



TUGAS AKHIR - SS141501

**MODEL *HYBRID EXPONENTIAL SMOOTHING*
PENDEKATAN *STATE SPACE* DENGAN METODE *TIME
SERIES REGRESSION* UNTUK PERAMALAN *CASH
OUTFLOW* PT. TASPEN (PERSERO)**

**IZZAN RASYADI
NRP 062114 4000 0042**

**Dosen Pembimbing
Dr. Suhartono
Dr. R. Mohamad Atok**

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



TUGAS AKHIR - SS141501

**MODEL *HYBRID EXPONENTIAL SMOOTHING*
PENDEKATAN *STATE SPACE* DENGAN METODE
TIME SERIES REGRESSION UNTUK PERAMALAN
CASH OUTFLOW PT. TASPEN (PERSERO)**

**IZZAN RASYADI
NRP 062114 4000 0042**

**Dosen Pembimbing
Dr. Suhartono
Dr. R. Mohamad Atok**

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



FINAL PROJECT - SS141501

**HYBRID MODEL EXPONENTIAL SMOOTHING STATE
SPACE APPROACH WITH TIME SERIES REGRESSION
METHOD FOR CASH OUTFLOW FORECASTING
IN PT. TASPEN (PERSERO)**

**IZZAN RASYADI
SN 062114 4000 0042**

**Supervisor
Dr. Suhartono
Dr. R. Mohamad Atok**

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

LEMBAR PENGESAHAN

**MODEL *HYBRID EXPONENTIAL SMOOTHING*
PENDEKATAN *STATE SPACE* DENGAN METODE *TIME
SERIES REGRESSION* UNTUK PERAMALAN *CASH
OUTFLOW* PT. TASPEN (PERSERO)**

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 :

Izzan Rasyadi

NRP. 062114 4000 0042

Disetujui oleh Pembimbing:

Dr. Suhartono

NIP : 19710929 199512 1 001

()

Dr. R. Mohamad Atok

NIP : 19710915 199702 1 001

()

Mengetahui,
Kepala Departemen



()

Dr. Suhartono

NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA,

JULI 2018

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

**MODEL *HYBRID EXPONENTIAL SMOOTHING*
PENDEKATAN *STATE SPACE* DENGAN METODE *TIME
SERIES REGRESSION* UNTUK PERAMALAN *CASH
OUTFLOW PT. TASPEN (PERSERO)***

Nama : Izzan Rasyadi
NRP : 062114 4000 0042
Departemen : Statistika
Pembimbing : Dr. Suhartono
Dr. R. Mohamad Atok

Abstrak

PT. Taspen Persero pada setiap bulannya melakukan suatu proyeksi yang hasil dari proyeksi tersebut digunakan sebagai nilai kas untuk 1 bulan kedepannya. Namun, sampai saat ini belum ada standar yang digunakan untuk meramalkan nilai kas perusahaan. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan arus kas yang ada di PT. Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya menggunakan pemodelan hybrid exponential smoothing pendekatan state space dengan metode time series regression. Pada penelitian ini dilakukan 2 kajian, kajian simulasi dilakukan untuk mengetahui sejauh mana metode yang digunakan mampu menangkap berbagai pola data yang mengandung efek trend, musiman dan variasi kalender dan noise. Sedangkan kajian terapan menggunakan data riil yaitu data cash outflow pada PT. Taspen (Persero) KCU Surabaya. Pemodelan terbaik dipilih menggunakan kriteria RMSEP dan sMAPEP. Pemodelan hibrida memiliki nilai RMSEP dan sMAPEP lebih kecil yaitu sebesar 7,92 dan 8,37 serta mampu mereduksi RMSEP sebesar 33,2% dan sMAPEP sebesar 44,6% dibandingkan dengan metode exponential smoothing dan ARIMAX. Peramalan menggunakan metode hibrida exponential smoothing pendekatan state space dengan metode time series regression dipilih sebagai metode terbaik untuk meramalkan arus kas PT. Taspen (Persero).

Kata Kunci : *ARIMAX, Exponential Smoothing, Taspen, Time Series Regression, State Space, Variasi Kalender*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

HYBRID MODEL EXPONENTIAL SMOOTHING STATE SPACE APPROACH WITH TIME SERIES REGRESSION METHOD FOR CASH OUTFLOW FORECASTING IN PT. TASPEN (PERSERO)

Name : Izzan Rasyadi
Student Number : 062114 4000 0042
Department : Statistics
Supervisor : Dr. Suhartono
Dr. R. Mohamad Atok

Abstract

PT. Taspen (Persero) for every each month conduct a projection where the results of the projection is used as a cash value for 1 month ahead. However, until now there has been no standard used to predict the company's cash value. This study aims to predict cash flow in PT. Taspen (Persero) Main Branch Office Surabaya using hybrid exponential smoothing state space approach with the method of time series regression model. In this research there are two studies, a simulation study was conducted to find out how far the method used was able to capture various data patterns that contain effects of calendar variation and noise. While the applied study using real data that is cash outflow data at PT. Taspen (Persero) KCU Surabaya. The best modeling is selected using RMSEP and sMAPEP criteria. Hybrid modeling has a smaller error value that is equal to 7.92 for RMSEP and 8.37 for sMAPEP also can reduce the value of RSMEP up to 33,2% and sMAPEP up to 44,6% compared with exponential smoothing and ARIMAX method. Forecasting using the hybrid method of exponential smoothing state space approach with the method of time series regression is chosen as the best method to predict cash flow of PT. Taspen (Persero).

Keywords : ARIMAX, Calender Variation, Exponential Smoothing, Taspen, Time Series Regression, State Space

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT, atas segala rahmat dan karunia-Nya yang tak pernah henti diberikan, sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan judul

**“MODEL *HYBRID EXPONENTIAL SMOOTHING*
PENDEKATAN *STATE SPACE* DENGAN METODE *TIME*
SERIES REGRESSION UNTUK PERAMALAN CASH
OUTFLOW PT. TASPEN (PERSERO)”**

dengan baik dan tepat pada waktunya. Penyusunan Tugas Akhir ini tak luput dari bantuan serta dukungan dari berbagai pihak. Pada kesempatan ini, penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Ibunda tercinta Ibu Siti Purwati dan Ayahanda tersayang Bapak Tjahyono atas doa, nasehat, cinta, motivasi dan kasih sayang yang sangat besar yang telah diberikan untuk penulis sehingga dapat menjadi semangat bagi penulis dalam menghadapi kesulitan serta dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
2. Bapak Dr. Suhartono, selaku Ketua Departemen Statistika dan Bapak Dr. Sutikno, M.Si selaku Ketua Program Studi S1 yang telah menyediakan fasilitas guna kelancaran pengerjaan Tugas Akhir ini.
3. Bapak Dr. Suhartono selaku dosen pembimbing dan Bapak Dr. R Mohamad Atok selaku co-pembimbing serta selaku dosen wali, dimana telah memberikan segala ilmu, motivasi, dan nasihat yang bermanfaat bagi penulis.yang telah sabar dan memberikan waktunya untuk membimbing dan memberikan masukan dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
4. Bapak Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, M.Si dan Ibu Dr. Santi Puteri Rahayu, M.Si, selaku dosen penguji atas segala kritikan dan saran yang sangat membangun.
5. Pihak PT Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya, khususnya untuk Bapak Moch Jamil dan Bapak Insyafiono selaku pembimbing lapangan yang sangat ramah dan mau membagi ilmu kepada penulis.

6. Nikita Dwie Septiana selaku teman dekat penulis yang selalu siap membantu serta memberikan semangat penulis dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
7. Teman-teman seperjuangan TA time series anak kesayangan Bapak Suhartono Rizky Nanda, Ayu, Firdha, Retno, Mas Dimas, Mba Bella serta Endah, Dea dan Dedi selaku tim pembimbing “ketiga” yang selalu memberikan semangat dan menghibur penulis dalam menyelesaikan Tugas akhir ini.
8. Tim ASDOS PKS (Alif, Dwita, Anisa), keluarga kecil Medfo HIMASTA-ITS 15/16 dan Divisi Pers HIMASTA-ITS 16/17 serta keluarga besar HIMASTA-ITS yang selalu menjadi wadah untuk bertukar pikiran dan berkembang.
9. Sahabat-sahabat saya, Faishal Afif, Benazhir Anggy, Putri Nurmi, Shabrina Noor, Laras Sintia, Christy Jessinia, Vigita Maria, Rifka Annisa, Kiki Noor Aisyah, Laura Karennina Padaga, Siti Aisyah, Nadia Insyira, Sandra Firda Qonita, dan Andara Destrilia serta teman-teman yang selalu memberikan semangat bagi penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
10. Teman-teman seperjuangan PW 118, serta teman-teman Statistika ITS $\Sigma 25$ yang memberikan hangatnya sebuah kebersamaan dan rasa kekeluargaan selama 4 tahun ini.
11. Serta semua pihak yang telah memberikan dukungan baik moril maupun materiil yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Penulis menyadari masih banyaknya kekurangan dalam pembuatan laporan Tugas Akhir ini, besar harapan bagi penulis untuk dapat menerima saran dan kritik yang bersifat membangun guna perbaikan di masa mendatang. Semoga laporan Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi penelitian selanjutnya.

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	xvi
DAFTAR TABEL	xxi
DAFTAR LAMPIRAN	xxiii
DAFTAR NOTASI	xxvii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	5
1.3 Tujuan.....	5
1.4 Manfaat.....	6
1.5 Batasan Masalah.....	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 ACF dan PACF.....	7
2.2 <i>Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)</i>	8
2.3 ARIMAX.....	9
2.4 <i>Exponential Smoothing</i>	12
2.5 Model <i>State Space</i>	12
2.6 Klasifikasi <i>Exponential Smoothing</i>	13
2.7 <i>Single Exponential Smoothing (N,N Method)</i>	15
2.8 <i>Holt-Winter's Trend and Seasonally Method</i>	16
2.8.1 <i>Additive Seasonality Model : ETS (A,A,A)</i>	16
2.8.2 <i>Multiplicative Seasonality Model : ETS (M,A,M)</i>	17
2.9 Klasifikasi Model <i>State Space</i>	17
2.10 Estimasi Parameter Model <i>State Space</i>	18

	Halaman
2.11 <i>Exponential Smoothing</i> dengan Pendekatan <i>State Space</i>	19
2.12 Model Hibrida.....	19
2.13 Model Hibrida <i>Exponential Smoothing</i> Pendekatan <i>State Space</i> dengan metode <i>Time Series Regression</i>	20
2.14 Pemilihan Model Terbaik	22
2.15 <i>Pair t-Test</i>	23
2.16 Arus Kas	23
2.17 PT. Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya....	24
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	25
3.1 Kajian Simulasi.....	25
3.2 Kajian Terapan.....	28
3.2.1 Sumber Data	28
3.2.2 Variabel Penelitian.....	28
3.3 Langkah Analisis	29
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	37
4.1 Kajian Simulasi.....	37
4.1.1 Skenario 1	38
4.1.2 Skenario 2	61
4.1.3 Perbandingan Hasil Peramalan pada Studi Simulasi	84
4.2 Kajian Terapan.....	86
4.2.1 Pemodelan Arus Kas PT Taspen (Persero) dengan Model <i>Exponential Smoothing</i>	87
4.2.2 Pemodelan Arus Kas PT Taspen (Persero) dengan Model ARIMAX	87
4.2.3 Pemodelan Arus Kas PT Taspen (Persero) dengan Model Hibrida	89
4.3 Pemilihan Model Terbaik dan Peramalan Arus Kas PT. Taspen (Persero).....	92
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	97
5.1 Kesimpulan	97
5.2 Saran	98
DAFTAR PUSTAKA	99

	Halaman
LAMPIRAN	103
BIODATA PENULIS	161

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 1.1 Time Series Plot Arus Kas PT. Taspen.....	4
Gambar 2.1 Visualisai Klasifikasi Model Exponential Smoothing.....	15
Gambar 3.2 Diagram Alir Langkah Analisis Simulasi Pemodelan <i>Exponential Smoothing</i>	32
Gambar 3.1 Diagram Alir Langkah Analisis Simulasi	32
Gambar 3.3 Diagram Alir Langkah Analisis Simulasi Pemodelan Hibrida.....	34
Gambar 3.4 Diagram Alir Langkah Analisis Secara Umum	35
Gambar 4.1 Time Series Plot Bangkitan Komponen (a) Trend,(b) Musiman, (c) Variasi Kalender, (d) White Noise dan (e) Noise AR (1).....	38
Gambar 4.2 Time Series Plot Data Trend dan Musiman Additive.....	39
Gambar 4.3 Time Series Plot Data Trend dan Musiman Multiplicative	39
Gambar 4.4 Time Series Plot Data Trend, Musiman dan Variasi Kalender Additive	42
Gambar 4.5 Time Series Plot Data Trend, Musiman dan Variasi Kalender Multiplicative	42
Gambar 4.6 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender untuk Data Pola Additive.....	45
Gambar 4.7 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender dan Trend untuk Data Pola Additive.....	46
Gambar 4.8 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender dan Musiman untuk Data Pola Additive	47

	Halaman
Gambar 4.9 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender, Trend dan Musiman untuk Data Pola Additive.....	48
Gambar 4.10 Time Series Plot Perbandingan Hasil Ramalan dan Data Asli (Simulasi Additive).....	52
Gambar 4.11 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender untuk Data Pola Multiplicative.....	53
Gambar 4.12 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender dan Trend untuk Data Pola Multiplicative.....	54
Gambar 4.13 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender dan Musiman untuk Data Pola Multiplicative.....	55
Gambar 4.14 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender, Trend, Musiman dan (Trend*Musiman) untuk Data Pola Multiplicative.....	56
Gambar 4.15 Time Series Plot Perbandingan Hasil Ramalan dan Data Asli (Simulasi Multiplicative)	61
Gambar 4.16 Time Series Plot Data Trend dan Musiman Additive dengan Noise AR(1)	62
Gambar 4.17 Time Series Plot Data Trend dan Musiman Multiplicative dengan Noise AR(1).....	62
Gambar 4.18 (a) Time Series Plot Data Trend, Musiman dan Variasi Kalender dengan Noise AR(1) Additive (b) Multiplicative	65
Gambar 4.19 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender untuk Data Pola Additive.....	67

	Halaman
Gambar 4.20 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender dan Trend untuk Data Pola Additive.....	68
Gambar 4.21 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender dan Musiman untuk Data Pola Additive	69
Gambar 4.22 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender, Trend dan Musiman untuk Data Pola Additive	70
Gambar 4.23 Time Series Plot Perbandingan Hasil Ramalan dan Data Asli (Simulasi Additive (AR(1)).....	75
Gambar 4.24 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender untuk Data Pola Multiplicative	76
Gambar 4.25 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender dan Trend untuk Data Pola Multiplicative	77
Gambar 4.26 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender dan Musiman untuk Data Pola Multiplicative.....	78
Gambar 4.27 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender, Trend, Musiman dan (Trend*Musiman) untuk Data Pola Multiplicative	79
Gambar 4.28 Time Series Plot Perbandingan Hasil Ramalan dan Data Asli (Simulasi Multiplicative)	84
Gambar 4.29 Time Series Plot Arus Kas Pengeluaran PT Taspen (Persero)	90
Gambar 4.30 Time Series Plot Residual Level 1	91

	Halaman
Gambar 4.31 Time Series Plot Nilai Data Testing Actual dengan Testing Hibrida.....	92
Gambar 4.32 Plot Hasil Peramalan Arus Kas PT. Taspen (Persero) Periode 2018.....	95

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Klasifikasi Model Exponential Smoothing	14
Tabel 3.1 Kejadian Idul Fitri pada Tahun 2008 hingga 2017	27
Tabel 3.2 Struktur Data Pengeluaran	28
Tabel 3.3 Variabel Dummy yang Digunakan	29
Tabel 4.1 Nilai RMSEP Residual Model Regresi Time Series Data Simulasi Additive	48
Tabel 4.2 Perbandingan Nilai RMSE Training Setiap Model.....	50
Tabel 4.3 Perbandingan Nilai RMSEP Testing Setiap Model	50
Tabel 4.4 Pasangan Model pada Pair Test	51
Tabel 4.5 Nilai RMSEP Model Residual Regresi Time Series Data Simulasi Multiplicative.....	57
Tabel 4.6 Perbandingan Nilai RMSE Training Setiap Model.....	58
Tabel 4.7 Perbandingan Nilai RMSEP Testing Setiap Model	59
Tabel 4.8 Pasangan Model pada Pair Test	59
Tabel 4.9 Nilai RMSEP Residual Model Regresi Time Series Data Simulasi Additive	71
Tabel 4.10 Perbandingan Nilai RMSE Training Setiap Model.....	72
Tabel 4.11 Perbandingan Nilai RMSEP Testing Setiap Model	73
Tabel 4.12 Pasangan Model pada Pair Test	73
Tabel 4.13 Nilai RMSEP Model Residual Regresi Time Series Data Simulasi Multiplicative.....	80
Tabel 4.14 Perbandingan Nilai RMSE Training Setiap Model.....	81
Tabel 4.15 Perbandingan Nilai RMSEP Testing Setiap Model	82
Tabel 4.16 Pasangan Model pada Pair Test	82
Tabel 4.17 Perbandingan Nilai RMSEP pada Data Pola <i>Additive</i>	85
Tabel 4.18 Perbandingan Nilai RMSEP pada Data Pola <i>Multiplicative</i>	85

	Halaman
Tabel 4.19 Nilai RMSEP Data Simulasi dengan Pola Variasi Kalender.....	86
Tabel 4.20 Estimasi Parameter Model ARIMAX.....	88
Tabel 4.21 Pemilihan Model Terbaik Berdasarkan Kriteria RMSEP	93
Tabel 4.22 Pemilihan Model Terbaik Berdasarkan Kriteria sMAPEP	93
Tabel 4.23 Hasil Peramalan Arus Kas PT. Taspen (Persero)	94

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. <i>Output Model Exponential Smoothing Data</i> Simulasi <i>Trend</i> dan Musiman (<i>Additive</i>)	103
Lampiran 2. <i>Output Model Exponential Smoothing Data</i> Simulasi <i>Trend</i> dan Musiman (<i>Multiplicative</i>)	104
Lampiran 3. <i>Output Model Exponential Smoothing Data</i> Simulasi <i>Trend</i> , Musiman dan Variasi Kalender (<i>Additive</i>)	105
Lampiran 4. <i>Output Model Exponential Smoothing Data</i> Simulasi <i>Trend</i> , Musiman dan Variasi Kalender (<i>Multiplicative</i>)	106
Lampiran 5. <i>Output Model Exponential Smoothing Residual</i> Hasil Regrsi <i>Time Series</i> Eliminiasi Efek Variasi Kalender (<i>Additive</i>)	107
Lampiran 6. <i>Output Model Exponential Smoothing Residual</i> Hasil Regrsi <i>Time Series</i> Eliminiasi Efek Variasi Kalender + <i>Trend</i> (<i>Additive</i>)	108
Lampiran 7. <i>Output Model Exponential Smoothing Residual</i> Hasil Regrsi <i>Time Series</i> Eliminiasi Efek Variasi Kalender + Musiman (<i>Additive</i>)	109
Lampiran 8. <i>Output Model Exponential Smoothing Residual</i> Hasil Regrsi <i>Time Series</i> Eliminiasi Efek Variasi Kalender + <i>Trend</i> + Musiman (<i>Additive</i>)	110
Lampiran 9. Hasil Uji Pasangan (<i>Pair Test</i>) untuk Pola Data Simulasi <i>Additive</i>	111
Lampiran 10. <i>Output Model Exponential Smoothing Residual</i> Hasil Regrsi <i>Time Series</i> Eliminiasi Efek Variasi Kalender (<i>Multiplicative</i>)	117

	Halaman
Lampiran 11. <i>Output Model Exponential Smoothing Residual</i> Hasil Regrsi <i>Time Series</i> Eliminiasi Efek Variasi Kalender + <i>Trend (Multiplicative)</i>	118
Lampiran 12. <i>Output Model Exponential Smoothing Residual</i> Hasil Regrsi <i>Time Series</i> Eliminiasi Efek Variasi Kalender + Musiman (<i>Multiplicative</i>)	119
Lampiran 13. <i>Output Model Exponential Smoothing Residual</i> Hasil Regrsi <i>Time Series</i> Eliminiasi Efek Variasi Kalender + <i>Trend</i> + Musiman (<i>Multiplicative</i>)	120
Lampiran 14. Hasil Uji Pasangan (<i>Pair Test</i>) untuk Pola Data Simulasi <i>Multiplicative</i>	121
Lampiran 15. <i>Output Model Exponential Smoothing Data</i> Simulasi <i>Trend</i> dan Musiman dengan <i>Noise</i> AR(1) (<i>Additive</i>)	127
Lampiran 16. <i>Output Model Exponential Smoothing Data</i> Simulasi <i>Trend</i> dan Musiman dengan <i>Noise</i> AR(1) (<i>Multiplicative</i>)	128
Lampiran 17. <i>Output Model Exponential Smoothing Data</i> Simulasi <i>Trend</i> , Musiman dan Variasi Kalender dengan <i>Noise</i> AR(1) (<i>Additive</i>)	129
Lampiran 18. <i>Output Model Exponential Smoothing Data</i> Simulasi <i>Trend</i> , Musiman dan Variasi Kalender dengan <i>Noise</i> AR(1) (<i>Multiplicative</i>)	130
Lampiran 19. <i>Output Model Exponential Smoothing Residual</i> Hasil Regrsi <i>Time Series</i> Eliminiasi Efek Variasi Kalender (<i>Additive</i>) AR(1)	131

	Halaman
Lampiran 20. <i>Output Model Exponential Smoothing Residual</i> Hasil Regrsi <i>Time Series</i> Eliminiasi Efek Variasi Kalender + <i>Trend (Additive)</i> AR(1).....	132
Lampiran 21. <i>Output Model Exponential Smoothing Residual</i> Hasil Regrsi <i>Time Series</i> Eliminiasi Efek Variasi Kalender + Musiman (<i>Additive</i>) AR(1)	133
Lampiran 22. <i>Output Model Exponential Smoothing Residual</i> Hasil Regrsi <i>Time Series</i> Eliminiasi Efek Variasi Kalender + <i>Trend</i> + Musiman (<i>Additive</i>) AR(1)	134
Lampiran 23. Hasil Uji Pasangan (<i>Pair Test</i>) untuk Pola Data Simulasi <i>Additive</i> AR(1)	135
Lampiran 24. <i>Output Model Exponential Smoothing Residual</i> Hasil Regrsi <i>Time Series</i> Eliminiasi Efek Variasi Kalender (<i>Multiplicative</i>) AR(1)	141
Lampiran 25. <i>Output Model Exponential Smoothing Residual</i> Hasil Regrsi <i>Time Series</i> Eliminiasi Efek Variasi Kalender + <i>Trend (Multiplicative)</i> AR(1)	142
Lampiran 26. <i>Output Model Exponential Smoothing Residual</i> Hasil Regrsi <i>Time Series</i> Eliminiasi Efek Variasi Kalender + Musiman (<i>Multiplicative</i>) AR(1)	143
Lampiran 27. <i>Output Model Exponential Smoothing Residual</i> Hasil Regrsi <i>Time Series</i> Eliminiasi Efek Variasi Kalender + <i>Trend</i> + Musiman (<i>Multiplicative</i>) AR(1)	144

	Halaman
Lampiran 28. Hasil Uji Pasangan (<i>Pair Test</i>) untuk Pola Data Simulasi <i>Multiplicative AR(1)</i>	145
Lampiran 29. <i>Output</i> Model Regrsi <i>Time Series</i> Data Arus Kas PT Taspen (Persero)	151
Lampiran 30. <i>Output</i> Model <i>Exponential Smoothing</i> Residual Hasil Regrsi <i>Time Series</i> Data Arus Kas PT Taspen (Persero)	152
Lampiran 31. <i>Syntax</i> SAS untuk Model ARIMAX	153
Lampiran 32. <i>Output</i> ARIMAX	156
Lampiran 33. <i>Output Exponential Smoothing</i> pada Data Terapan	158
Lampiran 34. <i>Syntax Exponential Smoothing</i>	159
Lampiran 35. Surat Keterangan Pengambilan Data	160

DAFTAR NOTASI

ARIMAX

- a_t : Error model yang bersifat *white noise*
 B : *Backshift* operator
 Y_t : Data time series dengan indeks t
 ϕ_{kk} : Fungsi autokorelasi parsial
 ϕ_p : Koefisien parameter *autoregressive*
 θ_q : Koefisien parameter *moving average*
 ρ_k : Fungsi autokorelasi
 Φ_p : Koefisien parameter *autoregressive* musiman
 Θ_p : Koefisien parameter *moving average* musiman
 T_t : *Dummy* tren
 $S_{i,t}$: *Dummy* musiman
 $D_{i,t}$: *Dummy* variasi kalender
 $G_{i,t}$: *Dummy* tren
 C : Panjang data *testing*
 n : Panjang data *training*

Exponential Smoothing

- μ_t : Data time series dengan indeks t
 ℓ_t : Persamaan *level* pada *exponential smoothing*
 α : Parameter *level* pada *exponential smoothing*
 b_t : Persamaan *trend* pada *exponential smoothing*
 β : Parameter *trend* pada *exponential smoothing*
 s_t : Persamaan *seasonal* pada *exponential smoothing*
 γ : Parameter *seasonal* pada *exponential smoothing*
 m : Panjang musiman (*seasonal*)
 h : Panjang ramalan

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Globalisasi dan pasar bebas telah menimbulkan berbagai masalah sehingga manusia dihadapkan pada perubahan-perubahan yang sangat kompleks dan ketidakpastian. Guna meminimumkan ketidakpastian yang merugikan di masa yang akan datang perlu melakukan perencanaan yang matang. Perencanaan tersebut hendaknya dipersiapkan sedini mungkin saat seseorang memiliki kemampuan produktivitas yang tinggi. Hal ini dimaksudkan untuk menjamin kesejahteraan seseorang di masa yang akan datang ketika tingkat produktivitasnya telah menurun. Beberapa bentuk perencanaan tersebut antara lain tabungan, investasi dan asuransi (Islam, 2016). Asuransi tersebut dapat berupa asuransi pendidikan, asuransi kematian, asuransi kesehatan atau asuransi dana pensiun. Bagi seorang pekerja kesejahteraan pada hari tua merupakan suatu hal yang sangat didambakan. Perencanaan program hari tua merupakan bagian dari asuransi. Sebagai bentuk kepedulian pemerintah dalam rangka menciptakan kesejahteraan pekerja pada hari tua maka ditetapkan Undang-Undang no. 11 tahun 1992 tentang dana pensiun. Perusahaan mempersiapkan program pensiun bagi karyawannya dengan cara membeli asuransi pensiun yang dilakukan perusahaan saja atau perusahaan bersama karyawannya.

Salah satu Dana Pensiun yang ada di Indonesia adalah PT. Dana Tabungan dan Asuransi Pegawai Negeri Perusahaan Persero, secara singkat disebut PT. Taspen (Persero) yang ditugaskan pemerintah mengelola dan menjalankan program pensiun bagi Pegawai Negeri Sipil. Sebagaimana ditetapkan dalam Peraturan Pemerintah Nomor: 25 Tahun 1981 dan 26 Tahun 1981 dengan tujuan untuk meningkatkan kesejahteraan Pegawai Negeri pada saat memasuki usia pensiun. Manfaat pensiun adalah pembayaran berkala yang dibayarkan kepada peserta pada saat dan dengan cara yang ditetapkan dalam peraturan Dana Pensiun. Arus kas atau *cash flow* merupakan arus masuk dan arus keluar kas atau setara kas. Laporan arus kas merupakan revisi dari mana uang kas diperoleh perusahaan

dan bagaimana mereka membelanjakannya. Laporan arus kas merupakan ringkasan dari penerimaan dan pengeluaran kas perusahaan selama periode tertentu (biasanya satu tahun buku). Arus kas memiliki 2 macam arus/aliran yaitu aliran kas masuk atau *cash inflow* dan aliran kas keluar atau *cash outflow*. Pada setiap bulannya PT. Taspen melakukan peramalan mengenai kas yang akan digunakan pada setiap bulannya, bahan pertimbangan mengenai kas yang akan digunakan pada bulan selanjutnya adalah dengan pengeluaran pada bulan-bulan sebelumnya.

Peramalan (*forecasting*) adalah kegiatan memperkirakan atau memprediksikan apa yang akan terjadi pada masa yang akan datang dengan waktu yang relatif sama. Sedangkan ramalan adalah suatu situasi atau kondisi yang akan diperkirakan terjadi pada masa yang akan datang untuk memprediksi hal tersebut diperlukan data yang akurat di masa lalu, sehingga dapat dilihat prospek situasi dan kondisi di masa yang akan datang. Kegunaan peramalan terlihat pada suatu pengambilan keputusan. Keputusan yang baik adalah yang didasarkan atas pertimbangan apa yang akan terjadi waktu yang akan datang. Baik tidaknya hasil suatu penelitian sangat ditentukan oleh ketepatan ramalan yang dibuat (Nurhariyadi, 2015).

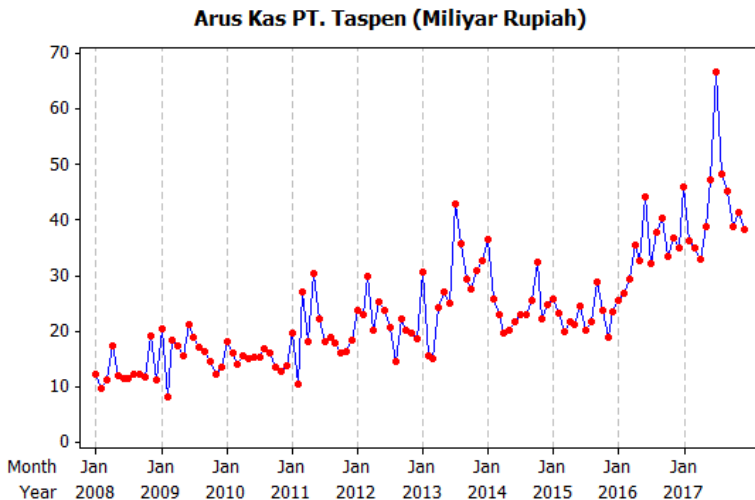
Model *exponential smoothing* adalah mengandung peramalan yang digunakan untuk prediksi data yang sebelumnya pola *trend* dan musiman. Jika digunakan model hanya *exponential smoothing* saja, maka diduga kurang memberikan hasil yang baik. Menurut Box (1994) metode *exponential smoothing* saja hanya dapat memprediksi satu titik sedangkan bila didekati dengan *state space* bisa memprediksi interval. Filosofi dari model *state space* sesuai dengan pendekatan *exponential smoothing*, karena komponen *level*, *trend* dan *seasonal* dinyatakan secara eksplisit di dalam model, berbeda dengan pendekatan ARIMA yang tidak bisa dinyatakan secara langsung. Oleh karena itu, pada penelitian ini akan dilakukan gabungan atau pengembangan model *Hybrid Exponential Smoothing* Pendekatan *State Space* dengan metode *time series regression*. Harapannya model hibrida ini merupakan peramalan yang praktis dan dapat menangkap ketiga pola secara bersama-sama sehingga dapat

menghasilkan nilai kesalahan peramalan yang lebih kecil dibandingkan dengan nilai kesalahan peramalan sebelumnya.

Penelitian oleh Panigrahi dan Beher (2017), model hibrida baru untuk peramalan *time series* diusulkan dengan menggabungkan model linier dan nonlinier dari *eksponential smoothing* dengan ANN. Model hibrida memberikan kesempatan yang lebih baik untuk menangkap kombinasi hubungan linier dan atau nonlinier yang berbeda dalam deret waktu dengan menggunakan kemampuan pemodelan secara linear maupun nonlinier dari kedua model. Model ETS-ANN yang diusulkan mengasumsikan rangkaian waktu menjadi jumlah dua komponen yang mungkin linier atau nonlinier. *Exponential smoothing* pertama diterapkan pada rangkaian waktu asli untuk mendapatkan prediksi komponen pertama. Untuk residual digunakan oleh ANN untuk mendapatkan prediksi komponen kedua. Akhirnya, prediksi akhir diperoleh dengan menggabungkan prediksi ETS dengan prediksi ANN. Hasilnya menunjukkan bahwa tidak ada model yang terbaik untuk semua dataset. Pada tahun 2018, penelitian oleh Safari dan Davallu menyatakan bahwa hasil penelitian menggunakan metode *exponential smoothing* dapat memberikan hasil yang bagus untuk linier maupun nonlinier. Penelitian tersebut juga mengkonfirmasi bahwa menggabungkan model linier dan nonlinier yang berbeda dan menggunakan bobot waktu bervariasi dapat menyebabkan pengembangan model hibrida yang kuat dan menghasilkan ramalan yang lebih akurat untuk rangkaian waktu harga minyak mentah yang menjadi bahan penelitiannya.

Penelitian tentang metode *exponential smoothing* pernah dilakukan oleh Nurhariyadi (2015) mengenai peramalan inflasi di kota Banda Aceh dan Nasional menggunakan metode *exponential smoothing* dengan pendekatan *state space*. Penelitian ini menggunakan studi simulasi untuk membandingkan tingkat keakuratan metode *exponential smoothing*. Koehler, Snyder, Ord, dan Beaumont (2012) melakukan penelitian mengenai pemodelan *exponential smoothing* dengan pendekatan *state space*. Prosedur peramalan yang dilakukan adalah menggunakan studi simulasi

dengan memasukkan tiga tipe *outlier* yaitu *Additive Outlier* (AO), *Level Shift* (LS) dan *Temporary Change* (TC). Penelitian ini diperoleh hasil model dengan penanganan outlier lebih baik daripada model tanpa penanganan outlier (model *basic*). Terdapat banyak metode peramalan yang dapat digunakan memodelkan data *time series*. Penelitian yang pernah dilakukan oleh Susanti (2016) menunjukkan bahwa metode *hybrid exponential smoothing* pendekatan *state space* dengan metode variasi kalender menghasilkan ramalan *out-sample* pada data *inflow* dan *outflow* uang kartal yang baik untuk studi kasus di KPw BI Jawa Timur.



Gambar 1.1 Time Series Plot Arus Kas PT. Taspen

Gambar 1.1 adalah *time series plot* data arus kas keluar PT. Taspen (Persero) KCU Surabaya, memiliki pola *trend* naik. Namun, pada periode bulan Februari 2014 hingga bulan Desember 2015 memiliki pola trend turun walaupun setelah itu pada periode bulan Januari 2016 naik kembali hingga Desember 2017. Berdasarkan *time series plot* pada Gambar 1.1 juga diduga adanya efek variasi kalender dimana pada bulan-bulan tertentu memiliki kecenderungan naik yang diakibatkan oleh kejadian-kejadian seperti Hari Raya Idul

Fitri. Jika dilihat secara keseluruhan pada periode Januari 2008 hingga Desember 2017, bulan Juli memiliki rata-rata pengeluaran tertinggi diikuti dengan bulan Juni. Hal tersebut mengartikan bahwa penarikan uang dari PT. Taspen (Persero) ini paling banyak terjadi pada bulan-bulan tersebut. Evaluasi model dilakukan dengan kriteria *root mean square error prediction* (RMSEP) pada data simulasi yang dibangkitkan dan data riil *outflow*. Berdasarkan sumber yang digali dari PT. Taspen (Persero) yaitu belum adanya metode peramalan menggunakan data arus kas oleh PT. Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama (KCU) Surabaya. Alasan ini yang mendorong peneliti untuk melakukan peramalan menggunakan arus kas sehingga PT. Taspen (Persero) KCU Surabaya bisa memiliki metode standar yang digunakan untuk meramalkan arus kas perusahaan. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi salah satu kebijakan atau masukan yang baru bagi pihak PT. Taspen (Persero) KCU Surabaya dalam melakukan peramalan arus kas (*cash flow*).

1.2 Rumusan Masalah

Data pengeluaran oleh PT. Taspen (Persero) setiap bulannya diindikasikan memiliki pola *trend*, musiman dan pengaruh dari efek variasi kalender yaitu Hari Raya Idul Fitri. Oleh karena itu, diperlukan analisis dengan model yang mampu menangkap pola tersebut sehingga mampu meningkatkan akurasi dalam model peramalan. Secara umum permasalahan dari penelitian ini adalah mengenai peramalan di PT. Taspen (Persero) KCU Surabaya. Sebelum dilakukan peramalan, akan dilihat karakteristik data dengan statistika deskriptif kemudian dilakukan peramalan dengan model ARIMAX, *exponential smoothing* dan hibrida untuk data simulasi serta data terapan serta membandingkan tingkat akurasinya.

