



TUGAS AKHIR - SS141501

**PERAMALAN HARGA BESI BETON MENGGUNAKAN
FUNGSI TRANSFER, *AUTOREGRESSIVE DISTRIBUTED
LAG (ARDL)*, DAN *SUPPORT VECTOR REGRESSION
(SVR)***

**SITI HALIMAH SA'DIYAH
NRP 062114 4000 0005**

**Dosen Pembimbing
Imam Safawi Ahmad, S.Si, M.Si
Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si, M.Si**

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI, DAN SAINS DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2018**



TUGAS AKHIR - SS141501

**PERAMALAN HARGA BESI BETON MENGGUNAKAN
FUNGSI TRANSFER, *AUTOREGRESSIVE DISTRIBUTED
LAG (ARDL)*, DAN *SUPPORT VECTOR REGRESSION
(SVR)***

**SITI HALIMAH SA'DIYAH
NRP 062114 4000 0005**

**Dosen Pembimbing
Imam Safawi Ahmad, S.Si, M.Si
Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si, M.Si**

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI, DAN SAINS DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2018**



FINAL PROJECT - SS141501

**REBAR PRICE FORECAST USING TRANSFER FUNCTION,
AUTOREGRESSIVE DISTRIBUTED LAG (ARDL), AND
SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR)**

**SITI HALIMAH SA'DIYAH
SN 062114 4000 0005**

**Supervisor
Imam Safawi Ahmad, S.Si, M.Si
Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si, M.Si**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS, COMPUTING, AND DATA SCIENCE
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2018**

LEMBAR PENGESAHAN

**PERAMALAN HARGA BESI BETON MENGGUNAKAN
FUNGSI TRANSFER, *AUTOREGRESSIVE DISTRIBUTED
LAG (ARDL), DAN SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR)***

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada

Program Studi Sarjana Departemen Statistika
Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

Siti Halimah Sa'diyah
NRP. 062114 4000 0005

Disetujui oleh Pembimbing:

Imam Safawi Ahmad, S.Si, M.Si
NIP. 19810224 201404 1 001

(Imam Safawi Ahmad)

Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si, M.Si
NIP. 19831204 200812 1 002

(Dedy Dwi Prastyo)



Mengetahui,
Kepala Departemen

Dr. Suhartono
NIP. 19710929199512 1 001

SURABAYA, JULI 2018

**PERAMALAN HARGA BESI BETON MENGGUNAKAN
FUNGSI TRANSFER, *AUTOREGRESSIVE DISTRIBUTED
LAG (ARDL)*, DAN *SUPPORT VECTOR REGRESSION
(SVR)***

Nama Mahasiswa : Siti Halimah Sa'diyah
NRP : 062114 4000 0005
Departemen : Statistika
Dosen Pembimbing: Imam Safawi Ahmad, S.Si, M.Si
Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si, M.Si

Abstrak

Pembangunan infrastruktur merupakan program pemerintah yang kini sedang digencarkan sebagai bentuk pemerataan perekonomian di semua lini. Hal ini turut memberikan pengaruh terhadap perusahaan-perusahaan penyedia jasa konstruksi, salah satunya adalah PT Wijaya Karya (Persero) Tbk. Besi beton merupakan salah satu material strategis yang diperlukan dalam proses pembangun, oleh karena itu PT Wijaya Karya (Persero) Tbk berupaya untuk melakukan peramalan harga besi beton. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan peramalan harga besi beton berdasarkan metode terbaik dari Fungsi Transfer, Autoregressive Distributed Lag (ARDL), Fungsi Transfer-SVR, dan ARDL-SVR dengan variabel input yang digunakan adalah harga billet. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga billet dan harga besi beton mulai Maret 2013 hingga Februari 2018. Berdasarkan hasil analisis didapatkan bahwa metode terbaik untuk meramalkan harga besi beton adalah Fungsi Transfer dengan RMSEP sebesar 66,917 dan MAPEP 10,820%.

Kata Kunci : ARDL, Besi Beton, Fungsi Transfer, SVR

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

**REBAR PRICE FORECAST USING TRANSFER
FUNCTION, AUTOREGRESSIVE DISTRIBUTED LAG
(ARDL), AND SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR)**

Name : Siti Halimah Sa'diyah
Student Number : 062114 4000 0005
Department : Statistics
Supervisor : Imam Safawi Ahmad, S.Si, M.Si
Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si, M.Si

Abstract

Infrastructure development is a government program that is now being intensified as a form of economic equity in all lines. It also contributes to the construction companies, one of those is PT Wijaya Karya (Persero) Tbk. Rebar is one of the strategic materials needed in the building process, therefore PT Wijaya Karya (Persero) Tbk seeks to forecast the rebar price. This study aims to obtain forecasting of rebar price based on the best method of Transfer Function, Autoregressive Distributed Lag (ARDL), Transfer Function-SVR, and ARDL-SVR with input variable used is billet price. The data used in this research are billet price and rebar price from March 2013 until February 2018. Based on the analysis it is found that the best method to predict the rebar price is Transfer Function with the value of RMSEP 66,917 and MAPEP 10,820%.

Keywords: *ARDL, Rebar, SVR, Transfer Function*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan atas rahmat dan hidayah yang diberikan Allah SWT sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir yang berjudul **“Peramalan Harga Besi Beton Menggunakan Fungsi Transfer, *Autoregressive Distributed Lag* (ARDL), dan *Support Vector Regression* (SVR)”** dengan lancar.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini dapat terselesaikan tidak terlepas dari bantuan dan dukungan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada :

1. Abah Djaelani atas seluruh kasih sayang dan pelajaran yang telah diberikan kepada penulis di sepanjang usianya.
2. Ibuk Siti Zuhroh, Mbak Luluk Fafziah, Mas Muhammad Lutfi Hasan, Adek Muhammad Alwi Husein beserta keluarga besar atas doa, kasih sayang, nasehat, dan segala bentuk dukungan yang telah diberikan kepada penulis.
3. Imam Safawi Ahmad, S.Si, M.Si dan Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si, M.Si selaku dosen pembimbing Tugas Akhir yang telah meluangkan waktu dan dengan sabar memberikan bimbingan, saran, dukungan serta motivasi selama penyusunan Tugas Akhir.
4. Dr. Suhartono selaku dosen penguji dan Ketua Departemen Statistika yang telah banyak memberi masukan kepada penulis.
5. Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si selaku dosen penguji yang telah banyak memberi masukan kepada penulis.
6. Dr. Sutikno, M.Si selaku Ketua Program Studi Sarjana yang telah memberikan fasilitas, sarana, dan prasarana.
7. Drs. Haryono, M.SIE dan M. Sjahid Akbar, S.Si, M.Si selaku dosen wali yang telah banyak memberikan saran dan arahan dalam proses belajar di Departemen Statistika.
8. Mas Gilang Ramadhan, ST, MBA, CPSLog selaku pembimbing Kerja Praktik di PT Wijaya Karya (Persero) Tbk atas dukungan, bimbingan, serta saran untuk penyusunan Tugas Akhir.

9. Teman-teman Statistika ITS angkatan 2014 yang telah memberikan hangatnya sebuah kebersamaan selama empat tahun ini.
10. Teman-teman beserta karyawan Koperasi Mahasiswa dr. Angka ITS, khususnya pengurus Kabinet Romansa Altruistis, yang selama masa perkuliahan ini telah memberikan banyak pembelajaran serta indahnya kebersamaan kepada penulis.
11. Semua pihak yang turut memberikan dukungan baik moril maupun materiil yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Besar harapan penulis untuk mendapatkan kritik dan saran yang membangun sehingga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak yang terkait.

Surabaya, Juli 2018

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
TITLE PAGE	iii
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xix
PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Tujuan Penelitian.....	5
1.4 Manfaat.....	5
1.5 Batasan Masalah.....	6
TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 <i>Time Series Anlaysia</i>	7
2.2 <i>Autocorrelation Function (ACF)</i>	8
2.3 <i>Partial Autocorrelation Function (PACF)</i>	9
2.4 <i>Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)</i> ...	9
2.5 Fungsi Transfer.....	13
2.6 <i>Autoregressive Distributed Lag</i>	17
2.7 <i>Support Vector Regression (SVR)</i>	19
2.8 Kriteria Model Terbaik.....	22
2.9 PT. Wijaya Karya (Persero) Tbk	23
METODOLOGI PENELITIAN	25
3.1 Sumber Data	25
3.2 Variabel Penelitian	25
3.3 Langkah Analisis	25
3.4 Diagram Alir.....	29
ANALISIS DAN PEMBAHASAN	31
4.1 Karakteristik Data Harga Billet dan Besi Beton.....	31

4.2	Pemodelan Harga Besi Beton Menggunakan Fungsi Transfer.....	35
4.3	Pemodelan Harga Besi Beton Menggunakan ARDL	55
4.4	Pemodelan Harga Besi Beton Menggunakan SVR.....	59
4.4.1	Pemodelan Harga Besi Beton Menggunakan Fungsi Transfer-SVR	59
4.4.2	Pemodelan Harga Besi Beton Menggunakan ARDL-SVR.....	62
4.5	Peramalan Harga Besi Beton	65
	KESIMPULAN DAN SARAN	69
5.1	Kesimpulan.....	69
5.2	Saran	70
	DAFTAR PUSTAKA	71
	LAMPIRAN	75
	BIODATA PENULIS	89

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Penghitungan <i>Error</i> pada SVR	21
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian	29
Gambar 4.1 <i>Time Series Plot</i> (a) Harga Billet dan (b) Harga Besi Beton	31
Gambar 4.2 Gabungan <i>Time Series Plot</i> Harga Billet dan Harga Besi Beton	32
Gambar 4.3 <i>Time Series Plot</i> (a) Harga Billet dan (b) Harga Besi Beton untuk <i>Trend</i> Turun dan <i>Trend</i> Naik...33	33
Gambar 4.4 Box Plot (a) Harga Billet dan (b) Harga Besi Beton	34
Gambar 4.5 Pembagian Data <i>in sample</i> dan <i>out sample</i> pada (a) Harga Billet dan (b) Harga Besi Beton	35
Gambar 4.6 Data <i>in sample</i> Harga Billet	36
Gambar 4.7 Plot Box-Cox Data Harga Billet	36
Gambar 4.8 Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Harga Billet	37
Gambar 4.9 Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Harga Billet Setelah <i>Differencing</i>	37
Gambar 4.10 Plot CCF Data Harga Besi Beton dengan Harga Billet.....	43
Gambar 4.11 Plot (a) ACF dan (b) PACF Residual Model Transfer	44
Gambar 4.12 Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Harga Billet Setelah Transformasi.....	45
Gambar 4.13 Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Harga Billet Setelah <i>Differencing</i>	46
Gambar 4.14 Plot CCF Data Harga Besi Beton dengan Harga Billet.....	49
Gambar 4.15 Plot (a) ACF dan (b) PACF Residual Model Transfer	50

Gambar 4.16	Perbandingan Model Fungsi Transfer Data Aktual dengan Hasil Ramalan <i>In-sample</i> dan <i>Out-sample</i> Harga Billet dan Besi Beton	54
Gambar 4.17	Plot (a) ACF dan (b) PACF dari Model ARDL Sementara	56
Gambar 4.18	Plot (a) ACF dan (b) PACF dari Model ARDL ...	57
Gambar 4.19	Uji Normalitas Residual Model ARDL.....	58
Gambar 4.20	Perbandingan Model ARDL Data Aktual dengan Hasil Ramalan <i>In-sample</i> dan <i>Out-sample</i> Harga Billet dan Besi Beton.....	58
Gambar 4.21	<i>Scatter Plot</i> antara Y_t dengan $X_t, X_{t-1}, X_{t-7}, X_{t-8},$ $Y_{t-1}, Y_{t-7},$ dan Y_{t-8}	60
Gambar 4.22	Perbandingan Model Fungsi Transfer-SVR Data Aktual dengan Hasil Ramalan <i>In-sample</i> dan <i>Out-sample</i> Harga Besi Beton	62
Gambar 4.23	<i>Scatter Plot</i> antara Y_t dengan $X_t,$ dan Y_{t-1}	63
Gambar 4.24	Perbandingan Model ARDL-SVR Data Aktual dengan Hasil Ramalan <i>In-sample</i> dan <i>Out-</i> <i>sample</i> Harga Besi Beton	65
Gambar 4.25	Perbandingan Hasil <i>Out Sample</i>	66
Gambar 4.26	Ramalan Harga Besi Beton	67

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Transformasi Box-Cox	8
Tabel 2.2 Identifikasi Model ARIMA	10
Tabel 2.3 Fungsi Transfer untuk $r = 0$	16
Tabel 2.4 Fungsi Transfer untuk $r = 1$	16
Tabel 2.5 Fungsi Transfer untuk $r = 2$	17
Tabel 3.1 Struktur Data yang Digunakan	25
Tabel 4.1 Karakteristik Data Harga Billet dan Besi Beton.....	32
Tabel 4.2 Karakteristik Data Harga Billet dan Besi Beton untuk <i>Trend</i> Naik dan <i>Trend</i> Turun.....	33
Tabel 4.3 Karakteristik Data Harga Billet dan Besi Beton per Bulan	34
Tabel 4.4 Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA ..	38
Tabel 4.5 Pengujian Asumsi Residual Model ARIMA	40
Tabel 4.6 Kriteria Keabakan Model Deret <i>Input</i>	42
Tabel 4.7 Pengujian Signifikansi Parameter Model Fungsi Transfer	43
Tabel 4.8 Pengujian Asumsi Residual Model Fungsi Transfer	44
Tabel 4.9 Pengujian Uji <i>White Noise</i> CCF Residual Model Fungsi Transfer dengan Deret <i>Input</i>	44
Tabel 4.10 Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA ..	46
Tabel 4.11 Pengujian Asumsi Residual Model ARIMA	47
Tabel 4.12 Kriteria Keabakan Model Deret <i>Input</i>	48
Tabel 4.13 Pengujian Asumsi Residual Model Fungsi Transfer	49
Tabel 4.14 Pengujian Signifikansi Parameter Model dengan Menyertakan Deret <i>Noise</i>	50
Tabel 4.15 Pengujian Asumsi Residual Model Fungsi Transfer dengan Menyertakan Deret <i>Noise</i>	51

Tabel 4.16	Pengujian Uji <i>White Noise</i> CCF Residual Model Fungsi Transfer dengan Menyertakan Deret <i>Noise</i> .52
Tabel 4.17	Pengujian Signifikansi Parameter Model tanpa Menyertakan Deret <i>Noise</i>52
Tabel 4.18	Pengujian Uji <i>White Noise</i> CCF Residual Model Fungsi Transfer Tanpa Menyertakan Deret <i>Noise</i> ...53
Tabel 4.19	Kriteria Keباikan Model Fungsi Transfer.....53
Tabel 4.20	Hasil Pemodelan Antara Y_t dengan X_t55
Tabel 4.21	Hasil Pemodelan Antara Y_t dengan X_t dan X_{t-1}55
Tabel 4.22	Hasil Pemodelan Antara Y_t dengan X_t dan Y_{t-1}56
Tabel 4.23	Hasil Pemodelan Antara Y_t dengan X_t , Y_{t-1} , dan Y_{t-2}56
Tabel 4.24	Kriteria Keباikan Model ARDL59
Tabel 4.25	Hasil Pemodelan Iterasi Pertama Harga Besi Beton Menggunakan Metode Fungsi Transfer-SVR.....61
Tabel 4.26	Hasil Pemodelan Iterasi Kedua Harga Besi Beton Menggunakan Metode Fungsi Transfer-SVR.....61
Tabel 4.27	Hasil Pemodelan Iterasi Pertama Harga Besi Beton Menggunakan Metode ARDL-SVR64
Tabel 4.28	Hasil Pemodelan Iterasi Kedua Harga Besi Beton Menggunakan Metode ARDL-SVR64
Tabel 4.29	Pemilihan Model Terbaik66
Tabel 4.30	Ramalan Harga Besi Beton.....67

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. Data Harga Billet dan Besi Beton	75
Lampiran 2. <i>Output</i> Statistika Deskriptif Harga Billet dan Harga Besi Beton.....	76
Lampiran 3. <i>Output</i> Hubungan antara Harga Billet dengan Harga Besi Beton.....	78
Lampiran 4. Syntax SAS untuk Model ARIMA Harga Billet	79
Lampiran 5. <i>Output</i> SAS untuk Model ARIMA Harga Billet	80
Lampiran 6. Syntax SAS untuk Model Fungsi Transfer Harga Besi Beton.....	81
Lampiran 7. <i>Output</i> SAS untuk Model Fungsi Transfer Harga Besi Beton.....	82
Lampiran 8. <i>Output</i> Model ARDL.....	84
Lampiran 9. <i>Syntax</i> R untuk Model FT-SVR.....	86
Lampiran 10. <i>Syntax</i> R untuk Model ARDL-SVR.....	87
Lampiran 11. Surat Pernyataan Data Sekunder.....	88

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pemerintah terus melakukan pembangunan infrastuktur di seluruh wilayah negeri dengan tujuan sebagai bentuk untuk memacu pertumbuhan ekonomi dan mengurangi kesenjangan pembangunan antar wilayah. Bahlil Lahadalia selaku Ketua Umum Himpunan Pengusaha Muda Indonesia (HIPMI) menyatakan bahwa perekonomian sebuah negara bisa tumbuh karena ditopang oleh infrastruktur (Novalius, 2017). Dalam draft Nota Keuangan RAPBN 2018 yang diperoleh CNNIndonesia.com disebutkan besaran anggaran infrastruktur diperkirakan mencapai Rp 409 triliun yang terdiri dari infrastruktur ekonomi sebesar Rp 395,1 triliun, infrastruktur sosial Rp 9 triliun, dan dukungan infrastruktur Rp 4,9 triliun. Pembangunan infrastruktur terus digencarkan, terutama untuk wilayah-wilayah di luar Pulau Jawa (Agustiyanti, 2017). Target pemerintah dalam pembangunan infrastruktur pada periode 2014 hingga 2019 antara lain 1.000 km pembangunan jalan tol, 2.650 km pembangunan jalan baru, 30 km pembangunan jembatan baru, 65 pembangunan bendungan, dan 15 bandara.

Beberapa material bangunan yang diperlukan untuk menyelesaikan pembangunan suatu infrastruktur antara lain pasir, batu, batako, semen, *readymix*, kayu, aluminium, baja, dan besi beton. Besi beton merupakan besi yang digunakan untuk penulangan konstruksi beton atau lebih populer disebut sebagai beton bertulang. Besi beton tulangan pada dasarnya terdiri dari dua bentuk, yaitu besi beton polos polos (*plain bar*) dan besi beton ulir (*deformed bar*). Besi beton polos memiliki penampang bundar dengan permukaan licin atau tidak bersirip, sedangkan besi beton ulir memiliki bentuk permukaan berupa sirip melintang atau rusuk memanjang dengan pola tertentu. Bahan baku besi beton adalah billet, yang merupakan balok baja berukuran 100×100 mm, 110×110 mm, dan 120×120 mm dengan panjang masing-masing 170 mm, sedangkan untuk bahan baku dari billet adalah *iron ore*,

scrap, *pig iron*, serta beberapa bahan penolong seperti kokas, grafit, dan *ferro alloys* yang dilebur. Bahan penolong tersebut digunakan untuk mendapatkan unsur karbon, silikon, dan mangan yang mempengaruhi kualitas besi beton (Permata, 2018).

Harga besi beton di Indonesia masih rentan terhadap perubahan nilai tukar rupiah terhadap dollar. Menurut Direktur Jenderal Kerja Sama Industri Internasional Kementerian Perindustrian, Agus Tjahajana Wirakusumah, hal ini dikarenakan material bahan baku industri besi beton di dalam negeri sebagian besar harus impor (Kemenperin, 2014). Bahkan *scrap* sebagai salah satu unsur bahan pembuatan besi beton juga harus impor. *Scrap* mewakili lebih dari 70% dari biaya produksi billet dan lebih dari 60% dari total biaya besi beton.

PT. Wijaya Karya (Persero) Tbk atau yang biasa disebut dengan WIKA merupakan salah satu BUMN yang bergerak di bidang konstruksi. WIKA memiliki beberapa anak perusahaan yang tergabung dalam WIKA Group. Pada periode 2018 WIKA Group mengelola lebih dari seratus proyek yang dijalankan tidak hanya di Indonesia, melainkan juga di beberapa negara lainnya seperti Timor Leste, Saudi Arabia, dan Algeria. Beberapa proyek yang dikelola tersebut antara lain berupa jembatan, LRT, bendungan, jalan tol, dermaga, rumah susun, apartemen, dan pembangunan rel kereta api. Kebutuhan besi beton WIKA Group pada periode 2018 mencapai 302.625.129 kg dengan pembagian 191.440.294 kg untuk proyek-proyek yang dijalankan oleh WIKA Holding dan 111.184.835 kg untuk proyek-proyek yang dijalankan oleh anak perusahaan. Kebutuhan besi beton dalam menjalankan proyek pada satu periode yang mencapai angka tersebut merupakan suatu pencapaian tertinggi bagi perusahaan konstruksi di Indonesia. Untuk memenuhi kebutuhan tersebut, Biro *Supply Chain Management* menetapkan kebijakan untuk menambahkan *supplier* besi beton. *Supply Chain Management* merupakan salah satu biro di PT. Wijaya Karya (Persero) Tbk yang berada di bawah naungan Departemen Pengembangan Sistem. Sebagai biro yang bertanggung jawab dalam hal pengadaan, *Supply Chain*

Management bertugas dalam memilih *supplier* dalam rangka memenuhi kebutuhan material-material yang diperlukan dalam pengerjaan proyek. Selain itu, *Supply Chain Management* juga berfungsi dalam hal evaluasi kinerja *supplier*, memonitor *supply risk*, serta membina hubungan dengan *supplier* (Pujawan & Er, 2017, hal. 10). Terciptanya hubungan yang baik antara PT. Wijaya Karya (Persero) Tbk dengan *supplier* akan memberikan keuntungan bagi kedua belah pihak. Sebelumnya PT. Wijaya Karya (Persero) Tbk hanya mempunyai satu *supplier* untuk memenuhi kebutuhan besi beton, yakni PT. The Master Steel Mfg, namun pada Februari 2018 dilakukan penambahan dua *supplier* dikarenakan tingginya kebutuhan besi beton. Kedua *supplier* tersebut adalah PT. Jakarta Cakratunggal Steel Mills dan PT. Hanil Jaya Steel.

