



TUGAS AKHIR SM-141501

**MODEL ARIMA-FILTER KALMAN UNTUK PREDIKSI
HARGA KOMODITAS MINYAK MENTAH**

**AMALIA SEFI ACHMADA
NRP 1213 100 014**

**Dosen Pembimbing:
Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si
Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes**

**Departemen Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya
2017**



FINAL PROJECT SM-141501

***ARIMA-KALMAN FILTER MODEL TO PREDICTED
THE CRUDE OIL COMMODITY PRICES***

**AMALIA SEFI ACHMADA
NRP 1213 100 014**

**Supervisors:
Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si
Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes**

**Department of Mathematics
Faculty of Mathematics and Science
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya
2017**

LEMBAR PENGESAHAN

**MODEL ARIMA-FILTER KALMAN UNTUK
PREDIKSI HARGA KOMODITAS MINYAK MENTAH
*ARIMA-FILTER KALMAN MODEL TO PREDICTED
CRUDE OIL COMMODITY PRICES***

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Memperoleh
Gelar Sarjana Sains
pada

Bidang Studi Matematika Terapan
Program S-1 Departemen Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya
Oleh:

AMALIA SEFI ACHMADA

NRP. 1213 100 014

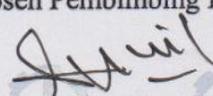
Menyetujui,

Dosen Pembimbing II,

Dosen Pembimbing I,


Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes

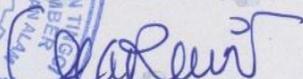
NIP. 19650220 198903 2 002


Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si

NIP. 19660414 199102 2 001

Mengetahui,

Kepala Departemen Matematika
FMIPA ITS


Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT

NIP. 19700831 199403 1 003

Surabaya, Juli 2017

MODEL ARIMA-FILTER KALMAN UNTUK PREDIKSI HARGA KOMODITAS MINYAK MENTAH

Nama Mahasiswa : AMALIA SEFI ACHMADA

NRP : 1213 100 014

Departemen : Matematika

Dosen Pembimbing: 1. Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si

2. Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes

ABSTRAK

Peramalan terhadap harga komoditas minyak mentah dunia merupakan salah satu studi yang dilakukan untuk mengantisipasi harga periode mendatang dari komoditas minyak guna menjaga kestabilan ekonomi. Pada penelitian ini, digunakan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk merumuskan model peramalan harga komoditas minyak mentah. Setelah didapatkan model yang sesuai dilakukan pengestimasi terhadap parameter dan perbaikan *error* pada model ARIMA dengan Filter Kalman. Pada ARIMA didapatkan model yang sesuai yaitu ARIMA (0,1,[60]) dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 5,491. Model ramalan yang didapatkan dari ARIMA yang diestimasi parameternya menggunakan Filter Kalman menghasilkan nilai MAPE sebesar 1,2704. Untuk hasil perbaikan *error* pada model ARIMA didapatkan nilai MAPE yang lebih kecil pada polinomial derajat dua, sehingga dapat diketahui bahwa semakin tinggi polinomial derajatnya maka *error* yang dihasilkan juga akan semakin kecil.

Hasil akhir menunjukkan bahwa model peramalan pada harga minyak terbaik adalah dari hasil perbaikan *error* menggunakan Filter Kalman yang memiliki nilai MAPE terkecil sehingga hasil ramalan lebih akurat dan mendekati aslinya.

Kata Kunci : ARIMA, Estimasi Parameter, Filter Kalman, Perbaikan *Error*

ARIMA-KALMAN FILTER MODEL TO PREDICTED THE CRUDE OIL COMMODITY PRICES

Student's Name : AMALIA SEFI ACHMADA
NRP : 1213 100 014
Department : Mathematics
Supervisors : 1. Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si
2. Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes

ABSTRACT

Forecasting the crude oil commodity prices is the one of the studies undertaken to anticipate future period prices of oil commodities to maintain economic stability. In this study, Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) is used to formulate models forecasting crude oil commodity prices. After obtaining an appropriate model, an estimation of parameters and errors of the ARIMA model with Kalman Filter is obtained. On ARIMA got the appropriate model that is 5,491 with MAPE, whereas parameter estimation result yield Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value equal to 1,2704. For the result of error corection on ARIMA model got smaller MAPE value in polynomial of degree 2, so it can be seen that the higher polynomial degree, then the resulting error will also be smaller.

The final result shows that forecasting for error estimation using Kalman Filter has the smallest MAPE value so it is so more accurate.

Keywords : ARIMA, Error Corection, Parameter Estimation, Kalman Filter

KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Allah SWT Tuhan semesta alam yang telah memberikan karunia, rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul: “**Model ARIMA-Filter Kalman Untuk Prediksi Harga Komoditas Minyak Mentah**” yang merupakan salah satu persyaratan akademis dalam menyelesaikan Program Studi S-1 pada Departemen Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Tugas Akhir ini dapat diselesaikan berkat kerjasama, bantuan, dan dukungan dari banyak pihak. Sehubungan dengan hal itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT selaku Ketua Departemen Matematika FMIPA ITS.
2. Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si dan Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes sebagai dosen pembimbing Tugas Akhir atas segala bimbingan dan motivasi yang telah diberikan kepada penulis.
3. Didik Khusnul Arif, S.Si, M.Si selaku Koordinator Program Studi S-1 Departemen Matematika FMIPA ITS.
4. Drs. Soehardjoepri, M.Si, Dr. Dieky Adzkiya, S.Si, M.Si, Dr. Budi Setiyono, S.Si, MT selaku dosen penguji Tugas Akhir.
5. Drs. Soetrisno, M.I.Komp selaku dosen wali penulis yang telah banyak membantu memberikan arahan akademik selama penulis menempuh pendidikan di Departemen Matematika FMIPA ITS.
6. Bapak dan Ibu Dosen serta seluruh *staff* Tata Usaha dan Laboratorium Departemen Matematika FMIPA ITS.
7. Teman-teman mahasiswa Departemen Matematika FMIPA ITS.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan saran dan kritik dari pembaca. Akhir kata, semoga Tugas Akhir ini bermanfaat bagi semua pihak yang berkepentingan.

Surabaya, Juli 2017

Penulis

Special thanks to

Selama proses pembuatan Tugas Akhir ini, banyak pihak yang telah memberikan bantuan dan dukungan untuk penulis. Penulis mengucapkan terima kasih dan apresiasi secara khusus kepada:

1. Kedua orang tua yaitu Bapak Ibrahim Achmadi dan Ibu Sriati, yang selalu mendukung dan mendoakan penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir.
2. Saudara penulis yaitu Rizki Prasetya Achmadi yang selalu menanyakan kapan pulang ke rumah, dan selalu paling *update* menceritakan kisah-kisah dari sinetron Rompis. Terima kasih atas hiburan anti *mainstreamnya*.
3. Teman-teman “Manis Manja” yang selama ini selalu menemani dan tidak bosan mengingatkan untuk tetap semangat untuk menyelesaikan Tugas Akhir, meskipun lebih banyak menghabiskan waktu hanya untuk bermain dan “tur” keliling Surabaya hanya untuk mencari secerach “kebahagiaan” :D Suwun ya dulur. Saudara baru ditempat yang baru. Terima kasih.
4. Frikha Anggita yang selama ini sudah seperti saudara penulis sendiri, terima kasih sudah menemani dan mendengarkan segala keluh kesah selama menjalani perkuliahan di ITS. *Thank you* Mbul sudah menjadi saudara sekaligus sahabat selama ini. Semangat terus!!!
5. Mbak Popy (2012) terima kasih mbak yaa kemarin pas puasa sudah mau diajak ngebut ngerjain kodingan Kalman haha, terima kasih meskipun diajak ngebut tapi *nggak* pernah marah sedikitpun. Adik bayinya juga *warbyasah* haha tahan banget diajak belajar Kalman meski masih diperut. Semoga lancar sampai lahiran ya mbak, adik bayinya sehat terus, sekeluarga juga sehat terus. Aamiin.
6. Ardi Firmansyah, komting 2013, meski tidak pernah memberi semangat maupun bantuan moril, tapi tetep penulis ingin

berterima kasih untuk segalanya, yang secara tidak disadari penulis banyak belajar dari ketekunan, kesabaran, dan pertemanan yang meski banyak olok-olokan selama ini. Suwun bos. Kon keren!

Tentu saja masih banyak pihak lain yang turut andil dalam penyelesaian Tugas Akhir ini yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu. Semoga Allah SWT membalas dengan balasan yang lebih baik bagi semua pihak yang telah membantu penulis. *Aamiin ya rabbal 'alamin.*

DAFTAR ISI

	Hal
HALAMAN JUDUL.....	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR.....	xi
DAFTAR ISI	xv
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xix
DAFTAR LAMPIRAN	xxi
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan.....	3
1.5 Manfaat.....	4
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Analisis <i>Time series</i>	5
2.2 Model ARIMA	7
2.3 Perumusan Model ARIMA.....	9
2.4 Metode <i>Least Square</i>	13
2.5 Metode Filter Kalman.....	13
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Tahap Penelitian	17
3.2 Diagram Alir.....	21
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	
4.1 Variabel dan Data Penelitian.....	23
4.2 Analisis dan Perumusan Model ARIMA.....	23

4.3	Estimasi Parameter dengan Filter Kalman pada Model ARIMA.....	37
4.4	Perbaikan <i>Error</i> dengan Filter Kalman untuk Polinomial Derajat 1 atau $n = 2$	40
4.5	Perbaikan <i>Error</i> dengan Filter Kalman untuk Polinomial Derajat 2 atau $n = 3$	41
BAB V PENUTUP		
5.1	Kesimpulan.....	47
5.2	Saran	47
DAFTAR PUSTAKA.....		49
LAMPIRAN		51
BIODATA PENULIS.....		97

DAFTAR GAMBAR

	Hal
Gambar 3.1 <i>Block Diagram</i> Penelitian	18
Gambar 3.2 <i>Block Diagram</i> ARIMA.....	19
Gambar 3.3 <i>Block Diagram</i> Filter Kalman.....	20
Gambar 4.1 Plot Box-Cox Data Sebelum Transformasi.....	25
Gambar 4.2 Plot Box-Cox Sesudah Transformasi.....	25
Gambar 4.3 Plot Data Hasil Transformasi.....	25
Gambar 4.4 Plot Data Stasioner Terhadap Rata-rata.....	26
Gambar 4.5 Plot ACF Data.....	26
Gambar 4.6 Plot PACF Data.....	27
Gambar 4.7 Hasil Simulasi Perbandingan Hasil ARIMA dan Faktual	36
Gambar 4.8 Hasil Simulasi Perbandingan ARIMA, ARIMA-Filter Kalman, dan Faktual.....	39
Gambar 4.9 Hasil Peramalan Harga Minyak Mentah Filter Kalman Perbaikan <i>Error</i> ($n = 2$), dan Faktual	41
Gambar 4.10 Hasil Peramalan Harga Minyak Mentah Filter Kalman Perbaikan <i>Error</i> ($n = 3$), dan Faktual	44
Gambar 4.11 Hasil Prediksi Harga Komoditas Minyak Mentah.....	45

DAFTAR TABEL

	Hal
Tabel 2.1 Transformasi Box-Cox	6
Tabel 2.2 Pola ACF dan PACF.....	9
Tabel 4.1 Deskripsi Data Harga Minyak Mentah Jenis WTI	23
Tabel 4.2 Estimasi Parameter Model ARIMA ([60],1, [60]) ...	27
Tabel 4.3 Estimasi Parameter Model ARIMA ([60],1,0)	30
Tabel 4.4 Estimasi Parameter Model ARIMA (0,1, [60])	32
Tabel 4.5 Hasil Uji Asumsi <i>White Noise</i> dan Asumsi Berdistribusi Normal serta nilai AIC dan SBC	35
Tabel 4.6 Nilai MAPE ARIMA.....	35
Tabel 4.7 Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan Filter Kalman dan <i>Least Square</i>	39
Tabel 4.8 Hasil MAPE ARIMA dengan Perbaikan <i>Error</i>	42
Tabel 4.9 Hasil Perbandingan MAPE.....	44

DAFTAR LAMPIRAN

	Hal
LAMPIRAN 1	Data Harga Minyak Mentah Jenis WTI.....49
LAMPIRAN 2	<i>Output</i> Model ARIMA 63
LAMPIRAN 3	Hasil Uji <i>Ljung-Box</i> 66
LAMPIRAN 4	Histogram Uji Normalitas 68
LAMPIRAN 5	Data <i>Out-Sample</i> 70
LAMPIRAN 6	Prediksi Harga Komoditas Minyak Mentah dengan ARIMA 73
LAMPIRAN 7	Prediksi Harga Komoditas Minyak Mentah dengan Estimasi Parameter Filter Kalman 76
LAMPIRAN 8	Prediksi Harga Komoditas Minyak Mentah dengan Perbaikan Error Filter Kalman untuk Polinomial Derajat 1 79
LAMPIRAN 9	Prediksi Harga Komoditas Minyak Mentah Perbaikan Error Filter Kalman untuk Polinomial Derajat 2..... 82
LAMPIRAN 10	<i>Listing</i> Program ARIMA 85
LAMPIRAN 11	<i>Listing</i> Program Estimasi Parameter Filter Kalman 86
LAMPIRAN 12	<i>Listing</i> Program Perbaikan <i>Error</i> Filter Kalman untuk Polinomial Derajat 1 90
LAMPIRAN 13	<i>Listing</i> Program Perbaikan Error Filter Kalman untuk Polinomial Derajat 2 93

BAB I

PENDAHULUAN

Pada bab ini akan diuraikan hal-hal yang melatarbelakangi Tugas Akhir ini yang selanjutnya dituliskan dalam sub perumusan masalah. Dalam bab ini juga dicantumkan mengenai batasan masalah, tujuan, dan manfaat dari Tugas Akhir. Adapun sistematika penulisan Tugas Akhir diuraikan pada bagian akhir bab ini.

1.1 Latar Belakang

Manusia tidak lepas dari energi. Semua aktifitas yang dilakukan baik kecil maupun besar pasti membutuhkan energi. Kebutuhan energi suatu negara erat kaitannya dengan jumlah penduduk dan tingkat perkembangan terutama perkembangan industri. Kebutuhan energi dunia saat ini masih sangat bergantung pada bahan bakar fosil terutama minyak. Minyak mentah merupakan salah satu komoditas utama dalam ekonomi global dan merupakan suatu komponen penting dalam pertumbuhan dan perkembangan ekonomi untuk negara yang sedang mengalami industrialisasi dan perkembangan. Harga minyak mentah memainkan peran penting dalam sektor perekonomian global, rencana pemerintah, dan sektor komersial. Dampak kenaikan harga minyak mentah dan fluktuasi harian tidak hanya mempengaruhi perekonomian dan pasar keuangan, tetapi juga memiliki efek langsung terhadap harga bahan bakar, barang, dan jasa.

Selain itu, dampak penurunan harga minyak mentah seperti yang terjadi pada tahun 1998 mengakibatkan masalah defisit anggaran yang serius bagi negara-negara pengekspor minyak. Hal ini membuat bank pusat dan perusahaan pribadi selalu mempertimbangkan harga minyak sebagai salah satu kunci untuk menentukan proyeksi makroekonomi dan menaksir adanya kemungkinan kerugian terhadap makroekonomi. Oleh karena itulah peramalan yang tepat dan akurat terhadap harga minyak dapat berpotensi meningkatkan keakuratan hasil peramalan terhadap komoditas makroekonomi yang lainnya, serta dapat

meningkatkan reaksi terhadap kebijakan makroekonomi [1]. Peramalan harga minyak mentah, selain ditujukan untuk mengurangi dampak dari fluktuasi harga, juga ditujukan untuk membantu investor dan individu dalam membuat keputusan yang berhubungan dengan pasar energi [2].

Peramalan adalah suatu proses untuk membangun sebuah hipotesa masa mendatang [3], dan model peramalan yang memprediksi kejadian di masa mendatang telah diterapkan di banyak bidang seperti pada bidang ekonomi dan *science* karena merupakan suatu metode yang bermanfaat untuk membantu membuat keputusan. Dengan adanya peramalan, dapat mengolah data yang ada untuk menjelaskan suatu kejadian yang akan datang.

Salah satu metode peramalan yang sering digunakan adalah peramalan dengan metode ARIMA, atau yang dikenal juga dengan sebutan Metode Box-Jenkins. ARIMA sebenarnya adalah teknik untuk mencari pola yang paling cocok dari sekelompok data, dengan demikian ARIMA memanfaatkan sepenuhnya data masa lalu dan sekarang untuk melakukan peramalan jangka pendek yang akurat [4].

Model peramalan yang diperoleh dari model ARIMA memiliki beberapa parameter dan *error* yang berguna untuk menentukan peramalan, sehingga dibutuhkan sebuah metode untuk mengestimasi parameter dan memperbaiki *error* pada ARIMA. Oleh karena itulah diterapkan Metode Filter Kalman untuk dapat mengestimasi parameter serta memperbaiki nilai *error* yang diperoleh dengan ARIMA. Keunggulan metode Filter Kalman adalah kemampuannya dalam mengestimasi suatu keadaan berdasarkan data pengukuran (data aktual yang ada). Data pengukuran terbaru menjadi bagian penting dari algoritma Filter Kalman karena data mutakhir akan berguna untuk mengoreksi hasil prediksi, sehingga hasil estimasinya selalu mendekati kondisi yang sebenarnya [5].

Dalam tugas akhir ini dibahas tentang penerapan metode ARIMA untuk mendapatkan model ramalan terbaik pada prediksi harga minyak mentah. Setelah mendapatkan model terbaik ARIMA, parameter yang didapatkan akan diestimasi, serta akan

dilakukan perbaikan terhadap nilai *error* pada ARIMA untuk mendapatkan hasil prediksi harga minyak mentah.

1.2 Rumusan Masalah

Permasalahan yang dibahas pada Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana mendapatkan model terbaik harga minyak dengan menggunakan Metode ARIMA ?
2. Bagaimana estimasi parameter dan perbaikan *error* ARIMA menggunakan Metode Filter Kalman ?
3. Bagaimana prediksi harga minyak mentah untuk periode selanjutnya menggunakan ARIMA-Filter Kalman ?

1.3 Batasan Masalah

Dalam pengerjaan Tugas Akhir ini diberikan suatu batasan masalah, sebagai berikut:

1. Data harga minyak yang digunakan adalah data minyak harian (5 hari kerja yaitu Senin sampai Jumat dan hari efektif) bulan Januari 2016 hingga Februari 2017 yang diambil dari website www.eia.doe.gov
2. Jenis minyak yang digunakan adalah *West Texas Intermediate* (WTI).
3. Nilai α yang digunakan adalah $\alpha = 0,05$.
4. Polinomial derajat *error* residual ARIMA yang diambil adalah 2 dan 3.
5. *Software* yang digunakan dalam Tugas Akhir ini adalah Minitab, *Eviews*, dan MATLAB.