1.3 Tujuan

Berdasarkan masalah di atas, tujuan yang akan dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menghasilkan perbandingan antara metode *exponential smoothing* dan model hibrida pada data simulasi untuk mencari metode yang paling sesuai.

2. Menghasilkan model *exponential smothing*, model ARIMAX dan model hibrida *exponential smoothing* pendekatan *state space* dengan metode *time series regression* yang sesuai untuk meramalkan arus kas PT. Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya.
3. Menemukan perbandingan tingkat akurasi kedua model dan hasil peramalan arus kas PT. Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya berdasarkan model terbaik.

1.4 Manfaat

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan saran bagi perusahaan untuk melakukan pengambilan keputusan serta kebijakan-kebijakan baru di masa yang akan datang. Berdasarkan informasi terkait peramalan arus kas diharapkan nantinya akan dapat membantu PT. Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya dalam melakukan kebijakan pengelolaan aktiva perusahaan, penerimaan saham dari investor, pembayaran hutang perusahaan dan sebagainya.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini yaitu data yang digunakan merupakan data arus kas PT. Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya pada periode bulan Januari 2008 hingga bulan Desember 2017. Penelitian ini tidak dilakukan simulasi ataupun penanganan terhadap data *outlier*.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan pustaka yang ada dalam penelitian ini merupakan penjelasan dari metode yang digunakan diantaranya ACF dan PACF, model ARIMA, model *exponential smoothing*, klasifikasi model *state space*, serta uraian mengenai arus kas dan PT. Taspem (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya.

2.1 ACF dan PACF

Autocorrelation Function (ACF) merupakan suatu fungsi yang digunakan untuk menjelaskan korelasi antara Y_t dan Y_{t+k} dari suatu proses yang sama dan hanya terpisah oleh lag waktu ke- k . Perhitungan ACF untuk sampel Y_1, Y_2, \dots, Y_n dapat diperoleh melalui persamaan (2.1) (Wei, 2006: 10).

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2}, k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.1)$$

dengan $\bar{Y} = \frac{\sum_{t=1}^n Y_t}{n}$ merupakan rata-rata dari sampel.

Partial Autocorrelation Function (PACF) digunakan untuk mengukur korelasi antara Y_t dan Y_{t+k} setelah pengaruh variabel $Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots, Y_{t+k-1}$ dihilangkan (Wei, 2006: 11). Perhitungan PACF untuk sampel dapat diperoleh melalui persamaan (2.2).

$$\hat{\phi}_{k+1, k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (2.2)$$

dan

$$\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{k,j} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_{k,k+1-j}, j=1,2,\dots,k. \quad (2.3)$$

2.2 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Analisis time series pada dasarnya merupakan analisis hubungan variabel terhadap variabel waktu pada data runtun waktu. Data runtun waktu memiliki pola data yang berbeda-beda, termasuk stasioner dan tidak stasioner. Pola data stasioner dapat dianalisis dengan menggunakan model *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), dan *Autoregressive Moving Average* (ARMA). Sedangkan pola data runtun waktu yang tidak stasioner dapat dianalisis dengan menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) (Wei, 2006: 33-72).

1. Model Autoregressive (AR)

Model *Autoregressive* (AR) merupakan sebuah proses Y_t yang dipengaruhi oleh nilai Y pada waktu t sebelumnya ($Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$) ditambah sebuah nilai residual (a_t) dengan rumus umum AR(p) dapat diperoleh pada persamaan (2.4).

$$\dot{Y}_t = \phi_1 \dot{Y}_{t-1} + \phi_2 \dot{Y}_{t-2} + \dots + \phi_p \dot{Y}_{t-p} + a_t \quad (2.4)$$

dengan $\dot{Y}_t = Y_t - \mu$ dan a_t merupakan nilai residual yang telah memenuhi asumsi *white noise*.

2. Model Moving Average (MA)

Model *Moving Average* (MA) merupakan sebuah proses Y_t yang dipengaruhi oleh residual (a_t) dan residual pada waktu t sebelumnya ($a_{t-1}, a_{t-2}, \dots, a_{t-q}$). Rumus umum MA(q) dapat diperoleh pada persamaan (2.5).

$$\dot{Y}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q} \quad (2.5)$$

dengan $\dot{Y}_t = Y_t - \mu$ dan a_t merupakan nilai *error* yang telah memenuhi asumsi *white noise*.

3. Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) merupakan gabungan dari model AR dan MA dengan rumus umum ARMA(p, q) adalah dapat diperoleh pada persamaan (2.6).

$$\phi_p(B)\dot{Y}_t = \theta_q(B)a_t \quad (2.6)$$

dengan

$$\begin{aligned} \phi_p(B) &= 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \\ \theta_q(B) &= 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \end{aligned}$$

4. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan model lanjutan dari ARMA dengan data runtun waktu yang digunakan adalah tidak stasioner sehingga perlu dilakukan *differencing*. Model umum ARIMA (p, d, q) dapat diperoleh pada persamaan (2.7).

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

dengan

$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$, p merupakan orde untuk AR ,
 $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$, q merupakan orde untuk MA ,
 $(1-B)^d =$ operator *differencing* untuk orde d , $a_t =$ error pada waktu ke- t . Parameter θ_0 berperan penting ketika $d = 0$ dan $d > 0$. Ketika $d = 0$ maka proses telah stasioner, koefisien θ_0 menunjukkan rata-rata proses $\theta_0 = \mu(1 - \phi_1 - \phi_2 - \dots - \phi_p)$.

Namun ketika $d \geq 1$, menunjukkan komponen untuk *trend* dan dapat dihilangkan apabila tidak diperlukan.

2.3 ARIMAX

Model ARIMAX adalah modifikasi dari model dasar ARIMA *seasonal* dengan penambahan variabel prediktor. Efek variasi kalender merupakan salah satu variabel prediktor yang seringkali digunakan dalam pemodelan tersebut. Secara umum, jika Y_t adalah

suatu *time series* dengan efek kalender variasi, maka model ARIMAX ditulis pada persamaan (2.8).

$$Y_t = \delta_1 D_{1,t} + \delta_2 D_{2,t} + \delta_3 D_{3,t} + \delta_4 D_{4,t} + \frac{\theta_q(B)\Theta_q(B^S)}{\phi_p(B)\Phi_p(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D} a_t. \quad (2.8)$$

Penelitian ini memiliki variabel prediktor yang digunakan dalam permodelan ARIMAX adalah variabel dummy musiman bulanan dan variasi kalender. Sehingga model umum ARIMAX yang terbentuk untuk data pengeluaran setiap bulannya ditampilkan pada persamaan (2.9)

$$Y_t = \alpha_1 t + \sum_{s=1}^{12} \omega_s S_{s,t} + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t} + N_t \quad (2.9)$$

$$\text{dengan } N_t = \frac{\theta_q(B)\Theta_q(B^S)}{\phi_p(B)\Phi_p(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D} a_t.$$

Keterangan:

$S_{1,t}, S_{2,t}, \dots, S_{12,t}$: Variabel dummy musiman ,

$D_{1,t}, D_{2,t}, D_{3,t}, D_{4,t}$: Variabel dummy kalender variasi.

2.3.1 Estimasi Parameter

Setelah dilakukan identifikasi, diperoleh model ARIMAX seperti persamaan (2.10) (Wei, 2006: 332-333):

$$Y_t = \frac{\zeta(B)}{\delta(B)} X_{t-b} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t \quad (2.10)$$

Kemudian dilakukan estimasi parameter $\delta = (\delta_1, \dots, \delta_r)'$, $\zeta = (\zeta_1, \dots, \zeta_s)'$, $\phi = (\phi_1, \dots, \phi_p)'$, $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_q)'$, dan σ_a^2 . Sehingga persamaan (2.9) dapat ditulis sebagai persamaan (2.11):

$$\delta(B)\phi(B)Y_t = \phi(B)\zeta(B)X_{t-b} + \delta(B)\theta(B)a_t, \quad (2.11)$$

atau, sama dengan persamaan (2.12)

$$c(B)Y_t = d(B)X_{t-b} + e(B)a_t, \quad (2.12)$$

dengan,

$$c(B) = \delta(B)\phi(B) = (1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r)(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$$

$$= (1 - c_1 B - c_2 B^2 - \dots - c_{p+r} B^{p+r})$$

$$d(B) = \phi(B)\zeta(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - \zeta_1 B - \dots - \zeta_s B^s)$$

$$= (d_0 - d_1 B - d_2 B^2 - \dots - d_{p+s} B^{p+s})$$

$$e(B) = \delta(B)\theta(B) = (1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r)(1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$$

$$= (1 - e_1 B - e_2 B^2 - \dots - e_{r+q} B^{r+q})$$

Maka,

$$a_t = Y_t - c_1 Y_{t-1} - \dots - c_{p+r} Y_{t-p-r} - d_0 X_{t-b} - d_1 X_{t-b-1} - \dots - \quad (2.13)$$

$$d_{p+s} X_{t-b-p-s} + e_1 a_{t-1} + \dots + e_{r+q} a_{t-r-q}$$

dengan c_i , d_j , e_k adalah fungsi dari δ_i , ζ_j , ϕ_k , dan θ_l . Dengan asumsi bahwa a_t deret *white noise* $N(0, \sigma_a^2)$, sehingga *conditional likelihood* sebagai berikut:

$$L(\delta, \zeta, \phi, \theta, \sigma_a^2 | b, X, Y, X_0, Y_0, a_0) = (2\pi\sigma_a^2)^{-n/2} \exp \left[-\frac{1}{2\sigma_a^2} \sum_{t=1}^n a_t^2 \right] \quad (2.14)$$

dengan X_0, Y_0, a_0 adalah nilai-nilai yang sesuai untuk menghitung a_t pada persamaan (2.13). Secara umum, metode estimasi juga bisa digunakan untuk mengestimasi parameter ζ , δ , ϕ , θ , dan σ_a^2 . Sebagai contoh, dengan mengatur nilai a yang tidak diketahui sama dengan nilai ekspektasi kondisional yaitu 0, estimasi kuadrat terkecil (*least square*) nonlinier dari parameter tersebut diperoleh dengan meminimumkan persamaan (2.15)

$$S(\delta, \zeta, \phi, \theta | b) = \sum_{t=1}^n a_t^2 \quad (2.15)$$

dengan $t_0 = \max\{p+r+1, b+p+s+1\}$.

Sejauh ini diasumsikan bahwa b tidak diketahui. Nilai yang diberikan untuk r , s , p , dan q , jika penduga dari b juga dibutuhkan maka persamaan (2.13) bisa dioptimasi untuk nilai-nilai dari b . Nilai b yang dipilih adalah nilai yang memberikan jumlah kuadrat minimum.

2.4 *Exponential Smoothing*

Suatu data *time series* yang mengandung pola *trend*, pola musiman, atau mengandung pola *trend* dan musiman sekaligus, apabila digunakan pemodelan untuk meramalkan menggunakan nilai rata-rata sederhana tidak akan sesuai untuk menggambarkan pola data tersebut. Salah satu metode yang dapat dilakukan untuk meramalkan data tersebut adalah dengan menggunakan metode *exponential smoothing*.

Ada berbagai metode yang termasuk dalam keluarga *exponential smoothing*, masing-masing memiliki konsep bahwa peramalan adalah kombinasi tertimbang pengamatan di masa lalu dengan pengamatan terbaru di masa yang akan datang. Pengamatan terbaru diberikan bobot yang lebih besar dibandingkan pengamatan yang lalu. Nama “*exponential smoothing*” menggambarkan bahwa bobot menurun secara exponential sejalan dengan pengamatan yang lalu. Metode yang termasuk dalam metode *exponential smoothing*, antara lain:

1. Pemulusan eksponensial tunggal atau *single exponential smoothing*.
2. Pemulusan eksponensial ganda atau *double exponential smoothing* yang digunakan untuk menangani data dengan pola *trend*.
3. Pemulusan eksponensial tripel atau *triple exponential smoothing* yang digunakan untuk menangani data dengan pola *trend* dan musiman.

2.5 *Model State Space*

Model *state space* adalah metode yang digunakan untuk analisis data deret waktu peubah tunggal maupun peubah ganda. Model *state space* merupakan suatu pendekatan untuk memodelkan dan memprediksi secara bersama beberapa data deret waktu yang saling berhubungan, serta peubah-peubah tersebut mempunyai interaksi yang dinamis.

Model *state space* menggambarkan data deret waktu melalui peubah tambahan (*state vector*). *State vector* berisi ringkasan semua

informasi dari nilai sebelumnya dan nilai sekarang dari suatu deret waktu yang sesuai dengan prediksi dari nilai yang akan datang.

Model state space merepresentasikan proses stokastik dari x_t yang stasioner. Model ini didefinisikan sebagai persamaan transisi atau persamaan *state* seperti pada persamaan (2.16)

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{F}\mathbf{x}_t + \mathbf{G}\mathbf{e}_{t+1} \quad (2.16)$$

dan persamaan pengukuran atau persamaan observasi pada persamaan (2.17)

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{H}\mathbf{x}_t \quad (2.17)$$

dimana:

- y_t : vektor observasi berdimensi $1 \times r$
- H : matriks koefisien berukuran $r \times s$ yang disebut matriks observasi
- x_t : state vector dimensi $s \times 1$, $s \geq r$ dengan r elemen pertama adalah y_t dan $s - r$ elemen terakhir adalah syarat untuk peramalan y_t kedepan
- F : matriks koefisien berukuran $s \times s$ yang disebut matriks transisi yang menentukan sifat dinamis dari model
- G : matriks koefisien berukuran $s \times r$ yang disebut matriks input, yang menentukan struktur ragam dari persamaan transisi. Untuk identifikasi model, r baris dan kolom pertama dari G disusun menjadi matriks identitas (I_r) berukuran $r \times r$.
- e_t : vektor inovasi atau *shock vector*, adalah vektor yang bersifat acak yang menyebar normal berdimensi r dengan nilai 0 dan matriks kovarian Σ .

2.6 Klasifikasi *Exponential Smoothing*

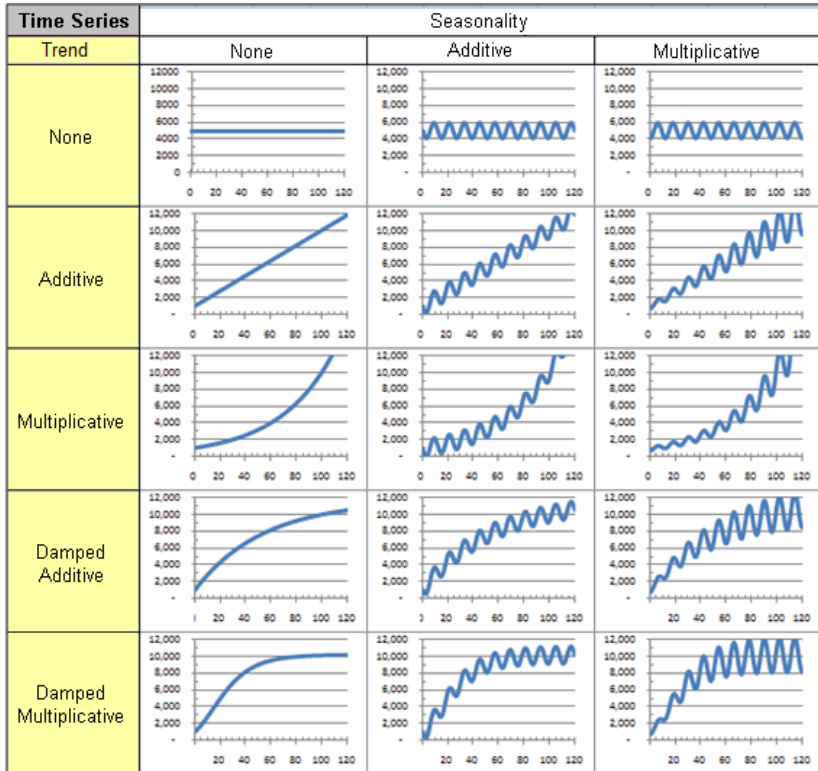
Exponential smoothing pertama kali diperkenalkan oleh Robert G Brown pada tahun 1944, saat dia bekerja sebagai peneliti pada Angkatan Laut Amerika Serikat. Ide mengenai *exponential smoothing* awalnya digunakan untuk memperkirakan kecepatan dan arah dari tembakan pada kapal selam. Metode ini dikembangkan menjadi metode time series oleh Charles Hild pada tahun 1957 (Gardner, 2006) dan muridnya yang bernama Peter Winters pada tahun 1960. Lalu Pegels (1969) dalam Hyndman, Koehler, Ord, dan

Synder (2008) mengembangkan menjadi 9 model *exponential smoothing*, kemudian dikembangkan lagi oleh Hyndman (2002) dan Taylor (2003) sehingga menjadi 12 model seperti pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Klasifikasi Model Exponential Smoothing

Komponen Trend	Komponen Musiman		
	N	A	M
	<i>(None)</i>	<i>(Additive)</i>	<i>(Multiplicative)</i>
N <i>(None)</i>	N,N	N,A	N,M
A <i>(Additive)</i>	A,N	A,A	A,M
A _d <i>(Additive dumped)</i>	A _d ,N	A _d ,A	A _d ,M
M <i>(Multiplicative)</i>	M,N	M,A	M,M
M _d <i>(Multiplicative dumped)</i>	M _d ,N	M _d ,A	M _d ,M

Gambar 2.1 adalah visualisasi dari klasifikasi model *Exponential Smoothing*



Gambar 2.1 Visualisasi Klasifikasi Model Exponential Smoothing

2.7 Single Exponential Smoothing (N,N Method)

Pemodelan *single exponential smoothing* digunakan pada saat data tidak memiliki pola *trend* atau musiman. Persamaan umum *single exponential smoothing* dapat ditulis seperti persamaan (2.18) (Hyndman, et al., 2008:13).

$$\hat{Y}_{t+1} = \hat{Y}_t + \alpha(Y_t - \hat{Y}_t) . \quad (2.18)$$

Persamaan ramalan model *single exponential smoothing* dapat ditulis seperti pada persamaan (2.19):

$$\widehat{Y}_{t+h|t} = \widehat{Y}_{t+1}, h=2,3,\dots \quad (2.19)$$

dengan model *state space* dapat ditulis seperti pada persamaan (2.20)

$$\begin{aligned} \ell_t &= \widehat{Y}_{t+1} \\ \widehat{Y}_{t+h|t} &= \ell_t \\ \ell_t &= \alpha Y_t + (1-\alpha)\ell_{t-1}. \end{aligned} \quad (2.20)$$

Sehingga diperoleh model *single exponential smoothing* pada persamaan (2.21) atau (2.22) (Hyndman, *et al.*, 2008:13).

$$\widehat{Y}_{t+1} = \ell_t = \widehat{Y}_t + \alpha(Y_t - \widehat{Y}_t) \quad (2.21)$$

$$\widehat{Y}_{t+1} = \alpha Y_t + (1-\alpha)\widehat{Y}_t. \quad (2.22)$$

2.8 Holt-Winter's Trend and Seasonally Method

Jika data tidak memiliki pola *trend* atau musiman, maka metode *single exponential smoothing* merupakan metode yang sesuai. Jika data menunjukkan pola *trend* linier, maka *Holt's linear method* adalah metode yang tepat. Tetapi jika terdapat data yang berpola musiman, maka kedua metode tersebut tidak bisa menangani permasalahan dengan baik. Holt (1957) mengusulkan metode untuk data musiman. Metodenya dipelajari oleh Winters (1960), sehingga model tersebut dikenal dengan nama "*Holt-Winters' trend and seasonality method*".

Holt-Winters' trend and seasonality method didasarkan pada tiga persamaan smoothing, level, trend dan musiman. Terdapat dua *Holt-Winters' trend and seasonality method* berdasarkan pemodelan musiman secara *additive* atau secara *multiplicative* (Hyndman, *et al.*, 2008:14).

2.8.1 Additive Seasonality Model : ETS (A,A,A)

Persamaan (2.23) adalah model *state space* untuk model ETS (A,A,A):

$$\mu_t = \ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-m} \quad (2.23)$$

$$\begin{aligned}\ell_t &= \ell_{t-1} + b_{t-1} + \alpha a_t \\ b_t &= b_{t-1} + \beta a_t \\ s_t &= s_{t-m} + \gamma a_t\end{aligned}$$

dengan persamaan (2.24) yang merupakan ramalan untuk model ETS(A,A,A)

$$\widehat{Y}_{t+h|t} = \ell_t + hb_t + s_{t-m+h_m^+}. \quad (2.24)$$

2.8.2 *Multiplicative Seasonality Model : ETS (M,A,M)*

Persamaan (2.25) adalah model *state space* untuk model ETS(M,A,M):

$$\begin{aligned}\mu_t &= (\ell_{t-1} + b_{t-1})s_{t-m} \\ \ell_t &= (\ell_{t-1} + b_{t-1})(1 + \alpha a_t) \\ b_t &= b_{t-1} + \beta(\ell_{t-1} + b_{t-1})a_t \\ s_t &= s_{t-m}(1 + \gamma a_t)\end{aligned} \quad (2.25)$$

dengan persamaan (2.26) yang merupakan ramalan untuk model ETS(M,A,M)

$$\widehat{Y}_{t+h|t} = (\ell_t + hb_t)s_{t-m+h_m^+}. \quad (2.26)$$

2.9 *Klasifikasi Model State Space*

Setiap model *exponential smoothing* dapat dibuat kedalam bentuk *state space* dengan dua kemungkinan bentuk *error*, yaitu model dengan *additive error* atau *multiplicative error*. Perbedaan *additive error* dan *multiplicative error* adalah pada peramalan intervalnya. Pada estimasi titik akan menghasilkan angka yang sama tetapi berbeda untuk estimasi intervalnya. Persamaan umum dari model *liner state space* adalah pada persamaan (2.27) dan (2.28) (Hyndman, *et al.*, 2008:6).

$$Y_t = \mathbf{w}'\mathbf{x}_{t-1} + e_t \quad (2.27)$$

$$x_t = \mathbf{F}x_{t-1} + \mathbf{g}e_t \quad (2.28)$$

dengan Y_t adalah observasi pada waktu ke t dan x_t adalah *state vector* dengan e_t adalah residual yang *white noise* dan w, F, g adalah koefisien.

2.10 Estimasi Parameter Model *State Space*

Setelah model *exponential smoothing* diidentifikasi ke dalam model *state space*, maka pendugaan parameter model *state space* menggunakan *maximum likelihood*. Fungsi *likelihood* didasari pada series *vector* y , *vector* θ adalah *vector* parameter yang berisi parameter *smoothing* dan parameter *damping* σ^2 adalah varian dan x_0 adalah intial *vector*. Fungsi kepadatannya adalah (Hyndman, *et al.*, 2008:68).

$$p(y|\theta, x_0, \sigma^2) = \prod_{t=1}^n p(\varepsilon_t) / |r(x_{t-1})| \quad (2.29)$$

fungsi *likelihood* dapat dituliskan :

$$L(\theta, x_0, \sigma^2 | y) = (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \left| \prod_{t=1}^n r(x_{t-1}) \right|^{-1} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2 / \sigma^2\right) \quad (2.30)$$

dan fungsi *log likelihood* adalah

$$\log L = -\frac{n}{2} \log(2\pi\sigma^2) - \sum_{t=1}^n \log|r(x_{t-1})| - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2 / \sigma^2 \quad (2.31)$$

dengan menurunkan fungsi *log likelihood* terhadap σ^2 dan menyamakan dengan nol maka didapat estimasi varians sebagai berikut.

$$\hat{\sigma}^2 = n^{-1} \sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2 \quad (2.32)$$

persamaan varians digunakan untuk mengeliminasi σ^2 sehingga didapatkan persamaan *likelihood* sebagai berikut

$$L(\theta, x_0 | y) = (2\pi e \hat{\sigma}^2)^{-n/2} \left| \prod_{t=1}^n r(x_{t-1}) \right|^{-1} \quad (2.33)$$

dan persamaan *negative log likelihood* adalah

$$\begin{aligned}
-2\log L(\theta, x_0 | y) &= (2\pi e \hat{\sigma}^2) + 2 \sum_{t=1}^n \log |r(x_{t-1})| \\
&= c_n + n \log \left(\sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2 \right) + 2 \sum_{t=1}^n \log |r(x_{t-1})|
\end{aligned} \tag{2.34}$$

dengan c_n adalah konstanta yang terganung pada nilai n , maka *maximum likelihood estimation* parameter didapat dengan meminimumkan persamaan (2.34)

$$L^*(\theta, x_0) = n \log \left(\sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2 \right) + 2 \sum_{t=1}^n \log |r(x_{t-1})|. \tag{2.35}$$

2.11 Exponential Smoothing dengan Pendekatan State Space

Menurut Makridakis *et al.*, (1998), model *time series* merupakan kombinasi dari faktor *trend* (T), musiman (S) dan *error* (E). Jika ketiga komponen tersebut dimasukkan ke dalam model maka model *additive* dapat dinyatakan dengan $y = T + S + E$, model multiplikatif dapat dinyatakan dengan $y = T \times S \times E$ dan model campuran *additive* dengan multiplikatif adalah $y = (T + S) \times E$. *Exponential smoothing* memuat semua kombinasi model tersebut.

Exponential smoothing hanya memprediksi satu titik sedangkan *state space* bisa memprediksi interval. Filosofi dari model *state space* sesuai dengan pendekatan *exponential smoothing*, karena komponen *level*, *trend* dan *seasonal* dinyatakan secara eksplisit di dalam model. Berbeda dengan pendekatan ARIMA yang tidak bisa dinyatakan secara langsung (Box *et al.*, 1994:).

2.12 Model Hibrida

Model hibrida adalah model yang menggabungkan antara model linier dan model nonlinier. Pemodelan menggunakan *hybrid* bertujuan untuk meningkatkan keakurasian dari sebuah peramalan. Secara umum model hibrida dapat ditulis sebagai berikut (Zhang G. P., 2003):

$$Z_t = L_t + N_t + \varepsilon_t \tag{2.36}$$

dengan L_t merupakan komponen linear dan N_t merupakan komponen nonlinier yang dilakukan estimasi data.

Level pertama dalam model *hybrid* data menggunakan model linier dan didapatkan nilai residual e_t yang merupakan *error* pada waktu ke- t . Berikut merupakan persamaan dari *residual* e_t :

$$e_t = Z_t - \widehat{L}_t^{(1)} \quad (2.37)$$

kemudian model tersebut didefinisikan dengan $\widehat{L}_t^{(1)}$. Pada level kedua, nilai residual tersebut dimodelkan dengan metode nonlinier dengan model seperti pada persamaan (2.38)

$$e_t = \widehat{N}_t^{(2)} + \varepsilon_t \quad (2.38)$$

kemudian model di definisikan dengan $\widehat{N}_t^{(2)}$ sehingga model hybrid didapatkan seperti pada persamaan (2.39)

$$\widehat{Z}_t = \widehat{L}_t^{(1)} + \widehat{N}_t^{(2)}. \quad (2.39)$$

2.13 Model Hibrida *Exponential Smoothing Pendekatan State Space* dengan metode *Time Series Regression*

Pemodelan hibrida *exponential smoothing* pendekatan *state space* dengan metode *time series regression* dapat dituliskan dalam 2 persamaan model. Model yang pertama merupakan pemodelan regresi time series, sedangkan model yang kedua merupakan model *exponential smoothing* pendekatan *state space*. Persamaan model hibrida yang diasumsikan akan terbentuk adalah:

Persamaan 1

Level 1. Model regresi variasi kalender

$$Y_t^{(1)} = \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \mathcal{G}_j D_{j,t} + \mu_t \quad (2.40)$$

Level 2. Model yang diasumsikan mengandung pola selain variasi kalender atau model *triple exponential smoothing* (TES)

$$\mu_t^{(2)} = (\ell_{t-1} + b_{t-1})s_{t-m} \quad (2.41)$$

$$\ell_t = \alpha \frac{y_t}{s_{t-m}} + (1-\alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = \beta(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

$$s_t = \frac{\gamma y_t}{(\ell_{t-1} + b_{t-1})} + (1 - \gamma)s_{t-m}.$$

Persamaan 2

Level 1. Model regresi variasi kalender dan *trend*

$$Y_t^{(1)} = \alpha_1 t + \alpha_2 G_{1,t} + \dots + \alpha_5 G_{4,t} + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \vartheta_j D_{j,t} + \mu_t \quad (2.42)$$

Level 2. Model yang diasumsikan mengandung pola selain variasi kalender dan *trend*

$$\mu_t^{(2)} = \ell_{t-1} + s_{t-m} \quad (2.43)$$

$$\ell_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)\ell_{t-1}$$

$$s_t = \gamma(y_t - \ell_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m}.$$

Persamaan 3

Level 1. Model regresi variasi kalender, *trend* dan *seasonal*

$$Y_t^{(1)} = \alpha_1 t + \alpha_2 G_{1,t} + \dots + \alpha_5 G_{4,t} + \omega_1 S_{1,t} + \dots + \omega_{12} S_{12,t} + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \vartheta_j D_{j,t} + \mu_t \quad (2.44)$$

$$= \alpha_1 t + \alpha_2 G_{1,t} + \dots + \alpha_5 G_{4,t} + \sum_{s=1}^{12} \omega_s S_{s,t} + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \vartheta_j D_{j,t} + \mu_t.$$

Level 2. Model yang diasumsikan mengandung pola selain variasi kalender, *trend* dan *seasonal* atau model *single exponential smoothing*

$$\mu_t^{(2)} = \alpha Y_{t-1} + (1 - \alpha)\widehat{Y}_{t-1}. \quad (2.45)$$

Persamaan 4

Level 1. Model regresi variasi kalender, *trend* dan *seasonal*

$$\begin{aligned} Y_t^{(1)} &= \alpha_1 t + \alpha_2 G_{1,t} + \dots + \alpha_5 G_{4,t} + \omega_1 S_{1,t} + \dots + \omega_{12} S_{12,t} + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \mathcal{G}_j D_{j,t} + \mu_t \\ &= \alpha_1 t + \alpha_2 G_{1,t} + \dots + \alpha_5 G_{4,t} + \sum_{s=1}^{12} \omega_s S_{s,t} + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \mathcal{G}_j D_{j,t} + \mu_t. \end{aligned} \quad (2.46)$$

Level 2. Mengikuti model linier untuk komponen stasionerny atau model ARMA

$$\phi_p(B)Y_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t. \quad (2.47)$$

Ramalan : $\hat{Y}_t = \hat{Y}_t^{(1)} + \hat{\mu}_t^{(2)}$.

Nilai ramalan digunakan apabila pola data yang terbentuk terdapat pada model 1. Sedangkan nilai ramalan 2 digunakan apabila pola data yang terbentuk ada pada model 2.

2.14 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan jika terdapat lebih dari satu model yang layak dipakai. Pada pendekatan *out-sample*, model terbaik akan dipilih berdasarkan nilai kealahan peramalan yang paling kecil. Kriteria yang digunakan dalam penelitian ini adalah RMSEP (*Root Mean Square Error of Prediction*) dan sMAPE (*Symetric Mean Absolute Percentage Error*). RMSEP dapat dirumuskan seperti pada persamaan (2.48).

$$RMSEP = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (Y_{n+l} - \hat{Y}_n(l))^2}, \quad (2.48)$$

dengan

Y_{n+l} : nilai data aktual pada data *out-sample* ke- l atau data pada waktu ke- $(n+l)$, $l = 1, 2, \dots, L$

$\hat{Y}_n(l)$: data hasil ramalan *out-sample* ke- l .

sMAPE merupakan salah satu kriteria pemilihan model yang direkomendasikan dibandingkan kriteria pemilihan model yang lain karena dengan menggunakan kriteria sMAPE dapat terhindar dari nilai error yang besar saat nilai aktual mendekati nol dan selisih yang

besar antar persentase nilai absolut error. Ketika nilai aktual lebih besar dari nilai *forecast* dan sebaliknya. Selain itu, sMAPE berfluktuasi antara 0% sampai 200%, sedangkan ukuran *non-simetris* tidak memiliki batas (Makridakis & Hibon, 2000). SMAPE dapat dirumuskan seperti pada persamaan (2.49)

$$sMAPEP = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \left| \frac{Y_{n+l} + \hat{Y}_n(l)}{\frac{1}{2}(Y_{n+l} + \hat{Y}_n(l))} \right| \times 100\% . \quad (2.49)$$

2.15 *Pair t-Test*

Paired sample t-test digunakan untuk menguji rata-rata sampel dengan membandingkan dua sampel yang dependent, seperti pengujian sebelum dan sesudah (Bluman, 2012: 495). Hipotesis yang digunakan dalam pengujian *Pair t-test* adalah sebagai berikut

$$H_0: \mu_d = 0$$

$$H_1: \mu_d \neq 0$$

Statistik uji yang digunakan adalah pada persamaan (2.50).

$$t = \frac{\bar{d}}{SE(\bar{d})} \quad (2.50)$$

dimana

$$\bar{d} = \sum_{i=1}^n \frac{y_i - x_i}{n}$$

$$SE(\bar{d}) = \frac{S_d}{\sqrt{n}}$$

Pengambilan keputusan pada pengujian ini adalah Tolak H_0 jika $t_{hitung} < -t_{\alpha/2;v}$ atau $t_{hitung} > t_{\alpha/2;v}$.

2.16 Arus Kas

Menurut PSAK No.2 (2002:5) Arus kas adalah arus masuk dan arus keluar kas atau setara kas. Laporan arus kas merupakan revisi dari mana uang kas diperoleh perusahaan dan bagaimana mereka membelanjakannya. Laporan arus kas merupakan ringkasan dari

penerimaan dan pengeluaran kas perusahaan selama periode tertentu (biasanya satu tahun buku). Arus kas memiliki 2 macam arus/aliran yaitu aliran kas masuk atau *cash inflow* dan aliran kas keluar atau *cash outflow*. *Cash inflow* adalah arus kas yang terjadi dari kegiatan transaksi yang melahirkan keuntungan kas (penerimaan kas). *Cash outflow* adalah arus kas yang terjadi dari kegiatan transaksi yang mengakibatkan beban pengeluaran kas. Laporan arus kas ini memberikan informasi yang relevan tentang penerimaan dan pengeluaran kas dari perusahaan dari suatu periode tertentu, dengan mengklasifikasikan transaksi berdasarkan pada kegiatan operasi, investasi dan pendanaan.

2.17 PT. Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya

PT. Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya mulai beroperasi pada tahun 1984 di jalan Diponegoro no. 193 Surabaya, dengan adanya pelimpahan pembayaran pensiun dari Direktorat Jenderal Anggaran kepada PT. Taspen (Persero) Surabaya. Terhitung mulai 1 Januari 1988 status Kantor Cabang Utama Surabaya dengan wilayah koordinasi kegiatan mencakup wilayah Surabaya, Sidoarjo, Mojokerto, Sampang, Bangkalan, Sumenep, Gresik, Lamongan, Tuban, Bojonegoro dan Madiun.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi pada penelitian ini digunakan dua kajian yaitu kajian simulasi dan kajian terapan. Kajian simulasi dilakukan untuk mengetahui sejauh mana metode yang digunakan mampu menangkap berbagai pola data yang mengandung efek variasi kalender dan *noise*. Sedangkan kajian terapan menggunakan data riil yaitu data kas keluar pada PT. Taspen (Persero) KCU Surabaya. Pada bab ini akan dibahas mengenai metodologi penelitian yang meliputi, kajian simulasi, kajian terapan, sumber data, variable penelitian dan langkah penelitian serta jadwal penelitian.

3.1 Kajian Simulasi

Dalam melakukan kajian simulasi dilakukan pembangkitan data untuk setiap komponen dengan pola *trend*, *seasonal*, efek variasi kalender dan juga *noise* yang memiliki pola *white noise* dan tidak *white noise*. Data yang menjadi acuan dalam kajian simulasi ini adalah data total kas keluar untuk periode Januari 2008 hingga Desember 2017. Dari masing - masing komponen data selanjutnya digabungkan secara *additive* dan *multiplicative* dari seluruh komponen data yang dibangkitkan dengan model sebagai berikut:

$$Y_t = T_t + S_t + CV_t + N_t. \quad (3.1)$$

$$Y_t = (T_t \times S_t) + CV_t + N_t. \quad (3.2)$$

dengan:

- Y_t : data simulasi
- T_t : komponen *trend*
- S_t : komponen *seasonal*
- CV_t : efek variasi kalender
- N_t : *noise*

Berikut merupakan tahapan dalam membangkitkan data simulasi untuk masing-masing komponen:

1. Komponen *trend*

Komponen *trend* merupakan komponen yang memiliki pola naik atau turun dengan model *trend* yang diberikan sebagai berikut:

$$T_t = \alpha t. \quad (3.3)$$

Pada kajian simulasi ini akan dilakukan pembangkitan data *trend* dengan menggunakan koefisien yang konstan yaitu $\alpha = 0,5$.

