



**ANALISIS PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG  
KEBERANGKATAN INTERNASIONAL DI BANDARA  
SOEKARNO-HATTA TAHUN 2016 MENGGUNAKAN  
METODE SARIMA DAN HOLT-WINTER**

Tugas Akhir  
disusun sebagai salah satu syarat  
untuk memperoleh gelar Ahli Madya  
Program Studi Statistika Terapan dan Komputasi

**UNNES**  
oleh  
Risma  
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

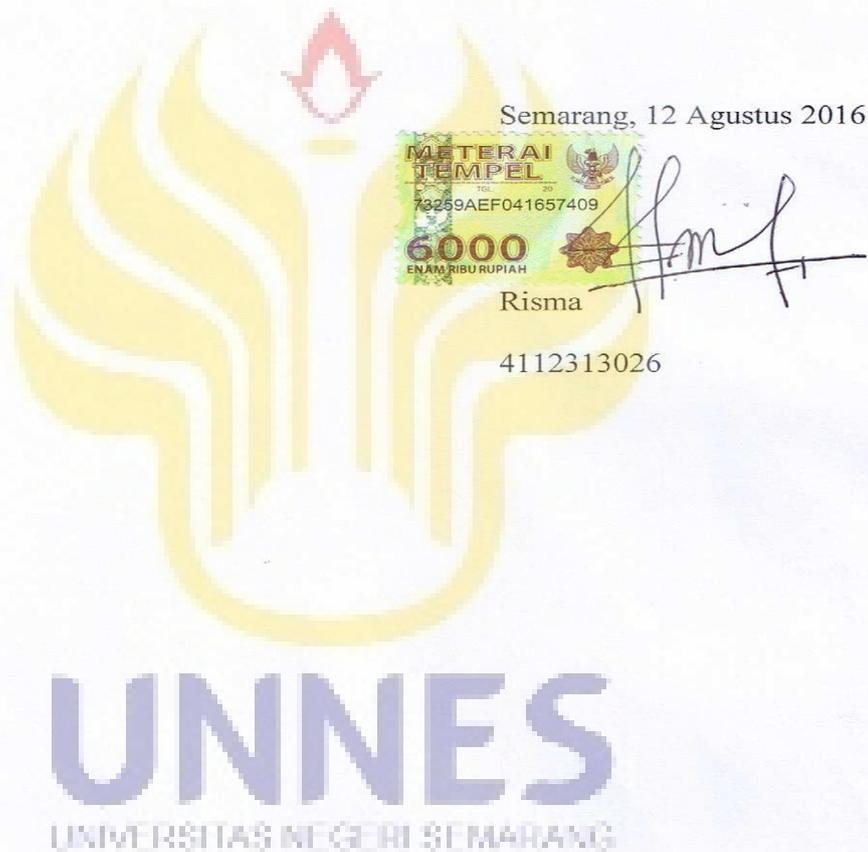
4112313026

**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG**

**2016**

## PERNYATAAN

Saya menyatakan bahwa Tugas Akhir ini benar-benar hasil karya saya sendiri, tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis dirujuk berdasarkan kode etik ilmiah, apabila di kemudian hari terdapat plagiat dalam Tugas Akhir ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai ketentuan peraturan perundang-undangan.





**UNNES**

UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

## MOTTO DANA PERSEMBAHAN

### MOTTO

*“Sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan. Maka apabila engkau telah selesai (dari sesuatu urusan), tetaplah bekerja keras (untuk urusan yang lain). Dan hanya kepada tuhan mulah engkau berharap”. (Q.S Al-Insyirah 6-8)*

### PERSEMBAHAN

1. Untuk Bapak, Mama yang telah mencintai, mendoakan, dan sudah memberikan segalanya untuk penulis.
2. Untuk Adikku Bagus Prakoso terimakasih untuk canda tawanya yang tulus.
3. Teman-teman STATERKOM 2013 yang sudah berusaha bareng mengerjakan TA.
4. Mbak-mbak kost “tak bernama” yang sama-sama sedang berjuang bareng.
5. Untuk semuanya yang telah memberikan kesan dalam hidup penulis.

## KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT yang telah memberikan rahmatnya, serta shalawat serta salam selalu tercurah pada Nabi Muhammad SAW. Dengan penuh syukur, penulis dapat menyusun Tugas Akhir dengan judul “Analisis Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan Internasional di Bandara Soekarno-Hatta Tahun 2016 Menggunakan Metode SARIMA dan Holt-Winter”.

Penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini banyak mendapatkan bantuan dan dorongan dari berbagai pihak. Pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan banyak terima kasih kepada:

1. Pof. Dr. Fathur Rohman, M.Hum., selaku Rektor Universitas Negeri Semarang.
2. Prof. Dr. Zaenuri S.E, M.Si,Akt selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang.
3. Drs. Arief Agoestanto, M.Si., selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Univesitas Negeri Semarang.
4. Dr. Wardono M.Si., selaku Ketua Prodi Statistika Terapan dan Komputasi Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang.
5. Moch. Aziz Muslis S.kom., M.kom., Selaku Dosen Wali

6. Drs. Sugiman M.Si., selaku dosen pembimbing I yang selalu membimbing penulis dan membantu dalam memecahkan masalah dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
7. Putriaji Hendikawati S.Si., M.Pd., M.Sc., selaku dosen pembimbing II yang selalu membimbing penulis dan membantu dalam memecahkan masalah dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
8. Dosen jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang yang telah membekali penulis ilmu dalam penyusunan Tugas Akhir ini.
9. Keluarga tercinta khususnya Bapak Kholidin, Ibu Roidah, dan Bagus Prakoso yang telah memberikan kasih sayang, nasihat, doa, motivasi, dan dukungan moril maupun materi.
10. Teman-teman kost yang tak bernama di kawasan gang buntu.
11. Teman-teman seperjuangan STATERKOM 2013.
12. Semua pihak yang telah membantu penulis dalam penyusunan Tugas Akhir.

Semoga bantuan yang telah diberikan mendapatkan balasan yang setimpal dari Tuhan Yang Maha Esa serta mendapatkan kebahagiaan baik di dunia maupun di akhirat.

Akhir kata penulis berharap semoga Tugas Akhir ini dapat berguna dan bermanfaat bagi penulis khususnya dan pembaca pada umumnya.

Semarang, Agustus 2016

Penulis

## ABSTRAK

Risma. 2016. *Analisis Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan Internasional di Bandara Soekarno-Hatta Tahun 2016 Menggunakan Metode SARIMA dan Holt-Winter*. Tugas Akhir. Program Studi Statistika Terapan dan Komputasi, Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Semarang. Pembimbing Utama Drs. Sugiman M.Si. dan Pembimbing Pendamping Putriaji Hendikawati S.Si., M.Pd., M.Sc.

Kata kunci: Peramalan, *Root Mean Squared Error*, SARIMA, Holt-Winter, *Software EViews*

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui model peramalan jumlah penumpang keberangkatan internasional di Bandara Soekarno-Hatta menggunakan metode SARIMA dan Holt-Winter serta mengetahui hasil peramalan dari metode yang terbaik.

Metode yang digunakan adalah dokumentasi dan studi pustaka yakni dengan membaca beberapa artikel dan melihat referensi dari web. Data yang digunakan adalah data jumlah keberangkatan internasional di Bandara Soekarno-Hatta tahun 2016 dari Bulan Januari 2007 sampai Bulan Desember 2015 menggunakan metode SARIMA dan Holt-Winter berbantu *Software EViews*. Perhitungan dilakukan dengan membandingkan nilai terkecil *Root Mean Squared Error* (RMSE) dari kedua metode tersebut agar dapat mengetahui metode mana yang paling baik untuk menghitung peramalan jumlah keberangkatan internasional di Bandara Soekarno-Hatta tahun 2016.

Hasil dari data yang dianalisis dengan metode SARIMA diperoleh model terbaik yaitu  $(2,1,0)(1,1,0)^{12}$  dengan nilai RMSE sebesar 123184,4 dan dengan metode Holt-Winter didapat model terbaik yaitu metode Holt-Winter *Multiplicative* menghasilkan  $\alpha = 0,45$ ,  $\beta = 0,00$  dan  $\gamma = 0,00$  dengan nilai RMSE sebesar 29444,64, dari kedua metode tersebut diperoleh metode terbaik untuk peramalan jumlah keberangkatan internasional di Bandara Soekarno-Hatta tahun 2016 yaitu metode Holt-Winter *Multiplicative*.