1.4 Tujuan

Tujuan dari Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Mendapatkan model terbaik untuk peramalan harga minyak jenis WTI dengan Metode ARIMA.
2. Mendapatkan estimasi parameter dan tingkatan polinomial derajat *error* residual pada Filter Kalman terhadap hasil prediksi nilai peramalan ARIMA.
3. Mendapatkan prediksi harga minyak mentah.

1.5 Manfaat

Manfaat yang diharapkan dari penulisan Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui pola harga minyak dunia menggunakan Metode ARIMA.
2. Mengetahui prediksi harga minyak mentah dengan ARIMA dan Filter Kalman.

1.6 Sistematika Penulisan

Penulisan Tugas Akhir ini disusun dalam lima bab sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi tentang gambaran umum dari penulisan Tugas Akhir yang meliputi latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat, dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas tentang teori dasar yang relevan untuk memecahkan persoalan yang dibahas pada Tugas Akhir ini, yaitu meliputi cara merumuskan model ARIMA Box-Jenkins dan metode Filter Kalman.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Dalam bab ini membahas tentang metode yang akan digunakan dan tahapan-tahapan yang dilakukan dalam pengerjaan Tugas Akhir.

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Bab ini membahas secara detail proses pemilihan model yang sesuai untuk prediksi harga minyak mentah. Kemudian mengaplikasikan metode Filter Kalman untuk mengestimasi parameter model ARIMA dan perbaikan *error*-nya.

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan tugas akhir yang diperoleh dari bab pembahasan dan saran untuk pengembangan lebih lanjut dari Tugas Akhir.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini dibahas teori-teori yang berhubungan dengan permasalahan dalam Tugas Akhir. Bahasan pertama mengenai analisis *time series*, pengertian dan bentuk umum model ARIMA serta langkah-langkah dalam merumuskan model ARIMA. Kemudian, dijelaskan mengenai metode Filter Kalman dan implementasinya untuk mengestimasi parameter dan perbaikan *error* model ARIMA.

2.1 Analisis *Time series*

Time series atau runtun waktu merupakan serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu kejadiannya dengan interval waktu tetap. Analisis *time series* merupakan metode peramalan kuantitatif untuk menentukan pola data pada masa lampau yang dikumpulkan berdasarkan urutan waktu [6].

2.1.1 Stasioneritas

Stasioneritas artinya tidak terjadi pertumbuhan dan penurunan. Data dikatakan stasioner apabila pola data tersebut berada pada kesetimbangan di sekitar nilai rata-rata (*mean*) dan varian yang konstan selama waktu tertentu. Data dikatakan sudah stasioner dalam varian apabila nilai *rounded value*-nya bernilai satu pada plot Box-Cox. Apabila data tidak stasioner dalam varian, maka dapat dilakukan transformasi agar nilai varian menjadi konstan. Persamaan umum dari Transformasi Box-Cox adalah sebagai berikut [7]:

$$T(Z_t) = \frac{(Z_t^\lambda - 1)}{\lambda}, \quad \lambda \neq 0$$

dengan λ disebut sebagai parameter transformasi. Dalam Transformasi Box-Cox akan diperoleh nilai λ , yang nantinya akan menentukan transformasi yang harus dilakukan. Untuk $\lambda = 0$ dapat dinotasikan sebagai berikut [7]:

$$\begin{aligned}
\lim_{\lambda \rightarrow 0} T(Z_t) &= \lim_{\lambda \rightarrow 0} Z_t^\lambda \\
&= \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{(Z_t^\lambda - 1)}{\lambda} \\
&= \ln(Z_t)
\end{aligned}$$

Nilai λ beserta aturan pada Transformasi Box-Cox dapat dilihat pada Tabel 2.1 [7]:

Tabel 2.1 Transformasi Box-Cox

Nilai λ	Tranformasi Box-Cox
-1	$1/Z_t$
-0.5	$1/\sqrt{Z_t}$
0	$\ln Z_t$
0.5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t

Selanjutnya, apabila data sudah stasioner dalam varian, dilanjutkan dengan mengecek apakah data sudah stasioner dalam rata-rata (*mean*). Untuk data yang tidak stasioner terhadap rata-rata dapat diatasi dengan melakukan *differencing*. Operator *shift* mundur (*backward shift*) sangat tepat untuk mendeskripsikan proses *differencing*. Berikut adalah penggunaan dari operator *backward shift* [7]:

$$B^d Z_t = Z_{t-d}, \quad d = 1, 2, \dots \quad (2.1)$$

dengan:

- Z_t : nilai variabel Z pada waktu t
- Z_{t-d} : nilai variabel Z pada waktu $t - d$
- B : operator *backward shift*

Notasi B yang dipasang pada Z_t mempunyai pengaruh menggeser data satu waktu ke belakang [7]. Apabila data tidak stasioner terhadap rata-rata, maka data tersebut dapat dibuat mendekati stasioner dengan melakukan proses *differencing* orde pertama dari data.

2.1.2 Fungsi Autokorelasi dan Fungsi Autokorelasi Parsial

Fungsi autokorelasi (ACF) merupakan suatu fungsi yang digunakan untuk mengidentifikasi model *time series* dan melihat kestasioneran data dalam rata-rata. Fungsi autokorelasi yang dihitung berdasarkan sampel data dapat ditulis sebagai berikut [7]:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}, k = 0, 1, 2, \dots$$

dengan:

$\hat{\rho}_k$: koefisien autokorelasi pada lag ke- k

Z_t : nilai variabel Z pada waktu t

\bar{Z} : nilai rata-rata Z

n : jumlah data

Fungsi autokorelasi parsial (PACF) digunakan sebagai alat untuk mengukur tingkat keeratan antara Z_t dan Z_{t+k} , apabila pengaruh lag $t + 1, t + 2, \dots, t + k - 1$ dianggap terpisah. Untuk PACF dapat didekati dengan persamaan sebagai berikut [7]:

$$\bar{\phi}_{k+1, k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j}$$

dan

$$\hat{\phi}_{k+1, j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1, k+1} \hat{\phi}_{k, k+1-j}$$

dengan $j = 1, 2, \dots, k$.

2.2 Model ARIMA

Model ARIMA telah dipelajari secara mendalam oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1967. Model diterapkan untuk analisis *time series*, peramalan, dan pengendalian. Model AR (*autoregressive*) pertama kali diperkenalkan oleh Yule pada tahun 1926, kemudian dikembangkan oleh Walker. Sedangkan pada tahun 1937, model MA (*moving average*) pertama kali digunakan oleh Slutsky. Sedangkan Wold adalah orang pertama yang menghasilkan dasar-dasar teoritis dari proses kombinasi ARMA (*Autoregressive Moving Average*). Wold membentuk

model ARMA yang dikembangkan untuk mencakup *time series* musiman dan pengembangan sederhana yang mencakup proses-proses nonstasioner (ARIMA) [8].

Model AR adalah model yang mendeskripsikan bahwa variabel terikat dipengaruhi oleh variabel terikat itu sendiri pada periode sebelumnya. Model AR orde ke- p atau ARIMA $(p, 0, 0)$ secara umum dapat dinyatakan pada persamaan sebagai berikut [8]:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \alpha_t$$

dengan:

Z_t : nilai variabel Z pada waktu ke- t

ϕ_p : parameter AR ke- p

α_t : nilai *error* pada waktu ke- t

Model MA adalah model yang mendeskripsikan secara eksplisit hubungan ketergantungan antara nilai-nilai kesalahan yang berurutan. Model MA orde ke- q atau model ARIMA $(0, 0, q)$ secara umum dapat dinyatakan sebagai berikut [8]:

$$Z_t = \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-1} - \theta_2 \alpha_{t-2} - \dots - \theta_q \alpha_{t-q}$$

dengan:

Z_t : nilai variabel Z pada waktu ke- t

θ_q : parameter MA ke- q

α_t : nilai *error* pada waktu ke- t

Model ARMA adalah gabungan dari model AR dan MA. Bentuk fungsi persamaan untuk ARMA (p, q) atau model ARIMA $(p, 0, q)$ secara umum dinyatakan sebagai berikut [7]:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-1} - \dots - \theta_q \alpha_{t-q}$$

Model ARIMA (p, d, q) diperkenalkan oleh Box dan Jenkins. Dimana orde p menyatakan operator AR, orde d menyatakan hasil *differencing*, dan orde q menyatakan operator dari MA. Bentuk persamaan umum dari model ARIMA (p, d, q) adalah sebagai berikut [7]:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)\alpha_t \quad (2.2)$$

dengan:

Z_t : nilai variabel Z pada waktu ke- t

B : operator *backward shift*

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

ϕ_p : parameter AR ke- p

θ_q : parameter MA ke- q

α_t : nilai *error* pada waktu ke- t

2.3 Perumusan Model ARIMA

Terdapat empat tahapan yang akan dilalui dalam merumuskan model ARIMA yaitu identifikasi model, penaksiran dan pengujian parameter, pemeriksaan diagnosis, dan peramalan [8].

2.3.1 Identifikasi Model ARIMA

Pada tahapan ini, data diuji kestasionerannya baik dalam varian maupun dalam rata-rata. Setelah data stasioner dalam varian dan rata-rata, maka akan dilakukan proses identifikasi orde AR dan MA pada grafik ACF dan PACF. Tabel 2.2 menunjukkan cara menentukan orde pada model AR, MA, dan ARMA. Untuk menentukan orde tertinggi q dapat dilihat dari banyaknya lag pada plot ACF yang berbeda nyata dari nol. Seperti halnya pada plot ACF, untuk menentukan orde tertinggi p dapat dilihat dari banyaknya lag pada plot PACF yang berbeda nyata dari nol [8].

Tabel 2.2 Pola ACF dan PACF

Model	ACF	PACF
AR (p)	Menurun secara eksponensial	Terpotong setelah lag ke- p
MA (q)	Terpotong setelah lag ke- q	Menurun secara eksponensial
ARMA (p, q)	Menurun secara eksponensial setelah lag ke $(q - p)$	Menurun secara eksponensial setelah lag ke $(p - q)$

2.3.2 Penaksiran dan Pengujian Parameter ARIMA

Tahapan selanjutnya dalam merumuskan model ARIMA adalah menentukan parameter model AR dan MA. Untuk penaksiran parameter model ARIMA dilakukan dengan menggunakan metode *Least Square*.

Setelah diperoleh nilai estimasi dari masing-masing parameter, kemudian dilakukan pengujian signifikansi parameter untuk mengetahui apakah model sudah layak atau belum untuk digunakan. Untuk pengujian signifikansi parameter menggunakan uji *t-student*. Secara umum ϕ dan θ adalah parameter pada model ARIMA, sedangkan $\hat{\phi}$ dan $\hat{\theta}$ adalah estimasi parameternya.

Hipotesis:

H_0 : estimasi parameter = 0 (parameter model tidak signifikan)

H_1 : estimasi parameter \neq 0 (parameter model signifikan)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\text{estimasi parameter}}{\text{st.deviasi parameter}} \quad (2.3)$$

Kriteria Pengujian:

Jika nilai $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2},(n-p-1)}$ (dengan $\alpha = 0,05$), maka H_0 ditolak yang berarti parameter model signifikan.

2.3.3 Pemeriksaan Diagnostik

Pengujian diagnostik residual dilakukan setelah pengujian signifikansi parameter model ARIMA, untuk membuktikan kecukupan model. Pemeriksaan diagnostik residual meliputi uji asumsi *white noise*, berdistribusi normal, dan *overfitting*. *White noise* merupakan proses dimana tidak terdapat korelasi dalam deret residual [6].

Berikut ini uji diagnostik pada model ARIMA:

1. Uji Asumsi Residual *White Noise*

White Noise artinya tidak ada korelasi pada deret residual. Pengujian asumsi residual white noise dapat menggunakan uji Ljung-Box. Pengujiannya dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut [6]:

Hipotesis:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (residual bersifat *white noise*)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_i \neq 0 \text{ untuk } i = 1, 2, 3, \dots, k$
(residual tidak bersifat *white noise*)

Statistik uji:

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^k \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, \quad n > k \quad (2.4)$$

dengan:

k : lag maksimum

n : jumlah data

$\hat{\rho}_k$: autokorelasi residual untuk lag ke- k

Kriteria Pengujian:

Jika $Q < X_{\alpha, df=k-p-q}^2$ (dengan nilai $\alpha = 0,05$), maka H_0 diterima yang berarti bahwa residual *white noise*.

2. Uji Asumsi Distribusi Normal

Untuk pengujian residual berdistribusi normal dapat menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov [7].

Hipotesis:

$H_0 : F(x) = F_0(x)$ untuk semua x (residual berdistribusi normal)

$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ untuk beberapa x (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji

$$D_{hitung} = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \quad (2.5)$$

dengan:

D_{hitung} : deviasi maksimum

\sup : nilai supremum (maksimum) untuk semua x dari selisih mutlak $S(x)$ dan $F_0(x)$

$F_0(x)$: fungsi peluang kumulatif yang berdistribusi normal atau fungsi yang dihipotesiskan

$S(x)$: fungsi distribusi kumulatif dari data sampel

Kriteria pengujian:

Jika $D_{hitung} < D_{\alpha, n}$ (dengan $\alpha = 0,05$), maka H_0 diterima yang artinya residual berdistribusi normal.

3. *Overfitting*

Salah satu prosedur pemeriksaan diagnostik yang dikemukakan Box Jenkins adalah *overfitting*, yakni dengan menambah satu atau lebih parameter dalam model yang dihasilkan pada tahap identifikasi. Model yang dihasilkan dari hasil *overfitting* dijadikan sebagai model alternatif yang kemudian dicari model yang terbaik diantara model-model yang signifikan [8].

2.3.4 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dapat dilakukan berdasarkan kriteria, untuk data in sample yang digunakan adalah *Aikake's Information Criterion* (AIC) dan *Swartz's Bayesian Criterion* (SBC). AIC adalah suatu kriteria pemilihan model terbaik yang mempertimbangkan banyaknya parameter dalam model. Kriteria AIC dapat dirumuskan sebagai berikut [7]:

$$AIC = n \ln \left(\frac{SSE}{n} \right) + 2f + n + n \ln(2\pi)$$

dengan:

SSE : *Sum Square Error*

n : banyak pengamatan

f : banyak parameter dalam model

SBC adalah suatu kriteria pemilihan model terbaik yang berdasarkan pada nilai terkecil. Kriteria SBC dapat dirumuskan sebagai berikut [7]:

$$SBC = n \ln \left(\frac{SSE}{n} \right) + f \ln n + n + n \ln(2\pi)$$

dengan:

SSE : *Sum Square Error*

n : banyak pengamatan

f : banyak parameter dalam model

Selain itu, pemilihan model terbaik juga dapat dilihat dengan menggunakan perhitungan nilai MAPE, yaitu ukuran kesalahan yang dihitung dengan mencari nilai tengah dari presentase absolut

perbandingan kesalahan atau *error* dengan data aktualnya. Didenifikasikan MAPE adalah sebagai berikut [7]:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right| 100$$

dengan:

Z_t : nilai data ke- t

\hat{Z}_t : nilai peramalan ke- t

n : banyak data

2.4 Metode *Least Square*

Metode ini merupakan salah satu metode yang dilakukan untuk mencari nilai parameter dengan meminimumkan jumlah kuadrat keasalahan. Dimisalkan metode *Least Square* diaplikasikan pada model AR(1) atau ARIMA($p, 0, 0$) dengan persamaan sebagai berikut[6]:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \alpha_t$$

Maka model *Least Square* untuk AR(1) ditunjukkan dalam persamaan berikut[6]:

$$S(\phi) = \sum_{t=2}^n \alpha_t^2 = \sum_{t=2}^n [Z_t - \phi_1 Z_{t-1}]^2$$

Berdasarkan prinsip dari metode *Least Square*, pendugaan parameter ϕ dengan cara meminimumkan $S(\phi)$. Hal ini dilakukan dengan cara menurunkan $S(\phi)$ terhadap ϕ kemudian disamadengankan nol. Untuk turunan dari $S(\phi)$ terhadap ϕ menghasilkan[6]:

$$\frac{dS}{d\phi} = -2 \sum_{t=2}^n [Z_t - \phi_1 Z_{t-1}](Z_{t-1}) = 0$$

Sehingga diperoleh estimasi parameter sebagai berikut:

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

2.5 Metode *Filter Kalman*

Filter Kalman adalah suatu metode estimasi yang optimal. Komponen dasar dari metode Filter Kalman adalah persamaan

pengukuran dan persamaan transisi. Data pengukuran digunakan untuk memperbaiki hasil estimasi. Secara umum algoritma Filter Kalman untuk sistem dinamik linear waktu diskrit dapat dinyatakan sebagai berikut [9]:

1. Model sistem dan model pengukuran:

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + G_k w_k \quad (2.6)$$

$$Z_k = H_k x_k + v_k \quad (2.7)$$

$$x_0 \sim N(\bar{x}_0, P_{x_0}), \quad w_k \sim N(0, Q_k), \quad v_k \sim N(0, R_k)$$

2. Inisialisasi:

$$P(0) = P_{x_0}, \quad \hat{x}_0 = \bar{x}_0$$

3. Tahap prediksi:

Estimasi:

$$\hat{x}_{\bar{k}+1} = A_k \hat{x}_k + B_k u_k$$

Kovarians eror:

$$P_{\bar{k}+1} = A_k P_k A_k^T + G_k Q_k G_k^T$$

4. Tahap Koreksi:

Kalman Gain:

$$K_{k+1} = P_{\bar{k}+1} H_{k+1}^T (H_{k+1} P_{\bar{k}+1} H_{k+1}^T + R_{k+1})^{-1}$$

Kovarians eror:

$$[I - K_{k+1} H_{k+1}] P_{\bar{k}+1}$$

Estimasi:

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_{\bar{k}+1} + K_{k+1} [z_{k+1} - H_{k+1} \hat{x}_{\bar{k}+1}]$$

dengan:

x_k : variabel keadaan sistem pada waktu k yang nilai estimasi awalnya adalah \bar{x}_0 dan kovarian awal P_{x_0}

u_k : variabel input deterministik pada waktu k

w_k : *noise* pada pengukuran dengan mean sama dengan nol dan kovariansi Q_k

z_k : variabel pengukuran

v_k : *noise* pada pengukuran dengan mean sama dengan nol dan kovarian R_k

H : matriks koefisien model pengukuran

A : matriks koefisien model sistem

G : matriks koefisien *noise* sistem

Dalam penelitian ini untuk x merupakan parameter dan juga *error* dari ARIMA.

