

**IMPLEMENTASI *PERFORMANCE IMPROVED HOLT-WINTERS*  
UNTUK PREDIKSI JUMLAH KEBERANGKATAN DOMESTIK DI  
BANDAR UDARA SOEKARNO HATTA**

**SKRIPSI**

Untuk memenuhi sebagian persyaratan  
memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun oleh:  
Revinda Bertananda  
NIM: 145150200111111



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS BRAWIJAYA  
MALANG  
2018**

## PERSETUJUAN

**IMPLEMENTASI *PERFORMANCE IMPROVED HOLT-WINTERS* UNTUK PREDIKSI  
JUMLAH KEBERANGKATAN DOMESTIK DI BANDAR UDARA SOEKARNO HATTA**

### SKRIPSI

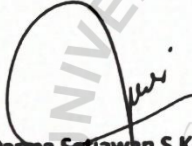
Diajukan untuk memenuhi sebagian persyaratan  
memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun Oleh:  
Revinda Bertananda  
NIM: 145150200111111

Skripsi ini telah diuji dan dinyatakan lulus pada  
1 Agustus 2018  
Telah diperiksa dan disetujui oleh:

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

  
Budi Darma Setiawan S.Kom., M.Cs  
NIP: 19841015 201404 1 002

  
Drs. Marii., M.T  
NIP: 19670801 199203 1 001

Mengetahui  
Ketua Jurusan Teknik Informatika



Tri Astoro Kumalayan, S.T., M.T., Ph.D  
NIP: 19710828 200312 1 001



### PERNYATAAN ORISINALITAS

Saya menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa sepanjang pengetahuan saya, di dalam naskah skripsi ini tidak terdapat karya ilmiah yang pernah diajukan oleh orang lain untuk memperoleh gelar akademik di suatu perguruan tinggi, dan tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis disitasi dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Apabila ternyata didalam naskah skripsi ini dapat dibuktikan terdapat unsur-unsur plagiasi, saya bersedia skripsi ini digugurkan dan gelar akademik yang telah saya peroleh (sarjana) dibatalkan, serta diproses sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku (UU No. 20 Tahun 2003, Pasal 25 ayat 2 dan Pasal 70).

Malang, 1 Agustus 2018



Revinda Bertananda

NIM: 145150200111111



## KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Tuhan YME yang telah melimpahkan rahmat-Nya sehingga laporan skripsi yang berjudul “Implementasi *Performance Improved Holt-Winters* untuk Prediksi Jumlah Keberangkatan Domestik di Bandar Udara Soekarno Hatta” ini dapat terselesaikan.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini tidak akan berhasil tanpa bantuan dari beberapa pihak. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan rasa hormat dan terima kasih kepada:

1. Bapak Budi Darma Setiawan, S.Kom., M.Cs. selaku pembimbing skripsi I sekaligus dosen penasihat akademik dan Bapak Drs. Marji, M.T. selaku dosen pembimbing skripsi II yang telah sabar membimbing dan mengarahkan penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini dengan tepat waktu.
2. Bapak Agus Wahyu Widodo, S.T, M.Sc selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika.
3. Bapak Tri Astoto Kurniawan, S.T, M.T, Ph.D selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika.
4. Bapak Mochammad Hannats Hanafi Ichsan, S.ST, M.T selaku dosen penasihat akademik saat semester 1 hingga semester 6 yang sangat baik dan selalu sabar bersedia mendengarkan keluh kesah penulis di setiap konsultasi akademik dan selalu memberi nasihat yang bermanfaat selama penulis menempuh perkuliahan.
5. Seluruh dosen Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya yang telah memberi ilmu yang bermanfaat bagi penulis selama perkuliahan.
6. Kedua orang tua penulis, Yuli Winarto dan Wiwik Indarjati, serta adik yang penulis sayangi, Wigar Sofian Ghaly Nugraha untuk semua dukungan yang sudah diberikan baik dukungan finansial maupun moril, nasihat, kasih sayang, dan kesabaran dalam membesarkan dan mendidik penulis serta doa-doa yang tidak pernah putus.
7. Sahabat-sahabat baik yang penulis sayangi Cusen Mosabeth, Irma Ramadanti Fitriyani, Novirra Dwi Asri, Vania Nuraini Latifah dan Yulia Kurniawati untuk seluruh kebahagiaan, dukungan dan semangat yang telah diberikan kepada penulis. Hidup di perantauan tidak lagi terasa sepi, susah, dan Malang bagi saya tidak akan sama tanpa adanya kalian. *I have realized that quality of friends are what matter, not the quantity. I don't need a large group of friends when I have a handful of friends that constantly remind me all the time that they are always there for me in every way possible.*
8. M. Dimas Setiawan S. untuk seluruh waktu dan kesabarannya dalam mendengarkan keluh kesah penulis yang kadang-kadang tidak penting. Serta untuk seluruh kebahagiaan dan kebaikan yang telah diberikan yang sangat menginspirasi penulis untuk selalu belajar dan berusaha menjadi orang baik di setiap harinya.

9. Teman-teman Bridge Filkom yang telah menjadi teman-teman bermain yang sangat menyenangkan dan telah menjadi salah satu tempat bagi penulis untuk belajar dan berkembang. Penulis banyak mendapat banyak pengalaman berharga dan kebahagiaan saat sedang berkumpul bersama. Terima kasih karena selalu bersedia meluangkan waktunya untuk bermain bersama di setiap saat penulis sedang penat.
10. Seluruh civitas akademika Teknik Informatika Universitas Brawijaya yang telah membantu selama penulis menempuh studi di Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini masih banyak kekurangan, sehingga saran dan kritik yang membangun sangat penulis harapkan. Akhir kata penulis berharap skripsi ini dapat membawa manfaat bagi semua pihak yang menggunakannya.