Sebelumnya, pihak *Supply Chain Management* sudah pernah melakukan peramalan harga besi beton menggunakan model regresi linier dengan harga billet sebagai variabel prediktornya. Untuk peramalan harga billet dihitung berdasarkan rata-rata kenaikan harga billet tiap bulannya. Pada penelitian ini digunakan metode Fungsi Transfer, *Autoregressive Distributed Lag Model* (ARDL), dan *Support Vector Regression* (SVR) untuk memodelkan harga besi beton. Setelah didapatkan model dari masing-masing metode untuk selanjutnya akan dilakukan peramalan harga besi beton berdasarkan metode terbaik. Variabel *input* yang digunakan adalah harga billet selaku bahan baku dari besi beton. Fungsi Transfer dan ARDL merupakan metode yang dapat digunakan untuk merekonstruksi pola data harga besi beton dengan memasukkan pengaruh nilai masa lalu dari variabel harga besi beton serta nilai masa kini dan masa lalu dari variabel harga billet, sedangkan SVR merupakan suatu model dan pengembangan dari SVM untuk pemodelan regresi dan *time series*. Tujuan dari SVR adalah untuk menemukan sebuah fungsi sebagai suatu *hyperplane* berupa fungsi regresi yang sesuai dengan semua *input* data dan membuat residual sekecil mungkin. Hasil dari penelitian ini diharapkan mampu memberikan informasi kepada Biro *Supply*

Chain Management untuk mengetahui harga besi beton sehingga dapat digunakan sebagai acuan untuk menetapkan kesepakatan harga dengan *supplier*.

Penelitian sebelumnya dengan menggunakan metode Fungsi Transfer pernah dilakukan oleh Anithakumari dan Arumugam (2013) mengenai peramalan penjualan karet di India dengan memasukkan variabel produksi karet sebagai variabel prediktornya. Pada penelitian ini didapatkan bahwa penggunaan Fungsi Transfer menghasilkan kualitas prediksi yang jauh lebih baik ketika dibandingkan dengan model standar *time series* lainnya ketika suatu deret *output* dipengaruhi oleh deret *input*. Penelitian sebelumnya mengenai penerapan ARDL dilakukan oleh Abdullahi, Adamu, dan Aliero (2013) untuk meneliti hubungan antara kredit sektor swasta dan pertumbuhan ekonomi di Nigeria. Pada penelitian ini didapatkan bahwa terdapat hubungan jangka panjang antara kredit sektor swasta dan pertumbuhan ekonomi, ketika kredit sektor swasta digunakan sebagai variabel *output*. Namun, hasil kausalitas menunjukkan bahwa tidak ada hubungan kausal antara sektor swasta dan pertumbuhan ekonomi di Nigeria. Berdasarkan hasil dari penelitian ini akhirnya diberikan rekomendasi untuk melakukan pinjaman investasi jangka panjang kepada sektor swasta yang produktif. Penelitian sebelumnya dengan menggunakan metode SVR pernah dilakukan Abuella dan Chowdhury (2016) mengenai peramalan tenaga surya secara bergulir selama 24 jam ke depan selama satu tahun penuh. Variabel prediktor yang digunakan berupa dua belas variabel cuaca dan variabel baru diekstraksi. Hasil peramalan dengan menggunakan SVR untuk selanjutnya dibandingkan dengan jaringan saraf tiruan, dan model regresi linier berganda. Berdasarkan nilai RMSE didapatkan bahwa dengan menggunakan jaringan saraf tiruan didapatkan hasil peramalan yang paling akurat, diikuti dengan SVR dan model regresi linier berganda. Namun SVR memiliki keuntungan yang tidak dapat ditampilkan secara ilustratif bahwa SVR lebih kuat dibandingkan jaringan saraf tiruan karena SVR tidak mengalami masalah minima lokal, selain itu juga SVR

memiliki kelebihan dalam mengatasi masalah *overfitting*. Berdasarkan perbandingan hasil peramalan dari ketiga metode tersebut didapatkan bahwa model SVR lebih akurat dibandingkan dengan model regresi linier sederhana dan pada saat yang sama lebih kuat jika dibandingkan dengan jaringan saraf tiruan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, berikut merupakan rumusan masalah yang akan dibahas dalam penelitian ini:

1. Bagaimana karakteristik harga billet dan harga besi beton?
2. Bagaimana model Fungsi Transfer, ARDL, Fungsi Transfer-SVR, dan ARDL-SVR yang sesuai untuk meramalkan harga besi beton?
3. Bagaimana hasil ramalan harga besi beton dengan menggunakan model terbaik?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, maka tujuan yang ingin didapatkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui karakteristik harga billet dan harga besi beton.
2. Mendapatkan model Fungsi Transfer, ARDL, Fungsi Transfer-SVR, dan ARDL-SVR yang sesuai untuk meramalkan harga besi beton.
3. Mendapatkan hasil ramalan harga besi beton dengan menggunakan model terbaik.

1.4 Manfaat

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Manfaat untuk PT. Wijaya Karya (Persero) Tbk
Hasil dari analisis dan pemodelan dalam penelitian ini dapat digunakan sebagai informasi bagi PT. Wijaya Karya (Persero) Tbk khususnya Biro *Supply Chain Management* untuk mengetahui harga besi beton sehingga dapat digunakan sebagai acuan untuk menetapkan kesepakatan harga dengan

supplier. Selain itu, hasil ramalan harga besi beton dapat dimanfaatkan oleh bagian pengadaan dari WIKA Holding dan anak perusahaan dalam membuat Rencana Anggaran Biaya untuk proyek-proyek yang akan dijalankan.

2. Manfaat untuk Bidang Keilmuan

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi dan pengetahuan mengenai penerapan metode Fungsi Transfer, ARDL, dan SVR untuk memodelkan harga besi beton sehingga dapat dijadikan referensi untuk penelitian selanjutnya.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Variabel *input* yang digunakan merupakan data harga billet.
2. Data yang digunakan merupakan data bulanan pada periode Maret 2013 hingga Februari 2018.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas mengenai *Time Series Analysis*, ACF dan PACF, ARIMA, Fungsi Transfer, *Autoregressive Distributed Lag* (ARDL), *Support Vector Regression* (SVR), kriteria model terbaik, serta gambaran umum mengenai PT Wijaya Karya (Persero) Tbk.

2.1 *Time Series Analysis*

Time series merupakan himpunan pengamatan yang diambil secara berurutan berdasarkan waktu (Wei, 2006, hal. 1). Metode peramalan menggunakan *time series* dilakukan berdasarkan data masa lalu dari suatu variabel dan residual masa lalu. Tujuan dari metode peramalan ini adalah untuk menemukan pola data *time series* dan mengekstrapolasikan pola tersebut ke masa depan.

Suatu deret *time series* dikatakan sebagai deret yang stasioner jika sifat statistiknya bebas dari waktu periode selama pengamatan atau jika satu deret memiliki rata-rata dan varians yang bernilai konstan. Dengan memandang Z_1, Z_2, \dots, Z_n sebagai suatu proses stokastik, maka variabel random $Z_{t1}, Z_{t2}, \dots, Z_{tm}$ dikatakan stasioner apabila:

$$F(Z_{t1}, Z_{t2}, \dots, Z_{tm}) = F(Z_{t1+k}, Z_{t2+k}, \dots, Z_{tm+k}) \quad (2.1)$$

Apabila deret *time series* bersifat non-stasioner maka harus distasionerkan terlebih dahulu. Untuk menstasionerkan varians dari suatu deret *time series* maka perlu dilakukan transformasi. Transformasi yang sering dilakukan adalah transformasi *Box-Cox* yang dirumuskan sebagai berikut (Wei, 2006, hal. 85):

$$T(Z_t) = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}, \text{ untuk } \lambda \neq 0 \quad (2.2)$$

dengan λ adalah parameter transformasi. Nilai λ yang biasa digunakan disajikan dalam tabel berikut.

Tabel 2.1 Transformasi Box-Cox

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

Sedangkan cara yang digunakan untuk mengatasi ketidakstasioneran dalam rata-rata adalah dengan melakukan *differencing*, yaitu proses membuat perbedaan antara pengamatan pada suatu periode dengan pengamatan pada periode yang lain secara berurutan. *Differencing* orde d pada data *time series* dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$W_t = (1 - B)^d Z_t \quad (2.3)$$

dengan:

W_t = *Differencing* orde ke- d

B = *Backshift Operator*

Z_t = Data pengamatan ke- t

2.2 Autocorrelation Function (ACF)

Untuk suatu proses yang stasioner $\{Z_t\}$ dengan rata-rata $E(Z_t) = \mu$ dan varians $Var(Z_t) = E(Z_t - \mu)^2 = \sigma^2$ yang bernilai konstan, kovarians antara Z_t dan Z_{t+k} dapat dituliskan sebagai γ_k .

$$\gamma_k = Cov(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu) \quad (2.4)$$

Sedangkan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} atau yang disebut sebagai *autocorrelation function* (ACF) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\rho_k = \frac{\text{Cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{Var}(Z_t)}\sqrt{\text{Var}(Z_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (2.5)$$

dengan $\text{Var}(Z_t) = \text{Var}(Z_{t+k}) = \gamma_0$ (Wei, 2006, hal. 10).

2.3 Partial Autocorrelation Function (PACF)

Partial autocorrelation function (PACF) digunakan untuk melihat korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} dengan menghilangkan dependensi linier dari variabel $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k-1}$. *Partial autocorrelation function* antara Z_t dan Z_{t+k} dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006, hal. 11):

$$\phi_{kk} = \text{corr}(Z_t, Z_{t+k} \mid Z_{t+1}, \dots, Z_{t+k-1}) \quad (2.6)$$

2.4 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA merupakan gabungan antara model AR dan MA yang telah dilakukan *differencing* orde d . Model ARIMA bisa digunakan pada data musiman maupun non musiman. Secara sistematis model ARIMA (p,d,q) dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006, hal. 72):

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B)a_t \quad (2.7)$$

dengan:

$\phi_p(B)$ = komponen AR non musiman dengan orde p

$\theta_q(B)$ = komponen MA non musiman dengan orde q

$(1-B)^d$ = *differencing* non musiman dengan orde d

Z_t = pengamatan pada waktu ke- t

a_t = residual pada waktu ke- t

Apabila data mengandung pola musiman s dengan *differencing* orde D dinotasikan sebagai ARIMA $(P,D,Q)^s$. Secara umum model ARIMA musiman dapat ditulis sebagai berikut:

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_p(B)\Theta_Q(B^s)a_t \quad (2.8)$$

dengan:

$\Phi_p(B^s)$ = komponen AR musiman dengan orde P

$\Theta_Q(B^s)$ = komponen MA musiman dengan orde Q

$(1-B^s)^D$ = *differencing* musiman dengan orde D

Z_t = pengamatan pada waktu ke- t

a_t = residual pada waktu ke- t

Nilai $p, d, q, P, D,$ dan Q dari model ARIMA dapat dilihat dari plot ACF dan PACF yang telah stasioner. Berikut merupakan bentuk ACF dan PACF untuk mengidentifikasi model ARIMA (Wei, 2006, hal. 109).

Tabel 2.2 Identifikasi Model ARIMA

Model	ACF	PACF
AR(p)	Turun cepat secara eksponensial (<i>dies down</i>)	Terpotong setelah <i>lag</i> ke- p
MA(q)	Terpotong setelah <i>lag</i> ke- q	Turun cepat secara eksponensial (<i>dies down</i>)
ARMA(p,q)	Turun cepat setelah <i>lag</i> ($q-p$)	Turun cepat setelah <i>lag</i> ($p-q$)

Tahapan selanjutnya setelah didapatkan beberapa kemungkinan orde ARIMA (p,d,q) adalah melakukan estimasi parameter. Estimasi parameter bertujuan untuk mendapatkan nilai dari setiap parameter pada model ARIMA. Salah satu metode estimasi parameter yang sering digunakan adalah *Maximum*

Likelihood Estimation (MLE). Untuk dapat menerapkan teknik MLE terlebih dahulu harus dibuat asumsi tentang bentuk fungsi probabilitas dari data yang teramati. Asumsi yang paling sering digunakan dalam praktik adalah bahwa observasi-observasi itu berasal dari distribusi normal multivariat. Dalam hal ini, diasumsikan bahwa residual a_t berdistribusi normal. Fungsi kepadatan probabilitas suatu residual a_t adalah

$$f(a_t | \sigma_a^2) = (2\pi\sigma_a^2)^{-1/2} \exp\left(-\frac{a_t^2}{2\sigma_a^2}\right) \quad (2.9)$$

Karena residual independen, maka distribusi bersamanya untuk a_1, a_2, \dots, a_n adalah

$$f(a_1, \dots, a_n | \sigma_a^2) = (2\pi\sigma_a^2)^{-n/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_a^2} \sum_{t=1}^n a_t^2\right) \quad (2.10)$$

Dapat dicatat bahwa tiap a_t dapat dinyatakan dalam bentuk observasi Z , parameter-parameter ϕ , θ , dan σ_a^2 , serta residual-residual sebelumnya, yakni:

$$a_t = Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \dots - \phi_p Z_{t-p} - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.11)$$

Persamaan (2.11) dapat dipandang sebagai hubungan berulang antara a_t yang berurutan, jika diketahui parameter-parameter dan observasi Z_t . Akibatnya, nilai setiap a_t dapat dihitung sebagai fungsi parameter dan observasi.

Selanjutnya dengan mensubstitusikan persamaan (2.11) ke dalam (2.10) akan diperoleh fungsi kepadatan bersama Z sebagai

$$\begin{aligned} f(Z | \phi, \theta, \sigma_a^2) &= (2\pi\sigma_a^2)^{-n/2} \\ &\times \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_a^2} \sum_{t=1}^n (Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \dots - \phi_p Z_{t-p} - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q})^2\right) \end{aligned} \quad (2.12)$$

Maka fungsi *likelihood* untuk parameter-parameternya jika diketahui data observasi adalah

$$L(\phi, \theta, \sigma_a^2 | Z) = (2\pi\sigma_a^2)^{-n/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_a^2} S(\phi, \theta)\right) \quad (2.13)$$

dengan:

$$S(\phi, \theta) = \sum_{i=1}^n (Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \dots - \phi_p Z_{t-p} - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q})^2 \quad (2.14)$$

Fungsi *log-likelihood* dari persamaan (2.13) didapatkan sebagai berikut:

$$l(\phi, \theta, \sigma_a^2 | Z) = -\frac{n}{2} \log 2\pi - \frac{n}{2} \log \sigma_a^2 - \frac{1}{2\sigma_a^2} S(\phi, \theta) \quad (2.15)$$

Parameter-parameter ϕ dan θ hanya masuk dalam bagian jumlah kuadrat fungsi *likelihood*-nya, dengan demikian untuk memaksimumkan *likelihood* hanya perlu meminimumkan fungsi jumlah kuadrat untuk seluruh nilai parameter-parameter tersebut. Setelah taksiran *maximum likelihood* parameter-parameter tersebut diperoleh, dapat ditunjukkan bahwa taksiran *maximum likelihood* untuk σ_a^2 adalah

$$\hat{\sigma}_a^2 = \frac{S(\hat{\phi}, \hat{\theta})}{n} \quad (2.16)$$

Langkah selanjutnya adalah melakukan pemeriksaan terhadap kesesuaian model. Pengujian untuk kesesuaian model ARIMA terdiri dari pemeriksaan *white noise* dan uji kenormalan dari residual.

1. *White Noise*

Residual dari suatu model dikatakan *white noise* apabila residual saling independen. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian *white noise* adalah sebagai berikut (Wei, 2006, hal. 153):

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$$

H_1 : minimal ada satu $\rho_i \neq 0$, dengan $i = 1, 2, \dots, k$

Statistik uji yang digunakan adalah *Ljung Box* dengan rumus sebagai berikut:

$$Q = n(n+2) \sum_{i=1}^k \frac{\hat{\rho}_i^2}{(n-i)} \quad (2.17)$$

Keputusan yang didapatkan adalah tolak H_0 apabila nilai statistik uji $Q > \chi_{\alpha, (k-m)}^2$, dengan m adalah jumlah orde dari model ARMA ($m = p + q$).

2. Distribusi Normal

Untuk mengetahui apakah residual dari model telah memenuhi distribusi normal dapat digunakan uji *Kolmogorov Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Statistik uji yang digunakan adalah D_{hitung} dengan rumus sebagai berikut:

$$D_{hitung} = \sup_x |S(a_t) - F_0(a_t)| \quad (2.18)$$

dengan:

$S(a_t)$ = Fungsi distribusi kumulatif sampel atau empiris.

$F_0(a_t)$ = Fungsi distribusi kumulatif yang dihipotesiskan.

Untuk selanjutnya nilai dari D_{hitung} dibandingkan dengan nilai $D_{\alpha, n}$ pada tabel *Kolmogorov-Smirnov*. Keputusan yang didapatkan adalah tolak H_0 apabila $D_{hitung} > D_{\alpha, n}$.

2.5 Fungsi Transfer

Fungsi transfer merupakan salah satu metode yang digunakan sebagai alternatif untuk menyelesaikan permasalahan apabila terdapat lebih dari satu deret *time series*. Metode fungsi transfer merupakan suatu metode yang digunakan untuk meramal nilai dari

suatu deret *time series* yang disebut sebagai deret *output* (y_t) dengan didasarkan pada nilai-nilai masa lalu dari deret itu sendiri dan juga pada satu atau lebih deret *time series* yang berhubungan dengan deret *output* tersebut, dalam hal ini disebut sebagai deret *input* (x_t).

Tujuan dari pemodelan fungsi transfer adalah untuk mengidentifikasi dan mengestimasi fungsi transfer dan deret *noise* (n_t) berdasarkan dari informasi yang tersedia pada deret *input* dan deret *output*. Bentuk umum dari model fungsi transfer untuk single *input* adalah sebagai berikut (Wei, 2006, hal. 323):

$$y_t = v(B)x_t + n_t \quad (2.19)$$

dengan $v(B) = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)}$,

dimana:

y_t = deret *output* yang stasioner

x_t = deret *input* yang stasioner

n_t = deret *noise*

Sehingga didapatkan $y_t = \frac{\omega_s(B)B^b}{\delta_r(B)}x_t + n_t$ atau dapat dijabarkan

menjadi rumus berikut:

$$y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)}x_{t-b} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)}a_t \quad (2.20)$$

dengan:

$$\omega_s(B) = \omega_0 - \omega_1 B - \dots - \omega_s B^s$$

$$\delta_r(B) = 1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$$

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$$

Cross Correlation Function (CCF) berfungsi untuk mengukur kekuatan dan arah hubungan antara dua variabel random, dalam hal ini adalah variabel *input* (x_t) dan variabel *output* (y_t), dimana masing-masing variabel merupakan deret *univariate* yang stasioner. *Cross Covariance Function* antara deret *input* dan deret *output* dapat dirumuskan sebagai berikut (Wei, 2006, hal. 326):

$$\gamma_{xy}(k) = E[(x_t - \mu_x)][(y_{t+k} - \mu_y)] \quad (2.21)$$

untuk $k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$

Setelah distandarisasi, bentuk CCF menjadi sebagai berikut:

$$\rho_{xy}(k) = \frac{\gamma_{xy}(k)}{\sigma_x \sigma_y}, \text{ dengan } k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \quad (2.22)$$

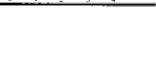
Berdasarkan CCF dapat ditentukan nilai orde (b, r, s), dimana r merupakan derajat fungsi $\delta(B)$ yang menyatakan bahwa deret *output* (y_t) berkaitan dengan nilai-nilai masa lalunya, b menyatakan bahwa periode sebelum deret *input* (x_t) mulai untuk mempengaruhi deret *output* (y_t), sedangkan nilai s menyatakan untuk berapa lama deret *output* (y_t) secara terus menerus dipengaruhi oleh nilai-nilai dari deret *input* (x_t).

Nilai b ditentukan dengan melihat *lag* yang pertama kali keluar pada CCF. Nilai s ditentukan dengan melihat jumlah *lag* yang keluar setelah *lag* yang pertama kali keluar batas pada CCF. *Lag* tersebut berpola turun cepat secara eksponensial atau berpola sinus teredam. Nilai r ditentukan dengan melihat *lag* yang keluar setelah *lag* ($b+s$). Dalam prakteknya, nilai r dan s jarang melebihi 2. Beberapa fungsi transfer diilustrasikan sebagai berikut (Wei, 2006, hal. 324):

1. Tipe 1 ($r = 0$)

Dalam hal ini, fungsi transfer hanya berisi sejumlah bobot respons impuls awal yang dimulai dengan $v_b = \omega_0$ dan berakhir pada $v_{b+s} = -\omega_s$ seperti pada Tabel 2.3.