2.5.1 Penerapan Filter Kalman dalam Estimasi Parameter Model ARIMA

Pada Tugas Akhir ini berdasarkan atas pengamatan dan sesuai dengan hasil model peramalan analisis deret waktu (*time series*) dari data harga minyak mentah jenis WTI. Setelah diperoleh model ARIMA maka akan dilakukan estimasi parameter dengan menggunakan Filter Kalman. Seperti pada model ARIMA $(p, 0, 0)$ [7]:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \alpha_t$$

Dengan koefisien $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ adalah parameter yang akan diestimasi menggunakan Filter Kalman. Diasumsikan sebagai *state* vektor yang dibentuk dari koefisien $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ yaitu $x(t) = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p]^T$. Berikut ini persamaan model sistem dan model pengukuran pada metode Filter Kalman [7]:

$$\begin{aligned}x_{t+1} &= Ax_t + w_t \\z_t &= Hx_t + v_t\end{aligned}$$

dengan:

x_k : variabel keadaan sistem pada waktu k yang nilai estimasi awalnya adalah \bar{x}_0 dan kovarian awal Px_0

w_t : *noise* pada model sistem

z_t : variabel pengukuran

H : matriks koefisien model pengukuran

v_t : *noise* pada model pengukuran

A : matriks konstan di dalam ukuran yang bersesuaian dengan

$$A = n \times n \text{ dan } H = p \times 1$$

2.5.2 Penerapan Filter Kalman dalam Perbaikan *Error Model ARIMA*

Pada tahapan ini, hasil model peramalan analisis *time series* dari pola harga minyak mentah jenis WTI dapat dinyatakan sebagai parameter dan akan dilakukan pendekatan yang didasarkan pada koreksi dari bias prakiraan dalam penggunaan Filter Kalman. Selanjutnya akan difokuskan pada studi parameter satu waktu. Diberikan polinomial [10]:

$$y_i^0 = a_{0,i} + a_{1,i}m_i + \dots + a_{n-1,i}m_i^{n-1} + \alpha_i \quad (2.8)$$

dengan:

y_i^0 : selisih data aktual dan data prediksi ARIMA ke- i

$a_{j,i}$: koefisien atau parameter yang harus diestimasi oleh Filter Kalman, dengan $j = 0, 1, \dots, n - 1$

m_i : data ke- i

α_i : konstanta

Misalkan *state* vektor yang dibentuk dari koefisien $a_{j,i}$ yaitu $x(t_i) = [a_{0,i} a_{1,i} a_{2,i} \dots a_{n-1,i}]^T$, pengamatan bias adalah y_i^0 , matriks pengamatan adalah $H_i = [1 \ m_i \ m_i^2 \ \dots \ m_i^{n-1}]$, dan sistem adalah I_n . Sehingga persamaan sistem dan pengamatan adalah sebagai berikut [10]:

$$x(t_{i+1}) = I[x(t_i)] + \eta(t_i)$$

$$y_i^0 = H_i[x^t(t_{i+1})] + \varepsilon_i$$

dengan I adalah matriks identitas.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini akan diuraikan langkah-langkah sistematis yang dilakukan dalam proses pengerjaan Tugas Akhir. Tahapan penelitian dalam Tugas Akhir ini terdiri dari beberapa tahapan, yaitu studi literatur, pengumpulan data, analisis model ARIMA, simulasi Filter Kalman, dan penarikan kesimpulan. Tahapan tersebut direpresentasikan pada Gambar 3.1 sampai dengan Gambar 3.3.

3.1 Tahapan Penelitian

Dalam melakukan penelitian Tugas Akhir ini terdapat beberapa tahapan yaitu sebagai berikut:

1. Studi literatur

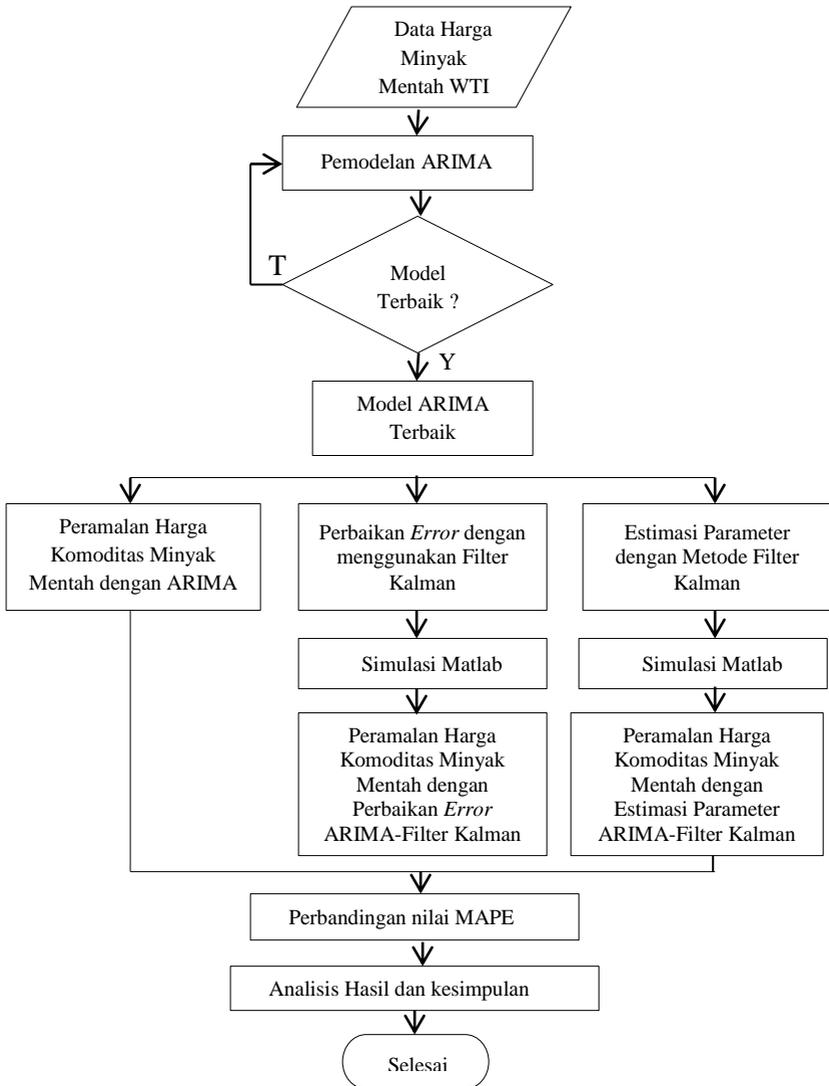
Pada tahap ini dilakukan identifikasi permasalahan yang akan dibahas. Dari permasalahan dan tujuan yang sudah dirumuskan, selanjutnya dilakukan studi literatur untuk mendukung pengerjaan Tugas Akhir dan pemahaman yang lebih mendalam tentang metode yang akan digunakan untuk menyelesaikan permasalahan dalam Tugas Akhir. Literatur yang dipelajari bersumber dari jurnal, penelitian-penelitian sebelumnya, dan dari *website-website* di internet.

2. Pengumpulan data

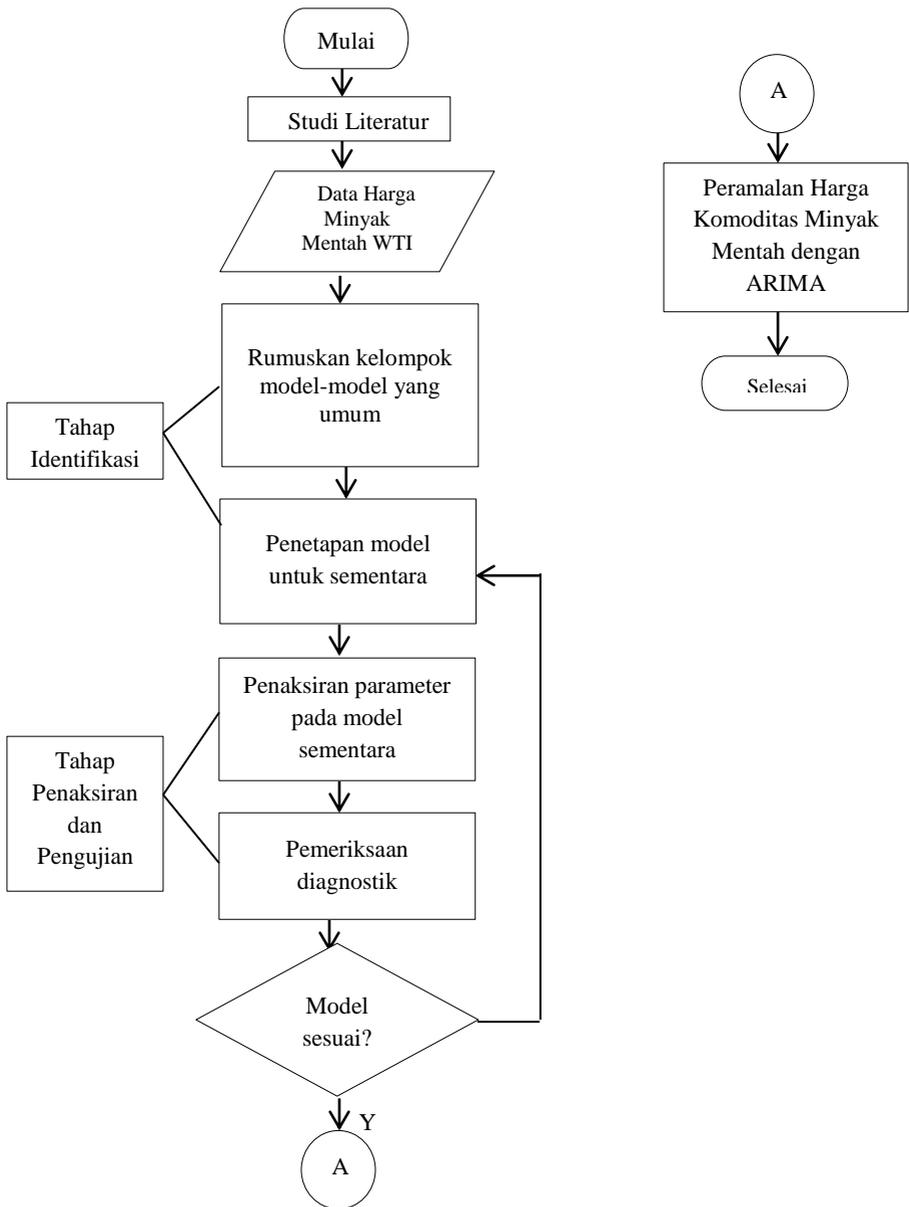
Pengumpulan data dilakukan untuk mendapatkan data yang dibutuhkan untuk pengerjaan Tugas Akhir, yaitu data sekunder dari website www.tonto.eia.gov *Crushing, OK WTI Spot Price FOB (Dollars per Barrel)*.

3. Analisis model ARIMA

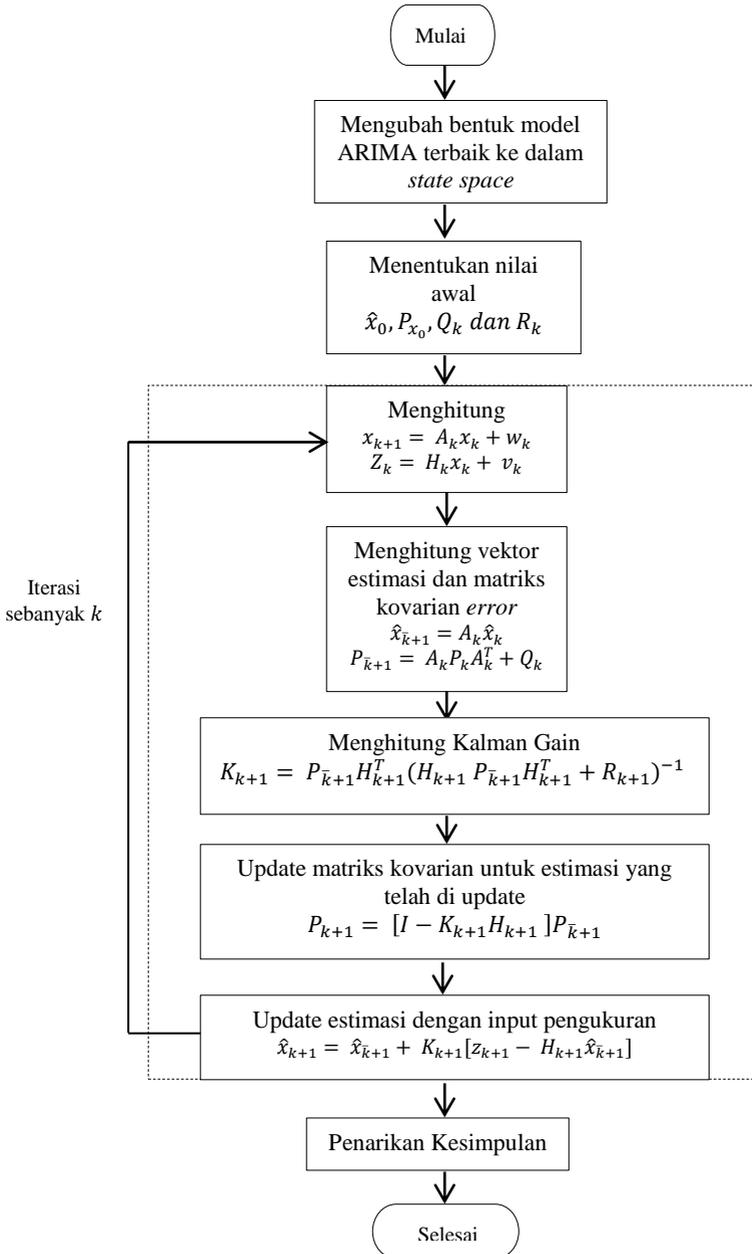
Pada tahap ini dilakukan analisis data untuk mendapatkan model ARIMA. Langkah pertama yang harus dipenuhi adalah data yang harus stasioner dalam varian dan mean. Langkah kedua yaitu analisis nilai ACF dan PACF. Setelah data stasioner, maka akan didapatkan hasil ACF dan PACF data yang dapat digunakan untuk membuat suatu model peramalan. Setelah didapatkan model kemudian peramalan dapat dilakukan dengan menggunakan data *out-sample*.



Gambar 3.1 Block Diagram Penelitian



Gambar 3.2 *Block Diagram ARIMA*



Gambar 3.3 Block Diagram Filter Kalman

4. Hasil dan simulasi data metode Filter-Kalman

Pada tahap ini dilakukan implementasi simulasi Filter Kalman sebagai estimasi parameter dan perbaikan *error* atas hasil *forecasting* ARIMA dengan bantuan software MATLAB.

5. Kesimpulan

Pada tahap ini dilakukan penarikan kesimpulan dari hasil penelitian, dimana MAPE dianalisis melalui perbandingan hasil *forecasting* yang telah didapatkan dari hasil metode ARIMA dan ARIMA-Filter Kalman.

3.2 Tahap Penelitian

Tahapan-tahapan untuk melakukan penelitian ini digambarkan seperti pada diagram alir Gambar 3.1 sampai dengan Gambar 3.3. Pada Gambar 3.1 dapat dilihat bahwa dalam mendapatkan nilai prediksi harga komoditas minyak mentah untuk periode 3 bulan ke depan (periode Desember 2016 hingga Februari 2017) dilakukan dengan membandingkan nilai MAPE dari proses ARIMA, ARIMA-Filter Kalman untuk estimasi parameter, serta ARIMA-Filter Kalman untuk polinomial derajat 1 dan 2. Setelah didapatkan nilai MAPE masing-masing proses maka dilihat manakah proses yang menghasilkan nilai MAPE terendah, proses dengan nilai MAPE terendah akan digunakan sebagai model untuk meramalkan harga komoditas minyak mentah periode selanjutnya karena memiliki tingkat *error* yang lebih rendah dan lebih akurat.

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dilakukan analisis dan pembahasan mengenai langkah-langkah penerapan Filter Kalman dalam estimasi parameter sekaligus perbaikan error terhadap model ARIMA.

4.1 Varibel dan Data Penelitian

Dalam tugas akhir ini, penulis menggunakan data harian minyak mentah dunia jenis WTI. Data yang digunakan sebanyak 291 data harga minyak mentah yang diambil setiap hari mulai Januari 2016 sampai Februari 2017 yaitu sebanyak 291. Data yang diperoleh kemudian dibagi menjadi dua yaitu data *in-sample* dan data *out-sample*. Data *in-sample* yang digunakan sebanyak 231 data (Januari 2016-November 2016), sedangkan data *out-sample* sebanyak 60 data (Desember 2016-Februari 2017). Data *in-sample* digunakan untuk membentuk model dan data *out-sample* digunakan untuk mengecek ketepatan model. Data yang digunakan pada penelitian ini yaitu data harian minyak mentah dunia jenis WTI. Deskripsi data harga minyak mentah jenis WTI didapatkan dari data *in-sample* pada Lampiran 1, yang secara umum ditampilkan dalam Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Deskripsi Data Harga Minyak Mentah Jenis WTI

Data	Mean	St.Dev	Max	Min
WTI	42,505	6,479	51,590	26,190

Tabel 4.1 menunjukkan rata-rata, standar deviasi, data terbesar, dan data terkecil pada data harga minyak mentah jenis WTI. Pada Tabel 4.1 diketahui bahwa harga minyak terendah untuk periode Januari 2016 hingga November 2016 adalah \$ 26,190, sedangkan harga tertingginya adalah \$ 51,590.

4.2 Analisis dan Perumusan Model ARIMA

Langkah awal dalam merumuskan model ARIMA adalah menguji kestasioneran data. Dalam hal ini, data harga minyak yang diuji haruslah stasioner terhadap varian maupun rata-rata. Jika data sudah stasioner terhadap varian maupun rata-rata, maka

dilakukan proses pemilihan model yang tepat dengan cara mengidentifikasi orde AR dan MA pada grafik ACF dan PACF. Setelah memperoleh model dilakukan uji signifikansi parameter, uji residual *white noise* dan berdistribusi normal. Selanjutnya dilakukan estimasi parameter model terbaik dengan menggunakan Filter Kalman.

Berikut ini penjabaran langkah-langkah perumusan model ARIMA pada harga minyak mentah dunia jenis WTI.

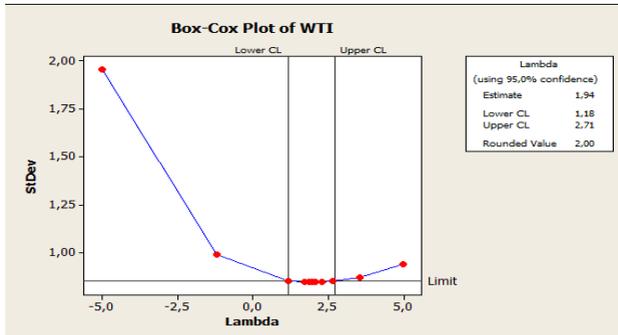
4.2.1 Stasioneritas

Akan dilakukan identifikasi stasioneritas terhadap data harga minyak mentah dunia jenis WTI. *Time series* dikatakan stasioner apabila tidak terdapat perubahan kecenderungan, baik dalam varian maupun rata-rata. Dengan kata lain, *time series* stasioner apabila relatif tidak terjadi kenaikan ataupun penurunan nilai secara tajam pada data.