Malang, 1 Agustus 2018

Penulis

vindx@gmail.com



## ABSTRAK

**Revinda Bertananda. Implementasi *Performance Improved Holt-Winters* untuk Prediksi Jumlah Keberangkatan Domestik di Bandar Udara Soekarno Hatta.**

**Pembimbing: Budi Darma Setiawan, S.Kom., M.Cs dan Drs. Marji, M.T.**

Transportasi udara di Indonesia sedang mengalami peningkatan yang pesat. Melihat perkembangan yang terjadi, bukan tidak mungkin di masa depan transportasi udara akan menjadi transportasi unggulan. Namun terdapat salah satu permasalahan yang terjadi yaitu setiap penerbangan di suatu bandar udara tidak selalu membawa jumlah penumpang yang sama setiap bulannya. Jumlah penumpang yang tidak bisa dipastikan ini harus selalu bisa diprediksi agar pihak bandar udara dapat menentukan kebijakan-kebijakan untuk penyesuaian terhadap peningkatan maupun penurunan jumlah penumpang di masa yang akan datang. Prediksi yang dilakukan dalam penelitian ini menggunakan metode *Performance Improved Holt-Winters*. Metode tersebut dapat melakukan prediksi pada data *time series* yang memiliki pola data musiman. Pada perhitungannya, metode *Performance Improved Holt-Winters* melibatkan *trend* dan musiman dan didasarkan pada tiga persamaan *smoothing* yaitu pemulusan keseluruhan (*level*), pemulusan *trend*, dan pemulusan musiman. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data keberangkatan domestik di bandar udara Soekarno Hatta periode Januari 2012 sampai Desember 2017 yang didapat dari *website* resmi Badan Pusat Statistik (BPS) ([www.bps.go.id](http://www.bps.go.id)). Dari hasil pengujian yang telah dilakukan, diperoleh nilai MAPE terkecil adalah sebesar 2,976% dengan nilai parameter  $\alpha$  (*alpha*) = 0,04;  $\beta$  (*beta*) = 0,002;  $\gamma$  (*gamma*) = 0,1; jumlah data latih = 60, dan data uji = 12.

**Kata kunci:** prediksi, keberangkatan domestik, *Exponential Smoothing*, *Performance Improved Holt-Winters*.

## ABSTRACT

**Revinda Bertananda. *Implementation of Performance Improved Holt-Winters for Domestic Departure Amount Prediction at Soekarno Hatta Airport.***

**Adviser: Budi Darma Setiawan, S.Kom., M.Cs and Drs. Marji, M.T.**

*Air transportation in Indonesia is experiencing a rapid increase. Given the developments that occur, it's not impossible that in the future air transport will be a superior transportation again. But every flight in an airport doesn't always carry the same number of passengers each month. The number of these unconfirmed passengers should always be predictable so that the airport can determine policies to adjust the increase or decrease the number of passengers in the future. Prediction done in this research using Performance Improved Holt-Winters method. This method can predict time series data that has a data pattern with seasonal variation. In its calculations, Performance Improved Holt-Winters method involves trend and seasonality and is based on three smoothing equations: overall smoothing (level), trend smoothing, and seasonal smoothing. The data used in this study is the data of domestic departure at Soekarno Hatta airport from January 2012 to December 2017 which obtained from the official website of Central Bureau of Statistics Indonesia ([www.bps.go.id](http://www.bps.go.id)). From the results of tests that have been done, the result of the smallest MAPE value is 2,976% with the parameter value  $\alpha$  (alpha) = 0,04;  $\beta$  (beta) = 0,002;  $\gamma$  (gamma) = 0,1; the number of training data = 60, and testing data = 12.*

**Keywords:** *prediction, domestic departure, Exponential Smoothing, Performance Improved Holt-Winters.*

## DAFTAR ISI

PERSETUJUAN .....	ii
PERNYATAAN ORISINALITAS .....	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
ABSTRAK.....	vi
ABSTRACT .....	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR TABEL.....	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR KODE PROGRAM .....	xiii
DAFTAR LAMPIRAN .....	xiv
<b>BAB 1 PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar belakang.....	1
1.2 Rumusan masalah.....	2
1.3 Tujuan .....	3
1.4 Manfaat.....	3
1.5 Batasan masalah .....	3
1.6 Sistematika pembahasan.....	3
<b>BAB 2 LANDASAN KEPUSTAKAAN .....</b>	<b>5</b>
2.1 Kajian pustaka .....	5
2.2 Bandar udara .....	7
2.3 Prediksi.....	8
2.4 <i>Time series</i> .....	9
2.5 <i>Holt-Winters</i> .....	10
2.5.1 <i>Holt Winters Additive</i> .....	10
2.5.2 <i>Holt Winters Multiplicative</i> .....	11
2.6 <i>Performance Improved Holt-Winters</i> .....	11
2.7 <i>Mean Absolute Percentage Error (MAPE)</i> .....	12
<b>BAB 3 METODOLOGI .....</b>	<b>13</b>
3.1 Studi literatur .....	13
3.2 Pengumpulan data.....	14