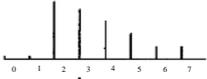
Tabel 2.3 Fungsi Transfer untuk $r = 0$

(b, r, s)	Transfer function	Typical impulse weights
$(2, 0, 0)$	$v(B)x_t = \omega_0 x_{t-2}$	
$(2, 0, 1)$	$v(B)x_t = (\omega_0 - \omega_1 B)x_{t-2}$	
$(2, 0, 2)$	$v(B)x_t = (\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2)x_{t-2}$	

2. Tipe 2 ($r = 1$)

Dalam hal ini, bobot respon impuls menunjukkan turun secara eksponensial mulai dari v_b jika $s = 0$, dari v_{b+1} jika $s = 1$, dan dari v_{b+2} $s = 2$ seperti pada Tabel 2.4.

Tabel 2.4 Fungsi Transfer untuk $r = 1$

(b, r, s)	Transfer function	Typical impulse weights
$(2, 1, 0)$	$v(B)x_t = \frac{\omega_0}{(1 - \delta_1 B)} x_{t-2}$	
$(2, 1, 1)$	$v(B)x_t = \frac{(\omega_0 - \omega_1 B)}{(1 - \delta_1 B)} x_{t-2}$	
$(2, 1, 2)$	$v(B)x_t = \frac{(\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2)}{(1 - \delta_1 B)} x_{t-2}$	

3. Tipe 3 ($r = 2$)

Dalam hal ini bobot respon impuls menunjukkan gelombang eksponensial atau gelombang sinus teredam tergantung pada sifat akar polinomial $\delta(B) = (1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2) = 0$. Respon impuls akan menunjukkan gelombang eksponensial jika nilai $\delta_1^2 + 4\delta_2 \geq 0$, namun apabila nilai $\delta_1^2 + 4\delta_2 < 0$ maka respon impuls akan menunjukkan gelombang sinus teredam. Tabel 2.5 menggambarkan beberapa contoh dari beban impuls yang menunjukkan gelombang sinus yang teredam.

Tabel 2.5 Fungsi Transfer untuk $r = 2$

(b, r, s)	Transfer function	Typical impulse weights
$(2, 2, 0)$	$\nu(B)x_t = \frac{\omega_0}{(1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2)} x_{t-2}$	
$(2, 2, 1)$	$\nu(B)x_t = \frac{(\omega_0 - \omega_1 B)}{(1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2)} x_{t-2}$	
$(2, 2, 2)$	$\nu(B)x_t = \frac{(\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2)}{(1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2)} x_{t-2}$	

2.6 Autoregressive Distributed Lag

Dalam analisis regresi yang melibatkan data *time series*, jika model regresi tidak hanya mencakup saat ini tetapi juga nilai-nilai masa lalu (*lag*) dari variabel independen (X), maka disebut sebagai *distributed lag model*. Jika model mencakup satu atau lebih *lag* dari variabel dependen (Y) di antara variabel independennya, maka disebut *autoregressive model* (Gujarati, 2004, hal. 656). Demikian,

$$Y_t = \alpha + \beta_0 X_t + \beta_1 X_{t-1} + \beta_2 X_{t-2} + e_t \quad (2.23)$$

merupakan *distributed lag model*, sedangkan

$$Y_t = \alpha + \beta X_t + \gamma Y_{t-1} + e_t \quad (2.24)$$

adalah contoh dari *autoregressive model*. *Distributed lag model* dan *autoregressive model* dikenal sebagai model dinamis karena kedua model tersebut menggambarkan jalur waktu dari variabel dependen dalam kaitan dengan nilai *lag*-nya. *Autoregressive distributed lag model* (model ARDL) diartikan sebagai model regresi yang tidak hanya memasukkan nilai masa kini dan *lag* dari variabel X , melainkan juga *lag* dari variabel Y sebagai variabel penjelasnya. Model ARDL dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$Y_t = \alpha + \beta_0 X_t + \beta_1 X_{t-1} + \dots + \beta_p X_{t-p} + \gamma_1 Y_{t-1} + \dots + \gamma_q Y_{t-q} + e_t \quad (2.25)$$

Karena variabel independen X_t diasumsikan non stokastik, maka X_{t-1} , X_{t-2} , dan seterusnya juga dianggap non stokastik. Untuk

menentukan panjang *lag* dari variabel independen dapat digunakan pendekatan yang dikemukakan oleh Alt dan Timbergen (1949) dalam Gujarati (2004). Metode tersebut menggunakan prosedur berurutan untuk mendapatkan *lag* optimum dari model ARDL, yaitu dengan meregresikan Y_t pada X_t , kemudian meregresikan Y_t pada X_t dan X_{t-1} , kemudian diteruskan dengan meregresikan Y_t pada X_t , X_{t-1} , dan X_{t-2} dan seterusnya sampai berhenti jika koefisien regresi dari variabel *lag* tersebut mulai menjadi tidak signifikan secara statistik atau koefisien dari salah satu variabel telah berubah tanda dari positif ke negatif, atau dari negatif ke positif (Gujarati, 2004, hal. 664).

Metode yang digunakan untuk melakukan estimasi parameter pada model ARDL adalah dengan menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS). OLS merupakan metode untuk mendapatkan estimator dengan cara meminimumkan kuadrat residual. Nilai residual dari model ARDL adalah (Kutner, Nachtsheim, & Neter, 2005, hal. 241):

$$\mathbf{e} = \mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \quad (2.26)$$

dengan:

$$\mathbf{e} = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_t \end{bmatrix} \quad \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_t \end{bmatrix} \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{k1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \cdots & x_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{1t} & x_{2t} & \cdots & x_{kt} \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}$$

Selanjutnya nilai residual pada sampel dinotasikan dengan \mathbf{u} , maka:

$$\begin{aligned} \mathbf{u} &= \mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\ \mathbf{u}'\mathbf{u} &= (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})'(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \\ &= \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \mathbf{Y}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} + \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\ &= \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - 2\boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} + \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \end{aligned} \quad (2.27)$$

dimana $\mathbf{u}'\mathbf{u}$ adalah jumlah kuadrat dari residual yang akan diminimalkan. Agar didapatkan nilai $\mathbf{u}'\mathbf{u}$ minimal, maka:

$$\frac{\partial \mathbf{u}'\mathbf{u}}{\partial \boldsymbol{\beta}} = -2\mathbf{X}'\mathbf{Y} + 2\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{0} \quad (2.28)$$

sehingga,

$$\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{X}'\mathbf{Y} \quad (2.29)$$

Berdasarkan persamaan 2.29 didapatkan formulasi untuk estimasi dugaan menggunakan OLS adalah sebagai berikut:

$$\boldsymbol{\beta} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y} \quad (2.30)$$

Setelah didapatkan nilai estimasi untuk parameter model ARDL, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian signifikansi terhadap masing-masing parameter. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian parameter secara parsial adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_k = 0$$

$$H_1 : \beta_k \neq 0, \text{ untuk } k = 1, 2, \dots, p$$

Dengan statistik uji yang digunakan adalah:

$$t_{hitung} = \frac{\beta_k}{SE(\beta_k)} \quad (2.31)$$

Keputusan yang didapatkan adalah tolak H_0 apabila nilai statistik uji $|t_{hitung}| > t_{\left(\frac{\alpha}{2}, n-p\right)}$.

2.7 Support Vector Regression (SVR)

Support Vector Regression (SVR) merupakan bagian dari *Support Vector Machine (SVM)* yang diperkenalkan oleh Vapnik (1995). SVM adalah sistem pembelajaran yang menggunakan ruang hipotesis berupa fungsi-fungsi linier dalam sebuah ruang

fitur (*feature space*) berdimensi tinggi dan dilatih dengan algoritma pembelajaran yang didasarkan pada teori optimasi dengan mengimplementasikan *learning bias*. SVR merupakan metode pengembangan dari SVM untuk kasus *time series* dan regresi. Tujuan dari SVR adalah untuk menemukan sebuah fungsi $f(x)$ sebagai suatu *hyperplane* (garis pemisah) berupa fungsi regresi yang mana sesuai dengan semua *input* data dengan sebuah *error* ε dan membuat ε setipis mungkin (Smola & Scholkopf, 2004).

Fungsi dari regresi adalah untuk menemukan fungsi antara x dan y yang dalam kasus linier ditulis:

$$f(x) = wx + b \quad (2.32)$$

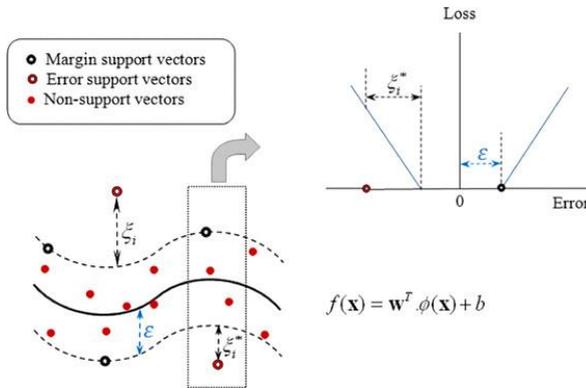
Pada kasus nonlinier, pemetaan nonlinier: $R^l \rightarrow F$, dimana F merupakan ruang fitur dari ϕ yang diperkenalkan untuk menterjemahkan kerumitan masalah regresi nonlinier pada R^l untuk sebuah masalah sederhana regresi linier pada F . Fungsi regresi setelah transformasi menjadi seperti berikut:

$$f(x) = w^T \phi(x) + b \quad (2.33)$$

Dengan w merupakan vector pembobot, $\phi(x)$ menunjukkan suatu titik di dalam *feature space* F yang merupakan hasil pemetaan x di dalam *input space*, dan b merupakan bias. Untuk mengevaluasi seberapa baik fungsi regresi, maka digunakan ε - *insensitive loss function* sebagai berikut:

$$L_\varepsilon(y_i, f(x_i)) = \begin{cases} 0; & \text{untuk } |y_i - f(x_i)| \leq \varepsilon \\ |y_i - f(x_i)| - \varepsilon; & \text{lainnya} \end{cases} \quad (2.34)$$

ε - *insensitive loss function* digunakan untuk mengukur risiko empiris, selisih target dengan hasil estimasi. Oleh karena itu parameter ε harus diatur untuk meminimalisir risiko empiris menggunakan variabel slack ξ, ξ^* yang menggambarkan simpangan dari data training di luar zona ε - *insensitive*.



Gambar 2.1 Penghitungan Error pada SVR

Konsep SVR didasarkan pada *risk minimization*, yaitu mengestimasi suatu fungsi dengan cara meminimalkan batas atas dari *generalization error*, sehingga SVR mampu mengatasi *overfitting*.

$$R(f(x)) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{C}{n} \sum_{i=1}^n L_{\epsilon}(y_i, f(x_i)) \quad (2.35)$$

C menyatakan koefisien penalti yang mendeterminasikan *trade-off* antara keempirisan dengan kesalahan generalisasi dan ϵ digunakan untuk mengontrol lebar dari zona regresi yang digunakan dalam mempelajari data. Semakin besar nilai ϵ maka estimasi regresi akan semakin datar (mendekati regresi linier). Penentuan nilai parameter C dan fungsi kernel sangat penting dalam menentukan tingkat keakuratan dari prediksi.

Beberapa metode dalam analisis *data mining* banyak menggunakan fungsi linier, namun untuk banyak kasus yang terjadi merupakan kasus yang non linier sehingga untuk mengatasinya adalah dengan cara mentransformasi data ke dalam dimensi ruang yang lebih tinggi. SVR dapat digunakan pada data nonlinier dengan menggunakan pendekatan kernel sehingga dapat dipisahkan secara linier pada *feature space* yang baru. Fungsi

kernel yang digunakan pada metode SVR di antaranya adalah sebagai berikut:

1. Linier: $\mathbf{x}^T \mathbf{x}$
2. *Radial Basis Function* (RBF): $\exp\left(-\gamma \|x_i - x_j\|^2\right)$

Gaussian radial basis function (RBF) merupakan salah satu dari sekian fungsi kernel yang sering digunakan (Hardle, Prastyo, & Hafner, 2014). Pemilihan fungsi kernel yang tepat merupakan hal yang penting karena akan menentukan *feature space*.

2.8 Kriteria Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dapat digunakan *Root Mean Square Error Prediction* (RMSEP) dan juga *Mean Absolute Percentage Error Prediction* (MAPEP). RMSEP merupakan suatu indikator kesalahan yang didasarkan pada total kuadratis dari simpangan antara hasil ramalan dengan data aktual. Sedangkan MAPEP mengindikasikan seberapa besar kesalahan dalam meramal yang dibandingkan dengan nilai aktual. Model yang baik adalah model dengan nilai RMSEP terkecil. Rumus dari RMSEP adalah sebagai berikut:

$$RMSEP = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (Z_{n+l} - Z_n(l))^2} \quad (2.36)$$

Dan rumus MAPEP adalah sebagai berikut:

$$MAPEP = \frac{1}{L} \left(\sum_{l=1}^L \frac{(Z_{n+l} - Z_n(l))}{Z_{n+l}} \times 100\% \right) \quad (2.37)$$

dengan:

- Z_{n+l} = Data aktual
- $Z_n(l)$ = Data hasil peramalan
- L = Banyaknya data *out sample*

2.9 PT. Wijaya Karya (Persero) Tbk

PT. Wijaya Karya (Persero) Tbk atau yang biasa disebut dengan WIKA merupakan salah satu BUMN yang bergerak di bidang konstruksi. WIKA memiliki beberapa anak perusahaan yang tergabung dalam WIKA Group, beberapa di antaranya adalah PT WIKA Beton Tbk, PT WIKA Industri Konstruksi, PT WIKA Gedung, PT WIKA Rekayasa Konstruksi, dan PT WIKA Realty. Pada periode 2018 WIKA Group mengelola lebih dari seratus proyek yang dijalankan tidak hanya di Indonesia, melainkan juga di beberapa negara lainnya seperti Timor Leste, Saudi Arabia, dan Algeria. Beberapa proyek yang dikelola tersebut antara lain berupa jembatan, LRT, bendungan, jalan tol, dermaga, rumah susun, apartemen, dan pembangunan rel kereta api. Kebutuhan besi beton WIKA Group pada periode 2018 mencapai 302.625.129 kg.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder. Data harga billet dan besi beton diperoleh melalui website www.metalbulletin.com dengan data harga besi beton berupa harga bulanan sedangkan data harga billet berupa rata-rata harga per bulan dari data harga mingguan. Untuk mengakses harga billet dan harga besi beton dari *website* tersebut diperlukan akun dari sebuah perusahaan, dalam hal ini akun yang digunakan adalah milik PT Wijaya Karya (Persero) Tbk. Data yang didapatkan merupakan data harga billet dan besi beton di wilayah Asia Tenggara dalam satuan USD/ton.

3.2 Variabel Penelitian

Penelitian ini menggunakan satu variabel *input* dan satu variabel *output*. Variabel *input* yang digunakan merupakan harga billet dan variabel *output* yang digunakan merupakan harga besi beton dengan satuan waktu yang digunakan adalah data harga tiap bulan. Struktur data yang digunakan pada penelitian ini disajikan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Struktur Data yang Digunakan

Waktu	Harga Billet/ton (USD)	Harga Besi Beton/ton (USD)
Maret 2013	x_1	y_1
April 2013	x_2	y_2
Mei 2013	x_3	y_3
⋮	⋮	⋮
Bulan ke- t	x_t	y_t
⋮	⋮	⋮
Februari 2018	x_n	y_n

3.3 Langkah Analisis

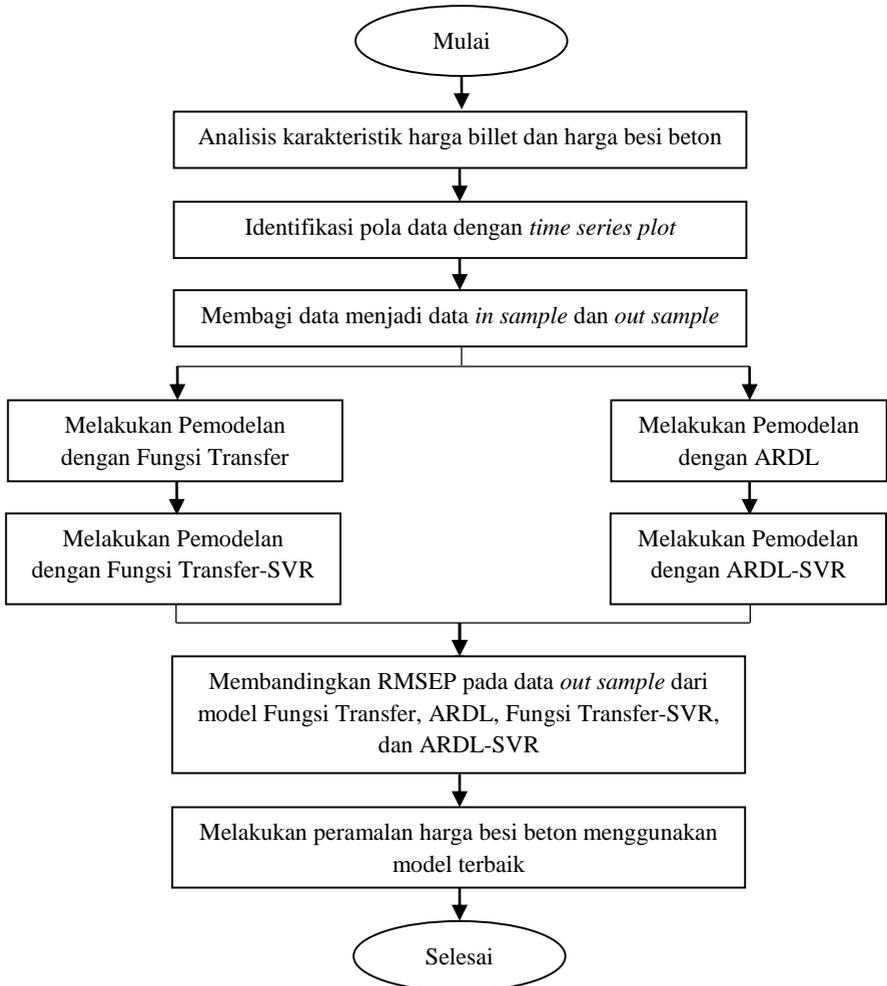
Langkah analisis yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mendeskripsikan karakteristik data harga billet dan besi beton.
2. Mengidentifikasi pola data menggunakan *time series plot*.
3. Menentukan data *in sample* dan data *out sample*. Data *in sample* yang digunakan merupakan data pada periode Maret 2013 hingga Februari 2017, sedangkan data *out sample* yang digunakan merupakan data pada periode Maret 2017 hingga Februari 2018.
4. Melakukan pemodelan harga besi beton menggunakan Fungsi Transfer dengan tahapan sebagai berikut:
 - a. Mengidentifikasi deret *input* hingga didapatkan deret yang stasioner.
 - b. Menetapkan model ARIMA dan dilakukan uji signifikansi parameter serta pengujian kesesuaian model.
 - c. Melakukan *prewhitening* pada deret *input* (α_i) kemudian melakukan *filtering* pada deret *output* (β_i) dengan menggunakan *prewhitening* dari deret *input*.
 - d. Mendapatkan *Cross Correlation Function* (CCF) antara α_i dan β_i untuk mengukur hubungan linier antara α_i dan β_{i+k} (pada *lag* ke- k).
 - e. Menentukan nilai orde (b, r, s) dari CCF dan didapatkan model awal dari fungsi transfer yang untuk selanjutnya dilakukan estimasi dan signifikansi parameter.
 - f. Menentukan model ARIMA dari deret *noise* (n_i) dan dilakukan pengujian estimasi dan signifikansi parameter residual hingga didapatkan model akhir dari fungsi transfer secara umum.
 - g. Melakukan pengujian diagnostik pada model akhir dari fungsi transfer hingga semua asumsi telah terpenuhi.
 - h. Meramalkan data *out sample* dengan menggunakan model fungsi transfer.

- f. Menghitung nilai RMSEP pada data *out sample* dari hasil peramalan pada poin (e).
7. Melakukan pemodelan harga besi beton menggunakan ARDL-SVR dengan tahapan sebagai berikut:
 - a. Menentukan komponen *support vector* untuk model ARDL-SVR berdasarkan *lag* yang signifikan pada pemodelan harga besi beton dengan menggunakan metode ARDL.
 - b. Menentukan fungsi kernel yang sesuai untuk model.
 - c. Menentukan nilai parameter kernel yang optimum dengan menggunakan metode *grid-search*.
 - d. Melakukan pemodelan ARDL-SVR menggunakan nilai parameter yang optimum.
 - e. Meramalkan data *out sample* dengan menggunakan ARDL-SVR.
 - f. Menghitung nilai RMSEP pada data *out sample* dari hasil peramalan pada poin (e).
8. Membandingkan nilai RMSEP data *out sample* dari model Fungsi Transfer, ARDL, Fungsi Transfer-SVR dan ARDL-SVR. Model terbaik merupakan model dengan nilai RMSEP yang paling kecil.
9. Melakukan peramalan harga besi beton dengan menggunakan model terbaik dari Fungsi Transfer, ARDL, Fungsi Transfer-SVR dan ARDL-SVR.