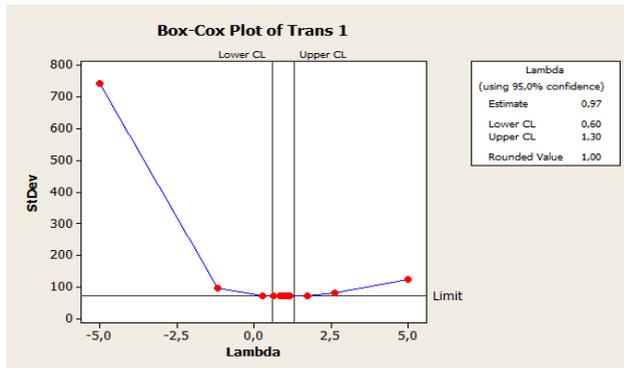
Plot Box-Cox terhadap data minyak mentah jenis WTI dapat dilihat pada Gambar 4.1. Gambar 4.1 menunjukkan nilai λ dengan nilai kepercayaan 95% berada diantara 1,18 dan 2,71, dengan nilai *estimate* sebesar 1,94 dan *rounded value* sebesar 2,00. Hal ini menunjukkan bahwa data belum stasioner terhadap varian karena nilai *rounded value*-nya tidak sama dengan 1. Sehingga data tersebut perlu distasionerkan dengan menggunakan Transformasi Box-Cox agar didapatkan nilai *rounded value* sama dengan 1.

Dengan memasukkan nilai $\lambda = 2$, dapat dilihat pada Gambar 4.2 bahwa data sudah stasioner terhadap varian setelah dilakukan Transformasi Box-Cox yaitu dengan nilai *rounded value* sama dengan 1.

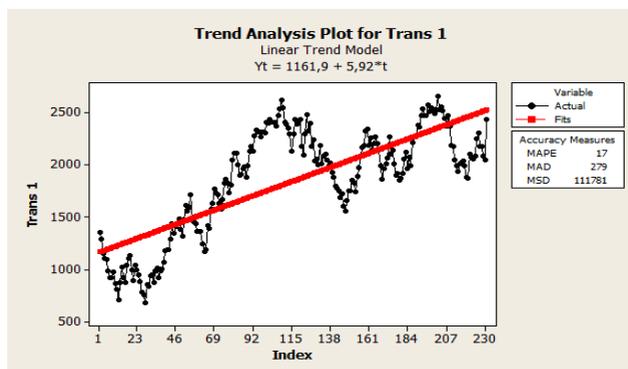
Pada Gambar 4.3 secara visual dapat diketahui bahwa data belum memiliki pola yang teratur. Oleh karena itulah, perlu dilakukan proses differencing. Hasil dari proses *differencing* dapat dilihat pada Gambar 4.4. Gambar 4.4 menunjukkan bahwa setelah dilakukan proses differencing data sudah terlihat stasioner terhadap mean. Hal ini dapat diketahui dari plot rata-rata deret pengamatan yang berfluktuasi di sekitar nilai tengah dan trend sudah mendekati sumbu horizontal.



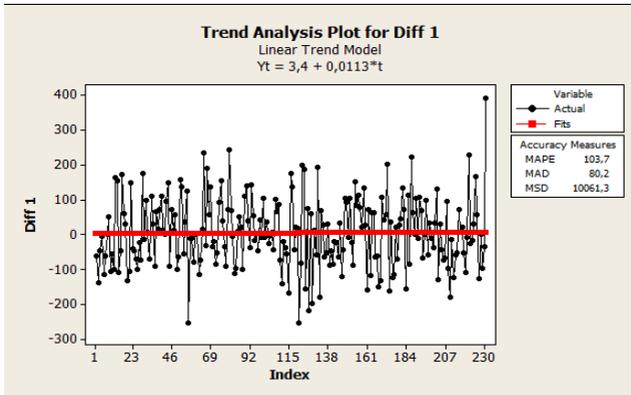
Gambar 4.1 Plot Box-Cox Data Sebelum Transformasi



Gambar 4.2 Plot Box-Cox Sesudah Transformasi



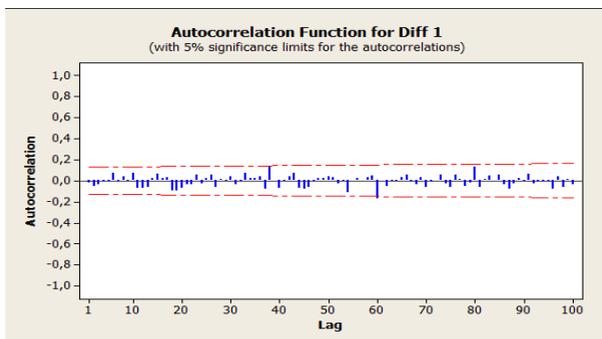
Gambar 4.3 Plot Data Hasil Transformasi



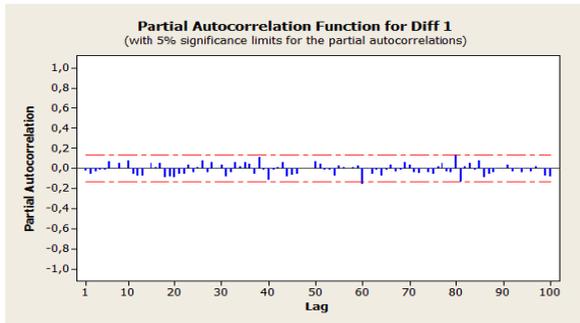
Gambar 4.4 Plot Data Stasioner Terhadap Rata-rata

4.2.2 Identifikasi Model ARIMA

Data yang sudah stasioner terhadap varian maupun *mean*, selanjutnya akan dilanjutkan dengan mengidentifikasi model ARIMA melalui pengecekan pola ACF dan PACF. Pola ACF dan PACF masing-masing dapat dilihat pada Gambar 4.5 dan Gambar 4.6. Terlihat pada Gambar 4.5 plot ACF keluar pada lag ke-60, sedangkan untuk plot PACF pada Gambar 4.6 keluar pada lag ke-60. Sehingga didapatkan dugaan model sementara untuk data harga minyak mentah dunia jenis WTI adalah ARIMA ([60], 1, [60]).



Gambar 4.5 Plot ACF Data



Gambar 4.6 Plot PACF Data

Selanjutnya dilakukan estimasi parameter menggunakan metode *Least Square* dengan *software* Eviews seperti pada Lampiran 2. Hasil estimasi ditunjukkan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Estimasi Parameter Model ARIMA ([60],1, [60])

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	P-value
AR(60) = ϕ_{60}	-0,079386	0,086277	-0,920134	0,3588
MA(60) = θ_{60}	-0,849560	0,020319	-41,81140	0,0000

Langkah berikutnya akan ditunjukkan uji signifikansi parameter model ARIMA ([60],1, [60]) dengan menggunakan uji-t untuk melihat kesesuaian dengan data yang ada seperti berikut:

1. Uji parameter AR (60)

Hipotesis:

H_0 : $\phi_{60} = 0$ (parameter ϕ_{60} tidak signifikan)

H_1 : $\phi_{60} \neq 0$ (parameter ϕ_{60} signifikan)

Statistik uji:

Dengan menggunakan persamaan (2.3) maka didapatkan,

$$\begin{aligned}
 t_{hitung} &= \frac{\hat{\phi}_{60}}{st.dev(\phi_{60})} \\
 &= \frac{-0,079386}{0,086277} \\
 &= -0,920134
 \end{aligned}$$

$$t_{tabel} = t_{0,025;168} = 1,960$$

Kriteria pengujian:

Dengan $\alpha = 0,05$, karena $|t_{hitung}| < t_{tabel}$ maka H_0 diterima yang artinya parameter model tidak signifikan.

2. Uji Parameter MA (60)

Hipotesis:

$H_0 : \theta_{60} = 0$ (parameter θ_{60} tidak signifikan)

$H_1 : \theta_{60} \neq 0$ (parameter θ_{60} signifikan)

Statistik uji:

Dengan menggunakan persamaan (2.3) maka didapatkan,

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\hat{\theta}_{60}}{st. dev (\theta_{60})} \\ &= \frac{-0,849560}{0,020319} \\ &= -41,81140 \end{aligned}$$

$$t_{tabel} = t_{0,025;168} = 1,960$$

Kriteria pengujian:

Dengan $\alpha = 0,05$, karena $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ maka H_0 ditolak yang artinya parameter model signifikan.

Berdasarkan hasil uji signifikansi parameter pada model ARIMA ([60], 1, [60]) terdapat parameter yang tidak signifikan. Selanjutnya asumsi yang harus dipenuhi adalah residual bersifat *white noise* dan berdistribusi normal.

Pengujian residual bersifat *white noise* dilakukan dengan menggunakan uji Ljung-Box sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_{12} = 0$ (residual bersifat *white noise*)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_i \neq 0 \text{ untuk } i = 1,2,3, \dots, 12$ (residual tidak bersifat *white noise*)

Statistik uji:

Dengan menggunakan persamaan (2.4) maka didapatkan,

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^{12} \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, \quad n > k$$

$$Q = 170(172) \left(\frac{(-0,031)^2}{170-1} + \frac{(-0,048)^2}{170-2} + \frac{(-0,072)^2}{170-3} \right. \\ \left. + \frac{(-0,072)^2}{170-4} + \frac{(-0,062)^2}{170-5} + \frac{(0,115)^2}{170-6} \right. \\ \left. + \frac{(0,02)^2}{170-7} + \frac{(-0,001)^2}{170-8} + \frac{(0,043)^2}{170-9} \right. \\ \left. + \frac{(0,162)^2}{170-10} + \frac{(-0,064)^2}{170-11} + \frac{(-0,18)^2}{170-12} \right)$$

$$Q = 170(172) 0,000594332$$

$$Q = 17,37826066$$

Dengan tabel Distribusi Chi-Square diperoleh:

$$X_{(0,05; 12-1-2)}^2 = X_{(0,05; 9)}^2 = 18,31$$

Kriteria Pengujian:

Jika $Q < X_{(0,05; 12-1-1)}^2$ (dengan nilai $\alpha = 0,05$), maka H_0 ditolak yang berarti bahwa residual bersifat *white noise*.

Pengujian residual bersifat *white noise* dengan menggunakan Eviews dapat dilihat pada Lampiran 3.

Untuk pengujian residual berdistribusi normal dilakukan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* seperti berikut:

Hipotesis:

$H_0: F(x) = F_0(x)$ untuk semua x (residual berdistribusi normal)

$H_1: F(x) \neq F_0(x)$ untuk beberapa x (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji:

Dengan menggunakan persamaan (2.5) maka didapatkan,

$$D_{hitung} = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \\ = 0,058464228$$

$$D_{0,05; 170} = 0,104307238$$

Kriteria pengujian:

Jika $D_{hitung} < D_{\alpha,n}$ (dengan $\alpha = 0,05$), maka H_0 diterima yang artinya residual berdistribusi normal.

Pengujian residual berdistribusi normal dengan menggunakan Eviews dapat dilihat pada Lampiran 4.

Tahap selanjutnya adalah melakukan proses *overfitting*, berdasarkan plot ACF dan PACF maka model-model yang mungkin adalah sebagai berikut:

1. ARIMA ([60], 1,0)
2. ARIMA (0,1, [60])

Model ARIMA ([60], 1,0) akan diuji signifikansi parameternya. Selanjutnya dilakukan estimasi parameter menggunakan metode *Least Square* dengan *software* Eviews seperti pada Lampiran 2. Hasil estimasi ditunjukkan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Estimasi Parameter Model ARIMA ([60],1,0)

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	P-value
AR(60) = ϕ_{60}	-0,244516	0,078232	-3,125529	0,0021

Langkah berikutnya akan ditunjukkan uji signifikansi parameter model ARIMA ([60],1,0) dengan menggunakan uji-t untuk melihat kesesuaian dengan data yang ada seperti berikut:

Uji parameter AR (60)

Hipotesis:

$H_0 : \phi_{60} = 0$ (parameter ϕ_{60} tidak signifikan)

$H_1 : \phi_{60} \neq 0$ (parameter ϕ_{60} signifikan)

Statistik uji:

Dengan menggunakan persamaan (2.3) maka didapatkan,

$$\begin{aligned}
 t_{hitung} &= \frac{\hat{\phi}_{60}}{st.dev(\phi_{60})} \\
 &= \frac{-0,244516}{0,078232} \\
 &= -3,125529
 \end{aligned}$$

$$t_{tabel} = t_{0,025;169} = 1,960$$

Kriteria pengujian:

Dengan $\alpha = 0,05$, karena $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ maka H_0 ditolak yang artinya parameter model signifikan. Selanjutnya asumsi yang harus dipenuhi adalah residual bersifat *white noise* dan berdistribusi normal.

Pengujian residual bersifat *white noise* dilakukan dengan menggunakan uji Ljung-Box sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_{12} = 0$ (residual bersifat *white noise*)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_i \neq 0 \text{ untuk } i = 1,2,3, \dots, 12$ (residual tidak bersifat *white noise*)

Statistik uji:

Dengan menggunakan persamaan (2.4) maka didapatkan,

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^{12} \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, \quad n > k$$

$$Q = 170(172) \left(\frac{(-0,015)^2}{170-1} + \frac{(-0,039)^2}{170-2} + \frac{(-0,085)^2}{170-3} \right. \\ \left. + \frac{(-0,046)^2}{170-4} + \frac{(-0,032)^2}{170-5} + \frac{(0,107)^2}{170-6} \right. \\ \left. + \frac{(0,001)^2}{170-7} + \frac{(0,041)^2}{170-8} + \frac{(0,005)^2}{170-9} \right. \\ \left. + \frac{(0,105)^2}{170-10} + \frac{(-0,027)^2}{170-11} + \frac{(-0,107)^2}{170-12} \right)$$

$$Q = 170(172) 0,000298904$$

$$Q = 8,739940336$$

Dengan tabel Distribusi Chi-Square diperoleh:

$$X_{(0,05; 12-1-2)}^2 = X_{(0,05; 11)}^2 = 19,68$$

Kriteria Pengujian:

Jika $Q < X_{(0,05; 12-1-1)}^2$ (dengan nilai $\alpha = 0,05$), maka H_0 ditolak yang berarti bahwa residual bersifat *white noise*.

Pengujian residual bersifat *white noise* dengan menggunakan Eviews dapat dilihat pada Lampiran 3.

Untuk pengujian residual berdistribusi normal dilakukan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* seperti berikut:

Hipotesis:

$H_0: F(x) = F_0(x)$ untuk semua x (residual berdistribusi normal)

$H_1: F(x) \neq F_0(x)$ untuk beberapa x (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji:

Dengan menggunakan persamaan (2.5) maka didapatkan,

$$D_{hitung} = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \\ = 0,041115874$$

$$D_{0,05;170} = 0,104307238$$

Kriteria pengujian:

Jika $D_{hitung} < D_{\alpha,n}$ (dengan $\alpha = 0,05$), maka H_0 diterima yang artinya residual berdistribusi normal.

Pengujian residual berdistribusi normal dengan menggunakan Eviews dapat dilihat pada Lampiran 4.

Selanjutnya, model ARIMA (0,1, [60]) akan diuji signifikansi parameternya. Selanjutnya dilakukan estimasi parameter menggunakan metode *Least Square* dengan *software* Eviews seperti pada Lampiran 2. Hasil estimasi ditunjukkan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Estimasi Parameter Model ARIMA (0,1, [60])

Parameter	Koefisien	SE	t-stat	P-value
MA(60) = θ_{60}	-0,857465	0,015558	-55,11521	0,0000

Langkah berikutnya akan ditunjukkan uji signifikansi parameter model ARIMA (0,1, [60]) dengan menggunakan uji-t untuk melihat kesesuaian dengan data yang ada seperti berikut:

Uji parameter MA (60)

Hipotesis:

$H_0 : \theta_{60} = 0$ (parameter θ_{60} tidak signifikan)

$H_1 : \theta_{60} \neq 0$ (parameter θ_{60} signifikan)

Statistik uji:

Dengan menggunakan persamaan (2.3) maka didapatkan,

$$\begin{aligned}
 t_{hitung} &= \frac{\hat{\phi}_{60}}{st.dev(\phi_{60})} \\
 &= \frac{-0,857465}{0,015558} \\
 &= -55,11521
 \end{aligned}$$

$$t_{tabel} = t_{0,025;169} = 1,960$$

Kriteria pengujian:

Dengan $\alpha = 0,05$, karena $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ maka H_0 ditolak yang artinya parameter model signifikan. Selanjutnya asumsi yang harus dipenuhi adalah residual bersifat *white noise* dan berdistribusi normal.

Pengujian residual bersifat *white noise* dilakukan dengan menggunakan uji Ljung-Box sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_{12} = 0$ (residual bersifat *white noise*)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_i \neq 0 \text{ untuk } i = 1,2,3,\dots,12$ (residual tidak bersifat *white noise*)

Statistik uji:

Dengan menggunakan persamaan (2.4) maka didapatkan,

$$\begin{aligned}
 Q &= n(n+2) \sum_{k=1}^{12} \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}, \quad n > k \\
 Q &= 230(232) \left(\frac{(-0,018)^2}{230-1} + \frac{(-0,066)^2}{230-2} + \frac{(-0,063)^2}{230-3} \right. \\
 &\quad + \frac{(-0,014)^2}{230-4} + \frac{(0,005)^2}{230-5} + \frac{(0,113)^2}{230-6} \\
 &\quad + \frac{(0,005)^2}{230-7} + \frac{(0,012)^2}{230-8} + \frac{(0,01)^2}{230-9} \\
 &\quad \left. + \frac{(0,099)^2}{230-10} + \frac{(-0,025)^2}{230-11} + \frac{(-0,118)^2}{230-12} \right)
 \end{aligned}$$

$$Q = 230(232) 0,000208476$$

$$Q = 11,12429055$$

Dengan tabel Distribusi Chi-Square diperoleh:

$$X^2_{(0,05; 12-0-1)} = X^2_{(0,05;11)} = 19,68$$

Kriteria Pengujian:

Oleh karena nilai $Q < X^2_{(0,05; 12-0-1)}$ (dengan nilai $\alpha = 0,05$), maka H_0 diterima yang berarti bahwa residual *white noise*.

Pengujian residual bersifat *white noise* dengan menggunakan Eviews dapat dilihat pada Lampiran 3.

