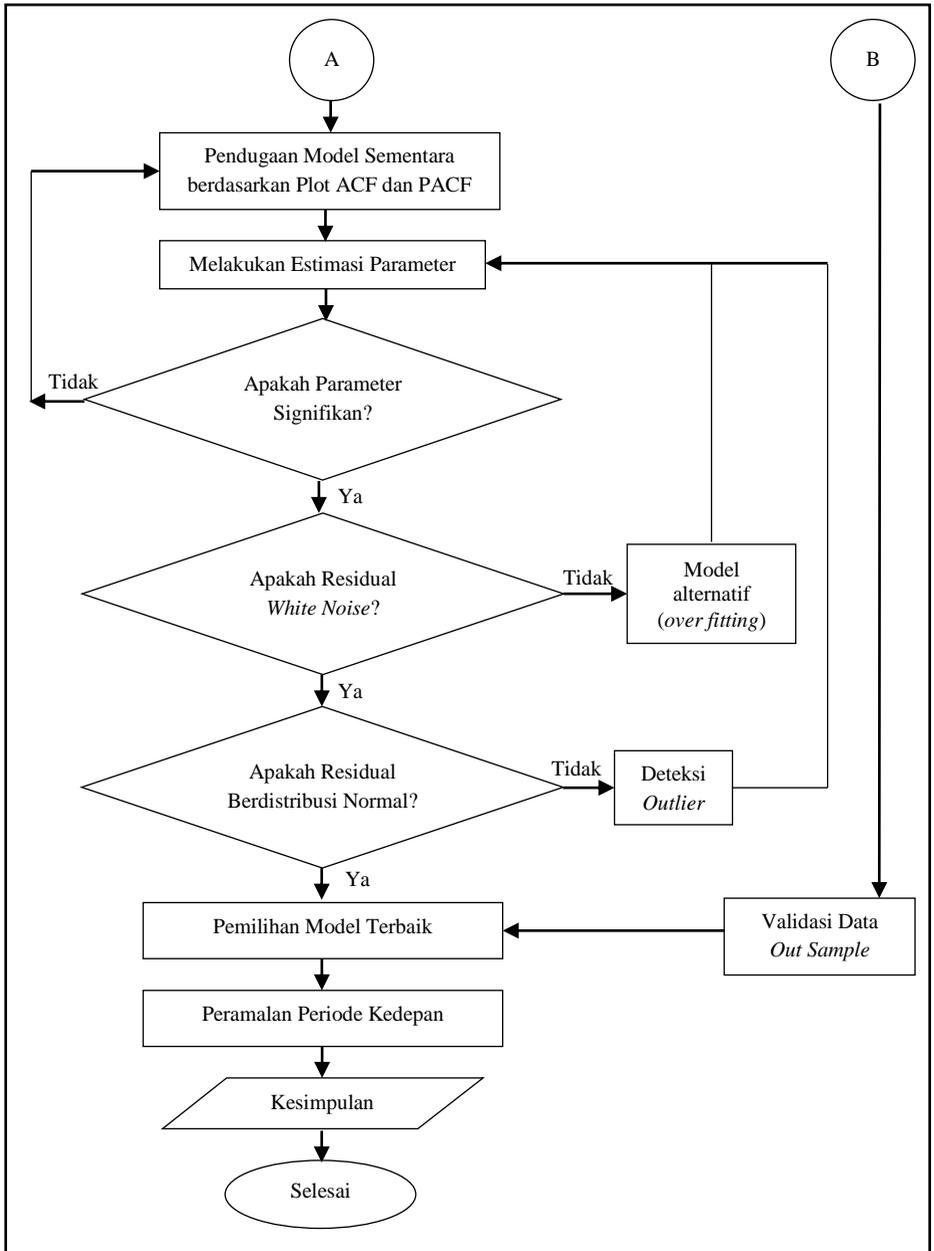
1. Mendeskripsikan data volume penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia dengan menggunakan statistika deskriptif.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data *in-sample* dimulai dari Januari 2014 sampai Desember 2017 dan data *out-sample* dimulai dari Januari 2018 sampai Desember 2018.
3. Melakukan pemodelan data *in-sample* menggunakan metode ARIMA *Box-Jenkins* sebagai berikut.
 - a. Mengidentifikasi pola data dengan menggunakan *time series plot* pada data *in-sample*.
 - b. Melakukan transformasi *Box-Cox* jika data belum stasioner dalam varians dan melakukan *differencing* jika data belum stasioner dalam *mean*.
 - c. Mengidentifikasi dan menduga model sementara berdasarkan hasil plot ACF dan PACF dari data yang sudah stasioner.
 - d. Mengestimasi dan melakukan uji signifikansi parameter data dari model sementara yang telah didapatkan.
 - e. Melakukan pemeriksaan asumsi *white noise* dari residual pada model-model yang terbentuk.
 - f. Jika tidak *white noise*, maka dilakukan penambahan parameter berdasarkan plot ACF dan PACF residual pada model dugaan sementara untuk mendapatkan model terbaik.
 - g. Melakukan pemeriksaan asumsi distribusi normal dari residual pada model-model yang terbentuk, jika tidak berdistribusi normal maka dilakukan deteksi *outlier*.
 - h. Menentukan model terbaik dengan menggunakan kriteria pemilihan model terbaik yaitu RMSE dan sMAPE yang paling kecil.

- i. Melakukan peramalan volume penjualan Coca-Cola pada bulan Januari sampai bulan Desember tahun 2019 menggunakan model terbaik yang telah terpilih.

Berdasarkan langkah analisis pada penelitian data volume penjualan coca-cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia dapat dijelaskan melalui diagram alir pada Gambar 3.1 sebagai berikut.



Gambar 3.1 Diagram Alir



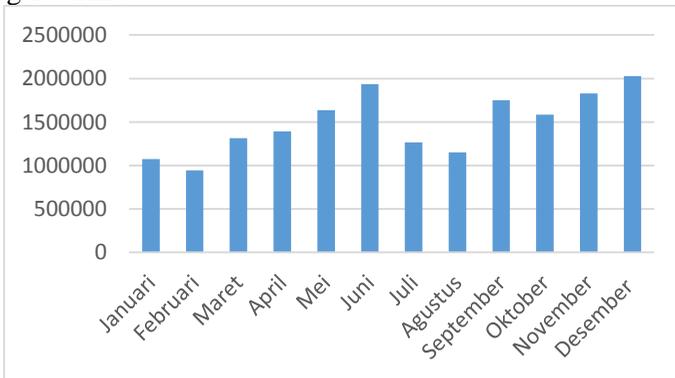
Gambar 3.1 Diagram Alir (lanjutan)

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dibahas mengenai hasil analisis peramalan volume penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia. Pembahasan dimulai dengan statistika deskriptif untuk mendeskripsikan karakteristik data kemudian melakukan peramalan volume penjualan Coca-Cola menggunakan metode *ARIMA Box-Jenkins*.

4.1 Karakteristik Data Volume Penjualan Coca-Cola

Statistika deskriptif digunakan untuk mendeskripsikan karakteristik data volume penjualan coca-cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia (**Lampiran 3**), dengan melihat pemusatan dan penyebaran data. Karakteristik data berdasarkan rata-rata volume penjualan coca-cola per bulan ditunjukkan pada Gambar 4.1 sebagai berikut:



Gambar 4.1 Rata-rata Volume Penjualan Coca-Cola per Bulan

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata volume penjualan coca-cola per bulan paling tinggi pada bulan Desember yaitu sebesar 2.027.197 botol dan paling rendah pada bulan Februari sebesar 943.661 botol. Dapat diketahui pada bulan Januari dan Agustus, Maret dan Juli, Mei dan Oktober memiliki tingkat penjualan yang hampir sama. Secara keseluruhan

karakteristik data volume penjualan dapat dilihat ukuran pemusatan dan penyebaran data yang ditunjukkan pada Tabel 4.1 sebagai berikut:

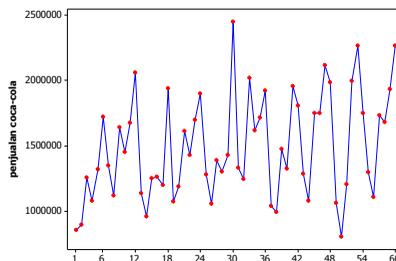
Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Data Volume Penjualan Coca-Cola

Variabel	N	Mean	Std Deviasi	Minimum	Maksimum
Volume penjualan coca-cola	60	1.492.312	395517	805.819	2.449.079

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata volume penjualan coca-cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia selama 60 bulan sebesar 1.492.312 botol per bulan dengan penjualan paling rendah sebesar 805.819 botol per bulan dan penjualan paling tinggi sebesar 2.449.079 botol per bulan. Data volume penjualan coca-cola setiap bulannya memiliki sebaran data dari nilai rata-rata yang cukup tinggi yaitu sebesar 395.517.