3.4 Diagram Alir

Berdasarkan langkah analisis di atas, diagram alir pada penelitian ini adalah sebagai berikut:



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

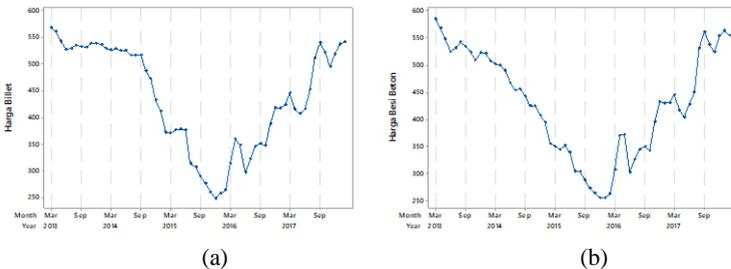
(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dilakukan analisis mengenai peramalan harga besi beton dengan menggunakan metode Fungsi Transfer, ARDL, Fungsi Transfer-SVR, dan ARDL-SVR. Metode terbaik dipilih melalui perbandingan nilai RMSEP dan selanjutnya digunakan untuk meramalkan harga besi beton selama 12 bulan ke depan. Sebelum melakukan analisis lebih jauh mengenai peramalan harga besi beton, akan dilakukan eksplorasi data untuk mengetahui karakteristik harga billet dan besi beton.

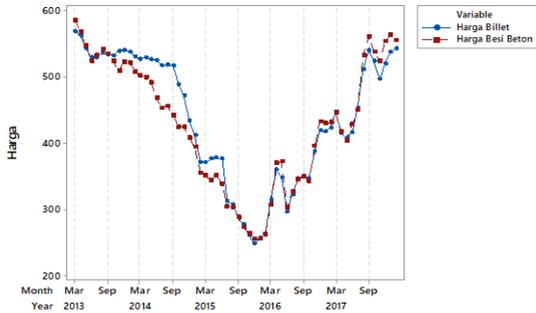
4.1 Karakteristik Data Harga Billet dan Besi Beton

Pola data harga billet dan besi beton selama Maret 2013 hingga Februari 2018 dapat dilihat pada Gambar 4.1.



(a) (b)
Gambar 4.1 Time Series Plot (a) Harga Billet dan (b) Harga Besi Beton

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa harga billet dan harga besi beton memiliki *trend* menurun pada periode Maret 2013 hingga Desember 2015, kemudian dilanjutkan dengan *trend* naik untuk periode Januari 2016 hingga Februari 2018. Hal ini mengindikasikan bahwa harga billet maupun harga besi beton belum memenuhi asumsi stasioneritas. Harga billet dan harga besi beton memiliki pola yang mirip, walaupun setiap kenaikan harga billet tidak selalu diikuti dengan kenaikan harga besi beton. Secara visual, pola data harga billet dan harga besi beton secara serentak ditunjukkan pada Gambar 4.2.



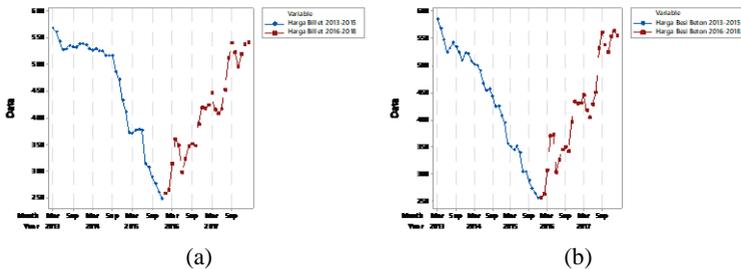
Gambar 4.2 Gabungan *Time Series Plot* Harga Billet dan Harga Besi Beton

Berdasarkan Gambar 4.2 dapat diketahui bahwa pada Oktober 2013 hingga Oktober 2015 harga billet cenderung lebih tinggi dibandingkan dengan harga besi beton. Sedangkan untuk periode lainnya, harga besi beton lebih tinggi dibanding dengan harga billet.

Tabel 4.1 Karakteristik Data Harga Billet dan Besi Beton

Variabel	Mean	StDev	Min	Maks
Harga Billet	436,5	97,3	248,9	568,8
Harga Besi Beton	428,5	96,5	256,3	585,0

Berdasarkan Tabel 4.1 dapat diketahui bahwa rata-rata harga billet lebih besar dibandingkan dengan harga besi beton, yakni sebesar 436,5 USD/ton dengan standar deviasi sebesar 97,3. Sedangkan rata-rata harga besi beton adalah sebesar 428,5 USD/ton dengan standar deviasi sebesar 96,5. Harga terendah billet dan besi beton terjadi pada Desember 2015, dengan harga billet adalah sebesar 248,9 USD/ton dan harga besi beton adalah sebesar 256,3 USD/ton. Sedangkan untuk harga tertinggi dari billet dan besi beton terjadi pada Maret 2013, dengan harga billet adalah sebesar 568,8 USD/ton dan harga besi beton adalah sebesar 585,5 USD/ton.



Gambar 4.3 *Time Series Plot* (a) Harga Billet dan (b) Harga Besi Beton untuk *Trend Turun* dan *Trend Naik*

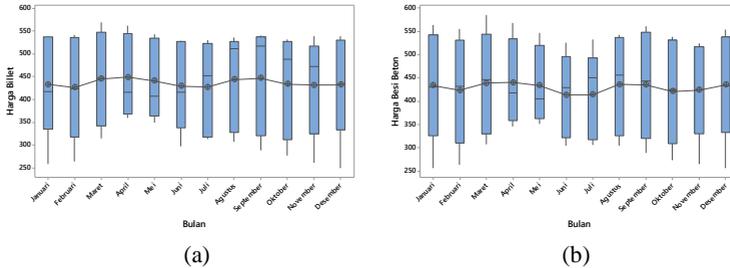
Gambar 4.3 menunjukkan bahwa *time series plot* terlihat terbagi menjadi dua, yakni ketika terjadi *trend* turun (periode 2013-2015) dan *trend* naik (periode 2016-2018). Nilai terendah untuk harga billet maupun harga besi beton terjadi pada Desember 2015. Peristiwa yang terjadi pada periode tersebut dan dianggap memberikan efek terhadap menurunnya harga billet dan besi beton adalah terjadinya penurunan harga minyak dunia dan juga dimulainya era Masyarakat Ekonomi ASEAN (MEA).

Tabel 4.2 Karakteristik Data Harga Billet dan Besi Beton untuk *Trend Naik* dan *Trend Turun*

	Variabel	Variabel	Mean	StDev	Min	Maks
<i>Trend Turun</i> (2013-2015)	Harga Billet		456,4	101,2	248,9	568,8
	Harga Besi Beton		435,6	98,7	256,3	585,0
<i>Trend Naik</i> (2016-2018)	Harga Billet		410,3	87,1	257,8	542,5
	Harga Besi Beton		419,1	94,7	256,3	563,5

Perbandingan karakteristik antara data harga billet dan harga besi beton menunjukkan bahwa baik harga billet maupun harga besi beton memiliki rata-rata yang lebih tinggi ketika periode *trend* turun dibandingkan ketika periode *trend* naik. Pada periode *trend* turun didapatkan rata-rata harga billet sebesar 456,4 USD/ton dengan standar deviasi sebesar 101,2 sedangkan pada periode *trend* naik didapatkan rata-rata harga billet sebesar 410,3 USD/ton dengan standar deviasi sebesar 87,1. Harga besi beton pada periode *trend* turun didapatkan rata-rata sebesar 435,6 USD/ton dengan standar deviasi sebesar 98,7 sedangkan pada periode *trend* naik

didapatkan rata-rata sebesar 419,1 USD/ton dengan standar deviasi sebesar 94,7. Hal tersebut menunjukkan bahwa secara keseluruhan, lebih tingginya rata-rata harga billet dibandingkan harga besi beton disebabkan oleh tingginya harga billet ketika terjadi *trend* turun, tepatnya pada Oktober 2013 hingga Oktober 2015.



Gambar 4.4 Box Plot (a) Harga Billet dan (b) Harga Besi Beton

Gambar 4.4 memberikan visualisasi mengenai rata-rata harga billet dan besi beton di setiap bulannya. Rata-rata harga billet terendah terjadi pada bulan Februari dengan harga 426,4 USD/ton, sedangkan rata-rata harga tertinggi terjadi pada bulan April dengan harga 448,7 USD/ton. Rata-rata harga besi beton terendah terjadi pada bulan Juni dengan harga 412,7 USD/ton, sedangkan rata-rata harga tertinggi terjadi pada bulan April dengan harga 439,8 USD/ton. Karakteristik data harga billet dan besi beton per bulan ditampilkan dalam Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Karakteristik Data Harga Billet dan Besi Beton per Bulan

Bulan	Harga Billet				Harga Besi Beton			
	Mean	StDev	Min	Maks	Mean	StDev	Min	Maks
Januari	432,6	115,5	257,8	538,0	433,1	120,0	256,3	563,5
Februari	426,4	115,7	264,0	542,5	422,4	117,1	262,8	555,0
Maret	445,4	105,8	313,8	568,8	438,1	112,4	306,9	585,0
April	448,7	91,3	360,0	561,5	439,8	92,6	344,4	567,5
Mei	440,8	88,5	348,5	543,1	433,1	82,9	351,3	546,9
Juni	429,1	99,3	297,3	528,8	412,7	90,8	303,8	524,4
Juli	427,1	104,0	313,4	529,8	413,3	95,0	305,0	531,5
Agustus	444,0	107,9	307,8	536,3	435,7	107,7	304,0	541,9
September	446,3	117,7	288,8	540,6	435,0	116,7	288,1	560,6

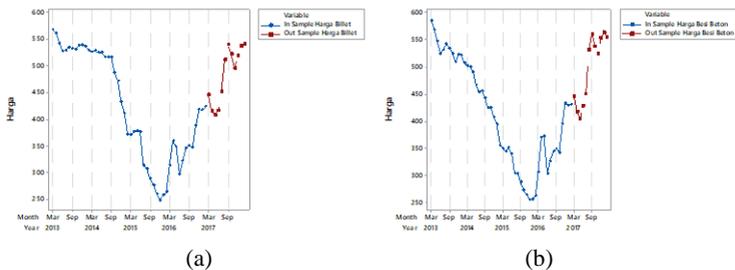
Tabel 4.3 Karakteristik Data Harga Billet dan Besi Beton per Bulan (Lanjutan)

Bulan	Harga Billet				Harga Besi Beton			
	Mean	StDev	Min	Maks	Mean	StDev	Min	Maks
Oktober	433,6	114,8	277,3	532,3	420,3	114,4	273,1	537,5
November	431,3	109,9	261,2	539,4	423,6	104,3	264,5	523,8
Desember	432,1	115,1	248,9	539,5	434,6	116,5	256,3	553,1

Pada penelitian ini digunakan harga billet sebagai variabel yang mempengaruhi harga besi beton. Oleh karena itu dilakukan uji korelasi untuk mengetahui hubungan di antara keduanya dan didapatkan nilai korelasi *pearson* yang mencapai angka 0,969. Hal tersebut menunjukkan adanya hubungan yang kuat antara harga billet dengan harga besi beton.

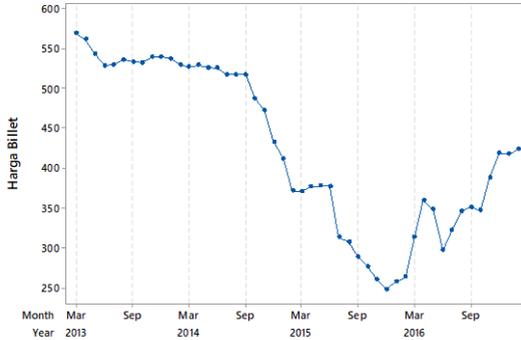
4.2 Pemodelan Harga Besi Beton Menggunakan Fungsi Transfer

Dalam pemodelan menggunakan fungsi transfer dilakukan pembagian data menjadi data *in sample* dan data *out sample*. Data *in sample* yang digunakan merupakan data pada periode Maret 2013 hingga Februari 2017 dan data *out sample* yang digunakan merupakan data pada periode Maret 2017 hingga Februari 2018.



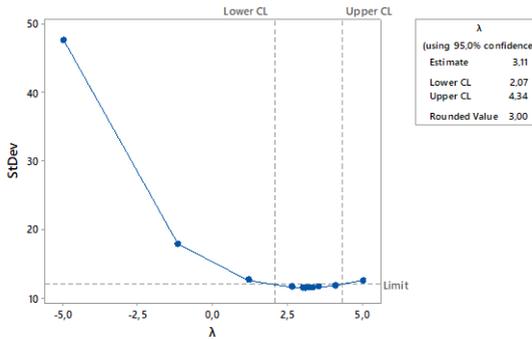
Gambar 4.5 Pembagian Data *in sample* dan *out sample* pada (a) Harga Billet dan (b) Harga Besi Beton

Langkah pertama yang dilakukan dalam pemodelan dengan menggunakan fungsi transfer adalah melakukan identifikasi pada deret *input* hingga didapatkan deret yang stasioner.



Gambar 4.6 Data *in sample* Harga Billet

Berdasarkan Gambar 4.6 terlihat bahwa data harga billet belum stasioner baik dalam *mean* maupun varians. Untuk mengetahui apakah data telah stasioner dalam varians yang dapat diketahui berdasarkan nilai lambda. Suatu deret dikatakan stasioner dalam varians apabila *lower CL* dan *upper CL* nilai lambda melewati angka 1 atau *rounded value* dari lambda adalah 1.



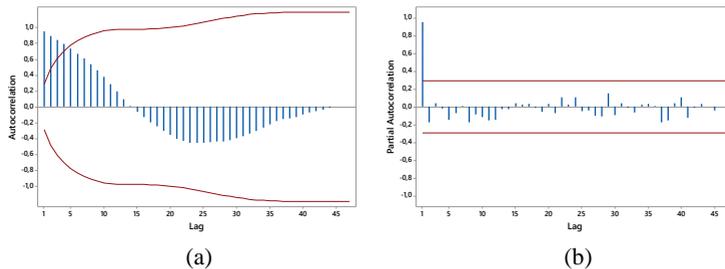
Gambar 4.7 Plot Box-Cox Data Harga Billet

Rounded value dari lambda menunjukkan nilai 3 yang berarti data harga billet belum stasioner dalam varians sehingga perlu dilakukan transformasi. Penggunaan transformasi Box-Cox dapat menyebabkan nilai varians pada data akan menjadi lebih besar

karena *rounded value* dari lambda yang lebih dari 1, namun Bergmeir, Hyndman, dan Benitez (2014) menyatakan bahwa penggunaan transformasi Box-Cox mampu memberikan hasil yang lebih baik berdasarkan signifikansi statistik. Berdasarkan hal tersebut akan dilakukan perhitungan dengan menggunakan data asli dan data transformasi untuk mendapatkan perbandingan dari kedua model tersebut.

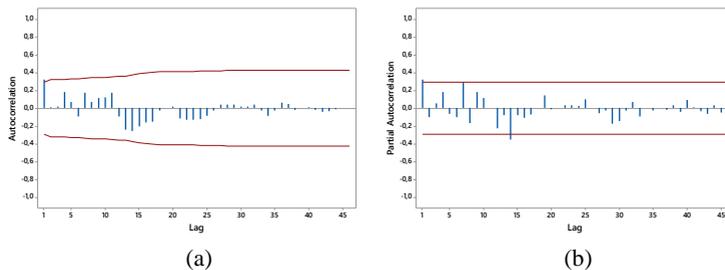
a. Data Asli

Langkah pertama yang dilakukan untuk mengidentifikasi model dengan menggunakan data asli harga billet adalah melihat plot ACF serta PACF. Hal ini bertujuan untuk mengetahui apakah data telah stasioner dalam *mean*.



Gambar 4.8 Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Harga Billet

Plot ACF pada data harga billet menunjukkan pola *dies down* yang berarti deret belum stasioner dalam *mean* sehingga perlu dilakukan *differencing*. Plot ACF dan PACF pada data harga billet setelah dilakukan *differencing* ditunjukkan pada Gambar 4.9.



Gambar 4.9 Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Harga Billet Setelah *Differencing*

Pemeriksaan kembali plot ACF dan PACF dilakukan untuk mengetahui apakah setelah dilakukan *differencing* sudah didapatkan deret yang stasioner. Plot ACF menunjukkan *cut off* pada *lag* pertama sedangkan PACF *cut off* pada *lag* pertama, ketujuh, dan keempat belas yang menunjukkan bahwa data harga billet telah stasioner.

Tahap selanjutnya adalah menentukan orde p dan q untuk membentuk model dugaan awal ARIMA. Berdasarkan plot ACF dan PACF didapatkan bahwa model dugaan yang terbentuk adalah ARIMA ([1,7,14],1,1), ARIMA ([1,7,14],1,0), ARIMA ([1,7],1,1), ARIMA ([1,7],1,0), ARIMA ([1,14],1,1), ARIMA ([1,14],1,0), ARIMA ([7,14],1,1), ARIMA ([7,14],1,0), ARIMA (1,1,1), ARIMA(1,1,0), ARIMA ([7],1,1), ARIMA ([7],1,0), ARIMA ([14],1,1), ARIMA ([14],1,0), dan ARIMA (0,1,1). Berdasarkan model dugaan tersebut untuk selanjutnya akan dilakukan estimasi dan pengujian parameter.

Tabel 4.4 Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA

Model ARIMA	Estimasi Parameter	SE	<i>t-value</i>	<i>P-value</i>
ARIMA ([1,7,14],1,1)	$\phi_1 = -0,01797$	0,33378	-0,05	0,9571
	$\phi_7 = 0,36464$	0,15960	2,28	0,0223
	$\phi_{14} = -0,28108$	0,21474	-1,31	0,1905
	$\theta_1 = -0,41295$	0,33568	-1,23	0,2186
ARIMA ([1,7,14],1,0)	$\phi_1 = 0,29235$	0,13496	2,17	0,0303
	$\phi_7 = 0,28664$	0,14439	1,99	0,0471
	$\phi_{14} = -0,26134$	0,19856	-1,32	0,1881
ARIMA ([1,7],1,1)	$\phi_1 = 0,08044$	0,34046	0,24	0,8132
	$\phi_7 = 0,27803$	0,15489	1,79	0,0727
	$\theta_1 = -0,32886$	0,33810	-0,97	0,3307

Tabel 4.4 Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA (Lanjutan)

Model ARIMA	Estimasi Parameter	SE	<i>t-value</i>	<i>P-value</i>
ARIMA ([1,7],1,0)	$\phi_1 = 0,34338$	0,13455	2,55	0,0107
	$\phi_7 = 0,23516$	0,14587	1,61	0,1069
ARIMA ([1,14],1,1)	$\phi_1 = 0,15834$	0,40476	0,39	0,6956
	$\phi_{14} = -0,19129$	0,21657	-0,88	0,3771
	$\theta_1 = -0,16327$	0,41114	-0,40	0,6913
ARIMA ([1,14],1,0)	$\phi_1 = 0,28867$	0,14224	2,03	0,0424
	$\phi_{14} = -0,19961$	0,20536	-0,97	0,3310
ARIMA ([7,14],1,1)	$\phi_7 = 0,36222$	0,15682	2,31	0,0209
	$\phi_{14} = -0,27967$	0,20082	-1,39	0,1637
	$\theta_1 = -0,39614$	0,14042	-2,82	0,0048
ARIMA ([7,14],1,0)	$\phi_7 = 0,27690$	0,14949	1,85	0,0640
	$\phi_{14} = -0,33439$	0,19783	-1,69	0,0910
ARIMA (1,1,1)	$\phi_1 = 0,12433$	0,42270	0,29	0,7687
	$\theta_1 = -0,23708$	0,41572	-0,57	0,5685
ARIMA (1,1,0)	$\phi_1 = 0,33068$	0,13873	2,38	0,0171
ARIMA ([7],1,1)	$\phi_7 = 0,27887$	0,15206	1,83	0,0667
	$\theta_1 = -0,39477$	0,13856	-2,85	0,0044
ARIMA ([7],1,0)	$\phi_7 = 0,21161$	0,15523	1,36	0,1728
ARIMA ([14],1,1)	$\phi_{14} = -0,18301$	0,21032	-0,87	0,3842
	$\theta_1 = -0,30996$	0,14348	-2,16	0,0308
ARIMA ([14],1,0)	$\phi_{14} = -0,27433$	0,20252	-1,35	0,1755
ARIMA (0,1,1)	$\theta_1 = -0,34151$	0,13921	-2,45	0,0142

Berdasarkan Tabel 4.4 dapat diketahui bahwa hanya parameter-parameter dari model ARIMA (1,1,0) dan ARIMA (0,1,1) yang signifikan karena didapatkan p -value yang lebih kecil dari α . Langkah selanjutnya adalah pemeriksaan asumsi residual digunakan untuk mengetahui kelayakan model ARIMA yang terbentuk. Deret *input* yang digunakan harus memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal.