Untuk pengujian residual berdistribusi normal model ARIMA (0,1,[60]) dilakukan dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* seperti berikut:

Hipotesis:

$H_0: F(x) = F_0(x)$ untuk semua x (residual berdistribusi normal)

$H_1: F(x) \neq F_0(x)$ untuk beberapa x (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji:

Dengan menggunakan persamaan (2.5) maka didapatkan,

$$D_{hitung} = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \\ = 0,041998779$$

$$D_{0,05;230} = 0,089676$$

Kriteria pengujian:

Oleh karena nilai $D_{hitung} < D_{\alpha,n}$ (dengan $\alpha = 0,05$), maka H_0 diterima yang artinya residual berdistribusi normal.

Pengujian residual berdistribusi normal dengan menggunakan Eviews dapat dilihat pada Lampiran 4.

Untuk mendapatkan model terbaik maka dipilih model ARIMA yang memenuhi semua asumsi yaitu signifikan, residualnya memenuhi asumsi *white noise*, dan berdistribusi normal, serta memiliki nilai AIC dan SBC terkecil. Hasil pengujian signifikansi parameter model dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Berdasarkan Tabel 4.5 terlihat bahwa model ARIMA (0,1,[60]) memenuhi semua asumsi yaitu signifikan, residual bersifat *white noise*, dan berdistribusi normal, serta memiliki nilai AIC dan SBC terkecil. Sehingga model ARIMA (0,1,[60])

merupakan model terbaik untuk prediksi harga minyak mentah jenis WTI.

Model ARIMA terbaik untuk prediksi harga minyak mentah adalah ARIMA (0,1, [60]), dimana model ARIMA ini merupakan model yang diterapkan pada prediksi harga minyak mentah dengan menggunakan data asli maupun data hasil Transformasi, sedangkan apabila data yang digunakan untuk prediksi adalah data hasil *differencing* satu kali maka cukup dituliskan dengan model ARIMA (0,0, [60]).

Tabel 4.5 Hasil Uji Asumsi *White Noise* dan Asumsi Berdistribusi Normal serta nilai AIC dan SBC

Model	Uji Signifikan	Uji Asumsi <i>White Noise</i>	Uji Asumsi Normal	AIC	SBC
ARIMA ([60], 1,0)	Signifikan	<i>White noise</i>	Normal	12,05653	12,07497
ARIMA (0,1, [60])	Signifikan	<i>White noise</i>	Normal	11,61358	11,62853

Untuk memperoleh persamaan model prediksi harga minyak mentah, berdasarkan persamaan (2.2) diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$Y_t = \theta_{60}\alpha_{t-60} + \alpha_t \quad (4.1)$$

$$Y_t = 0,857465 \alpha_{t-60} + \alpha_t$$

dimana:

$$Y_t = X_t - X_{t-1}$$

$$X_t = Z_t^2$$

sehingga diperoleh persamaan dalam X_t :

$$X_t = X_{t-1} + \theta_{60}\alpha_{t-60} + \alpha_t$$

$$X_t = X_{t-1} + 0,857465 \alpha_{t-60} + \alpha_t$$

serta diperoleh persamaan dalam bentuk Z_t :

$$Z_t^2 = (Z_{t-1})^2 + \theta_{60}\alpha_{t-60} + \alpha_t$$

$$\sqrt{Z_t^2} = \sqrt{(Z_{t-1})^2 + \theta_{60}\alpha_{t-60} + \alpha_t}$$

$$Z_t = \left| \sqrt{(Z_{t-1})^2 + \theta_{60}\alpha_{t-60} + \alpha_t} \right|$$

$$Z_t = \left| \sqrt{(Z_{t-1})^2 + 0,857465 \alpha_{t-60} + \alpha_t} \right|$$

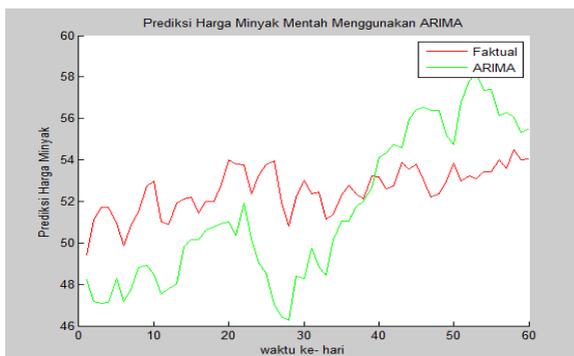
dengan:

Y_t : data hasil *differencing* satu kali

X_t : data hasil Transformasi

Z_t : data asli

Kemudian dilakukan peramalan 60 hari ke depan dengan menggunakan *software* Eviews yang selanjutnya dengan menggunakan Matlab ditampilkan perbandingan antara data aktual dengan hasil peramalan harga minyak mentah. Hasil simulasi ARIMA serta nilai MAPE ARIMA menggunakan Matlab masing-masing dapat dilihat pada Gambar 4.7 dan Tabel 4.6 . Harga komoditas menyak mentah periode Desember 2016 hingga Februari 2017 dan prediksi harga komoditas minyak mentah 60 hari kedepan (periode Desember 2016 hingga Februari 2017) dengan ARIMA masing-masing dapat dilihat pada Lampiran 5 dan 6.



Gambar 4.7 Hasil Simulasi Perbandingan Hasil ARIMA dan Faktual

Tabel 4.6 Nilai MAPE ARIMA

Model	Parameter	ARIMA-Least Square	
		Koef.	MAPE
ARIMA (0,1,[60])	θ_{60}	-0,857465	5,491

Hasil prediksi ini nantinya akan diolah lebih lanjut menggunakan algoritma Filter Kalman untuk memperbaiki hasil estimasi model ARIMA.

4.3 Estimasi Parameter dengan Filter Kalman pada Model ARIMA

Pada tahap ini akan dilakukan penerapan Filter Kalman untuk mengestimasi parameter model ARIMA pada prediksi harga minyak mentah jenis WTI. Model yang akan digunakan pada penelitian adalah sebagai berikut:

1. Model $Y_t = \theta_{60}\alpha_{t-60} + \alpha_t$ dengan α_t sebagai variabel input deterministik.

Model sistem seperti pada persamaan (2.6):

$$x_{t+1} = Ax_t + Bu_t + w_t$$

sehingga dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \theta_{60} \\ Y_t \end{bmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ (a_{t-60}) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_{60} \\ Y_t \end{bmatrix}_t + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \alpha_t + w_t$$

Model pengukuran seperti pada persamaan (2.7):

$$z_t = H_t x_t + v_t$$

atau dapat juga ditulis:

$$z_t = Y_t = [0 \quad 1] \begin{bmatrix} \theta_{60} \\ Y_t \end{bmatrix}_t$$

2. Model $Y_t = \theta_{60}\alpha_{t-60}$

Model sistem seperti pada persamaan (2.6):

$$x_{t+1} = Ax_t + w_t$$

sehingga dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \theta_{60} \\ Y_t \end{bmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ (a_{t-60}) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_{60} \\ Y_t \end{bmatrix}_t + w_t$$

Model pengukuran seperti pada persamaan (2.7):

$$z_t = H_t x_t + v_t$$

atau dapat juga ditulis:

$$z_t = Y_t = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_{60} \\ Y_t \end{bmatrix}_t$$

Setelah diperoleh model sistem dan pengukuran pada metode Filter Kalman, selanjutnya dilakukan tahap inisialisasi. Pada tahap inisialisasi akan diberikan nilai awal \hat{x}_0, Q, R, P_0 . Nilai awal Y_t diambil dari data pertama harga minyak mentah yang sudah stasioner terhadap varian dan *mean*. Untuk penambahan nilai *noise* model sistem (w_t) dibangkitkan dari komputer melalui program Matlab. Nilai awal variansi dari *noise* $Q = 10^{-3}$ dan $R = 10^{-4}$.

Untuk nilai awal \hat{x}_0 dan kovarian diberikan sebagai berikut:

$$\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} -0,86 \\ 48,2 \end{bmatrix}, P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, Q_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot Q$$

Selanjutnya masuk ke dalam tahap prediksi:

$$\hat{x}_{\bar{t}+1} = A_t \hat{x}_t + B_t u_t$$

$$P_{\bar{t}+1} = A_t P_t A_t^T + G_t Q_t G_t^T$$

Tahap selanjutnya adalah tahap koreksi. Pada tahap ini melibatkan Kalman gain sebagai berikut:

$$K_{t+1} = P_{\bar{t}+1} H_{t+1}^T (H_{t+1} P_{\bar{t}+1} H_{t+1}^T + R_{t+1})^{-1}$$

Lalu nilai \hat{x}_{t+1} diestimasi dengan menggunakan nilai $\hat{x}_{\bar{t}+1}$ yang diperoleh dari tahap prediksi.

$$\hat{x}_{t+1} = \hat{x}_{\bar{t}+1} + K_{t+1} (z_{t+1} - H_{t+1} \hat{x}_{\bar{t}+1})$$

Kemudian, nilai P_{t+1} dicari menggunakan $P_{\bar{t}+1}$ yang telah dicari pada tahap prediksi.

$$P_{t+1} = (I - K_{t+1} H_{t+1}) P_{\bar{t}+1}$$

Setelah dilakukan proses simulasi dengan menggunakan Matlab, estimasi parameter Filter Kalman dengan memperhitungkan variabel input deterministik (α_t) menghasilkan nilai MAPE yang lebih besar yaitu 1,4461 daripada estimasi parameter Filter Kalman tanpa memperhitungkan variabel input deterministik yang menghasilkan MAPE sebesar 1,2704. Sehingga pada prediksi harga minyak mentah untuk 60 hari

kedepan cukup menggunakan estimasi parameter Filter Kalman tanpa memperhitungkan variabel input deterministik, karena lebih akurat dengan *error* yang lebih kecil.

Hasil estimasi parameter menggunakan Filter Kalman dapat dilihat pada Tabel 4.7.

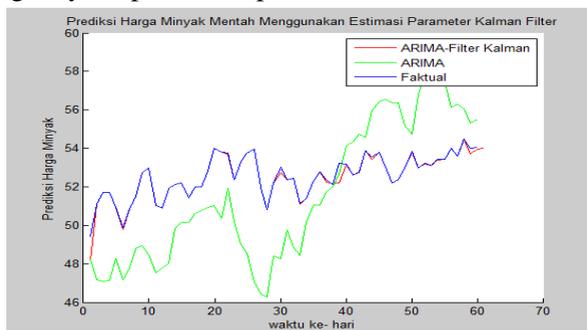
Tabel 4.7 Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan Filter Kalman dan *Least Square*

Model	Parameter	Filter Kalman		<i>Least Square</i>	
		Koef.	MAPE	Koef.	MAPE
ARIMA (0,1,[60])	θ_{60}	0,3958	1,2704	-0,857465	5,491

Parameter model ARIMA pada Tabel 4.7 disubstitusikan ke Persamaan (2.2), sehingga diperoleh persamaan model sabagai berikut:

$$Z_t = \sqrt{(Z_{t-1})^2 + \alpha_t - 0,3958 \alpha_{t-60}}$$

Dari persamaan tersebut dilakukan prediksi harga minyak mentah sebanyak 60 hari kedepan yang dapat dilihat pada Lampiran 7. Kemudian hasil prediksi model ARIMA yang parameternya diestimasi menggunakan Filter Kalman dibandingkan dengan hasil prediksi model ARIMA yang parameternya diestimasi dengan *Least Square*. Hasil simulasi perbandingannya dapat dilihat pada Gambar 4.8.



Gambar 4.8 Hasil Simulasi Perbandingan ARIMA, ARIMA-Filter Kalman, dan Faktual

4.4 Perbaikan Error dengan Filter Kalman untuk Polinomial Derajat 1 atau $n = 2$

Penerapan ARIMA-Filter Kalman dengan menggunakan polinomial derajat 1 atau untuk $n = 2$ persamaan (2.8) menjadi:

$$y_i^0 = a_{0,i} + a_{1,i}m_i \text{ dengan } x(t_i) = \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \end{bmatrix}, H_i = [1 \quad m_i]$$

Model sistem ARIMA-Filter Kalman untuk $n = 2$ adalah sebagai berikut:

$$x_{t+1} = Ax_t + w_t$$

Untuk model sistem diperoleh dari persamaan (4.1) yang kemudian diubah ke dalam bentuk *state space*, sehingga dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \end{bmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \end{bmatrix}_t + w_t$$

Model pengukuran seperti pada persamaan (2.7):

$$z_t = H_t x_t + v_t$$

atau dapat juga ditulis:

$$z_t = y_i^0 = [1 \quad m_i] \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \end{bmatrix}_t$$

Diasumsikan nilai awal $Q = 10^{-3}$

$$P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, Q_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot Q$$

Nilai awal $a_{0,i}$ dan $a_{1,i}$ adalah $\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 4,89 \\ 5,00 \end{bmatrix}$. Kemudian setelah itu masuk ke dalam tahap prediksi.

$$\hat{x}_{\bar{t}+1} = A_t \hat{x}_t$$

$$P_{\bar{t}+1} = A_t P_t A_t^T + G_t Q_t G_t^T$$

Tahap selanjutnya adalah tahap koreksi. Pada tahap ini melibatkan Kalman gain sebagai berikut:

$$K_{t+1} = P_{\bar{t}+1} H_{t+1}^T (H_{t+1} P_{\bar{t}+1} H_{t+1}^T + R_{t+1})^{-1}$$

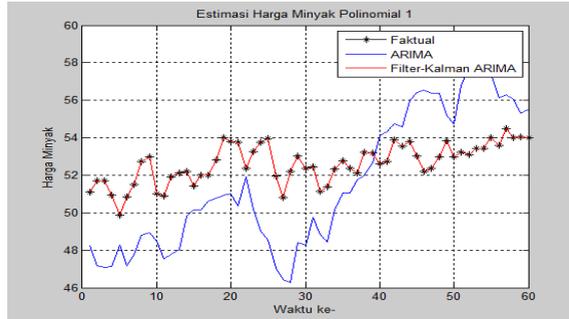
dengan $R = 10^{-4}$. Lalu nilai \hat{x}_{t+1} diestimasi dengan menggunakan nilai $\hat{x}_{\bar{t}+1}$ yang diperoleh dari tahap prediksi.

$$\hat{x}_{t+1} = \hat{x}_{\bar{t}+1} + K_{t+1} (z_{t+1} - H_{t+1} \hat{x}_{\bar{t}+1})$$

Kemudian, nilai P_{t+1} dicari menggunakan $P_{\bar{t}+1}$ yang telah dicari pada tahap prediksi.

$$P_{t+1} = [(P_{\bar{t}+1})^{-1} + H_{t+1}^T (R_{t+1})^{-1} H_{t+1}]^{-1}$$

Simulasi dilakukan dengan menggunakan *software* Matlab. Hasil simulasi penerapan ARIMA-Filter Kalman untuk $n = 2$ pada harga minyak mentah dapat dilihat pada Gambar 4.9.



Gambar 4.9 Hasil Peramalan Harga Minyak Mentah Filter Kalman Perbaikan *Error* ($n = 2$), dan Faktual

Dari simulasi perbaikan *error* menggunakan Filter Kalman didapatkan hasil simulasi dengan persamaan polinomial derajat 1 untuk $n = 2$ sebagai berikut:

$$y_i^0 = 4,5576 - 0,10761m_i$$

Dengan demikian model untuk prediksi harga komoditas minyak mentah dengan perbaikan *error* Filter Kalman dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Y_t = 0,857465\alpha_{t-60} + 4,5576 - 0,10761m_i$$

atau dapat diuliskan dalam persamaan Z_t sebagai berikut:

$$Z_t = \left| \sqrt{(Z_{t-1})^2 + 0,857465\alpha_{t-60} + 4,5576 - 0,10761m_i} \right|$$

Untuk prediksi harga komoditas minyak mentah dengan menggunakan perbaikan *error* Filter Kalman polinomial derajat 1 dapat dilihat pada Lampiran 8.

4.5 Perbaikan *Error* dengan Filter Kalman untuk Polinomial Derajat 2 atau $n = 3$

Penerapan ARIMA-Filter Kalman dengan menggunakan polinomial derajat 1 atau untuk $n = 3$ persamaan (2.8) menjadi:

$$y_i^0 = a_{0,i} + a_{1,i}m_i + a_{2,i}m_i^2 \text{ dengan } x(t_i) = \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \\ a_{2,i} \end{bmatrix}$$

$$H_i = [1 \quad m_i \quad m_i^2]$$

Model sistem ARIMA-Filter Kalman untuk $n = 3$ adalah sebagai berikut:

$$x_{t+1} = Ax_t + w_t$$

Untuk model sistem diperoleh dari persamaan (4.1) yang kemudian diubah ke dalam bentuk *state space*, sehingga dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \\ a_{2,i} \end{bmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \\ a_{2,i} \end{bmatrix}_t + w_t$$

Model pengukuran seperti pada persamaan (2.7):

$$z_t = H_t x_t + v_t$$

atau dapat juga ditulis:

$$z_t = y_i^0 = [1 \quad m_i \quad m_i^2] \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \\ a_{2,i} \end{bmatrix}_t$$

Diasumsikan nilai awal $Q = 10^{-3}$

$$P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, Q_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot Q$$

Nilai awal $a_{0,i}$, $a_{1,i}$ dan $a_{2,i}$ adalah $\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 4,89 \\ 5,00 \\ 5,62 \end{bmatrix}$. Kemudian

setelah itu masuk ke dalam tahap prediksi.

$$\hat{x}_{\bar{t}+1} = A_t \hat{x}_t$$

$$P_{\bar{t}+1} = A_t P_t A_t^T + G_t Q_t G_t^T$$

Tahap selanjutnya adalah tahap koreksi. Pada tahap ini melibatkan Kalman gain sebagai berikut:

$$K_{t+1} = P_{\bar{t}+1} H_{t+1}^T (H_{t+1} P_{\bar{t}+1} H_{t+1}^T + R_{t+1})^{-1}$$

dengan $R = 10^{-4}$. Lalu nilai \hat{x}_{t+1} diestimasi dengan menggunakan nilai $\hat{x}_{\bar{t}+1}$ yang diperoleh dari tahap prediksi.

$$\hat{x}_{t+1} = \hat{x}_{\bar{t}+1} + K_{t+1} (z_{t+1} - H_{t+1} \hat{x}_{\bar{t}+1})$$

Kemudian, nilai P_{t+1} dicari menggunakan $P_{\bar{t}+1}$ yang telah dicari pada tahap prediksi.

$$P_{t+1} = [(P_{\bar{t}+1})^{-1} + H_{t+1}^T(R_{t+1})^{-1}H_{t+1}]^{-1}$$

Simulasi dilakukan dengan menggunakan *software* Matlab. Hasil nilai MAPE model ARIMA yang diperbaiki *error*nya dengan Filter Kalman untuk polinomial derajat 1 dan polinomial derajat 2 dapat dilihat pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Hasil MAPE dengan Perbaikan *Error* Filter Kalman

Model	MAPE Filter Kalman untuk $n = 2$	MAPE Filter Kalman untuk $n = 3$
ARIMA (0,1,[60])	$6,296 \times 10^{-5}$	$9,929 \times 10^{-8}$

Dari simulasi perbaikan *error* menggunakan Filter Kalman didapatkan hasil simulasi dengan persamaan polinomial derajat 2 atau untuk $n = 3$ sebagai berikut:

$$y_i^0 = a_{0,i} + a_{1,i}m_i + a_{2,i}m_i^2$$

$$y_i^0 = 4,8767 + 4,8597m_i - 0,092029m_i^2$$

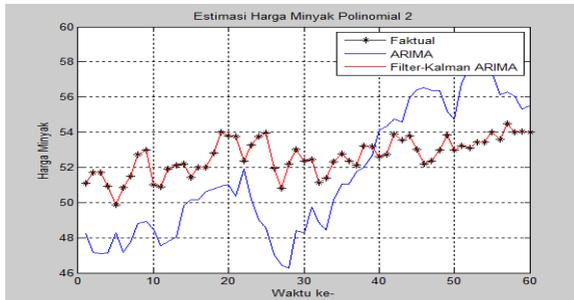
Dengan demikian model untuk prediksi harga komoditas minyak mentah dengan perbaikan *error* Filter Kalman dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Y_t = 0,857465\alpha_{t-60} + 4,8767 + 4,8597m_i - 0,092029m_i^2$$

atau dapat diuliskan dalam persamaan Z_t sebagai berikut:

$$Z_t = \left| \sqrt{(Z_{t-1})^2 + 0,857465 \alpha_{t-60} + 4,8767 + 4,8597m_i - 0,092029m_i^2} \right|$$

Hasil simulasi penerapan ARIMA-Filter Kalman untuk $n = 3$ pada harga minyak mentah dapat dilihat pada Gambar 4.10. Prediksi harga komoditas minyak mentah dengan menggunakan perbaikan *error* Filter Kalman polinomial derajat 2 dapat dilihat pada Lampiran 9.