Hasil peramalan jumlah keberangkatan internasional di Bandara Soekarno-Hatta tahun 2016 dengan menggunakan metode terbaik yaitu Holt-Winter *Multiplicative* menghasilkan peramalan dengan jumlah penumpang pada Bulan Januari 2016 yaitu 495343 orang sampai dengan pada Bulan Desember 2016 yaitu 645171 orang.

## DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL.....	i
HALAMAN PERNYATAAN .....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
MOTTO DAN PERSEMBAHAN .....	iv
KATA PENGANTAR .....	v
ABSTRAK .....	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR TABEL.....	xi
DAFTAR GAMBAR .....	xiii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xiv
BAB I PENDAHULUAN .....	1
1.1. Latar Belakang .....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	4
1.3. Pembatasan Masalah.....	5
1.4. Tujuan Penelitian .....	5
1.5. Manfaat Penelitian.....	6
1.6. Sistematika Penulisan Laporan .....	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	9
2.1. Peramalan.....	9
2.2. Stasioneritas .....	9
2.2.1. <i>Differencing</i> .....	10
2.2.2. Transformasi Data.....	11

2.3. Pemilihan Model Peramalan Terbaik.....	12
2.4. Ketetapan Model Peramalan.....	13
2.5. SARIMA.....	15
2.5.1. Metode SARIMA.....	16
2.5.1.1. Model <i>Autoregressive</i> (AR) Musiman.....	16
2.5.1.2. Model <i>Moving Average</i> (MA) Musiman.....	17
2.5.1.3. Model SARMA.....	18
2.5.1.4. Model SARIMA (p,d,q)(P,D,Q) <sup>L</sup> .....	18
2.5.2. Langkah – Langkah Peramalan SARIMA.....	19
2.5.3. Metode Pemulusan ( <i>Smoothing</i> ).....	24
2.5.3.1. Metode Pemulusan Eksponensial <i>Triple</i> (Holt-Winter).....	25
2.5.3.2. Langkah – langkah Metode Holt-Winter.....	27
2.6. <i>Software</i> Eviews 8.0.....	28
2.6.1. Tampilan Awal Program.....	29
<b>BAB III METODE PENELITIAN.....</b>	<b>30</b>
3.1. Variabel Penelitian.....	30
3.2. Metode Pengumpulan Data.....	30
3.3. Metode Analisis Data.....	31
3.3.1. Metode SARIMA.....	31
3.3.2. Metode Holt-Winter.....	33
3.4. Penyusunan Laporan dan Kesimpulan.....	34
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....</b>	<b>35</b>
4.1. Analisis Data dengan Metode ARIMA.....	35
4.1.1. Identifikasi Data.....	35
4.1.2. Identifikasi Model.....	39

4.1.3. Estimasi Model .....	39
4.1.3.1. Model 1: ARIMA (2,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup> .....	40
4.1.3.2. Model 2: ARIMA (2,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	41
4.1.3.3. Model 3: ARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup> .....	42
4.1.3.4. Model 4: ARIMA (1,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup> .....	43
4.1.3.5. Model 5: ARIMA (1,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	44
4.1.3.6. Model 6: ARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	44
4.1.4. Uji Asumsi Residual ( <i>Diagnostic Checking</i> ) .....	45
4.1.4.1. Model 1: ARIMA (2,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup> .....	45
4.1.4.2. Model 2: ARIMA (2,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	48
4.1.4.3. Model 3: ARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup> .....	51
4.1.4.4. Model 4: ARIMA (1,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup> .....	54
4.1.4.5. Model 5: ARIMA (1,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	59
4.1.4.6. Model 6: ARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	61
4.1.5. Pemilihan Model Terbaik.....	64
4.1.6. Peramalan.....	66
4.2. Analisis Data dengan Metode Holt-Winter.....	67
4.2.1. Metode Holt-Winter <i>Additive</i> .....	68
4.2.2. Metode Holt-Winter <i>Multiplicative</i> .....	68
4.3. Perbandingan Pemilihan Metode <i>Forecasting</i> .....	69
4.4. Hasil Ramalan dengan Metode Terbaik .....	69
BAB V PENUTUP.....	71
5.1. Simpulan.....	71
5.2. Saran.....	72
DAFTAR PUSTAKA .....	73
LAMPIRAN.....	74

## DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1. Persyaratan Stasioneritas untuk Koefisien AR .....	10
Tabel 2.2. Nilai Lamda dan Transformasi .....	12
Tabel 4.1. Perbandingan Nilai Berdasarkan Model .....	64
Tabel 4.2. Perbandingan Model Berdasarkan Asumsi .....	64
Tabel 4.3. Nilai MSE dari ARIMA dan Holt-Winter .....	69
Tabel 4.4. Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan Internasional di Bandara Soekarno-Hatta Tahun 2016.....	70



## DAFTAR GAMBAR

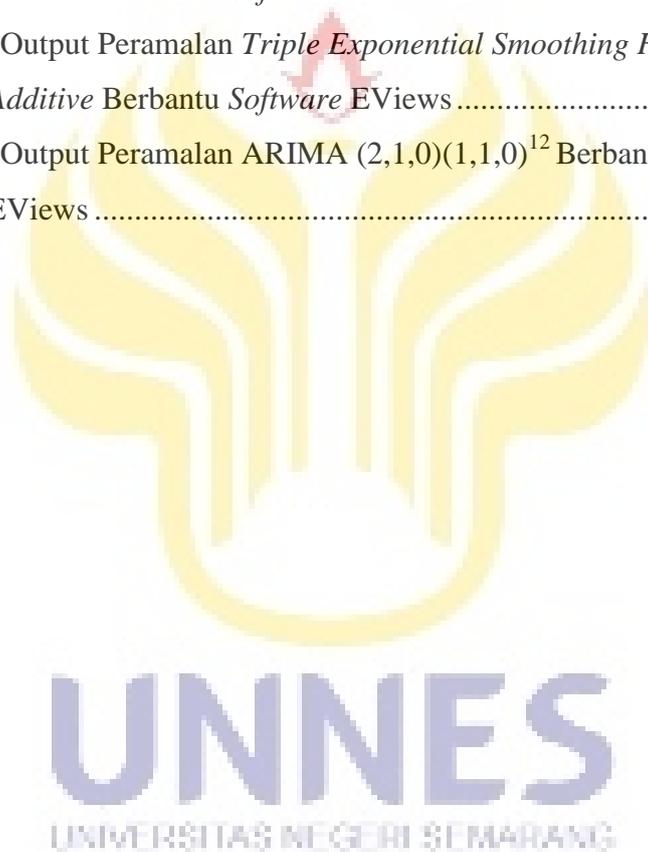
	Halaman
Gambar 2.1. Tampilan Awal Program .....	29
Gambar 4.1. Grafik Data Keberangkatan Internasional.....	36
Gambar 4.2. <i>Correlogram</i> Data Keberangkatan Tanpa <i>Differencing</i> .....	36
Gambar 4.3. Gambar Uji Akar Unit Tanpa <i>Differencing</i> .....	37
Gambar 4.4. Gambar Uji Akar Unit dengan Satu Kali <i>Differencing</i> Musiman dan Non Musiman.....	38
Gambar 4.5. Estimasi Model ARIMA (2,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup> .....	40
Gambar 4.6. Estimasi Model ARIMA (2,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	41
Gambar 4.7. Estimasi Model ARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup> .....	42
Gambar 4.8. Estimasi Model ARIMA (1,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup> .....	43
Gambar 4.9. Estimasi Model ARIMA (1,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	44
Gambar 4.10. Estimasi Model ARIMA (0,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup> .....	44
Gambar 4.11. <i>Correlogram-Q-Statistic</i> ARIMA (2,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup> .....	46
Gambar 4.12. <i>Correlogram Squared Residuals</i> ARIMA (2,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup> .....	47
Gambar 4.13. <i>Histogram-Nomrality Test</i> ARIMA (2,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup> .....	48
Gambar 4.14. <i>Correlogram-Q-Statistic</i> ARIMA (2,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	49
Gambar 4.15. <i>Correlogram Squared Residuals</i> ARIMA (2,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	50
Gambar 4.16. <i>Histogram-Nomrality Test</i> ARIMA (2,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	51
Gambar 4.17. <i>Correlogram-Q-Statistic</i> ARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup> .....	52
Gambar 4.18. <i>Correlogram Squared Residuals</i> ARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup> .....	53
Gambar 4.19. <i>Histogram-Nomrality Test</i> ARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sup>12</sup> .....	54
Gambar 4.20. <i>Correlogram-Q-Statistic</i> ARIMA (1,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup> .....	55
Gambar 4.21. <i>Correlogram Squared Residuals</i> ARIMA (1,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup> .....	56