Tabel 4.5 Pengujian Asumsi Residual Model ARIMA

Model ARIMA	Uji <i>White noise</i>				Uji Normalitas	
	Lag	χ^2	df	P -value	D	P -value
ARIMA ([1,7,14],1,1)	6	5,74	2	0,0567	0,115714	0,1142
	12	12,10	8	0,1466		
	18	15,26	14	0,3609		
	24	16,96	20	0,6555		
ARIMA ([1,7,14],1,0)	6	9,32	3	0,0253	0,114909	0,1206
	12	14,68	9	0,1002		
	18	17,44	15	0,2935		
	24	18,49	21	0,6177		
ARIMA ([1,7],1,1)	6	4,79	3	0,1881	0,148258	0,0103
	12	11,16	9	0,2651		
	18	15,53	15	0,4137		
	24	18,39	21	0,6242		
ARIMA ([1,7],1,0)	6	6,47	4	0,1669	0,161138	<0,0100
	12	11,89	10	0,2922		
	18	16,29	16	0,4327		
	24	18,28	22	0,6891		
ARIMA ([1,14],1,1)	6	5,98	3	0,1126	0,1342	0,0332
	12	14,72	9	0,0988		
	18	17,63	15	0,2829		
	24	19,20	21	0,5720		
ARIMA ([1,14],1,0)	6	6,95	4	0,1385	0,114627	0,1228
	12	14,92	10	0,1350		
	18	17,44	16	0,3577		
	24	18,95	22	0,6483		

Tabel 4.5 Pengujian Asumsi Residual Model ARIMA (Lanjutan)

Model ARIMA	Uji <i>White noise</i>				Uji Normalitas	
	Lag	χ^2	df	<i>P-value</i>	<i>D</i>	<i>P-value</i>
ARIMA ([7,14],1,1)	6	5,86	3	0,1184	0,118517	0,0954
	12	12,18	9	0,2034		
	18	15,28	15	0,4316		
	24	16,94	21	0,7150		
ARIMA ([7,14],1,0)	6	9,68	4	0,0462	0,112468	0,1399
	12	17,71	10	0,0601		
	18	21,78	16	0,1503		
	24	24,06	22	0,3441		
ARIMA (1,1,1)	6	4,55	4	0,3365	0,186456	<0,0100
	12	12,91	10	0,2285		
	18	17,04	16	0,3828		
	24	19,55	22	0,6113		
ARIMA (1,1,0)	6	5,38	5	0,3714	0,156033	<0,0100
	12	12,69	11	0,3143		
	18	16,72	17	0,4734		
	24	19,11	23	0,6946		
ARIMA ([7],1,1)	6	4,54	4	0,3373	0,1455	0,0139
	12	11,11	10	0,3492		
	18	15,84	16	0,4642		
	24	19,01	22	0,6447		
ARIMA ([7],1,0)	6	9,26	5	0,0992	0,138044	0,0237
	12	16,86	11	0,1122		
	18	27,35	17	0,0532		
	24	31,71	23	0,1064		
ARIMA ([14],1,1)	6	5,16	4	0,2711	0,134627	0,0320
	12	14,69	10	0,1439		
	18	18,25	16	0,3092		
	24	20,06	22	0,5791		
ARIMA ([14],1,0)	6	9,22	5	0,1006	0,151876	<0,0100
	12	19,14	11	0,0586		
	18	22,73	17	0,1581		
	24	25,35	23	0,3325		

Tabel 4.5 Pengujian Asumsi Residual Model ARIMA (Lanjutan)

Model ARIMA	Uji <i>White noise</i>				Uji Normalitas	
	Lag	χ^2	df	<i>P-value</i>	<i>D</i>	<i>P-value</i>
	6	4,28	5	0,5092		
ARIMA	12	13,03	11	0,2913	0,175782	<0,0100
(0,1,1)	18	17,60	17	0,4147		
	24	20,31	23	0,6230		

Hasil pengujian asumsi residual pada Tabel 4.5 menunjukkan bahwa semua model dugaan telah memenuhi asumsi *white noise* karena *p-value* dari residual pada *lag-lag* yang diuji menunjukkan nilai yang lebih besar dari nilai α . Sedangkan pada pengujian normalitas didapatkan bahwa model dugaan yang telah memenuhi asumsi residual berdistribusi normal adalah model ARIMA ([1,7,14],1,1), ARIMA ([1,7,14],1,0), ARIMA ([1,14],1,0), ARIMA ([7,14],1,1), ARIMA ([7,14],1,0), ARIMA ([14],1,1), dan ARIMA ([14],1,0). Berdasarkan hasil pengujian signifikansi parameter serta pengujian asumsi residual didapatkan bahwa tidak ada model dugaan yang memenuhi signifikansi parameter sekaligus asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal, sehingga pemilihan model untuk deret *input* yang akan digunakan pada analisis fungsi transfer merupakan model yang parameternya signifikan, residual *white noise*, namun mengabaikan asumsi residual berdistribusi normal.

Tabel 4.6 Kriteria Kebaikan Model Deret Input

Model ARIMA	RMSEP	MAPEP
ARIMA (1,1,0)	76,724	12,514
ARIMA (0,1,1)	76,807	12,516

Berdasarkan Tabel 4.6 didapatkan bahwa model dengan nilai RMSEP dan MAPEP terkecil adalah ARIMA (1,1,0) sehingga didapatkan model *input* fungsi transfer adalah sebagai berikut:

$$X_t = X_{t-1} + \phi_1 X_{t-1} - \phi_1 X_{t-2} + a_t.$$

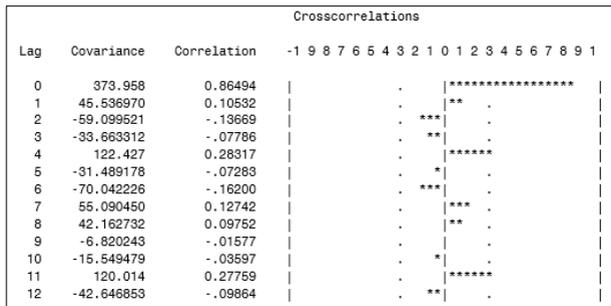
Tahapan selanjutnya merupakan *prewhitening* deret *input* serta deret *output*. *Prewhitening* untuk deret *input* adalah sebagai berikut

$$\alpha_t = X_t - X_{t-1} - \phi_1 X_{t-1} + \phi_7 X_{t-2},$$

sehingga *prewhitening* untuk deret *output* adalah sebagai berikut

$$\beta_t = Y_t - Y_{t-1} - \phi_1 Y_{t-1} + \phi_7 Y_{t-2},$$

Berdasarkan α_t dan β_t untuk selanjutnya akan didapatkan CCF dari kedua deret tersebut yang menunjukkan pengaruh dari deret *input* terhadap deret *output*. Plot dari CCF digunakan untuk menentukan orde b , r , dan s untuk membentuk model fungsi transfer sementara.



Gambar 4.10 Plot CCF Data Harga Besi Beton dengan Harga Billet

Gambar 4.10 menunjukkan bahwa hanya *lag* ke-0 yang signifikan. Hal ini berarti bahwa harga billet pada bulan ini memiliki keterikatan secara langsung terhadap harga besi beton bulan ini. Nilai $b=0$, $s=0$, dan $r=0$ karena plot CCF tidak menunjukkan pola tertentu sehingga dugaan sementara untuk model fungsi transfer adalah $v(B)x_t = \omega_0 x_t$ dengan pengujian signifikansi parameter sebagai berikut:

Tabel 4.7 Pengujian Signifikansi Parameter Model Fungsi Transfer

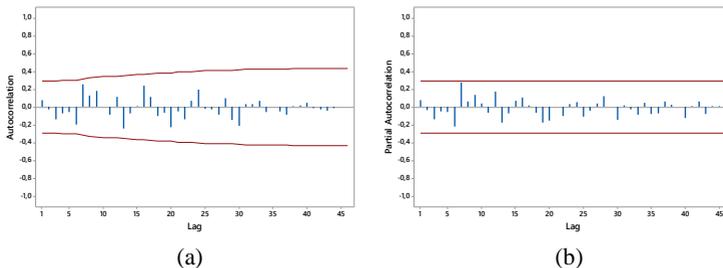
Estimasi Parameter	SE	<i>t-value</i>	<i>P-value</i>
$\omega_0 = 0,91283$	0,07088	12,88	<0,0001

Langkah selanjutnya adalah pemeriksaan residual dari model fungsi transfer sementara untuk membentuk model deret *noise*.

Tabel 4.8 Pengujian Asumsi Residual Model Fungsi Transfer

Lag	Uji <i>White noise</i>			Uji Normalitas	
	χ^2	df	<i>P-value</i>	<i>D</i>	<i>P-value</i>
6	3,86	6	0,6952	0,077946	>0,1500
12	11,88	12	0,4551		
18	22,00	18	0,2320		
24	32,94	24	0,1054		

Berdasarkan Tabel 4.8 didapatkan nilai *p-value* dari uji Ljung Box telah lebih dari 0,05 untuk *lag* 6, 12, 18, dan 24 sehingga dapat dikatakan bahwa residual telah independen. Berdasarkan Tabel 4.8 juga didapatkan bahwa residual telah memenuhi asumsi distribusi normal.

**Gambar 4.11** Plot (a) ACF dan (b) PACF Residual Model Transfer

Plot ACF dan PACF dari residual pada model fungsi transfer telah menunjukkan deret yang *white noise*, sehingga tidak terdapat pola untuk deret *noise*.

Tabel 4.9 Pengujian Uji *White Noise* CCF Residual Model Fungsi Transfer dengan Deret *Input*

Lag	χ^2	df	<i>P-value</i>
5	4,92	5	0,4257
11	10,29	11	0,5043
17	12,19	17	0,7886
23	13,16	23	0,9485

P-value dari uji Ljung-Box untuk CCF antara komponen residual dengan *prewhitening* deret *input* (α_t) dari model fungsi

transfer menunjukkan nilai lebih dari 0,05 sehingga didapatkan bahwa kedua *series* telah independen. Model akhir dari fungsi transfer adalah sebagai berikut:

$$(1 - B)y_t = \omega_0(1 - B)x_t,$$

$$y_t - y_{t-1} = \omega_0(x_t - x_{t-1}),$$

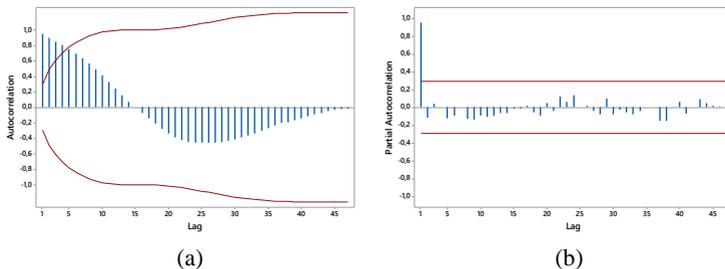
$$y_t = \omega_0 x_t - \omega_0 x_{t-1} + y_{t-1},$$

$$y_t = 0,91283x_t - 0,91283x_{t-1} + y_{t-1}.$$

Berdasarkan model fungsi transfer yang terbentuk, maka dapat diketahui bahwa y_t dipengaruhi oleh x_t, x_{t-1} , dan y_{t-1} .

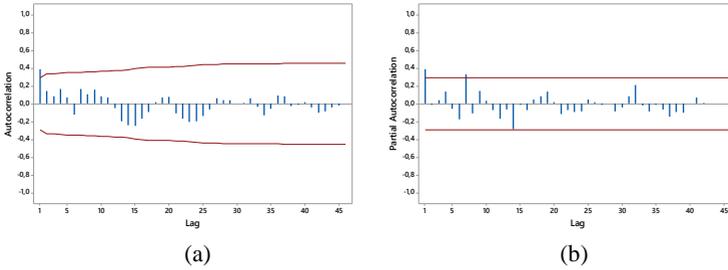
b. Data Transformasi Box-Cox

Setelah dilakukan transformasi Box-Cox pada data harga billet dan didapatkan *rounded value* dari lambda adalah 1, maka selanjutnya adalah memeriksa stasioneritas dalam *mean* dari deret hasil transformasi harga billet. Untuk mengetahui apakah data telah stasioner dalam *mean* adalah dengan melihat plot ACF serta PACF.



Gambar 4.12 Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Harga Billet Setelah Transformasi

Plot ACF pada data harga billet menunjukkan pola *dies down* yang berarti deret belum stasioner dalam *mean* sehingga perlu dilakukan *differencing*. Plot ACF dan PACF pada data harga billet setelah dilakukan *differencing* ditunjukkan pada Gambar 4.12. Pemeriksaan kembali plot ACF dan PACF dilakukan untuk mengetahui apakah setelah dilakukan *differencing* sudah didapatkan deret yang stasioner.



Gambar 4.13 Plot (a) ACF dan (b) PACF Data Harga Billet Setelah *Differencing*

Pada Gambar 4.13 terlihat bahwa plot ACF *cut off* pada lag pertama sedangkan PACF *cut off* pada lag pertama dan ketujuh yang menunjukkan bahwa data harga billet telah stasioner.

Tahap selanjutnya adalah menentukan orde p dan q untuk membentuk model dugaan awal ARIMA. Berdasarkan plot ACF dan PACF didapatkan bahwa model dugaan yang terbentuk adalah ARIMA $([1,7],1,1)$, ARIMA $(1,1,1)$, ARIMA $(1,1,0)$, ARIMA $(0,1,1)$, ARIMA $([7],1,1)$, dan ARIMA $([7],1,0)$. Berdasarkan model dugaan tersebut untuk selanjutnya akan dilakukan estimasi dan pengujian parameter.

Tabel 4.10 Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA

Model ARIMA	Estimasi Parameter	SE	t -value	P -value
ARIMA $([1,7],1,1)$	$\phi_1 = 0,30781$	0,28083	1,10	0,2730
	$\phi_7 = 0,30907$	0,15148	2,04	0,0413
	$\theta_1 = -0,16140$	0,31829	-0,51	0,6121
ARIMA $(1,1,1)$	$\phi_1 = 0,47675$	0,30862	1,54	0,1224
	$\theta_1 = 0,06740$	0,35180	0,19	0,8481
ARIMA $(1,1,0)$	$\phi_1 = 0,42141$	0,13301	3,17	0,0015
ARIMA $(0,1,1)$	$\theta_1 = -0,37086$	0,13807	-2,69	0,0072

Tabel 4.10 Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA (Lanjutan)

Model ARIMA	Estimasi Parameter	SE	<i>t-value</i>	<i>P-value</i>
ARIMA ([7],1,1)	$\phi_7 = 0,32596$	0,14913	2,19	0,0288
	$\theta_1 = -0,42980$	0,13656	-3,15	0,0016
ARIMA ([7],1,0)	$\phi_7 = 0,25542$	0,15194	1,68	0,0927

Berdasarkan Tabel 4.10 dapat diketahui bahwa hanya parameter-parameter dari model ARIMA (1,1,0) dan ARIMA ([7],1,1) yang signifikan karena *p-value* lebih kecil dari α . Langkah selanjutnya adalah pemeriksaan asumsi residual digunakan untuk mengetahui kelayakan model ARIMA yang terbentuk. Deret *input* yang digunakan harus memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal.

Tabel 4.11 Pengujian Asumsi Residual Model ARIMA

Model ARIMA	Uji <i>White noise</i>				Uji Normalitas	
	Lag	χ^2	df	<i>P-value</i>	<i>D</i>	<i>P-value</i>
ARIMA ([1,7],1,1)	6	5,82	3	0,1205	0,125555	0,0631
	12	8,14	9	0,5205		
	18	10,74	15	0,7710		
	24	14,93	21	0,8266		
ARIMA (1,1,1)	6	6,05	4	0,1958	0,123431	0,0728
	12	11,78	10	0,3000		
	18	13,99	16	0,5998		
	24	18,57	22	0,6715		
ARIMA (1,1,0)	6	5,93	5	0,3130	0,126374	0,0594
	12	12,05	11	0,3601		
	18	14,13	17	0,6576		
	24	18,53	23	0,7280		
ARIMA (0,1,1)	6	6,25	5	0,2829	0,145462	0,0140
	12	14,84	11	0,1898		
	18	17,36	17	0,4305		
	24	22,27	23	0,5039		

Tabel 4.11 Pengujian Asumsi Residual Model ARIMA (Lanjutan)

Model ARIMA	Uji <i>White noise</i>				Uji Normalitas	
	Lag	χ^2	df	<i>P-value</i>	<i>D</i>	<i>P-value</i>
	6	5,34	4	0,2546		
ARIMA ([7],1,1)	12	8,94	10	0,5379	0,099742	>0,1500
	18	12,42	16	0,7146		
	24	18,42	22	0,6808		
	6	13,58	5	0,0185		
ARIMA ([7],1,0)	12	19,67	11	0,0501	0,110199	>0,1500
	18	26,73	17	0,0621		
	24	37,30	23	0,0302		

Hasil pengujian asumsi residual menunjukkan bahwa model dugaan ARIMA ([1,7],1,1), ARIMA (1,1,1), ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,1), dan ARIMA ([7],1,1) telah memenuhi asumsi *white noise* karena *p-value* dari residual pada *lag-lag* yang diuji menunjukkan nilai yang lebih besar dari nilai α . Sedangkan pada pengujian normalitas didapatkan bahwa model dugaan yang telah memenuhi asumsi residual berdistribusi normal adalah model ARIMA ([1,7],1,1), ARIMA (1,1,1), ARIMA (1,1,0), ARIMA ([7],1,1), dan ARIMA ([7],1,0). Terdapat dua model dugaan yang memenuhi signifikansi parameter serta asumsi residual, yakni model ARIMA (1,1,0) dan ARIMA ([7],1,1). Model yang akan digunakan pada analisis fungsi transfer merupakan model yang mampu memberikan nilai kesalahan peramalan yang paling kecil.

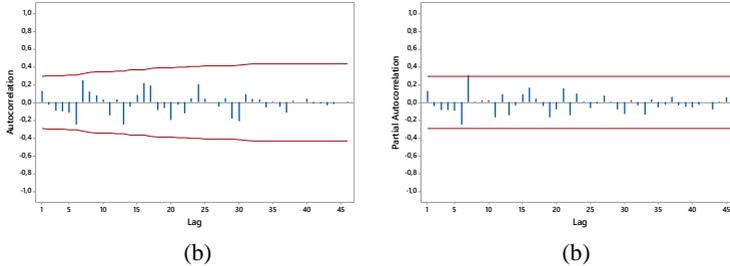
Tabel 4.12 Kriteria Keباikan Model Deret *Input*

Model ARIMA	RMSEP	MAPEP
ARIMA (1,1,0)	75,798	12,405
ARIMA ([7],1,1)	58,691	9,780

Berdasarkan Tabel 4.12 didapatkan bahwa model dengan nilai RMSEP dan MAPEP terkecil adalah ARIMA ([7],1,1) sehingga didapatkan model *input* fungsi transfer adalah sebagai berikut:

$$X_t = X_{t-1} + \phi_7 X_{t-7} - \phi_7 X_{t-8} + a_t - \theta_1 a_{t-1}.$$

Berdasarkan Tabel 4.13 didapatkan nilai p -value dari uji Ljung Box telah lebih dari 0,05 untuk lag 6, 12, 18, dan 24 sehingga dapat dikatakan bahwa residual telah independen. Berdasarkan Tabel 4.13 juga didapatkan bahwa residual telah memenuhi asumsi distribusi normal.



Gambar 4.15 Plot (a) ACF dan (b) PACF Residual Model Transfer

Gambar 4.15 menunjukkan pemeriksaan terhadap plot ACF dan PACF pada residual model fungsi transfer didapatkan bahwa terdapat lag yang diduga signifikan, yakni pada lag 7 sehingga terdapat indikasi bahwa deret *noise* mengikuti model AR [7]. Untuk mengetahui apakah lag 7 memberikan pengaruh yang signifikan maka dilakukan pengujian signifikansi parameter model dengan menyertakan deret *noise* dapat dilihat pada Tabel 4.7.

Tabel 4.14 Pengujian Signifikansi Parameter Model dengan Menyertakan Deret *Noise*

Model Deret <i>Noise</i>	Estimasi Parameter	SE	t -value	P -value
AR ([7])	$\phi_7 = 0,24679$	0,15019	1,64	0,1004
	$\omega_0 = 0,0014238$	0,0001537	9,26	<0,0001

Berdasarkan Tabel 4.14 didapatkan bahwa hasil pengujian signifikansi parameter menunjukkan bahwa parameter tidak signifikan sehingga deret *noise* dapat ditiadakan. Namun menurut Kostenko dan Hyndman (2008), signifikansi suatu parameter dapat diabaikan dalam kepentingan peramalan karena hal yang lebih penting adalah kemampuan dari suatu model dalam memberikan

hasil ramalan. Oleh karena itu akan dilakukan dua pemodelan yakni dengan memasukkan pengaruh dari deret *noise* dan dengan mengabaikan pengaruh dari deret *noise* untuk mengetahui model mana yang lebih baik untuk memodelkan harga besi beton. Model deret *noise* secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\eta_t = \frac{1}{(1 - \phi_7 B^7)} a_t,$$

$$\eta_t = \frac{1}{(1 - 0,24679 B^7)} a_t,$$

Sehingga model fungsi transfer dengan menyertakan deret *noise* didapatkan sebagai berikut:

$$(1 - B)y_t^* = \omega_0(1 - B)x_t^* + \eta_t,$$

$$y_t^* - y_{t-1}^* = \omega_0(x_t^* - x_{t-1}^*) + \frac{1}{(1 - \phi_7 B^7)} a_t,$$

$$y_t^* = 0,0014238x_t^* - 0,0014238x_{t-1}^* + y_{t-1}^* + \frac{1}{(1 - 0,24679 B^7)} a_t,$$

dengan $x_t^* = x_t^3$ dan $y_t^* = y_t^2$.

Tabel 4.15 dan 4.16 menunjukkan hasil pengujian terhadap residual dari model transfer dengan menyertakan deret *noise*.