4.2 Identifikasi *Time Series Plot*

Identifikasi model *Time Series Plot* adalah langkah awal yang digunakan untuk mengetahui bagaimana pola yang dibentuk oleh data, sehingga pemodelan peramalan dapat dilakukan dengan tepat. *Time series plot* pada data volume penjualan coca-cola di PT. Cola-Cola Amatil Indonesia ditampilkan pada Gambar 4.2 sebagai berikut:



Gambar 4.2 *Time Series Plot* Volume Penjualan Coca-Cola

Gambar 4.2 menunjukkan bahwa volume penjualan coca-cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia pada bulan Januari 2014 hingga bulan Desember 2018 mengalami fluktuasi. *Time series*

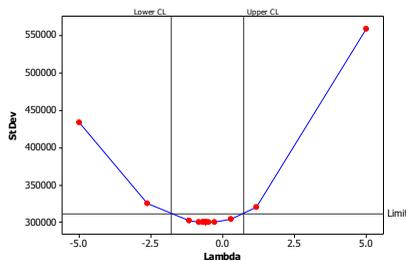
plot yang terbentuk menunjukkan adanya pola musiman, yaitu terjadi peningkatan volume penjualan pada bulan Juni dan Desember setiap tahunnya. Hal tersebut disebabkan karena konsumen membeli produk coca-cola untuk membuat parcel lebaran yang bertepatan pada bulan Juni dan parcel natal pada bulan Desember.

4.3 Identifikasi Model ARIMA *Box-Jenkins*

Tahap identifikasi model ARIMA meliputi pengecekan stasioneritas data dan penetapan model ARIMA (p,d,q) sementara berdasarkan pola *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Hasil identifikasi model dari data volume penjualan coca-cola dijelaskan sebagai berikut:

4.3.1 Identifikasi Stasioneritas *Time Series*

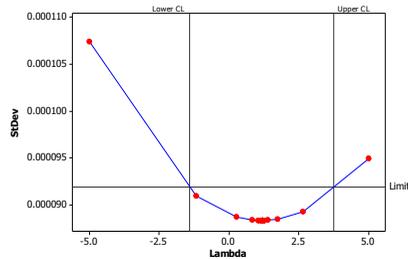
Identifikasi stasioneritas data *time series* dilakukan untuk mengetahui apakah data telah stasioner dalam varians dan *mean*. Stasioneritas dalam varians dapat dilihat dari nilai λ pada *Box-Cox transformation* dengan menggunakan Persamaan 2.3 dan *Box-Cox plot* data volume penjualan coca-cola diunjukkan pada Gambar 4.3 sebagai berikut:



Gambar 4.3 *Box-Cox Plot* Volume Penjualan Coca-Cola

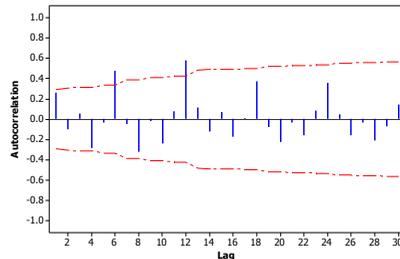
Gambar 4.3 menunjukkan bahwa data volume penjualan coca-cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia memiliki nilai λ sebesar -0,50, nilai *lower CL* sebesar -1,80 dan nilai *upper CL* sebesar 0,72. Berdasarkan nilai tersebut dapat diketahui bahwa data belum stasioner dalam varians karena nilai λ tidak sama

dengan 1, oleh karena itu perlu dilakukan transformasi $1/\sqrt{Z_i}$. Setelah dilakukan transformasi, dapat diketahui *Box-Cox plot* volume penjualan coca-cola adalah sebagai berikut:



Gambar 4.4 *Box-Cox Plot* Volume Penjualan Coca-Cola Setelah Transformasi

Gambar 4.4 menunjukkan *box-cox plot* setelah dilakukan transformasi, dapat diketahui bahwa nilai λ sebesar 1, nilai *lower CL* sebesar -1,41 dan nilai *upper CL* sebesar 3,75. Nilai λ sebesar satu serta nilai *lower CL* dan *upper CL* melewati satu, artinya data telah stasioner dalam varians. Selanjutnya dilakukan identifikasi stasioneritas dalam *mean* dengan menggunakan plot ACF sebagai berikut:



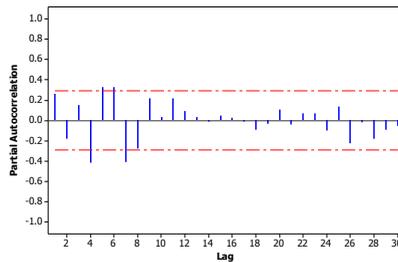
Gambar 4.5 Plot ACF Volume Penjualan Coca-Cola

Gambar 4.5 menunjukkan bahwa plot ACF pada data volume penjualan coca-cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia turun dengan cepat. Artinya, data telah stasioner dalam *mean* sehingga tidak perlu dilakukan *differencing* terhadap data volume penjualan coca-cola. Setelah data stasioner dalam varians dan

mean, maka selanjutnya dapat dilakukan identifikasi orde model ARIMA.

4.3.2 Identifikasi Model Dugaan Sementara

Identifikasi model dugaan sementara dilakukan untuk mendapatkan dugaan model ARIMA berdasarkan plot ACF yang merujuk pada Gambar 4.5 dan plot PACF yang ditampilkan pada Gambar 4.6 sebagai berikut:



Gambar 4.6 Plot PACF Volume Penjualan Coca-Cola

Gambar 4.5 dan Gambar 4.6 menunjukkan plot ACF dan PACF volume penjualan coca-cola. Berdasarkan plot tersebut maka model dugaan yang terbentuk adalah sebagai berikut:

1. ARIMA (1, 0, 2)⁶ : plot ACF membentuk pola turun eksponensial serta *cut off* pada lag 6 dan 12, sedangkan plot PACF membentuk pola turun eksponensial serta *cut off* pada lag 6, karena plot ACF dan PACF *cut off* pada kelipatan 6 maka terbentuk pola musiman 6.
2. ARIMA (1, 0, 1)⁶ : plot ACF dan PACF membentuk pola turun eksponensial serta *cut off* pada lag 6, karena plot ACF dan PACF *cut off* pada kelipatan 6 maka terbentuk pola musiman 6.

4.4 Pembentukan Model ARIMA *Box-Jenkins*

Setelah dilakukan identifikasi model dugaan sementara berdasarkan plot ACF dan PACF, maka selanjutnya dilakukan pembentukan model ARIMA dengan estimasi dan pengujian signifikansi parameter serta pengujian asumsi residual *white noise*

dan berdistribusi normal. Hasil analisis pada masing-masing model akan dijelaskan sebagai berikut:

4.4.1 Model ARIMA (1, 0, 2)⁶

Model dugaan pertama berdasarkan bentuk plot ACF turun eksponensial serta *cut off* pada lag 6 dan 12. Sedangkan plot PACF turun eksponensial serta *cut off* pada lag 6 maka model yang terbentuk adalah ARIMA (1, 0, 2)⁶. Selanjutnya dilakukan estimasi dan pengujian signifikansi parameter serta pengujian asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal. Hasil analisis berdasarkan (Lampiran 4) dapat dijelaskan sebagai berikut:

a. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA (1, 0, 2)⁶

Estimasi dan uji signifikansi parameter model ARIMA (1, 0, 2)⁶ berdasarkan sub bab 2.4 memberikan hasil analisis sebagai berikut:

Tabel 4.2 Hasil Uji Signifikansi Parameter ARIMA (1, 0, 2)⁶

Model	Parameter	Estimasi	t-value	$t_{0,025;44}$	p-value
(1,0,2) ⁶	δ	0,000053424	6,61	2,32	0,000
	Φ_1	0,9396	9,24	2,32	0,000
	Θ_1	0,6712	4,40	2,32	0,000
	Θ_2	-0,4611	-3,07	2,32	0,004

Tabel 4.2 menunjukkan bahwa parameter model ARIMA (1, 0, 2)⁶ memiliki t-value yang lebih besar dari $t_{0,025;44}$ dan p-value lebih kecil dari α sebesar 0,05 sehingga dapat diputuskan bahwa tolak H_0 , artinya parameter model ARIMA (1, 0, 2)⁶ signifikan.

b. Pemeriksaan Asumsi Residual Model ARIMA (1, 0, 2)⁶

Pemeriksaan asumsi residual *white noise* model ARIMA (1, 0, 2)⁶ berdasarkan sub bab 2.5 menggunakan uji *Ljung-Box* memberikan hasil analisis sebagai berikut:

Tabel 4.3 Hasil Uji *Ljung-Box* ARIMA (1, 0, 2)⁶

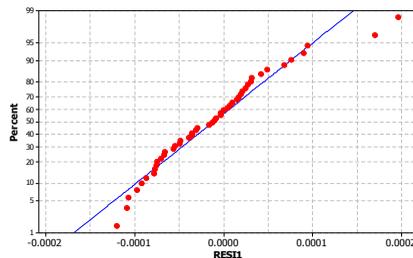
Model	Lag	χ^2	Df	$\chi^2_{(0,05;K-p-q)}$	p-value
(1,0,2) ⁶	12	25,5	8	15,51	0,001
	24	34,4	20	31,41	0,023
	36	75,5	32	46,19	0,000

Tabel 4.3 menunjukkan bahwa nilai χ^2 lebih besar dari $\chi^2_{(0,05;K-p-q)}$ dan p-value lebih kecil dari α sebesar 0,05 sehingga dapat diputuskan bahwa tolak H_0 , artinya residual data pada model ARIMA (1, 0, 2)⁶ tidak *white noise*. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan asumsi residual berdistribusi normal menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* berdasarkan sub bab 2.5 memberikan hasil analisis sebagai berikut:

Tabel 4.4 Hasil Uji *Kolmogorov-Smirnov* ARIMA (1, 0, 2)⁶

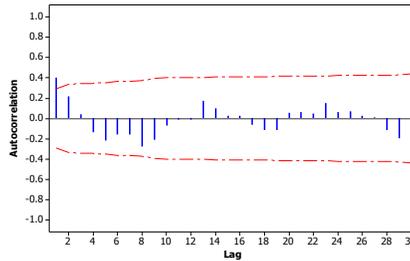
Model	D	$D_{47,(1-0,05)}$	p-value
(1,0,2) ⁶	0,095	0,238	0,150

Tabel 4.4 menunjukkan bahwa nilai D lebih kecil dari $D_{47,(1-0,05)}$ dan p-value lebih besar dari α sebesar 0,05 sehingga dapat diputuskan bahwa gagal tolak H_0 , artinya residual data pada model ARIMA (1, 0, 2)⁶ memenuhi asumsi distribusi normal. Selain menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* pemeriksaan asumsi distribusi normal dapat dilihat secara visual berdasarkan (**Lampiran 11**) melalui Gambar 4.7

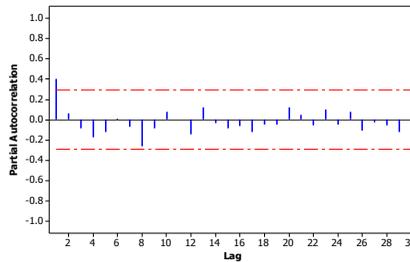
**Gambar 4.7** *Probability Plot* ARIMA (1, 0, 2)⁶

Berdasarkan Gambar 4.7 dapat dilihat bahwa plot-plot residual mengikuti garis distribusi normal, artinya residual data pada model ARIMA (1, 0, 2)⁶ memenuhi asumsi distribusi

normal. Setelah dilakukan estimasi dan uji signifikansi parameter serta pengujian asumsi residual terhadap model dugaan yang terbentuk, dapat diketahui bahwa model ARIMA (1, 0, 2)⁶ tidak memenuhi asumsi residual *white noise* sehingga perlu dilakukan penambahan parameter berdasarkan plot ACF dan PACF dari residual model ARIMA (1, 0, 2)⁶ untuk mendapatkan model terbaik. Plot ACF dan PACF yang terbentuk adalah sebagai berikut:



Gambar 4.8 Plot ACF Residual Model ARIMA (1, 0, 2)⁶



Gambar 4.9 Plot PACF Residual Model ARIMA (1, 0, 2)⁶

Gambar 4.8 dan 4.9 menunjukkan bahwa plot ACF dan PACF dari residual model ARIMA (1, 0, 2)⁶ *cut off* pada lag pertama, sehingga dapat dilakukan penambahan parameter *Moving Average* (MA) menjadi ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2)⁶ atau *Autoregressive* (AR) menjadi (1, 0, 0)(1, 0, 2)⁶. Selanjutnya dilakukan estimasi dan pengujian signifikansi parameter serta pengujian asumsi residual terhadap model alternatif tersebut.

4.4.2 Model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2)⁶

Berdasarkan model dugaan sementara, dilakukan penambahan parameter untuk mendapatkan model yang lebih baik. Model dugaan yang pertama yaitu ARIMA (1, 0, 2)⁶ dilakukan penambahan satu parameter *Moving Average* (MA), sehingga terbentuk model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2)⁶. Kemudian dilakukan estimasi dan pengujian signifikansi parameter serta pengujian asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal. Hasil analisis berdasarkan (**Lampiran 5**) dapat dijelaskan sebagai berikut:

a. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2)⁶

Estimasi dan uji signifikansi parameter model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2)⁶ berdasarkan sub bab 2.4 memberikan hasil analisis sebagai berikut:

Tabel 4.5 Hasil Uji Signifikansi Parameter ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2)⁶

Model	Parameter	Estimasi	t-value	t _{0,025;43}	p-value
(0,0,1)(1,0,2) ⁶	δ	0,00007048	6,93	2,32	0,000
	θ_1	0,9199	8,49	2,32	0,000
	Φ_1	-0,3364	-2,39	2,32	0,022
	Θ_1	0,6384	3,79	2,32	0,000
	Θ_2	-0,4080	-2,48	2,32	0,017

Tabel 4.5 menunjukkan bahwa parameter model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2)⁶ memiliki t-value yang lebih besar dari t_{0,025;43} dan p-value lebih kecil dari α sebesar 0,05 sehingga dapat diputuskan bahwa tolak H₀, artinya parameter model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2)⁶ signifikan dan dapat dilanjutkan ke tahap pemeriksaan asumsi residual.

b. Pemeriksaan Asumsi Residual Model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2)⁶

Pemeriksaan asumsi residual *white noise* model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2)⁶ berdasarkan sub bab 2.5 menggunakan uji *Ljung-Box* memberikan hasil analisis sebagai berikut.