3.3 Analisis kebutuhan.....	14
3.3.1 Kebutuhan fungsional .....	14
3.3.2 Kebutuhan non fungsional .....	14
3.4 Perancangan sistem .....	14
3.4.1 Mekanisme penyelesaian masalah .....	14
3.4.2 Perancangan antarmuka .....	15
3.4.3 Perancangan pengujian.....	15
3.5 Implementasi .....	15
3.6 Pengujian dan analisis.....	16
3.7 Kesimpulan dan saran.....	16
<b>BAB 4 PERANCANGAN.....</b>	<b>17</b>
4.1 Formulasi permasalahan.....	17
4.2 Penyelesaian permasalahan dengan <i>Performance Improved Holt-Winters</i> .....	17
4.2.1 Proses inialisasi persamaan <i>smoothing</i> .....	18
4.2.2 Proses perhitungan persamaan <i>smoothing</i> .....	20
4.2.3 Proses perhitungan nilai prediksi.....	21
4.2.4 Proses perhitungan nilai MAPE.....	24
4.3 Contoh perhitungan manualisasi.....	25
4.4 Perancangan <i>user interface</i> .....	29
4.5 Perancangan pengujian .....	31
4.5.1 Rancangan pengujian rentang nilai parameter .....	31
4.5.2 Rancangan pengujian jumlah data latih.....	32
<b>BAB 5 IMPLEMENTASI .....</b>	<b>33</b>
5.1 Implementasi kode program .....	33
5.1.1 Implementasi proses inialisasi persamaan <i>smoothing</i> .....	33
5.1.2 Implementasi proses perhitungan persamaan <i>smoothing</i> .....	34
5.1.3 Implementasi perhitungan nilai prediksi .....	34
5.1.4 Implementasi perhitungan nilai MAPE .....	36
5.2 Implementasi <i>user interface</i> .....	36
<b>BAB 6 PENGUJIAN .....</b>	<b>38</b>
6.1 Hasil pengujian rentang nilai parameter .....	38
6.2 Hasil pengujian jumlah data latih .....	41



BAB 7 PENUTUP .....	44
7.1 Kesimpulan.....	44
7.2 Saran .....	44
DAFTAR PUSTAKA.....	45



## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Kajian Pustaka .....	5
Tabel 2.2 Kriteria Nilai MAPE .....	12
Tabel 3.1 Tabel Data Jumlah Keberangkatan Domestik1.....	14
Tabel 4.1 Data Jumlah Keberangkatan Domestik .....	25
Tabel 4.2 Inisialisasi Nilai Parameter .....	26
Tabel 4.3 Hasil Perhitungan Inisialisasi Persamaan <i>Smoothing</i> .....	27
Tabel 4.4 Hasil Perhitungan Nilai Persamaan Level .....	27
Tabel 4.5 Hasil Perhitungan Nilai Persamaan <i>Trend</i> .....	28
Tabel 4.6 Hasil Perhitungan Nilai Persamaan Musiman.....	28
Tabel 4.7 Hasil Prediksi .....	29
Tabel 4.8 Rancangan Pengujian Rentang Nilai Parameter $\alpha$ .....	31
Tabel 4.9 Rancangan Pengujian Rentang Nilai Parameter $\beta$ .....	31
Tabel 4.10 Rancangan Pengujian Rentang Nilai Parameter $\gamma$ .....	32
Tabel 4.11 Rancangan Pengujian Jumlah Data Latih .....	32
Tabel 6.1 Pengujian Rentang Nilai Parameter $\alpha$ .....	38
Tabel 6.2 Pengujian Rentang Nilai Parameter $\beta$ .....	39
Tabel 6.3 Pengujian Rentang Nilai Parameter $\gamma$ .....	40
Tabel 6.4 Pengujian Jumlah Data Latih .....	42
Tabel 6.5 Rincian Hasil Prediksi Data Uji.....	42

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Jenis Pola Data.....	9
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian.....	13
Gambar 3.2 Diagram Mekanisme Penyelesaian Masalah.....	15
Gambar 4.1 Diagram Alir Metode <i>Performance Improved Holt-Winters</i> .....	17
Gambar 4.2 Diagram Alir Proses Inisialisasi Persamaan <i>Smoothing</i> .....	18
Gambar 4.3 Diagram Alir Proses Perhitungan Persamaan <i>Smoothing</i> .....	20
Gambar 4.4 Diagram Alir Proses Perhitungan Nilai Prediksi.....	21
Gambar 4.5 Diagram Alir Proses Perhitungan Nilai MAPE .....	24
Gambar 4.6 Perancangan User Interface Untuk Halaman Masukan Pengguna ...	30
Gambar 4.7 Perancangan <i>User Interface</i> Untuk Halaman Hasil.....	30
Gambar 5.1 Implementasi <i>Interface</i> Tampilan Awal .....	36
Gambar 5.2 Implementasi <i>Interface</i> Hasil Perhitungan.....	37
Gambar 6.1 Grafik Pengujian Rentang Nilai Parameter $\alpha$ .....	39
Gambar 6.2 Grafik Hasil Pengujian Rentang Nilai Parameter $\beta$ .....	40
Gambar 6.3 Grafik Hasil Pengujian Rentang Nilai Parameter $\gamma$ ( <i>gamma</i> ) .....	41
Gambar 6.4 Grafik Pengujian Jumlah Data Latih .....	42
Gambar 6.5 Grafik Perbandingan Hasil Prediksi dengan Data Aktual .....	43

## DAFTAR KODE PROGRAM

Kode Program 5.1 Proses Inialisasi Persamaan <i>Smoothing</i> .....	33
Kode Program 5.2 Proses Perhitungan Persamaan <i>Smoothing</i> .....	34
Kode Program 5.3 Proses Perhitungan Nilai Prediksi .....	34
Kode Program 5.4 Proses Perhitungan Nilai MAPE .....	36



## DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN A DATA KEBERANGKATAN DOMESTIK DI BANDAR UDARA SOEKARNO  
HATTA..... 47





## BAB 1 PENDAHULUAN

### 1.1 Latar belakang

Pada era modern ini bidang transportasi udara di dunia secara umum mengalami peningkatan. Hal ini ditandai dengan pergerakan jumlah pesawat di Indonesia mengalami peningkatan sebesar 13,46% (PT Angkasa Pura II (Persero), 2017). Selain itu peningkatan transportasi udara juga ditandai dengan naiknya peringkat daya saing infrastruktur transportasi Indonesia (Ismoyo, 2017). *World Economic Forum* mencatat peringkat daya saing infrastruktur Indonesia mengalami peningkatan dari peringkat 62 menjadi peringkat 51 dengan nilai akhir 4,8 (Schwab, 2017).