Gambar 4.22. <i>Histogram-Nomrality Test</i> ARIMA (1,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup> .....	57
Gambar 4.23. <i>Correlogram-Q-Statistic</i> ARIMA (1,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	58
Gambar 4.24. <i>Correlogram Squared Residuals</i> ARIMA (1,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	59
Gambar 4.25. <i>Histogram-Nomrality Test</i> ARIMA (1,1,0)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	60
Gambar 4.26. <i>Correlogram-Q-Statistic</i> ARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	61
Gambar 4.27. <i>Correlogram Squared Residuals</i> ARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	62
Gambar 4.28. <i>Histogram-Nomrality Test</i> ARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	63
Gambar 4.26. <i>Correlogram-Q-Statistic</i> ARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	61
Gambar 4.27. <i>Correlogram Squared Residuals</i> ARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	62
Gambar 4.28. <i>Histogram-Nomrality Test</i> ARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sup>12</sup> .....	63
Gambar 4.29. Peramalan Model ARIMA (2,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup> .....	67
Gambar 4.30. Output Analisis Triple Exponential Smoothing (Holt-Winter) Additive .....	68
Gambar 4.31. Output Analisis Triple Exponential Smoothing (Holt-Winter) <i>Multiplicative</i> .....	68



## DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. Data Jumlah Penumpang Keberangkatan Internasional di Bandara Soekarno-Hatta Tahun 2005-2017 .....	75
Lampiran 2. Output Peramalan <i>Triple Exponential Smoothing Holt-Winter</i> <i>Additive</i> Berbantu <i>Software EViews</i> .....	77
Lampiran 3. Output Peramalan <i>Triple Exponential Smoothing Holt-Winter</i> <i>Additive</i> Berbantu <i>Software EViews</i> .....	79
Lampiran 4. Output Peramalan ARIMA (2,1,0)(1,1,0) <sup>12</sup> Berbantu <i>Software</i> <i>EViews</i> .....	81



# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Pada era globalisasi ini manusia sangat tergantung dengan sesuatu yang instant dan cepat terutama dalam hal transportasi, pesawat udara merupakan salah satu dari sekian banyak transportasi yang memiliki kecepatan. Manusia sekarang ini tidak hanya berdiam diri di suatu tempat, mereka melakukan perjalanan ke suatu negara untuk bisnis maupun hanya untuk berwisata. Dengan pesawat udara manusia dapat melakukan perjalanan dengan cepat tanpa ada macet dan dapat menempuh waktu yang singkat dengan jarak yang jauh.

Bandara internasional Soekarno-Hatta adalah pintu masuk dan keluarnya banyak masyarakat dan turis yang datang atau pergi dari Indonesia sehingga akan banyak para penumpang yang melakukan perjalanan melalui bandara internasional Soekarno-Hatta. Maka dari itu peramalan sangatlah penting untuk memprediksi banyaknya penumpang di masa yang akan datang sehingga pihak bandara mampu untuk memberikan fasilitas- fasilitas yang memadai.

Jumlah penumpang merupakan salah satu data yang mempunyai pola yang berulang setiap tahunnya sehingga dapat diramalkan dengan menggunakan metode musiman. Sering terjadi selang waktu (*time lag*) antara kesadaran akan peristiwa atau kebutuhan mendatang dengan peristiwa itu sendiri. Adanya waktu tenggang (*lead time*) ini merupakan alasan utama bagi

perencanaan dan peramalan (Makridakis 1999:14). Menurut Subagyo (1986:1) *Foccasting* adalah peramalan (perkiraan) mengenai sesuatu yang belum terjadi. Peramalan merupakan studi terhadap data historis untuk menemukan hubungan, kecenderungan dan pola data yang sistematis (Makridakis, 1999:14).

Menurut Makridakis (1995:8) ada dua metode yang dikenal untuk menganalisis peramalan yaitu metode kuantitatif dan metode kualitatif atau teknologis. Metode kuantitatif dapat dibagi kedalam deret berkala (*time series*) dan metode kausal, metode kualitatif atau teknologis dapat dibagi menjadi metode eksploratoris dan normatif. Metode peramalan *Moving Average*, *Exponential Smoothing*, dan *Box-Jenkins (ARIMA)* merupakan metode ramalan deret berkala (*time series*). Jumlah penumpang merupakan data musiman sehingga dapat diramalkan menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)* dan menggunakan Pemulusan Ekspensial *Triple (Holt-Winter)*.

Penelitian tentang model *Exponential Smoothing* Holt-Winter dan model SARIMA pernah dilakukan sebelumnya oleh Lisnawati (2012). Pada penelitian tersebut, Lisnawati memprediksi tingkat hunian hotel dengan menggunakan metode *Exponential Smoothing* Holt-Winter dan metode SARIMA. Data lain yang bisa digunakan dengan metode *Exponential Smoothing* Holt-Winter dan metode SARIMA adalah dengan menggunakan data curah hujan, kunjungan wisata, penumpang KA dan data lain yang mempunyai pola musiman.

Model Holt-Winter mengatasi permasalahan yang di dalamnya terdapat *trend* dan musiman, model Winter didasarkan pada tiga persamaan yaitu persamaan untuk stasioner, persamaan untuk *trend* dan persamaan untuk musiman. Salah satu masalah atau kendala dalam menggunakan model Winter adalah menentukan nilai-nilai untuk  $\alpha$ ,  $\gamma$ , dan  $\delta$  yang akan meminimumkan *Mean Square Deviation (MSD)*, pendekatan yang dilakukan untuk menentukan nilai-nilai tersebut biasanya secara coba-coba (*trial and error*).

Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)*, yang dikembangkan oleh Box dan Jenkins merupakan model yang paling populer dan telah banyak dipakai sebagai acuan dalam berbagai studi perbandingan tentang peramalan. Dalam model ini, pola musiman dalam satu periode berulang dalam periode berikutnya hanya satu pertubasi acak tambahan.

Mencari nilai ramalan tidak hanya dengan menghitung secara manual tetapi juga bisa menggunakan aplikasi atau program. Bisa menggunakan *Microsoft Excell*, SPSS, SAS, Minitab, R dan EViews dalam penulisan laporan ini akan menggunakan aplikasi EViews. EViews merupakan sebuah sistem *software* yang digunakan untuk analisis data, regresi dan *forecasting* (peramalan) dan beroperasi pada sistem operasi Microsoft Windows. Menurut Rosadi (2012:1) EViews memberikan kemudahan dalam melakukan analisis ekonometrika, peramalan dan simulai dengan *Graphical User Interface (GUI)* yang *user-friendly*.

Dengan diadakannya peramalan jumlah penumpang keberangkatan internasional tersebut diharapkan akan membantu untuk menanggulangi semua dampak negatif yang akan terjadi nantinya, dengan mengidentifikasi model yang dapat digunakan untuk meramalkan nilai pada waktu yang akan datang sehingga *error*-nya menjadi seminimal mungkin.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas maka dapat dirumuskan masalah sebagai berikut.

1. Bagaimana model yang tepat untuk peramalan jumlah penumpang keberangkatan internasional di Bandara Soekarno-Hatta tahun 2016 dengan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) menggunakan *software* EViews?
2. Bagaimana model yang tepat untuk peramalan jumlah penumpang keberangkatan internasional di Bandara Soekarno-Hatta tahun 2016 dengan metode Pemulusan Eksponensial *Triple* (Holt-Winter) menggunakan *software* EViews?
3. Metode manakah yang paling baik digunakan untuk meramalkan jumlah penumpang keberangkatan internasional di Bandara Soekarno-Hatta tahun 2016 dilihat menggunakan *software* EViews?
4. Bagaimana hasil peramalan jumlah penumpang keberangkatan internasional di Bandara Soekarno-Hatta tahun 2016 dengan menggunakan model peramalan terbaik?