Tabel 4.6 Hasil Uji *Ljung-Box* ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2)⁶

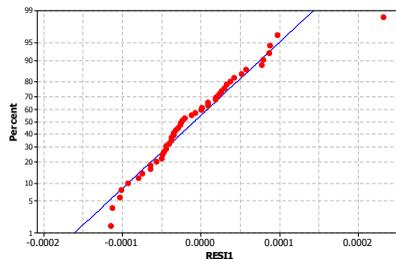
Model	Lag	χ^2	Df	$\chi^2_{(0,05;K-p-q)}$	p-value
(0,0,1)(1,0,2) ⁶	12	10,1	7	14,07	0,184
	24	18,7	19	30,14	0,476
	36	43,2	31	44,98	0,071

Tabel 4.6 menunjukkan bahwa nilai χ^2 lebih kecil dari $\chi^2_{(0,05;K-p-q)}$ dan p-value lebih besar dari α sebesar 0,05 sehingga dapat diputuskan bahwa gagal tolak H_0 , artinya residual data pada model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2)⁶ memenuhi asumsi *white noise*. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan asumsi residual berdistribusi normal menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* berdasarkan sub bab 2.5 memberikan hasil analisis sebagai berikut:

Tabel 4.7 Hasil Uji *Kolmogorov-Smirnov* ARIMA (0, 0, 1) (1, 0, 2)⁶

Model	D	$D_{47,(1-0,05)}$	p-value
(0,0,1)(1,0,2) ⁶	0,113	0,238	0,130

Tabel 4.7 menunjukkan bahwa nilai D lebih kecil dari $D_{47,(1-0,05)}$ dan p-value lebih besar dari α sebesar 0,05 sehingga dapat diputuskan bahwa gagal tolak H_0 , artinya residual data pada model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2)⁶ memenuhi asumsi distribusi normal. Selain menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* pemeriksaan asumsi distribusi normal dapat dilihat secara visual berdasarkan (**Lampiran 11**) melalui Gambar 4.10



Gambar 4.10 *Probability Plot* ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2)⁶

Berdasarkan Gambar 4.10 dapat dilihat bahwa plot-plot residual mengikuti garis distribusi normal, artinya residual data pada model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2)⁶ memenuhi asumsi distribusi normal.

4.4.3 Model ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 2)⁶

Setelah dilakukan penambahan satu parameter *Moving Average* (MA), selanjutnya dilakukan penambahan satu parameter *Autoregressive* (AR) pada model dugaan yang pertama yaitu ARIMA (1, 0, 2)⁶, sehingga model yang terbentuk adalah ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 2)⁶. Selanjutnya dilakukan estimasi dan pengujian signifikansi parameter serta pengujian asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal. Hasil analisis berdasarkan **(Lampiran 6)** dapat dijelaskan sebagai berikut:

a. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 2)⁶

Estimasi dan uji signifikansi parameter model ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 2)⁶ berdasarkan sub bab 2.4 memberikan hasil analisis sebagai berikut:

Tabel 4.8 Hasil Uji Signifikansi Parameter ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 2)⁶

Model	Parameter	Estimasi	t-value	$t_{0,025;43}$	p-value
(1,0,0)(1,0,2) ⁶	δ	0,000036731	4,48	2,32	0,000
	ϕ_1	0,5783	4,01	2,32	0,000
	Φ_1	0,9025	7,84	2,32	0,000
	Θ_1	0,4859	2,52	2,32	0,016
	Θ_2	-0,2829	-1,53	2,32	0,134

Tabel 4.8 menunjukkan bahwa salah satu parameter model ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 2)⁶ memiliki t-value yang lebih kecil dari $t_{0,025;43}$ dan p-value lebih besar dari α sebesar 0,05 sehingga dapat diputuskan tolak H_0 , artinya parameter model ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 2)⁶ tidak signifikan sehingga tidak layak masuk pada model dan tidak dapat dilanjutkan ke tahap pemeriksaan asumsi residual.

4.4.4 Model ARIMA (1, 0, 1)⁶

Model dugaan kedua berdasarkan bentuk plot ACF turun eksponensial serta *cut off* pada lag 6. Sedangkan plot PACF turun eksponensial serta *cut off* pada lag 6 maka model yang terbentuk adalah ARIMA (1, 0, 1)⁶. Selanjutnya dilakukan estimasi dan

pengujian signifikansi parameter serta pengujian asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal. Hasil analisis berdasarkan (Lampiran 7) dapat dijelaskan sebagai berikut:

a. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA (1, 0, 1)⁶

Uji signifikansi parameter model ARIMA (1, 0, 1)⁶ berdasarkan sub bab 2.4 memberikan hasil analisis sebagai berikut.

Tabel 4.9 Hasil Uji Signifikansi Parameter ARIMA (1, 0, 1)⁶

Model	Parameter	Estimasi	t-value	t _{0,025;45}	p-value
(1,0,1) ⁶	δ	-0,0000204577	3,73	2,32	0,001
	Φ_1	1,0232	11,45	2,32	0,000
	Θ_1	0,6088	3,07	2,32	0,004

Tabel 4.9 menunjukkan bahwa parameter dalam model memiliki t-value yang lebih besar dari t_{0,025;45} dan p-value lebih kecil dari α sebesar 0,05 sehingga dapat diputuskan bahwa tolak H₀, artinya parameter model ARIMA (1, 0, 1)⁶ signifikan atau layak masuk dalam model.

b. Pemeriksaan Asumsi Residual Model ARIMA (1, 0, 1)⁶

Pemeriksaan asumsi residual *white noise* model ARIMA (1, 0, 1)⁶ berdasarkan sub bab 2.5 menggunakan uji *Ljung-Box* memberikan hasil analisis sebagai berikut:

Tabel 4.10 Hasil Uji *Ljung-Box* ARIMA (1, 0, 1)⁶

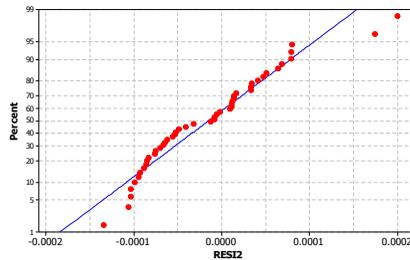
Model	Lag	χ^2	Df	$\chi^2_{(0,05;K-p-q)}$	p-value
(1,0,1) ⁶	12	51,7	9	16,92	0,000
	24	74,2	21	32,67	0,000
	36	126,4	33	47,39	0,000

Tabel 4.10 menunjukkan bahwa nilai χ^2 lebih besar dari $\chi^2_{(0,05;K-p-q)}$ dan p-value lebih kecil dari α sebesar 0,05 sehingga dapat diputuskan bahwa tolak H₀, artinya residual data pada model ARIMA (1, 0, 1)⁶ tidak *white noise*. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan asumsi residual berdistribusi normal menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* berdasarkan sub bab 2.5 memberikan hasil analisis sebagai berikut:

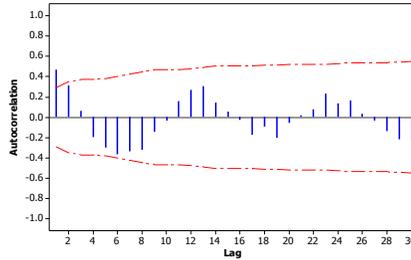
Tabel 4.11 Hasil Uji *Kolmogorov-Smirnov* ARIMA (1, 0, 1)⁶

Model	D	$D_{47,(1-0,05)}$	p-value
(1,0,1) ⁶	0,116	0,238	0,101

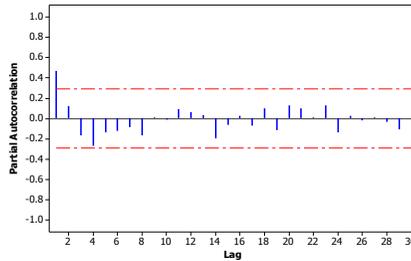
Tabel 4.11 menunjukkan bahwa nilai D lebih kecil dari $D_{47,(1-0,05)}$ dan p-value lebih besar dari α sebesar 0,05 sehingga dapat diputuskan bahwa gagal tolak H_0 , artinya residual data pada model ARIMA (1, 0, 1)⁶ memenuhi asumsi distribusi normal. Selain menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* pemeriksaan asumsi distribusi normal dapat dilihat secara visual berdasarkan (**Lampiran 11**) melalui Gambar 4.11

**Gambar 4.11** *Probability Plot* ARIMA (1, 0, 1)⁶

Berdasarkan Gambar 4.11 dapat dilihat bahwa plot-plot residual mengikuti garis distribusi normal, artinya residual data pada model ARIMA (1, 0, 1)⁶ memenuhi asumsi distribusi normal. Setelah dilakukan estimasi dan uji signifikansi parameter serta pengujian asumsi residual terhadap model dugaan yang terbentuk, dapat diketahui bahwa model ARIMA (1, 0, 1)⁶ tidak memenuhi asumsi residual *white noise* sehingga perlu dilakukan penambahan parameter berdasarkan plot ACF dan PACF dari residual model ARIMA (1, 0, 1)⁶ untuk mendapatkan model terbaik. Plot ACF dan PACF yang terbentuk adalah sebagai berikut:



Gambar 4.12 Plot ACF Residual Model ARIMA $(1, 0, 1)^6$



Gambar 4.13 Plot PACF Residual Model ARIMA $(1, 0, 1)^6$

Gambar 4.12 dan 4.13 menunjukkan bahwa plot ACF dan PACF dari residual model ARIMA $(1, 0, 1)^6$ *cut off* pada lag pertama, sehingga dapat dilakukan penambahan parameter *Moving Average* (MA) menjadi ARIMA $(0, 0, 1)(1, 0, 1)^6$ atau *Autoregressive* (AR) menjadi $(1, 0, 0)(1, 0, 1)^6$. Selanjutnya dilakukan estimasi dan pengujian signifikansi parameter serta pengujian asumsi residual terhadap model alternatif tersebut.