Sampai saat ini penerbangan atau transportasi udara menjadi transportasi yang diunggulkan terutama saat liburan hari raya besar. Tercatat bahwa peningkatan jumlah penumpang transportasi udara di Indonesia selama satu tahun terakhir mengalami peningkatan sebesar 10,83% (PT Angkasa Pura II (Persero), 2017). Melihat perkembangan yang terjadi, bukan tidak mungkin di masa depan transportasi udara kembali akan menjadi transportasi unggulan. Untuk mewujudkan hal tersebut, para penyelenggara bandar udara memiliki peran yang penting. Suatu bandar udara harus dapat menyesuaikan diri sesuai dengan permintaan pasar agar dapat memberikan pelayanan yang maksimal terhadap pelanggan (Sukwadi & Chandra, 2015).

Salah satu permasalahan yang terjadi adalah setiap penerbangan di suatu bandar udara tidak selalu membawa jumlah penumpang yang sama setiap bulannya. Jumlah penumpang dapat mengalami lonjakan yang tiba-tiba maupun sebaliknya yaitu mengalami penurunan. Dalam beberapa kasus, adanya peningkatan jumlah penumpang yang sangat tinggi tidak diimbangi dengan adanya peningkatan kapasitas di bandar udara. Sehingga di beberapa bandar udara yang memiliki trafik tinggi sering terjadi permasalahan kongesti, karena penggunaan fasilitas melebihi kemampuan kapasitas yang ada (Anwar, 2015). Maka dari itu jumlah penumpang transportasi udara yang tidak bisa dipastikan ini harus selalu bisa diprediksi agar pihak bandar udara dapat menentukan kebijakan-kebijakan untuk menyesuaikan terhadap peningkatan maupun penurunan jumlah penumpang di masa yang akan datang misalnya seperti memastikan kemampuan dan kapasitas operasi bandar udara terkait fasilitas, personel dan prosedur.

Prediksi adalah suatu proses untuk memperkirakan dengan melakukan perhitungan secara sistematis mengenai sesuatu yang paling mungkin terjadi di masa yang akan datang berdasarkan informasi pada masa sebelumnya dan masa kini agar kesalahannya dapat diperkecil (Minarni & Aldyanto, 2016). Prediksi akan sangat bermanfaat bagi perusahaan dalam menyusun strategi. Perusahaan dapat menggunakan prediksi untuk mengatur dan mengembangkannya agar sesuai dengan rencana yang telah dirancang sebelumnya (Lobo & Santosa, 2014).

Penelitian tentang prediksi jumlah keberangkatan domestik pernah dilakukan oleh (Lamusa, 2017). Pada penelitian tersebut melakukan prediksi di bandar udara



Sultan Hasanuddin dengan membandingkan metode *Holt-Winters* model *additive* dan model *multiplicative*. Hasil yang didapat adalah metode *Holt-Winters* model *additive* menghasilkan hasil prediksi yang lebih baik dengan nilai MAD dan MAPE sebesar 41204,18 dan 7,62182%.

*Holt-Winters* adalah salah satu metode yang termasuk dalam *Exponential Smoothing*. *Exponential Smoothing* adalah metode yang secara terus menerus melakukan perbaikan peramalan dengan mengambil nilai rata-rata (*smoothing*) nilai masa lalu dari suatu data *time series* secara menurun (*exponential*). Analisis *exponential smoothing* merupakan salah satu analisis deret waktu yang melakukan peramalan dengan memberi nilai bobot pada serangkaian pengamatan sebelumnya untuk memprediksi nilai di masa depan (Trihendradi, 2005). Dari analisis metode-metode prediksi *time series*, *Holt-Winters* adalah metode yang paling cocok digunakan untuk melakukan prediksi dari data yang memiliki sifat musiman (Arputhamary & Arockiam, 2016).

Dari penelitian yang dilakukan oleh (Arputhamary & Arockiam, 2016) yang membandingkan metode *Holt-Winters* dengan *Performance Improved Holt-Winters* untuk memprediksi data penjualan online eBay, metode *Performance Improved Holt-Winters* dapat menghasilkan nilai akurasi yang lebih baik dengan nilai MSE sebesar 59851581 sedangkan metode *Holt-Winters* menghasilkan nilai MSE sebesar 69067470.

Dalam metode *Performance Improved Holt-Winters* terdapat tiga parameter yang digunakan yaitu  $\alpha$  (*alpha*),  $\beta$  (*beta*), dan  $\gamma$  (*gamma*). Terdapat kesulitan saat mengimplementasikan metode ini karena tidak diketahui secara pasti bagaimana menentukan nilai parameter yang tepat untuk menghasilkan hasil prediksi yang akurat.