### 1.3 Pembatasan Masalah

Pada penulisan ini, penulis membatasi penelitian ini menggunakan metode Analisis Runtun Waktu yaitu *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dan metode Pemulusan Eksponensial yaitu Pemulusan Eksponensial *Triple* (Holt-Winter) yang digunakan untuk meramalkan jumlah penumpang keberangkatan internasional di Bandara Soekarno-Hatta tahun 2016 berbantu *software* EViews.

### 1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai penulis melalui penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Untuk mengetahui model yang tepat dalam peramalan jumlah penumpang keberangkatan internasional di Bandara Soekarno-Hatta tahun 2016 dengan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) menggunakan *software* EViews.
2. Untuk mengetahui model yang tepat dalam peramalan jumlah penumpang keberangkatan internasional di Bandara Soekarno-Hatta tahun 2016 dengan metode Pemulusan Eksponensial *Triple* (Holt-Winter) menggunakan *software* EViews.
3. Untuk mengetahui metode manakah yang paling baik digunakan untuk meramalkan jumlah penumpang keberangkatan internasional di Bandara Soekarno-Hatta tahun 2016 dengan dilakukan perbandingan menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving*

*Average* (SARIMA) dan Pemulusan Eksponensial *Triple* (Holt-Winter).

4. Untuk mengetahui hasil peramalan jumlah penumpang keberangkatan internasional di Bandara Soekarno-Hatta tahun 2016 dengan menggunakan model peramalan terbaik.

## 1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagi Mahasiswa
  - a. Mengaplikasikan ilmu yang telah didapat dibangku perkuliahan sehingga menunjang persiapan untuk terjun ke dunia kerja.
  - b. Menambah wawasan yang lebih luas tentang metode peramalan terutama tentang metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dan metode Pemulusan Eksponensial *Triple* (Holt-Winter) serta *software* EViews.
2. Bagi Jurusan Matematika
  - a. Dapat dijadikan sebagai bahan studi kasus tentang peramalan menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) dan metode Pemulusan Eksponensial *Triple* (Holt-Winter) serta *software* EViews bagi pembaca dan acuan bagi mahasiswa.
  - b. Sebagai bahan referensi bagi pihak perpustakaan dan bahan bacaan yang dapat menambah ilmu pengetahuan tentang peramalan bagi pembaca.

### 3. Bagi Instansi

Dapat dijadikan sebagai bahan masukan untuk meningkatkan pelayanan statistik dan mendukung kegiatan penelitian dalam analisis datanya dengan menggunakan EViews sehingga mempermudah untuk melakukan analisis data hasil penelitian di lapangan.

## 1.6 Sistematika Penulisan

Untuk mengetahui apa saja yang terkandung dalam penulisan tugas akhir ini, maka penulis membuat sistematika penulisan. Secara garis besar sistematika penulisan tugas akhir ini dibagi menjadi tiga bagian yaitu :

### 1. Bagian Awal

Bagian ini terdiri atas halaman judul, pernyataan keaslian tulisan, halaman pengesahan, persembahan, motto, prakata, abstrak, daftar isi, daftar tabel, daftar gambar, dan daftar lampiran.

### 2. Bagian Isi

Bagian ini merupakan bagian laporan penelitian yang terdiri atas bagian pendahuluan, tinjauan pustaka, metode penelitian, hasil dan pembahasan, dan penutup yang disusun menjadi 5 bab dengan rincian sebagai berikut.

BAB I : Pendahuluan berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, pembatasan masalah, dan sistematika penulisan tugas akhir.

BAB II : Landasan teori berisi tentang materi yang berkaitan dengan penelitian.

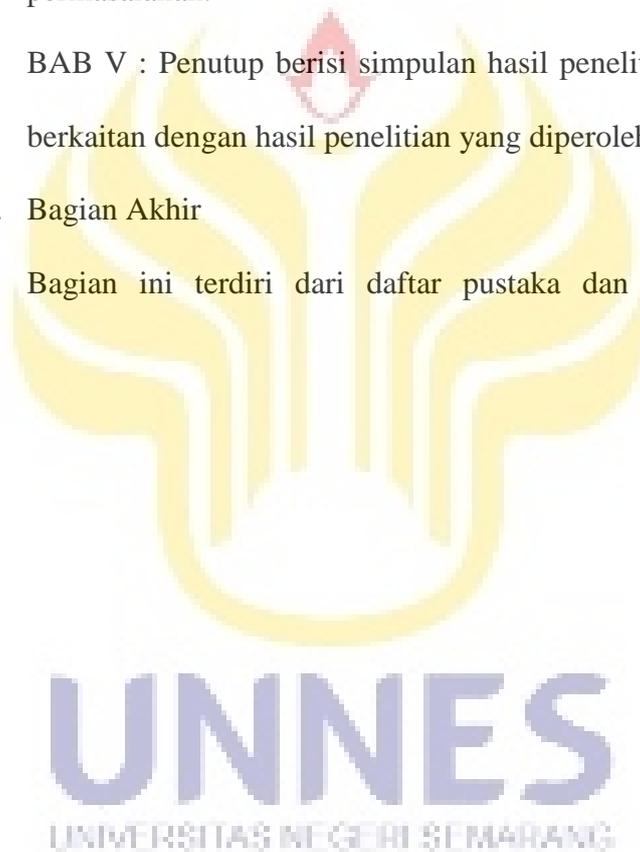
BAB III : Metode penelitian berisi sumber data, variabel penelitian, metode analisis data, dan penarikan kesimpulan.

BAB IV : Hasil penelitian dan pembahasan sebagai jawaban dari permasalahan.

BAB V : Penutup berisi simpulan hasil penelitian dan saran yang berkaitan dengan hasil penelitian yang diperoleh.

3. Bagian Akhir

Bagian ini terdiri dari daftar pustaka dan lampiran-lampiran.



## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Peramalan

*Forecasting* adalah peramalan (perkiraan) mengenai sesuatu yang belum terjadi. Dalam ilmu pengetahuan sosial segala sesuatu itu serba tidak pasti, lain halnya dengan ilmu-ilmu eksakta. Jumlah penduduk, pendapatan perkapita, volume penjualan perusahaan, konsumsi dan sebagainya itu selalu berubah-ubah, dan perubahan ini dipengaruhi oleh faktor-faktor yang sangat kompleks. Oleh karena itu perubahan hal-hal tersebut di atas sukar untuk ditentukan sebelumnya secara pasti, dalam hal ini perlu di adakan *forecast*.

Telah disebutkan bahwa hal-hal dalam ilmu sosial serba tidak pasti, sukar diperkirakan secara tepat. Di dalam *forecast* selalu bertujuan agar peramalan yang dibuat bisa meminimalkan pengaruh ketidakpastian ini terhadap hasil peramalan. Dengan kata lain *forecast* bertujuan untuk mendapatkan *forecast* yang bisa meminimumkan kesalahan meramal, (*forecast error*) yang biasanya diukur dengan *mean squared error*, *mean absolute error*, dan sebagainya (Subagyo,1986:1).

#### 2.2 Stasioneritas

Stasioneritas mengandung arti bahwa koefisien AR harus memenuhi beberapa kondisi, seperti tercantum pada tabel 2.1. pada tahap estimasi, harus

diperiksa terlebih dahulu apakah koefisien estimasi AR telah memenuhi kondisi stasioneritas yang disyaratkan.

Tabel 2.1. Persyaratan Stasioneritas Untuk Koefisien AR

Type Model	Persyaratan Stasioneritas
ARMA(0,q)	Selalu stasioner
AR (1) atau ARMA(1,q)	$ \phi_1  < 1$
AR (2) atau ARMA(2,q)	$ \phi_2  < 1$ $\phi_1 + \phi_2 < 1$ $\phi_1 - \phi_2 < 1$

Jika  $p = 0$ , artinya model yang dimiliki adalah MA murni atau sebuah proses *white noise*. Semua model MA murni atau *white noise* adalah stasioner, sehingga tidak perlu diperiksa persyaratan stasioneritasnya.