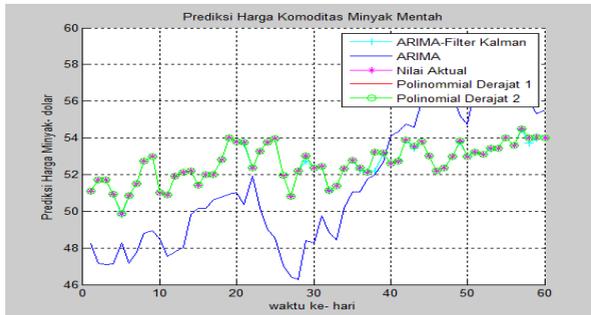


Gambar 4.10 Hasil Peramalan Harga Minyak Mentah Filter Kalman Perbaikan *Error* ($n = 3$), dan Faktual

Telah dilakukan pengujian terhadap model ARIMA, estimasi parameter model ARIMA menggunakan Filter Kalman, serta perbaikan *error* model ARIMA dengan menggunakan Filter Kalman untuk polinomial derajat 1 dan polinomial derajat 2, hasilnya nilai MAPE terkecil didapatkan pada saat dilakukan perbaikan *error* model ARIMA menggunakan Filter Kalman dengan tingkat polinomial derajat 2, dengan begitu hasil prediksi harga komoditas minyak mentah akan lebih akurat karena memiliki nilai *error* yang lebih kecil. Hasil simulasi prediksi harga komoditas minyak mentah dapat dilihat pada Gambar 4.11, serta untuk nilai MAPE masing-masing model dapat dilihat pada Tabel 4.10.

Tabel 4.9 Hasil Perbandingan Nilai MAPE

Model Terbaik	ARIMA	Estimasi Parameter Filter Kalman	Perbaikan <i>Error</i> Filter Kalman $n = 2$	Perbaikan <i>Error</i> Filter Kalman $n = 3$
ARIMA (0,1, [60])	5,491	1,2704	$6,296 \times 10^{-5}$	$9,929 \times 10^{-8}$



Gambar 4.11 Hasil Prediksi Harga Komoditas Minyak Mentah

BAB V PENUTUP

Bab ini membahas mengenai kesimpulan dari tugas akhir dan saran yang bisa digunakan untuk pengembangan penelitian selanjutnya dengan topik yang sama.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis data *time series* harga minyak mentah jenis WTI, dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Model ARIMA yang sesuai untuk prediksi harga minyak mentah jenis WTI adalah ARIMA (0,1, [60]) dengan MAPE 5,491 dan dirumuskan secara matematis sebagai berikut:

$$Z_t = \left| \sqrt{(Z_{t-1})^2 + 0,857465 \alpha_{t-60} + \alpha_t} \right|$$

2. Dengan Metode Filter Kalman untuk mengestimasi parameter pada model ARIMA menghasilkan nilai MAPE sebesar 1,2704 dan dirumuskan secara matematis sebagai berikut:

$$Z_t = \left| \sqrt{(Z_{t-1})^2 + \alpha_t - 0,3958 \alpha_{t-60}} \right|$$

Sedangkan pada perbaikan *error* untuk polinomial derajat pertama dan kedua dengan nilai awal yang sama untuk setiap Q dan R yang diambil, nilai MAPE akan semakin menurun apabila derajat polinomialnya semakin tinggi. Hasil prediksi terbaik apabila diambil $Q = 10^{-3}$ dan $R = 10^{-4}$, dan derajat polinomial yang lebih besar.

3. Prediksi harga komoditas minyak mentah untuk 60 hari kedepan adalah pada kisaran harga \$49,85 hingga \$54,48.

5.2 Saran

Saran untuk pengembangan Tugas Akhir ini adalah metode ini dapat diterapkan untuk peramalan objek yang lainnya, serta untuk metode Filter Kalman dapat diterapkan untuk mengestimasi parameter dan memperbaiki *error* dari peramalan *time series* lainnya, seperti model SARIMA, atau juga metode *Artificial Neural Network* (ANN).

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Robert, J., Kilian, L., & Alquist, R. 2011. **Forecasting the Price of Oil**. International Finance Discussion Papers.
- [2] Sholikah, I.N. 2017. **Predicting The Crude Oil Comodity Using Ornstein-Uhlenbeck Model**. Tugas Akhir Jurusan Matematika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- [3] Tsay, R.S. 2000. **Time Series and Forecasting: Brief History and Future Research**. *Journal of the Amerian Statistical Association*, 95, 638-643.
- [4] Gunaryati, A., & Suhendra, A. 2015. **Perbandingan Antara Metode Statistika dan Metode Neural Network Pada Model Peramalan Indeks Harga Perdagangan Besar**. Jurusan Teknik Informatika, Universitas Gunadarma.
- [5] Nugrahini, T. 2012. **Perbandingan Metode Kalman Filter dan Metode Ensemble Kalman Filter Dalam Mendeteksi Gangguan Konduksi Panas Pada Batang Logam**. Tugas Akhir Jurusan Matematika, Universitas Jember.
- [6] Pamungkas, M.H. 2016. **Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan Kalman Filter Untuk Peramalan Permintaan Darah**. Tugas Akhir Jurusan Matematika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- [7] Hamzah, I.F. 2015. **Perbandingan GSTAR dan ARIMA-Kalman Filter Dalam Perbaikan Hasil Prediksi Debit Air Sungai Brantas**. Tugas Akhir Jurusan Matematika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- [8] Febritasari, P. 2016. **Estimasi Inflasi Wilayah Kerja KpwBI Malang Menggunakan ARIMA-KALMAN FILTER DAN VAR-KALMAN FILTER**. Tugas Akhir Jurusan Matematika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- [9] Welch, G., & Bishop, G. (2011). **An introduction to the Kalman Filter**. University of North Carolina: Chapel Hil, Amerika.

LAMPIRAN 1

Data Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
1	Jan 04, 2016	36,81
2	Jan 05, 2016	35,97
3	Jan 06, 2016	33,97
4	Jan 07, 2016	33,29
5	Jan 08, 2016	33,2
6	Jan 11, 2016	31,42
7	Jan 12, 2016	30,42
8	Jan 13, 2016	30,42
9	Jan 14, 2016	31,22
10	Jan 15, 2016	29,45
11	Jan 19, 2016	28,47
12	Jan 20, 2016	26,68
13	Jan 21, 2016	29,55
14	Jan 22, 2016	32,07
15	Jan 25, 2016	30,31
16	Jan 26, 2016	29,54
17	Jan 27, 2016	32,32
18	Jan 28, 2016	33,21

Lampiran 1 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
19	Jan 29, 2016	33,66
20	Feb 01, 2016	31,62
21	Feb 02, 2016	29,9
22	Feb 03, 2016	32,29
23	Feb 04, 2016	31,63
24	Feb 05, 2016	30,86
25	Feb 08, 2016	29,71
26	Feb 09, 2016	27,96
27	Feb 10, 2016	27,54
28	Feb 11, 2016	26,19
29	Feb 12, 2016	29,32
30	Feb 16, 2016	29,05
31	Feb 17, 2016	30,68
32	Feb 18, 2016	30,77
33	Feb 19, 2016	29,59
34	Feb 22, 2016	31,37
35	Feb 23, 2016	31,84
36	Feb 24, 2016	30,35
37	Feb 25, 2016	31,4
38	Feb 26, 2016	31,65
39	Feb 29, 2016	32,74

Lampiran 1 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
40	Mar 01, 2016	34,39
41	Mar 02, 2016	34,57
42	Mar 03, 2016	34,56
43	Mar 04, 2016	35,91
44	Mar 07, 2016	37,9
45	Mar 08, 2016	36,67
46	Mar 09, 2016	37,62
47	Mar 10, 2016	37,77
48	Mar 11, 2016	38,51
49	Mar 14, 2016	37,2
50	Mar 15, 2016	36,32
51	Mar 16, 2016	38,43
52	Mar 17, 2016	40,17
53	Mar 18, 2016	39,47
54	Mar 21, 2016	39,91
55	Mar 22, 2016	41,45
56	Mar 23, 2016	38,28
57	Mar 24, 2016	38,14
58	Mar 28, 2016	37,99
59	Mar 29, 2016	36,91
60	Mar 30, 2016	36,91

Lampiran 1 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
61	Mar 31, 2016	36,94
62	Apr 01, 2016	35,36
63	Apr 04, 2016	34,3
64	Apr 05, 2016	34,52
65	Apr 06, 2016	37,74
66	Apr 07, 2016	37,3
67	Apr 08, 2016	39,74
68	Apr 11, 2016	40,46
69	Apr 12, 2016	42,12
70	Apr 13, 2016	41,7
71	Apr 14, 2016	41,45
72	Apr 15, 2016	40,4
73	Apr 18, 2016	39,74
74	Apr 19, 2016	40,88
75	Apr 20, 2016	42,72
76	Apr 21, 2016	43,18
77	Apr 22, 2016	42,76
78	Apr 25, 2016	41,67
79	Apr 26, 2016	42,52
80	Apr 27, 2016	45,29
81	Apr 28, 2016	46,03

Lampiran 1 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
82	Apr 29, 2016	45,98
83	Mei 02, 2016	44,75
84	Mei 03, 2016	43,65
85	Mei 04, 2016	43,77
86	Mei 05, 2016	44,33
87	Mei 06, 2016	44,58
88	Mei 09, 2016	43,45
89	Mei 10, 2016	44,68
90	Mei 11, 2016	46,21
91	Mei 12, 2016	46,64
92	Mei 13, 2016	46,22
93	Mei 16, 2016	47,72
94	Mei 17, 2016	48,29
95	Mei 18, 2016	48,12
96	Mei 19, 2016	48,16
97	Mei 20, 2016	47,67
98	Mei 23, 2016	48,12
99	Mei 24, 2016	48,04
100	Mei 25, 2016	49,1
101	Mei 26, 2016	49
102	Mei 27, 2016	49,36

Lampiran 1 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
103	Mei 31, 2016	49,1
104	Jun 01, 2016	49,07
105	Jun 02, 2016	49,14
106	Jun 03, 2016	48,69
107	Jun 06, 2016	49,71
108	Jun 07, 2016	50,37
109	Jun 08, 2016	51,23
110	Jun 09, 2016	50,52
111	Jun 10, 2016	49,09
112	Jun 13, 2016	48,89
113	Jun 14, 2016	48,49
114	Jun 15, 2016	47,92
115	Jun 16, 2016	46,14
116	Jun 17, 2016	48
117	Jun 20, 2016	49,4
118	Jun 21, 2016	48,95
119	Jun 22, 2016	49,16
120	Jun 23, 2016	49,34
121	Jun 24, 2016	46,7
122	Jun 27, 2016	45,8
123	Jun 28, 2016	47,93

Lampiran 1 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
124	Jun 29, 2016	49,85
125	Jun 30, 2016	48,27
126	Jul 01, 2016	49,02
127	Jul 05, 2016	46,73
128	Jul 06, 2016	47,37
129	Jul 07, 2016	45,22
130	Jul 08, 2016	45,37
131	Jul 11, 2016	44,73
132	Jul 12, 2016	46,82
133	Jul 13, 2016	44,87
134	Jul 14, 2016	45,64
135	Jul 15, 2016	45,93
136	Jul 18, 2016	45,23
137	Jul 19, 2016	44,64
138	Jul 20, 2016	44,96
139	Jul 21, 2016	43,96
140	Jul 22, 2016	43,41
141	Jul 25, 2016	42,4
142	Jul 26, 2016	42,16
143	Jul 27, 2016	41,9
144	Jul 28, 2016	41,13

Lampiran 1 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
145	Jul 29, 2016	41,54
146	Agustus 01, 2016	40,05
147	Agustus 02, 2016	39,5
148	Agustus 03, 2016	40,8
149	Agustus 04, 2016	41,92
150	Agustus 05, 2016	41,83
151	Agustus 08, 2016	43,06
152	Agustus 09, 2016	42,78
153	Agustus 10, 2016	41,75
154	Agustus 11, 2016	43,51
155	Agustus 12, 2016	44,47
156	Agustus 15, 2016	45,72
157	Agustus 16, 2016	46,57
158	Agustus 17, 2016	46,81
159	Agustus 18, 2016	48,2
160	Agustus 19, 2016	48,48
161	Agustus 22, 2016	46,8
162	Agustus 23, 2016	47,54
163	Agustus 24, 2016	46,29
164	Agustus 25, 2016	46,97
165	Agustus 26, 2016	47,64

Lampiran 1 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
166	Agustus 29, 2016	46,97
167	Agustus 30, 2016	46,32
168	Agustus 31, 2016	44,68
169	Sep 01, 2016	43,17
170	Sep 02, 2016	44,39
171	Sep 06, 2016	44,85
172	Sep 07, 2016	45,47
173	Sep 08, 2016	47,63
174	Sep 09, 2016	45,88
175	Sep 12, 2016	46,28
176	Sep 13, 2016	44,91
177	Sep 14, 2016	43,62
178	Sep 15, 2016	43,85
179	Sep 16, 2016	43,04
180	Sep 19, 2016	43,34
181	Sep 20, 2016	43,85
182	Sep 21, 2016	45,33
183	Sep 22, 2016	46,1
184	Sep 23, 2016	44,36
185	Sep 26, 2016	45,6
186	Sep 27, 2016	44,65

Lampiran 1 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
187	Sep 28, 2016	47,07
188	Sep 29, 2016	47,72
189	Sep 30, 2016	47,72
190	Okt 03, 2016	48,8
191	Okt 04, 2016	48,67
192	Okt 05, 2016	49,75
193	Okt 06, 2016	50,44
194	Okt 07, 2016	49,76
195	Okt 10, 2016	49,76
196	Okt 11, 2016	50,72
197	Okt 12, 2016	50,14
198	Okt 13, 2016	50,47
199	Okt 14, 2016	50,35
200	Okt 17, 2016	49,97
201	Okt 18, 2016	50,3
202	Okt 19, 2016	51,59
203	Okt 20, 2016	50,31
204	Okt 21, 2016	50,61
205	Okt 24, 2016	50,18
206	Okt 25, 2016	49,45
207	Okt 26, 2016	48,75

Lampiran 1 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
208	Okt 27, 2016	49,71
209	Okt 28, 2016	48,72
210	Okt 31, 2016	46,83
211	Nop 01, 2016	46,66
212	Nop 02, 2016	45,32
213	Nop 03, 2016	44,66
214	Nop 04, 2016	44,07
215	Nop 07, 2016	44,88
216	Nop 08, 2016	44,96
217	Nop 09, 2016	45,2
218	Nop 10, 2016	44,62
219	Nop 11, 2016	43,39
220	Nop 14, 2016	43,29
221	Nop 15, 2016	45,86
222	Nop 16, 2016	45,56
223	Nop 17, 2016	45,37
224	Nop 18, 2016	45,69
225	Nop 21, 2016	47,48
226	Nop 22, 2016	48,07
227	Nop 23, 2016	46,72
228	Nop 25, 2016	46,72

Lampiran 1 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
229	Nop 28, 2016	45,66
230	Nop 29, 2016	45,29
231	Nop 30, 2016	49,41

Sumber : *US. Energy Information Administration*
http://www.eia.doe.gov/dnav/pet/TblDefs/pet_pri_spt_tbldef2.asp

LAMPIRAN 2

Output Model ARIMA Menggunakan Eviews 9

1. ARIMA ([60], 1, [60])

Dependent Variable: DIFF_1
 Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)
 Date: 04/22/17 Time: 12:52
 Sample (adjusted): 62 231
 Included observations: 170 after adjustments
 Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 17 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 MA Backcast: 2 61

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(60)	-0.079386	0.086277	-0.920134	0.3588
MA(60)	-0.849560	0.020319	-41.81140	0.0000
R-squared	0.423385	Mean dependent var		6.334026
Adjusted R-squared	0.419952	S.D. dependent var		102.7793
S.E. of regression	78.27761	Akaike info criterion		11.57010
Sum squared resid	1029400.	Schwarz criterion		11.60699
Log likelihood	-981.4581	Hannan-Quinn criter.		11.58507
Durbin-Watson stat	2.006255			
Inverted AR Roots	.96+.05i	.96-.05i	.95+.15i	.95-.15i
	.93-.25i	.93+.25i	.89-.34i	.89+.34i
	.85-.44i	.85+.44i	.80-.52i	.80+.52i
	.75-.60i	.75+.60i	.68-.68i	.68+.68i
	.60-.75i	.60+.75i	.52-.80i	.52+.80i
	.44-.85i	.44+.85i	.34+.89i	.34-.89i
	.25+.93i	.25-.93i	.15-.95i	.15+.95i
	.05+.96i	.05-.96i	-.05-.96i	-.05+.96i
	-.15+.95i	-.15-.95i	-.25+.93i	-.25-.93i
	-.34+.89i	-.34-.89i	-.44+.85i	-.44-.85i
	-.52+.80i	-.52-.80i	-.60+.75i	-.60-.75i
	-.68+.68i	-.68-.68i	-.75+.60i	-.75-.60i
	-.80+.52i	-.80-.52i	-.85+.44i	-.85-.44i
	-.89+.34i	-.89-.34i	-.93+.25i	-.93-.25i
	-.95+.15i	-.95-.15i	-.96-.05i	-.96+.05i
Inverted MA Roots	1.00	.99-.10i	.99+.10i	.98-.21i
	.98+.21i	.95+.31i	.95-.31i	.91-.41i
	.91+.41i	.86-.50i	.86+.50i	.81-.59i
	.81+.59i	.74+.67i	.74-.67i	.67+.74i
	.67-.74i	.59+.81i	.59-.81i	.50+.86i
	.50-.86i	.41+.91i	.41-.91i	.31+.95i
	.31-.95i	.21-.98i	.21+.98i	.10+.99i
	.10-.99i	-.00+1.00i	-.00-1.00i	-.10-.99i
	-.10+.99i	-.21+.98i	-.21-.98i	-.31+.95i
	-.31+.95i	-.41-.91i	-.41+.91i	-.50-.86i
	-.50+.86i	-.59+.81i	-.59-.81i	-.67+.74i
	-.67+.74i	-.74-.67i	-.74+.67i	-.81+.59i
	-.81-.59i	-.86-.50i	-.86+.50i	-.91+.41i
	-.91-.41i	-.95-.31i	-.95+.31i	-.98+.21i
	-.98-.21i	-.99-.10i	-.99+.10i	-.100