Berdasarkan permasalahan dan studi dari penelitian sebelumnya yang telah dijabarkan, dalam penelitian ini melakukan prediksi terhadap jumlah keberangkatan domestik di bandar udara Soekarno Hatta dengan menggunakan metode *Performance Improved Holt-Winters*. Dalam penelitian ini terdapat pengujian parameter untuk mengetahui berapa nilai parameter yang tepat serta pengujian jumlah data latih untuk mengetahui berapa jumlah data latih yang optimal untuk mendapat hasil prediksi yang akurat. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat membantu pihak-pihak terkait untuk mengetahui jumlah keberangkatan domestik untuk mempermudah proses pembuatan kebijakan dan pengambilan keputusan di masa depan.

## 1.2 Rumusan masalah

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan pada latar belakang, dapat diambil rumusan masalah sebagai berikut.

1. Bagaimana pengaruh nilai parameter pada metode *Performance Improved Holt-Winters* terhadap akurasi pada prediksi jumlah keberangkatan domestik di bandar udara Soekarno Hatta?

2. Bagaimana tingkat *error* dan hasil prediksi jumlah keberangkatan domestik di bandar udara Soekarno Hatta dengan metode *Performance Improved Holt-Winters*?

### 1.3 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengetahui pengaruh nilai parameter pada metode *Performance Improved Holt-Winters* terhadap akurasi pada prediksi jumlah keberangkatan domestik di bandar udara Soekarno Hatta.
2. Menguji tingkat *error* dan hasil prediksi jumlah keberangkatan domestik di bandar udara Soekarno Hatta yang menggunakan metode *Performance Improved Holt-Winters*.

### 1.4 Manfaat

Penulisan skripsi ini diharapkan memiliki manfaat yang berguna bagi pembaca dan penulis. Adapun manfaat yang diharapkan adalah untuk memberikan informasi mengenai prediksi jumlah keberangkatan domestik pada bandar udara Soekarno Hatta.

### 1.5 Batasan masalah

Pada penelitian ini permasalahan akan dibatasi agar tidak menyimpang dari tujuan yang telah ditetapkan saat awal penelitian. Batasan masalah yang digunakan adalah sebagai berikut.

1. Objek yang digunakan adalah jumlah keberangkatan domestik di bandar udara Soekarno Hatta.
2. Data yang digunakan adalah data bulanan jumlah keberangkatan domestik di bandar udara Soekarno Hatta periode Januari 2012 – Desember 2017.
3. Metode yang dipakai adalah *Performance Improved Holt-Winters*.

### 1.6 Sistematika pembahasan

Sistematika penulisan pada penelitian ini dibagi menjadi tujuh bab dengan masing-masing bab diuraikan sebagai berikut.

#### **BAB I PENDAHULUAN**

Pada bab ini membahas latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, serta sistematika pembahasan.

#### **BAB II LANDASAN KEPUSTAKAAN**

Pada bab ini memuat dasar teori dan referensi seperti jurnal dan penelitian-penelitian sebelumnya yang terkait dengan implementasi *Performance Improved Holt-Winters* untuk prediksi jumlah keberangkatan domestik di bandar udara Soekarno Hatta.

**BAB III METODOLOGI**

Pada bab ini membahas langkah-langkah kerja yang dilakukan peneliti yang terdiri dari studi literatur, pengumpulan data, perancangan sistem, implementasi, pengujian dan analisis, dan penarikan kesimpulan.

**BAB IV PERANCANGAN**

Pada bab ini membahas perancangan sistem yang terdiri dari desain algoritme, perhitungan manual, dan perancangan antarmuka.

**BAB V IMPLEMENTASI**

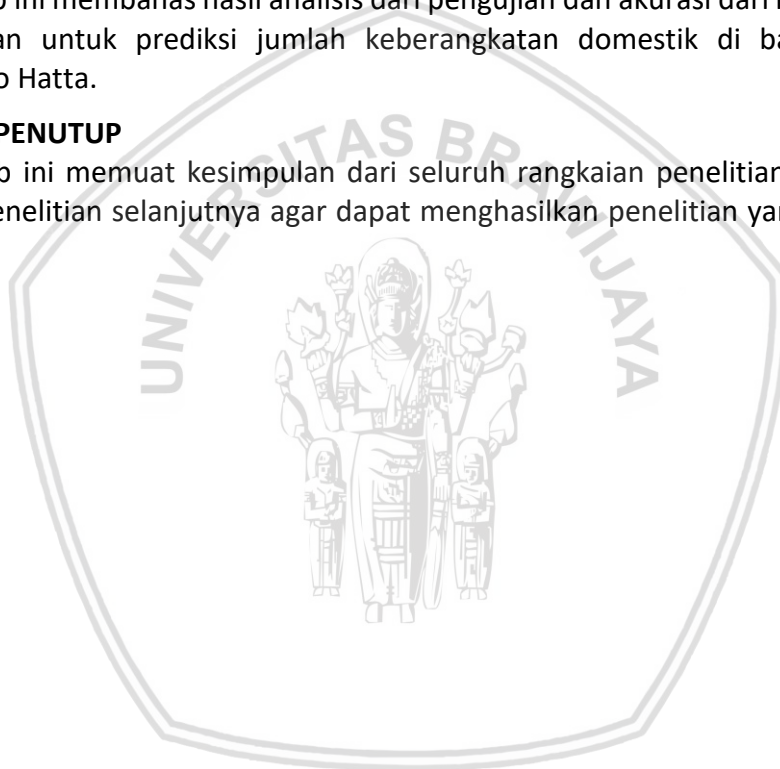
Pada bab ini membahas implementasi sistem sesuai dengan perancangan yang telah dibuat.