2. Komponen *seasonal*

Komponen *seasonal* atau musiman merupakan pola data yang memiliki nilai tertentu dan berulang pada periode tertentu. Pada kajian simulasi ini dilakukan pembangkitan data komponen musiman untuk setiap bulan dengan model *sinus* sebagai berikut:

$$S_t = 5 + 3 \sin \frac{2\pi t}{12}. \quad (3.4)$$

dengan persamaan *sinus* pada persamaan (3.4) maka didapatkan persamaan data komponen musiman yang dinormalisasi sehingga jumlahnya sama dengan 12. Sehingga diperoleh koefisien S_t untuk data bangkitan simulasi pola *multiplicative* seperti persamaan (3.2) yaitu:

$$S_t = \begin{cases} 1,30 & t = 1,13,25,\dots \\ 1,52 & t = 2,14,26,\dots \\ 1,60 & t = 3,15,27,\dots \\ 1,52 & t = 4,16,28,\dots \\ 1,30 & t = 5,17,29,\dots \\ 1,00 & t = 6,18,30,\dots \\ 0,70 & t = 7,19,31,\dots \\ 0,48 & t = 8,20,32,\dots \\ 0,40 & t = 9,21,33,\dots \\ 0,48 & t = 10,22,34,\dots \\ 0,70 & t = 11,23,35,\dots \\ 0,99 & t = 12,24,36,\dots \end{cases} \quad (3.5)$$

3. Komponen variasi kalender

Komponen variasi kalender merupakan data yang dibangkitkan dengan adanya pengaruh kejadian-kejadian tertentu, misalnya hari taya Idul Fitri. Pada penelitian ini, data yang menjadi acuan adalah data pengeluaran PT. Taspen (Persero). Pengeluaran PT. Taspen umumnya terjadi saat dimana nasabah mengambil hak dana pensiunannya atau tabungan hari tuanya (THT). Pengambilan tabungan dana pensiun cenderung lebih tinggi pada bulan sebelum hari raya karena dibutuhkannya persediaan uang bagi masyarakat untuk hari raya. Perhitungan minggu menurut yang dilakukan oleh peneliti adalah minggu pertama meliputi tanggal 1 sampai dengan tanggal 7, minggu kedua untuk meliputi 8 sampai dengan tanggal 15, minggu ketiga meliputi tanggal 16 sampai dengan tanggal 23, dan minggu keempat meliputi tanggal 24 sampai dengan tanggal terakhir pada bulan tersebut. Tanggal kejadian hari raya ditunjukkan pada Tabel 3.1 sebagai berikut:

Tabel 3.1 Kejadian Idul Fitri pada Tahun 2008 hingga 2017

Tahun	Tanggal Idul Fitri	Idul Fitri pada minggu ke- <i>i</i>	Variabel <i>Dummy</i>	
			$D_{i,t-1}$	$D_{i,t}$
2008	1-2 Oktober	Minggu ke-1	Sept	Okt
2009	20-21 September	Minggu ke-3	Ags	Sept
2010	09-10 September	Minggu ke-2	Ags	Sept
2011	30-31 Agustus	Minggu ke-4	Juli	Ags
2012	18-19 Agustus	Minggu ke-3	Juli	Ags
2013	08-09 Agustus	Minggu ke-2	Juli	Ags
2014	28-29 Juli	Minggu ke-4	Juni	Juli
2015	19-20 Juli	Minggu ke-3	Juni	Juli
2016	06-07 Juli	Minggu ke-1	Juni	Juli
2017	25-26 Juni	Minggu ke-4	Mei	Juni

Sehingga dengan menggunakan acuan bulan terjadinya hari raya dan bulan setelah terjadinya hari raya dapat diketahui model variasi kalender sebagai berikut:

$$CV_t = \delta_1 D_{1,t-1} + \delta_2 D_{2,t-1} + \delta_3 D_{3,t-1} + \delta_4 D_{4,t-1} + \vartheta_1 D_{1,t} + \vartheta_2 D_{2,t} + \vartheta_3 D_{3,t} + \vartheta_4 D_{4,t} \quad (3.6)$$

4. *Noise*

Noise yang digunakan dalam kajian simulasi ini terdiri dari noise yang random (*white noise*) dan menggunakan AR(1) dengan persamaan sebagai berikut.

$$N_{1,t} = a_t \text{ dengan } a_t \sim IIDN(0,1) \quad (3.7)$$

$$N_{2,t} = 0,7N_{t-1} + a_t \text{ dengan } a_t \sim IIDN(0,1) \quad (3.8)$$

3.2 Kajian Terapan

Dalam menggunakan kajian terapan akan dilakukan pemodelan yang menggunakan data pengeluaran dari PT. Taspen Persero Kantor Cabang Utama Surabaya.

3.2.1 Sumber Data

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang merupakan data pengeluaran (*cash outflow*) dari PT. Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya. Periode data yang digunakan adalah data bulanan dari tahun 2008 sampai dengan 2017. Untuk periode Januari 2008 sampai dengan Desember 2016 akan menjadi sebagai data *in-sample* sedangkan data periode Januari 2017 hingga Desember 2017 akan menjadi data *out-sample*.

3.2.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah variabel *cash outflow* atau pengeluaran dari PT. Taspen (Persero) dengan struktur data sebagai berikut:

Tabel 3.2 Struktur Data Pengeluaran

Tahun	Bulan	Pengeluaran
2008	Januari	Y_1
2008	Februari	Y_{12}
⋮	⋮	⋮
2017	Nopember	Y_{119}
2017	Desember	Y_{120}

Sedangkan variabel *dummy* yang digunakan dalam penelitian ini adalah variabel *dummy* tren, musiman, dan variasi kalender sebagai berikut:

Tabel 3.3 Variabel Dummy yang Digunakan

Variabel <i>dummy</i>	Keterangan
Tren	t , dengan $t=1,2,\dots,n$
Musiman	$S_{1,t} = \begin{cases} 1, & \text{untuk Januari pada bulan ke-}t \\ 0, & \text{Lainnya} \end{cases}$
	$S_{2,t} = \begin{cases} 1, & \text{untuk Februari pada bulan ke-}t \\ 0, & \text{Lainnya} \end{cases}$
	\vdots $S_{12,t} = \begin{cases} 1, & \text{untuk Desember pada bulan ke-}t \\ 0, & \text{Lainnya} \end{cases}$
Variasi Kalender	$D_{i,t} = \begin{cases} 1 & \text{untuk Idul Fitri pada minggu ke-}i \text{ bulan ke-}t, \\ & \text{dengan } i=1,2,3,4 \\ 0 & \text{Lainnya} \end{cases}$
Variasi Kalender	$D_{1,t-1} = \begin{cases} 1, & \text{untuk bulan sebelum Idul Fitri (bulan ke-}t) \\ & \text{pada minggu ke-}i, \text{ dengan } i=1,2,3,4 \\ 0, & \text{Lainnya} \end{cases}$

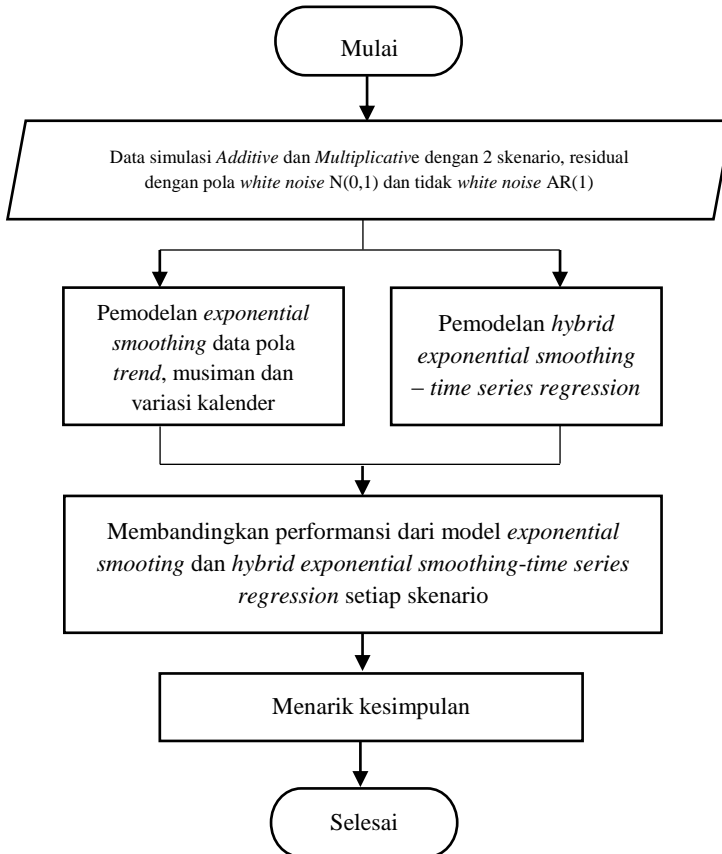
3.3 Langkah Analisis

Langkah-langkah yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

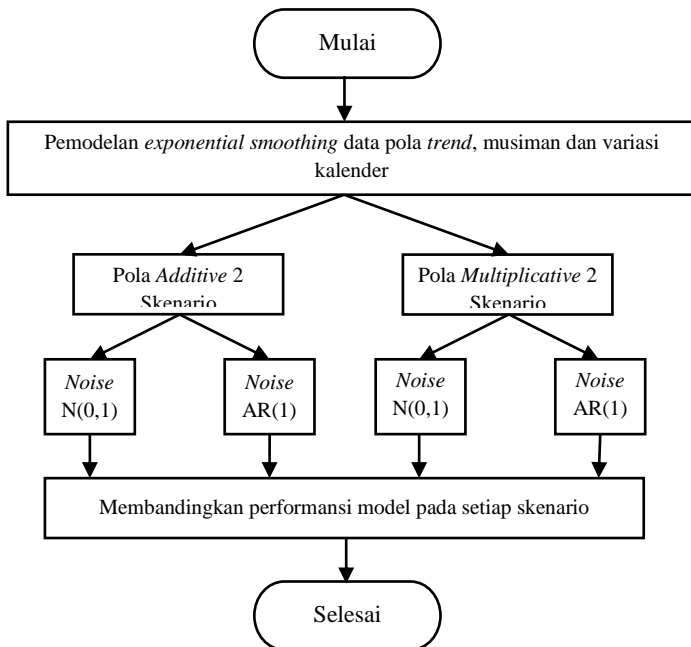
1. Melakukan pemodelan dengan menggunakan *time series regression* dan *exponential smoothing* pada data kajian simulasi ini adalah sebagai berikut:
 - a. Membangkitkan data simulasi pada persamaan (3.1) dan (3.2) pada sub bab 3.1 dengan langkah langkah sebagai berikut:
 - i. Membangkitkan komponen *trend* sesuai persamaan (3.3) pada sub bab 3.1.
 - ii. Membangkitkan data dengan komponen musiman sesuai dengan persamaan (3.4) dan (3.5) pada sub bab 3.1.
 - iii. Membangkitkan data dengan efek variasi kalender sesuai dengan persamaan (3.6) pada sub bab 3.1.
 - iv. Membangkitkan komponen *noise* sesuai dengan persamaan (3.7) dan (3.8) pada sub bab 3.1.

- b. Melakukan pemodelan *exponential smoothing* pada tiap bangkitan data simulasi untuk mengetahui pola yang mampu ditangkap oleh *exponential smooting*.
 - c. Melakukan pemodelan menggunakan *time series regression* pada data simulasi yang memiliki pola *trend*, musiman dan variasi kalender untuk setiap skenario *noise*.
 - d. Melakukan peramalan terhadap data simulasi hasil dekomposisi *exponential smoothing* dengan menggunakan pendekatan *state space*.
2. Mendeskripsikan data *cash outflow* PT. Taspen (Persero) KCU Surabaya dan *time series plot* untuk mengetahui karakteristik dan pola data *cash outflow*nya. Kemudian dilakukan pemodelan menggunakan *exponential smoothing*. Melakukan pemodelan ARIMAX dengan menggunakan *time series regression* untuk data terapan dengan langkah-langkah :
- a. Menentukan variabel *dummy* yang digunakan yaitu variabel *dummy* untuk tren, musiman bulan, dan efek variasi kalender berupa hari raya Idul Fitri.
 - b. Melakukan pemodelan *time series regression* untuk pola data *trend*, musiman dan variasi kalender.
 - c. Melakukan pemodelan data *cash outflow* menggunakan ARIMAX.
 - d. Melakukan peramalan untuk data *testing* menggunakan metode yang diperoleh pada langkah sebelumnya.
 - e. Menghitung tingkat kesalahan peramalan untuk data *testing*. Melakukan pemodelan hibrida *exponential smoothing* terhadap data menggunakan pendekatan *state space* untuk data terapan dengan langkah-langkah sebagai berikut:
 - a. Pemodelan menggunakan level 1 yang dituliskan pada persamaan (2.40), (2.42), (2.44) dan (2.46) pada sub bab 2.13.
 - b. Residual yang terbentuk pada level 1 akan dimodelkan menggunakan metode *exponential semoothing* pendekatan *state space* dengan pemodelan menggunakan level 2 yang dituliskan pada persamaan (2.41), (2.43), (2.45), dan (2.47) seperti pada sub bab 2.13.

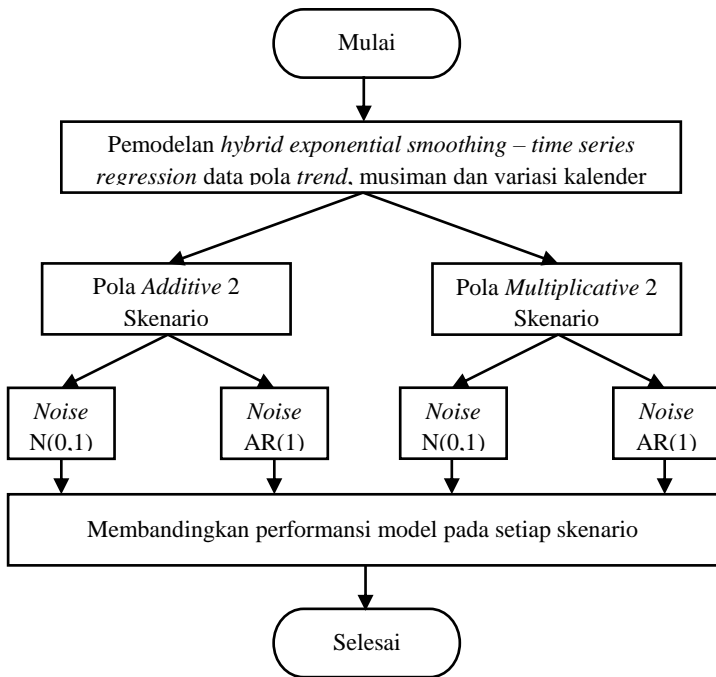
- c. Menggabungkan prediksi dari kedua model dengan menjumlahkan nilai ramalan level 1 dan level 2.
 - d. Melakukan evaluasi kebaikan model *hybrid exponential smoothing* pendekatan *state space* dengan metode *time series regression*.
3. Membandingkan performa model ARIMAX dan model hibrida *exponential smoothing* dengan menggunakan nilai tingkat kesalahan RMSEP dan SMAPE.
 4. Melakukan peramalan *cash outflow* untuk periode tahun 2018 dengan metode terbaik berdasarkan nilai tingkat kesalahan terkecil.
 5. Menarik kesimpulan dan saran
- Langkah-langkah analisis tersebut dapat digambarkan dalam diagram alir sebagaimana yang ditampilkan pada Gambar 3.1 dan Gambar 3.2.



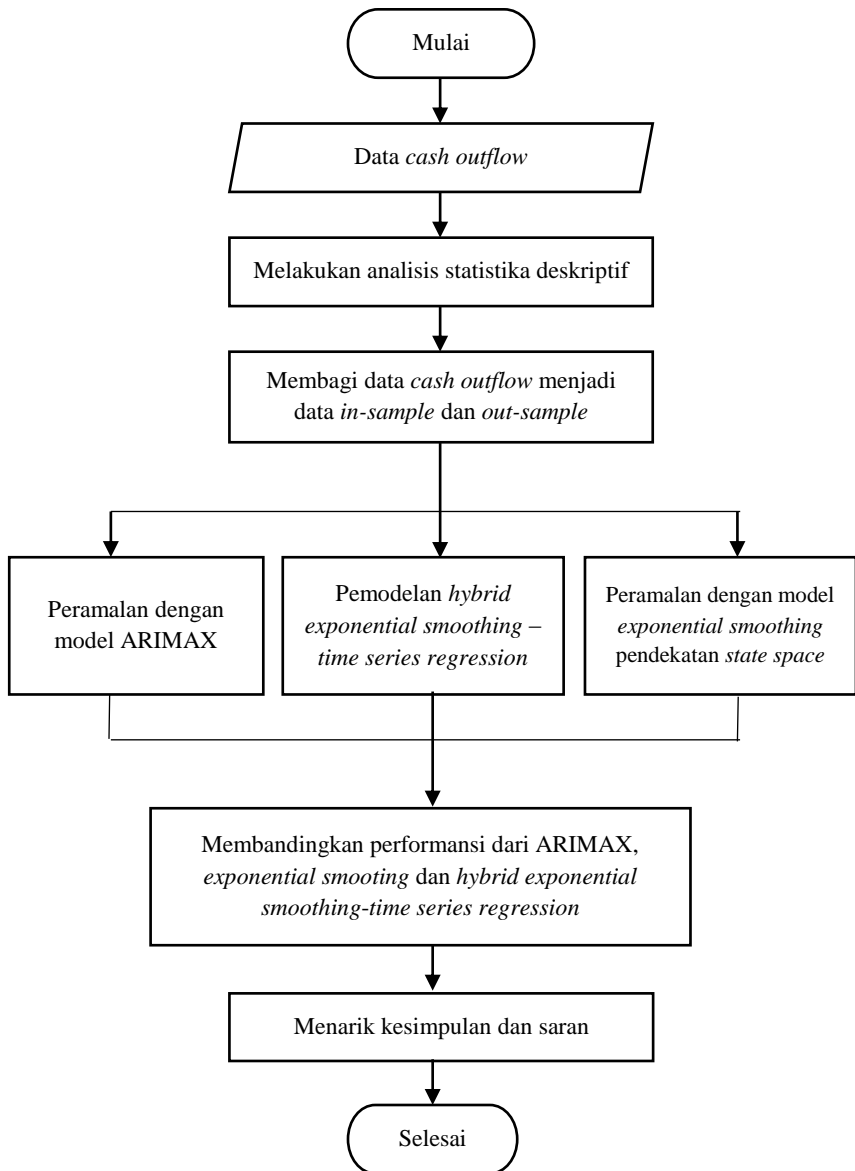
Gambar 3.1 Diagram Alir Langkah Analisis Simulasi



Gambar 3.2 Diagram Alir Langkah Analisis Simulasi Pemodelan *Exponential Smoothing*



Gambar 3.3 Diagram Alir Langkah Analisis Simulasi Pemodelan Hibrida



Gambar 3.4 Diagram Alir Langkah Analisis Secara Umum

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

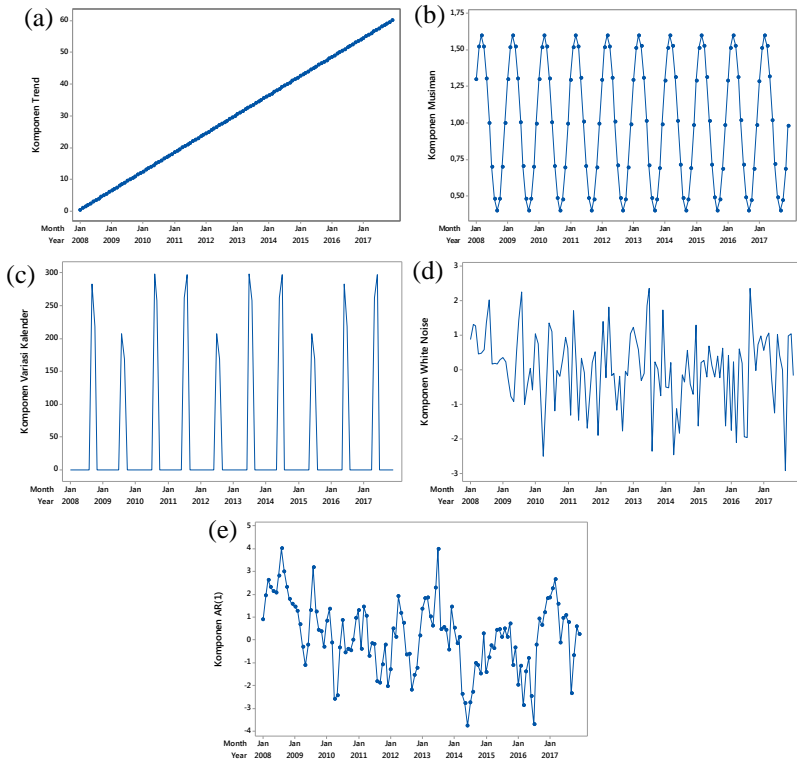
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Analisis dan pembahasan pada penelitian ini mencakup 2 kajian yaitu kajian simulasi dan kajian terapan. Pada kajian simulasi digunakan dengan *Exponential Smoothing*, ARIMAX serta Hibrida *Exponential Smoothing* dengan *time series regression* sebagai metode utama dalam penelitian. Penelitian ini juga bertujuan untuk mendapatkan peramalan terbaik terhadap dua skenario data yang digunakan, dengan hasil kebaikan peramalan pada kajian simulasi digunakan sebagai acuan dalam kajian terapan. Kajian terapan pada penelitian ini digunakan data *real* yaitu data pengeluaran PT. Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya. Pada kajian terapan akan dilakukan tiga metode peramalan yaitu *Exponential Smoothing*, ARIMAX dan model hibrida. Metode terbaik diperoleh dengan membandingkan nilai RMSEP dan sMAPE pada data *testing*. Selanjutnya dilakukan peramalan pengeluaran PT. Taspen (Persero) untuk 12 periode ke depan menggunakan metode terbaik.

4.1 Kajian Simulasi

Kajian simulasi dilakukan untuk mempelajari pola data yang mengandung pola *trend*, pola musiman, efek variasi kalender dan 2 skenarion *noise* yaitu dengan pola *white noise* dan tidak *white noise* sehingga dapat diperoleh nilai penaksiran terbaik dalam meprediksi model dan ramalan. Tujuan dilakukannya kajian simulasi adalah untuk melihat apakah dengan *noise* yang memiliki pola *white noise* dan tidak *white noise* memiliki nilai kebaikan model yang baik atau tidak. Nilai kebaikan model yang digunakan adalah menggunakan nilai RMSEP baik untuk data *training* maupun *testing*.

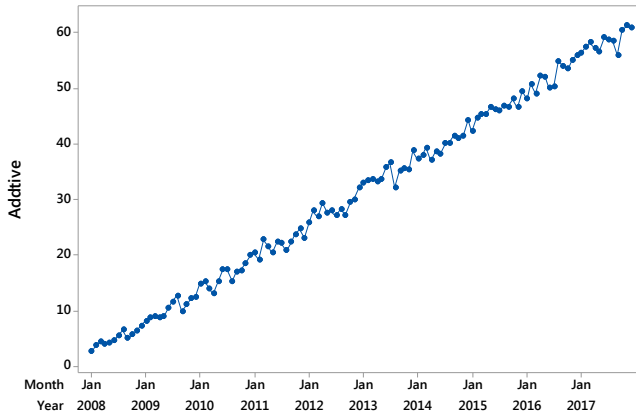
Berikut merupakan *time series plot* untuk komponen tren, musiman, variasi kalender, dan *noise* sesuai dengan persamaan yang digunakan sebagai acuan dalam melakukan kajian simulasi.



Gambar 4.1 Time Series Plot Bangkitan Komponen (a) Trend, (b) Musiman, (c) Variasi Kalender, (d) White Noise dan (e) Noise AR (1)

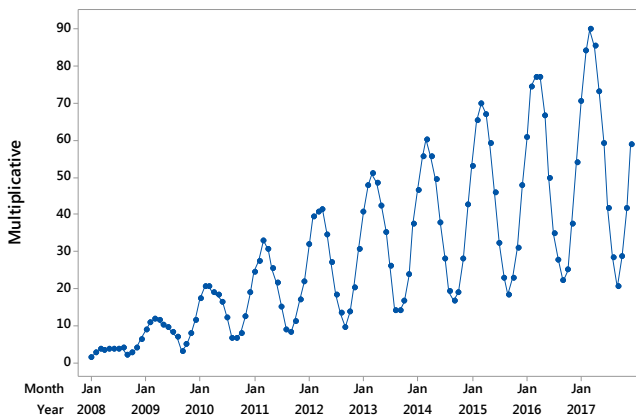
4.1.1 Skenario 1

Kajian simulasi pada penelitian ini digunakan dua macam data dengan yaitu dengan membangkitkan data dengan pola *trend* dan musiman. Pembentukan dua macam data ini bertujuan untuk membandingkan hasil peramalan data dari perbedaan pola data yang digunakan. Hasil peramalan dengan kedua macam data akan digunakan sebagai acuan dalam melakukan peramalan pada kajian terapan. Berikut merupakan *time series plot* untuk data dengan pola *trend* dan musiman dengan kombinasi *addive* maupun *Multiplicative* dengan *noise* yang berpola *white noise*.



Gambar 4.2 Time Series Plot Data Trend dan Musiman Additive

Berdasarkan Gambar 4.2 diketahui bahwa data dengan pola *trend* dan musiman *Additive* mempunyai pola fluktuasi musiman yang cenderung konstan.



Gambar 4.3 Time Series Plot Data Trend dan Musiman Multiplicative

Berbeda dengan Gambar 4.2, pola data dengan kombinasi *trend* dan musiman *Multiplicative* yang ditunjukkan pada Gambar

4.3 memiliki fluktuasi musiman yang selalu membesar. Hal ini dikarenakan adanya penambahan yang terus-menerus dan cenderung meningkat pada data yang dihasilkan.

Setiap model *exponential smoothing* dapat dibuat kedalam bentuk persamaan *state space* dengan dua bentuk kemungkinan nilai error yaitu model dengan bentuk eror *Additive* dan model dengan bentuk eror *Multiplicative*. Pada analisis ini data simulasi pola *trend* dan musiman akan dimodelkan menggunakan *exponential smoothing* pendekatan *state space*. Berikut merupakan pemodelan dengan menggunakan *Additive error* dan *Multiplicative error*:

Data dengan pola *trend* dan musiman dengan kombinasi *Additive* yang memiliki residual yang berpola *white noise* akan menghasilkan model ETS (A,A,A) yang nantinya akan merepresentasikan 3 komponen yaitu *Additive error*, *Additive trend*, dan *Additive seasonal*. Pemodelan dengan ETS(A,A,A) bisa juga disebut sebagai nama *Holt Winter's Additive method*. Berdasarkan Lampiran 1, nilai parameter *smoothing* yang dihasilkan masing-masing komponen level, *trend*, dan musiman tersebut adalah $\alpha = 0,0717$, $\beta = 0,0001$, $\gamma = 0,0001$. Jika dituliskan persamaannya dalam model *state space* adalah sebagai berikut.

Persamaan (4.1) adalah model *state space* untuk ETS (A,A,A):

$$\begin{aligned}\mu_t &= \ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-m} + a_t \\ \ell_t &= \ell_{t-1} + b_{t-1} + 0,0717a_t \\ b_t &= b_{t-1} + 0,0001a_t \\ s_t &= s_{t-m} + 0,0001a_t.\end{aligned}\tag{4.1}$$

Nilai RMSEP *training* untuk model ETS (A,A,A) adalah sebesar 1,074 dan nilai RMSEP *testing* adalah sebesar 1,098. Hal ini membuktikan bahwa model ETS (A,A,A) merupakan model yang sesuai untuk data yang memiliki pola *trend* dan musiman *Additive*. Pembuktian selanjutnya juga dibuktikan dengan nilai RMSEP yang mendekati dengan standar deviasi *error* pada data kajian simulasi yaitu sebesar 1.

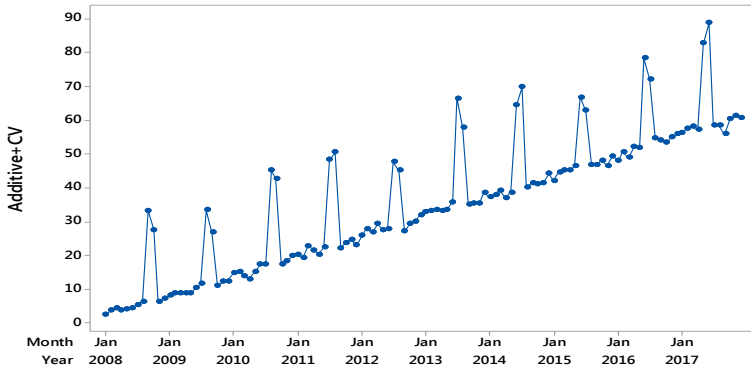
Data dengan pola *trend* dan musiman dengan kombinasi *Additive* akan menghasilkan model ETS (M,A,M) yang nantinya

akan merepresentasikan 3 komponen yaitu *Multiplicative error*, *Multiplicative trend*, dan *Multiplicative seasonal*. Pemodelan dengan ETS (M,A,M) bisa juga disebut sebagai nama *Holt Winter's Multiplicative method*. Berdasarkan Lampiran 2, nilai parameter smoothing yang dihasilkan masing-masing komponen level, *trend*, dan musiman tersebut adalah $\alpha = 0,0045$, $\beta = 0,0001$, $\gamma = 0,3591$. Jika dituliskan persamaannya dalam model *state space* adalah seperti pada persamaan (4.2).

$$\begin{aligned}\mu_t &= (\ell_{t-1} + b_{t-1})s_{t-m} \\ \ell_t &= (\ell_{t-1} + b_{t-1})(1 + 0,0045a_t) \\ b_t &= b_{t-1} + 0,0001(\ell_{t-1} + b_{t-1})a_t \\ s_t &= s_{t-m}(1 + 0,3591a_t).\end{aligned}\tag{4.2}$$

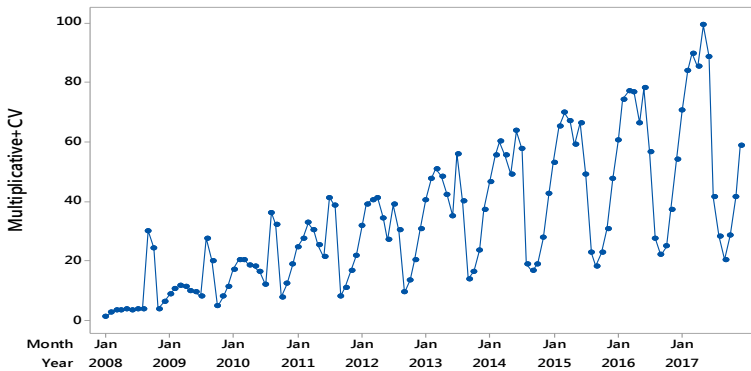
Nilai RMSEP *training* untuk model ETS (M,A,M) adalah sebesar 1,634 dan nilai RMSEP *testing* adalah sebesar 1,645. Hal ini membuktikan bahwa model ETS (M,A,M) merupakan model yang sesuai untuk data yang memiliki pola *trend* dan musiman *Additive*. Pembuktian selanjutnya juga dibuktikan dengan nilai RMSEP yang mendekati dengan standar deviasi *error* pada data kajian simulasi yaitu sebesar 1.

Pemodelan menggunakan data simulasi dengan pola *trend* dan musiman menunjukkan bahwa penggunaan metode *Holt Winters* merupakan metode yang tepat digunakan untuk data dengan pola *trend* dan musiman. Selanjutnya ingin dilihat apakah dengan data yang tidak hanya mengandung pola *trend* dan musiman tetapi juga mengandung pola variasi kalender. Selanjutnya kembali membangkitkan data dengan pola *trend* dan musiman kemudian pada masing-masing tipe data dan ditambahkan dengan adanya pola variasi kalender. Pembentukan dua skenario ini bertujuan untuk membandingkan hasil peramalan data dari perbedaan pola data yang digunakan. Hasil peramalan dengan kedua tipe tersebut akan digunakan sebagai acuan dalam melakukan peramalan pada kajian terapan. Berikut merupakan *time series plot* untuk data dengan pola *trend*, musiman dan variasi kalender *Additive*.



Gambar 4.4 Time Series Plot Data Trend, Musiman dan Variasi Kalender Additive

Kemudian dilihat juga *time series plot* untuk data dengan pola *trend*, musiman dan variasi kalender *Multiplicative* sebagai berikut.



Gambar 4.5 Time Series Plot Data Trend, Musiman dan Variasi Kalender Multiplicative

Data dengan pola *trend*, musiman dan variasi kalender dengan kombinasi *Additive* akan menghasilkan model ETS (A,A,A) yang

nantinya akan merepresentasikan 3 komponen yaitu *Additive error*, *Additive trend*, dan *Additive seasonal*. Pemodelan dengan ETS (A,A,A) bisa juga disebut sebagai nama *Holt Winter's Additive method*. Berdasarkan Lampiran 3, nilai parameter *smoothing* yang dihasilkan masing-masing komponen level, *trend*, dan musiman tersebut adalah $\alpha = 0,0022$, $\beta = 0,0004$, $\gamma = 0,631$. Jika dituliskan persamaannya dalam model *state space* akan menjadi persamaan (4.3).

$$\begin{aligned}\mu_t &= \ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-m} + a_t \\ \ell_t &= \ell_{t-1} + b_{t-1} + 0,0022a_t \\ b_t &= b_{t-1} + 0,0004a_t \\ s_t &= s_{t-m} + 0,631a_t.\end{aligned}\tag{4.3}$$

Nilai RMSEP *training* untuk model ETS (A,A,A) adalah sebesar 6,802 dan nilai RMSEP *testing* adalah sebesar 9,571. Hal ini membuktikan bahwa model ETS (A,A,A) belum bisa menangkap pola variasi kalender yang terjadi pada data simulasi tersebut sehingga bisa dikatakan bahwa model *exponential smoothing* belum sesuai untuk data yang memiliki pola variasi kalender.

Data dengan pola *trend* dan musiman dengan kombinasi *Multiplicative* akan menghasilkan model ETS (M,A,M) yang nantinya akan merepresentasikan 3 komponen yaitu *Multiplicative error*, *Multiplicative trend*, dan *Multiplicative seasonal*. Pemodelan dengan ETS (M,A,M) bisa juga disebut sebagai nama *Holt Winter's Multiplicative method*. Berdasarkan Lampiran 4, nilai parameter *smoothing* yang dihasilkan masing-masing komponen level, *trend*, dan musiman tersebut adalah $\alpha = 0,0475$, $\beta = 0,0069$, $\gamma = 0,952$. Jika dituliskan persamaannya dalam model *state space* akan menjadi persamaan (4.4):

$$\begin{aligned}\mu_t &= (\ell_{t-1} + b_{t-1})s_{t-m} \\ \ell_t &= (\ell_{t-1} + b_{t-1})(1 + 0,0475a_t) \\ b_t &= b_{t-1} + 0,0069(\ell_{t-1} + b_{t-1})a_t \\ s_t &= s_{t-m}(1 + 0,952a_t).\end{aligned}\tag{4.4}$$

Nilai RMSEP *training* untuk model ETS (M,A,M) adalah sebesar 10,046 dan nilai RMSEP *testing* adalah sebesar 9,648. Hal ini membuktikan bahwa model ETS (M,A,M) belum bisa menangkap pola variasi kalender yang terjadi pada data simulasi tersebut sehingga bisa dikatakan bahwa model *exponential smoothing* belum sesuai untuk data yang memiliki pola variasi kalender.

Pada hasil analisis sebelumnya menyatakan bahwa pemodelan data yang memiliki pola *trend*, musiman dan variasi kalender dengan menggunakan *exponential smoothing* akan memiliki nilai RMSEP yang tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa model *exponential smoothing* belum mampu mengatasi data yang memiliki pola variasi kalender. Oleh karena itu, untuk mengatasi data yang memiliki pola *trend*, musiman dan variasi kalender diperlukan pemodelan lain. Model yang diusulkan adalah model hibrida *exponential smoothing* dengan metode *time series regression* yang menggunakan pendekatan regresi *time series*.