Dalam praktik untuk membangun sebuah model ARIMA, terdapat tiga cara untuk mengecek terpenuhinya persyaratan stasioneritas data, yaitu:

1. Menggunakan plot data asli secara visual untuk melihat apakah terjadi perubahan mean dan variansi data terhadap waktu.
2. Mengestimasi fungsi autokorelasi dan menggunakan grafik fungsi autokorelasi untuk melihat apakah koefisien autokorelasi estimasi turun dengan cepat menuju nol. Jika fak turun menuju nol dengan lambat, perlu dicurigai adanya mean yang tidak stasioner dan perlu dilakukan *differencing* pada data pengamatan.
3. Memeriksa hasil koefisien AR estimasi untuk melihat apakah modelnya telah memenuhi syarat stasioneritas.

### 2.2.1 Differencing

*Differencing* merupakan suatu bentuk transformasi untuk menstasionerkan data runtun waktu yang tidak stasioner dalam mean. Data

runtun waktu yang distasionerkan dengan proses *differencing* yang sesuai memiliki mean yang mendekati nol.

Untuk melakukan *differencing* terhadap sebuah data runtun waktu, didefinisikan sebuah variabel baru  $w_t$  yang merupakan deretan besarnya perubahan pada runtun waktu  $Z_t$ , yakni

$$w_t = Z_t - Z_{t-1}, \quad t = 2, 3, \dots, n$$

Runtun waktu  $w_t$  disebut *differencing* pertama dari  $Z_t$ . Jika *differencing* pertama tidak menghasilkan runtun waktu yang memiliki mean konstan, maka didefinisikan kembali  $w_t$  sebagai *differencing* pertama dari *differencing* pertama.

$$w_t = (Z_t - Z_{t-1}) - (Z_{t-1} - Z_{t-2}) \quad t = 3, 4, \dots, n$$

Sekarang  $w_t$  disebut *differencing* kedua dari  $Z_t$  karena merupakan hasil *differencing* kedua dari  $Z_t$ . Umumnya, *differencing* pertama sudah cukup untuk memperoleh mean yang stasioner.

### 2.2.2 Transformasi Data

Ketidakstasioneran dalam hal varian dapat dihilangkan dengan melakukan transformasi untuk menstabilkan variansi. Untuk mentransformasi data dapat digunakan transformasi kuasa (*The Power of Transformation*) dengan  $\lambda$  disebut parameter transformasi. Beberapa nilai  $\lambda$  yang umum digunakan adalah sebagai berikut.

Tabel 2.2. Nilai Lamda dan Transformasi

Nilai $\lambda$	Transformasi
-1	$\frac{1}{X_t}$
-0.5	$\frac{1}{\sqrt{X_t}}$
0	$\ln X_t$
0.5	$\sqrt{X_t}$
1	$X_t$ (tidak ada transformasi)

### 2.3 Pemilihan Model Peramalan Terbaik

Dalam suatu proses analisis runtun waktu, banyak model yang dapat mewakili keadaan data. Untuk menentukan model terbaik dapat digunakan perhitungan model residual yang sesuai berdasarkan kesalahan peramalan. Terdapat beberapa kriteria pemilihan model terbaik berdasarkan residual sebagai berikut.

1. *Akaike's Information Criterion (AIC)*

AIC digunakan untuk menentukan model yang optimum dari suatu data observasi. Dalam membandingkan dua buah regresi atau lebih, maka model yang mempunyai nilai AIC terkecil merupakan model yang lebih baik. Rumus untuk menentukan nilai AIC dinyatakan dengan persamaan:

$$AIC = n \log \left( \frac{RSS}{n} \right) + 2k$$

dimana RSS adalah *Residual Sum of Square* (jumlah kuadrat residual) yang dinyatakan dengan persamaan:

$$RSS = \sum_{i=1}^n \hat{e}_i^2$$

## 2. *Schwartz's Bayesian Criterion* (SBC)

Kegunaan SBC pada prinsipnya tidak berbeda dengan AIC. Rumus untuk menentukan nilai SBC dinyatakan dengan persamaan:

$$SBC = n \log \left( \frac{RSS}{n} \right) + k \log n$$

## 2.4 Ketetapan Model Peramalan

Tidak ada yang dapat memastikan bahwa model ARIMA yang dibangun dengan prosedur dan langkah yang benar akan cocok dengan data yang ada secara tepat. Oleh karena itu terdapat beberapa kriteria pembandingan yang menilai kecocokan antara model yang dibangun dengan data yang ada. Beberapa cara ini digunakan untuk mengukur kesalahan peramalan sebagai berikut.

### 1. *Mean Square Error* (MSE)

MSE digunakan untuk mengukur kesalahan nilai dugaan model yang dinyatakan dalam rata-rata dari kuadrat kesalahan. Rumus untuk menentukan nilai MSE dinyatakan dengan persamaan.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Z}_t - Z_t)^2}{n}$$

## 2. *Root Mean Square Error (RMSE)*

RMSE digunakan untuk mengukur kesalahan nilai dugaan model yang dinyatakan dalam bentuk rata-rata akar dari kesalahan kuadrat. Rumus untuk menentukan nilai RMSE dinyatakan dengan persamaan.

$$\text{RMSE} = \frac{\sum \sqrt{(\hat{Z}_t - Z_t)^2}}{n}$$

RMSE digunakan untuk membandingkan beberapa model estimasi dari sebuah runtun waktu yang sama. Akan lebih disukai model yang memiliki RMSE yang lebih rendah, karena model tersebut akan lebih cocok dan lebih mendekati data yang ada. Model RMSE yang lebih kecil cenderung akan memiliki variansi galat ramalan yang lebih kecil.

## 3. *Mean Absolute Error (MAE)*

MAE digunakan untuk mengukur kesalahan nilai dugaan model yang dinyatakan dalam bentuk rata-rata *absolute* kesalahan. Rumus untuk menentukan nilai MAE dinyatakan dengan persamaan.

$$\text{MAE} = \frac{\sum |\hat{Z}_t - Z_t|}{n}$$

## 4. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

MAPE digunakan untuk mengukur kesalahan nilai dugaan model yang dinyatakan dalam bentuk persentase rata-rata *absolute* kesalahan. Rumus untuk menentukan nilai MAPE dinyatakan dengan persamaan.

$$\text{MAPE} = 100 \frac{\sum \left| \frac{\hat{Z}_t - Z_t}{Z_t} \right|}{n}$$

MAPE umumnya tidak digunakan untuk memilih berbagai alternatif model.

## ***2.5 Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)***

Data runtun waktu sering menunjukkan perilaku periodik yang berulang setiap kelipatan  $s$  periode waktu,  $s > 1$ . Permasalahan musiman sering dijumpai dalam fenomena kehidupan sehari-hari. Musiman berarti kecenderungan mengulangi pola tingkah gerak dalam periode musim, untuk data yang stasioner, faktor musiman dapat ditentukan dengan mengidentifikasi koefisien autokorelasi pada dua atau tiga *time lag* yang berbeda nyata dari nol.

Model yang banyak dipakai untuk perubahan musiman dapat dikategorikan dalam dua kategori, yaitu model dengan musiman akar unit (*unit root*) dan model dengan parameter tergantung musiman (*season dependent*). Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA), yang dikembangkan oleh Box dan Jenkins merupakan model yang paling populer dan telah banyak dipakai sebagai acuan dalam berbagai studi perbandingan tentang peramalan.

Kelemahan dari model SARIMA adalah kurangnya kemampuan untuk menghasilkan peramalan jangka panjang yang handal karena pengandaian model tipe *random-walk*.

### 2.5.1 Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA)

Menurut Hendikawati (2015), *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) didefinisikan sebagai suatu pola yang berulang-ulang dalam selang waktu yang tetap. Untuk menangani adanya pola musiman pada data runtun waktu, digunakan model ARIMA dengan notasi umum ARIMA  $(p, d, q)(P, D, Q)^S$  dimana

$(p, d, q)$  : bagian yang tidak musiman dari model

$(P, D, Q)$  : bagian dari model

$S$  : jumlah periode per musim

Model ARIMA musiman dapat dinyatakan dengan persamaan berikut.

$$\Phi_p(B^S)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)\alpha_t$$

Dengan:

$\phi_p(B)$  = AR tidak musiman

$\Phi_p(B^S)$  = AR musiman

$(1-B)^d$  = differencing tidak musiman

$(1-B^S)^D$  = differencing musiman.