4.4.5 Model ARIMA $(0, 0, 1)(1, 0, 1)^6$

Berdasarkan model dugaan sementara, dilakukan penambahan parameter untuk mendapatkan model yang lebih baik. Model dugaan yang kedua yaitu ARIMA $(1, 0, 1)^6$ dilakukan penambahan satu parameter *Moving Average* (MA), sehingga terbentuk model ARIMA $(0, 0, 1)(1, 0, 1)^6$. Kemudian dilakukan estimasi dan pengujian signifikansi parameter serta pengujian asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal.

Hasil analisis berdasarkan (**Lampiran 8**) dapat dijelaskan sebagai berikut:

a. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 1)⁶

Estimasi dan uji signifikansi parameter model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 1)⁶ berdasarkan sub bab 2.4 memberikan hasil analisis sebagai berikut:

Tabel 4.12 Hasil Uji Signifikansi Parameter ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 1)⁶

Model	Parameter	Estimasi	t-value	t _{0,025;44}	p-value
(0,0,1)(1,0,1) ⁶	θ_1	0,9866	9,36	2,32	0,000
	Φ_1	-0,3879	-2,84	2,32	0,007
	Θ_1	0,5592	2,52	2,32	0,015

Tabel 4.12 menunjukkan bahwa parameter model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 1)⁶ memiliki t-value yang lebih besar dari t_{0,025;44} dan p-value lebih kecil dari α sebesar 0,05 sehingga dapat diputuskan bahwa tolak H₀, artinya parameter model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 1)⁶ signifikan atau layak masuk pada model. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal.

b. Pemeriksaan Asumsi Residual Model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 1)⁶

Pemeriksaan asumsi residual *white noise* model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 1)⁶ berdasarkan sub bab 2.5 menggunakan uji *Ljung-Box* memberikan hasil analisis sebagai berikut:

Tabel 4.13 Hasil Uji *Ljung-Box* ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 1)⁶

Model	Lag	χ^2	Df	$\chi^2_{(0,05;K-p-q)}$	p-value
(0,0,1)(1,0,1) ⁶	12	19,2	8	15,51	0,014
	24	35,8	20	31,41	0,016
	36	63,0	32	46,19	0,001

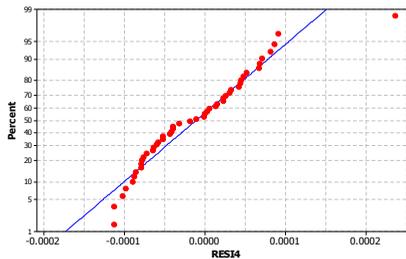
Tabel 4.13 menunjukkan bahwa nilai χ^2 lebih besar dari $\chi^2_{(0,05;K-p-q)}$ dan p-value lebih kecil dari α sebesar 0,05 sehingga dapat diputuskan bahwa tolak H₀, artinya residual data pada model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 1)⁶ tidak memenuhi asumsi *white noise*. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan asumsi residual

berdistribusi normal menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* berdasarkan sub bab 2.5 memberikan hasil analisis sebagai berikut:

Tabel 4.14 Hasil Uji *Kolmogorov-Smirnov* ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 1)⁶

Model	D	$D_{47,(1-0,05)}$	p-value
(0,0,1)(1,0,1) ⁶	0,115	0,238	0,109

Tabel 4.14 menunjukkan bahwa nilai D lebih kecil dari $D_{47,(1-0,05)}$ dan p-value lebih besar dari taraf signifikan sebesar 0,05 sehingga dapat diputuskan bahwa gagal tolak H_0 , artinya residual data pada model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 1)⁶ memenuhi asumsi distribusi normal. Selain menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* pemeriksaan asumsi distribusi normal dapat dilihat secara visual berdasarkan (**Lampiran 11**) melalui Gambar 4.14



Gambar 4.14 Probability Plot ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 1)⁶

Berdasarkan Gambar 4.14 dapat dilihat bahwa plot-plot residual mengikuti garis distribusi normal, artinya residual data pada model ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 1)⁶ memenuhi asumsi distribusi normal.

4.4.6 Model ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1)⁶

Setelah dilakukan penambahan satu parameter *Moving Average* (MA), selanjutnya dilakukan penambahan satu parameter *Autoregressive* (AR) pada model dugaan yang pertama yaitu ARIMA (1, 0, 1)⁶, sehingga model yang terbentuk adalah ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1)⁶. Selanjutnya dilakukan estimasi dan pengujian signifikansi parameter serta pengujian asumsi residual *white noise*

dan berdistribusi normal. Hasil analisis berdasarkan (**Lampiran 9**) dapat dijelaskan sebagai berikut:

a. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1)⁶

Estimasi dan uji signifikansi parameter model ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1)⁶ berdasarkan hipotesis pada sub bab 2.4 memberikan hasil analisis sebagai berikut:

Tabel 4.15 Hasil Uji Signifikansi Parameter ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1)⁶

Model	Parameter	Estimasi	t-value	t _{0,025;44}	p-value
(1,0,0)(1,0,1) ⁶	δ	0,000009919	1,54	2,32	0,130
	θ_1	0,5670	4,08	2,32	0,000
	Φ_1	0,9745	10,19	2,32	0,000
	Θ_1	0,4590	2,17	2,32	0,036

Tabel 4.9 menunjukkan bahwa parameter model ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1)⁶ memiliki t-value yang lebih besar dari t_{0,025;44} dan p-value lebih kecil dari α sebesar 0,05 dengan mengabaikan nilai konstanta sehingga dapat diputuskan bahwa tolak H₀, artinya parameter model ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1)⁶ signifikan atau layak masuk pada model. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal.

b. Pemeriksaan Asumsi Residual Model ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1)⁶

Pemeriksaan asumsi residual *white noise* model ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1)⁶ berdasarkan sub bab 2.5 menggunakan uji *Ljung-Box* memberikan hasil analisis sebagai berikut:

Tabel 4.16 Hasil Uji *Ljung-Box* ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1)⁶

Model	Lag	χ^2	Df	$\chi^2_{(0,05;K-p-q)}$	p-value
(1,0,0)(1,0,1) ⁶	12	10,8	8	15,51	0,211
	24	27,7	20	31,41	0,116
	36	44,4	32	46,19	0,072

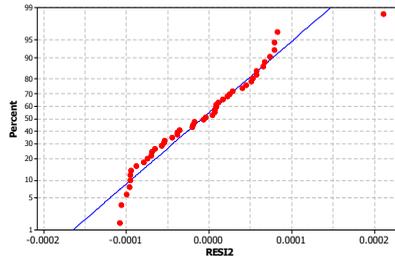
Tabel 4.16 menunjukkan bahwa nilai χ^2 lebih kecil dari $\chi^2_{(0,05;K-p-q)}$ dan p-value lebih besar dari α sebesar 0,05 sehingga dapat diputuskan bahwa gagal tolak H₀, artinya residual data pada model ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1)⁶ memenuhi asumsi *white noise*.

Selanjutnya dilakukan pemeriksaan asumsi residual berdistribusi normal menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* berdasarkan sub bab 2.5 memberikan hasil analisis sebagai berikut:

Tabel 4.17 Hasil Uji *Kolmogorov-Smirnov* ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1)⁶

Model	D	$D_{47,(1-0,05)}$	p-value
(1,0,0)(1,0,1) ⁶	0,082	0,238	0,150

Tabel 4.17 menunjukkan bahwa nilai D lebih kecil dari $D_{47,(1-0,05)}$ dan p-value lebih besar dari α sebesar 0,05 sehingga dapat diputuskan bahwa gagal tolak H_0 , artinya residual data pada model ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1)⁶ memenuhi asumsi distribusi normal. Selain menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* pemeriksaan asumsi distribusi normal dapat dilihat secara visual berdasarkan (**Lampiran 11**) melalui Gambar 4.15



Gambar 4.15 Probability Plot ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1)⁶

Berdasarkan Gambar 4.15 dapat dilihat bahwa plot-plot residual mengikuti garis distribusi normal, artinya residual data pada model ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1)⁶ memenuhi asumsi distribusi normal.