Pemodelan Hibrida pada skenario 1 akan menggunakan 2 level dimana level 1 adalah model *time series* regresi dengan variabel *dummy* efek variasi kalender serta *noise* yang memiliki pola *white noise* $N(0,1)$. Level 2 adalah pemodel residual hasil level 1 dengan *exponential smoothing*. Ramalan model hibrida pada analisis ini adalah penjumlahan dari level 1 dan level 2.

1. Pemodelan Hibrida pada Data Simulasi *Additive*

Pemodelan untuk level 1 akan menggunakan regresi *time series* pada data simulasi yang memiliki pola *trend*, musiman dan variasi kalender yang berpola *Additive*. Variabel yang digunakan dalam regresi *time series* pada analisis ini adalah variabel *dummy* *trend*, musiman dan variasi kalender saat terjadinya Hari Raya Idul Fitri pada minggu tertentu di satu bulan sebelum Hari Raya Idul Fitri ($t-1$) dan pada minggu tertentu di bulan saat terjadinya Hari Raya Idul Fitri(t). Masing-masing kemungkinan pemodelan regresi *time series* yang terjadi adalah sebagai berikut.

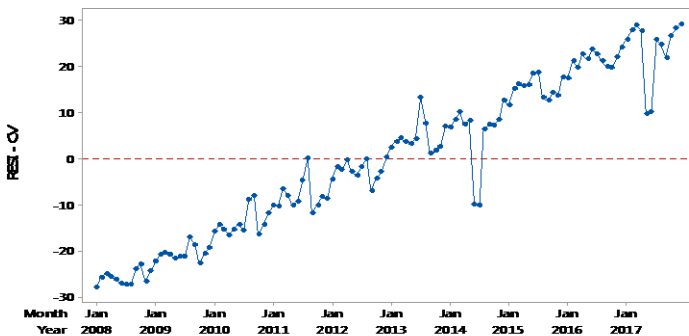
a. Eliminasi Efek Variasi Kalender

Pada analisis dengan mengeliminasi efek dari variasi kalender, data simulasi dengan pola *Additive* akan diregresikan

dengan variabel *dummy* efek variasi kalender. Persamaan regresi *time series* yang terbentuk akan menjadi seperti persamaan (4.5)

$$Y_t = \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \theta_j D_{j,t} + \mu_t \quad (4.5)$$

Residual yang terbentuk dari persamaan regresi *time series* yang terbentuk jika divisualisasi akan seperti pada Gambar 4.6. Pada Gambar 4.6 diketahui bahwa pola residual yang terbentuk masih memiliki pola variasi kalender. Jika dimodelkan menggunakan *exponential smoothing* dengan model ETS (A,A,A), berdasarkan Lampiran 5 maka diperoleh nilai RMSE *training* sebesar 3,275 dan RMSEP *testing* sebesar 6,352. Hal ini membuktikan bahwa residual yang dihasilkan oleh regresi *time series* tidak mampu ditangkap dengan baik oleh level 2 yaitu model *exponential smoothing*.



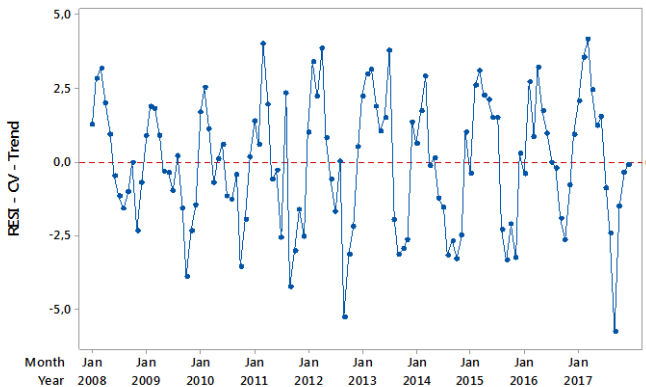
Gambar 4.6 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender untuk Data Pola Additive

b. Eliminasi Efek Variasi Kalender + *Trend*

Pada analisis dengan mengeliminasi efek dari variasi kalender dan *trend*, data simulasi dengan pola *Additive* akan diregresikan dengan variabel *dummy* efek variasi kalender dan variabel *dummy trend*. Persamaan regresi *time series* yang terbentuk akan menjadi seperti persamaan (4.6)

$$Y_t = \alpha t + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \theta_j D_{j,t} + \mu_t \quad (4.6)$$

Residual yang terbentuk dari persamaan regresi *time series* yang terbentuk jika divisualisasi akan seperti pada Gambar 4.7. Pada Gambar 4.7 diketahui bahwa pola residual yang terbentuk masih memiliki pola yang masih mengandung pola musiman. Jika dimodelkan menggunakan *exponential smoothing* dengan model ETS (A,N,A), berdasarkan Lampiran 6 maka diperoleh nilai RMSE *training* sebesar 1,931 dan RMSEP *testing* sebesar 1,459. Nilai RMSEP ini mendekati dengan standar deviasi yang ditetapkan di awal yaitu sebesar 1 sehingga bisa dikatakan bahwa residual yang dihasilkan mampu ditangkap baik oleh level 2 yaitu model *exponential smoothing*.



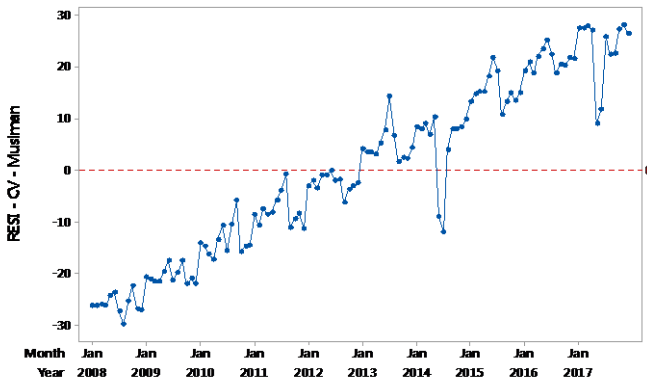
Gambar 4.7 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender dan Trend untuk Data Pola Additive

c. Eliminasi Efek Variasi Kalender + Musiman

Pada analisis dengan mengeliminasi efek dari variasi kalender dan *trend*, data simulasi dengan pola *Additive* akan diregresikan dengan variabel *dummy* efek variasi kalender dan variabel *dummy* musiman. Persamaan regresi *time series* yang terbentuk akan menjadi seperti persamaan (4.7)

$$Y_t = \sum_{s=1}^{12} \omega_s D_{s,t} + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \vartheta_j D_{j,t} + \mu_t. \quad (4.7)$$

Residual yang terbentuk dari persamaan regresi *time series* yang terbentuk jika divisualisasi akan seperti pada Gambar 4.8. Pada Gambar 4.8 diketahui bahwa pola residual yang terbentuk masih memiliki pola variasi kalender. Jika dimodelkan menggunakan *exponential smoothing* dengan model ETS (A,A,N), berdasarkan Lampiran 7 maka diperoleh nilai RMSE *training* sebesar 3,583 dan RMSEP *testing* sebesar 6,400. Hal ini membuktikan bahwa residual yang dihasilkan oleh regresi *time series* tidak mampu ditangkap dengan baik oleh level 2 yaitu model *exponential smoothing*.



Gambar 4.8 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender dan Musiman untuk Data Pola Additive

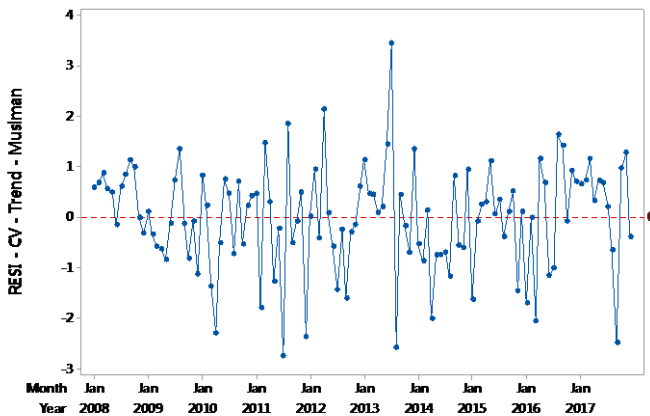
d. Eliminiasi Efek Variasi Kalender + *Trend* + Musiman

Pada analisis dengan mengeliminasi efek dari variasi kalender dan *trend*, data simulasi dengan pola *Additive* akan diregresikan dengan variabel *dummy* efek variasi kalender, variabel *dummy trend* dan variabel *dummy* musiman. Persamaan regresi *time series* yang terbentuk akan menjadi seperti persamaan (4.8)

$$Y_t = \alpha t + \sum_{s=1}^{12} \omega_s S_{s,t} + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \theta_j D_{j,t} + \mu_t. \quad (4.8)$$

Residual yang terbentuk dari persamaan regresi *time series* yang terbentuk jika divisualisasi akan seperti pada Gambar 4.9. Pada Gambar 4.9 diketahui bahwa pola residual yang terbentuk masih

memiliki pola yang stasioner. Jika dimodelkan menggunakan *exponential smoothing* dengan model ETS (A,N,N), berdasarkan Lampiran 8 maka diperoleh nilai RMSE *training* sebesar 1,041 dan RMSEP *testing* sebesar 1,043. Nilai RMSEP ini mendekati dengan standar deviasi yang ditetapkan di awal yaitu sebesar 1 sehingga bisa dikatakan bahwa residual yang dihasilkan mampun ditangkap baik oleh level 2 yaitu model *exponential smoothing*.



Gambar 4.9 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender, Trend dan Musiman untuk Data Pola Additive

Setelah dilakukan perhitungan RMSEP setiap kemungkinan eliminasi yang terjadi selanjutnya dilakukan ringkasan mengenai nilai RMSEP yang ada pada setiap masing-masing eliminasi. Berikut merupakan tabel ringkasan nilai RMSEP setiap eliminasi.

Tabel 4.1 Nilai RMSEP Residual Model Regresi Time Series Data Simulasi Additive

No	Level	Model Time Series	Nilai RMSE <i>Training</i>	Nilai RMSEP <i>Testing</i>
1	1	Eliminasi Efek Variasi Kalender	3,275	6,352
	2	Exponential Smoothing: ETS (A,A,A)		

Tabel 4.1 Nilai RMSEP Residual Model Regresi Time Series Data Simulasi Additive (lanjutan)

No	Level	Model Time Series	Nilai RMSE <i>Training</i>	Nilai RMSEP <i>Testing</i>
2	1	Eliminiasi Efek Variasi Kalender + <i>Trend</i>	1,187	1,459
	2	Exponential Smoothing: ETS (A,N,A)		
3	1	Eliminasi Efek Variasi Kalender + Musiman	3,963	6,400
	2	Exponential Smoothing: ETS (A,A,N)		
4	1	Eliminasi Efek Variasi Kalender + <i>Trend</i> + Musiman	1,041	1,043
	2	Exponential Smoothing: ETS (A,N,N)		

Berdasarkan Tabel 4.1 dapat disimpulkan bahwa model *regresi time series* yang sesuai untuk level 1 adalah model regresi *time series* dengan mengeliminasi pola variasi kalender, *trend* dan musiman. Hal ini juga dibuktikan dengan nilai residual yang dihasilkan apabila dimodelkan dengan level 2 yaitu *exponential smoothing* memiliki nilai RMSEP terkecil dibandingkan dengan nilai residual yang dihasilkan oleh regresi *time series* lainnya yaitu sebesar 1,041. Pemodelan regresi *time series* level 1 dapat ditulis dalam persamaan sebagai berikut

$$\begin{aligned}
 \hat{Y}_t = & 0,49 t + 6,81 S_{1,t} + 8,24 S_{2,t} + 8,41 S_{3,t} + 7,52 S_{4,t} + \\
 & 6,52 S_{5,t} + 5,77 S_{6,t} + 4,29 S_{7,t} + 3,63 S_{8,t} + 2,09 S_{9,t} + \\
 & 2,89 S_{10,t} + 3,71 S_{11,t} + 5,56 S_{12,t} + 20,65 D_{1,t} + \\
 & 25,17 D_{2,t} + 16,05 D_{3,t} + 29,89 D_{4,t} + 27,28 D_{1,t-1} + \\
 & 28,32 D_{2,t-1} + 20,48 D_{3,t-1} + 24,79 D_{4,t-1} \quad (4.9)
 \end{aligned}$$

Sehingga untuk level 2 akan digunakan hasil residual berpola stasioner yang merupakan hasil dari level 1. Pemodelan residual pada level 2 akan menggunakan metode *exponential smoothing* pendekatan *state space* dengan beberapa kemungkinan model.

Beberapa kemungkinan model yang akan terbentuk dari residual oleh regresi *time series* pada level 1 adalah model ETS (A,N,N), ETS(A,A,N), ETS (A,N,A) dan ETS (A,A,A). Pada analisis ini akan dilakukan replikasi sebanyak 10 kali dengan hasil sebagai berikut.

Tabel 4.2 Perbandingan Nilai RMSE Training Setiap Model

Replikasi	ETS (A,N,N)	ETS (A,A,N)	ETS (A,N,A)	ETS (A,A,A)
1	1,041	1,040	1,036	1,070
2	1,040	1,061	1,036	1,045
3	0,976	1,011	0,971	0,991
4	1,118	1,119	1,115	1,122
5	1,026	1,023	1,024	1,039
6	0,966	0,967	0,967	0,993
7	1,005	1,020	1,001	1,026
8	0,864	0,904	0,861	0,865
9	0,957	0,998	0,959	0,963
10	1,005	1,015	1,008	1,014

Berdasarkan nilai RMSE dari Tabel 4.2 model ETS (A,N,A) merupakan model yang bisa digunakan sebagai rekomendasi model untuk mengatasi pola data *Additive* karena menghasilkan 6 dari 10 replikasi nilai RMSE yang paling kecil dibandingkan dengan model yang lainnya. Analisis selanjutnya adalah dengan melihat nilai RMSEP pada data *testing* seperti pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Perbandingan Nilai RMSEP Testing Setiap Model

Replikasi	ETS (A,N,N)	ETS (A,A,N)	ETS (A,N,A)	ETS (A,A,A)
1	1,043	1,079	1,149	1,121
2	1,024	0,983	1,130	1,199
3	1,260	1,319	1,370	1,468
4	1,233	1,238	1,369	1,345
5	1,128	1,207	1,207	1,341
6	0,952	0,966	1,056	1,046
7	0,924	0,921	1,047	1,086
8	0,758	0,751	0,863	0,846
9	0,533	0,558	0,557	0,592
10	0,920	0,940	0,970	1,046

Berdasarkan Tabel 4.3 menggunakan data *testing* maka model ETS(A,N,N) merupakan model yang direkomendasikan untuk mengatasi pola data *Additive* karena menghasilkan 6 dari 10 replikasi nilai RMSEP yang paling kecil dibandingkan dengan model yang lainnya. Untuk lebih meyakinkan bahwa model ETS(A,N,N) akan digunakan uji *Pair Test* sebagai pembandingan nilai dari RMSEP yang dihasilkan oleh setiap model dugaan. *Pair Test* digunakan untuk melihat apakah ada perbedaan dari hasil replikasi jika dipasangkan suatu metode dengan metode lainnya. Hasil pengujian apabila diuji dengan *Pair Test* dimana pasangan yang digunakan adalah kombinasi 2 dari 4 model dugaan dengan hasil sebagai berikut

Tabel 4.4 Pasangan Model pada Pair Test

Pasangan	<i>p-value</i>
ETS (A,N,N) v.s ETS(A,A,N)	0,118
ETS (A,N,N) v.s ETS(A,N,A)	0,000
ETS (A,N,N) v.s ETS(A,A,A)	0,000
ETS (A,A,N) v.s ETS(A,N,A)	0,002
ETS (A,A,N) v.s ETS(A,A,A)	0,000
ETS (A,N,A) v.s ETS(A,A,A)	0,067

Menurut Tabel 4.4, jika model ETS (A,N,N) dipasangkan dengan model ETS(A,A,N) serta model ETS(A,N,A) dipasangkan dengan model ETS(A,A,A) maka rata-rata nilai RMSEP *testing* dari 10 replikasi yang digunakan memiliki nilai yang sama karena *p-value* yang dihasilkan lebih dari 0,05 (alfa) yaitu sebesar 0,118 dan 0,067. Namun, jika model selain model yang telah disebutkan dipasangkan ternyata tidak memiliki rata-rata nilai RMSEP yang sama karena nilai *p-value* yang dihasilkan oleh kedua pasangan lebih kecil dari 0,05 (alfa). Kesimpulan dari *Pair Test* adalah dengan mengambil model ETS(A,N,N) sebagai model untuk residual hasil regresi *time series* dari level 1.

Maka persamaan model hibrida yang untuk data simulasi dengan pola *Additive* adalah pada persamaan (4.10) dan (4.11) serta persamaan ramalan pada persamaan (4.12)

Level 1:

$$\begin{aligned} \hat{Y}_t^{(1)} = & 0,495t + 6,808S_{1,t} + 8,244S_{2,t} + 8,409S_{3,t} + 7,520S_{4,t} + \\ & 6,523S_{5,t} + 5,768S_{6,t} + 4,292S_{7,t} + 3,625S_{8,t} + \\ & 2,090S_{9,t} + 2,887S_{10,t} + 3,714S_{11,t} + 5,562S_{12,t} + \\ & 20,652D_{1,t} + 25,173D_{2,t} + 16,051D_{3,t} + 29,887D_{4,t} + \\ & 27,280D_{1,t-1} + 28,321D_{2,t-1} + 20,477D_{3,t-1} + \\ & 24,785D_{4,t-1} \end{aligned} \quad (4.10)$$

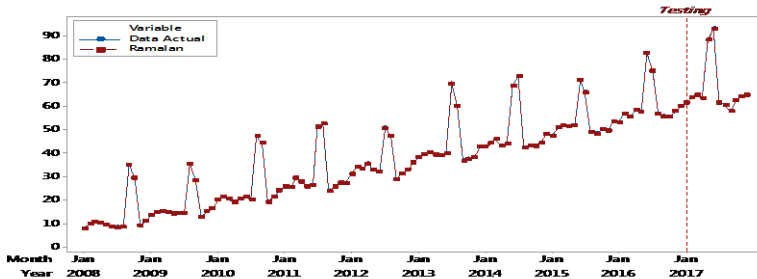
Level 2: ETS(A,N,N)

$$\begin{aligned} \hat{\mu}_t^{(2)} &= \ell_t \\ \ell_t &= 0,0001\mu_t + (1 - 0,0001)\ell_{t-1} \end{aligned} \quad (4.11)$$

Ramalan:

$$\hat{Y}_t = \hat{Y}_t^{(1)} + \hat{\mu}_t^{(2)} \quad (4.12)$$

Berikut merupakan *time series plot* untuk model hibrida pada pola data *Additive*



Gambar 4.10 Time Series Plot Perbandingan Hasil Ramalan dan Data Asli (Simulasi Additive)

Berdasarkan Gambar 4.13 menunjukkan bahwa nilai peramalan menggunakan model hibrida sudah memberikan nilai ramalan yang baik, Hal ini dilihat bahwa nilai ramalan sudah mendekati nilai data aslinya (data *actual*), Pada analisis ini berarti model hibrida untuk data dengan pola *Additive* baik digunakan untuk data yang memiliki pola trend, musiman dan variasi kalender dengan kombinasi *Additive*, Jika dibuktikan dengan nilai RMSEP, maka nilai RMSE untuk *training* didapatkan sebesar 0,030 dan nilai RMSEP *testing* sebesar 0,030.

2. Pemodelan Hibrida pada Data Simulasi *Multiplicative*

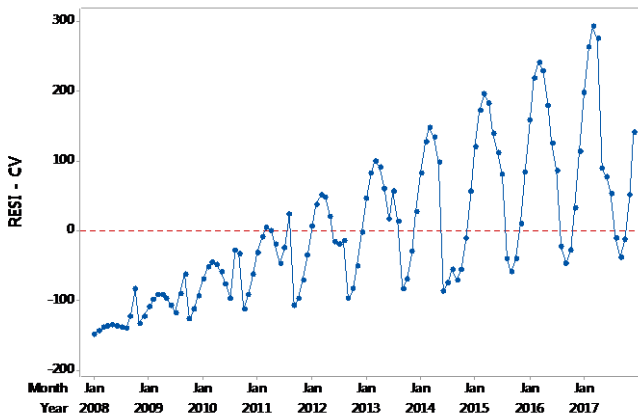
Pemodelan untuk level 1 akan menggunakan regresi *time series* pada data simulasi yang memiliki pola *trend*, musiman dan variasi kalender yang berpola *Multiplicative*. Variabel yang digunakan dalam regresi *time series* pada analisis ini adalah variabel *dummy trend*, musiman dan variasi kalender saat terjadinya Hari Raya Idul Fitri pada minggu tertentu di satu bulan sebelum Hari Raya Idul Fitri ($t-1$) dan pada minggu tertentu di bulan saat terjadinya Hari Raya Idul Fitri (t). Masing-masing kemungkinan pemodelan regresi *time series* yang terjadi adalah sebagai berikut.

a. Eliminasi Efek Variasi Kalender

Pada analisis dengan mengeliminasi efek dari variasi kalender, data simulasi dengan pola *Multiplicative* akan diregresikan dengan variabel *dummy* efek variasi kalender. Persamaan regresi *time series* yang terbentuk akan menjadi seperti persamaan (4.13)

$$Y_t = \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \gamma_j D_{j,t} + \mu_t \quad (4.13)$$

Residual yang terbentuk dari persamaan regresi *time series* yang terbentuk jika divisualisasi akan seperti pada Gambar 4.11



Gambar 4.11 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender untuk Data Pola *Multiplicative*

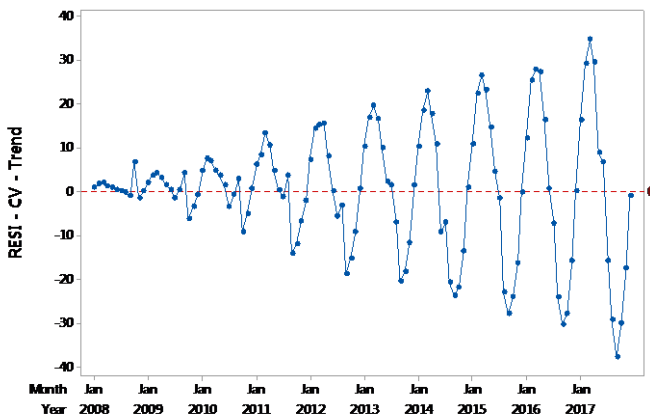
Pada Gambar 4.11 diketahui bahwa pola residual yang terbentuk masih memiliki pola variasi kalender. Jika dimodelkan menggunakan *exponential smoothing* dengan model ETS (A,A,A), berdasarkan Lampiran 10 maka diperoleh nilai RMSE *training* sebesar 4,043. Hal ini membuktikan bahwa residual yang dihasilkan oleh regresi *time series* tidak mampu ditangkap dengan baik oleh level 2 yaitu model *exponential smoothing*.

b. Eliminasi Efek Variasi Kalender + Trend

Pada analisis dengan mengeliminasi efek dari variasi kalender dan *trend*, data simulasi dengan pola *Multiplicative* akan diregresikan dengan variabel *dummy* efek variasi kalender dan variabel *dummy trend*. Persamaan regresi *time series* yang terbentuk akan menjadi seperti persamaan (4.14)

$$Y_t = \alpha t + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \theta_j D_{j,t} + \mu_t \quad (4.14)$$

Residual yang terbentuk dari persamaan regresi *time series* yang terbentuk jika divisualisasi akan seperti pada Gambar 4.12



Gambar 4.12 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender dan Trend untuk Data Pola Multiplicative

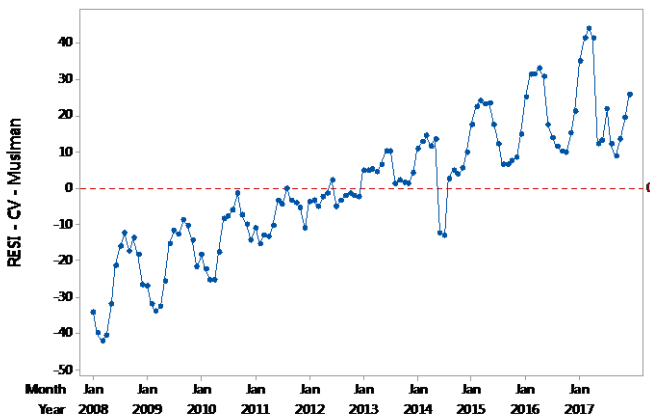
Pada Gambar 4.12 diketahui bahwa pola residual yang terbentuk masih memiliki pola yang stasioner. Jika dimodelkan menggunakan *exponential smoothing* dengan model ETS (A,N,A), berdasarkan Lampiran 11 maka diperoleh nilai RMSE *training* sebesar 28,071. Nilai RMSE ini tidak mendekati dengan standar deviasi yang ditetapkan di awal yaitu sebesar 1 sehingga bisa dikatakan bahwa residual yang dihasilkan belum mampu ditangkap baik oleh level 2 yaitu model *exponential smoothing*.

c. Eliminasi Efek Variasi Kalender + Musiman

Pada analisis dengan mengeliminasi efek dari variasi kalender dan *trend*, data simulasi dengan pola *Multiplicative* akan diregresikan dengan variabel *dummy* efek variasi kalender dan variabel *dummy* musiman. Persamaan regresi *time series* yang terbentuk akan menjadi seperti persamaan (4.15)

$$Y_t = \sum_{s=1}^{12} \omega_s D_{s,t} + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \vartheta_j D_{j,t} + \mu_t. \quad (4.15)$$

Residual yang terbentuk dari persamaan regresi *time series* yang terbentuk jika divisualisasi akan seperti pada Gambar 4.13



Gambar 4.13 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender dan Musiman untuk Data Pola Multiplicative

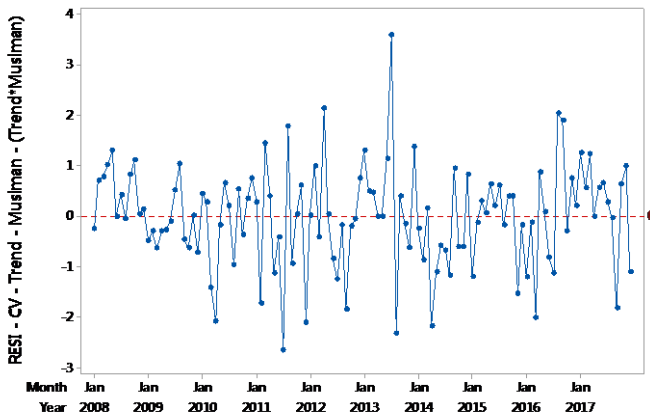
Pada Gambar 4.13 diketahui bahwa pola residual yang terbentuk masih memiliki pola variasi kalender. Jika dimodelkan menggunakan *exponential smoothing* dengan model ETS (A,A,N), berdasarkan Lampiran 12 maka diperoleh nilai RMSE *training* sebesar 24,732. Hal ini membuktikan bahwa residual yang dihasilkan oleh regresi *time series* tidak mampu ditangkap dengan baik oleh level 2 yaitu model *exponential smoothing*.

d. Eliminiasi Efek Variasi Kalender + *Trend* + Musiman

Pada analisis dengan mengeliminasi efek dari variasi kalender dan *trend*, data simulasi dengan pola *Additive* akan diregresikan dengan variabel *dummy* efek variasi kalender, variabel *dummy trend* dan variabel *dummy* musiman. Persamaan regresi *time series* yang terbentuk akan menjadi seperti persamaan (4.16)

$$Y_t = \alpha t + \sum_{s=1}^{12} \omega_s S_{s,t} + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \vartheta_j D_{j,t} + \sum_{s=1}^{12} \lambda_s t S_{s,t} + \mu_t. \quad (4.16)$$

Residual yang terbentuk dari persamaan regresi *time series* yang terbentuk jika divisualisasi akan seperti pada Gambar 4.14



Gambar 4.14 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender, Trend, Musiman dan (Trend*Musiman) untuk Data Pola Multiplicative

Pada Gambar 4.14 diketahui bahwa pola residual yang terbentuk masih memiliki pola yang stasioner. Jika dimodelkan

menggunakan *exponential smooting* dengan model ETS (A,N,N), berdasarkan Lampiran 13 maka diperoleh nilai RMSE *training* sebesar 1,012. Nilai RMSE yang mendekati dengan standar deviasi yang ditetapkan di awal yaitu sebesar 1, juga memiliki nilai yang lebih kecil dibandingkan model eliminasi lainnya sehingga bisa dikatakan bahwa residual yang dihasilkan mampun ditangkap baik oleh level 2 yaitu model *exponential smoothing*.

Setelah dilakukan perhitungan RMSEP setiap kemungkinan eliminasi yang terjadi selanjutnya dilakukan ringkasan mengenai nilai RMSEP yang ada pada setiap masing-masing eliminasi. Berikut merupakan tabel ringkasan nilai RMSEP setiap eliminasi. Berdasarkan Tabel 4.5 dapat disimpulkan bahwa model *regresi time series* yang sesuai untuk level 1 adalah model regresi *time series* dengan mengeliminasi pola variasi kalender, *trend* dan musiman.

Tabel 4.5 Nilai RMSEP Model Residual Regresi Time Series Data Simulasi Multiplicative

No	Level	Model Time Series	Nilai RMSE Training	Nilai RMSEP Testing
1	1	Eliminasi Efek Variasi Kalender	9,229	17,676
	2	Exponential Smoothing: ETS (A,A,A)		
2	1	Eliminasi Efek Variasi Kalender + <i>Trend</i>	5,187	5,328
	2	Exponential Smoothing: ETS (A,N,A)		
3	1	Eliminasi Efek Variasi Kalender + Musiman	5,285	13,762
	2	Exponential Smoothing: ETS (A,A,N)		
4	1	Eliminasi Efek Variasi Kalender + <i>Trend</i> + Musiman	1,012	0,934
	2	Exponential Smoothing: ETS (A,N,N)		

Hal ini juga dibuktikan dengan nilai residual yang dihasilkan apabila dimodelkan dengan level 2 yaitu *exponential smoothing* memiliki nilai RMSEP terkecil dibandingkan dengan nilai residual yang dihasilkan oleh regresi *time series* lainnya yaitu sebesar 0,934. Pemodelan regresi *time series* level 1 dapat ditulis dalam persamaan (4.17)

$$\begin{aligned} \hat{Y}_t = & 2,45 t + 1,67 S_{1,t} + 0,95 S_{2,t} + 0,51 S_{3,t} + 0,92 S_{4,t} + \\ & 1,51 S_{5,t} - 0,23 S_{6,t} - 2,66 S_{7,t} + 10 S_{8,t} - 1,58 S_{9,t} + \\ & 1,08 S_{10,t} + 1,05 S_{11,t} + 1,20 S_{12,t} + 216,75 D_{1,t} + 267 D_{2,t} + \\ & 167,14 D_{3,t} + 296,98 D_{4,t} + 282,55 D_{1,t-1} + 284,08 D_{2,t-1} + \\ & 204,20 D_{3,t-1} + 260,29 D_{4,t-1} + 0,74 tS_{1,t} + 1,32 tS_{2,t} + \\ & 1,54 tS_{3,t} + 1,37 tS_{4,t} + 0,84 tS_{5,t} + 0,09 tS_{6,t} + \\ & -0,63 tS_{7,t} + 1,33 tS_{8,t} - 1,45 tS_{9,t} - 1,28 tS_{10,t} + \\ & -0,75 tS_{11,t} \end{aligned} \quad (4.17)$$

Sehingga untuk level 2 akan digunakan hasil residual berpola stasioner yang merupakan hasil dari level 1, Pemodelan residual pada level 2 akan menggunakan metode *exponential smoothing* pendekatan *state space* dengan beberapa kemungkinan model, Beberapa kemungkinan model yang akan terbentuk dari residual oleh regresi *time series* pada level 1 adalah model ETS (A,A,A), ETS(A,N,A), ETS (A,A,N) dan ETS (A,N,N), Pada analisis ini akan dilakukan replikasi sebanyak 10 kali dengan hasil sebagai berikut,

Tabel 4.6 Perbandingan Nilai RMSE Training Setiap Model

Replikasi	ETS (A,A,A)	ETS (A,N,A)	ETS (A,A,N)	ETS (A,N,N)
1	1,043	1,011	1,038	1,012
2	1,026	1,023	1,028	1,025
3	0,933	0,930	0,966	0,933
4	1,034	1,037	1,036	1,035
5	1,000	0,993	0,997	0,998
6	0,946	0,924	0,966	0,925
7	0,955	0,937	0,942	0,940
8	0,858	0,937	0,857	0,856
9	0,928	0,925	0,954	0,924
10	0,961	0,955	0,955	0,954

Berdasarkan nilai RMSE dari Tabel 4.6 model ETS (A,N,N) merupakan model yang bisa digunakan sebagai rekomendasi model untuk mengatasi pola data *Multiplicative* karena menghasilkan 9 dari 10 replikasi nilai RMSE yang paling kecil dibandingkan dengan model yang lainnya. Analisis selanjutnya adalah dengan melihat nilai RMSEP pada data *testing* seperti pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Perbandingan Nilai RMSEP Testing Setiap Model

Replikasi	ETS (A,A,A)	ETS (A,N,A)	ETS (A,A,N)	ETS (A,N,N)
1	1,000	1,017	0,944	0,934
2	0,889	0,833	0,844	0,751
3	1,137	1,127	1,056	1,013
4	1,228	1,143	1,014	1,007
5	1,302	1,115	1,072	1,035
6	0,805	0,805	0,734	0,734
7	0,543	0,506	0,460	0,488
8	0,825	0,822	0,732	0,731
9	0,636	0,551	0,527	0,525
10	0,912	0,878	0,820	0,819

Berdasarkan Tabel 4.7 menggunakan data *testing* maka model ETS(A,N,N) merupakan model yang direkomendasikan untuk mengatasi pola data *Multiplicative* karena menghasilkan 9 dari 10 replikasi nilai RMSEP yang paling kecil dibandingkan dengan model yang lainnya. Untuk lebih meyakinkan bahwa model ETS(A,N,N) akan digunakan uji *Pair Test* sebagai pembandingan nilai dari RMSEP yang dihasilkan oleh setiap model dugaan. *Pair Test* digunakan untuk melihat apakah ada perbedaan dari hasil replikasi jika dipasangkan suatu metode dengan metode lainnya. Hasil pengujian apabila diuji dengan *Pair Test* dimana pasangan yang digunakan adalah kombinasi 2 dari 4 model dugaan dengan hasil sebagai berikut

Tabel 4.8 Pasangan Model pada Pair Test

Pasangan	<i>p-value</i>
ETS (A,A,A) v.s ETS(A,N,A)	0,032
ETS (A,A,A) v.s ETS(A,A,N)	0,000
ETS (A,A,A) v.s ETS(A,N,N)	0,000

Tabel 4.8 Pasangan Model pada Pair Test (lanjutan)

Pasangan	<i>p-value</i>
ETS (A,N,A) v.s ETS(A,A,N)	0,001
ETS (A,N,A) v.s ETS(A,N,N)	0,000
ETS (A,A,N) v.s ETS(A,N,N)	0,151

Menurut Tabel 4.8, jika model ETS (A,A,A) dipasangkan dengan model ETS(A,N,A) serta model ETS(A,A,N) dipasangkan dengan model ETS(A,N,N) maka rata-rata nilai RMSEP *testing* dari 10 replikasi yang digunakan memiliki nilai yang sama karena *p-value* yang dihasilkan lebih dari 0,05 (alfa) yaitu sebesar 0,063 dan 0,400. Namun, jika model selain model yang telah disebutkan dipasangkan ternyata tidak memiliki rata-rata nilai RMSEP yang sama karena nilai *p-value* yang dihasilkan oleh kedua pasangan lebih kecil dari 0,05 (alfa). Kesimpulan dari *Pair Test* adalah dengan mengambil model ETS(A,N,N) sebagai model untuk residual hasil regresi *time series* dari level 1.