Lampiran 2 (Lanjutan)

2. ARIMA ([60], 1,0)

Dependent Variable: DIFF_1

Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)

Date: 04/24/17 Time: 13:06

Sample (adjusted): 62 231

Included observations: 170 after adjustments

Convergence achieved after 9 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(60)	-0.244516	0.078232	-3.125529	0.0021
R-squared	0.051034	Mean dependent var		6.334026
Adjusted R-squared	0.051034	S.D. dependent var		102.7793
S.E. of regression	100.1224	Akaike info criterion		12.05653
Sum squared resid	1694138.	Schwarz criterion		12.07497
Log likelihood	-1023.805	Hannan-Quinn criter.		12.06401
Durbin-Watson stat	1.917289			
Inverted AR Roots	.98+.05i	.98-.05i	.96-.15i	.96+.15i
	.94-.25i	.94+.25i	.91+.35i	.91-.35i
	.87-.44i	.87+.44i	.82+.53i	.82-.53i
	.76-.61i	.76+.61i	.69-.69i	.69+.69i
	.61+.76i	.61-.76i	.53-.82i	.53+.82i
	.44-.87i	.44+.87i	.35-.91i	.35+.91i
	.25-.94i	.25+.94i	.15-.96i	.15+.96i
	.05+.98i	.05-.98i	-.05-.98i	-.05+.98i
	-.15-.96i	-.15+.96i	-.25-.94i	-.25+.94i
	-.35-.91i	-.35+.91i	-.44-.87i	-.44+.87i
	-.53-.82i	-.53+.82i	-.61-.76i	-.61+.76i
	-.69-.69i	-.69+.69i	-.76+.61i	-.76-.61i
	-.82-.53i	-.82+.53i	-.87-.44i	-.87+.44i
	-.91+.35i	-.91-.35i	-.94+.25i	-.94-.25i
	-.96+.15i	-.96-.15i	-.98-.05i	-.98+.05i

Lampiran 2 (Lanjutan)

3. ARIMA (0,1,[60])

Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)

Date: 04/22/17 Time: 12:53

Sample (adjusted): 2 231

Included observations: 230 after adjustments

Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 16 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

MA Backcast: -58 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(60)	-0.857465	0.015558	-55.11521	0.0000
R-squared	0.362050	Mean dependent var		4.723357
Adjusted R-squared	0.362050	S.D. dependent var		100.5276
S.E. of regression	80.29315	Akaike info criterion		11.61358
Sum squared resid	1476361.	Schwarz criterion		11.62853
Log likelihood	-1334.562	Hannan-Quinn criter.		11.61961
Durbin-Watson stat	1.984185			
Inverted MA Roots	1.00	.99-.10i	.99+.10i	.98-.21i
	.98+.21i	.95-.31i	.95+.31i	.91+.41i
	.91-.41i	.86-.50i	.86+.50i	.81+.59i
	.81-.59i	.74+.67i	.74-.67i	.67-.74i
	.67+.74i	.59-.81i	.59+.81i	.50+.86i
	.50-.86i	.41+.91i	.41-.91i	.31+.95i
	.31-.95i	.21+.98i	.21-.98i	.10+.99i
	.10-.99i	.00+1.00i	-.00-1.00i	-.10-.99i
	-.10+.99i	-.21+.98i	-.21-.98i	-.31+.95i
	-.31-.95i	-.41-.91i	-.41+.91i	-.50+.86i
	-.50-.86i	-.59+.81i	-.59-.81i	-.67-.74i
	-.67+.74i	-.74+.67i	-.74-.67i	-.81+.59i
	-.81-.59i	-.86-.50i	-.86+.50i	-.91-.41i
	-.91+.41i	-.95+.31i	-.95-.31i	-.98+.21i
	-.98-.21i	-.99-.10i	-.99+.10i	-1.00

LAMPIRAN 3
Hasil Uji Ljung-Box
Menggunakan Eviews 9

1. ARIMA ([60], 1, [60])

Date: 04/22/17 Time: 13:20

Sample: 1 231

Included observations: 170

Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.031	-0.031	0.1634	
		2 -0.048	-0.049	0.5670	
		3 -0.072	-0.076	1.4798	0.224
		4 -0.072	-0.080	2.3820	0.304
		5 -0.062	-0.077	3.0707	0.381
		6 0.115	0.097	5.4196	0.247
		7 0.020	0.010	5.4892	0.359
		8 -0.001	-0.005	5.4894	0.483
		9 0.043	0.052	5.8269	0.560
		10 0.162	0.185	10.635	0.223
		11 -0.064	-0.029	11.379	0.251
		12 -0.180	-0.181	17.365	0.067

2. ARIMA ([60],1,0)

Date: 04/22/17 Time: 13:25

Sample: 1 231

Included observations: 170

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.015	-0.015	0.0395	
		2 -0.039	-0.040	0.3108	0.577
		3 -0.085	-0.086	1.5739	0.455
		4 -0.046	-0.051	1.9537	0.582
		5 -0.032	-0.042	2.1380	0.710
		6 0.107	0.095	4.1872	0.523
		7 0.001	-0.006	4.1875	0.651
		8 0.041	0.042	4.4898	0.722
		9 0.005	0.020	4.4938	0.810
		10 0.105	0.120	6.5202	0.687
		11 -0.027	-0.008	6.6585	0.757
		12 -0.107	-0.105	8.7591	0.644

Lampiran 3 (Lanjutan)

3. ARIMA (0,1,[60])

Date: 04/22/17 Time: 13:15

Sample: 1 231

Included observations: 230

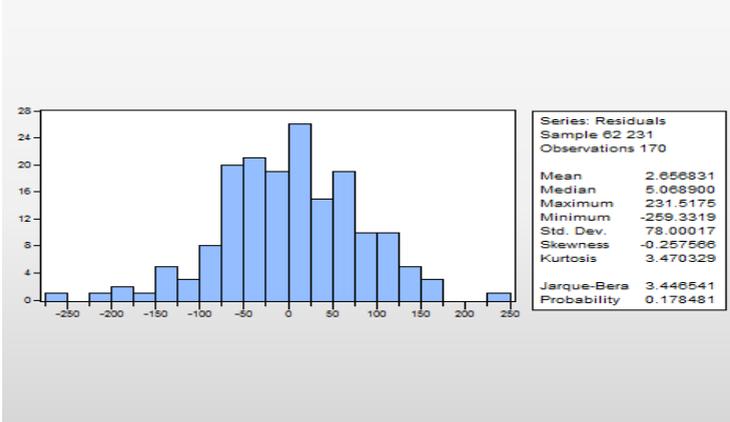
Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.018	-0.018	0.0785	
		2	-0.066	-0.066	1.1014	0.294
		3	-0.063	-0.066	2.0359	0.361
		4	-0.014	-0.022	2.0839	0.555
		5	0.005	-0.005	2.0899	0.719
		6	0.113	0.107	5.1307	0.400
		7	0.005	0.008	5.1363	0.526
		8	0.012	0.028	5.1728	0.639
		9	0.010	0.026	5.1964	0.736
		10	0.099	0.109	7.5846	0.576
		11	-0.025	-0.015	7.7354	0.655
		12	-0.118	-0.118	11.146	0.431

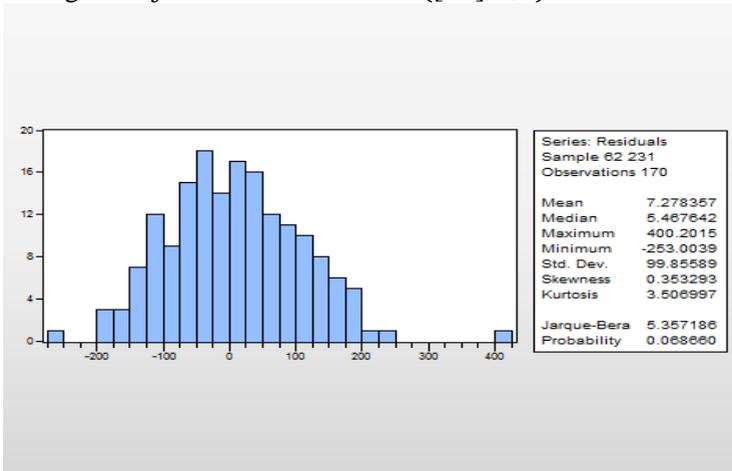
LAMPIRAN 4

Histogram Uji Normalitas Menggunakan Eviews 9

1. Histogram Uji Normalitas ARIMA ([60], 1, [60])

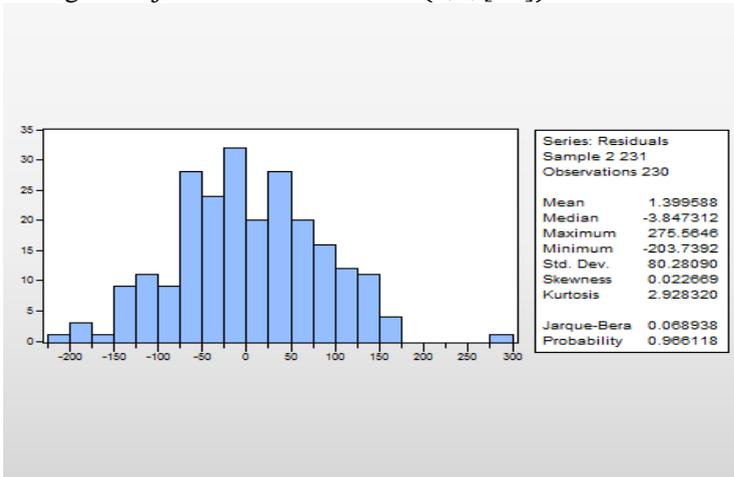


2. Histogram Uji Normalitas ARIMA ([60], 1,0)



Lampiran 4 (Lanjutan)

3. Histogram Uji Normalitas ARIMA (0,1,[60])



LAMPIRAN 5
Data Out-Sample

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
1	Des 01, 2016	51.08
2	Des 02, 2016	51.7
3	Des 05, 2016	51.72
4	Des 06, 2016	50.95
5	Des 07, 2016	49.85
6	Des 08, 2016	50.84
7	Des 09, 2016	51.51
8	Des 12, 2016	52.74
9	Des 13, 2016	52.99
10	Des 14, 2016	51.01
11	Des 15, 2016	50.9
12	Des 16, 2016	51.93
13	Des 19, 2016	52.13
14	Des 20, 2016	52.22
15	Des 21, 2016	51.44
16	Des 22, 2016	51.98
17	Des 23, 2016	52.01
18	Des 27, 2016	52.82

Lampiran 5 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
19	Des 28, 2016	54.01
20	Des 29, 2016	53.8
21	Des 30, 2016	53.75
22	Jan 03, 2017	52.36
23	Jan 04, 2017	53.26
24	Jan 05, 2017	53.77
25	Jan 06, 2017	53.98
26	Jan 09, 2017	51.95
27	Jan 10, 2017	50.82
28	Jan 11, 2017	52.19
29	Jan 12, 2017	53.01
30	Jan 13, 2017	52.36
31	Jan 17, 2017	52.45
32	Jan 18, 2017	51.12
33	Jan 19, 2017	51.39
34	Jan 20, 2017	52.33
35	Jan 23, 2017	52.77
36	Jan 24, 2017	52.38
37	Jan 25, 2017	52.14
38	Jan 26, 2017	53.24
39	Jan 27, 2017	53.18

Lampiran 5 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
40	Jan 30, 2017	52.63
41	Jan 31, 2017	52.75
42	Feb 01, 2017	53.9
43	Feb 02, 2017	53.55
44	Feb 03, 2017	53.81
45	Feb 06, 2017	53.01
46	Feb 07, 2017	52.19
47	Feb 08, 2017	52.37
48	Feb 09, 2017	52.99
49	Feb 10, 2017	53.84
50	Feb 13, 2017	52.96
51	Feb 14, 2017	53.21
52	Feb 15, 2017	53.11
53	Feb 16, 2017	53.41
54	Feb 17, 2017	53.41
55	Feb 21, 2017	54.02
56	Feb 22, 2017	53.61
57	Feb 23, 2017	54.48
58	Feb 24, 2017	53.99
59	Feb 27, 2017	54.04
60	Feb 28, 2017	54

LAMPIRAN 6

Prediksi Harga Komoditas Minyak Mentah dengan ARIMA

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
1	Des 01, 2016	48.23
2	Des 02, 2016	47.18
3	Des 05, 2016	47.08
4	Des 06, 2016	47.13
5	Des 07, 2016	48.28
6	Des 08, 2016	47.18
7	Des 09, 2016	47.78
8	Des 12, 2016	48.79
9	Des 13, 2016	48.95
10	Des 14, 2016	48.48
11	Des 15, 2016	47.52
12	Des 16, 2016	47.79
13	Des 19, 2016	48.01
14	Des 20, 2016	49.83
15	Des 21, 2016	50.14
16	Des 22, 2016	50.15
17	Des 23, 2016	50.63
18	Des 27, 2016	50.78

Lampiran 6 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
19	Des 28, 2016	50.91
20	Des 29, 2016	51.03
21	Des 30, 2016	50.37
22	Jan 03, 2017	51.90
23	Jan 04, 2017	50.20
24	Jan 05, 2017	49.02
25	Jan 06, 2017	48.54
26	Jan 09, 2017	47.05
27	Jan 10, 2017	46.42
28	Jan 11, 2017	46.25
29	Jan 12, 2017	48.38
30	Jan 13, 2017	48.26
31	Jan 17, 2017	49.74
32	Jan 18, 2017	48.82
33	Jan 19, 2017	48.43
34	Jan 20, 2017	50.17
35	Jan 23, 2017	51.06
36	Jan 24, 2017	51.05
37	Jan 25, 2017	51.73
38	Jan 26, 2017	51.99
39	Jan 27, 2017	52.64

Lampiran 6 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
40	Jan 30, 2017	54.11
41	Jan 31, 2017	54.32
42	Feb 01, 2017	54.75
43	Feb 02, 2017	54.59
44	Feb 03, 2017	55.98
45	Feb 06, 2017	56.41
46	Feb 07, 2017	56.56
47	Feb 08, 2017	56.37
48	Feb 09, 2017	56.40
49	Feb 10, 2017	55.19
50	Feb 13, 2017	54.72
51	Feb 14, 2017	56.78
52	Feb 15, 2017	57.81
53	Feb 16, 2017	58.18
54	Feb 17, 2017	57.34
55	Feb 21, 2017	57.40
56	Feb 22, 2017	56.14
57	Feb 23, 2017	56.28
58	Feb 24, 2017	56.06
59	Feb 27, 2017	55.30
60	Feb 28, 2017	55.53

LAMPIRAN 7

Prediksi Harga Komoditas Minyak Mentah dengan Estimasi Parameter Filter Kalman

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
1	Des 01, 2016	51.08
2	Des 02, 2016	51.70
3	Des 05, 2016	51.72
4	Des 06, 2016	50.95
5	Des 07, 2016	49.80
6	Des 08, 2016	50.84
7	Des 09, 2016	51.51
8	Des 12, 2016	52.73
9	Des 13, 2016	52.99
10	Des 14, 2016	51.00
11	Des 15, 2016	50.90
12	Des 16, 2016	51.93
13	Des 19, 2016	52.12
14	Des 20, 2016	52.22
15	Des 21, 2016	51.44
16	Des 22, 2016	51.98
17	Des 23, 2016	52.01
18	Des 27, 2016	52.81

Lampiran 7 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
19	Des 28, 2016	54.01
20	Des 29, 2016	53.80
21	Des 30, 2016	53.68
22	Jan 03, 2017	52.36
23	Jan 04, 2017	53.26
24	Jan 05, 2017	53.76
25	Jan 06, 2017	53.97
26	Jan 09, 2017	51.95
27	Jan 10, 2017	50.82
28	Jan 11, 2017	52.19
29	Jan 12, 2017	52.75
30	Jan 13, 2017	52.38
31	Jan 17, 2017	52.45
32	Jan 18, 2017	51.11
33	Jan 19, 2017	51.39
34	Jan 20, 2017	52.33
35	Jan 23, 2017	52.77
36	Jan 24, 2017	52.23
37	Jan 25, 2017	52.18
38	Jan 26, 2017	52.19
39	Jan 27, 2017	53.14

Lampiran 7 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
40	Jan 30, 2017	52.59
41	Jan 31, 2017	52.76
42	Feb 01, 2017	53.90
43	Feb 02, 2017	53.44
44	Feb 03, 2017	53.82
45	Feb 06, 2017	53.01
46	Feb 07, 2017	52.19
47	Feb 08, 2017	52.37
48	Feb 09, 2017	52.99
49	Feb 10, 2017	53.80
50	Feb 13, 2017	52.96
51	Feb 14, 2017	53.19
52	Feb 15, 2017	53.11
53	Feb 16, 2017	53.41
54	Feb 17, 2017	53.41
55	Feb 21, 2017	54.02
56	Feb 22, 2017	53.61
57	Feb 23, 2017	54.44
58	Feb 24, 2017	53.71
59	Feb 27, 2017	53.98
60	Feb 28, 2017	53.99

LAMPIRAN 8

Prediksi Harga Komoditas Minyak Mentah dengan Perbaikan *Error* Filter Kalman untuk Polinomial Derajat 1