4.5 Pemilihan Model Terbaik

Setelah mendapatkan model dugaan yang telah signifikan serta memenuhi asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal, maka selanjutnya dilakukan pemilihan model terbaik. Pemilihan model terbaik digunakan untuk mendapatkan model yang paling akurat diantara model dugaan yang terbentuk. Model dugaan tersebut diseleksi menggunakan kriteria RMSE dan sMAPE untuk data *out-sample*, dengan menggunakan Persamaan

2.31 dan 2.32 serta perhitungan manual pada (**Lampiran 12**) dan (**Lampiran 13**) diperoleh hasil pada Tabel 4.18 sebagai berikut:

Tabel 4.18 Hasil Perhitungan RMSE dan sMAPE

Model	RMSE	sMAPE%
$(0,0,1)(1,0,2)^6$	284330	14.51%
$(1,0,0)(1,0,1)^6$	267802	14.23%

Tabel 4.18 menunjukkan kriteria penilaian model terbaik berdasarkan nilai RMSE dan sMAPE masing-masing model dugaan. Model terbaik yang dapat digunakan untuk meramalkan penjualan coca-cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia yaitu ARIMA $(1,0,0)(1,0,1)^6$, hal tersebut ditunjukkan dengan nilai RMSE sebesar 267.802 dan sMAPE sebesar 14,23% yang paling kecil dibandingkan dengan model lainnya. Bentuk umum dan model ramalan ARIMA $(1,0,0)(1,0,1)^6$ yang merujuk pada (**Lampiran 10**) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$(1 - \phi_1 B)(1 - \Phi_1 B^6)Z_t = (1 - \Theta_1 B^6)a_t$$

$$(1 - \phi_1 B - \Phi_1 B^6 + \phi_1 \Phi_1 B^7)Z_t = a_t - \Theta_1 a_{t-6}$$

$$Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \Phi_1 Z_{t-6} + \phi_1 \Phi_1 Z_{t-7} = a_t - \Theta_1 a_{t-6}$$

$$\hat{Z}_t = \phi_1 Z_{t-1} + \Phi_1 Z_{t-6} - \phi_1 \Phi_1 Z_{t-7} - \Theta_1 a_{t-6} + a_t$$

$$\hat{Z}_t = 0,4991Z_{t-1} + 0,9850Z_{t-6} - 0,4916Z_{t-7} - 0,5317a_{t-6} + a_t$$

dimana nilai \hat{Z}_t adalah nilai transformasi $1/\sqrt{Z_t}$

Berdasarkan model matematis yang telah dijabarkan, dapat diketahui bahwa peramalan penjualan coca-cola pada bulan ke- t dipengaruhi oleh penjualan pada 1, 6, dan 7 bulan sebelumnya, serta kesalahan ramalan pada 6 bulan sebelumnya.

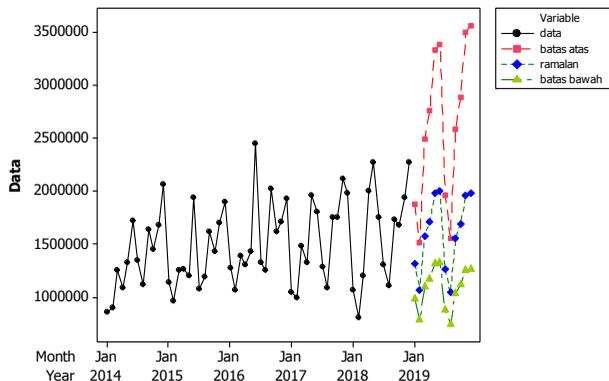
4.6 Peramalan Volume Penjualan Coca-Cola

Setelah mendapatkan model terbaik, selanjutnya dilakukan peramalan volume penjualan coca-cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia selama 1 tahun kedepan, yaitu tahun 2019. Hasil ramalan ditunjukkan pada Tabel 4.19 sebagai berikut:

Tabel 4.19 Hasil Ramalan Volume Penjualan

Bulan	Batas Bawah	Ramalan	Batas Atas
Januari	976.238	1.318.401	1.877.889
Februari	784.097	1.059.473	1.510.180
Maret	1.091.167	1.579.611	2.487.861
April	1.164.229	1.712.411	2.763.280
Mei	1.311.036	1.980.861	3.333.971
Juni	1.322.502	2.002.521	3.382.109
Juli	879.093	1.260.432	1.956.730
Agustus	744.532	1.041.187	1.558.173
September	1.037.916	1.555.124	2.582.881
Oktober	1.111.989	1.693.431	2.886.486
November	1.250.423	1.959.530	3.500.732
Desember	1.262.794	1.983.911	3.559.290

Tabel 4.19 menunjukkan bahwa hasil ramalan volume penjualan coca-cola pada tahun 2019 dengan menggunakan model ARIMA (1,0,0)(1,0,1)⁶, volume penjualan coca-cola paling banyak diperkirakan akan terjadi pada bulan Juni dengan interval antara 1.322.502 botol sampai 3.382.109 botol dan penjualan paling sedikit diperkirakan akan terjadi pada bulan Agustus dengan interval antara 744.532 sampai 1.558.173 botol. Hasil ramalan dapat dilihat secara visual menggunakan grafik pada Gambar 4.16 sebagai berikut:

**Gambar 4.16** Plot Data Hasil Ramalan Volume Penjualan

Gambar 4.16 menunjukkan perbandingan data aktual volume penjualan coca-cola yang digambarkan dengan warna hitam, sedangkan hasil ramalan volume penjualan coca-cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia berdasarkan model ARIMA $(1,0,0)(1,0,1)^6$ digambarkan dengan warna biru. Batas bawah ramalan digambarkan dengan warna hijau dan batas atas ramalan digambarkan dengan warna merah. Berdasarkan gambar tersebut dapat diketahui bahwa nilai ramalan yang memiliki pola musiman dengan batas bawah dan batas atas yang mengikuti nilai ramalan.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dijelaskan, maka dapat diambil kesimpulan bahwa model terbaik yang dapat digunakan untuk meramalkan volume penjualan coca-cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia adalah model ARIMA $(1,0,0)(1,0,1)^6$ dengan model matematisnya yaitu $\hat{Z}_t = 0,4991Z_{t-1} + 0,9850Z_{t-6} - 0,4916Z_{t-7} - 0,5317a_{t-6} + a_t$, memiliki tingkat kesalahan (sMAPE) sebesar 14,23%. Dilihat dari pola data sebelumnya, volume penjualan coca-cola paling banyak diperkirakan akan terjadi pada bulan Juni dan penjualan paling sedikit diperkirakan akan terjadi pada bulan Agustus.

5.2 Saran

Berdasarkan analisis pada peramalan volume penjualan coca-cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia yang telah dilakukan, diperoleh hasil peramalan yang bisa dikatakan mendekati data sebelumnya. Untuk penelitian selanjutnya, diharapkan peneliti menggunakan lebih banyak data *series* untuk meramalkan sehingga pola data lebih teridentifikasi. Selain itu, analisis deret waktu dengan metode ARIMA perlu dilakukan pendugaan dan pengujian parameter sebanyak yang bisa dimungkinkan untuk mendapatkan nilai *error* yang seminim mungkin dan hasil ramalan yang akurat.