Tabel 4.15 Pengujian Asumsi Residual Model Fungsi Transfer dengan Menyertakan Deret *Noise*

Lag	Uji <i>White noise</i>			Uji Normalitas	
	χ^2	df	<i>P-value</i>	<i>D</i>	<i>P-value</i>
6	6,50	5	0,2607	0,077022	>0,1500
12	8,09	11	0,7053		
18	16,90	17	0,4610		
24	23,39	23	0,4385		

Tabel 4.15 menunjukkan bahwa *p-value* dari uji Ljung-Box untuk sampel ACF telah independen secara statistik karena bernilai lebih dari 0,05. Pada pengujian normalitas juga didapatkan bahwa *p-value* bernilai lebih dari 0,05 sehingga asumsi residual berdistribusi normal telah terpenuhi.

Tabel 4.16 Pengujian Uji *White Noise* CCF Residual Model Fungsi Transfer dengan Menyertakan Deret *Noise*

Lag	χ^2	df	P-value
5	2,78	5	0,7338
11	5,99	11	0,8740
17	9,10	17	0,9371
23	12,62	23	0,9597

P-value dari uji Ljung-Box untuk CCF antara komponen residual dengan *prewhitening* deret *input* (α_t) dari model fungsi transfer menunjukkan nilai lebih dari 0,05 sehingga didapatkan bahwa kedua *series* telah independen.

Selanjutnya akan dilakukan pemodelan tanpa menyertakan komponen deret *noise*. Pengujian terhadap signifikansi parameter model tanpa menyertakan deret *noise* dapat dilihat pada Tabel 4.17.

Tabel 4.17 Pengujian Signifikansi Parameter Model tanpa Menyertakan Deret *Noise*

Estimasi Parameter	SE	t-value	P-value
$\omega_0 = 0,0014348$	0,0001517	9,46	<0,0001

Hasil pengujian signifikansi parameter menunjukkan bahwa parameter signifikan karena *p-value* bernilai kurang dari 0,05. Model fungsi transfer dengan menyertakan deret *noise* didapatkan sebagai berikut:

$$(1 - B)y_t^* = \omega_0(1 - B)x_t^*,$$

$$y_t^* - y_{t-1}^* = \omega_0(x_t^* - x_{t-1}^*),$$

$$y_t^* = 0,0014348x_t^* - 0,0014348x_{t-1}^* + y_{t-1}^*,$$

dengan $x_t^* = x_t^3$ dan $y_t^* = y_t^2$.

Berdasarkan model fungsi transfer yang terbentuk, maka dapat diketahui bahwa y_t dipengaruhi oleh x_t, x_{t-1} , dan y_{t-1} .

Tabel 4.18 Pengujian Uji *White Noise* CCF Residual Model Fungsi Transfer Tanpa Menyertakan Deret *Noise*

Lag	χ^2	df	P-value
5	2,63	5	0,7565
11	6,50	11	0,8378
17	10,05	17	0,9017
23	12,75	23	0,9572

P-value dari uji Ljung-Box untuk CCF antara komponen residual dengan *prewhitening* deret *input* (α_t) dari model fungsi transfer menunjukkan nilai lebih dari 0,05 sehingga didapatkan bahwa kedua *series* telah independen.

Untuk mendapatkan model terbaik di antara penggunaan data asli atau data transformasi untuk memodelkan harga besi beton menggunakan Fungsi Transfer maka dilakukan pemeriksaan terhadap RMSEP dari masing-masing model untuk mengetahui model dengan RMSEP paling kecil.

Tabel 4.19 Kriteria Kebaikan Model Fungsi Transfer

Data	Model	RMSEP	MAPEP
Data Asli	$y_t^* = \omega_0 x_t^*$	87,416	13,552
Data	$y_t^* = \omega_0 x_t^* + \eta_t$	66,917	10,820
Transformasi	$y_t^* = \omega_0 x_t^*$	70,735	11,200

Berdasarkan Tabel 4.19 dapat diketahui bahwa model yang paling baik diperoleh ketika digunakan data transformasi dengan memasukkan pengaruh dari deret *noise*. RMSEP yang didapatkan adalah sebesar 66,917 dengan selisih 3,818 lebih kecil dibandingkan ketika deret *noise* diabaikan dan 20,499 lebih kecil dibandingkan ketika menggunakan data asli. Namun perlu diingat kembali bahwa pada pengujian parameter deret *noise* tidak

memberikan pengaruh yang signifikan. Model akhir dari fungsi transfer adalah sebagai berikut:

$$(1 - B)y_t^* = \omega_0(1 - B)x_t^* + \eta_t,$$

$$y_t^* - y_{t-1}^* = \omega_0(x_t^* - x_{t-1}^*) + \frac{1}{(1 - \phi_7 B^7)} a_t,$$

$$y_t^* = \omega_0 x_t^* - \omega_0 x_{t-1}^* + y_{t-1}^* + \frac{1}{(1 - \phi_7 B^7)} a_t,$$

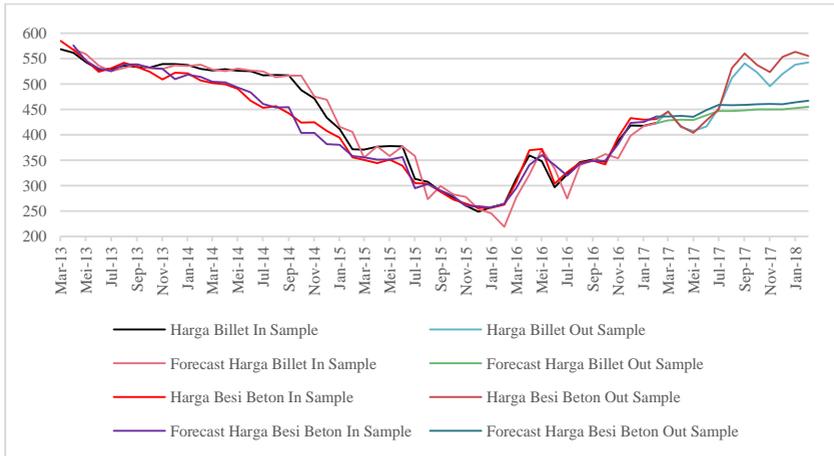
$$\left(y_t^* = \omega_0 x_t^* - \omega_0 x_{t-1}^* + y_{t-1}^* + \frac{1}{(1 - \phi_7 B^7)} a_t \right) \times (1 - \phi_7 B^7),$$

$$y_t^* - \phi_7 y_{t-7}^* = \omega_0 x_t^* - \omega_0 \phi_7 x_{t-7}^* - \omega_0 x_{t-1}^* + \omega_0 \phi_7 x_{t-8}^* + y_{t-1}^* - \phi_7 y_{t-8}^* + a_t,$$

$$y_t^* = \omega_0 x_t^* - \omega_0 x_{t-1}^* - \omega_0 \phi_7 x_{t-7}^* + \omega_0 \phi_7 x_{t-8}^* + y_{t-1}^* + \phi_7 y_{t-7}^* - \phi_7 y_{t-8}^* + a_t,$$

dengan $x_t^* = x_t^3$ dan $y_t^* = y_t^2$.

Berdasarkan model fungsi transfer yang terbentuk, maka dapat diketahui bahwa y_t dipengaruhi oleh $x_t, x_{t-1}, x_{t-7}, x_{t-8}, y_{t-1}, y_{t-7}$, dan y_{t-8} .



Gambar 4.16 Perbandingan Model Fungsi Transfer Data Aktual dengan Hasil Ramalan *In-sample* dan *Out-sample* Harga Billet dan Besi Beton

Berdasarkan Gambar 4.16 dapat diketahui bahwa pada data *in-sample*, antara data aktual dengan data hasil ramalan memiliki pola yang mirip dan selisih yang kecil. Namun hal tersebut menunjukkan hasil yang berbeda ketika model diterapkan untuk data *out-sample* karena didapatkan perbedaan yang cukup besar antara data aktual dengan data hasil ramalan.

4.3 Pemodelan Harga Besi Beton Menggunakan ARDL

Tahapan dalam pembentukan model ARDL adalah dengan melakukan regresi linier antara harga besi beton dengan variabel harga billet dan *lag* nya. Hasil pemodelan harga besi beton dengan harga billet adalah sebagai berikut:

Tabel 4.20 Hasil Pemodelan Antara Y_t dengan X_t

Variabel	Koefisien	SE	t-value	P-value
Konstanta	23	13,8	1,67	0,101
X_t	0,9144	0,0315	29,02	0,000

$$Y_t = 23 + 0,9144X_t + \varepsilon_t$$

$$R^2 = 94,82\% \quad s = 22,1356$$

Hasil pemodelan harga besi beton dengan harga billet dan *lag* pertama dari harga billet adalah sebagai berikut:

Tabel 4.21 Hasil Pemodelan Antara Y_t dengan X_t dan X_{t-1}

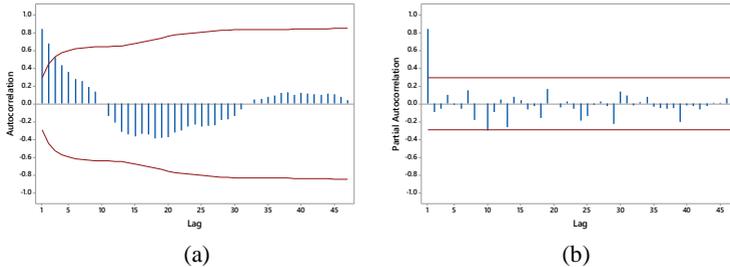
Variabel	Koefisien	SE	t-value	P-value
Konstanta	28,2	13,4	2,10	0,041
X_t	1,084	0,148	7,31	0,000
X_{t-1}	-0,182	0,145	-1,26	0,215

$$Y_t = 28,2 + 1,084X_t - 0,182X_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$R^2 = 95,07\% \quad s = 21,2927$$

Penambahan *lag* pertama dari harga billet untuk memodelkan harga besi beton ternyata menyebabkan terjadinya perubahan tanda dari koefisien variabel harga billet yang awalnya positif menjadi negatif sehingga model terbaik yang digunakan adalah ketika hanya memasukkan variabel X_t .

Selanjutnya dilakukan pemeriksaan plot ACF dan PACF dari residual model terpilih sementara.



Gambar 4.17 Plot (a) ACF dan (b) PACF dari Model ARDL Sementara

Berdasarkan plot ACF dan PACF didapatkan hasil bahwa residual masih belum *white noise* karena masih terdapat *lag* yang signifikan. *Lag* yang signifikan pada plot ACF adalah *lag* 1 dan *lag* 2 sehingga akan dilakukan penambahan komponen *autoregressive*, yakni Y_{t-1} dan Y_{t-2} pada model. Penambahan *lag* pertama dari harga besi beton menghasilkan model sebagai berikut:

Tabel 4.22 Hasil Pemodelan Antara Y_t dengan X_t dan Y_{t-1}

Variabel	Koefisien	SE	t-value	P-value
Konstanta	17,4	11,2	1,55	0,129
X_t	0,4691	0,0928	5,05	0,000
Y_{t-1}	0,4685	0,0967	4,84	0,000

$$Y_t = 17,4 + 0,4691X_t + 0,4685Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$R^2 = 96,67\% \quad s = 17,5020$$

Hasil pemodelan harga besi beton dengan menambahkan komponen *lag* kedua dari harga besi beton adalah sebagai berikut:

Tabel 4.23 Hasil Pemodelan Antara Y_t dengan X_t , Y_{t-1} , dan Y_{t-2}

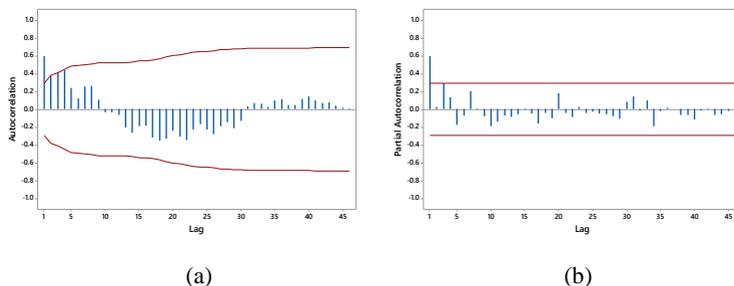
Variabel	Koefisien	SE	t-value	P-value
Konstanta	19,1	10,9	1,76	0,086
X_t	0,4929	0,0893	5,52	0,000
Y_{t-1}	0,726	0,142	5,11	0,000
Y_{t-2}	-0,285	0,109	-2,61	0,013

$$Y_t = 19,1 + 0,4929X_t + 0,726Y_{t-1} - 0,285Y_{t-2} + \varepsilon_t$$

$$R^2 = 96,98\% \quad s = 16,5041$$

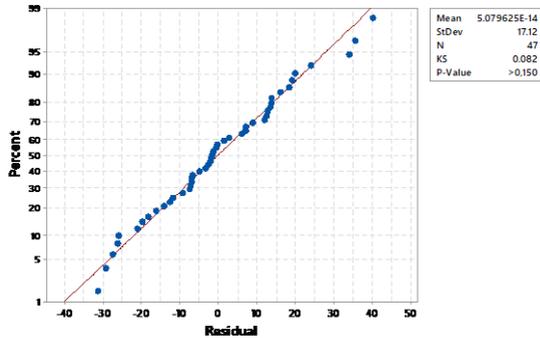
Penambahan *lag* kedua dari harga besi beton ternyata menyebabkan perubahan tanda dari positif menjadi negatif sehingga model terbaik adalah model dengan menambahkan komponen *lag* pertama dari harga besi beton. Pada model ARDL didapatkan nilai koefisien determinasi yang mencapai 96,67%. Pengujian signifikansi parameter dari model ARDL terpilih dapat dilihat pada Tabel 4.22. Baik komponen harga billet maupun *lag* pertama dari harga besi beton sama-sama memiliki pengaruh yang signifikan terhadap harga besi beton. Hal tersebut dapat diketahui berdasarkan *p-value* yang bernilai kurang dari 0,05.

Langkah selanjutnya adalah melakukan pemeriksaan terhadap residual untuk mengetahui apakah asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal telah terpenuhi.



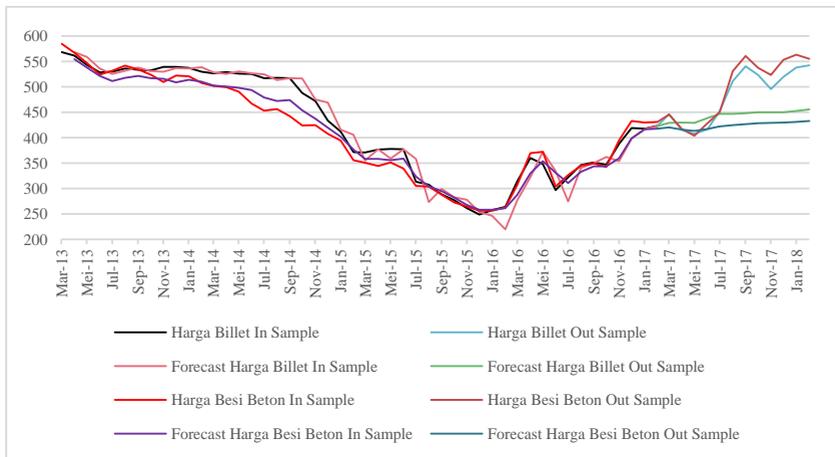
Gambar 4.18 Plot (a) ACF dan (b) PACF dari Model ARDL

Berdasarkan Gambar 4.18 dapat diketahui bahwa asumsi *white noise* pada residual belum terpenuhi karena masing-masing dari ACF dan PACF masih terdapat *lag* yang signifikan, yakni pada *lag* pertama.



Gambar 4.19 Uji Normalitas Residual Model ARDL

Asumsi residual berdistribusi normal pada model ARDL telah terpenuhi. Hal tersebut dapat dilihat dari Gambar 4.19 yang menunjukkan p -value untuk pengujian normalitas telah lebih dari 0,05.



Gambar 4.20 Perbandingan Model ARDL Data Aktual dengan Hasil Ramalan *In-sample* dan *Out-sample* Harga Billet dan Besi Beton

Berdasarkan Gambar 4.20 dapat diketahui bahwa pada pada penggunaan metode ARDL baik pada data *in-sample* maupun *out-sample*, antara data aktual dengan data hasil ramalan memiliki selisih yang besar.

Tabel 4.24 Kriteria Keباikan Model ARDL

Model	RMSEP	MAPEP
$Y_t = 17,4 + 0,4691X_t + 0,4685Y_{t-1} + \varepsilon_t$	90,924	13,924

Nilai kebaikan model ARDL berdasarkan kriteria RMSEP didapatkan hasil sebesar 90,924. Apabila dibandingkan dengan metode Fungsi Transfer, model ARDL memiliki tingkat kesalahan yang lebih besar. Bahkan dari Gambar 4.20 dapat diketahui bahwa dengan menggunakan model ARDL justru memberikan hasil peramalan *out sample* harga billet yang lebih tinggi dibandingkan dengan harga besi beton. Selain menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih besar, perlu diingat kembali bahwa asumsi untuk independensi residual dari model ARDL belum terpenuhi.

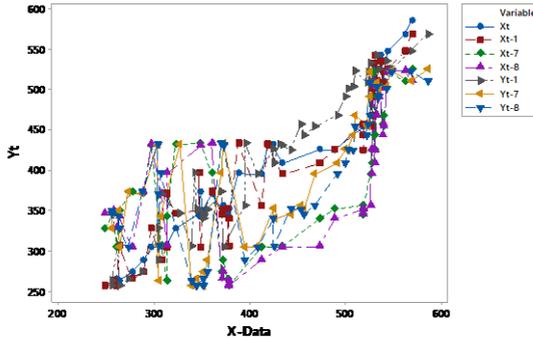
4.4 Pemodelan Harga Besi Beton Menggunakan SVR

Pada penelitian ini akan dilakukan pemodelan harga besi beton menggunakan SVR berdasarkan *lag-lag* yang signifikan dari pemodelan sebelumnya sebagai komponen *support vector*, yakni Fungsi Transfer dan ARDL.

4.4.1 Pemodelan Harga Besi Beton Menggunakan Fungsi Transfer-SVR

Berdasarkan pembahasan pada Subbab 4.2 mengenai pemodelan harga besi beton dengan menggunakan analisis Fungsi Transfer didapatkan bahwa model untuk terbaik nilai Y_t dipengaruhi oleh X_t , X_{t-1} , X_{t-7} , X_{t-8} , Y_{t-1} , Y_{t-7} , dan Y_{t-8} . Hal tersebut berarti bahwa harga besi beton untuk bulan ini dipengaruhi oleh harga billet bulan ini, harga billet satu bulan yang lalu, harga billet tujuh bulan yang lalu, harga billet delapan bulan yang lalu, harga besi beton satu bulan yang lalu, harga besi beton tujuh bulan yang lalu, dan harga besi beton delapan bulan yang lalu. Sebelum

dilakukan pemodelan dengan menggunakan Fungsi Transfer-SVR, terlebih dahulu dilakukan pemilihan fungsi kernel yang sesuai.



Gambar 4.21 Scatter Plot antara Y_t dengan X_t , X_{t-1} , X_{t-7} , X_{t-8} , Y_{t-1} , Y_{t-7} , dan Y_{t-8}

Berdasarkan Gambar 4.21 dapat diidentifikasi bahwa Y_t memiliki hubungan linier dengan X_t , X_{t-1} , X_{t-7} , X_{t-8} , Y_{t-1} , Y_{t-7} , dan Y_{t-8} sehingga pada metode Fungsi Transfer-SVR ini akan digunakan kernel linier. Selain itu juga akan digunakan kernel RBF sebagai pembanding karena kernel RBF merupakan fungsi kernel yang umum digunakan dan dapat memberikan hasil pemodelan yang baik.

Penentuan nilai parameter pada Fungsi Transfer-SVR adalah dengan menggunakan metode *grid search* dengan dua kali iterasi untuk mendapatkan nilai yang global optimum. Kombinasi nilai parameter untuk iterasi pertama adalah dengan parameter epsilon digunakan rentang nilai 0,001 hingga 0,1 dengan selisih nilai 0,001; parameter *cost* digunakan rentang nilai 100 hingga 1000 dengan selisih nilai 50; dan parameter gamma digunakan rentang nilai 0,1 hingga 1,5 dengan selisih nilai 0,1. Sedangkan untuk iterasi kedua dilakukan pemilihan parameter dengan rentang nilai yang berada di sekitar parameter terpilih yang mampu memberikan nilai kesalahan terkecil pada iterasi pertama.

Tabel 4.25 Hasil Pemodelan Iterasi Pertama Harga Besi Beton Menggunakan Metode Fungsi Transfer-SVR

Parameter			Kernel	RMSEP	MAPEP
Epsilon	Cost	Gamma			
0,014	100	-	Linier	88,915	13,510
0,006	250	-		87,533	13,365
0,025	1000	-		89,405	13,535
0,084	100	0,1	RBF	117,825	18,090
0,071	100	0,2		119,834	18,665
0,065	100	0,2		121,580	18,947

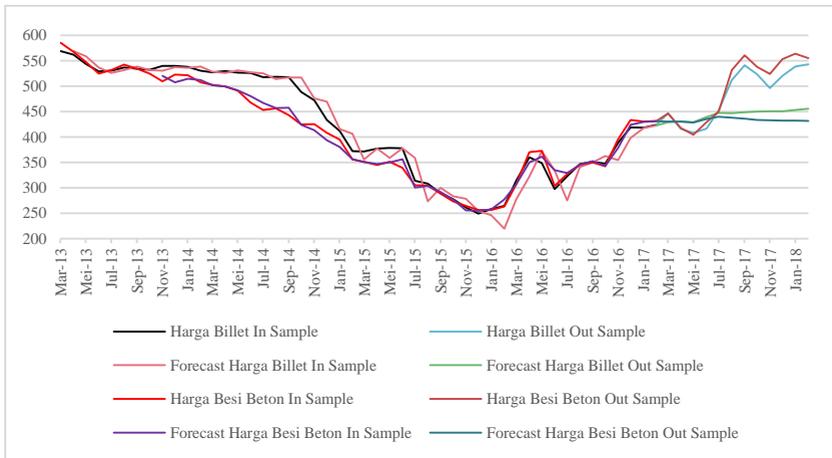
Berdasarkan hasil dari iterasi pertama didapatkan bahwa penggunaan kernel linier menghasilkan nilai kesalahan yang lebih kecil dibanding dengan penggunaan kernel RBF. Nilai error terkecil didapatkan ketika menggunakan parameter epsilon sebesar 0,006 dan *cost* sebesar 250.