Maka persamaan model hibrida yang untuk data simulasi dengan pola *Multiplicative* adalah pada persamaan (4.18) dan (4.19) serta persamaan ramalan pada persamaan (4.20)

Level 1:

$$\begin{aligned} \hat{Y}_t^{(1)} = & 2,45 t + 1,67 S_{1,t} + 0,95 S_{2,t} + 0,51 S_{3,t} + 0,92 S_{4,t} + 1,51 S_{5,t} + \\ & - 0,23 S_{6,t} - 2,66 S_{7,t} + 10 S_{8,t} - 1,58 S_{9,t} + 1,08 S_{10,t} + 1,05 S_{11,t} + \\ & 1,20 S_{12,t} + 216,75 D_{1,t} + 267 D_{2,t} + 167,14 D_{3,t} + 296,98 D_{4,t} + \\ & 282,55 D_{1,t-1} + 284,08 D_{2,t-1} + 204,20 D_{3,t-1} + 260,29 D_{4,t-1} + \\ & 0,74 tS_{1,t} + 1,32 tS_{2,t} + 1,54 tS_{3,t} + 1,37 tS_{4,t} + 0,84 tS_{5,t} + \\ & 0,09 tS_{6,t} - 0,63 tS_{7,t} + 1,33 tS_{8,t} - 1,45 tS_{9,t} - 1,28 tS_{10,t} + \\ & - 0,75 tS_{11,t} \end{aligned} \quad (4.18)$$

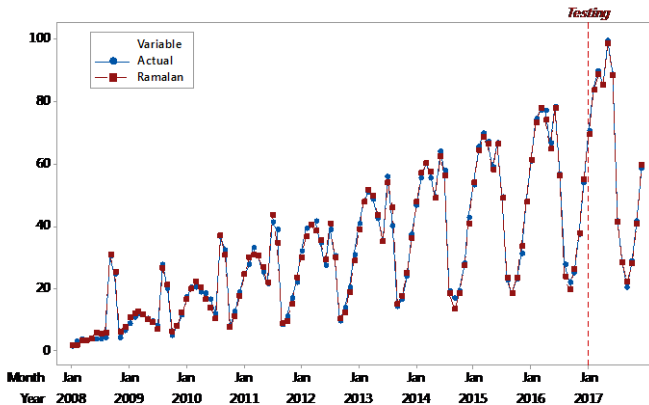
Level 2: ETS(A,N,N)

$$\begin{aligned} \hat{\mu}_t^{(2)} &= \ell_t \\ \ell_t &= 0,0001\mu_t + (1 - 0,0001)\ell_{t-1} \end{aligned} \quad (4.19)$$

Ramalan:

$$\hat{Y}_t = \hat{Y}_t^{(1)} + \hat{\mu}_t^{(2)} \quad (4.20)$$

Berikut merupakan *time series plot* untuk model hibrida pada pola data *Multiplicative*

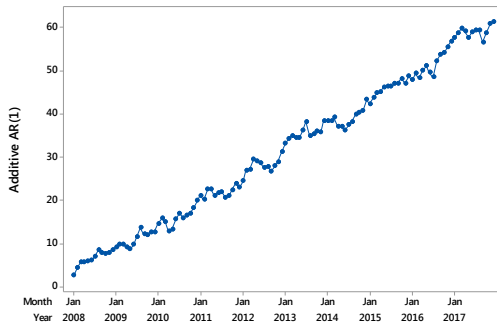


Gambar 4.15 Time Series Plot Perbandingan Hasil Ramalan dan Data Asli (Simulasi Multiplicative)

Berdasarkan Gambar 4.15 menunjukkan bahwa nilai peramalan menggunakan model hibrida sudah memberikan nilai ramalan yang baik, Hal ini dilihat bahwa nilai ramalan sudah mendekati nilai data aslinya (data *actual*), Pada analisis ini berarti model hibrida untuk data dengan pola *Multiplicative* baik digunakan untuk data yang memiliki pola trend, musiman dan variasi kalender dengan kombinasi *Multiplicative*, Jika dibuktikan dengan nilai RMSEP, maka nilai RMSE untuk *training* didapatkan sebesar 4,017 dan nilai RMSEP *testing* yang baik karena mendekati standar deviasi yang ditetapkan pada simulasi yaitu sebesar 1,193.

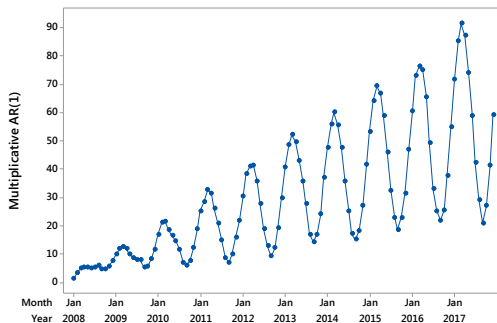
4.1.2 Skenario 2

Pada analisis selanjutnya dilakukan dengan membangkitkan data dengan pola *trend* dan musiman dengan kombinasi *addive* maupun *multiplicative* dengan *noise* yang memiliki pola tidak *white noise*. Berikut merupakan *time series plot* untuk data dengan pola *trend* dan musiman dengan kombinasi *addive* maupun *Multiplicative* dengan *noise* yang memiliki pola tidak *white noise*.



Gambar 4.16 Time Series Plot Data Trend dan Musiman Additive dengan Noise AR(1)

Berdasarkan Gambar 4.16 diketahui bahwa data dengan pola *trend* dan musiman *additive* dengan *noise* yang memiliki pola tidak *white noise* mempunyai pola data yang hampir sama dengan pola data pada yang memiliki pola *noise* yang *white noise*. Gambar 4.17 merupakan *time seires plot* untuk data dengan pola *multiplicative* yang memiliki pola *trend* dan musiman dengan pola residual atau *noise* yang tidak *white noise* dengan AR(1).



Gambar 4.17 Time Series Plot Data Trend dan Musiman Multiplicative dengan Noise AR(1)

Pada Gambar 4.16 dan Gambar 4.17 jika dibandingkan dengan Gambar 4.2 dan Gambar 4.3 masih memiliki pola bentuk data yang sama ketika divisualisasikan menggunakan *time series plot*. Jika

secara visual memang tidak terlalu tampak perbedaan yang mencolok ketika noise yang digunakan berbeda. Analisis selanjutnya adalah dengan melakukan pemodelan menggunakan *exponential smoothing* pendekatan *state space* pada data dengan pola *trend* dan musiman.

Selanjutnya dengan pola *trend* dan musiman dengan kombinasi *Additive* yang memiliki residual yang memiliki pola tidak *white noise* akan menghasilkan model ETS (A,A,A) yang nantinya akan merepresentasikan 3 komponen yaitu *Additive error*, *Additive trend*, dan *Additive seasonal*. Pemodelan dengan ETS(A,A,A) bisa juga disebut sebagai nama *Holt Winter's Additive method*. Berdasarkan Lampiran 15, nilai parameter smoothing yang dihasilkan masing-masing komponen level, *trend*, dan musiman tersebut adalah $\alpha = 0,8103$, $\beta = 0,0028$, $\gamma = 0,0001$. Jika dituliskan persamaannya dalam model *state space* menjadi persamaan (4.21).

$$\begin{aligned}\mu_t &= \ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-m} + a_t \\ \ell_t &= \ell_{t-1} + b_{t-1} + 0,8103a_t \\ b_t &= b_{t-1} + 0,0028a_t \\ s_t &= s_{t-m} + 0,0001a_t.\end{aligned}\tag{4.21}$$

Nilai RMSEP *training* untuk model ETS (A,A,A) adalah sebesar 1,126 dan nilai RMSEP *testing* adalah sebesar 1,472. Hal ini membuktikan bahwa model ETS (A,A,A) merupakan model yang sesuai untuk data yang memiliki pola *trend* dan musiman *Additive*. Pembuktian selanjutnya juga dibuktikan dengan nilai RMSEP yang mendekati dengan standar deviasi dari *noise* yang dibangkitkan pada data kajian simulasi yaitu sebesar 1.

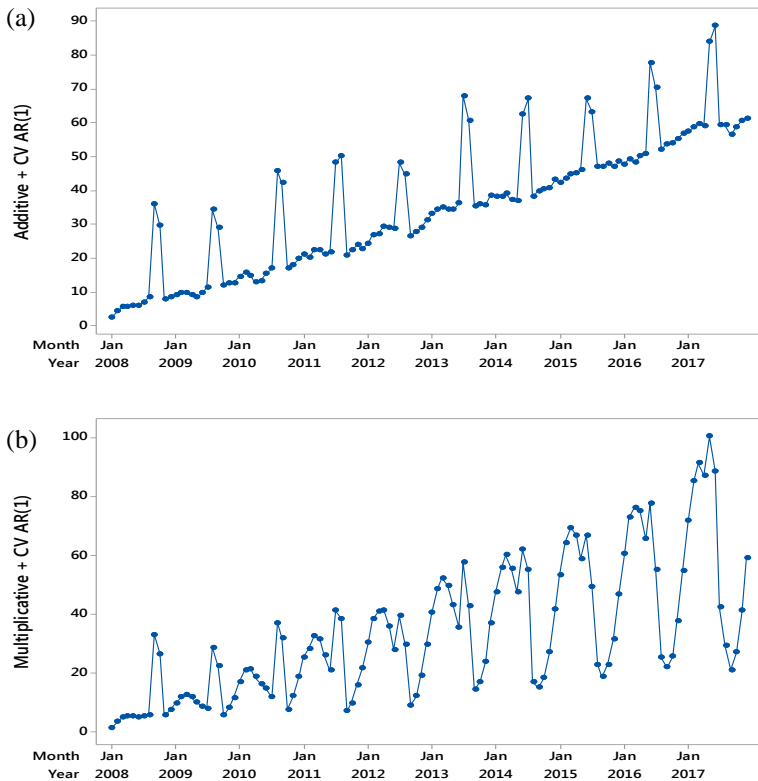
Selanjutnya dengan pola *trend* dan musiman dengan kombinasi *Multiplicative* yang memiliki residual yang memiliki pola tidak *white noise* akan menghasilkan model ETS (M,A,M) yang nantinya akan merepresentasikan 3 komponen yaitu *Additive error*, *Additive trend*, dan *Additive seasonal*. Pemodelan dengan ETS(M,A,M) bisa juga disebut sebagai nama *Holt Winter's Multiplicative method*. Berdasarkan Lampiran 16, nilai parameter smoothing yang dihasilkan masing-masing komponen level, *trend*, dan musiman

tersebut adalah $\alpha = 0,9536$, $\beta = 0,0001$, $\gamma = 0,0463$. Jika dituliskan persamaannya dalam model *state space* akan menjadi seperti persamaan (4.22).

$$\begin{aligned}\mu_t &= (\ell_{t-1} + b_{t-1})s_{t-m} \\ \ell_t &= (\ell_{t-1} + b_{t-1})(1 + 0,9536a_t) \\ b_t &= b_{t-1} + 0,0001(\ell_{t-1} + b_{t-1})a_t \\ s_t &= s_{t-m}(1 + 0,0436a_t).\end{aligned}\tag{4.22}$$

Nilai RMSEP *training* untuk model ETS (M,A,M) adalah sebesar 1,636 dan nilai RMSEP *testing* adalah sebesar 2,605. Hal ini membuktikan bahwa model ETS (M,A,M) merupakan model yang belum sesuai untuk data yang memiliki pola *trend* dan musiman *Multiplicative* dengan pola *noise* yang tidak *white noise*. Pembuktian selanjutnya juga dibuktikan dengan nilai RMSEP yang tidak mendekati dengan standar deviasi dari *noise* yang dibangkitkan pada data kajian simulasi yaitu sebesar 1.

Pemodelan menggunakan data simulasi dengan pola *trend* dan musiman menunjukkan bahwa penggunaan metode *Holt Winters* merupakan metode yang tepat digunakan untuk data dengan pola *trend* dan musiman. Selanjutnya ingin dilihat apakah dengan data yang tidak hanya mengandung pola *trend* dan musiman tetapi juga mengandung pola variasi kalender. Kemudian dilakukan juga simulasi dengan pola data yang sama tetapi untuk *noise* digunakan AR(1) yang berpola tidak *white noise*. Jika divisualisasikan menggunakan *time series plot* akan membentuk pola sebagai berikut



Gambar 4.18 (a) Time Series Plot Data Trend, Musiman dan Variasi Kalender dengan Noise AR(1) Additive (b) Multiplicative

Untuk data dengan pola *trend*, musiman dan variasi kalender dengan kombinasi *Additive* serta *noise* AR(1), seperti pada Lampiran 17 menghasilkan nilai parameter *smoothing* dengan model ETS (A,A,A) masing-masing komponen *level*, *trend*, dan musiman tersebut sebesar $\alpha = 0,0001$, $\beta = 0,0001$, $\gamma = 0,6655$.

Jika dituliskan persamaannya dalam model *state space* adalah seperti pada persamaan (4.23).

$$\begin{aligned}
 \mu_t &= \ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-m} + a_t \\
 \ell_t &= \ell_{t-1} + b_{t-1} + 0,0001a_t \\
 b_t &= b_{t-1} + 0,0001a_t \\
 s_t &= s_{t-m} + 0,6655a_t.
 \end{aligned}
 \tag{4.23}$$

Nilai RMSEP yang dihasilkan oleh *training* adalah sebesar 7,049 dan pada data *testing* sebesar 9,876.

Untuk data dengan pola *trend*, musiman dan variasi kalender dengan kombinasi *Multiplicative* serta *noise* AR(1), seperti pada Lampiran 18 menghasilkan nilai parameter *smoothing* dengan model ETS (M,A,M) masing-masing komponen level, *trend*, dan musiman tersebut sebesar $\alpha = 0,0414$, $\beta = 0,0004$, $\gamma = 0,8017$.

Jika dituliskan persamaannya dalam model *state space* adalah seperti pada persamaan (4.24).

$$\begin{aligned}
 \mu_t &= (\ell_{t-1} + b_{t-1})s_{t-m} \\
 \ell_t &= (\ell_{t-1} + b_{t-1})(1 + 0,0414a_t) \\
 b_t &= b_{t-1} + 0,0004(\ell_{t-1} + b_{t-1})a_t \\
 s_t &= s_{t-m}(1 + 0,8017a_t).
 \end{aligned}
 \tag{4.24}$$

Nilai RMSE yang dihasilkan oleh *training* adalah sebesar 8,999 dan pada data *testing* didapatkan RMSEP sebesar 10,126.

Pada analisis skenario 2 ini akan digunakan data bangkitan yang memiliki residual dengan pola tidak *white noise*. Hal ini bertujuan untuk menunjukkan apakah model *exponential smoothing* mampu mengatasi data yang memiliki residual dengan pola tidak *white noise*. Pemodelan Hibrida pada kali akan menggunakan 2 level dimana level 1 adalah model *time series* regresi dengan variabel *dummy* efek variasi kalender. Level 2 adalah pemodel residual hasil level 1 dengan *exponential smoothing*. Ramalan model hibrida pada analisis ini adalah penjumlahan dari level 1 dan level 2.

1. Pemodelan Hibrida pada Data Simulasi Additive

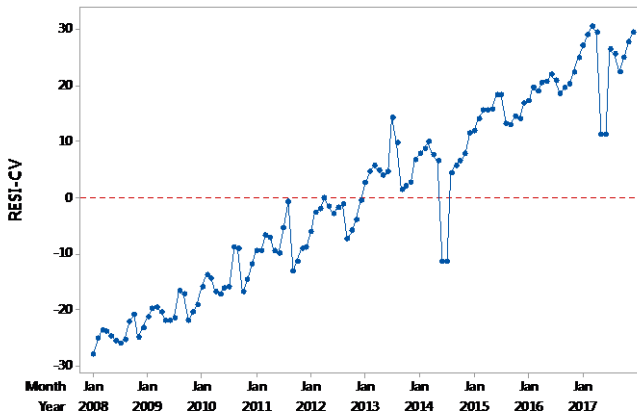
Pemodelan untuk level 1 akan menggunakan regresi *time series* pada data simulasi yang memiliki pola *trend*, musiman dan variasi kalender yang berpola *Additive*. Variabel yang digunakan dalam regresi *time series* pada analisis ini adalah variabel dummy *trend*, musiman dan variasi kalender saat terjadinya Hari Raya Idul Fitri pada minggu tertentu di satu bulan sebelum Hari Raya Idul Fitri (t-1) dan pada minggu tertentu di bulan saat terjadinya Hari Raya Idul Fitri(t). Masing-masing kemungkinan pemodelan regresi *time series* yang terjadi adalah sebagai berikut.

a. Eliminasi Efek Variasi Kalender

Pada analisis dengan mengeliminasi efek dari variasi kalender, data simulasi dengan pola *Additive* akan diregresikan dengan variabel *dummy* efek variasi kalender. Persamaan regresi *time series* yang terbentuk akan menjadi seperti persamaan (4.25)

$$Y_t = \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \theta_j D_{j,t} + \mu_t \quad (4.25)$$

Residual yang terbentuk dari persamaan regresi *time series* yang terbentuk jika divisualisasi akan seperti pada Gambar 4.19.



Gambar 4.19 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender untuk Data Pola Additive

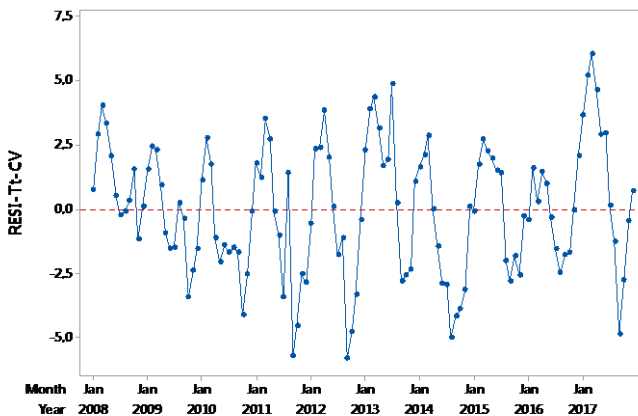
Pada Gambar 4.19 diketahui bahwa pola residual yang terbentuk masih memiliki pola variasi kalender. Jika dimodelkan menggunakan *exponential smoothing* dengan model ETS (A,A,A), berdasarkan Lampiran 19 maka diperoleh nilai RMSE *training* sebesar 3,269 dan RMSEP *testing* sebesar 7,317. Hal ini membuktikan bahwa residual yang dihasilkan oleh regresi *time series* tidak mampu ditangkap dengan baik oleh level 2 yaitu model *exponential smoothing*.

b. Eliminasi Efek Variasi Kalender + Trend

Pada analisis dengan mengeliminasi efek dari variasi kalender dan *trend*, data simulasi dengan pola *Additive* akan diregresikan dengan variabel *dummy* efek variasi kalender dan variabel *dummy trend*. Persamaan regresi *time series* yang terbentuk akan menjadi seperti persamaan (4.26)

$$Y_t = \alpha t + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \beta_j D_{j,t} + \mu_t \quad (4.26)$$

Residual yang terbentuk dari persamaan regresi *time series* yang terbentuk jika divisualisasi akan seperti pada Gambar 4.20



Gambar 4.20 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender dan Trend untuk Data Pola Additive

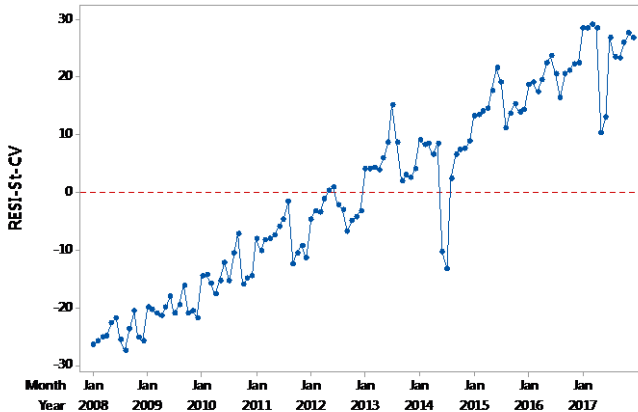
Pada Gambar 4.20 diketahui bahwa pola residual yang terbentuk masih memiliki pola yang masih mengandung pola musiman. Jika dimodelkan menggunakan *exponential smoothing* dengan model ETS (A,N,A), berdasarkan Lampiran 20 maka diperoleh nilai RMSE *training* sebesar 1,411 dan RMSEP *testing* sebesar 1,641. Nilai RMSEP ini mendekati dengan standar deviasi yang ditetapkan di awal yaitu sebesar 1 sehingga bisa dikatakan bahwa residual yang dihasilkan mampun ditangkap baik oleh level 2 yaitu model *exponential smoothing*.

c. Eliminasi Efek Variasi Kalender + Musiman

Pada analisis dengan mengeliminasi efek dari variasi kalender dan *trend*, data simulasi dengan pola *Additive* akan diregresikan dengan variabel *dummy* efek variasi kalender dan variabel *dummy* musiman. Persamaan regresi *time series* yang terbentuk akan menjadi seperti persamaan (4.27)

$$Y_t = \sum_{s=1}^{12} \omega_s D_{s,t} + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \vartheta_j D_{j,t} + \mu_t. \quad (4.27)$$

Residual yang terbentuk dari persamaan regresi *time series* yang terbentuk jika divisualisasi akan seperti pada Gambar 4.21



Gambar 4.21 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender dan Musiman untuk Data Pola Additive

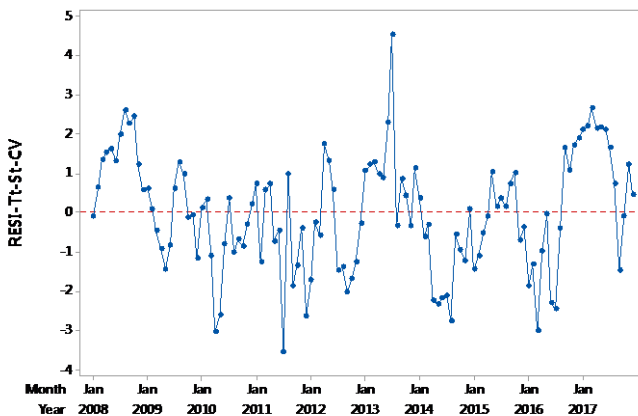
Pada Gambar 4.21 diketahui bahwa pola residual yang terbentuk masih memiliki pola variasi kalender. Jika dimodelkan menggunakan *exponential smoothing* dengan model ETS (A,A,N), berdasarkan Lampiran 21 maka diperoleh nilai RMSE *training* sebesar 3,907 dan RMSEP *testing* sebesar 6,310. Hal ini membuktikan bahwa residual yang dihasilkan oleh regresi *time series* tidak mampu ditangkap dengan baik oleh level 2 yaitu model *exponential smoothing*.

d. Eliminasi Efek Variasi Kalender + Trend + Musiman

Pada analisis dengan mengeliminasi efek dari variasi kalender dan *trend*, data simulasi dengan pola *Additive* akan diregresikan dengan variabel *dummy* efek variasi kalender, variabel *dummy trend* dan variabel *dummy* musiman. Persamaan regresi *time series* yang terbentuk akan menjadi seperti persamaan (4.28)

$$Y_t = \alpha_t + \sum_{s=1}^{12} \omega_s S_{s,t} + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \theta_j D_{j,t} + \mu_t. \quad (4.28)$$

Residual yang terbentuk dari persamaan regresi *time series* yang terbentuk jika divisualisasi akan seperti pada Gambar 4.22



Gambar 4.22 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender, Trend dan Musiman untuk Data Pola Additive

Pada Gambar 4.22 diketahui bahwa pola residual yang terbentuk masih memiliki pola yang stasioner. Jika dimodelkan menggunakan *exponential smoothing* dengan model ETS (A,N,N), berdasarkan Lampiran 22 maka diperoleh nilai RMSE *training* sebesar 1,204 dan RMSEP *testing* sebesar 1,217. Nilai RMSEP ini mendekati dengan standar deviasi yang ditetapkan di awal yaitu sebesar 1 sehingga bisa dikatakan bahwa residual yang dihasilkan mampu ditangkap baik oleh level 2 yaitu model *exponential smoothing*.

Setelah dilakukan perhitungan RMSEP setiap kemungkinan eliminasi yang terjadi selanjutnya dilakukan ringkasan mengenai nilai RMSEP yang ada pada setiap masing-masing eliminasi. Berikut merupakan tabel ringkasan nilai RMSEP setiap eliminasi.

Tabel 4.9 Nilai RMSEP Residual Model Regresi Time Series Data Simulasi Additive

No	Level	Model Time Series	Nilai RMSE <i>Training</i>	Nilai RMSEP <i>Testing</i>
1	1	Eliminasi Efek Variasi Kalender	3,269	7,317
	2	Exponential Smoothing: ETS (A,A,A)		
2	1	Eliminasi Efek Variasi Kalender + <i>Trend</i>	1,411	1,459
	2	Exponential Smoothing: ETS (A,N,A)		
3	1	Eliminasi Efek Variasi Kalender + Musiman	3,907	6,310
	2	Exponential Smoothing: ETS (A,A,N)		
4	1	Eliminasi Efek Variasi Kalender + <i>Trend</i> + Musiman	1,204	1,217
	2	Exponential Smoothing: ETS (A,N,N)		

Berdasarkan Tabel 4.9 dapat disimpulkan bahwa model *regresi time series* yang sesuai untuk level 1 adalah model *regresi time series* dengan mengeliminasi pola variasi kalender, *trend* dan musiman. Hal ini juga dibuktikan dengan nilai residual yang dihasilkan apabila dimodelkan dengan level 2 yaitu *exponential smoothing* memiliki nilai RMSEP terkecil dibandingkan dengan nilai residual yang dihasilkan oleh *regresi time series* lainnya yaitu sebesar 1,204. Pemodelan *regresi time series* level 1 dapat ditulis dalam persamaan (4.29).

$$\begin{aligned} \hat{Y}_t = & 0,49 t + 7,48 S_{1,t} + 8,92 S_{2,t} + 9,31 S_{3,t} + 8,40 S_{4,t} + \\ & 7,03 S_{5,t} + 5,83 S_{6,t} + 4,41 S_{7,t} + 3,88 S_{8,t} + 2,52 S_{9,t} + \\ & 3,20 S_{10,t} + 4,19 S_{11,t} + 6,12 S_{12,t} + 21,06 D_{1,t} + \\ & 25,99 D_{2,t} + 16,91 D_{3,t} + 29,18 D_{4,t} + 28,59 D_{1,t-1} + \\ & 29,23 D_{2,t-1} + 21,33 D_{3,t-1} + 24,82 D_{4,t-1} \end{aligned} \quad (4.29)$$

Sehingga untuk level 2 akan digunakan hasil residual berpola *stationer* yang merupakan hasil dari level 1. Pemodelan residual pada level 2 akan menggunakan metode *exponential smoothing* pendekatan *state space* dengan beberapa kemungkinan model. Beberapa kemungkinan model yang akan terbentuk dari residual oleh *regresi time series* pada level 1 adalah model ETS (A,N,N), ETS(A,A,N), ETS (A,N,A) dan ETS (A,A,A). Pada analisis ini akan dilakukan replikasi sebanyak 10 kali dengan hasil sebagai berikut.

Tabel 4.10 Perbandingan Nilai RMSE Training Setiap Model

Replikasi	ETS (A,N,N)	ETS (A,A,N)	ETS (A,N,A)	ETS (A,A,A)
1	1,204	1,204	1,203	1,212
2	1,129	1,129	1,380	1,131
3	1,142	1,142	1,161	1,158
4	1,199	1,198	1,201	1,213
5	1,113	1,113	1,107	1,124
6	1,110	1,111	1,108	1,127
7	1,195	1,195	1,210	1,199
8	1,046	1,049	1,217	1,049
9	1,101	1,101	1,113	1,103
10	1,139	1,138	1,142	1,171

Berdasarkan nilai RMSEP dari Tabel 4.10 model ETS (A,A,N) merupakan model yang bisa digunakan sebagai rekomendasi model untuk mengatasi pola data *additive* karena menghasilkan 6 dari 10 replikasi nilai RMSEP yang paling kecil dibandingkan dengan model yang lainnya. Analisis selanjutnya adalah dengan melihat nilai RMSEP pada data *testing* seperti pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Perbandingan Nilai RMSEP Testing Setiap Model

Replikasi	ETS (A,N,N)	ETS (A,A,N)	ETS (A,N,A)	ETS (A,A,A)
1	1,217	1,278	1,264	1,329
2	1,831	1,954	1,650	2,015
3	2,872	2,892	2,836	2,947
4	1,900	2,011	1,962	1,961
5	1,812	1,867	1,819	1,952
6	0,984	0,985	1,105	1,155
7	1,215	1,205	1,367	1,411
8	1,614	1,600	1,403	1,595
9	0,747	0,817	0,789	0,834
10	1,500	1,606	1,516	1,463

Berdasarkan Tabel 4.15 menggunakan data *testing* maka model ETS(A,N,N) merupakan model yang direkomendasikan untuk mengatasi pola data *Additive* karena menghasilkan 6 dari 10 replikasi nilai RMSEP yang paling kecil dibandingkan dengan model yang lainnya. Untuk lebih meyakinkan bahwa model ETS(A,N,N) akan digunakan uji *Pair Test* sebagai pembandingan nilai dari RMSEP yang dihasilkan oleh setiap model dugaan. *Pair Test* digunakan untuk melihat apakah ada perbedaan dari hasil replikasi jika dipasangkan suatu metode dengan metode lainnya. Hasil pengujian apabila diuji dengan *Pair Test* dimana pasangan yang digunakan adalah kombinasi 2 dari 4 model dugaan dengan hasil sebagai berikut

Tabel 4.12 Pasangan Model pada Pair Test

Pasangan	p-value
ETS (A,N,N) v.s ETS(A,A,N)	0,010
ETS (A,N,N) v.s ETS(A,N,A)	0,960
ETS (A,N,N) v.s ETS(A,A.A)	0,004

Tabel 4.12 Pasangan Model pada Pair Test (lanjutan)

Pasangan	<i>p-value</i>
ETS (A,A,N) v.s ETS(A,N,A)	0,267
ETS (A,A,N) v.s ETS(A,A,A)	0,194
ETS (A,N,A) v.s ETS(A,A,A)	0,030

Menurut Tabel 4.12, jika model ETS (A,N,N) dipasangkan dengan model ETS(A,N,A), model ETS(A,N,N) dipasangkan dengan model ETS(A,A,N) serta model ETS(A,N,N) dipasangkan dengan model ETS(A,A,A) maka rata-rata nilai RMSEP *testing* dari 10 replikasi yang digunakan memiliki nilai yang berbeda pada 2 pasangan terakhir karena *p-value* yang dihasilkan kurang dari 0,05 (alfa) yaitu sebesar 0,010 dan 0,004 sedangkan pasangan model ETS (A,N,N) dan ETS (A,N,A) memiliki kesamaan pada nilai residual yang dihasilkan karena nilai *p-value* yang lebih dari 0,05 (alfa) yaitu sebesar 0,960. Kesimpulan dari *Pair Test* adalah dengan mengambil model ETS(A,N,N) sebagai model untuk residual hasil regresi *time series* dari level 1. Maka persamaan model hibrida yang untuk data simulasi dengan pola *Additive* adalah pada persamaan (4.30) dan (4.31) serta persamaan ramalan pada persamaan (4.32)

Level 1:

$$\begin{aligned} \hat{Y}_t^{(1)} = & 0,49 t + 7,48 S_{1,t} + 8,92 S_{2,t} + 9,31 S_{3,t} + 8,40 S_{4,t} + \\ & 7,03 S_{5,t} + 5,83 S_{6,t} + 4,41 S_{7,t} + 3,88 S_{8,t} + 2,52 S_{9,t} + \\ & 3,20 S_{10,t} + 4,19 S_{11,t} + 6,12 S_{12,t} + 21,06 D_{1,t} + \\ & 25,99 D_{2,t} + 16,91 D_{3,t} + 29,18 D_{4,t} + 28,59 D_{1,t-1} + \\ & 29,23 D_{2,t-1} + 21,33 D_{3,t-1} + 24,82 D_{4,t-1} \end{aligned} \quad (4.30)$$

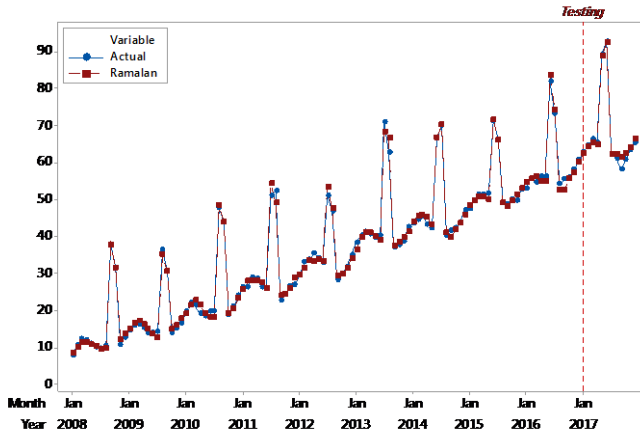
Level 2: ETS(A,N,N)

$$\begin{aligned} \hat{\mu}_t^{(2)} = \ell_t \\ \ell_t = 0,5945 \mu_t + (1 - 0,5945) \ell_{t-1} \end{aligned} \quad (4.31)$$

Ramalan:

$$\hat{Y}_t = \hat{Y}_t^{(1)} + \hat{\mu}_t^{(2)} \quad (4.32)$$

Berikut merupakan *time series plot* untuk model hibrida pada pola data *Additive*



Gambar 4.23 Time Series Plot Perbandingan Hasil Ramalan dan Data Asli (Simulasi Additive (AR(1)))

Berdasarkan Gambar 4.23 menunjukkan bahwa nilai peramalan menggunakan model hibrida sudah memberikan nilai ramalan yang baik, Hal ini dilihat bahwa nilai ramalan sudah mendekati nilai data aslinya (data *actual*), Pada analisis ini berarti model hibrida untuk data dengan pola *Additive* baik digunakan untuk data yang memiliki pola trend, musiman dan variasi kalender dengan kombinasi *Additive*, Jika dibuktikan dengan nilai RMSEP, maka nilai RMSE untuk *training* didapatkan sebesar 1,204 dan nilai RMSEP *testing* sebesar 1,217.