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR PUSTAKA

- Affanda, A. H. K. (2017). *Peramalan Volume Penjualan Kedelai PT. X Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins* : Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Bowerman, B. L., & O'Connell, R. T. (1993). *Forecasting and Time Series*. California : Duxbury Press.
- Cahyadi,W. (2009). *Analisis & Aspek Kesehatan Bahan Tambahan Pangan*. Edisi Kedua Jakarta: Bumi Aksara.
- Cryer, J. D., & Chan, K. (2008). *Time Series Analysis With Application in R Second Edition*. New York: Springer Science Bussines Media.
- Daniel, W. W. (1989). *Statistika Nonparametrik Terapan*. Terjemahan Alex Tri Kantjono W. Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.
- Gooijer, Jan G. De dan Hyndman, Rob J. (2006). *25 Years Of Time Series Forecasting*. International Journal of Forecasting 22, no. 443-473
- Islmaiyah, M. I. D. (2015). *Peramalan Penjualan Produk Minuman Teh PT. Sinar Sosro Gresik Dengan Menggunakan ARIMA Box-Jenkins* : Institut Teknologi Sepuluh Nopember
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. (1999). *Metode Aplikasi Peramalan Jilid I Edisi ke-2*. Jakarta: Erlangga.
- Wei, W. (2006). *Time Series Analysis : Univariate and Multivariate Methods (2nd ed.)*. USA: Pearson Education, Inc.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Surat Permohonan Ijin Pengambilan Data



KEMENTERIAN RISET, TEKNOLOGI, DAN PENDIDIKAN TINGGI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
FAKULTAS VOKASI
DEPARTEMEN STATISTIKA BISNIS
Kampus ITS Sukolilo - Surabaya 60111
Telp. : 031-594 3352, 031-599 4251 Fax. : 031-592 2940 PABX: 1213, 1214
<http://www.b-stat.its.ac.id>

Nomor : 8077/IT2.VI.8.6 /TU.00.09/2019
Perihal : Permohonan ijin memperoleh data untuk Tugas Akhir

Yth : Manager HRD
PT. Coca Cola Amatil Indonesia
Jl. Rungkut Industri I no. 27, Kali Rungkut, Rungkut, Surabaya

Dengan Hormat,

Dalam rangka menyelesaikan studi di Departemen Statistika Bisnis - ITS, mahasiswa diwajibkan untuk melakukan Tugas Akhir. Sehubungan dengan hal tersebut kami mohon agar mahasiswa berikut :

Nama : Alda Clarinta Ramadhani
NRP : 1061160000069
Program Studi : Diploma III (D III)
Judul Tugas Akhir : Peramalan Volume Penjualan Coca Cola di PT. Coca Cola Amatil Indonesia

diperkenankan memperoleh data untuk keperluan pelaksanaan Tugas Akhir. Adapun pelaksanaan dari kegiatan pengambilan data tersebut diperkirakan pada 28 Januari 2019 - 28 Februari 2019.

Demikian surat ini kami sampaikan, atas bantuan dan kerjasama yang baik, kami mengucapkan terima kasih.



Lampiran 2. Surat Keaslian Data

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini, mahasiswa Departemen Statistika Bisnis
Fakultas Vokasi ITS :

Nama : Alda Clarinta Ramadhani

NRP : 1061160000069

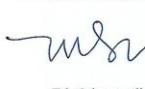
Menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir ini merupakan data sekunder
yang diambil dari

Sumber : PT. Coca-Cola Amatil Indonesia

Keterangan : Data Volume Penjualan Coca-Cola Tahun 2014-2018

Surat pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data, maka
saya siap menerima sanksi sesuai dengan peraturan yang berlaku.

Mengetahui,
Manager HRD
PT. Coca-Cola Amatil Indonesia



Edy Ichwanudin, S.E.

Surabaya, 29 April 2019

Yang membuat pernyataan



Alda Clarinta Ramadhani
NRP. 1061160000069

Mengetahui,
Dosen Pembimbing Tugas Akhir



Dr. Brodjol Sutjiyo Suprih Ulama, M.Si.
NIP. 19660125 199002 1 001

Lampiran 3. Data Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia

Tahun	Bulan	Volume Penjualan	Tahun	Bulan	Volume Penjualan
2014	Januari	855.365	2016	Januari	1.277.816
	Februari	897.304		Februari	1.059.669
	Maret	1.255.422		Maret	1.389.443
	April	1.082.705		April	1.300.861
	Mei	1.323.469		Mei	1.431.518
	Juni	1.724.882		Juni	2.449.079
	Juli	1.348.027		Juli	1.329.649
	Agustus	1.117.480		Agustus	1.247.983
	September	1.641.157		September	2.018.490
	Oktober	1.450.896		Oktober	1.616.049
	November	1.673.648		November	1.714.274
	Desember	2.060.498		Desember	1.924.796
2015	Januari	1.137.290	2017	Januari	1.040.319
	Februari	959.847		Februari	995.667
	Maret	1.253.243		Maret	1.477.772
	April	1.261.360		April	1.324.590
	Mei	1.199.424		Mei	1.955.540
	Juni	1.941.600		Juni	1.807.040
	Juli	1.073.217		Juli	1.287.827
	Agustus	1.191.592		Agustus	1.082.267
	September	1.611.301		September	1.751.866
	Oktober	1.430.963		Oktober	1.750.003
	November	1.698.746		November	2.118.781
	Desember	1.899.169		Desember	1.984.265

Lampiran 3. Data Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia (Lanjutan)

Tahun	Bulan	Volume Penjualan
2018	Januari	1.061.694
	Februari	805.819
	Maret	1.204.355
	April	1.999.722
	Mei	2.268.841
	Juni	1.748.464
	Juli	1.299.751
	Agustus	1.110.930
	September	1.733.996
	Oktober	1.679.831
	November	1.933.891
	Desember	2.267.259

Lampiran 4. *Output* Model $(1,0,2)^6$ pada Data *In-sample* Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia

Final Estimates of Parameters				
Type	Coef	SE Coef	T	P
SAR 6	0.9396	0.1017	9.24	0.000
SMA 6	0.6712	0.1525	4.40	0.000
SMA 12	-0.4611	0.1501	-3.07	0.004
Constant	0.000053424	0.000008085	6.61	0.000
Mean	0.0008850	0.0001339		
Number of observations: 48				
Residuals:	SS = 0.000000220224	(backforecasts excluded)		
	MS = 0.000000005005	DF = 44		
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	25.5	34.4	75.5	*
DF	8	20	32	*
P-Value	0.001	0.023	0.000	*

Lampiran 5. *Output* Model $(0,0,1)(1,0,2)^6$ pada Data *In-sample* Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia

Final Estimates of Parameters					
Type	Coef	SE Coef	T	P	
SAR 6	0.9199	0.1084	8.49	0.000	
MA 1	-0.3364	0.1411	-2.39	0.022	
SMA 6	0.6384	0.1684	3.79	0.000	
SMA 12	-0.4080	0.1647	-2.48	0.017	
Constant	0.00007048	0.00001017	6.93	0.000	
Mean	0.0008800	0.0001270			
Number of observations: 48					
Residuals: SS = 0.000000204006 (backforecasts excluded)					
MS = 0.000000004744 DF = 43					
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic					
Lag	12	24	36	48	
Chi-Square	10.1	18.7	43.2	*	
DF	7	19	31	*	
P-Value	0.184	0.476	0.071	*	

Lampiran 6. *Output* Model $(1,0,0)(1,0,2)^6$ pada Data *In-sample* Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia

Final Estimates of Parameters					
Type	Coef	SE Coef	T	P	
AR 1	0.5783	0.1443	4.01	0.000	
SAR 6	0.9025	0.1151	7.84	0.000	
SMA 6	0.4859	0.1931	2.52	0.016	
SMA 12	-0.2829	0.1854	-1.53	0.134	
Constant	0.000036731	0.000008199	4.48	0.000	
Mean	0.0008935	0.0001994			
Number of observations: 48					
Residuals: SS = 0.000000201173 (backforecasts excluded)					
MS = 0.000000004678 DF = 43					
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic					
Lag	12	24	36	48	
Chi-Square	6.8	19.8	35.2	*	
DF	7	19	31	*	
P-Value	0.450	0.404	0.276	*	

Lampiran 7. *Output* Model $(1,0,1)^6$ pada Data Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia

Final Estimates of Parameters					
Type	Coef	SE Coef	T	P	
SAR 6	1.0232	0.0894	11.45	0.000	
SMA 6	0.6088	0.1986	3.07	0.004	
Constant	-2.04577E-05	-5.47883E-06	3.73	0.001	
Mean	0.0008810	0.0002360			
Number of observations: 48					
Residuals: SS = 0.000000257720 (backforecasts excluded)					
MS = 0.000000005727 DF = 45					
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic					
Lag	12	24	36	48	
Chi-Square	51.7	74.2	126.4	*	
DF	9	21	33	*	
P-Value	0.000	0.000	0.000	*	