**BAB VI PENGUJIAN**

Pada bab ini membahas hasil analisis dari pengujian dan akurasi dari metode yang digunakan untuk prediksi jumlah keberangkatan domestik di bandar udara Soekarno Hatta.

**BAB VII PENUTUP**

Pada bab ini memuat kesimpulan dari seluruh rangkaian penelitian serta saran untuk penelitian selanjutnya agar dapat menghasilkan penelitian yang lebih baik lagi.



## BAB 2 LANDASAN KEPUSTAKAAN

### 2.1 Kajian pustaka

Pada bagian kajian pustaka ini akan membahas penelitian yang sudah ada sebelumnya. Penelitian pertama dilakukan oleh (Setiawan, et al., 2016). Dalam penelitian tersebut dilakukan prediksi jumlah penumpang kereta PT. KAI dengan menggunakan metode *Triple Exponential Smoothing (Winter)*. Selain itu terdapat pengujian untuk mendapatkan nilai parameter  $\alpha$  (*alpha*),  $\beta$  (*beta*), dan  $\gamma$  (*gamma*) terbaik. Hasil yang didapatkan yaitu pada kereta Argo Wilis memperoleh akurasi sebesar 86,60%, Turangga sebesar 70,13%, Mutiara Selatan sebesar 85,16%, Pasundan sebesar 90,87%, dan Kahuripan sebesar 88,47%.

Penelitian kedua dilakukan oleh (Lamusa, 2017). Dalam penelitian tersebut dilakukan prediksi dengan menggunakan 2 model *Holt-Winters* yaitu model *additive* dan model *multiplicative*. Pengujian yang dilakukan adalah dengan menghitung nilai MAD dan MAPE dari setiap model. Hasilnya adalah pada model *multiplicative* menghasilkan MAD sebesar 47833,117 dan MAPE sebesar 8,8333158%. Pada model *additive* menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil yaitu MAD sebesar 412014,18 dan MAPE sebesar 7,62182%.

Penelitian ketiga dilakukan oleh (Tratar, 2013). Dalam penelitian tersebut dilakukan perbandingan antara metode *Holt-Winters* model *additive* dan *multiplicative* dengan *Improved Holt-Winters* untuk prediksi jumlah wisatawan yang menginap semalaman di Republik Slovenia. Pengujian yang dilakukan adalah dengan menghitung nilai *error* dengan MSE pada setiap metode. Hasilnya adalah pada metode *Holt-Winters* model *additive* menghasilkan MSE sebesar 818375,50, metode *Holt-Winters* model *multiplicative* menghasilkan MSE sebesar 741763,48, dan pada metode *Improved Holt-Winters* menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil dari kedua model *Holt-Winters* tersebut yaitu sebesar 621079,87.

Penelitian keempat dilakukan oleh (Arputhamary & Arockiam, 2016). Dalam penelitian tersebut dilakukan perbandingan antara metode *Holt-Winters* dengan *Performance Improved Holt Winters* untuk peramalan penjualan. Pengujian yang dilakukan adalah dengan menghitung nilai *error* dengan MSE pada setiap metode. Hasilnya adalah pada metode *Holt-Winters* menghasilkan MSE sebesar 69067470 dan metode *Performance Improved Holt-Winters* menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil yaitu sebesar 59851581. Penjelasan lebih rinci terkait penelitian-penelitian yang telah dilakukan sebelumnya yang terdapat pada kajian pustaka ditunjukkan pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Kajian Pustaka

Judul	Objek	Metode	Keluaran
	Masukan dan Parameter	Proses	Hasil Penelitian
<i>The Use of Triple</i>	Jumlah penumpang pada PT. KAI	<i>Triple Exponential Smoothing (Winter)</i>	Prediksi jumlah penumpang PT. KAI tahun 2015

Tabel 2.1 Kajian Pustaka (lanjutan)

Judul	Objek	Metode	Keluaran
	Masukan dan Parameter	Proses	Hasil Penelitian
<i>Exponential Smoothing (Winter) in Forecasting Passenger of PT Kereta Api Indonesia with Optimization Alpha, Beta, and Gamma Parameters</i> (Setiawan, et al., 2016)	Data jumlah penumpang dari PT. Kereta Api Indonesia (PT. KAI) Bandung tahun 2006 - 2014	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Menginput data</li> <li>2. Menentukan nilai parameter <math>\alpha, \beta, \gamma</math> terbaik</li> <li>3. Melakukan prediksi jumlah penumpang PT. KAI</li> </ol>	Kereta Argo Wilis memperoleh akurasi sebesar 86,60%, Turangga sebesar 70,13%, Mutiara Selatan sebesar 85,16%, Pasundan sebesar 90,87%, dan Kahuripan sebesar 88,47%.
Peramalan Jumlah Penumpang Pada PT. Angkasa Pura I (Persero) Kantor Cabang Bandar Udara Internasional Sultan Hasanuddin Makassar dengan Menggunakan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing (Lamusa, 2017)	Jumlah penumpang pada PT. Angkasa Pura I	<i>Holt-Winters Exponential Smoothing</i> model <i>additive</i> dan <i>multiplicative</i>	Prediksi jumlah penumpang selama satu tahun ke depan serta hasil nilai MAD dan MAPE dari kedua model <i>Holt-Winters</i>
	Data jumlah penumpang bandar udara Sultan Hasanuddin tahun 2011 - 2016	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Menginput data</li> <li>2. Menentukan nilai parameter <math>\alpha, \beta, \gamma</math></li> <li>3. Melakukan perhitungan data dengan <i>Holt-Winters</i> model <i>additive</i> dan <i>multiplicative</i></li> <li>4. Melakukan pengujian dengan MAD dan MAPE</li> </ol>	Perbandingan kinerja metode <i>Holt-Winters</i> model <i>additive</i> dan <i>multiplicative</i> yang menghasilkan nilai MAD dan MAPE sebesar 47833,117 dan 8,833158% untuk model <i>multiplicative</i> serta 41204,18 dan 7,62182% untuk model <i>additive</i>
Improved Holt-Winters Method: A Case of Overnight Stays of Tourists in Republic of Slovenia (Tratar, 2013)	Jumlah wisatawan yang menginap semalaman di Republik Slovenia	<i>Holt-Winters</i> dan <i>Performance Improved Holt Winters</i>	Perbandingan hasil prediksi metode <i>Holt-Winters</i> dengan <i>Improved Holt-Winters</i> serta nilai MSE dari kedua metode
	Data jumlah wisatawan domestik dan internasional yang menginap	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Menginput data</li> <li>2. Menentukan nilai parameter <math>\alpha, \beta, \gamma</math></li> <li>3. Melakukan perhitungan data dengan <i>Holt-Winters</i></li> </ol>	Metode <i>Holt-Winters</i> model <i>additive</i> menghasilkan MSE sebesar