2. Pemodelan Hibrida pada Data Simulasi *Multiplicative*

Pemodelan untuk level 1 akan menggunakan regresi *time series* pada data simulasi yang memiliki pola *trend*, musiman dan variasi kalender yang berpola *multiplicative*. Variabel yang digunakan dalam regresi *time series* pada analisis ini adalah variabel *dummy trend*, musiman dan variasi kalender saat terjadinya Hari Raya Idul Fitri pada minggu tertentu di satu bulan sebelum Hari Raya Idul Fitri ($t-1$) dan pada minggu tertentu di bulan saat

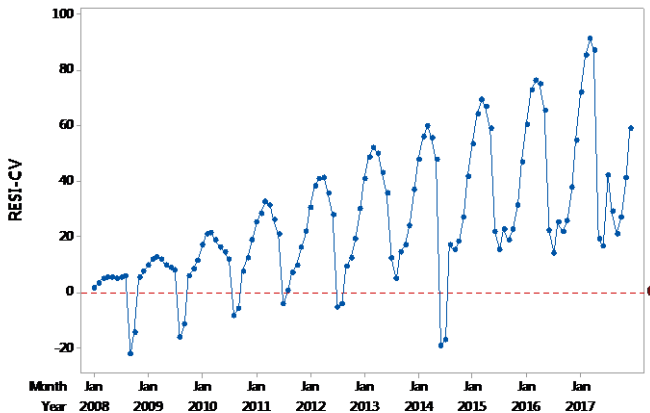
terjadinya Hari Raya Idul Fitri(t). Masing-masing kemungkinan pemodelan regresi *time series* yang terjadi adalah sebagai berikut.

a. Eliminasi Efek Variasi Kalender

Pada analisis dengan mengeliminasi efek dari variasi kalender, data simulasi dengan pola *multiplicative* akan diregresikan dengan variabel *dummy* efek variasi kalender. Persamaan regresi *time series* yang terbentuk akan menjadi seperti persamaan (4.33).

$$Y_t = \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \vartheta_j D_{j,t} + \mu_t \quad (4.33)$$

Residual yang terbentuk dari persamaan regresi *time series* yang terbentuk jika divisualisasi akan seperti pada Gambar 4.24,



Gambar 4.24 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender untuk Data Pola Multiplicative

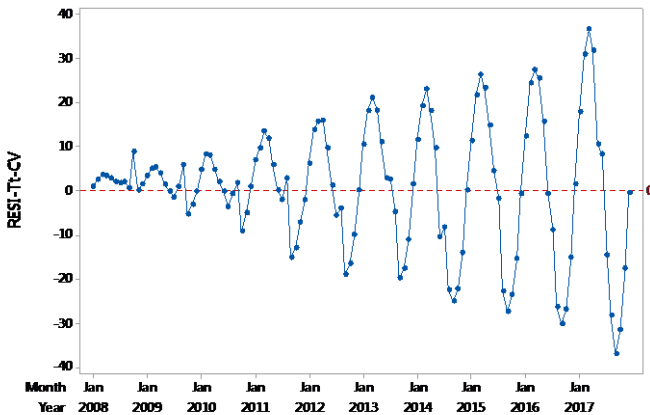
Pada Gambar 4.24 diketahui bahwa pola residual yang terbentuk masih memiliki pola variasi kalender. Jika dimodelkan menggunakan *exponential smoothing* dengan model ETS (A,A,A). Berdasarkan Lampiran 24 maka diperoleh nilai RMSE *training* sebesar 48,931. Hal ini membuktikan bahwa residual yang dihasilkan oleh regresi *time series* tidak mampu ditangkap dengan baik oleh level 2 yaitu model *exponential smoothing*.

b. Eliminasi Efek Variasi Kalender + *Trend*

Pada analisis dengan mengeliminasi efek dari variasi kalender dan *trend*, data simulasi dengan pola *Multiplicative* akan diregresikan dengan variabel *dummy* efek variasi kalender dan variabel *dummy trend*. Persamaan regresi *time series* yang terbentuk akan menjadi seperti persamaan (4.34).

$$Y_t = \alpha t + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \vartheta_j D_{j,t} + \mu_t \quad (4.34)$$

Residual yang terbentuk dari persamaan regresi *time series* yang terbentuk jika divisualisasi akan seperti pada Gambar 4.25



Gambar 4.25 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender dan Trend untuk Data Pola Multiplicative

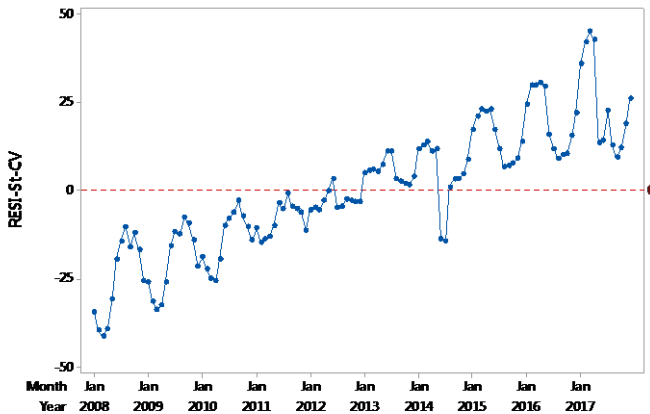
Pada Gambar 4.25 diketahui bahwa pola residual yang terbentuk masih memiliki pola yang stasioner. Jika dimodelkan menggunakan *exponential smoothing* dengan model ETS (A,N,A). Berdasarkan Lampiran 25 maka diperoleh nilai RMSE *training* sebesar 26,031. Nilai RMSE ini tidak mendekati dengan standar deviasi yang ditetapkan di awal yaitu sebesar 1 sehingga bisa dikatakan bahwa residual yang dihasilkan belum mampu ditangkap baik oleh level 2 yaitu model *exponential smoothing*.

c. Eliminasi Efek Variasi Kalender + Musiman

Pada analisis dengan mengeliminasi efek dari variasi kalender dan *trend*, data simulasi dengan pola *Multiplicative* akan diregresikan dengan variabel *dummy* efek variasi kalender dan variabel *dummy* musiman. Persamaan regresi *time series* yang terbentuk akan menjadi seperti persamaan (4.35).

$$Y_t = \sum_{s=1}^{12} \omega_s D_{s,t} + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \vartheta_j D_{j,t} + \mu_t. \quad (4.35)$$

Residual yang terbentuk dari persamaan regresi *time series* yang terbentuk jika divisualisasi akan seperti pada Gambar 4.26



Gambar 4.26 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender dan Musiman untuk Data Pola Multiplicative

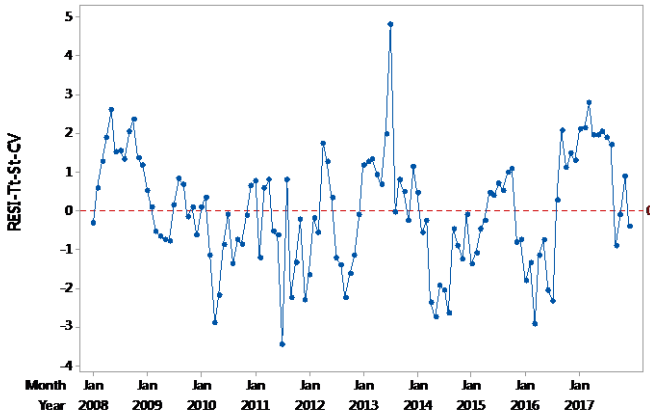
Pada Gambar 4.26 diketahui bahwa pola residual yang terbentuk masih memiliki pola variasi kalender. Jika dimodelkan menggunakan *exponential smoothing* dengan model ETS (A,A,N), berdasarkan Lampiran 26 maka diperoleh nilai RMSE *training* sebesar 26,734. Hal ini membuktikan bahwa residual yang dihasilkan oleh regresi *time series* tidak mampu ditangkap dengan baik oleh level 2 yaitu model *exponential smoothing*.

d. Eliminiasi Efek Variasi Kalender + *Trend* + Musiman

Pada analisis dengan mengeliminasi efek dari variasi kalender dan *trend*, data simulasi dengan pola *Additive* akan diregresikan dengan variabel *dummy* efek variasi kalender, variabel *dummy trend* dan variabel *dummy* musiman. Persamaan regresi *time series* yang terbentuk akan menjadi seperti persamaan (4.36)

$$Y_t = at + \sum_{s=1}^{12} \omega_s S_{s,t} + \sum_{j=1}^4 \delta_j D_{j,t-1} + \sum_{j=1}^4 \vartheta_j D_{j,t} + \sum_{s=1}^{12} \lambda_s t S_{s,t} + \mu_t. \quad (4.36)$$

Residual yang terbentuk dari persamaan regresi *time series* yang terbentuk jika divisualisasi akan seperti pada Gambar 4.27



Gambar 4.27 Time Series Plot Residual Eliminasi Efek Variasi Kalender, Trend, Musiman dan (*Trend**Musiman) untuk Data Pola Multiplicative

Pada Gambar 4.27 diketahui bahwa pola residual yang terbentuk masih memiliki pola yang stasioner. Jika dimodelkan menggunakan *exponential smoothing* dengan model ETS (A,N,N), berdasarkan Lampiran 27 maka diperoleh nilai RMSE *training* sebesar 1,156. Nilai RMSE yang mendekati dengan standar deviasi yang ditetapkan di awal yaitu sebesar 1, juga memiliki nilai yang lebih kecil dibandingkan metode eliminasi lainnya sehingga bisa dikatakan bahwa residual yang dihasilkan mampu ditangkap baik oleh level 2 yaitu model *exponential smoothing*.

Setelah dilakukan perhitungan RMSEP setiap kemungkinan eliminasi yang terjadi selanjutnya dilakukan ringkasan mengenai nilai RMSEP yang ada pada setiap masing-masing eliminasi, Berikut merupakan tabel ringkasan nilai RMSEP setiap eliminasi.

Tabel 4.13 Nilai RMSEP Model Residual Regresi Time Series Data Simulasi Multiplicative

No	Level	Model Time Series	Nilai RMSE <i>Training</i>	Nilai RMSEP <i>Testing</i>
1	1	Eliminasi Efek Variasi Kalender	9,387	17,374
	2	Exponential Smoothing: ETS (A,A,A)		
2	1	Eliminasi Efek Variasi Kalender + <i>Trend</i>	5,308	15,175
	2	Exponential Smoothing: ETS (A,N,A)		
3	1	Eliminasi Efek Variasi Kalender + Musiman	5,334	14,422
	2	Exponential Smoothing: ETS (A,A,N)		
4	1	Eliminasi Efek Variasi Kalender + <i>Trend</i> + Musiman	1,156	1,130
	2	Exponential Smoothing: ETS (A,N,N)		

Berdasarkan Tabel 4.13 dapat disimpulkan bahwa model regresi time series yang sesuai untuk level 1 adalah model regresi *time series* dengan mengeliminasi pola variasi kalender, *trend* dan musiman. Hal ini juga dibuktikan dengan nilai residual yang dihasilkan apabila dimodelkan dengan level 2 yaitu *exponential smoothing* memiliki nilai RMSEP terkecil dibandingkan dengan nilai residual yang dihasilkan oleh regresi *time series* lainnya yaitu sebesar 1,130. Pemodelan regresi *time series* level 1 dapat ditulis dalam persamaan (4.37).

$$\begin{aligned}
\hat{Y}_t = & 2,45 t + 1,73 S_{1,t} + 1,72 S_{2,t} + 1,44 S_{3,t} + 0,09 S_{4,t} + \\
& -1,16 S_{5,t} - 0,20 S_{6,t} - 2,23 S_{7,t} + 10,71 S_{8,t} - 1,29 S_{9,t} + \\
& 1,78 S_{10,t} + 1,43 S_{11,t} + 1,48 S_{12,t} + 217,06 D_{1,t} + \\
& 267,79 D_{2,t} + 168,03 D_{3,t} + 296,25 D_{4,t} + 283,88 D_{1,t-1} + \\
& 284,85 D_{2,t-1} + 204,90 D_{3,t-1} + 260,22 D_{4,t-1} + 0,75 tS_{1,t} + \\
& 1,31 tS_{2,t} + 1,54 tS_{3,t} + 1,37 tS_{4,t} + 0,84 tS_{5,t} + 0,09 tS_{6,t} + \\
& -0,64 tS_{7,t} - 1,34 tS_{8,t} - 1,45 tS_{9,t} - 1,29 tS_{10,t} + \\
& -0,75 tS_{11,t} + 0 tS_{12,t}
\end{aligned} \tag{4.37}$$

Sehingga untuk level 2 akan digunakan hasil residual berpola stasioner yang merupakan hasil dari level 1, Pemodelan residual pada level 2 akan menggunakan metode exponential smoothing pendekatan *state space* dengan beberapa kemungkinan model, Beberapa kemungkinan model yang akan terbentuk dari residual oleh regresi *time series* pada level 1 adalah model ETS (A,A,A), ETS(A,N,A), ETS (A,A,N) dan ETS (A,N,N). Pada analisis ini akan dilakukan replikasi sebanyak 10 kali dengan hasil sebagai berikut,

Tabel 4.14 Perbandingan Nilai RMSE Training Setiap Model

Replikasi	ETS (A,A,A)	ETS (A,N,A)	ETS (A,A,N)	ETS (A,N,N)
1	1,166	1,156	1,156	1,156
2	1,171	1,390	1,130	1,131
3	1,108	1,086	1,080	1,079
4	1,215	1,144	1,137	1,137
5	1,113	1,111	1,102	1,102
6	1,085	1,082	1,084	1,083
7	1,122	1,123	1,118	1,117
8	1,034	1,212	1,038	1,037
9	1,073	1,079	1,066	1,066
10	1,049	1,056	1,054	1,054

Berdasarkan nilai RMSEP dari Tabel 4.14 model ETS (A,N,N) merupakan model yang bisa digunakan sebagai rekomendasi model untuk mengatasi pola data *Multiplicative* karena menghasilkan 7 dari 10 replikasi nilai RMSE yang paling kecil dibandingkan dengan model yang lainnya. Analisis selanjutnya adalah dengan melihat nilai RMSEP pada data *testing* seperti pada Tabel 4.20.

Tabel 4.15 Perbandingan Nilai RMSEP Testing Setiap Model

Replikasi	ETS (A,A,A)	ETS (A,N,A)	ETS (A,A,N)	ETS (A,N,N)
1	1,119	1,189	1,157	1,130
2	1,749	1,339	2,091	1,948
3	2,905	2,883	2,912	2,870
4	1,344	1,844	2,044	1,892
5	1,810	1,808	1,895	1,824
6	0,862	0,841	0,766	0,751
7	0,778	0,833	0,822	0,830
8	1,486	1,338	1,352	1,421
9	0,693	0,752	0,792	0,684
10	1,244	1,170	1,200	1,167

Berdasarkan Tabel 4.15 menggunakan data *testing* maka model ETS(A,N,N) merupakan model yang direkomendasikan untuk mengatasi pola data *Multiplicative* karena menghasilkan 3 dari 10 replikasi nilai RMSEP yang paling kecil dibandingkan dengan model yang lainnya. Untuk lebih meyakinkan bahwa model ETS(A,N,N) akan digunakan uji *Pair Test* sebagai pembandingan nilai dari RMSEP yang dihasilkan oleh setiap model dugaan. *Pair Test* digunakan untuk melihat apakah ada perbedaan dari hasil replikasi jika dipasangkan suatu metode dengan metode lainnya. Hasil pengujian apabila diuji dengan *Pair Test* dimana pasangan yang digunakan adalah kombinasi 2 dari 4 model dugaan dengan hasil sebagai berikut

Tabel 4.16 Pasangan Model pada Pair Test

Pasangan	<i>p-value</i>
ETS (A,A,A) v.s ETS(A,N,A)	0,994
ETS (A,A,A) v.s ETS(A,A,N)	0,215
ETS (A,A,A) v.s ETS(A,N,N)	0,413
ETS (A,N,A) v.s ETS(A,A,N)	0,204
ETS (A,N,A) v.s ETS(A,N,N)	0,437
ETS (A,A,N) v.s ETS(A,N,N)	0,042

Menurut Tabel 4.16, jika model ETS (A,A,A) dipasangkan dengan model ETS(A,N,N), model ETS (A,N,A) dipasangkan

dengan model ETS (A,N,N) serta model ETS(A,A,N) dipasangkan dengan model ETS(A,N,N) maka rata-rata nilai RMSEP *testing* dari 10 replikasi pada 2 pasangan pertama memiliki nilai yang sama karena *p-value* yang dihasilkan lebih dari 0,05 (alfa) yaitu sebesar 0,413 dan 0,437 sedangkan pada pasangan terakhir memiliki nilai *p-value* sebesar 0,042 yang artinya memiliki nilai rata-rata RMSEP yang berbeda. Kesimpulan dari *Pair Test* adalah dengan mengambil model ETS(A,N,N) sebagai model untuk residual hasil regresi *time series* dari level 1.

Maka persamaan model hibrida yang untuk data simulasi dengan pola *Multiplicative* adalah persamaan (4.38) dan (4.39) serta persamaan ramalan pada persamaan (4.40)

Level 1:

$$\begin{aligned} \hat{Y}_t^{(1)} = & 2,45 t + 1,73 S_{1,t} + 1,72 S_{2,t} + 1,44 S_{3,t} + 0,09 S_{4,t} + \\ & -1,16 S_{5,t} - 0,20 S_{6,t} - 2,23 S_{7,t} + 10,71 S_{8,t} - 1,29 S_{9,t} + \\ & 1,78 S_{10,t} + 1,43 S_{11,t} + 1,48 S_{12,t} + 217,06 D_{1,t} + \\ & 267,79 D_{2,t} + 168,03 D_{3,t} + 296,25 D_{4,t} + 283,88 D_{1,t-1} + \\ & 284,85 D_{2,t-1} + 204,90 D_{3,t-1} + 260,22 D_{4,t-1} + 0,75 tS_{1,t} + \\ & 1,31 tS_{2,t} + 1,54 tS_{3,t} + 1,37 tS_{4,t} + 0,84 tS_{5,t} + 0,09 tS_{6,t} + \\ & -0,64 tS_{7,t} - 1,34 tS_{8,t} - 1,45 tS_{9,t} - 1,29 tS_{10,t} + \\ & -0,75 tS_{11,t} + 0 tS_{12,t} \end{aligned} \quad (4.38)$$

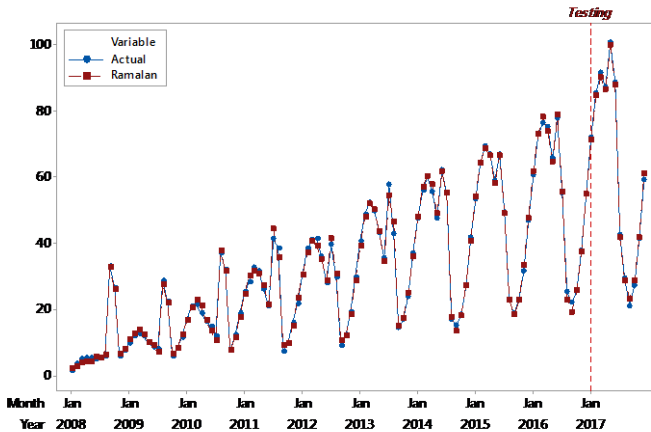
Level 2: ETS(A,N,N)

$$\begin{aligned} \hat{\mu}_t^{(2)} &= \ell_t \\ \ell_t &= 0,6109 \mu_t + (1 - 0,6109) \ell_{t-1} \end{aligned} \quad (4.39)$$

Ramalan:

$$\hat{Y}_t = \hat{Y}_t^{(1)} + \hat{\mu}_t^{(2)} \quad (4.40)$$

Berikut merupakan *time series plot* untuk model hibrida pada pola data *Multiplicative*



Gambar 4.28 Time Series Plot Perbandingan Hasil Ramalan dan Data Asli (Simulasi Multiplicative)

Berdasarkan Gambar 4.28 menunjukkan bahwa nilai peramalan menggunakan model hibrida sudah memberikan nilai ramalan yang baik, Hal ini dilihat bahwa nilai ramalan sudah mendekati nilai data aslinya (data *actual*), Pada analisis ini berarti model hibrida untuk data dengan pola *Multiplicative* baik digunakan untuk data yang memiliki pola trend, musiman dan variasi kalender dengan kombinasi *Multiplicative*, Jika dibuktikan dengan nilai RMSEP, maka nilai RMSEP untuk *training* didapatkan sebesar 4,705 dan nilai RMSEP *testing* yang baik karena mendekati standar deviasi yang ditetapkan pada simulasi yaitu sebesar 3,673.

4.1.3 Perbandingan Hasil Peramalan pada Studi Simulasi

Kesimpulan yang dapat diambil ketika melakukan simulasi dengan *noise* $N(0,1)$ dan $AR(1)$ dapat dilihat dengan nilai RMSEP yang dihasilkan. Nilai RMSEP yang dihasilkan disajikan pada Tabel 4.23 adalah nilai RMSEP yang dihasilkan oleh model *exponential smoothing* (ES) dan model hibrida *exponential smoothing* pendekatan *state space* dengan metode *time series regression*. Nilai RMSEP pada Tabel 4.23 adalah sebagai berikut

Tabel 4.17 Perbandingan Nilai RMSEP pada Data Pola *Additive*

Pola Noise	Tt+St		Tt+St+CV	
	RMSE <i>training</i>	RMSEP <i>testing</i>	RMSE <i>training</i>	RMSEP <i>testing</i>
N(0,1)	1,074	1,098	6,802	9,571
AR(1)	1,126	1,476	7,049	9,876

Berdasarkan Tabel 4.17 didapatkan nilai RMSEP untuk data simulasi dengan pola *trend* dan musiman *Additive* dengan *noise* N(0,1) adalah sebesar 1,074 dan 1,098 untuk nilai RMSEP *training* dan *testing* sedangkan untuk *noise* dengan pola AR(1) memiliki nilai RMSEP sebesar 1,126 dan 1,476 pada data *training* dan *testingnya*. Nilai RMSEP untuk data simulasi dengan pola *trend*, musiman dan variasi kalender *Additive* adalah sebesar 6,802 dan 9,571 untuk nilai RMSEP *training* dan *testing* sedangkan untuk *noise* dengan pola AR(1) memiliki nilai RMSEP sebesar 7,049 dan 9,876 pada data *training* dan *testingnya*. Kesimpulan yang bisa diambil adalah berdasarkan nilai RMSEP terkecil untuk pemodelan *exponential smoothing* dengan model ETS (A,A,A) yang terbaik adalah untuk data simulasi yang hanya mengandung pola *trend* dan musiman saja pada kedua kondisi *noise* yaitu N(0,1) dan AR(1) sehingga untuk menangkap data yang memiliki pola variasi kalender bisa digunakan model lainnya.

Tabel 4.18 Perbandingan Nilai RMSEP pada Data Pola *Multiplicative*

Pola Noise	Tt+St		Tt+St+CV	
	RMSE <i>training</i>	RMSEP <i>testing</i>	RMSE <i>training</i>	RMSEP <i>testing</i>
N(0,1)	1,634	1,645	10,046	9,648
AR(1)	1,636	2,605	8,999	10,126

Berdasarkan Tabel 4.18 didapatkan nilai RMSEP untuk data simulasi dengan pola *trend* dan musiman *Multiplicative* dengan *noise* N(0,1) adalah sebesar 1,634 dan 1,645 untuk nilai RMSEP *training* dan *testing* sedangkan untuk *noise* dengan pola AR(1) memiliki nilai RMSEP sebesar 1,636 dan 2,605 pada data *training* dan *testingnya*. Nilai RMSEP untuk data simulasi dengan pola *trend*, musiman dan

variasi kalender *Multiplicative* adalah sebesar 10,046 dan 9,648 untuk nilai RMSEP *training* dan *testing* sedangkan untuk *noise* dengan pola AR(1) memiliki nilai RMSEP sebesar 8,999 dan 10,126 pada data *training* dan *testingnya*. Berdasarkan hasil yang dituliskan pada Tabel 4.17 dan Tabel 4.18 maka akan digunakan alternatif lain dalam menyelesaikan permasalahan untuk data yang memiliki pola *trend*, musiman dan variasi kalender. Alternatif tersebut berupa pemodelan menggunakan hibrida *exponential smoothing* pendekatan *state space* dengan metode *time series regression*. Berikut merupakan hasil dari pemodelan dengan menggunakan data simulasi dengan pola variasi kalender untuk menggunakan *exponential smoothing* dan hibrida.

Tabel 4.19 Nilai RMSEP Data Simulasi dengan Pola Variasi Kalender

No.	Model	Noise	RMSEP	
			Training	Testing
1.	Model ES <i>Additive</i>	N(0,1)	6,802	9,571
2.	Model ES <i>Multiplicative</i>		10,046	9,648
3.	Model Hibrida <i>Additive</i>		0,030	0,030
4.	Model Hibrida <i>Multiplicative</i>		4,017	1,193
5.	Model ES <i>Additive</i>	AR(1)	7,049	9,876
6.	Model ES <i>Multiplicative</i>		8,999	10,126
7.	Model Hibrida <i>Additive</i>		1,204	1,217
8.	Model Hibrida <i>Multiplicative</i>		4,705	3,673

Pada Tabel 4.19 dapat dilihat bahwa nilai RMSEP yang terkecil dihasilkan oleh simulasi yang menggunakan *noise* N(0,1) sehingga dapat diambil kesimpulan bahwa model hibrida *exponential smoothing* dengan metode *time series regression* baik untuk data yang memiliki *noise* N(0,1) atau dapat dikatakan juga baik untuk data yang memiliki pola *noise* yang *white noise*.

4.2 Kajian Terapan

Pada kajian terapan akan dibahas mengenai pemodelan ramalan arus kas PT Taspen (Pesero) menggunakan model hibrida antara *exponential smoothing* pendekatan *state space* dengan *time series regression*. Hasil dari pemodelan menggunakan model hibrida antara *exponential smoothing* pendekatan *state space* dengan *time*

series regression akan dibandingkan dengan pemodelan menggunakan ARIMAX. Perbandingan akurasi kedua model yang digunakan adalah menggunakan nilai RMSEP dan sMAPEP pada data *testing* maupun *training*, Pada analisis ini akan dipilih model peramalan dengan nilai RMSEP dan sMAPEP yang paling kecil.

4.2.1 Pemodelan Arus Kas PT Taspen (Persero) dengan Model *Exponential Smoothing*

Selanjutnya, pada data terapan dilakukan peramalan menggunakan metode *exponential smoothing* pendekatan *state space* dengan hasil model yang didapatkan adalah model ETS (A,N,N). Berdasarkan Lampiran 33, nilai parameter smoothing yang dihasilkan masing-masing komponen level, *trend*, dan musiman tersebut adalah $\alpha = 0,4156$. Jika dituliskan persamaannya dalam model *state space* akan menjadi persamaan (4.41)

$$\begin{aligned}\hat{\mu}_t &= \ell_t \\ \ell_t &= 0,4156\mu_t + (1-0,4156)\ell_{t-1}\end{aligned}\tag{4.41}$$

Pada analisis menggunakan menggunakan metode *exponential smoothing* didapatkan nilai RMSE untuk data *training* sebesar 4,844 sedangkan nilai RMSEP *testing* adalah sebesar 11,190. Kriteria kebaikan model selanjutnya adalah dengan nilai sMAPE untuk data *training* nilai sMAPE yang didapatkan adalah sebesar 0,864 sedangkan untuk data *testing* sebesar 16,178.

4.2.2 Pemodelan Arus Kas PT Taspen (Persero) dengan Model ARIMAX

Untuk melakukan pemodelan dengan menggunakan ARIMAX ini maka digunakan efek dari komponen tren, musiman dan variasi kalender dengan menggunakan *dummy* variabel. Kemudian dilakukan regresi *time series* dari *dummy* variabel terhadap respon yaitu data pengeluaran PT Taspen. Hasil estimasi signifikansi parameter pada data pengeluaran PT Taspen adalah sebagai berikut:

Tabel 4.20 Estimasi Parameter Model ARIMAX

Variabel	Estimasi	SE	<i>t</i> -value	<i>p</i> -value
ϕ_1	0.36	0.11	3.47	0.0008
ϕ_2	0.29	0.11	2.69	0.0086
<i>t</i>	0.20	0.04	5.67	<0.0001
$S_{1,t}$	14.09	2.47	5.72	<0.0001
$S_{2,t}$	7.81	2.50	3.13	0.0024
$S_{3,t}$	10.83	2.54	4.27	<0.0001
$S_{4,t}$	10.72	2.57	4.18	<0.0001
$S_{5,t}$	11.56	2.59	4.46	<0.0001
$S_{6,t}$	12.50	2.69	4.65	<0.0001
$S_{7,t}$	11.21	2.84	3.95	0.0002
$S_{8,t}$	9.65	2.80	3.45	0.0009
$S_{9,t}$	11.42	2.70	4.23	<0.0001
$S_{10,t}$	10.10	2.67	3.78	0.0003
$S_{11,t}$	9.00	2.63	3.42	0.0009
$S_{12,t}$	9.16	2.62	3.50	0.0007
$D_{1,t}$	-3.44	3.09	-1.11	0.2693
$D_{2,t}$	4.01	2.64	1.52	0.1329
$D_{3,t}$	-3.67	2.50	-1.47	0.1461
$D_{4,t}$	-0.34	4.44	-0.08	0.9385
$D_{1,t-1}$	2.10	3.09	0.68	0.4975
$D_{2,t-1}$	5.33	2.70	1.97	0.0522
$D_{3,t-1}$	-0.39	2.50	-0.16	0.8769
$D_{4,t-1}$	-2.06	4.40	-0.46	0.6437

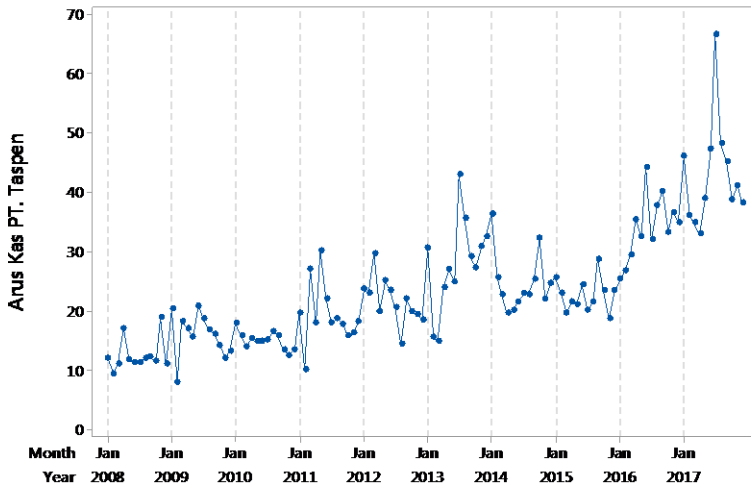
Berdasarkan Tabel 4.20 model ARIMAX dapat dituliskan sebagai persamaan (4.42)

$$\begin{aligned}
 Y_t = & 0,20t + 14,09 S_{1,t} + 7,81 S_{2,t} + 10,83 S_{3,t} + 10,72 S_{4,t} + \\
 & 11,56 S_{5,t} + 12,50 S_{6,t} + 11,21 S_{7,t} + 9,65 S_{8,t} + 11,42 S_{9,t} + \\
 & 10,10 S_{10,t} + 9,00 S_{11,t} + 9,16 S_{12,t} - 3,44 D_{1,t} + 4,01 D_{2,t} + \\
 & -3,67 D_{3,t} - 0,34 D_{4,t} + 2,10 D_{1,t-1} + 5,33 D_{2,t-1} - 0,39 D_{3,t-1} + \\
 & -2,06 D_{4,t-1} + \frac{1}{(1-0,36B-0,28B^2)} a_t \quad (4.42)
 \end{aligned}$$

Pada analisis menggunakan menggunakan metode ARIMAX didapatkan nilai RMSE untuk data *training* sebesar 3,918 sedangkan nilai RMSEP *testing* adalah sebesar 11,862. Kriteria kebaikan model selanjutnya adalah dengan nilai sMAPE untuk data *training* nilai sMAPE yang didapatkan adalah sebesar 0,968 sedangkan untuk data *testing* sebesar 20,029.

4.2.3 Pemodelan Arus Kas PT Taspen (Persero) dengan Model Hibrida

Berdasarkan Gambar 4.29 data arus kas keluar PT. Taspen (Persero) KCU Surabaya, memiliki pola *trend* naik. Namun, pada periode bulan Februari 2014 hingga bulan Desember 2015 memiliki pola trend turun walaupun setelah itu pada periode bulan Januari 2016 naik kembali hingga Desember 2017. Berdasarkan *time series plot* pada Gambar 4.29 juga diduga adanya efek variasi kalender dimana pada bulan-bulan tertentu memiliki kecenderungan naik yang diakibatkan oleh kejadian-kejadian seperti Hari Raya Idul Fitri, Jika dilihat secara keseluruhan pada periode Januari 2008 hingga Desember 2017, bulan Juli memiliki rata-rata pengeluaran tertinggi diikuti dengan bulan Juni. Hal tersebut mnegartikan bahwa penarikan uang dari PT. Taspen (Persero) ini paling banyak terjadi pada bulan-bulan tersebut

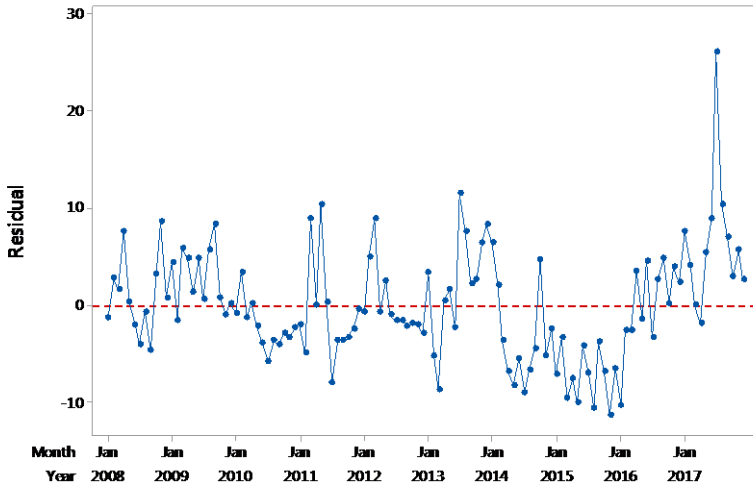


Gambar 4.29 Time Series Plot Arus Kas Pengeluaran PT Taspen (Persero)

Pada analisis ini akan digunakan pemodelan hibrida *exponential smoothing* pendekatan *state space* dengan metode *time series regression*. Pada pemodelan model hibrida ini digunakan 2 level, level 1 adalah model regresi *time series* dan level 2 merupakan model residual hasil pengolahan pada level 1 dengan menggunakan *exponential smoothing* pendekatan *state space*, Model regresi *time series* dari level 1 adalah seperti persamaan (4.43)

$$\begin{aligned}
 \hat{Y}_t^{(1)} = & 0,24 t + 12,99 S_{1,t} + 6,39 S_{2,t} + 8,97 S_{3,t} + 8,66 S_{4,t} + \\
 & 10,31 S_{5,t} + 12,02 S_{6,t} + 13,78 S_{7,t} + 10,81 S_{8,t} + \\
 & 10,92 S_{9,t} + 8,43 S_{10,t} + 7,78 S_{11,t} + 7,53 S_{12,t} - 2,43 D_{1,t} + \\
 & 1,36 D_{2,t} - 7,99 D_{3,t} - 0,30 D_{4,t} + 3,85 D_{1,t-1} + 2,07 D_{2,t-1} + \\
 & - 4,35 D_{3,t-1} - 3,17 D_{4,t-1}
 \end{aligned} \tag{4.43}$$

Jika divisualisasikan residual pada level 1 adalah sebagai berikut



Gambar 4.30 Time Series Plot Residual Level 1

Berdasarkan Gambar 4.30 didapatkan bahwa residual yang dihasilkan oleh level 1 memiliki bentuk yang stasioner. Kemudian residual hasil regresi time series dimodelkan menggunakan *exponential smoothing* pendekatan *state space*, Level 2 yang dihasilkan adalah model ETS (A,N,N). Berdasarkan Lampiran 30, nilai parameter *smoothing* yang dihasilkan masing-masing komponen level, *trend*, dan musiman tersebut adalah $\alpha = 0,4442$. Jika dituliskan persamaannya dalam model *state space* adalah sebagai persamaan (4.44).

$$\begin{aligned}\hat{\mu}_t^{(2)} &= \ell_t \\ \ell_t &= 0,4442\mu_t + (1 - 0,4442)\ell_{t-1}\end{aligned}\quad (4.44)$$

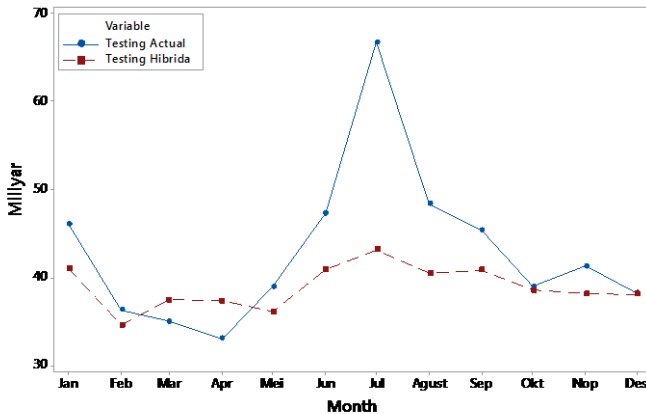
Nilai ramalan yang didapatkan adalah seperti persamaan (4.45)

Ramalan:

$$\hat{Y}_t = \hat{Y}_t^{(1)} + \hat{\mu}_t^{(2)} \quad (4.45)$$

Pada analisis ini digunakan data *training* yaitu sebesar 108 data, dimulai pada data bulan Januari 2008 hingga Desember 2016

kemudian yang digunakan sebagai data *testing* adalah pada data bulan Januari 2017 hingga Desember 2017. Nilai RMSE *training* yang didapatkan adalah sebesar 4,352 sedangkan nilai RMSEP pada data *testing* adalah sebesar 7,919. Kriteria kebaikan model selanjutnya adalah dengan nilai sMAPE untuk data *training* nilai sMAPE yang didapatkan adalah sebesar 0,399 sedangkan untuk data *testing* sebesar 8,375. Jika divisualisasikan nilai ramalan data *testing* adalah sebagai berikut



Gambar 4.31 Time Series Plot Nilai Data Testing Actual dengan Testing Hibrida

Berdasarkan Gambar 4.31 nilai ramalan hibrida yang dihasilkan sudah mengikuti pola data *actual* dari data arus kas PT. Taspen (Persero) sehingga model hibrida dapat dikatakan cukup baik dalam meramalkan nilai pengeluaran PT. Taspen (Persero)

4.3 Pemilihan Model Terbaik dan Peramalan Arus Kas PT. Taspen (Persero)

Setelah melakukan pemodelan pada data terapan untuk arus kas PT. Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya dengan dua metode, maka pemilihan metode terbaik yang digunakan adalah

menggunakan nilai RMSEP terkecil dari nilai RMSEP untuk data testing oleh kedua metode. Pada jurnal *M3 Competition* oleh Makridakis, dkk menyatakan bahwa model yang lebih rumit tidak selalu menghasilkan meningkatkan akurasi. Namun, pada penelitian selanjutnya memberikan hasil yang berbeda, dalam jurnal *M4 Competition* menyatakan bahwa model *hybrid* dan model kombinasi adalah model terbaik dibandingkan model ML dan model. Pemilihan model terbaik dapat dilihat pada Tabel 4.21 dan Tabel 4.22

Tabel 4.21 Pemilihan Model Terbaik Berdasarkan Kriteria RMSEP

Metode	RMSEP				Rasio Akurasi ES dan Hibrida Terhadap ARIMAX (<i>testing</i>)
	3 bulan	6 bulan	9 bulan	12 bulan	
Hibrida	3,417	4,156	9,080	7,919	0,668
<i>Exponential Smoothing</i>	5,950	6,529	12,724	11,190	0,943
ARIMAX	4,518	6,179	13,217	11,862	1,000

Berdasarkan Tabel 4.21 didapatkan nilai baik RMSEP dan yang terkecil adalah model hibrida antara model *exponential smoothing* dengan pendekatan *state space* dengan metode *time series regression*.