Lampiran 8. *Output* Model $(0,0,1)(1,0,1)^6$ pada Data Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia

Final Estimates of Parameters					
Type	Coef	SE Coef	T	P	
SAR 6	0.9866	0.1054	9.36	0.000	
MA 1	-0.3879	0.1367	-2.84	0.007	
SMA 6	0.5592	0.2215	2.52	0.015	
Constant	0.000011704	0.000007688	1.52	0.135	
Mean	0.0008761	0.0005754			
Number of observations: 48					
Residuals: SS = 0.000000233534 (backforecasts excluded)					
MS = 0.000000005308 DF = 44					
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic					
Lag	12	24	36	48	
Chi-Square	19.2	35.8	63.0	*	
DF	8	20	32	*	
P-Value	0.014	0.016	0.001	*	

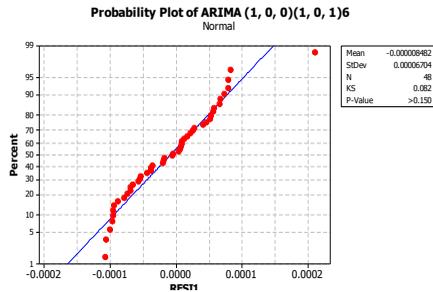
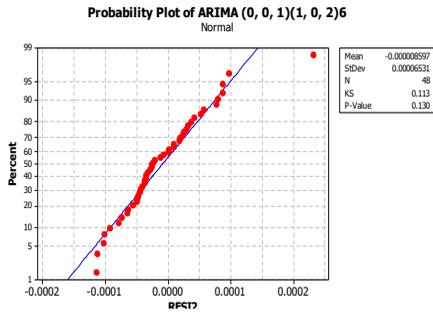
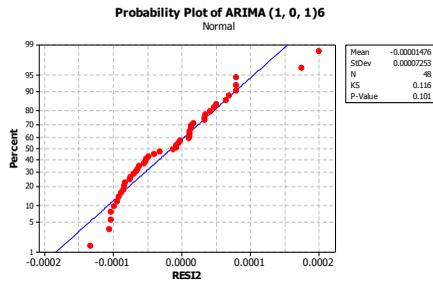
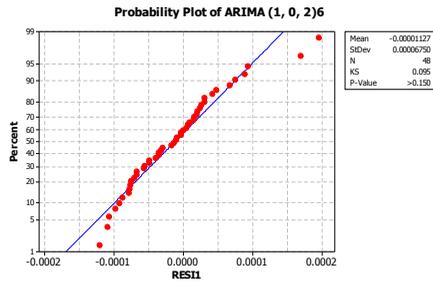
Lampiran 9. *Output Model (1,0,0)(1,0,1)⁶ pada Data Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia*

Final Estimates of Parameters					
Type		Coef	SE Coef	T	P
AR	1	0.5670	0.1389	4.08	0.000
SAR	6	0.9745	0.0956	10.19	0.000
SMA	6	0.4590	0.2117	2.17	0.036
Constant		0.000009919	0.000006434	1.54	0.130
Mean		0.0008983	0.0005826		
Number of observations: 48					
Residuals: SS = 0.000000214719 (backforecasts excluded)					
MS = 0.000000004880 DF = 44					
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic					
Lag		12	24	36	48
Chi-Square		10.8	27.7	44.4	*
DF		8	20	32	*
P-Value		0.211	0.116	0.072	*

Lampiran 10. *Output Model (1,0,0)(1,0,1)⁶ pada Hasil Ramalan Volume Penjualan Coca-Cola di PT. Coca-Cola Amatil Indonesia*

Final Estimates of Parameters					
Type		Coef	SE Coef	T	P
AR	1	0.4991	0.1252	3.98	0.000
SAR	6	0.9850	0.0734	13.42	0.000
SMA	6	0.5317	0.1668	3.19	0.002
Constant		0.000006659	0.000005055	1.32	0.193
Mean		0.0008868	0.0006732		
Number of observations: 60					
Residuals: SS = 0.000000290439 (backforecasts excluded)					
MS = 0.000000005186 DF = 56					
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic					
Lag		12	24	36	48
Chi-Square		9.4	20.3	34.7	43.9
DF		8	20	32	44
P-Value		0.308	0.437	0.339	0.475

Lampiran 11. *Output* Distribusi Normal



Lampiran 12. Perhitungan Manual RMSE dan sMAPE Model (1,0,0)(1,0,1)⁶

a	b			d	f	
outsample	ARIMA (1, 0, 0)(1, 0, 1)	b-a	(b-a) ²	(b-a)	(b+a)/2	d/f
1061694	1251240	189546	35927603619.0253	189546	1156467	0.163901
805819	1099917	294098	86493805398	294098	952868	0.308645
1204355	1661376	457021	208868099821	457021	1432865	0.318956
1999722	1559891	-439831	193451490327	439831	1779806	0.247123
2268841	1910697	-358144	128266822197	358144	2089769	0.171379
1748464	1905094	156630	24533002227	156630	1826779	0.085741
1299751	1235534	-64217	4123791168	64217	1267643	0.050658
1110930	1095912	-15018	225545542	15018	1103421	0.013611
1733996	1640552	-93444	8731722462	93444	1687274	0.055381
1679831	1546336	-133494	17820727466	133494	1613083	0.082757
1933891	1884389	-49502	2450429655	49502	1909140	0.025929
2267259	1880322	-386937	149719896566	386937	2073790	0.186584
		rata-rata	71717744704		jumlah	0.142556
		RMSE	267802		sMAPE	14.25555

Lampiran 13. Perhitungan Manual RMSE dan sMAPE Model (0,0,1)(1,0,2)⁶

a	b			d	f	
outsample	ARIMA (0, 0, 1)(1, 0, 2)	b-a	(b-a) ²	(b-a)	(b+a)/2	d/f
1061694	1164650	102957	10600045600	102957	1113172	0.092489
805819	1073600	267781	71706733709	267781	939710	0.284962
1204355	1645700	441345	194785274676	441345	1425027	0.30971
1999722	1477146	-522576	273085644244	522576	1738434	0.300602
2268841	1960021	-308820	95369863713	308820	2114431	0.146054
1748464	1762923	14459	209058771	14459	1755694	0.008235
1299751	1185754	-113997	12995225741	113997	1242753	0.091729
1110930	1053249	-57681	3327106188	57681	1082090	0.053305
1733996	1626173	-107823	11625764072	107823	1680084	0.064177
1679831	1570070	-109760	12047332560	109760	1624950	0.067547
1933891	2063619	129728	16829419918	129728	1998755	0.064905
2267259	1750018	-517241	267538112107	517241	2008638	0.257508
		rata-rata	80843298442		jumlah	0.145102
		RMSE	284330		sMAPE	14.51018

BIODATA PENULIS



Penulis bernama lengkap Alda Clarinta Ramadhani atau akrab disapa Alda. Lahir di Surabaya pada 4 Januari 1998 dari pasangan Gunawan Wibisono dan Elvi Khutsia sebagai anak pertama dari tiga bersaudara. Penulis menyelesaikan Pendidikan formal di TK Khadijah Surabaya (2002-2004), SD Laboratorium UNESA (2004-2010), SMP Negeri 21 Surabaya (2010-2013), dan SMA Negeri 15 Surabaya (2013-2016). Setelah lulus SMA penulis melanjutkan pendidikan di Departemen Statistika Bisnis, Fakultas Vokasi Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS). Penulis juga mengikuti beberapa pelatihan seperti LKMM pra-TD 2016, LKMM TD 2017, serta berpartisipasi dalam kepanitiaan beberapa acara di kampus yaitu, ITS Edufair 2017 dan ITS EXPO 2017. Penulis juga mendapatkan kesempatan untuk Kerja Praktek di PT. Petrokimia Gresik tahun 2018. Segala kritik, saran, dan pertanyaan untuk penulis dapat disampaikan melalui email: aldaclarintar@gmail.com