$\theta_q(B)$  = MA tidak musiman

$\Theta_Q(B^S)$  = MA musiman

#### 2.5.1.1 Model *Autoregressive* (AR) Musiman

Bentuk umum dari proses *Autoregressive* musiman periode  $S$  dan tingkat  $P$  atau  $AR(P)^S$  didefinisikan sebagai berikut.

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-s} + \Phi_2 Z_{t-2s} + \dots + \Phi_p Z_{t-ps} + \alpha_t$$

Dimana  $\alpha_t$  bersifat saling bebas terhadap  $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots$  yang berdistribusi normal dengan mean 0 dan varian  $\sigma^2$ . Model  $AR(P)^S$  suatu proses  $Z_t$  dikatakan mengikuti model jika  $Z_t$  mengikuti model

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-s} - \alpha_t$$

Di mana

- $Z_t$  : nilai runtun waktu yang stasioner  
 $Z_{t-s}, Z_{t-2s}$  : nilai periode sebelumnya  
 $\Phi_1, \Phi_2, \Phi_p$  : koefisien model  
 $\alpha_t$  : kesalahan peramalan model AR

### 2.5.1.2 Model *Moving Average* (MA) Musiman

Bentuk umum dari proses *Moving Average* musiman periode S dan tingkat Q atau  $MA(Q)^S$  didefinisikan sebagai berikut.

$$Z_t = \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-s} - \theta_2 \alpha_{t-2s} - \dots - \theta_Q \alpha_{t-Qs}$$

Dimana  $\alpha_t$  bersifat saling bebas terhadap  $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots$  yang berdistribusi normal dengan mean 0 dan varian  $\sigma^2$ . Model  $MA(Q)^S$  suatu proses  $Z_t$  dikatakan mengikuti model jika  $Z_t$  mengikuti model

$$Z_t = \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-s}$$

Di mana

- $Z_t$  : nilai runtun waktu yang stasioner  
 $\alpha_{t-s}, \alpha_{t-2s}$  : kesalahan pada masa lalu  
 $\theta_1, \theta_2, \theta_p$  : koefisien model  
 $\alpha_t$  : kesalahan peramalan

### 2.5.1.3 Model SARMA

Bentuk umum dari proses *Seasonal Autoregressive Moving Average* periode S didefinisikan sebagai berikut.

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-s} + \Phi_2 Z_{t-2s} + \dots + \Phi_p Z_{t-ps} + \alpha_t - \Theta_1 \alpha_{t-s} - \Theta_2 \alpha_{t-2s} - \dots - \Theta_Q \alpha_{t-Qs}$$

di mana

$Z_t$  : nilai runtun waktu yang stasioner

$Z_{t-s}, Z_{t-2s}$  : nilai periode sebelumnya

$\alpha_{t-s}, \alpha_{t-2s}$  : kesalahan pada masa lalu

$\Theta_1, \Theta_2, \Theta_p$  : koefisien model

$\alpha_t$  : kesalahan peramalan model MA

### 2.5.1.4 Model SARIMA (p,d,q) (P,D,Q)<sup>L</sup>

Bentuk umum dari proses *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* periode S didefinisikan sebagai berikut.

$$\Phi_P(B^S)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)\alpha_t$$

Dengan

$(1-B)^d$  : differencing tidak musiman

$(1-B^S)^D$  : differencing musiman

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

$$\Phi_P(B^L) = 1 - \Phi_1 B^L - \Phi_2 B^{2L} - \dots - \Phi_P B^{PL}$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

$$\Theta_Q(B^L) = 1 - \Theta_1 B^L - \Theta_2 B^{2L} - \dots - \Theta_Q B^{QL}$$

Dengan B operator Backward.

## 2.5.2 Langkah- langkah Peramalan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)*

### a. Identifikasi Data

Model Seasonal ARIMA digunakan apabila terdapat unsur musiman pada data yang digunakan sebagai input model. Data runtun waktu musiman memiliki pola yang serupa untuk pengamatan berjarak  $s$  periode waktu tertentu. Menentukan unsur musiman dapat dilakukan dengan melihat pola data.

### b. Identifikasi Model

Dalam buku Peramalan Data Runtun Waktu Metode dan Aplikasinya dengan Minitab dan EViews, menurut Gaynor dan Kirkpatrick (1994), model Box-Jenkins terdiri atas beberapa ciri.

- 1) Jika ACF terpotong (*cut off*) setelah lag 1 atau 2; lag musiman tidak signifikan dan PACF perlahan-lahan menghilang (*dying down*), maka diperoleh model non seasonal MA ( $q=1$  atau 2).
- 2) Jika ACF terpotong (*cut off*) setelah lag musiman  $L$ ; lag non musiman tidak signifikan dan PACF perlahan-lahan menghilang (*dying down*), maka diperoleh model non seasonal MA ( $Q=1$ ).
- 3) Jika ACF terpotong setelah lag musiman  $L$ ; lag non musiman terpotong (*cut off*) setelah lag 1 atau 2, maka diperoleh model non seasonal MA ( $q=1$  atau 2;  $Q=1$ ).
- 4) Jika ACF perlahan-lahan menghilang (*dying down*) dan PACF terpotong (*cut off*) setelah lag 1 atau 2; lag musiman tidak

signifikan, maka diperoleh model non seasonal AR ( $p=1$  atau  $2$ ).

- 5) Jika ACF perlahan-lahan menghilang (*dying down*) dan PACF terpotong (*cut off*) setelah lag musiman  $L$ ; lag non musiman tidak signifikan, maka diperoleh model non seasonal AR ( $P=1$ ).
- 6) Jika ACF perlahan-lahan menghilang (*dying down*) dan PACF terpotong (*cut off*) setelah lag musiman  $L$ ; lag non musiman tidak signifikan, maka diperoleh model non seasonal AR ( $P=1$ ).
- 7) Jika ACF perlahan-lahan menghilang (*dying down*) dan PACF terpotong (*cut off*) setelah lag musiman  $L$ ; dan non musiman terpotong (*cut off*) setelah lag 1 atau 2, maka diperoleh model non seasonal dan seasonal AR ( $p=1$  atau  $2$  dan  $P=1$ ).
- 8) Jika ACF dan PACF perlahan-lahan menghilang (*dying down*) maka diperoleh *mixed* (ARMA atau ARIMA) model.

c. Estimasi Parameter dan Model Sementara

Setelah model ditemukan, selanjutnya diestimasi parameter dari model.

Terdapat dua cara yang digunakan untuk pendugaan terhadap parameter-parameter tersebut, yaitu.

- a) *Trial and error* yaitu dengan menguji beberapa nilai yang berbeda dan memilih di antaranya dengan syarat yang meminimumkan jumlah kuadrat nilai *error* (*Mean Square Error*).
- b) Perbaikan secara iteratif yaitu dengan memilih taksiran awal dan kemudian membiarkan program komputer untuk memperhalus penaksiran tersebut secara iteratif. Metode ini lebih disukai dan telah

tersedia suatu logaritma (proses komputer).

d. *Diagnostic Checking*

Untuk pengujian kelayakan model dapat dilakukan dengan dua cara berikut.

- i. Secara mendasar, model sudah memadai apabila residualnya tidak dapat dipergunakan untuk memperbaiki ramalan atau dengan ada nilai autokorelasi yang signifikan dan tidak ada nilai autokorelasi parsial yang signifikan.
- ii. Mempelajari statistik sampling dari pemecahan optimum untuk melihat apakah model tersebut masih dapat disederhanakan. Nilai-nilai dugaan terhadap parameter model SARIMA yang telah diukur akan memberikan informasi nilai lain selain nilai dugaan parameter, yaitu nilai *standard error* dari dugaan tersebut. Dari informasi ini maka akan diperoleh matriks interkorelasi antar parameter yang diduga, sehingga dapat diukur dengan derajat hubungan satu dengan yang lainnya. Model dikatakan sudah memadai apabila nilai korelasi antara dugaan parameter tersebut tidak signifikan.

Model yang baik harus memenuhi beberapa syarat berikut.

- 1) Proses iterasi harus konvergen.