Kombinasi nilai parameter untuk iterasi kedua dengan menggunakan kernel linier adalah parameter epsilon digunakan rentang nilai 0,005 hingga 0,02 dengan selisih nilai 0,0005 dan untuk parameter *cost* digunakan rentang nilai 50 hingga 300 dengan selisih nilai 10. Sedangkan kombinasi nilai parameter untuk iterasi kedua dengan menggunakan kernel RBF adalah parameter epsilon digunakan rentang nilai 0,06 hingga 0,09 dengan selisih nilai 0,0005; parameter *cost* digunakan rentang nilai 50 hingga 150 dengan selisih nilai 10 dan untuk parameter gamma digunakan rentang nilai 0,05 hingga 0,25 dengan selisih nilai 0,05. Hasil untuk iterasi kedua dapat dilihat pada Tabel 4.26.

Tabel 4.26 Hasil Pemodelan Iterasi Kedua Harga Besi Beton Menggunakan Metode Fungsi Transfer-SVR

Parameter			Kernel	RMSEP	MAPEP
Epsilon	Cost	Gamma			
0,0105	300	-	Linier	88,689	13,505
0,0160	130	-		89,186	13,557
0,0200	130	-		89,834	13,621
0,060	50	0,20	RBF	122,749	19,133
0,071	50	0,15		121,920	18,907
0,090	50	0,10		115,812	17,778

Hasil dari iterasi kedua juga menunjukkan bahwa penggunaan kernel linier memberikan hasil yang lebih baik dibanding dengan penggunaan kernel RBF. Berdasarkan hasil dari iterasi pertama dan kedua didapatkan nilai RMSEP terkecil adalah sebesar 87,533 dengan nilai epsilon 0,006 dan *cost* 250.



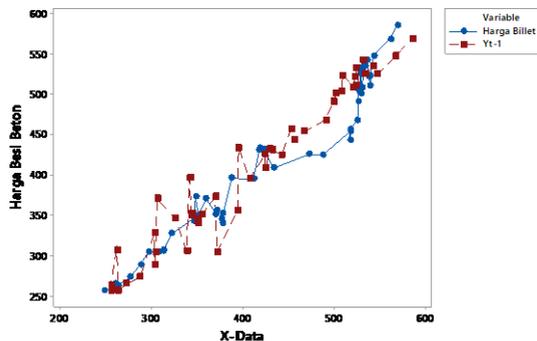
Gambar 4.22 Perbandingan Model Fungsi Transfer-SVR Data Aktual dengan Hasil Ramalan *In-sample* dan *Out-sample* Harga Besi Beton

Berdasarkan Gambar 4.22 dapat diketahui bahwa penggunaan metode Fungsi Transfer-SVR pada data *in-sample* antara data aktual dengan data hasil ramalan memiliki pola yang mirip, namun tidak begitu halnya dengan hasil pada data *out-sample*. Terdapat selisih yang signifikan antara data aktual dengan hasil ramalan pada data *out-sample*. Bahkan hasil ramalan harga besi beton pada data *out-sample* lebih kecil dibandingkan dengan hasil ramalan harga billet.

4.4.2 Pemodelan Harga Besi Beton Menggunakan ARDL-SVR

Berdasarkan pembahasan pada Subbab 4.3 mengenai pemodelan harga besi beton dengan menggunakan ARDL didapatkan bahwa model untuk terbaik nilai Y_t dipengaruhi oleh X_t

dan Y_{t-1} . Hal tersebut berarti bahwa harga besi beton untuk bulan ini dipengaruhi oleh harga billet bulan ini dan harga besi beton satu bulan yang lalu. Sebelum dilakukan pemodelan dengan menggunakan ARDL-SVR, terlebih dahulu dilakukan pemilihan terhadap fungsi kernel untuk mendapatkan fungsi kernel yang sesuai.



Gambar 4.23 Scatter Plot antara Y_t dengan X_t , dan Y_{t-1}

Berdasarkan Gambar 4.23 dapat diketahui bahwa harga billet dan lag pertama harga besi beton memiliki hubungan yang linier dengan harga besi beton sehingga pada metode ARDL-SVR ini akan digunakan kernel linier. Sama seperti pada Fungsi Transfer-SVR, pada ARDL-SVR juga akan digunakan kernel RBF sebagai pembanding.

Penentuan nilai parameter pada ARDL-SVR juga menggunakan metode *grid search* dengan dua kali iterasi. Kombinasi nilai parameter untuk iterasi pertama bernilai sama dengan nilai-nilai yang sebelumnya digunakan pada Fungsi Transfer-SVR, yakni pada parameter epsilon digunakan rentang nilai 0,001 hingga 0,1 dengan selisih nilai 0,001; parameter *cost* digunakan rentang nilai 100 hingga 1000 dengan selisih nilai 50; dan parameter gamma digunakan rentang nilai 0,1 hingga 1,5 dengan selisih nilai 0,1. Sedangkan untuk iterasi kedua dilakukan pemilihan parameter dengan nilai yang berada di sekitar parameter terpilih pada iterasi pertama.

Tabel 4.27 Hasil Pemodelan Iterasi Pertama Harga Besi Beton Menggunakan Metode ARDL-SVR

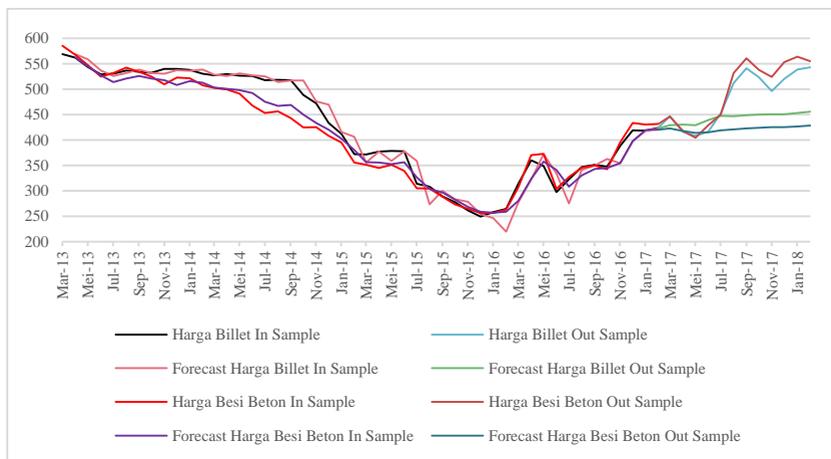
Parameter			Kernel	RMSEP	MAPEP
Epsilon	Cost	Gamma			
0,082	900	-	Linier	95,558	14,665
0,079	750	-		96,072	14,762
0,088	200	-		94,532	14,484
0,058	100	0,1	RBF	108,566	16,898
0,024	1000	0,3		102,598	15,702
0,091	100	0,1		107,121	16,461

Berdasarkan hasil dari iterasi pertama didapatkan bahwa penggunaan kernel linier menghasilkan nilai error yang lebih kecil dibanding dengan penggunaan kernel RBF. Nilai error terkecil didapatkan ketika menggunakan parameter epsilon sebesar 0,088 dan *cost* sebesar 200. Kombinasi nilai parameter untuk iterasi kedua dengan menggunakan kernel linier adalah parameter epsilon digunakan rentang nilai 0,08 hingga 0,09 dengan selisih nilai 0,0005 dan untuk parameter *cost* digunakan rentang nilai 150 hingga 950 dengan selisih nilai 10. Sedangkan kombinasi nilai parameter untuk iterasi kedua dengan menggunakan kernel RBF adalah parameter epsilon digunakan rentang nilai 0,05 hingga 0,095 dengan selisih nilai 0,0005; parameter *cost* digunakan rentang nilai 50 hingga 150 dengan selisih nilai 10 dan untuk parameter gamma digunakan rentang nilai 0,05 hingga 0,4 dengan selisih nilai 0,05. Hasil untuk iterasi kedua dapat dilihat pada Tabel 4.28.

Tabel 4.28 Hasil Pemodelan Iterasi Kedua Harga Besi Beton Menggunakan Metode ARDL-SVR

Parameter			Kernel	RMSEP	MAPEP
Epsilon	Cost	Gamma			
0,088	950	-	Linier	94,535	14,485
0,081	950	-		95,753	14,701
0,082	200	-		95,565	14,666
0,0840	50	0,1	RBF	106,447	16,320
0,0885	50	0,1		103,892	15,915
0,0815	150	0,05		108,310	16,665

Hasil dari iterasi kedua juga menunjukkan bahwa penggunaan kernel linier memberikan hasil yang lebih baik dibanding dengan penggunaan kernel RBF. Berdasarkan hasil dari iterasi pertama dan kedua didapatkan nilai RMSEP terkecil sebesar 94,532 dengan nilai epsilon sebesar 0,088 dan cost sebesar 200.



Gambar 4.24 Perbandingan Model ARDL-SVR Data Aktual dengan Hasil Ramalan *In-sample* dan *Out-sample* Harga Besi Beton

Berdasarkan Gambar 4.24 dapat diketahui bahwa penggunaan metode ARDL-SVR pada data *in-sample* antara data aktual dengan data hasil ramalan memiliki pola yang mirip, namun tidak begitu halnya dengan hasil pada data *out-sample*. Sama halnya pada penggunaan metode Fungsi Transfer-SVR, terdapat selisih yang signifikan antara data aktual dengan hasil ramalan pada data *out-sample*. Persamaan lain yang didapatkan dari hasil pemodelan menggunakan Fungsi Transfer-SVR dan ARDL-SVR adalah bahwa hasil ramalan harga besi beton pada data *out-sample* lebih kecil dibandingkan dengan hasil ramalan harga billet.

4.5 Peramalan Harga Besi Beton

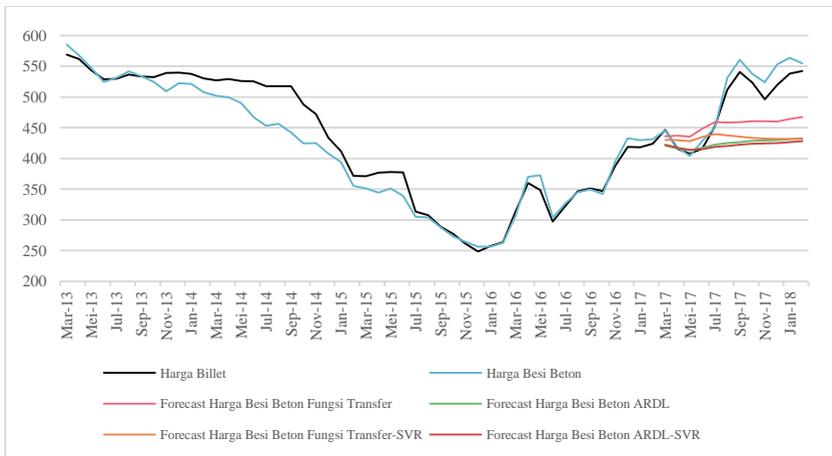
Pada Subbab ini akan dilakukan peramalan harga besi beton berdasarkan pada model terbaik. Pemilihan model terbaik

dilakukan dengan membandingkan nilai RMSEP dari masing-masing model.

Tabel 4.29 Pemilihan Model Terbaik

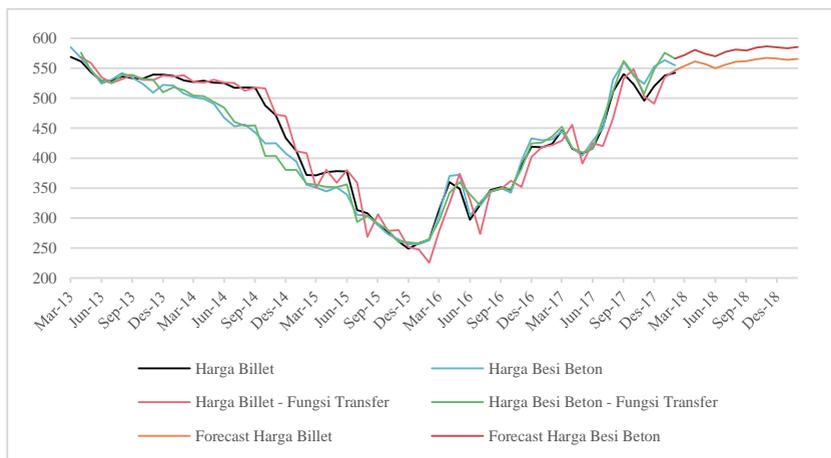
Model	RMSEP	MAPEP	Keterangan
Fungsi Transfer	66,917	10,820	Parameter deret <i>noise</i> tidak signifikan
ARDL	90,924	13,924	Residual tidak <i>white noise</i>
Fungsi Transfer-SVR	87,533	13,365	-
ARDL-SVR	94,532	14,484	-

Berdasarkan pada Tabel 4.29 didapatkan bahwa model terbaik untuk meramalkan harga besi beton adalah Fungsi Transfer dengan RMSEP sebesar 66,917. Hal ini sesuai dengan hasil penelitian dari Makridakis dan Hibon (2000) yang menyatakan bahwa penggunaan metode yang kompleks tidak selalu memberikan nilai akurasi yang lebih tinggi dibanding dengan menggunakan metode yang lebih sederhana.



Gambar 4.25 Perbandingan Hasil *Out Sample*

Berikut merupakan hasil ramalan harga besi beton untuk periode Maret 2018 hingga Februari 2019.



Gambar 4.26 Ramalan Harga Besi Beton

Berdasarkan Gambar 4.26 terlihat bahwa harga besi beton untuk periode Maret 2018 hingga Februari 2019 berada pada kisaran harga 569 USD hingga 587 USD. Untuk hasil ramalan per bulan dapat dilihat pada Tabel 4.30.

Tabel 4.30 Ramalan Harga Besi Beton

Bulan	Harga Besi Beton (USD/ton)	Bulan	Harga Besi Beton (USD/ton)
Maret 2018	572,485	September 2018	579,700
April 2018	580,824	Oktober 2018	584,441
Mei 2018	574,571	November 2018	586,892
Juni 2018	569,924	Desember 2018	585,127
Juli 2018	577,779	Januari 2019	583,586
Agustus 2018	581,290	Februari 2019	585,796

Tabel 4.30 menunjukkan bahwa pada ramalan harga besi beton pada 12 bulan ke depan, harga terendah terjadi pada bulan Juni 2018 dengan harga 569,924 USD dan harga tertinggi terjadi pada bulan November 2018 dengan harga 596,892 USD.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari analisis yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Secara keseluruhan data, harga billet memiliki rata-rata yang lebih besar dibandingkan dengan harga besi beton, yakni sebesar 436,5 USD/ton dengan standar deviasi sebesar 97,3. Sedangkan rata-rata harga besi beton adalah sebesar 428,5 USD/ton dengan standar deviasi sebesar 96,5. Pada tahun 2013 hingga 2015 terjadi *trend* turun baik pada harga billet maupun harga besi beton. Harga billet diketahui memiliki rata-rata sebesar 456,4 USD/ton dengan standar deviasi sebesar 101,2. Sedangkan harga besi beton diketahui memiliki rata-rata sebesar 435,6 USD/ton dengan standar deviasi sebesar 98,7. Pada tahun 2016 hingga 2018 terjadi *trend* naik baik pada harga billet maupun harga besi beton. Harga billet diketahui memiliki rata-rata sebesar 410,3 USD/ton dengan standar deviasi sebesar 87,1. Sedangkan harga besi beton diketahui memiliki rata-rata sebesar 419,1 USD/ton dengan standar deviasi sebesar 94,7. Harga billet dan harga besi beton memiliki hubungan linier yang kuat dengan nilai korelasi *pearson* sebesar 0,969; namun harga billet maupun harga besi beton belum memenuhi asumsi stasioneritas.
2. Pada penggunaan metode Fungsi Transfer didapatkan bahwa nilai Y_t dipengaruhi oleh X_t , X_{t-1} , X_{t-7} , X_{t-8} , Y_{t-1} , Y_{t-7} , dan Y_{t-8} dengan nilai RMSEP yang didapatkan adalah sebesar 66,917 dan MAPEP sebesar 10,820%. Dalam hal ini signifikansi parameter untuk deret *noise* tidak terpenuhi. Pada metode ARDL didapatkan bahwa nilai Y_t dipengaruhi oleh X_t dan Y_{t-1} dengan nilai RMSEP sebesar 90,924 dan MAPEP sebesar 13,924%. Dalam hal ini asumsi independensi residual belum terpenuhi. Pada metode Fungsi Transfer-SVR didapatkan RMSEP sebesar 87,533 dan MAPEP 13,365% dengan

menggunakan fungsi kernel linear dan epsilon 0,006 serta *cost* 250. Pada ARDL-SVR juga digunakan fungsi kernel linier dengan epsilon 0,088 dan *cost* 200. Pada ARDL-SVR didapatkan nilai RMSEP sebesar 94,532 dengan MAPEP sebesar 14,484%.

3. Berdasarkan kriteria kebaikan model dengan memperhatikan nilai RMSEP terkecil didapatkan bahwa metode peramalan Fungsi Transfer mampu meramalkan harga besi beton dengan lebih baik dibandingkan ketiga metode yang lain. Hasil peramalan harga besi beton untuk 12 periode selanjutnya berada pada kisaran harga 569 USD hingga 587 USD.

5.2 Saran

Berdasarkan kesimpulan yang diperoleh, dapat dirumuskan saran sebagai pertimbangan penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Menambahkan variabel-variabel prediktor yang berkaitan dengan harga besi beton, misalkan hal-hal yang berkaitan dengan proses produksi atau adanya kebijakan yang turut mempengaruhi harga besi beton.
2. Menggunakan algoritma untuk optimasi parameter SVR agar didapatkan parameter yang optimum dengan waktu yang lebih efisien.

DAFTAR PUSTAKA

- Abuella, M., & Chowdhury, B. (2016). Solar Power Forecasting Using Support Vector Regression. *Proceeding of The American Society for Engineering Management International Annual Conference*.
- Agustiyanti. (2017). *Jokowi Anggarkan Rp 409 Triliun untuk Infrastruktur 2018*. Diambil kembali dari CNN Indonesia: <https://www.cnnindonesia.com/ekonomi/20170816130445-78-235127/jokowi-anggarkan-rp409-triliun-untuk-infrastruktur-2018>
- Amstrong, J. S. (2007). Significance Tests Harm Progress in Forecasting. *International Journal of Forecasting*, 2(23), 321-327.
- Apriyanto, D. (2014). Penerapan Autoregressive Distributed Lag (ARDL) Untuk Pemodelan Harga Saham Harian PT. Astra International Tbk. *Jurnal Mahasiswa Statistik*, 2(5), 385-388.
- Arumugam, P., & Anithakumari, V. (2013). Seasonal Time Series and Transfer Function Modelling for Natural Rubber Forecasting in India. *International Journal of Computer Trends and Technology (IJCTT)*, 4(5), 1366-1370.
- Bergmeir, C., Hyndman, R. J., & Benitez, J. M. (2014). Bagging Exponential Smoothing Methods Using STL Decomposition and Box-Cox Transformation. *International Journal of Forecasting*, 32(2), 303-312.
- Box, G. E., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2008). *Time Series Analysis: Forecasting and Control 4th ed*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Cryer, J. D., & Chan, K. S. (2008). *Time Series Analysis with Applications in R*. New York: Springer Science.
- Dana, I. M. (2016). *Peramalan Inflow dan Outflow Sebagai Proyeksi Kebutuhan Uang Kartal di Provinsi Bali Menggunakan Fungsi Transfer, TBATS, ARIMA, dan*

- ARIMAX. Surabaya: Tugas Akhir S1 Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Gujarati, D. N. (2004). *Basic Econometrics 4th ed.* New York: The McGraw-Hill Companies.
- Hardle, W. K., Prastyo, D. D., & Hafner, C. M. (2014). Support Vector Machines with Evolutionary Model Selection for Default Prediction. In Racine, J., Su, L., and Ullah, A. (Editor). *The Oxford Handbook of Applied Nonparametric and Semiparametric Economics and Statistics*, Oxford University Press, 346-373.
- Islamiyah, S. (2013). Penerapan Autoregressive Distributed Lag (ARDL) dalam Memodelkan Pengaruh Harga Minyak Dunia dan Jumlah Uang Beredar terhadap Inflasi di Indonesia. *Jurnal Mahasiswa Statistik*, 1(1), 45-48.
- Karomah, A. (2014). *Peramalan Netflow Uang Kartal dengan Model Variasi Kalender dan Model Autoregressive Distributed Lag (ARDL)*. Surabaya: Tugas Akhir S1 Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Kemenperin. (2014). *Berita Industri*. Diambil kembali dari Kementerian Perindustrian Republik Indonesia: <http://www.kemenperin.go.id/artikel/8388/Harga-Besi-dan-Baja-akan-Naik>
- Kostenko, A.V., & Hyndman, R.J. (2008). Forecasting Without Significance Test?. <http://robjhyndman.com/papers/sst2.pdf>.
- Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., & Neter, J. (2005). *Applied Linear Statistical Models 5th ed.* New York: McGraww-Hill Irwin.
- Makridakis, S., & Hibon, M. (2000). The M3-Competition: Results, Conclusions and Implications. *International Journal of Forecasting*, 451–476.
- Mondis, Y. N. R. (2013). *Perbandingan Model Transfer Function dan Model Neural Network untuk Prediksi Energi Listrik di PLTA Waduk Wonorejo*. Surabaya: Tugas Akhir S1 Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

- Muhammad, M. (2014). Kointegrasi dan Estimasi ECM pada Data Time Series. *Jurnal Konvergensi*, 4(1), 41-51.
- Nabila, F. S. (2016). *Pemodelan Vector Autoregressive - Support Vector Regression (VAR - SVR) dan Generalized Space Time Autoregressive - Support Vector Regression (GSTAR - SVR) untuk Peramalan Curah Hujan di Kota Surabaya*. Surabaya: Tugas Akhir S1 Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Naufal, A. R. (2016). *Analisis Pengaruh Trending Topic di Twitter dan Google terhadap Return Indeks LQ45 dan IHSG Menggunakan Metode ARMAX dan SVR*. Surabaya: Tugas Akhir S1 Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Novalius, F. (2017). *Anggaran Infrastruktur Rp 409 Triliun, Jokowi Presiden RI Pertama yang Fokus Pembangunan*. Diambil kembali dari Okezone Finance: <https://economy.okezone.com/read/2017/08/21/320/1759965/anggaran-infrastruktur-rp409-triliun-jokowi-presiden-ri-pertama-yang-fokus-pembangunan>
- Permata, B. (2018). *Asal Muasal Besi Beton*. Diambil kembali dari Besi Permata: <https://www.besibeton.net/besi-beton/>
- PT Wijaya Karya (Persero) Tbk. (2017). *Laporan Tahunan*. Diambil kembali dari <http://www.wika.co.id/id/file/annual-reports>
- Pujawan, I. N., & Er, M. (2017). *Supply Chain Management Edisi 3*. Yogyakarta: ANDI.
- Putri, A. H. (2008). *Analisis Fungsi Transfer pada Harga Emas Nasional Ditinjau dari Harga Emas Dunia, Kurs Dolar AS Terhadap Rupiah, dan Kurs Dolar AS Terhadap Euro*. Surabaya: Tugas Akhir S1 Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Santosa, B. (2007). *Data Mining Terapan dengan MATLAB*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Scholkopf, B., & Smola, A. J. (2002). *Learning with Kernels*. Cambridge: MIT Press.