Tabel 4.22 Pemilihan Model Terbaik Berdasarkan Kriteria sMAPEP

Metode	sMAPEP				Rasio Akurasi ES dan Hibrida Terhadap ARIMAX (<i>testing</i>)
	3 bulan	6 bulan	9 bulan	12 bulan	
Hibrida	7,771	9,662	14,363	11,568	0,556
<i>Exponential Smoothing</i>	9,595	12,163	20,713	17,954	0,863
ARIMAX	9,118	12,597	22,247	20,800	1,000

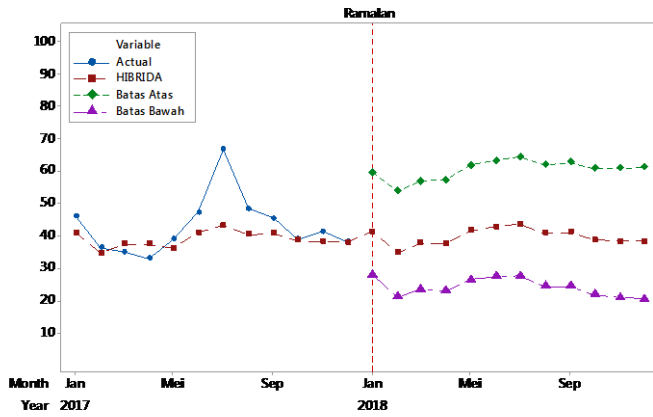
Berdasarkan Tabel 4.22 didapatkan nilai baik sMAPEP yang terkecil adalah model hibrida antara model *exponential smoothing* dengan pendekatan *state space* dengan metode *time series regression*. Sehingga diambil kesimpulan bahwa pemodelan hibrida antara model *exponential smoothing* dengan pendekatan *state space* dengan

metode *time series regression* merupakan model yang terbaik untuk meramalkan arus kas PT Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya. Hal tersebut juga dibuktikan dengan nilai rasio akurasi antara metode *exponential smoothing* dan model hibrida terhadap model ARIMAX. Pada Tabel 4.21 jika dilihat nilai akurasi RMSEP terhadap model ARIMAX, model hibrida mampu mereduksi nilai RMSEP dari ARIMAX sebesar 0,332 atau sebesar 33,2%. Sama halnya pada Tabel 4.22 jika dilihat nilai akurasi sMAPEP terhadap model ARIMAX, model hibrida mampu mereduksi nilai sMAPEP dari ARIMAX sebesar 0,446 atau sebesar 44,6%. Nilai ramalan yang dihasilkan oleh metode hibrida *exponential smoothing* dengan pendekatan *state space* dengan model *time series regression* adalah sebagai berikut

Tabel 4.23 Hasil Peramalan Arus Kas PT. Taspen (Persero)

Periode	Ramalan		Ramalan	Batas Bawah	Batas Atas
	Level 1	Level 2			
Jan-18	41,268	2,502	43,770	27,967	59,571
Feb-18	34,898	2,502	37,400	21,142	53,658
Mar-18	37,715	2,502	40,217	23,515	56,919
Apr-18	37,638	2,502	40,140	23,006	57,275
Mei-18	41,592	2,502	44,094	26,538	61,650
Jun-18	42,826	2,502	45,328	27,360	63,296
Jul-18	43,459	2,502	45,961	27,591	64,332
Agu-18	40,723	2,502	43,225	24,461	61,990
Sep-18	41,067	2,502	43,569	24,419	62,719
Okt-18	38,811	2,502	41,313	21,784	60,841
Nov-18	38,394	2,502	40,896	20,997	60,796
Des-18	38,379	2,502	40,881	20,616	61,144

Secara visualisasi nilai peramalan pada Tabel 4.23 dapat dilihat pada Gambar 4.32



Gambar 4.32 Plot Hasil Peramalan Arus Kas PT. Taspen (Persero) Periode 2018

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan perhitungan yang dilakukan pada BAB IV, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Data simulasi baik secara *additive* maupun *multiplicative* pada seluruh skenario menghasilkan nilai ramalan yang lebih baik dengan model hibrida baik untuk data dengan pola *additive* dan *multiplicative* untuk seluruh skenario. Hal ini dibuktikan dengan RMSEP pada model hibrida lebih kecil dibandingkan dengan model yang hanya menggunakan metode *Exponential Smoothing* saja.
2. Nilai RMSEP untuk *testing* pada model *Exponential Smoothing* untuk meramalkan arus kas PT. Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya adalah sebesar 11,190 sedangkan nilai sMAPEP adalah sebesar 17,954. Nilai RMSEP untuk *testing* pada model ARIMAX untuk meramalkan arus kas PT. Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya adalah sebesar 11,862 sedangkan nilai sMAPEP adalah sebesar 20,800. Nilai RMSEP untuk *testing* pada model hibrida *exponential smoothing* pendekatan *state space* dengan metode variasi kalender untuk meramalkan arus kas PT. Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya adalah sebesar 7,919 sedangkan nilai sMAPEP sebesar 11,568.
3. Model yang sesuai untuk meramalkan arus kas PT. Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Surabaya yang diindikasikan memiliki pola *trend*, musiman dan variasi kalender adalah model hibrida *exponential smoothing* pendekatan *state space* dengan metode *time series regression*. Hal ini dibuktikan dengan nilai RMSEP dan sMAPEP *testing* yang lebih kecil dibandingkan nilai RMSEP dan sMAPEP *testing* menggunakan metode *Exponential Smoothing* dan ARIMAX. Pembuktian lainnya adalah jika melihat nilai akurasi RMSEP terhadap model ARIMAX, model hibrida mampu mereduksi nilai RMSEP dari ARIMAX sebesar 33,2%. Sama halnya dengan

melihat nilai akurasi sMAPEP terhadap model ARIMAX, model hibrida mampu mereduksi nilai sMAPEP dari ARIMAX sebesar sebesar 44,6%.

5.2 Saran

PT. Taspen (Persero) KCU Surabaya diharapkan mampu mempersiapkan jumlah kas yang lebih untuk hari-hari sebelum pada saat hari raya Idul Fitri guna mempersiapkan bila ada peningkatan pengambilan dana pensiun. Pada penelitian selanjutnya, diharapkan dapat menggunakan simulasi dan penanganan untuk data yang memiliki *outlier* dimana pada penelitian ini tidak dilakukan simulasi atau penanganan *outlier*.

DAFTAR PUSTAKA

- Batselier, J., & Vanhoucke, M. (2017). Improving Project Forecast Accuracy by Integrating Earned Value Management with Exponential Smoothing and Reference Class Forecasting. *International Journal of Project Management*, 28-43.
- Bluman, Allan G. 2012. *Elementary Statistics: A Step by Step Approach* (8th Edition ed.). USA: McGraw-Hill
- Box, G. E., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (1994). *Time Series Analysis: Forecasting and Control* (3rd Edition ed.). New Jersey: Prentice-Hall Englewood Cliffs.
- De Gojier, J. G., & Hyndman, R. J. (2006). 25 Years of Time Series Forecasting. *International Journal of Forecasting*, 22, 443-473.
- Hyndman, R. J. (2014). Forecasting Based on State Space Models for Exponential Smoothing. *Forecasting Based on State Space Models for Exponential Smoothing*.
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2014). *Forecasting Principles and Practice*. otexts.com.
- Hyndman, R. J., Koehler, A. B., Ord, J. K., & Snyder, R. D. (2008). *Forecasting with Exponential Smoothing: The State Space Approach*. Berlin, Germany: Springer-Verlag.
- Islam, M. E. (2016). *Perhitungan Pembiayaan Dana Pensiun dengan Metode Attained Age Normal dan Projected Unit Credit*. Semarang: Skripsi S1 Statistika Universitas Diponegoro.
- Karomah, A. (2014). *Peramalan Netflow Uang Kartal dengan Model Variasi Kalender dan Model ARDL*. Surabaya, Indonesia: Tugas Akhir S1 Statistika Insititut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Makridakis, S., & Hibon, M. (2000). *The M3-Competition: Results, Conclusions and Implications*. *International Journal of Forecasting*, 451-476.
- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). *The M4-Competition: Results, findings, conclusion and ways forward*. *International Journal of Forecasting*, 1-7.

- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). *Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward*. 1-26.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & Hyndmann, R. J. (1998). *Forecasting: Methods and Applications* (3rd Edition ed.). New York: John Wiley and Sons.
- Nurhariyadi. (2015). *Exponential Smoothing dengan Pendekatan State Space untuk Peramalan Data Inflasi*. Surabaya: Thesis S2 Statistika Insititut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Oliveira, F. L., & Oliveira, E. M. (2017). Forecasting Mid-Long Term Electric Energy Consumption through Bagging ARIMA and Exponential Smoothing Methods. *Energy*.
- Panigrahi, S., & Behera, H. S. (2017). A Hybrid ETS–ANN Model for Time Series Forecasting. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 49-59.
- Safari, A., & Davallou, M. (2018). Oil Price Forecasting Using A Hybrid Model. *Energy*.
- Suhartono, Lee, M. H., & Prastyo, D. D. (2015). Two Levels ARIMAX and Regression Models for Forecasting Time Series Data with Calendar Variation Effect. *Proceedings of the 2nd Innovation and Analytics Confrence & Exhibition*.
- Susanti, A. (2016). *Model Hibrida Exponential Smoothing Pendekatan State Space dengan Metode Variasi Kalender untuk Peramalan Inflow dan Outflow Uang Kartal di Jawa Timur*. Surabaya: Tugas Akhir S1 Statistika Insititut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Terasvirta, A., Lin, C. F., & Granger, C. W. (1993). Power of The Neural Network Linearity Test. *Journal of Time Series Analysis*, 159-1717.
- Tian, Y., & Zhao, X. (2016). Stochastic Forecast of the Financial Sustainability of Basic Pension in China. *mdpi.com Journal of Sustainability*.
- Tratar, L. F., Mojškerc, B., & Toman, A. (2016). Demand Forecasting with Four-Parameter Exponential Smoothing. *Intern. Journal of Production Economics*.

- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods* (2nd Edition ed.). USA: Adison-Wesley Publishing Co.
- Wulansari, R. E. (2014). *Peramalan Netflow Uang Kartal dengan Metode ARIMAX dan Radial Basis Function Network*. Tugas Akhir S1 Statistika Insitut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Zhang, G. P. (2003). Time Series Forecasting Using a Hybrid ARIMA and Neural Network Model. *International Journal of Necrocomputing*, 153-175.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LAMPIRAN

Lampiran 1. *Output Model Exponential Smoothing Data Simulasi Trend dan Musiman (Additive)*

ETS(A,A,A)						
Smoothing parameters:						
alpha = 0.0701						
beta = 1e-04						
gamma = 1e-04						
Initial states:						
l = 2.0377						
b = 0.4907						
s=0.4596 -0.4882 -0.4562 -0.8626 -0.5643 0.2204						
0.1861 -0.0662 -0.0685 0.5581 0.9786 0.1034						
sigma: 1.1642						
AIC AICC BIC						
555.1877 561.9877 600.7839						
Training set error measures:						
		ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Training	-0.01634765	1.074484	0.8455752	-0.9856628	4.156591	
	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95	
Jan-17	55.43693	53.94498	56.92887	53.15519	57.71866	
Feb-17	56.80234	55.30672	58.29796	54.51499	59.08969	
Mar-17	56.8726	55.37331	58.3719	54.57963	59.16557	
Apr-17	56.73669	55.23372	58.23965	54.4381	59.03527	
Mei-17	57.22938	55.72274	58.73603	54.92518	59.53359	
Jun-17	57.97209	56.46177	59.4824	55.66225	60.28192	
Jul-17	58.49677	56.98277	60.01077	56.18131	60.81223	
Agu-17	58.20302	56.68534	59.72069	55.88193	60.5241	
Sep-17	58.39512	56.87376	59.91647	56.0684	60.72183	
Okt-17	59.29194	57.7669	60.81698	56.95959	61.62428	
Nov-17	59.75054	58.22182	61.27926	57.41256	62.08852	
Des-17	61.18892	59.65651	62.72133	58.8453	63.53253	

Lampiran 2. *Output Model Exponential Smoothing Data
Simulasi Trend dan Musiman (Multiplicative)*

ETS(M,A,M)					
Smoothing parameters:					
alpha = 0.0045					
beta = 1e-04					
gamma = 0.3591					
Initial states:					
l = 0.9505					
b = 0.4685					
s=0.994 0.761 0.4502 0.3797 0.5997 0.8858					
1.0584 1.1944 1.4457 1.5441 1.4827 1.2042					
sigma: 0.1006					
AIC AICc BIC					
662.0611 668.8611 707.6574					
Training set error measures:					
Training set 0.4082402 1.634255 1.226456 -0.2612172 6.539825					
	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan-17	68.60565	59.76371	77.4476	55.08306	82.12824
Feb-17	82.83193	72.15638	93.50748	66.50508	99.15877
Mar-17	87.41504	76.14869	98.6814	70.18464	104.6454
Apr-17	84.08262	73.24564	94.9196	67.50888	100.6564
Mei-17	73.01547	63.60477	82.42617	58.62304	87.4079
Jun-17	56.71605	49.40603	64.02606	45.53634	67.89575
Jul-17	40.50307	35.28265	45.7235	32.51913	48.48702
Agu-17	28.91639	25.18932	32.64346	23.21633	34.61645
Sep-17	23.39148	20.37649	26.40648	18.78044	28.00252
Okt-17	27.7958	24.21307	31.37852	22.31649	33.27511
Nov-17	40.36277	35.16015	45.56538	32.40606	48.31948
Des-17	59.80198	52.09361	67.51035	48.01305	71.59091

**Lampiran 3. Output Model Exponential Smoothing Data
Simulasi Trend, Musiman dan Variasi Kalender
(Additive)**

ETS(A,A,A)

Smoothing parameters:

alpha = 0.0022

beta = 5e-04

gamma = 0.631

Initial states:

l = 5.52

b = 0.4957

s=-3.2909 -4.5385 -2.6593 4.3612 12.5099 9.6496

3.7143 -2.2771 -3.3544 -3.1699 -6.4026 -4.5423

sigma: 7.3698

AIC AICC BIC
953.7896 960.5896 999.3858

Training set error measures:

ME RMSE MAE MPE MAPE
Training : -0.03090498 6.802019 3.653253 -7.097011 18.62264

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2017	54.18632	44.74154	63.63110	39.74177	68.63087
Feb 2017	56.59147	47.14666	66.03629	42.14688	71.03607
Mar 2017	55.77396	46.32909	65.21882	41.32929	70.21863
Apr 2017	57.55138	48.10646	66.99631	43.10661	71.99616
May 2017	57.87313	48.42812	67.31814	43.42823	72.31803
Jun 2017	81.55289	72.10777	90.99801	67.10783	95.99795
Ju1 2017	78.46000	69.01476	87.90525	64.01475	92.90526
Aug 2017	61.04362	51.59822	70.48902	46.59812	75.48911
Sep 2017	59.49663	50.05105	68.94222	45.05086	73.94241
Oct 2017	59.46987	50.02407	68.91567	45.02376	73.91597
Nov 2017	60.08911	50.64306	69.53516	45.64263	74.53560
Dec 2017	61.76080	52.31446	71.20713	47.31388	76.20772

Lampiran 4. *Output Model Exponential Smoothing Data Simulasi Trend, Musiman dan Variasi Kalender (Multiplicative)*

```

ETS(M,A,M)

Smoothing parameters:
  alpha = 0.0475 1,634 1,645
  beta  = 0.0069 1,636 2,605
  gamma = 0.952

Initial states:
  l = 4.2353
  b = 0.925
  s=0.304 0.3674 1.5136 1.4614 0.2482 0.3701
      0.3521 2.8786 0.4575 1.168 0.8876 1.9913

sigma: 0.385

      AIC      AICC      BIC
1007.813 1014.613 1053.409

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE
Training set -1.315767 10.04655 4.735274 -27.03791 39.02496

Point Forecast  Lo 80  Hi 80  Lo 95  Hi 95
Jan 2017 68.88990 34.898275 102.88153 16.904194 120.87561
Feb 2017 84.41115 42.691794 126.13050 20.606901 148.21540
Mar 2017 87.70272 44.267189 131.13825 21.273807 154.13164
Apr 2017 87.49078 44.052275 130.92929 21.057318 153.92425
May 2017 75.60346 37.956257 113.25066 18.027032 133.17989
Jun 2017 88.64668 44.353179 132.94017 20.905618 156.38773
Jul 2017 64.22196 32.006519 96.43740 14.952695 113.49123
Aug 2017 31.35314 15.555653 47.15063 7.192968 55.51331
Sep 2017 24.82057 12.252347 37.38879 5.599131 44.04201
Oct 2017 28.14134 13.813046 42.46964 6.228104 50.05458
Nov 2017 41.93263 20.453134 63.41213 9.082575 74.78269
Dec 2017 60.50812 29.308935 91.70730 12.793086 108.22314

```


Lampiran 5. Output Model Exponential Smoothing Residual
Hasil Regresi Time Series Eliminiasi Efek Variasi
Kalender (Additive)

ETS(A,A,A)

Smoothing parameters:

alpha = 1e-04

beta = 1e-04

gamma = 1e-04

Initial states:

l = -28.5868

b = 0.4776

s=-0.2767 -2.4021 -2.5743 -1.522 1.7741 -0.4606

-1.4011 0.5056 1.515 2.2538 2.1113 0.4769

sigma: 3.5482

	AIC	AICC	BIC
	795.9048	802.7048	841.5010

Training set error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Training set	-0.07007828	3.274848	1.789977	22.67839	58.26285

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2017	23.86259	19.31538	28.40980	16.90823	30.81695
Feb 2017	25.97369	21.42648	30.52090	19.01933	32.92805
Mar 2017	26.59311	22.04590	31.14033	19.63875	33.54747
Apr 2017	26.33115	21.78394	30.87836	19.37679	33.28551
May 2017	25.79865	21.25144	30.34587	18.84429	32.75301
Jun 2017	24.36886	19.82164	28.91607	17.41449	31.32322
Jul 2017	25.78624	21.23903	30.33346	18.83188	32.74061
Aug 2017	28.49759	23.95038	33.04481	21.54323	35.45196
Sep 2017	25.67855	21.13133	30.22577	18.72418	32.63292
Oct 2017	25.10314	20.55592	29.65036	18.14876	32.05751
Nov 2017	25.75238	21.20516	30.29960	18.79800	32.70676
Dec 2017	28.35473	23.80750	32.90196	21.40035	35.30911

Lampiran 6. *Output Model Exponential Smoothing Residual Hasil Regrsi Time Series Eliminiasi Efek Variasi Kalender + Trend (Additive)*

ETS(A,N,A)					
Smoothing parameters:					
alpha = 1e-04					
gamma = 1e-04					
Initial states:					
l = -0.0318					
s=-0.1287 -2.1775 -2.6541 -2.5761 -0.8176 -0.2707					
0.1437 0.6896 1.8101 2.5697 2.4331 0.9785					
sigma: 1.272					
AIC AICC BIC					
572.6450 577.8623 612.8769					
Training set error measures:					
ME RMSE MAE MPE MAPE					
Training: -0.005371545 1.186704 0.9323051 -506.8235 834.6206					
	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2017	0.9465410	-0.6836045	2.5766865	-1.54655145	3.4396334
Feb 2017	2.4012117	0.7710662	4.0313573	-0.09188072	4.8943042
Mar 2017	2.5377486	0.9076031	4.1678941	0.04465615	5.0308411
Apr 2017	1.7781549	0.1480093	3.4083004	-0.71493758	4.2712474
May 2017	0.6576926	-0.9724529	2.2878382	-1.83539984	3.1507851
Jun 2017	0.1118480	-1.5182976	1.7419935	-2.38124452	2.6049405
Jul 2017	-0.3026903	-1.9328358	1.3274553	-2.79578277	2.1904022
Aug 2017	-0.8494980	-2.4796435	0.7806476	-3.34259047	1.6435946
Sep 2017	-2.6080356	-4.2381812	-0.9778900	-5.10112816	-0.1149431
Oct 2017	-2.6860230	-4.3161686	-1.0558774	-5.17911558	-0.1929305
Nov 2017	-2.2093875	-3.8395331	-0.5792419	-4.70248005	0.2837051
Dec 2017	-0.1605157	-1.7906614	1.4696299	-2.65360834	2.3325769

Lampiran 7. Output Model Exponential Smoothing Residual
Hasil Regresi Time Series Eliminiasi Efek Variasi
Kalender + Musiman (Additive)

ETS(A,A,N)						
Smoothing parameters:						
alpha = 0.6395						
beta = 1e-04						
Initial states:						
l = -26.5703						
b = 0.4459						
sigma: 4.0389						
AIC AICc BIC						
813.1227 813.7109 826.5333						
Training set error measures:						
ME RMSE MAE MPE MAPE						
Training set 0.001518174 3.963371 2.72882 -6.577444 42.82243						
	Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan	2017	22.13445	16.95843	27.31047	14.218412	30.05049
Feb	2017	22.58039	16.43627	28.72452	13.183762	31.97703
Mar	2017	23.02634	16.04688	30.00580	12.352174	33.70050
Apr	2017	23.47228	15.74707	31.19748	11.657593	35.28696
May	2017	23.91822	15.51297	32.32347	11.063498	36.77294
Jun	2017	24.36416	15.32972	33.39860	10.547181	38.18114
Jul	2017	24.81010	15.18735	34.43285	10.093375	39.52683
Aug	2017	25.25604	15.07876	35.43332	9.691238	40.82085
Sep	2017	25.70198	14.99871	36.40526	9.332735	42.07123
Oct	2017	26.14793	14.94316	37.35269	9.011721	43.28413
Nov	2017	26.59387	14.90898	38.27876	8.723369	44.46437
Dec	2017	27.03981	14.89361	39.18600	8.463804	45.61581

Lampiran 8. Output Model Exponential Smoothing Residual Hasil Regrsi Time Series Eliminiasi Efek Variasi Kalender + Trend + Musiman (Additive)

ETS(A,N,N)						
Smoothing parameters:						
alpha = 1e-04						
Initial states:						
l = -0.0306						
sigma: 1.0505						
AIC	AICc	BIC				
520.3011	520.5319	528.3475				
Training set error measures:						
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	
Training:	-0.0002042319	1.040767	0.8026866	102.1904	104.8641	
	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95	
Jan 2017	-0.03055238	-1.376873	1.315769	-2.089573	2.028468	
Feb 2017	-0.03055238	-1.376873	1.315769	-2.089573	2.028468	
Mar 2017	-0.03055238	-1.376873	1.315769	-2.089573	2.028468	
Apr 2017	-0.03055238	-1.376873	1.315769	-2.089573	2.028468	
May 2017	-0.03055238	-1.376873	1.315769	-2.089573	2.028468	
Jun 2017	-0.03055238	-1.376873	1.315769	-2.089573	2.028468	
Jul 2017	-0.03055238	-1.376873	1.315769	-2.089573	2.028468	
Aug 2017	-0.03055238	-1.376873	1.315769	-2.089573	2.028468	
Sep 2017	-0.03055238	-1.376873	1.315769	-2.089573	2.028468	
Oct 2017	-0.03055238	-1.376873	1.315769	-2.089573	2.028468	
Nov 2017	-0.03055238	-1.376873	1.315769	-2.089573	2.028468	
Dec 2017	-0.03055238	-1.376873	1.315769	-2.089573	2.028468	

Lampiran 9. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Additive*

Paired T-Test and CI: ETS (A,N,N); ETS (A,A,N)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,N,N)	10	0,9775	0,2178	0,0689
ETS (A,A,N)	10	0,9962	0,2300	0,0727
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
-0,0187	0,0342	0,0108	(-0,0431; 0,0057)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,N,N) - ETS (A,A,N))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
-1,73	0,118			

Lampiran 9. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Additive* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,N,N); ETS (A,N,A)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,N,N)	10	0,9775	0,2178	0,0689
ETS (A,N,A)	10	1,0718	0,2415	0,0764
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
-0,0943	0,0340	0,0108	(-0,1187; -0,0699)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,N,N) - ETS (A,N,A))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
-8,76	0,000			

Lampiran 9. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Additive* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,N,N); ETS (A,A,A)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,N,N)	10	0,9775	0,2178	0,0689
ETS (A,A,A)	10	1,1090	0,2564	0,0811
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
-0,1315	0,0549	0,0174	(-0,1708; -0,0922)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,N,N) - ETS (A,A,A))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
-7,57	0,000			

Lampiran 9. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Additive* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,A,N); ETS (A,N,A)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,A,N)	10	0,9962	0,2300	0,0727
ETS (A,N,A)	10	1,0718	0,2415	0,0764
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
-0,0756	0,0543	0,0172	(-0,1144; -0,0368)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,A,N) - ETS (A,N,A))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
-4,40	0,002			

Lampiran 9. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Additive* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,A,N); ETS (A,A,A)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,A,N)	10	0,9962	0,2300	0,0727
ETS (A,A,A)	10	1,1090	0,2564	0,0811
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
-0,1128	0,0556	0,0176	(-0,1526; -0,0730)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,A,N) - ETS (A,A,A))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
-6,41	0,000			

Lampiran 9. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Additive* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,N,A); ETS (A,A,A)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,N,A)	10	1,0718	0,2415	0,0764
ETS (A,A,A)	10	1,1090	0,2564	0,0811
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
-0,0372	0,0565	0,0179	(-0,0776; 0,0032)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,N,A) - ETS (A,A,A))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
-2,08	0,067			

Lampiran 10. *Output Model Exponential Smoothing Residual Hasil Regrsi Time Series Eliminiasi Efek Variasi Kalender (Multiplicative)*

ETS(A,A,A)						
Smoothing parameters:						
alpha = 5e-04						
beta = 1e-04						
gamma = 0.5937						
Initial states:						
l = -5.4289						
b = 0.5076						
s=3.4561 -4.9282 -12.3341 -19.1463 -18.1209 -16.4734						
-12.4368 12.4638 17.3924 20.1073 18.2397 11.7804						
sigma: 10.0001						
AIC AICC BIC						
1019.715 1026.515 1065.311						
Training set error measures:						
ME RMSE MAE MPE MAPE						
Training set -0.03621484 9.229711 5.547943 27.51117 69.31145						
	Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2017		66.01065	53.194954	78.82634	46.410735	85.61056
Feb 2017		78.36333	65.547629	91.17902	58.763408	97.96324
Mar 2017		81.78114	68.965441	94.59684	62.181220	101.38106
Apr 2017		80.43475	67.619048	93.25046	60.834824	100.03468
May 2017		71.33168	58.515969	84.14739	51.731742	90.93161
Jun 2017		30.09454	17.278823	42.91025	10.494593	49.69448
Jul 2017		22.52136	9.705632	35.33708	2.921397	42.12131
Aug 2017		34.17607	21.360334	46.99180	14.576095	53.77604
Sep 2017		30.16766	17.351915	42.98341	10.567670	49.76765
Oct 2017		33.46137	20.645613	46.27713	13.861360	53.06138
Nov 2017		44.11610	31.300329	56.93188	24.516068	63.71614
Dec 2017		60.24108	47.425290	73.05687	40.641019	79.84114

Lampiran 11. *Output Model Exponential Smoothing Residual Hasil Regresi Time Series Eliminiasi Efek Variasi Kalender + Trend (Multiplicative)*

ETS(A,N,A)						
Smoothing parameters:						
alpha = 2e-04						
gamma = 0.9895						
Initial states:						
l = 1.3749						
s=-7.9447 -15.4098 -3.177 -13.2722 -8.3154 -3.8379						
2.177 4.1385 12.5351 16.772 11.6932 4.6412						
sigma: 5.56						
AIC AICC BIC						
891.2445 896.4619 931.4765						
Training set error measures:						
		ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Training: -0.08734037 5.187115 3.772071 -737.8023 885.8783						
	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95	
Jan 2017	12.4908136	5.365403	19.6162245	1.593438	23.3881892	
Feb 2017	25.6396049	18.514194	32.7650160	14.742229	36.5369807	
Mar 2017	27.9573617	20.831950	35.0827730	17.059986	38.8547378	
Apr 2017	27.3061762	20.180765	34.4315876	16.408800	38.2035526	
May 2017	16.3918417	9.266430	23.5172533	5.494465	27.2892184	
Jun 2017	0.9127436	-6.212668	8.0381554	-9.984633	11.8101205	
Jul 2017	-6.9120812	-14.037493	0.2133307	-17.809458	3.9852959	
Aug 2017	-23.8223354	-30.947748	-16.6969234	-34.719713	-12.9249581	
Sep 2017	-30.0168933	-37.142306	-22.8914810	-40.914271	-19.1195156	
Oct 2017	-27.5574199	-34.682832	-20.4320075	-38.454798	-16.6600420	
Nov 2017	-15.6957830	-22.821196	-8.5703705	-26.593161	-4.7984049	
Dec 2017	0.4467917	-9.578185	10.4717681	-14.885087	15.7786701	

Lampiran 12. *Output Model Exponential Smoothing Residual Hasil Regresi Time Series Eliminiasi Efek Variasi Kalender + Musiman (Multiplicative)*

```

ETS(A,A,A)
Smoothing parameters:
  alpha = 0.9999
  beta  = 1e-04
  gamma = 1e-04

Initial states:
  l = -164.2728
  b = 3.1952
  s=-22.0405 -11.9016 -1.8515 4.4136 6.9417 1.3442
      3.5373 10.131 1.2605 2.0072 3.1133 3.0448

sigma: 26.7962

      AIC      AICC      BIC
1232.617 1239.417 1278.214

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE
Training : -0.5124506 24.73179 17.18962 -0.3319014 52.5497

      Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
Jan 2017      131.4019 97.06120 165.7427 78.882320 183.9216
Feb 2017      134.6513 86.08674 183.2158 60.378218 208.9244
Mar 2017      136.7377 77.25629 196.2191 45.768741 227.7066
Apr 2017      139.1821 70.49553 207.8687 34.135042 244.2292
May 2017      151.2483 74.45014 228.0464 33.795674 268.7008
Jun 2017      147.8411 63.70825 231.9740 19.170983 276.5113
Jul 2017      148.8246 57.94537 239.7038 9.836830 287.8123
Aug 2017      157.6141 60.45446 254.7738 9.021231 306.2070
Sep 2017      158.2786 55.21908 261.3382 0.662647 315.8946
Oct 2017      155.2046 46.56379 263.8454 -10.947184 321.3564
Nov 2017      148.3451 34.39480 262.2955 -25.926861 322.6171
Dec 2017      141.3932 22.36873 260.4176 -40.639001 323.4253

```

Lampiran 13. *Output Model Exponential Smoothing Residual Hasil Regresi Time Series Eliminiasi Efek Variasi Kalender + Trend + Musiman (Multiplicative)*

```

ETS(A,N,N)
Smoothing parameters:
  alpha = 1e-04

Initial states:
  l = -0.0216

sigma: 4.0731

      AIC      AICc      BIC
813.0045 813.2353 821.0509

Training set error measures:
                        ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE
Training : -0.000549695 4.035242 1.795195 103.6178 103.6178

      Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
Jan 2017      -0.02157659 -5.241506 5.198352 -8.004769 7.961616
Feb 2017      -0.02157659 -5.241506 5.198353 -8.004769 7.961616
Mar 2017      -0.02157659 -5.241506 5.198353 -8.004769 7.961616
Apr 2017      -0.02157659 -5.241506 5.198353 -8.004769 7.961616
May 2017      -0.02157659 -5.241506 5.198353 -8.004769 7.961616
Jun 2017      -0.02157659 -5.241506 5.198353 -8.004769 7.961616
Jul 2017      -0.02157659 -5.241506 5.198353 -8.004769 7.961616
Aug 2017      -0.02157659 -5.241506 5.198353 -8.004769 7.961616
Sep 2017      -0.02157659 -5.241506 5.198353 -8.004770 7.961616
Oct 2017      -0.02157659 -5.241506 5.198353 -8.004770 7.961616
Nov 2017      -0.02157659 -5.241506 5.198353 -8.004770 7.961616
Dec 2017      -0.02157659 -5.241506 5.198353 -8.004770 7.961616

```

Lampiran 14. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Multiplicative*

Paired T-Test and CI: ETS (A,A,A); ETS (A,N,A)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,A,A)	10	0,9277	0,2449	0,0774
ETS (A,N,A)	10	0,8797	0,2269	0,0718
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
0,0480	0,0600	0,0190	(0,0051; 0,0909)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,A,A) - ETS (A,N,A))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
2,53	0,032			

Lampiran 14. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Multiplicative* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,A,A); ETS (A,A,N)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,A,A)	10	0,9277	0,2449	0,0774
ETS (A,A,N)	10	0,8203	0,2117	0,0669
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
0,1074	0,0632	0,0200	(0,0622; 0,1526)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,A,A) - ETS (A,A,N))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
5,37	0,000			

Lampiran 14. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Multiplicative* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,A,A); ETS (A,N,N)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,A,A)	10	0,9277	0,2449	0,0774
ETS (A,N,N)	10	0,8037	0,1961	0,0620
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
0,1240	0,0691	0,0219	(0,0745; 0,1735)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,A,A) - ETS (A,N,N))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
5,67	0,000			

Lampiran 14. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Multiplicative* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,N,A); ETS (A,A,N)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,N,A)	10	0,8797	0,2269	0,0718
ETS (A,A,N)	10	0,8203	0,2117	0,0669
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
0,0594	0,0379	0,0120	(0,0323; 0,0865)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,N,A) - ETS (A,A,N))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
4,96	0,001			

Lampiran 14. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Multiplicative* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,N,A); ETS (A,N,N)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,N,A)	10	0,8797	0,2269	0,0718
ETS (A,N,N)	10	0,8037	0,1961	0,0620
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
0,0760	0,0358	0,0113	(0,0504; 0,1016)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,N,A) - ETS (A,N,N))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
6,71	0,000			

Lampiran 14. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Multiplicative* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,A,N); ETS (A,N,N)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,A,N)	10	0,8203	0,2117	0,0669
ETS (A,N,N)	10	0,8037	0,1961	0,0620
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
0,0166	0,0334	0,0106	(-0,0073; 0,0405)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,A,N) - ETS (A,N,N))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
1,57	0,151			

**Lampiran 15. Output Model Exponential Smoothing Data
Simulasi Trend dan Musiman dengan Noise AR(1)
(Additive)**

```

ETS(A,A,A)

Smoothing parameters:
  alpha = 0.8103
  beta  = 0.0028
  gamma = 1e-04

Initial states:
  l = 3.5274
  b = 0.4963
  s=0.1424 -0.6342 -0.6848 -0.6869 -0.3267 -0.0607
      -0.0744 -0.1229 0.4457 0.8878 0.8563 0.2585

sigma: 1.2198

      AIC      AICC      BIC
565.2668 572.0668 610.8630

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE
Training : 0.002216455 1.12581 0.8830603 -0.6463033 4.645808

Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
Jan 2017      57.36643 55.80321 58.92965 54.97570 59.75717
Feb 2017      58.46118 56.44640 60.47596 55.37985 61.54252
Mar 2017      58.98968 56.60511 61.37425 55.34280 62.63656
Apr 2017      59.04447 56.33814 61.75079 54.90550 63.18343
May 2017      58.97299 55.97743 61.96856 54.39167 63.55432
Jun 2017      59.51827 56.25730 62.77925 54.53105 64.50550
Jul 2017      60.02909 56.52113 63.53704 54.66413 65.39404
Aug 2017      60.26016 56.51998 64.00033 54.54005 65.98027
Sep 2017      60.39680 56.43656 64.35703 54.34014 66.45346
Oct 2017      60.89595 56.72589 65.06602 54.51839 67.27352
Nov 2017      61.44349 57.07235 65.81464 54.75841 68.12858
Dec 2017      62.71698 58.15235 67.28160 55.73599 69.69797