Prosesnya harus berhenti ketika telah menghasilkan nilai parameter yang memberikan MSE terkecil.

- 2) Kondisi invertibilitas dan stasioneritas harus terpenuhi.

$Z_t$  adalah fungsi linear dari data stasioner yang lampau ( $Z_{t-1}, Z_t, \dots$ ). Dengan mengaplikasikan analisis regresi pada lag deret stasioner maka dapat diperoleh autoregresi karena komponen trendnya sudah dihilangkan. Data stasioner  $Z_t$  saat ini adalah fungsi linear dari *error* masa kini dan masa lampau.

$$Z_t = \alpha_t - \Theta_1 \alpha_{t-1} - \Theta_2 \alpha_{t-2} - \dots - \Theta_q \alpha_{t-q}$$

Jumlah koefisien MA harus kurang dari 1.

$$\Theta_1 + \Theta_2 + \dots + \Theta_q < 1 \Rightarrow \text{invertibility conditions}$$

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-1} + \Phi_2 Z_{t-2} + \dots + \Phi_p Z_{t-p} + \alpha_t$$

Jumlah koefisien AR harus kurang dari 1.

$$\Phi_1 + \Phi_2 + \dots + \Phi_p < 1 \Rightarrow \text{Stasionarity conditions}$$

- 3) Residual hendaknya bersifat acak, dan terdistribusi normal.

Jika residual *error* bersifat acak, ACF dan PACF dari residual secara statistik harus sama dengan nol. Jika hal ini mengindikasikan bahwa model yang digunakan belum sesuai dengan data. Untuk menguji autokorelasi residual dengan uji statistik Ljung-Box (Q).

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

$$H_0: \rho_1 \neq \rho_2 \neq \dots \neq \rho_m \neq 0$$

Dengan statistik uji

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{r_k^2}{n-k}$$

Dimana  $n$  adalah jumlah observasi,  $k$  selang waktu,  $m$  jumlah selang waktu yang diuji, dan  $r_k$  adalah fungsi autokorelasi sampel dari

residual berselang k.

Kesimpulan

Jika  $Q > X^2\alpha(m - p - q)$  maka tolak  $H_0$ .

Atau

Jika nilai p (*p-value*) terkait data statistik Q kecil (misalkan  $p > 0,05$ ), maka tolak  $H_0$  dan model dipertimbangkan tidak memadai.

- 4) Semua parameter estimasi harus berbeda nyata dari nol.

Dengan hipotesis uji

$H_0: \rho_k = 0$  (tidak terdapat autokorelasi pada deret waktu)

$H_1: \rho_k \neq 0$  (terdapat autokorelasi yang nyata pada selang ke-k)

Statistik uji

$$t = \frac{r_k - \rho_k}{\sqrt{\text{variance}}}, \text{ atau sama dengan } t = \frac{r_k}{SE(r_k)}$$

Dimana:

k adalah lag atau selang, dan n jumlah observasi, untuk  $j=1, \dots, k-1$ , dan  $j < k$ .

Kriteria pengujian

Bila  $t_{hitung} > t_{\alpha/2(n-1)}$  berarti dapat diambil kesimpulan untuk menolak  $H_0$  atau jika nilai absolut dari  $t_{hitung} > 2$ , berarti tidak ada autokorelasi.

- 5) Menerapkan prinsip parsimony dimana model terbaik yang dipilih adalah model dengan jumlah parameter terkecil.
- 6) Model terbaik memiliki nilai MSE terkecil.

e. Peramalan

Apabila model terbaik telah diperoleh, langkah selanjutnya dapat dilakukan peramalan untuk beberapa periode waktu periode ke depan (Hendikawati. 2015).

### 2.5.3 Metode Pemulusan (*Smoothing*)

Nilai rata-rata merupakan penaksiran yang meminimumkan nilai tengah kesalahan kuadrat (MSE) dari nilai-nilai yang sebenarnya dikurangi dengan nilai taksirannya, dan telah ditunjukkan bahwa nilai tengah adalah penaksir yang tak bias (Makridakis dkk, 1999). Jika nilai tengah tersebut dipakai sebagai peramalan, maka metode peramalan memerlukan pengetahuan tentang kondisi yang menentukan kecocokannya. Untuk nilai rata-rata, maka kondisinya harus stasioner (data berada dalam keseimbangan disekitar nilai rata-rata tersebut).

Jika deret waktu mengandung trend (kecenderungan) keatas atau kebawah, atau pengaruh musiman atau keduanya sekaligus maka rata-rata sederhana tidak dapat menggambarkan pola data tersebut, secara umum metode *smoothing* diklasifikasikan menjadi dua bagian (Makridakis dkk, 1999), yaitu:

a. Metode Perataan

Tujuan dari metode rata-rata adalah untuk memanfaatkan data masa lalu untuk mengembangkan suatu sistem peramalan pada periode mendatang.

Metode rata-rata terdiri dari:

1. Nilai tengah
2. Rata-rata bergerak sederhana (*Single Moving Average*).
3. Rata-rata bergerak berganda (*Double Moving Average*)
4. Rata-rata bergerak dengan orde yang lebih tinggi

b. Metode Pemulusan (*Smoothing*) Eksponensial

Dalam pemulusan eksponensial terdapat satu atau lebih parameter pemulusan yang ditentukan secara eksplisit, dan hasil pemilihan ini menentukan bobot yang dikenakan pada nilai observasi.

Metode pemulusan eksponensial terdiri dari:

1. Pemulusan Eksponensial Tunggal

Pemulusan Eksponensial Tunggal: Pendekatan Adaptif

2. Pemulusan Eksponensial Ganda

(i) Metode Linier satu parameter dari Brown

(ii) Metode dua parameter dari Holt

3. Pemulusan Eksponensial *Triple*

(i) Metode Kuadratik Satu-Parameter dari Brown

(ii) Metode Kecenderungan dan Musiman Tiga-Parameter dari

Winter

### 2.5.3.1 Metode Pemulusan Eksponensial *Triple* (Holt-Winter)

Menurut Hendikawati (2015), Holt-Winter merupakan metode yang paling tepat digunakan jika data mengandung pola musiman. Metode

ini didasarkan atas tiga persamaan pemulusan, masing-masing untuk unsur stasioner, trend, musiman. Persamaan dasar untuk metode ini adalah sebagai berikut.

Pemulusan keseluruhan

$$S_t = \alpha \frac{X_t}{I_{t-L}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1})$$

Pemulusan trend

$$b_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1}$$

Pemulusan musiman

$$I_t = \beta \frac{X_t}{S_t} + (1 - \beta)I_{t-L}$$

Ramalan

$$F_{t+m} = (S_t + b_t m)I_{t-L+m}$$

Dengan:

$X$  = data observasi

$S$  = *smoothed observation* (pemulusan observasi)

$b$  = *factor trend*

$I$  = indeks musiman

$F$  = *forecast* saat  $m$  periode ke depan

$t$  = indeks yang menunjukkan periode waktu

Nilai  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  adalah konstanta yang harus diestimasi sedemikian rupa sehingga diperoleh MSE yang minimum dari *error*. Lagi pula tiga parameter ini dalam praktek hanya mengambil kisaran nilai yang terbatas, karena setiap parameter ini dapat bernilai antara 0 dan 1, nilai optimal

disarankan terletak dalam kisaran 0,1 sampai dengan 0,2. Nilai  $\alpha = 0,1$  membuat ramalan bersifat terlalu hati-hati (konservatif), sedangkan nilai  $\alpha = 0,2$  memberikan sistem yang lebih responsif. Kerugiannya adalah strategi ini memberikan sistem yang kurang responsif. Namun demikian, hal ini seringkali bermanfaat untuk mencapai stabilitas jangka panjang dan menyediakan metode yang umum dan murah untuk peramalan semua jenis data (Makridakis, 1999:137-138).