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
1	Des 01, 2016	51.08
2	Des 02, 2016	51.70
3	Des 05, 2016	51.72
4	Des 06, 2016	50.95
5	Des 07, 2016	49.85
6	Des 08, 2016	50.84
7	Des 09, 2016	51.51
8	Des 12, 2016	52.74
9	Des 13, 2016	52.99
10	Des 14, 2016	51.01
11	Des 15, 2016	50.9
12	Des 16, 2016	51.93
13	Des 19, 2016	52.13
14	Des 20, 2016	52.22
15	Des 21, 2016	51.44
16	Des 22, 2016	51.98
17	Des 23, 2016	52.01
18	Des 27, 2016	52.82

Lampiran 8 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
19	Des 28, 2016	54.01
20	Des 29, 2016	53.80
21	Des 30, 2016	53.75
22	Jan 03, 2017	52.36
23	Jan 04, 2017	53.26
24	Jan 05, 2017	53.77
25	Jan 06, 2017	53.98
26	Jan 09, 2017	51.95
27	Jan 10, 2017	50.82
28	Jan 11, 2017	52.19
29	Jan 12, 2017	53.01
30	Jan 13, 2017	52.36
31	Jan 17, 2017	52.45
32	Jan 18, 2017	51.12
33	Jan 19, 2017	51.39
34	Jan 20, 2017	52.33
35	Jan 23, 2017	52.77
36	Jan 24, 2017	52.38
37	Jan 25, 2017	52.14
38	Jan 26, 2017	53.24
39	Jan 27, 2017	53.18

Lampiran 8 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
40	Jan 30, 2017	52.63
41	Jan 31, 2017	52.75
42	Feb 01, 2017	53.9
43	Feb 02, 2017	53.55
44	Feb 03, 2017	53.81
45	Feb 06, 2017	53.01
46	Feb 07, 2017	52.19
47	Feb 08, 2017	52.37
48	Feb 09, 2017	52.99
49	Feb 10, 2017	53.84
50	Feb 13, 2017	52.96
51	Feb 14, 2017	53.21
52	Feb 15, 2017	53.11
53	Feb 16, 2017	53.41
54	Feb 17, 2017	53.41
55	Feb 21, 2017	54.02
56	Feb 22, 2017	53.61
57	Feb 23, 2017	54.48
58	Feb 24, 2017	53.99
59	Feb 27, 2017	54.04
60	Feb 28, 2017	54

LAMPIRAN 9

Prediksi Harga Komoditas Minyak Mentah Perbaikan *Error* Filter Kalman untuk Polinomial Derajat 2

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
1	Des 01, 2016	51.08
2	Des 02, 2016	51.7
3	Des 05, 2016	51.72
4	Des 06, 2016	50.95
5	Des 07, 2016	49.85
6	Des 08, 2016	50.84
7	Des 09, 2016	51.51
8	Des 12, 2016	52.74
9	Des 13, 2016	52.99
10	Des 14, 2016	51.01
11	Des 15, 2016	50.9
12	Des 16, 2016	51.93
13	Des 19, 2016	52.13
14	Des 20, 2016	52.22
15	Des 21, 2016	51.44
16	Des 22, 2016	51.98
17	Des 23, 2016	52.01
18	Des 27, 2016	52.82

Lampiran 9 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
19	Des 28, 2016	54.01
20	Des 29, 2016	53.8
21	Des 30, 2016	53.75
22	Jan 03, 2017	52.36
23	Jan 04, 2017	53.26
24	Jan 05, 2017	53.77
25	Jan 06, 2017	53.98
26	Jan 09, 2017	51.95
27	Jan 10, 2017	50.82
28	Jan 11, 2017	52.19
29	Jan 12, 2017	53.01
30	Jan 13, 2017	52.36
31	Jan 17, 2017	52.45
32	Jan 18, 2017	51.12
33	Jan 19, 2017	51.39
34	Jan 20, 2017	52.33
35	Jan 23, 2017	52.77
36	Jan 24, 2017	52.38
37	Jan 25, 2017	52.14
38	Jan 26, 2017	53.24
39	Jan 27, 2017	53.18

Lampiran 9 (Lanjutan)

No.	Tanggal	Harga Komoditas Minyak Mentah Jenis WTI
40	Jan 30, 2017	52.63
41	Jan 31, 2017	52.75
42	Feb 01, 2017	53.9
43	Feb 02, 2017	53.55
44	Feb 03, 2017	53.81
45	Feb 06, 2017	53.01
46	Feb 07, 2017	52.19
47	Feb 08, 2017	52.37
48	Feb 09, 2017	52.99
49	Feb 10, 2017	53.84
50	Feb 13, 2017	52.96
51	Feb 14, 2017	53.21
52	Feb 15, 2017	53.11
53	Feb 16, 2017	53.41
54	Feb 17, 2017	53.41
55	Feb 21, 2017	54.02
56	Feb 22, 2017	53.61
57	Feb 23, 2017	54.48
58	Feb 24, 2017	53.99
59	Feb 27, 2017	54.04
60	Feb 28, 2017	54

LAMPIRAN 10

Listing Program ARIMA Menggunakan Matlab R2010a

```
clc
clear all

%Data yang diperlukan
a=xlsread('Data_HargaMinyak.xlsx'); %Data Aktual
Harga Minyak Periode Januari 2016 hingga
Februari 2017
b=xlsread('Data_Forecasting.xlsx'); %Data
Peramalan ARIMA

n=length(a);
figure(1)
hold on
plot(a(231:n-1), 'r')
plot(b, 'g')
title('Prediksi Harga Minyak Mentah Menggunakan
ARIMA')
legend('Faktual', 'ARIMA')
xlabel('waktu ke- hari')
ylabel('Prediksi Harga Minyak')

sap1(1) = 0;
for t=1:60
% Persamaan Mape ARIMA
ap1(t) = (abs(a(231+t)-b(t))/a(231+t))*100;
sap1(t+1) = ap1(t)+sap1(t);

% Persamaan Absolute Error
AE_ARIMA(t,1) = abs(a(231+t)-b(t)); % Absolute
Error ARIMA
end

mape_arima = sap1(t+1)/60; % MAPE ARIMA
hasil=strcat('MAPE ARIMA =',
num2str(mape_arima));
hasil
```

LAMPIRAN 11
Listing Program Estimasi Parameter Filter Kalman
Menggunakan Matlab R2010a

```
clc
clear all

%Data yang diperlukan
a=xlsread('Data_HargaMinyak.xlsx'); %Data Aktual
Harga Minyak Periode Januari 2016 hingga
Februari 2017
b=xlsread('Data_Residual.xlsx'); %Data Residual
c=xlsread('Data_Forecasting.xlsx'); %Data
Peramalan ARIMA
d=xlsread('Data_KFramalan.xlsx'); %Data
Peramalan Filter Kalman

%Tahap Inisialisasi
n=length(a);
t1(1)=a(1,1); %Nilai awal teta 1
zt(1)=b(1,1); %Nilai awal zt

%for t=1:291
%t1(t)=a(t,1);
%zt(t)=b(t,1);
%end

Q=0.001; %System noise strength
R=0.0001; %Measurement noise strength
Qk=eye(2)*Q; %Nilai matriks error kovarian noise
Rk=R; %Nilai matriks error kovarian measurement
x0=[-0.86;48.2]; %Nilai matriks x0 awal
P=eye(2)*0.05; %Nilai matriks error kovarian
sistem awal
H=[0 1]; %Nilai matriks H
x0kf=x0;
xtot0=x0;
xsist0=x0;
x0sist=x0;
```

```

for t=232:n
A = [1      0;
      b(t-231) 0];
%xsistem = A*x0sist + sqrt(Qk)*randn(2,1);
%z = H*xsistem;
%x0sist = xsistem;
%xsistemtot=[xsist0 xsistem];
%xsist0=xsistemtot;
%real(:,i) = xsistem;
%for t=1:291
z=a(t);

%Tahap Prediksi
xpre = A*x0kf;
Ppre = A*P*A' +Qk;

%Tahap Koreksi
Kgain = Ppre*H'*inv(H*Ppre*H'+Rk); %Kalman gain
Pkor = (eye(2)-Kgain*H)*Ppre; %Kovarian error
xkor= xpre + Kgain*(z-(H*xpre)); %Estimasi
x0kf = xkor;
P = Pkor;
%t1(t)=xkor(1);
%zt(t)=xkor(2);
xtot=[xtot0 xkor];
xtot0=xtot;
end
hasil = strcat('nilai a0 =
',num2str(xtot(2,:)));
hasil

figure(1)
hold on
%plot(xtot(1,:), 'g')
plot(xtot(2,:), 'r')
plot(c, 'g')
plot(a(231:n-1), 'b')
title('Prediksi Harga Minyak Mentah Menggunakan
Estimasi Parameter Kalman Filter')

```

```

legend('ARIMA-Filter Kalman','ARIMA','Faktual')
xlabel('waktu ke- hari')
ylabel('Prediksi Harga Minyak')

sap1(1) = 0;
sape(1) = 0;
for t=1:60
% Persamaan Mape ARIMA
ap1(t) = (abs(a(231+t)-c(t))/a(231+t))*100;
sap1(t+1) = ap1(t)+sap1(t);
% Persamaan Mape Filter Kalman
ape(t) = (abs(a(231+t)-xtot(2,t))/a(231+t))*100;
sape(t+1) = ape(t)+sape(t);
% Persamaan Absolute Error
AE_ARIMA(t,1) = abs(a(231+t)-c(t)); % Absolute
Error ARIMA
AE_KF(t,1) = abs(a(231+t)-xtot(2,t)); % Absolute
Error KF-ARIMA
end

mape=sape(t+1)/60; % MAPE KF-ARIMA
mape_arima = sap1(t+1)/60; % MAPE ARIMA
hasil2=strcat('MAPE ARIMA =',
num2str(mape_arima));
hasil2
hasil1=strcat('MAPE Filter
Kalman=',num2str(mape));
hasil1

% figure(1)
% hold on
% KF = AE_KF(232:291,1);
% ARIMA1 = AE_ARIMA(232:291,1);
% plot(KF,'r','LineWidth',1.4)
% plot(ARIMA1,'k','LineWidth',1.4)
% title('Absolute Error Data Prediksi ARIMA dan
KF-ARIMA');
% xlabel('Waktu ke- (hari) ');
% ylabel('Error Harga Minyak Mentah');
% legend('KF-ARIMA','ARIMA');

```

```
% grid on

disp('Untuk nilai koefisien theta setelah di-
estimasi Filter Kalman adalah:')
theta=xtot(1,:)
figure(2)
plot(xtot(1,:))
```

LAMPIRAN 12
Listing Program Perbaikan *Error* Filter Kalman untuk
Polinomial Derajat 1 Menggunakan Matlab R2010a

```
clc
clear all
%Tahap Inisialisasi
n = input('Masukkan banyak data(maksimal
60)');
Q = input('Q:'); %Sistem noise strength
R = input('R:'); %Nilai matriks error
kovarian measurement
a00 = input('a00:');
a10 = input('a10:');
tic;
A = eye(2); %Nilai matriks dalam sistem
Qk = eye(2)*Q; %Nilai matriks error kovarian
Rk = R; %Nilai matriks error kovarian
measurement
xtopi(:,1)=[a00 a10]; %Nilai matriks x0 awal

%Nilai matriks error kovarian sistem awal
p(:,1)=[1,0];
p(:,2)=[0,1];

%Data yang diperlukan
a =
xlsread('Data_Lengkap.xlsx','DataOutsampil')
; %Data Outsampil Periode Desember 2016
sampai Februari 2017
b =
xlsread('Data_Lengkap.xlsx','DataForecasting
ARIMA'); %Data Ramalan ARIMA
c =
xlsread('Data_Lengkap.xlsx','DataError');
%Data Selisih Data Aktual dengan Data
Ramalan ARIMA
```

```

H = [ones(60,1),a];

%Tahap Prediksi dan Koreksi
for t = 1:n
    %Prediksi
    xf(:,t) = A*xtopi(:,t);
    ptopi = [p(1,2*t-1) p(1,2*t); p(2,2*t-1)
p(2,2*t)];
    pf = A*ptopi*A'+Qk;
    %Koreksi
    kg =
pf*H(t,:)'*inv((H(t,)*pf*H(t,)+'Rk));
    %Kalman Gain
    ptopi = pf-(kg*H(t,)*pf);
    p(:,2*t+1) = ptopi(:,1);
    p(:,2*t+2) = ptopi(:,2);
    xtopi(:,t+1) = xf(:,t)+kg*(c(t,:)-
(H(t,)*xf(:,t)));
end
hasil = strcat('nilai
a0,t=',num2str(xtopi(1,n)), 'dan nilai
a1,t=',num2str(xtopi(2,n)));
hasil

% plot nilai a0 dan a1
% figure(1)
% set(plot(xtopi(1,:)), 'color', 'black')
% hold on
% set(plot(xtopi(2,:)), 'color', 'red')
% grid on
% title('Estimasi Koefisien Polinomial');
% xlabel('Waktu ke-');
% ylabel('Nilai Koefisien');
% legend('a0','a1');

for t=1:n

```

```

        error(t) =
xtopi(1,t+1)+xtopi(2,t+1)*a(t);
        kf(t) = error(t)+ b(t);
        ape(t) = (abs(a(t)-kf(t))/a(t)*100);
        sape(t) = 0;
        sape(t+1) = ape(t)+sape(t);
end
hasilkf=strcat('Nilai Filter
Kalman=',num2str(kf(1,:)));
hasilkf
mape = sape(t+1)/n;
hasil2 = strcat('Nilai
MAPE=',num2str(mape));
hasil2

%plot data, ARIMA, Filter Kalman ARIMA
figure(2)
plot(a, '-*k')
hold on
set(plot(b), 'color', 'blue')
hold on
set(plot(kf), 'color', 'red')
hold on
grid on
title('Estimasi Harga Minyak Polinomial 1');
xlabel('Waktu ke-');
ylabel('Harga Minyak');
legend('Data', 'ARIMA', 'Filter-Kalman
ARIMA');

```

LAMPIRAN 13

Listing Program Perbaikan *Error* Filter Kalman untuk Polinomial Derajat 2 Menggunakan Matlab R2010a

```
clc
clear all

%Tahap Inisialisasi
n = input('Masukkan banyak data(maksimal
60) ');
Q = input('Q:'); %Sistem noise strength
R = input('R:'); %Nilai matriks error
kovarian measurement
a00 = 4.88;
a10 = 5.00;
a20 = 5.62;
tic;
A = eye(3); %Nilai matriks dalam sistem
Qk = eye(3)*Q; %Nilai matriks error kovarian
Rk = R; %Nilai matriks error kovarian
measurement
xtopi(:,1)=[4.88 5.00 5.62]; %Nilai matriks
x0 awal
%Nilai matriks error kovarian sistem awal
p(:,1)=[1,0,0];
p(:,2)=[0,1,0];
p(:,3)=[0,0,1];

%Data yang diperlukan
a =
xlsread('Data_Lengkap.xlsx','DataOutsampil')
; %Data Outsampil Periode Desember 2016
sampai Februari 2017
b =
xlsread('Data_Lengkap.xlsx','DataForecasting
ARIMA'); %Data Ramalan ARIMA
```

```

c =
xlsread('Data_Lengkap.xlsx','DataError');
%Data Selisih Data Aktual dengan Data
Ramalan ARIMA
d =
xlsread('Data_Lengkap.xlsx','DataOutsampilKu
adrat'); %Data Outsampel Periode Desember
2016 hingga Februari 2017 (Kuadrat)
H = [ones(60,1),a,d];

%Tahap Prediksi dan Koreksi
for t = 1:n
    %Prediksi
    xf(:,t) = A*xtopi(:,t);
    ptopi = [p(1,3*t-2) p(1,3*t-1) p(1,3*t);
p(2,3*t-2) p(2,3*t-1) p(2,3*t); p(3,3*t-2)
p(3,3*t-1) p(3,3*t)];
    pf = A*ptopi*A+Qk;
    %Koreksi
    kg =
pf*H(t,:)'*inv((H(t,)*pf*H(t,)+'Rk));
%Kalman Gain
    ptopi = pf-(kg*H(t,)*pf);
    p(:,3*t+1) = ptopi(:,1);
    p(:,3*t+2) = ptopi(:,2);
    p(:,3*t+3) = ptopi(:,3);
    xtopi(:,t+1) = xf(:,t)+kg*(c(t,)-
(H(t,)*xf(:,t)));
end

hasil = strcat('nilai
a0,t=',num2str(xtopi(1,n)), 'dan
a1,t=',num2str(xtopi(2,n)), 'dan
a2,t=',num2str(xtopi(3,n)));
hasil

% plot nilai a0,a1, dan a2

```

```

% figure(1)
% set(plot(xtopi(1,:)), 'color', 'black')
% hold on
% set(plot(xtopi(2,:)), 'color', 'red')
% hold on
% set(plot(xtopi(3,:)), 'color', 'blue')
% grid on
% title('Estimasi Koefisien Polinomial');
% xlabel('Waktu ke-');
% ylabel('Nilai Koefisien');
% legend('ao', 'a1', 'a2');

%plot Data Aktual, ARIMA, Filter Kalman
ARIMA
figure(2)
for t=1:n
    error(t) =
xtopi(1,t+1)+xtopi(2,t+1)*a(t)+xtopi(3,t+1)*
d(t);
    kf(t) = error(t)+ b(t);
    ape(t) = (abs(a(t)-kf(t)/a(t)*100));
    sape(t) = 0;
    sape(t+1) = ape(t)+sape(t);
end

hasilkf=strcat('Nilai Filter
Kalman=', num2str(kf(1,:)));
hasilkf

plot(a, '-*k')
hold on
set(plot(b), 'color', 'blue')
hold on
set(plot(kf), 'color', 'red')
hold on
grid on
title('Estimasi Harga Minyak Polinomial 2');

```

```
xlabel('Waktu ke-');  
ylabel('Harga Minyak');  
legend('Data', 'ARIMA', 'Filter-Kalman  
ARIMA');  
  
mape = sape(t+1)/n;  
hasil2 = strcat('Nilai  
MAPE=', num2str(mape));  
hasil2
```

BIODATA PENULIS



Nama lengkap penulis adalah Amalia Sefi Achmada, lahir di Kediri pada tanggal 28 September 1994. Pendidikan formal yang ditempuh yaitu TK Dharma Wanita (1999-2001), SDN Balowerti 1 (2001-2006), SMPN 2 Kediri (2006-2010), dan SMAN 1 Kediri (2010-2013). Pada tahun 2013, penulis melanjutkan pendidikan ke jenjang S-1 dengan diterima di Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya di Departemen Matematika dengan bidang minat matematika terapan. Selama menempuh perkuliahan penulis mengikuti beberapa kegiatan organisasi mahasiswa seperti menjadi *staff* Departemen Dalam Negeri HIMATIKA ITS 2014/2015, *staff Internal Affair Department* HIMATIKA ITS 2015/2016, *Steering Committee* Padamu Himatika 2015.

Kontak bisa dihubungi :

Email : amaliaachmada@yahoo.com
amaliaachmadi0307@gmail.com

Line : amaliaachmada

IG : amaliaachmada