Tabel 2.1 Kajian Pustaka (lanjutan)

Judul	Objek	Metode	Keluaran
	Masukan dan Parameter	Proses	Hasil Penelitian
	semalaman di Republik Slovenia tahun 2000 – 2009	<ol style="list-style-type: none"> <li>4. Melakukan perhitungan data dengan <i>Improved Holt-Winters</i></li> <li>5. Melakukan pengujian dengan MSE</li> </ol>	818375,50, metode <i>Holt-Winters</i> model <i>multiplicative</i> menghasilkan MSE sebesar 741763,48, dan pada metode <i>Improved Holt-Winters</i> menghasilkan nilai MSE sebesar 621079,87
<i>Performance Improved Holt-Winter's (PIHW) Prediction Algorithm for Big Data Environment</i> (Arputhamary & Arockiam, 2016)	Penjualan <i>online</i>	<i>Holt-Winters</i> dan <i>Performance Improved Holt Winters</i>	Perbandingan hasil prediksi metode <i>Holt-Winters</i> dengan <i>Performance Improved Holt-Winters</i> serta nilai MSE dari kedua metode
	Dataset <i>online</i> eBay dari tahun 2007 – 2014	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Menginput data</li> <li>2. Menentukan nilai parameter <math>\alpha, \beta, \gamma</math></li> <li>3. Melakukan perhitungan data dengan <i>Holt-Winters</i></li> <li>4. Melakukan perhitungan data dengan <i>Performance Improved Holt-Winters</i></li> <li>5. Melakukan pengujian dengan MSE</li> </ol>	Metode <i>Holt Winters</i> menghasilkan nilai MSE sebesar 69067470 dan metode <i>Performance Improved Holt-Winters</i> menghasilkan nilai MSE sebesar 59851581

Berdasarkan kajian pustaka yang telah dijabarkan, dapat ditarik kesimpulan bahwa metode *Performance Improved Holt-Winters* dapat menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil dibandingkan dengan metode lain dan dapat melakukan prediksi pada data *time series* yang memiliki pola data musiman.

## 2.2 Bandar udara

Bandar udara adalah suatu tempat dimana pesawat udara mendarat untuk menurunkan atau mengangkut penumpang, barang. Selain itu untuk melakukan perbaikan atau pemeliharaan juga pengiriman bahan bakar dan kegiatan lainnya. Secara umum suatu bandar udara harus mampu melayani aktivitas perhubungan udara sesuai dengan jam operasi serta menjamin keselamatan penerbangan, kelancaran dan keteraturan penerbangan. Kegiatan angkutan udara dalam negeri



atau domestik seluruhnya dilakukan oleh Perusahaan Penerbangan Nasional (perusahaan pemerintah maupun swasta). Sedangkan untuk penerbangan luar negeri atau internasional dilakukan oleh perusahaan penerbangan asing dan perusahaan penerbangan nasional (Bongga, 2009).

Berdasarkan tipe perjalanan yang dilayani, bandar udara dapat digolongkan menjadi bandar udara internasional, bandar udara domestik dan gabungan bandar udara internasional domestik (Hendarto, et al., 2001). Di Indonesia, klasifikasi bandar udara sesuai dengan Keputusan Menteri Perhubungan No. 36 Tahun 1993 didasarkan pada beberapa kriteria berikut.

1. Komponen jasa angkutan udara.
2. Komponen pelayanan keselamatan dan keamanan penerbangan.
3. Komponen daya tampung bandar udara (landasan pacu dan tempat parkir pesawat).
4. Komponen fasilitas keselamatan penerbangan (fasilitas elektronika dan listrik yang menunjang operasi fasilitas keselamatan penerbangan).
5. Komponen status dan fungsi bandar udara dalam konteks keterkaitannya dengan lingkungan sekitarnya.

### 2.3 Prediksi

Prediksi adalah proses untuk meramalkan suatu variabel di masa depan dengan berdasarkan informasi di masa lampau dan yang sekarang dimiliki. Pada prediksi, data yang sering digunakan adalah data yang bersifat kuantitatif. Dalam prediksi tidak harus dapat memberi jawaban secara pasti mengenai suatu kejadian atau keadaan yang akan terjadi namun berusaha untuk mencari jawaban sedekat mungkin dengan yang akan terjadi di masa depan (Herdianto, 2013).