Untuk memulai melakukan metode ini, diperlukan minimal satu periode data yang lengkap untuk menentukan estimasi awal untuk indikator musiman  $I_{t-L}$ . Satu periode data yang lengkap terdiri dari  $L$  periode. Harus diestimasi faktor trend dari satu periode ke periode berikutnya. Untuk memenuhi ini, disarankan untuk menggunakan dua musim yang lengkap, yaitu  $2L$  periode. Formula umum yang dapat digunakan untuk estimasi nilai awal untuk faktor trend diberikan oleh

$$b = \frac{1}{L} \left( \frac{X_{L+1} - X_1}{L} + \frac{X_{L+2} - X_2}{L} + \dots + \frac{X_{L+L} - X_L}{L} \right)$$

### 2.5.3.2 Langkah- Langkah Metode Holt-Winter

Menurut Subagyo (2000), adapun tahapan peramalan data deret waktu menggunakan metode pemulusan eksponensial, yaitu:

1. Menentukan *Smoothing* Pertama ( $S'_t$ )

$$S'_t = \alpha X_t + (1 - \alpha) S'_{t-1}$$

$$S'_t = \textit{smoothing} \textit{ eksponensial tunggal}$$

2. Menentukan *Smoothing* Kedua ( $S''_t$ )

$$S''_t = \alpha S'_t + (1 - \alpha) S''_{t-1}$$

$S''_t = \text{smoothing}$  eksponensial ganda

3. Menentukan *Smoothing* Ketiga ( $S'''_t$ )

$$S'''_t = \alpha S''_t + (1 - \alpha) S'''_{t-1}$$

$S''_t = \text{smoothing}$  eksponensial tripel

4. Menentukan banyaknya  $a_t$

$$a_t = 3S'_t - 3S''_t + S'''_t$$

5. Menentukan banyaknya  $b_t$

$$b_t = \frac{\alpha}{2(1 - \alpha)^2} [(6 - 5\alpha)S'_t - (10 - 8\alpha)S''_t + (4 - 3\alpha)S'''_t]$$

6. Menentukan banyaknya  $c_t$

$$c_t = \frac{\alpha^2}{(1 - \alpha^2)} (S'_t - 2S''_t + S'''_t)$$

7. Menentukan besarnya hasil ramalan

$$F_{t+m} = a_t + b_t m + \frac{1}{2} c_t m^2$$

## 2.6 Software Eviews 8.0

EViews merupakan sebuah sistem *software* yang digunakan untuk analisis data, regresi dan *forecasting* (peramalan) dan beroperasi pada sistem operasi Microsoft Windows. Bidang-bidang dimana Eviews dapat berguna adalah diantaranya: analisis dan evaluasi data ilmiah (*scientific*), analisis finansial, peramalan makroekonomi, simulasi, peramalan penjualan, dan analisis biaya (Moreno, 2015).

Pendahulu EViews adalah MicroTSP (*Time Series Processor*) yang diluncurkan pertama kali tahun 1981. Vendor perangkat lunak EViews versi

5,6 dan 7 tidak banyak berbeda. Perbedaan utama hanya pada kelengkapan metode statistik dan ekonometrika yang diimplementasikan dalam setiap versi perangkat lunak (Rosadi, 2012:1).

### 2.6.1 Tampilan Awal Program



Gambar 2.1 Tampilan Awal Program

Berdasarkan gambar 2.1 terlihat tampilan awal dari program EViews dengan keterangan sebagai berikut:

1. Title Bar : Merupakan window untuk sistem aplikasi EViews.
2. Main Menu : Beberapa perintah untuk menjalankan aplikasi ini menggunakan Menu
3. Command Window : Tempat menuliskan beberapa perintah. Setiap perintah ditulis dalam satu baris dan akan dieksekusi setelah ditekan ENTER pada baris tersebut.
4. Status Line : Berisi keterangan-keterangan yang dibagi dalam beberapa section, yaitu: Clear Message, Message Area, Default Directory, Default Database dan Current Workfile.

## BAB V

### PENUTUP

#### 5.1 Simpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan pembahasan yang telah dipaparkan pada bagian sebelumnya, maka terdapat simpulan sebagai berikut.

1. Model SARIMA yang paling sesuai dengan data jumlah penumpang keberangkatan internasional di Bandara Soekarno-Hatta adalah model ARIMA (2,1,0)(1,1,0)<sup>12</sup>. Dengan nilai RMSE sebesar 123184,4.
2. Model Holt-Winter yang paling sesuai dengan data jumlah penumpang keberangkatan internasional di Bandara Soekarno-Hatta adalah model Holt-Winter *Multiplicative* menghasilkan  $\alpha = 0,45$ ,  $\beta = 0,00$  dan  $\gamma = 0,00$ . Dengan nilai RMSE sebesar 29444,64.
3. Model runtun waktu yang terbaik dari metode SARIMA dan Holt-Winter berdasarkan nilai RMSE yang terkecil yaitu model Holt-Winter *Multiplicative* dengan nilai RMSE sebesar 29444,64.
4. Hasil peramalan jumlah penumpang keberangkatan internasional di Bandara Soekarno-Hatta untuk periode Bulan Januari sampai dengan Bulan Desember tahun 2016 dengan menggunakan metode terbaik yaitu Holt-Winter *Multiplicative* masing-masing adalah 495343, 478036, 583415, 541898, 562003, 620503, 583207, 586227, 550334, 537297, 554526, 645171.

## 5.2 Saran

Beberapa saran oleh penulis pada penelitian ini adalah:

1. Untuk menghasilkan ramalan yang baik gunakan data yang tepat, jika memang menggunakan metode musiman maka pastikan bahwa data tersebut benar-benar mengandung unsur musiman jika tidak akan menghasilkan kerancuan pada hasil ramalan.
2. Dalam melakukan peramalan selain menggunakan *software* EViews dapat pula menggunakan *software* lain seperti Minitab, R dan SAS.
3. Perlu dilakukan pengembangan lebih lanjut tentang metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)* dan *Triple Exponential Smoothing Holt-Winter* dan agar diperoleh pengetahuan lebih banyak.

## DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik, 2007-2015. Statistik Transportasi.
- Hendikawati, P. 2015. *Peramalan Data Runtun Waktu Metode dan Aplikasinya dengan Minitab & EViews*. Semarang: Universitas Negeri Semarang.
- Hermawan, E. 2011. Perbandingan Metode Box-Jenkins dan Holt-Winter dalam Prediksi Anomali OLR Pentad di Kawasan Barat Indonesia. *Jurnal Sains Dirgantara*, Vol 9(1), Halaman: 25-35. Tersedia di [http://jurnal.lapan.go.id/index.php/jurnal\\_sains/article/download/1686/1522](http://jurnal.lapan.go.id/index.php/jurnal_sains/article/download/1686/1522).
- Indayani, E. F. 2009. *Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api dengan Menggunkan Metode Box-Jenkis (Studi Kasus di PT. Kereta Api (Persero) DAOP VI Yogyakarta)*. Skripsi. Yogyakarta: Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga Yogyakarta.
- Kusmanto, H. 2010. *Analisis Perbandingan Peramalan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average dan Triple Exponential Smoothing (Studi Kasus pada Indeks Harga Saham Gabungan)*. Tesis. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Lisnawati, A. 2012. *Model Exponential Smoothing Holt-Winter Dan Model SARIMA Untuk Peramalan Tingkat Hunian Hotel Di Propinsi DIY*. Skripsi. Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta.
- Makridakis, S, Wheelwright, S. C., & McGee, V E. 1995. *Metode Dan Aplikasi Peramalan, Jilid Satu Edisi Kedua*. Jakarta: Gelora Aksara Pratama.
- Makridakis, S, Wheelwright, S. C., & McGee, V E. 1999. *Metode Dan Aplikasi Peramalan, Jilid Satu Edisi Kedua*. Jakarta: Binarupa Aksara.
- Moreno, E. 2015. *Teknik Pemulusan Dan ARIMA*. Tersedia di <https://id.scribd.com/doc/288933443/01-02-Teknik-Pemulusan-Dan-ARIMA>.
- Rosadi, D. 2012. *Ekonometrika & Analisis Runtun Waktu Terapan dengan EViews: Aplikasi untuk Bidang Ekonomi, Bisnis, dan Keuangan*. Yogyakarta. ANDI Yogyakarta.

Subagyo, P. 2000. *Forecasting Konsep Dan Aplikasi Edisi Kedua*. Yogyakarta: BPFE.

Suwandi, A. 2015. *Peramalan Data Time Series dengan Metode Penghalusan Eksponensial Holt-Winter*. Skripsi. Makassar: Universitas Hassanuddin Makassar.