- Setiawan, & Kusriani, D. E. (2010). *Ekonometrika*. Yogyakarta: ANDI.
- Smola, A. J., & Scholkopf, B. (2004). A Tutorial on Support Vector Regression. *Statistics and Computing*, 14, 199-222.
- Suci, K. W. (2017). *Peramalan Curah Hujan Sebagai Pendukung Kalender Tanam Padi di Kabupaten Bojonegoro Menggunakan Metode ARIMA, Support Vector Regression dan Genetic Algorithm Support Vector Regression*. Surabaya: Tugas Akhir S1 Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Sulistiyono, S. T. (2018). *Deretan Pembangunan Infrastruktur yang Rampung Tahun 2017*. Diambil kembali dari Tribunnews: <http://www.tribunnews.com/nasional/2017/12/30/deretan-pembangunan-infrastruktur-yang-rampung-tahun-2017?page=all>
- Tulak, D. Y., Junaidi, & Utami, I. T. (2017). Penerapan Autoregressive Distributed Lag (ARDL) dalam Memodelkan Pengaruh Indeks Harga Konsumen. *Natural Science: Journal of Science and Technology*, 6(3), 313-320.
- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods 2nd ed*. Canada: Addison Wesley.
- Wijaya, A. S. (2017). *Optimasi Parameter Model Support Vector Regression untuk Pemodelan Beban Listrik pada Empat Belas Wilayah di Jawa Timur dengan Menggunakan Genetic Algorithm dan Particle Swarm Optimization*. Surabaya: Tugas Akhir S1 Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Harga Billet dan Besi Beton

No.	Bulan	Tahun	Harga Billet	Harga Besi Beton
1	Maret	2013	568,750	585,000
2	April	2013	561,500	567,500
3	Mei	2013	543,125	546,875
4	Juni	2013	528,750	524,375
5	Juli	2013	529,800	531,500
6	Agustus	2013	536,250	541,875
7	September	2013	533,600	534,000
8	Oktober	2013	532,250	524,375
9	November	2013	539,375	509,375
10	Desember	2013	539,500	522,500
11	Januari	2014	537,500	521,250
12	Februari	2014	530,000	507,500
13	Maret	2014	527,000	502,000
14	April	2014	529,375	499,375
15	Mei	2014	526,250	490,625
16	Juni	2014	525,500	467,500
17	Juli	2014	517,500	453,125
18	Agustus	2014	517,750	456,250
19	September	2014	517,500	442,500
20	Oktober	2014	488,000	424,375
∴	∴	∴	∴	∴
56	Oktober	2017	523,300	537,500
57	November	2017	496,000	523,750
58	Desember	2017	519,875	553,125
59	Januari	2018	538,000	563,500
60	Februari	2018	542,500	555,000

Lampiran 2. *Output* Statistika Deskriptif Harga Billet dan Harga Besi Beton

Variable	Mean	StDev	Minimum	Maximum
Harga Billet	436,5	97,3	248,9	568,8
Harga Besi Beton	428,5	96,5	256,3	585,0

Variable	Bulan	Mean	StDev	Minimum	Maximum
Harga Billet	Januari	432,6	115,5	257,8	538,0
	Februari	426,4	115,7	264,0	542,5
	Maret	445,4	105,8	313,8	568,8
	April	448,7	91,3	360,0	561,5
	Mei	440,8	88,5	348,5	543,1
	Juni	429,1	99,3	297,3	528,8
	Juli	427,1	104,0	313,4	529,8
	Agustus	444,0	107,9	307,8	536,3
	September	446,3	117,7	288,8	540,6
	Oktober	433,6	114,8	277,3	532,3
	November	431,3	109,9	261,2	539,4
	Desember	432,1	115,1	248,9	539,5
Harga Besi Beton	Januari	433,1	120,0	256,3	563,5
	Februari	422,4	117,1	262,8	555,0
	Maret	438,1	112,4	306,9	585,0
	April	439,8	92,6	344,4	567,5
	Mei	433,1	82,9	351,3	546,9
	Juni	412,7	90,8	303,8	524,4
	Juli	413,3	95,0	305,0	531,5
	Agustus	435,7	107,7	304,0	541,9
	September	435,0	116,7	288,1	560,6
	Oktober	420,3	114,4	273,1	537,5
	November	423,6	104,3	264,5	523,8
	Desember	434,6	116,5	256,3	553,1

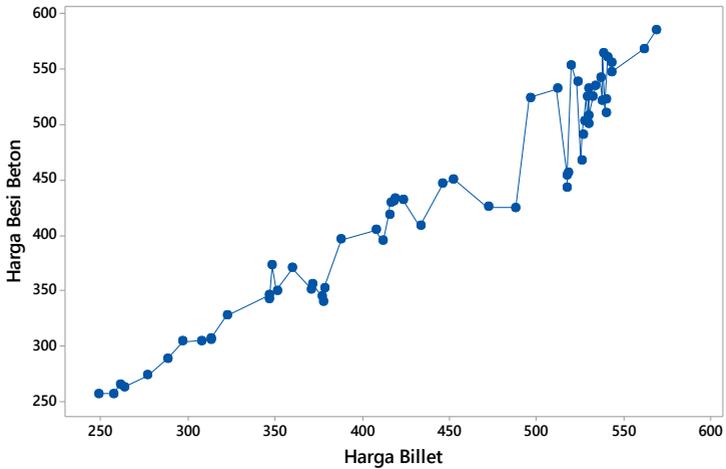
Lampiran 2. *Output* Statistika Deskriptif Harga Billet dan Harga Besi Beton (Lanjutan)

Variable	Mean	StDev	Minimum	Maximum
Harga Billet 2013-2015	456,4	101,2	248,9	568,8
Harga Besi Beton 2013-2015	435,6	98,7	256,3	585,0
Harga Billet 2016-2018	410,3	87,1	257,8	542,5
Harga Besi Beton 2016-2018	419,1	94,7	256,3	563,5

Lampiran 3. *Output* Hubungan antara Harga Billet dengan Harga Besi Beton

Correlations

Pearson correlation	0,969
P-value	0,000



Lampiran 4. *Syntax* SAS untuk Model ARIMA Harga Billet

```
data billet;
input y;
datalines;
183977294.9
177030983.4
160213600.8
147826107.4
148708523.6
154206228.5
151931373.1
:
33542015.63
41601569.63
43336017.58
41781923.00
58467544.19
73494243.26
73034632.00

;
proc arima data=billet;
identify var=y(1);
estimate p=(7) q=(1) noconstant method=ml;
forecast lead=12 out=out2;
run;
proc univariate data=out2 normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 5. Output SAS untuk Model ARIMA Harga Billet

Maximum Likelihood Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag				
MA1,1	-0.42980	0.13656	-3.15	0.0016	1				
AR1,1	0.32596	0.14913	2.19	0.0288	7				
Variance Estimate			7.044E13						
Std Error Estimate			8392840						
AIC			1634.96						
SBC			1638.661						
Number of Residuals			47						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	5.34	4	0.2546	0.067	0.096	-0.051	0.158	0.103	-0.214
12	8.94	10	0.5379	0.079	0.039	0.133	0.040	0.098	-0.053
18	12.42	16	0.7146	-0.096	-0.145	-0.095	-0.059	0.002	0.078
24	18.42	22	0.6808	0.077	0.144	-0.091	-0.009	-0.140	-0.106
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			----p Value----					
Shapiro-Wilk	W	0.962035		Pr < W	0.1296				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.099742		Pr > D	>0.1500				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.090271		Pr > W-Sq	0.1491				
Anderson-Darling	A-Sq	0.553286		Pr > A-Sq	0.1488				

Lampiran 6. Syntax SAS untuk Model Fungsi Transfer Harga Besi Beton

```

data besibeton;
  input x y;
  label x = 'Input'
        y = 'Output';
datalines;
183977294.9    342225
177030983.4    322056.25
:
76090271.48    185976.5625
;
proc arima data=besibeton;
  /*--- Look at the input process -----*/
  identify var=x(1);
  run;
  /*--- Fit a model for the input -----*/
  estimate p=(7) q=1 method=ml noconstant plot;
  run;
  /*--- Crosscorrelation of prewhitened series -----*/
  identify var=y(1) crosscorr=(x(1)) nlag=24;
  run;
  /*--- Fit transfer function - look at residuals ---*/
  estimate input=( 0 $ (0)/(0) x ) noconstant method=ml;
  run;
  /*--- Final Model - look at residuals -----*/
  estimate p=(7) input=( 0 $ (0)/(0) x ) noconstant method=ml
  plot;
/*--- Forecast -----*/
  forecast lead=12 out=out2 printall;
  run;
proc univariate data=out2 normal;
var residual;
run;

```

Lampiran 7. Output SAS untuk Model Fungsi Transfer Harga Besi Beton

Crosscorrelations

Lag	Covariance	Correlation	-1	9	8	7	6	5	4	3	2	1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	1	
-12	-8.50203E9	-.06937	*
-11	6617373123	0.05399	*	*
-10	-1.90719E9	-.01556	*	*	*
-9	1.3746E10	0.11216	*	*	*	*
-8	1.97682E10	0.16130	*	*	*	*	*
-7	6524801170	0.05324	*	*	*	*	*	*
-6	-2.3207E10	-.18936	*	*	*	*	*	*	*
-5	1.70816E10	0.13938	*	*	*	*	*	*	*	*	.	.	.
-4	2.54492E10	0.20765	*	*	*	*	*	*	*	*	*	.	.
-3	4026583973	0.03285	*	*	*	*	*	*	*	*	*	.	.
-2	-2.3924E10	-.19520	*	*	*	*	*	*	*	*	*	.	.
-1	5434804029	0.04434	*	*	*	*	*	*	*	*	*	.	.
0	9.43163E10	0.76956	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
1	7655729527	0.06247	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
2	-471221662	-.00384	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
3	-1.6797E10	-.13706	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*

Maximum Likelihood Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag	Variable	Shift
AR1,1	0.24679	0.15019	1.64	0.1004	7	y	0
NUM1	0.0014238	0.0001537	9.26	<.0001	0	x	0
Variance Estimate				92754865			
Std Error Estimate				9630.933			
AIC				998.0134			
SBC				1001.714			
Number of Residuals				47			

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----						
6	6.50	5	0.2607	0.179	-0.026	-0.081	-0.055	-0.130	-0.248	
12	8.09	11	0.7053	0.042	0.089	0.032	0.009	-0.101	0.067	
18	16.90	17	0.4610	-0.168	-0.084	0.116	0.215	0.140	-0.078	
24	23.39	23	0.4385	-0.079	-0.146	-0.033	-0.116	0.065	0.155	

Tests for Normality

Test	--Statistic--	Pr <	-----p Value-----
Shapiro-Wilk	W	0.976953	Pr < W 0.4729
Kolmogorov-Smirnov	D	0.077022	Pr > D >0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.061838	Pr > W-Sq >0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.397509	Pr > A-Sq >0.2500

Lampiran 7. *Output SAS untuk Model Fungsi Transfer Harga Besi Beton (Lanjutan)*

Crosscorrelation Check of Residuals with Input x									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Crosscorrelations-----					
5	2.78	5	0.7338	-0.008	0.025	-0.091	-0.168	0.146	0.025
11	5.99	11	0.8740	0.055	-0.080	0.077	-0.011	-0.080	0.215
17	9.10	17	0.9371	0.137	0.047	-0.020	-0.039	-0.001	-0.208
23	12.62	23	0.9597	-0.125	-0.169	0.122	-0.101	-0.058	-0.051

Lampiran 8. *Output* Model ARDL

Regression Analysis: Harga Besi Beton versus Harga Billet

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	1	412711	412711	842,30	0,000
Harga Billet	1	412711	412711	842,30	0,000
Error	46	22539	490		
Lack-of-Fit	45	22483	500	8,85	0,262
Pure Error	1	56	56		
Total	47	435250			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
22,1356	94,82%	94,71%	94,40%

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value
Constant	23,0	13,8	1,67	0,101
Harga Billet	0,9144	0,0315	29,02	0,000

Regression Equation

$$\text{Harga Besi Beton} = 23,0 + 0,9144 \text{ Harga Billet}$$

Lampiran 8. *Output* Model ARDL (Lanjutan)

Regression Analysis: Harga Besi Beton versus Harga Billet. Y(t-1)

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	2	390922	195461	638,09	0,000
Harga Billet	1	7824	7824	25,54	0,000
Y(t-1)	1	7187	7187	23,46	0,000
Error	44	13478	306		
Total	46	404400			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
17,5020	96,67%	96,52%	96,07%

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value
Constant	17,4	11,2	1,55	0,129
Harga Billet	0,4691	0,0928	5,05	0,000
Y(t-1)	0,4685	0,0967	4,84	0,000

Regression Equation

$$\text{Harga Besi Beton} = 17,4 + 0,4691 \text{ Harga Billet} + 0,4685 \text{ Y}(t-1)$$

Lampiran 9. *Syntax* R untuk Model FT-SVR

```

library(e1071)
library(tseries)
data=read.table("D:/FTSVR49.txt",header=T)
train=data[1:40,]
test=data[-c(1:40),]

#LINEAR#
tunelinear=tune(svm,
Yt~.,data=train,kernel="linear",ranges=list(epsilon=seq(0.001,0.1,by=0.001), cost=seq(100,1000,by=50)))
tunedmodellinear=tunelinear$best.model;tunedmodellinear
forecastlinear=predict(tunedmodellinear,test)
prediksilinear=predict(tunedmodellinear,train)
ztlinear=(test[,8])
elinear=ztlinear-forecastlinear
rmselinear=sqrt(mean(elinear^2))
mapelinear=sum((abs(elinear))/ztlinear)/length(ztlinear)*100
forecastlinear
rmselinear
mapelinear

#RADIAL#
tuneradial=tune(svm,
Yt~.,data=train,kernel="radial",ranges=list(epsilon=seq(0.001,0.1,by=0.001), cost=seq(100,1000,by=50), gamma=seq(0.1,1.5,by=0.1)))
tunedmodelradial=tuneradial$best.model;tunedmodelradial
forecastradial=predict(tunedmodelradial,test)
prediksiradial=predict(tunedmodelradial,train)
ztradial=(test[,8])
eradial=ztradial-forecastradial
rmseradial=sqrt(mean(eradial^2))
maperadial=sum((abs(eradial))/ztradial)/length(ztradial)*100
forecastradial
rmseradial
maperadial

```

Lampiran 10. *Syntax* R untuk Model ARDL-SVR

```

library(e1071)
library(tseries)
data=read.table("D:/ARDLSVR49.txt",header=T)
train=data[1:47,]
test=data[-c(1:47),]

#LINEAR#
tunelinear=tune(svm,
Yt~.,data=train,kernel="linear",ranges=list(epsilon=seq(0.001,0.1,by=0.001), cost=seq(100,1000,by=50)))
tunedmodellinear=tunelinear$best.model;tunedmodellinear
forecastlinear=predict(tunedmodellinear,test)
prediksilinear=predict(tunedmodellinear,train)
zlinear=(test[,3])
elinear=zlinear-forecastlinear
rmselinear=sqrt(mean(elinear^2))
mapelinear=sum((abs(elinear))/zlinear)/length(zlinear)*100
forecastlinear
rmselinear
mapelinear

#RADIAL#
tuneradial=tune(svm,
Yt~.,data=train,kernel="radial",ranges=list(epsilon=seq(0.001,0.1,by=0.001), cost=seq(100,1000,by=50), gamma=seq(0.1,1.5,by=0.1)))
tunedmodelradial=tuneradial$best.model;tunedmodelradial
forecastradial=predict(tunedmodelradial,test)
prediksiradial=predict(tunedmodelradial,train)
zradial=(test[,3])
eradial=zradial-forecastradial
rmseradial=sqrt(mean(eradial^2))
maperadial=sum((abs(eradial))/zradial)/length(zradial)*100
forecastradial
rmseradial
maperadial

```

Lampiran 11. Surat Pernyataan Data Sekunder**SURAT PERNYATAAN**

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Departemen Statistika FMKSD ITS:

Nama : Siti Halimah Sa'diyah

NRP : 062114 4000 0005

menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir/ Thesis ini merupakan data sekunder yang diambil dari penelitian/ buku/ Tugas Akhir/ Thesis/ publikasi lainnya yaitu:

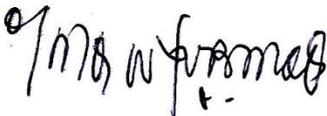
Sumber : Website www.metalbulletin.com

Keterangan : Data merupakan data harga billet dan besi beton periode Maret 2013 hingga Februari 2018

Surat Pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Mengetahui
Pembimbing Tugas Akhir

Surabaya, 25 Juli 2018



(Imam Safawi Ahmad, S.Si, M.Si)
NIP. 19810224 201404 1 001



(Siti Halimah Sa'diyah)
NRP. 062114 4000 0005

BIODATA PENULIS



Siti Halimah Sa'diyah lahir di Tulungagung pada tanggal 4 Juni 1996. Jenjang pendidikan formal yang ditempuh yakni SDN Kepatihan 3, SMPN 1 Tulungagung, dan SMAN 1 Kedungwaru. Penulis diterima sebagai mahasiswa Departemen Statistika ITS melalui jalur SNMPTN pada tahun 2014. Selama masa perkuliahan penulis aktif di organisasi UKM Koperasi Mahasiswa ITS sebagai Staff Lembaga Swadaya Anggota pada kepengurusan tahun 2015/2016, Asisten Bidang Bisnis pada kepengurusan tahun 2016/2017, dan Ketua Bidang Keuangan pada kepengurusan tahun 2017/2018. Selain itu penulis juga aktif dalam berbagai kepanitiaan, beberapa di antaranya adalah GERIGI ITS 2015, UKM EXPO 2015, GERIGI ITS 2016, dan Pekan Raya Statistika 2016. Di bidang akademik, penulis mendapatkan kesempatan untuk menjadi Juara 1 Lomba Karya Tulis Ilmiah pada "Jambore Koperasi Mahasiswa Nasional" di tahun 2016 dan Juara 2 *Indonesia Research Competition* pada "*3rd Indonesian Statistics Conference and Olympiad*" di tahun 2017. Pada tahun 2018 penulis berkesempatan mendapatkan pendanaan dari Kemenristekdikti untuk PKM Penelitian mengenai klasifikasi daerah tertinggal di Indonesia dan mempublikasikan hasil penelitian tersebut melalui "*The 2nd International Conference Postgraduate School*". Penulis pernah melaksanakan kerja praktik di PT Wijaya Karya (Persero) Tbk pada bagian Biro *Supply Chain Management*. Apabila pembaca memiliki kritik, saran, atau ingin berdiskusi dengan penulis dapat menghubungi melalui email diyahshs@gmail.com atau nomor telepon 085855368895.