```

Lampiran 16. *Output Model Exponential Smoothing Data Simulasi Trend dan Musiman dengan Noise AR(1) (Multiplicative)*

```

ETS(M,A,M)

Smoothing parameters:
  alpha = 0.9536
  beta  = 1e-04
  gamma = 0.0463

Initial states:
  l = 2.3917
  b = 0.5586
  s=0.9765 0.7097 0.4917 0.4283 0.5564 0.744
           1 1.2685 1.5098 1.5954 1.4912 1.2286

sigma: 0.1224

      AIC      AICC      BIC
715.9025 722.7025 761.4987

Training set error measures:
           ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE
Training set -0.1101368 1.635911 1.330656 -1.847608 8.416455

Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
Jan 2017      68.38486 57.659689 79.11003 51.9821273 84.78759
Feb 2017      83.76266 65.630199 101.89511 56.0314564 111.49385
Mar 2017      90.73923 66.904198 114.57426 54.2866963 127.19176
Apr 2017      86.49525 60.400134 112.59036 46.5862155 126.40428
May 2017      73.81907 49.011944 98.62620 35.8798422 111.75831
Jun 2017      58.80632 37.219990 80.39265 25.7928763 91.81977
Jul 2017      44.18056 26.704678 61.65645 17.4535025 70.90763
Aug 2017      33.02384 19.087118 46.96055 11.7094656 54.33821
Sep 2017      26.19832 14.492024 37.90461 8.2950862 44.10155
Oct 2017      30.26206 16.030827 44.49329 8.4972681 52.02685
Nov 2017      43.59233 22.122142 65.06252 10.7565102 76.42815
Dec 2017      61.52639 29.916568 93.13621 13.1833393 109.86944

```

**Lampiran 17. Output Model Exponential Smoothing Data
Simulasi Trend, Musiman dan Variasi Kalender
dengan Noise AR(1) (Additive)**

ETS(A,A,A)						
Smoothing parameters:						
alpha = 1e-04						
beta = 1e-04						
gamma = 0.6655						
Initial states:						
l = 7.1861						
b = 0.4744						
s=-4.0832 -4.8419 -2.0996 3.8911 10.8875 11.2874						
5.03 -4.3781 -4.0766 -3.7968 -3.9039 -3.9158						
sigma: 7.638						
AIC AICC BIC						
961.510 968.310 1007.106						
Training set error measures:						
		ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Training : -0.04903256 7.049538 3.931739 -7.631164 17.88244						
	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95	
Jan 2017	53.74626	43.95779	63.53472	38.77609	68.71642	
Feb 2017	55.14640	45.35794	64.93487	40.17623	70.11657	
Mar 2017	54.71472	44.92625	64.50319	39.74455	69.68489	
Apr 2017	55.90495	46.11648	65.69342	40.93478	70.87512	
May 2017	56.72828	46.93981	66.51675	41.75810	71.69845	
Jun 2017	81.16956	71.38109	90.95803	66.19938	96.13973	
Jul 2017	76.73767	66.94919	86.52614	61.76749	91.70785	
Aug 2017	58.72081	48.93233	68.50928	43.75062	73.69099	
Sep 2017	59.01810	49.22962	68.80658	44.04791	73.98829	
Oct 2017	59.50162	49.71314	69.29011	44.53143	74.47182	
Nov 2017	60.13834	50.34985	69.92684	45.16814	75.10855	
Dec 2017	61.70635	51.91785	71.49485	46.73613	76.67657	

Lampiran 18. *Output Model Exponential Smoothing Data Simulasi Trend, Musiman dan Variasi Kalender dengan Noise AR(1) (Multiplicative)*

```

ETS(M,A,M)

Smoothing parameters:
  alpha = 0.0414
  beta  = 1e-04
  gamma = 0.8017

Initial states:
  l = 5.7836
  b = 0.782
  s=0.4424 0.3637 1.2917 1.5925 1.6552 0.3332
           0.4485 0.5047 1.4712 0.5642 1.1696 2.1631

sigma: 0.3381

      AIC      AICC      BIC
986.2206 993.0206 1031.8168

Training set error measures:
           ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE
Training set -1.000623 8.999049 4.774196 -25.81285 38.41209

Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
Jan 2017      67.72992 38.38420 97.07563 22.849514 112.61032
Feb 2017      81.55468 46.18578 116.92359 27.462612 135.64675
Mar 2017      85.70580 48.50211 122.90948 28.807667 142.60393
Apr 2017      83.70392 47.33591 120.07192 28.083856 139.32398
May 2017      73.10025 41.31062 104.88987 24.482216 121.71828
Jun 2017      85.87036 48.49393 123.24679 28.708047 143.03267
Jul 2017      61.90792 34.93773 88.87811 20.660574 103.15527
Aug 2017      28.36577 15.99744 40.73411 9.450040 47.28151
Sep 2017      24.20594 13.64232 34.76957 8.050275 40.36161
Oct 2017      28.45442 16.02615 40.88269 9.447016 47.46182
Nov 2017      41.42471 23.31604 59.53338 13.729889 69.11954
Dec 2017      60.19086 33.85668 86.52503 19.916213 100.46550

```


Lampiran 19. *Output Model Exponential Smoothing Residual Hasil Regresi Time Series Eliminiasi Efek Variasi Kalender (Additive) AR(1)*

```

ETS(A,A,A)
Smoothing parameters:
  alpha = 0.8791
  beta  = 1e-04
  gamma = 1e-04

Initial states:
  l = -27.4833
  b = 0.5131
  s=-0.5702 -2.4655 -2.603 -1.496 1.7003 -0.398
      -1.5601 0.6008 1.7026 2.4517 2.0838 0.5536

sigma: 3.5419

      AIC      AICC      BIC
795.5201 802.3201 841.1164

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE
Training: -0.02453071 3.269021 2.070615 -13.99304 42.99139

      Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
Jan 2017      26.63225 22.09313 31.17137 19.690265 33.57424
Feb 2017      28.67512 22.63116 34.71907 19.431683 37.91855
Mar 2017      29.55597 22.31311 36.79883 18.478968 40.63297
Apr 2017      29.31963 21.04965 37.58961 16.671791 41.96747
May 2017      28.73054 19.54741 37.91368 14.686159 42.77493
Jun 2017      27.08268 17.06913 37.09622 11.768280 42.39707
Jul 2017      28.75768 17.97732 39.53804 12.270543 45.24482
Aug 2017      31.36870 19.87239 42.86501 13.786612 48.95078
Sep 2017      28.68560 16.51523 40.85597 10.072624 47.29857
Oct 2017      28.09144 15.28228 40.90060  8.501524 47.68136
Nov 2017      28.74193 15.32421 42.15964  8.221305 49.26255
Dec 2017      31.14998 17.15000 45.14996  9.738854 52.56110

```

Lampiran 20. *Output Model Exponential Smoothing Residual Hasil Regresi Time Series Eliminiasi Efek Variasi Kalender + Trend (Additive) AR(1)*

ETS(A,N,A)

Smoothing parameters:

alpha = 0.529

gamma = 1e-04

Initial states:

l = 0.3253

s=-0.1425 -2.146 -2.6459 -2.5813 -0.9844 -0.5762
-0.1714 0.6978 2.0432 2.8724 2.4787 1.1557

sigma: 1.5127

AIC	AICc	BIC
610.0750	615.2924	650.3069

Training set error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Training set	0.02605494	1.411237	1.148979	-101.0859	284.8278

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2017	2.9694658	1.0308846	4.908047	0.004661702	5.934270
Feb 2017	4.2926233	2.0995368	6.485710	0.938586961	7.646660
Mar 2017	4.6861903	2.2652072	7.107173	0.983616138	8.388764
Apr 2017	3.8570457	1.2278461	6.486245	-0.163968050	7.878059
May 2017	2.5116068	-0.3104884	5.333702	-1.804415352	6.827629
Jun 2017	1.6424557	-1.3601686	4.645080	-2.949661850	6.234573
Jul 2017	1.2376070	-1.9352913	4.410505	-3.614922184	6.090136
Aug 2017	0.8293898	-2.5050989	4.163878	-4.270270543	5.929050
Sep 2017	-0.7675352	-4.2561374	2.721067	-6.102891900	4.567822
Oct 2017	-0.8320787	-4.4682686	2.804111	-6.393151218	4.728994
Nov 2017	-0.3321640	-4.1101804	3.445852	-6.110141470	5.445813
Dec 2017	1.6714072	-2.2433517	5.586166	-4.315699902	7.658514

Lampiran 21. *Output Model Exponential Smoothing Residual Hasil Regrsi Time Series Eliminiasi Efek Variasi Kalender + Musiman (Additive) AR(1)*

ETS(A,A,N)

Smoothing parameters:

alpha = 0.843

beta = 1e-04

Initial states:

l = -26.3125

b = 0.4532

sigma: 3.9818

AIC	AICC	BIC
810.0512	810.6394	823.4619

Training set error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Training:	-0.002032828	3.907412	2.577303	7.427969	39.18628

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2017	22.88690	17.78396	27.98984	15.0826246	30.69117
Feb 2017	23.34007	16.66544	30.01470	13.1321055	33.54804
Mar 2017	23.79325	15.85185	31.73464	11.6479278	35.93856
Apr 2017	24.24642	15.21396	33.27888	10.4324704	38.06037
May 2017	24.69959	14.69414	34.70505	9.3975701	40.00162
Jun 2017	25.15277	14.26069	36.04485	8.4947685	41.81077
Jul 2017	25.60594	13.89398	37.31790	7.6940399	43.51784
Aug 2017	26.05912	13.58085	38.53738	6.9752534	45.14298
Sep 2017	26.51229	13.31196	39.71262	6.3241333	46.70045
Oct 2017	26.96546	13.08042	40.85051	5.7301205	48.20081
Nov 2017	27.41864	12.88094	41.95634	5.1851442	49.65213
Dec 2017	27.87181	12.70938	43.03424	4.6828715	51.06075

Lampiran 22. *Output Model Exponential Smoothing Residual Hasil Regresi Time Series Eliminiasi Efek Variasi Kalender + Trend + Musiman (Additive) AR(1)*

ETS(A,N,N)

Smoothing parameters:

alpha = 0.5945

Initial states:

l = 0.3493

sigma: 1.2152

AIC	AICC	BIC
551.7542	551.9849	559.8005

Training set error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Training set	0.02096249	1.203909	0.9331224	17.81198	200.1481

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2017	1.695149	0.1377898	3.252508	-0.6866264	4.076924
Feb 2017	1.695149	-0.1166184	3.506916	-1.0757101	4.466008
Mar 2017	1.695149	-0.3394602	3.729758	-1.4165172	4.806815
Apr 2017	1.695149	-0.5401961	3.930494	-1.7235163	5.113814
May 2017	1.695149	-0.7243346	4.114633	-2.0051319	5.395430
Jun 2017	1.695149	-0.8954174	4.285715	-2.2667804	5.657078
Jul 2017	1.695149	-1.0558813	4.446179	-2.5121887	5.902487
Aug 2017	1.695149	-1.2074879	4.597786	-2.7440510	6.134349
Sep 2017	1.695149	-1.3515598	4.741858	-2.9643899	6.354688
Oct 2017	1.695149	-1.4891198	4.879418	-3.1747698	6.565068
Nov 2017	1.695149	-1.6209784	5.011276	-3.3764302	6.766728
Dec 2017	1.695149	-1.7477908	5.138089	-3.5703730	6.960671

Lampiran 23. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Additive AR(1)*

Interval Plot of RMSEP vs Model				
Paired T-Test and CI: ETS (A,N,N); ETS (A,A,N)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,A,A)	10	1,569	0,597	0,189
ETS (A,N,A)	10	1,622	0,604	0,191
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
-0,0523	0,0513	0,0162	(-0,0890; -0,0156)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,N,N) - ETS (A,A,N))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
-3,22	0,010			

Lampiran 23. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Additive AR(1)* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,N,N); ETS (A,N,A)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,A,A)	10	1,569	0,597	0,189
ETS (A,A,N)	10	1,571	0,559	0,177
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
-0,0019	0,1176	0,0372	(-0,0860; 0,0822)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,N,N) - ETS (A,N,A))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
-0,05	0,960			

Lampiran 23. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Additive AR(1)* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,N,N); ETS (A,A,A)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,A,A)	10	1,569	0,597	0,189
ETS (A,N,N)	10	1,666	0,588	0,186
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
-0,0970	0,0804	0,0254	(-0,1545; -0,0395)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,N,N) - ETS (A,A,A))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
-3,81	0,004			

Lampiran 23. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Additive AR(1)* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,A,N); ETS (A,N,A)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,N,A)	10	1,622	0,604	0,191
ETS (A,A,N)	10	1,571	0,559	0,177
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
0,0504	0,1347	0,0426	(-0,0460; 0,1468)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,A,N) - ETS (A,N,A))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
1,18	0,267			

Lampiran 23. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Additive AR(1)* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,A,N); ETS (A,A,A)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,N,A)	10	1,622	0,604	0,191
ETS (A,N,N)	10	1,666	0,588	0,186
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
-0,0447	0,1007	0,0318	(-0,1167; 0,0273)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,A,N) - ETS (A,A,A))				
Test				
Null hypothesis	$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$			
Alternative Aypothesis	$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$			
T-Value	P-Value			
-1,40	0,194			

Lampiran 23. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Additive AR(1)* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,N,A); ETS (A,A,A)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,A,N)	10	1,571	0,559	0,177
ETS (A,N,N)	10	1,666	0,588	0,186
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
-0,0951	0,1170	0,0370	(-0,1788; -0,0114)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,N,A) - ETS (A,A,A))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
-2,57	0,030			

Lampiran 24. *Output Model Exponential Smoothing Residual Hasil Regrsi Time Series Eliminiasi Efek Variasi Kalender (Multiplicative) AR(1)*

ETS(A,A,A)						
Smoothing parameters:						
alpha = 1e-04						
beta = 1e-04						
gamma = 0.5444						
Initial states:						
l = -4.7617						
b = 0.4859						
s=2.565 -2.3215 -12.2588 -19.0639 -24.6855 -15.912						
-7.7494 11.5589 17.4559 19.2531 18.6783 12.4796						
sigma: 10.1709						
AIC AICC BIC						
1023.373 1030.173 1068.969						
Training set error measures:						
		ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Training set 0.1069572 9.38735 5.540404 24.06737 57.74298						
	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95	
Jan 2017	65.43860	52.40402	78.47318	45.503933	85.37328	
Feb 2017	76.56457	63.52999	89.59915	56.629901	96.49924	
Mar 2017	80.43384	67.39926	93.46843	60.499171	100.36852	
Apr 2017	78.41963	65.38505	91.45421	58.484957	98.35431	
May 2017	69.87070	56.83611	82.90528	49.936023	89.80538	
Jun 2017	28.90033	15.86574	41.93492	8.965648	48.83501	
Jul 2017	20.95148	7.91689	33.98607	1.016795	40.88617	
Aug 2017	32.17387	19.13928	45.20846	12.239179	52.10856	
Sep 2017	29.97986	16.94526	43.01446	10.045160	49.91456	
Oct 2017	33.76762	20.73302	46.80223	13.832914	53.70233	
Nov 2017	44.18011	31.14550	57.21472	24.245389	64.11483	
Dec 2017	59.94755	46.91292	72.98217	40.012810	79.88228	

Lampiran 25. *Output Model Exponential Smoothing Residual Hasil Regresi Time Series Eliminiasi Efek Variasi Kalender + Trend (Multiplicative) AR(1)*

ETS(A,N,A)					
Smoothing parameters:					
alpha = 0.9999					
gamma = 1e-04					
Initial states:					
l = 1.0451					
s=-1.0783 -10.0755 -14.5393 -14.3809 -8.5085 -4.4249					
-0.9434 7.3299 13.0357 14.9526 12.4187 6.2138					
sigma: 5.6895					
AIC AICC BIC					
896.2195 901.4369 936.4515					
Training set error measures:					
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Training set	0.01358031	5.307972	4.102731	-71.85834	367.465
	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Jan 2017	8.725570	1.4341405	16.01700	-2.4257091	19.87685
Feb 2017	14.930174	4.6190963	25.24125	-0.8392584	30.69961
Mar 2017	17.464055	4.8358447	30.09227	-1.8491261	36.77724
Apr 2017	15.547208	0.9655387	30.12888	-6.7535307	37.84795
May 2017	9.841526	-6.4611866	26.14424	-15.0913216	34.77437
Jun 2017	1.568383	-16.2902793	19.42705	-25.7440842	28.88085
Jul 2017	-1.912698	-21.2022085	17.37681	-31.4134584	27.58806
Aug 2017	-5.997956	-26.6192694	14.62336	-37.5355335	25.53962
Sep 2017	-11.869259	-33.7414325	10.00291	-45.3198615	21.58134
Oct 2017	-12.027206	-35.0824729	11.02806	-47.2871939	23.23278
Nov 2017	-7.563398	-31.7439418	16.61715	-44.5443486	29.41755
Dec 2017	1.433646	-23.8223018	26.68959	-37.1919928	40.05928

Lampiran 26. *Output Model Exponential Smoothing Residual Hasil Regresi Time Series Eliminiasi Efek Variasi Kalender + Musiman (Multiplicative) AR(1)*

ETS(A,A,N)						
Smoothing parameters:						
alpha = 0.9999						
beta = 0.0235						
Initial states:						
l = -33.883						
b = 2.3019						
sigma: 5.4363						
AIC AICC BIC						
877.3031 877.8914 890.7138						
Training set error measures:						
		ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Training set		-0.662739	5.334668	3.718605	-138.9274	204.2848
	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95	
Jan 2017	22.57341	15.6065288	29.54030	11.91848228	33.22835	
Feb 2017	23.19062	13.2218289	33.15942	7.94466774	38.43658	
Mar 2017	23.80783	11.4554399	36.16023	4.91647814	42.69919	
Apr 2017	24.42504	9.9957141	38.85437	2.35728939	46.49279	
May 2017	25.04225	8.7234789	41.36102	0.08484274	49.99966	
Jun 2017	25.65946	7.5783689	43.74055	-1.99318270	53.31210	
Jul 2017	26.27667	6.5249631	46.02838	-3.93095856	56.48430	
Aug 2017	26.89388	5.5404663	48.24729	-5.76334731	59.55110	
Sep 2017	27.51109	4.6092408	50.41293	-7.51426452	62.53644	
Oct 2017	28.12830	3.7200440	52.53655	-9.20090449	65.45750	
Nov 2017	28.74551	2.8644966	54.62652	-10.83608212	68.32709	
Dec 2017	29.36271	2.0361732	56.68926	-12.42962422	71.15505	

Lampiran 27. *Output Model Exponential Smoothing Residual Hasil Regresi Time Series Eliminiasi Efek Variasi Kalender + Trend + Musiman (Multiplicative) AR(1)*

ETS(A,N,N)						
Smoothing parameters:						
alpha = 0.6109						
Initial states:						
l = 0.1861						
sigma: 1.1672						
AIC AICc BIC						
543.0508 543.2816 551.0972						
Training set error measures:						
		ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Training set 0.01695961 1.156364 0.8856698 64.35626 231.1688						
	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95	
Jan 2017	1.304974	-0.1908815	2.800830	-0.9827397	3.592688	
Feb 2017	1.304974	-0.4479005	3.057849	-1.3758162	3.985764	
Mar 2017	1.304974	-0.6717794	3.281728	-1.7182095	4.328158	
Apr 2017	1.304974	-0.8727632	3.482711	-2.0255877	4.635536	
May 2017	1.304974	-1.0567043	3.666653	-2.3069014	4.916850	
Jun 2017	1.304974	-1.2273194	3.837268	-2.5678346	5.177783	
Jul 2017	1.304974	-1.3871432	3.997091	-2.8122640	5.422212	
Aug 2017	1.304974	-1.5379963	4.147945	-3.0429739	5.652922	
Sep 2017	1.304974	-1.6812385	4.291187	-3.2620440	5.871992	
Oct 2017	1.304974	-1.8179174	4.427866	-3.4710762	6.081025	
Nov 2017	1.304974	-1.9488600	4.558808	-3.6713357	6.281284	
Dec 2017	1.304974	-2.0747332	4.684681	-3.8638422	6.473790	

Lampiran 28. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Multiplicative AR(1)*

Paired T-Test and CI: ETS (A,A,A); ETS (A,N,A)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,A,A)	10	1,399	0,653	0,207
ETS (A,N,A)	10	1,399	0,643	0,203
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
-0,0005	0,2255	0,0713	(-0,1618; 0,1608)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,A,A) - ETS (A,N,A))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
-0,01	0,994			

Lampiran 28. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Multiplicative AR(1)* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,A,A); ETS (A,A,N)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,A,A)	10	1,399	0,653	0,207
ETS (A,A,N)	10	1,503	0,709	0,224
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
-0,1042	0,2468	0,0780	(-0,2807; 0,0723)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,A,A) - ETS (A,A,N))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
-1,34	0,215			

Lampiran 28. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Multiplicative AR(1)* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,A,A); ETS (A,N,N)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,A,A)	10	1,399	0,653	0,207
ETS (A,N,N)	10	1,452	0,687	0,217
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
-0,0527	0,1941	0,0614	(-0,1916; 0,0862)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,A,A) - ETS (A,N,N))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
-0,86	0,413			

Lampiran 28. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Multiplicative AR(1)* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,N,A); ETS (A,A,N)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,N,A)	10	1,399	0,643	0,203
ETS (A,A,N)	10	1,503	0,709	0,224
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
-0,1037	0,2396	0,0758	(-0,2750; 0,0677)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,N,A) - ETS (A,A,N))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
-1,37	0,204			

Lampiran 28. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Multiplicative AR(1)* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,N,A); ETS (A,N,N)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,N,A)	10	1,399	0,643	0,203
ETS (A,N,N)	10	1,452	0,687	0,217
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
-0,0521	0,2026	0,0641	(-0,1971; 0,0928)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,N,A) - ETS (A,N,N))				
Test				
Null hypothesis		$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$		
Alternative hypothesis		$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$		
T-Value	P-Value			
-0,81	0,437			

Lampiran 28. Hasil Uji Pasangan (*Pair Test*) untuk Pola Data Simulasi *Multiplicative AR(1)* (lanjutan)

Paired T-Test and CI: ETS (A,A,N); ETS (A,N,N)				
Descriptive Statistics				
Sample	N	Mean	StDev	SE Mean
ETS (A,A,N)	10	1,503	0,709	0,224
ETS (A,N,N)	10	1,452	0,687	0,217
Estimation for Paired Difference				
Mean	StDev	SE Mean	95% CI for $\mu_{\text{difference}}$	
0,0515	0,0687	0,0217	(0,0024; 0,1006)	
$\mu_{\text{difference}}$: mean of (ETS (A,A,N) - ETS (A,N,N))				
Test				
Null hypothesis			$H_0: \mu_{\text{difference}} = 0$	
Alternative hypothesis			$H_1: \mu_{\text{difference}} \neq 0$	
T-Value	P-Value			
2,37	0,042			

Lampiran 29. *Output Model Regresi Time Series Data Arus Kas PT Taspen (Persero)*

Regression Equation

Arus Kas	=	0,2337 t + 12,99 M1 + 6,38 M2 + 8,97 M3 + 8,66 M4 + 10,31 M5 + 12,02 M6 + 13,78 M7 + 10,81 M8 + 10,92 M9 + 8,43 M10 + 7,78 M11 + 7,53 M12 - 2,43 V1 + 1,36 V2 - 7,99 V3 - 0,30 V4 + 3,85 V11 + 2,07 V21 - 4,35 V31 - 3,17 V41
----------	---	---

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
t	0,2337	0,0169	13,81	0,000	4,33
M1	12,99	2,17	5,98	0,000	1,22
M2	6,38	2,18	2,93	0,004	1,23
M3	8,97	2,19	4,10	0,000	1,24
M4	8,66	2,20	3,95	0,000	1,25
M5	10,31	2,22	4,64	0,000	1,28
M6	12,02	2,38	5,06	0,000	1,47
M7	13,78	2,64	5,21	0,000	1,81
M8	10,81	2,59	4,17	0,000	1,74
M9	10,92	2,40	4,56	0,000	1,49
M10	8,43	2,30	3,67	0,000	1,37
M11	7,78	2,25	3,46	0,001	1,31
M12	7,53	2,26	3,33	0,001	1,32
V1	-2,43	4,68	-0,52	0,606	1,14
V2	1,36	4,02	0,34	0,735	1,25
V3	-7,99	3,89	-2,06	0,042	1,17
V4	-0,30	4,77	-0,06	0,950	1,18
V11	3,85	4,67	0,82	0,411	1,13
V21	2,07	4,08	0,51	0,613	1,29
V31	-4,35	3,89	-1,12	0,266	1,18
V41	-3,17	4,71	-0,67	0,502	1,15

Lampiran 30. Output Model Exponential Smoothing Residual Hasil Regrsi Time Series Data Arus Kas PT Taspen (Persero)

ETS(A,N,N)						
Smoothing parameters:						
alpha = 0.4442						
Initial states:						
l = 0.8721						
sigma: 4.3933						
AIC	AICc	BIC				
829.3473	829.5781	837.3937				
Training set error measures:						
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	
Training set	0.03396794	4.352401	3.417586	-12.82884	180.1148	
	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95	
Jan 2017	2.50168	-3.128521	8.131881	-6.108969	11.11233	
Feb 2017	2.50168	-3.658998	8.662359	-6.920264	11.92362	
Mar 2017	2.50168	-4.147286	9.150646	-7.667036	12.67040	
Apr 2017	2.50168	-4.602090	9.605450	-8.362598	13.36596	
May 2017	2.50168	-5.029478	10.032838	-9.016232	14.01959	
Jun 2017	2.50168	-5.433881	10.437241	-9.634713	14.63807	
Jul 2017	2.50168	-5.818652	10.822012	-10.223169	15.22653	
Aug 2017	2.50168	-6.186399	11.189759	-10.785590	15.78895	
Sep 2017	2.50168	-6.539200	11.542560	-11.325152	16.32851	
Oct 2017	2.50168	-6.878741	11.882101	-11.844436	16.84780	
Nov 2017	2.50168	-7.206414	12.209775	-12.345569	17.34893	
Dec 2017	2.50168	-7.523383	12.526743	-12.830331	17.83369	
Jan 2018	2.50168	-7.830632	12.833993	-13.300228	18.30359	
Feb 2018	2.50168	-8.129005	13.132366	-13.756550	18.75991	
Mar 2018	2.50168	-8.419229	13.422590	-14.200410	19.20377	
Apr 2018	2.50168	-8.701938	13.705298	-14.632775	19.63614	
May 2018	2.50168	-8.977686	13.981047	-15.054496	20.05786	
Jun 2018	2.50168	-9.246964	14.250325	-15.466321	20.46968	
Jul 2018	2.50168	-9.510207	14.513568	-15.868916	20.87228	
Aug 2018	2.50168	-9.767804	14.771164	-16.262876	21.26624	
Sep 2018	2.50168	-10.020102	15.023462	-16.648733	21.65209	
Oct 2018	2.50168	-10.267416	15.270776	-17.026967	22.03033	
Nov 2018	2.50168	-10.510030	15.513391	-17.398014	22.40137	
Dec 2018	2.50168	-10.748203	15.751563	-17.762267	22.76563	

Lampiran 31. Syntax SAS untuk Model ARIMAX

```

data kas;
input y t M1 M2 M3 M4 M5 M6 M7 M8 M9 M10 M11 M12 v1 v2 v3
v4 v11 v21 v31 v41;
datalines;
12.048 1      1      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0
      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0
9.633  2      0      1      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0
      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0
11.267 3      0      0      0      1      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0
      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0
17.24754      0      0      0      0      1      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0
      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0
11.81435      0      0      0      0      0      1      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0
      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0
....    ....    ...    ...    ...    ...    ...    ...    ...    ...    ...    ...    ...    ...    ...    ...
.      109     1      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0
      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0
.      110     0      1      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0
      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0      0

```

Lampiran 31. Syntax SAS untuk Model ARIMAX (lanjutan)

```
.      112    0    0    0    1    0    0    0    0    0    0    0
      0      0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0
.      113    0    0    0    0    1    0    0    0    0    0    0
      0      0    0    0    0    0    0    0    0    1    0    0
.      114    0    0    0    0    0    1    0    0    0    0    0
      0      0    0    0    1    0    0    0    0    0    0    0
.      115    0    0    0    0    0    0    0    1    0    0    0
      0      0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0
.      116    0    0    0    0    0    0    0    0    1    0    0
      0      0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0
.      117    0    0    0    0    0    0    0    0    0    1    0
      0      0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0
.      118    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    1
      0      0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0
.      119    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0
      0      0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    1
.      120    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0
      1      0    0    0    0    0    0    0    0    0    0    0
;
```


Lampiran 31. *Syntax* SAS untuk Model ARIMAX (lanjutan)

```
proc arima data = kas;
identify var=y(0) crosscorr=(t M1 M2 M3 M4 M5 M6 M7 M8
M9 M10 M11 M12 v1 v2 v3 v4 v11 v21 v31 v41) nlag=48;
run;

estimate p=(0) q=(0) input=(t M1 M2 M3 M4 M5 M6 M7 M8
M9 M10 M11 M12 v1 v2 v3 v4 v11 v21 v31 v41) noconstant
method=cls;
forecast out = ramalan lead=12 printall;
run;

proc univariate data = ramalan normal;
var residual;
run;

proc export data=work.ramalan
outfile='D:/arimax1.xls'
dbms=excel
replace;
run;
```

Lampiran 32. Output ARIMAX*Conditional Least Square Estimation*

Parameter	Estimate	SE	t Value	p-value	Lag	Variable	Shift
AR1,1	0.36	0.11	3.47	0.0008	1	y	0
AR1,2	0.29	0.11	2.69	0.0086	2	y	0
NUM1	0.20	0.04	5.67	<0.0001	0	t	0
NUM2	14.09	2.47	5.72	<0.0001	0	M1	0
NUM3	7.81	2.50	3.13	0.0024	0	M2	0
NUM4	10.83	2.54	4.27	<0.0001	0	M3	0
NUM5	10.72	2.57	4.18	<0.0001	0	M4	0
NUM6	11.56	2.59	4.46	<0.0001	0	M5	0
NUM7	12.50	2.69	4.65	<0.0001	0	M6	0
NUM8	11.21	2.84	3.95	0.0002	0	M7	0
NUM9	9.65	2.80	3.45	0.0009	0	M8	0
NUM10	11.42	2.70	4.23	<0.0001	0	M9	0
NUM11	10.10	2.67	3.78	0.0003	0	M10	0
NUM12	9.00	2.63	3.42	0.0009	0	M11	0
NUM13	9.16	2.62	3.5	0.0007	0	M12	0
NUM14	-3.44	3.09	-1.11	0.2693	0	v1	0
NUM15	4.01	2.64	1.52	0.1329	0	v2	0
NUM16	-3.67	2.50	-1.47	0.1461	0	v3	0
NUM17	-0.34	4.44	-0.08	0.9385	0	v4	0
NUM18	2.10	3.09	0.68	0.4975	0	v11	0
NUM19	5.33	2.70	1.97	0.0522	0	v21	0
NUM20	-0.39	2.50	-0.16	0.8769	0	v31	0
NUM21	-2.04	4.40	-0.46	0.6437	0	v41	0

Lampiran 32. Output ARIMAX (lanjutan)

Autocorrelation Check of Residuals				
To Lag	Chi- Square	DF	Pr > ChiSq	
6	1.83	4	0.7663	
12	4.23	10	0.9365	
18	7.24	16	0.9684	
24	14.82	22	0.8697	
30	21.13	28	0.8198	
36	31.68	34	0.5818	
42	35.64	40	0.6669	
48	42.77	46	0.6083	
Tests for Normality				
Test	--Statistic--		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W 0.978329		Pr < W	0.0750
Kolmogorov-Smirnov	D 0.10518		Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq 0.17226		Pr > W-Sq	0.0125
Anderson-Darling	A-Sq 0.920471		Pr > A-Sq	0.0200

Lampiran 33. *Output Exponential Smoothing* pada Data Terapan

ETS(A,N,N)						
Smoothing parameters:						
alpha = 0.4156						
Initial states:						
l = 11.7635						
sigma: 4.8891						
AIC AICc BIC						
852.4465 852.6773 860.4929						
Training set error measures:						
ME RMSE MAE MPE MAPE						
Training set 0.5359049 4.843649 3.515927 -1.478225 16.52316						
	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95	
Jan 2017	35.81488	29.54921	42.08055	26.23236	45.39740	
Feb 2017	35.81488	29.02974	42.60002	25.43791	46.19185	
Mar 2017	35.81488	28.54732	43.08245	24.70010	46.92966	
Apr 2017	35.81488	28.09498	43.53479	24.00830	47.62146	
May 2017	35.81488	27.66771	43.96205	23.35486	48.27490	
Jun 2017	35.81488	27.26177	44.36800	22.73402	48.89574	
Jul 2017	35.81488	26.87423	44.75553	22.14134	49.48843	
Aug 2017	35.81488	26.50281	45.12695	21.57330	50.05646	
Sep 2017	35.81488	26.14565	45.48411	21.02706	50.60270	
Oct 2017	35.81488	25.80122	45.82855	20.50030	51.12946	
Nov 2017	35.81488	25.46824	46.16152	19.99106	51.63870	
Dec 2017	35.81488	25.14566	46.48411	19.49771	52.13205	

Lampiran 34. Syntax Exponential Smoothing

```
library(tseries)
library(timeSeries)
library(forecast)

data=read.table("C:/Users/Toshiba/Desktop/Buku 2 - 18 Juli
2018/ilustrasikecil.txt",header=T)
head(data)

A <- ts(data$Additive, start=c(2001,1), end=c(2002,12)
,frequency=12)
head(A)
fitA <- ets(A, model="AAA", damped=FALSE)
summary(fitA)
plot(forecast(fitA))
forecast(fitA)

M <- ts(data$Multiplicative, start=c(2001,1), end=c(2002,12)
,frequency=12)
head(M)
fitM <- ets(M, model="MAM", damped=FALSE)
summary(fitM)
plot(forecast(fitM))
forecast(fitM)
```

Lampiran 35. Surat Keterangan Pengambilan Data



PT. TASPEN (PERSERO)
KANTOR CABANG UTAMA SURABAYA
 Jl. Raya Diponegoro 193 Surabaya 60421
 Telp. Hunting (031) 5676356 Fax. (031) 5671029

SURAT KETERANGAN

Nomor : KET-08/CU.05.3/062018

Yang bertanda tangan di bawah ini menerangkan bahwa :

1. Mahasiswa Statistika FMKSD-ITS dengan identitas berikut :

N a m a	: Izzan Rasyadi
N R P	: 0621144000042 (1314 100 042)
Program Studi	: Sarjana (S1)
Departemen	: Statistika FMKSD

Telah mengambil data di Instansi kami pada Bidang Keuangan Seksi Kas dan Verifikasi SPJ untuk keperluan Tugas Akhir.

2. Tidak keberatan nama Instansi dicantumkan dalam Tugas Akhir mahasiswa Statistika yang akan disimpan di Perpustakaan ITS dan dibaca di lingkungan ITS.
3. Tidak keberatan bahwa hasil analisis data dari Instansi dipublikasikan dalam E-Journal ITS yaitu Journal Sains dan Seni ITS.

Surabaya, 28 Juni 2018
 PT. TASPEN (PERSERO)
 Wakil Kepala Kantor Cabang Utama


TAMSIK
 NIK. 198819651546

BIODATA PENULIS



Penulis bernama Izzan Rasyadi lahir di Bontang, 18 Mei 1996. Penulis adalah anak ketiga dari tiga bersaudara oleh pasangan Suami Istri Tjahyono dan Siti Purwati. Pendidikan yang telah diselesaikan penulis adalah pendidikan di TK Vidatra, SD Vidatra (2002-2008), SMP Vidatra (2008-20011), dan SMA Negeri 3 Kota Madiun (2011-2014). Setelah lulus dari SMA penulis diterima di Jurusan Statistika ITS melalui jalur SNMPTN dengan NRP 1314100042/06211440000042. Organisasi kampus yang pernah diikuti yaitu sebagai Staff Departemen Media Informasi HIMASTA-ITS periode 2015-2016 dan Ketua Divisi Pers HIMASTA-ITS periode 2016-2017 serta staff Kementerian Komunikasi dan Informasi BEM ITS periode 2015-2016. Selain itu, penulis juga aktif mengikuti kepanitiaan seperti Pekan Raya Statistika yang diadakan oleh Departemen Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember sebagai wakil ketua eskternal, dan juga staff ahli untuk divisi acara pada ITS EXPO 2015. Pengalaman tersebut memberikan pelajaran bagi penulis untuk mengetahui bagaimana kondisi dunia pekerjaan yang sebenarnya baik di perusahaan maupun di bidang akademik. Segala kritik dan saran akan diterima oleh penulis untuk perbaikan kedepannya. Jika ada keperluan atau ingin berdiskusi dengan penulis dapat dihubungi melalui email rasyadi.izzan@gmail.com.