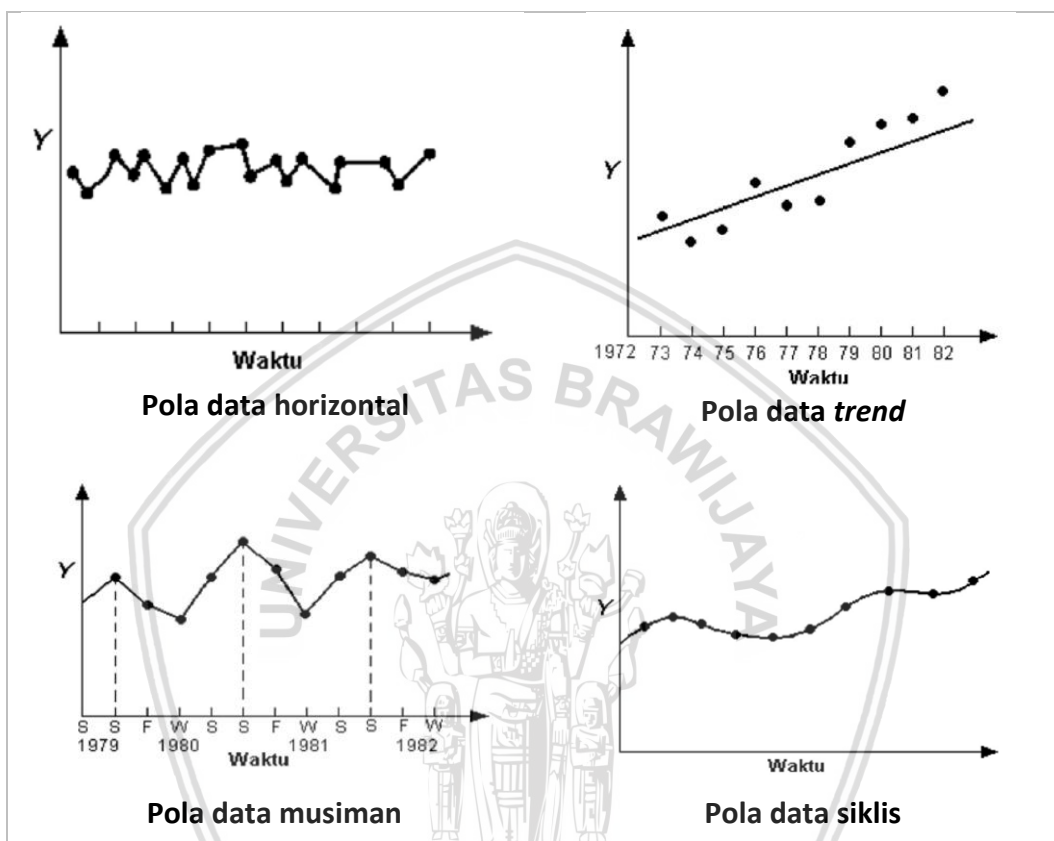
Data merupakan hal yang sangat penting dalam prediksi. Berdasarkan dimensi waktunya, data dapat dibedakan menjadi dua jenis yaitu data *series* (runtun waktu) dan data *cross sectional*. Terdapat 4 jenis pola data dalam prediksi (Lobo & Santosa, 2014) yaitu sebagai berikut.

1. Pola data Horizontal  
Pola ini terjadi jika data berfluktuasi disekitar nilai *mean* (rata-rata) yang membentuk garis horizontal. Data ini disebut juga dengan data stasioner.
2. Pola Data *Trend*  
Pola ini terjadi jika data menunjukkan pergerakan yang cenderung menaik atau menurun dalam periode jangka panjang.
3. Pola Data Musiman  
Pola ini terjadi jika data memiliki pola musim yang berulang dari satu periode ke periode selanjutnya. Misalnya pola yang berulang setiap hari tertentu, minggu tertentu atau bulan tertentu. Faktor musiman ini dapat dipengaruhi beberapa hal misalnya seperti liburan, hari besar, dan cuaca.

4. Pola Data Siklis

Pola ini terjadi jika data bergelombang pada durasi lebih dari satu tahun yang dipengaruhi oleh faktor ekonomi jangka panjang yang berhubungan dengan siklus usaha.

Gambar dari setiap jenis pola data ditunjukkan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Jenis Pola Data

2.4 Time series

Data *time series* adalah data yang dikumpulkan atau diobservasi secara berurutan berupa tahun, bulan minggu dan hari. Prediksi data *time series* dilakukan dengan berdasarkan data pada masa lalu dari suatu variabel yang bertujuan untuk menemukan pola dalam deret data historis. Pola tersebut nantinya akan digunakan untuk prediksi data yang akan datang. Prediksi data dapat diterapkan jika terdapat 3 kondisi sebagai berikut (Lobo & Santosa, 2014).

- a. Tersedianya informasi masa lalu.
- b. Informasi dapat diubah menjadi bentuk kuantitatif dalam bentuk data numerik.
- c. Pada data dapat diasumsikan terdapat beberapa aspek pola masa lalu yang akan terus berlanjut di masa yang akan datang.





## 2.5 Holt-Winters

Metode *Holt-Winters* atau biasa dikenal dengan nama *Triple Exponential Smoothing* adalah salah satu metode dari *Exponential Smoothing*. Pada metode ini melibatkan *trend* dan musiman dan didasarkan pada tiga persamaan *smoothing* yaitu pemulusan keseluruhan (*level*), pemulusan *trend* dan pemulusan musiman. Terdapat 2 model *Holt-Winters* yaitu model *additive* dan model *multiplicative* (Bowerman, et al., 2005). Keputusan mengenai metode mana yang digunakan untuk perhitungan bergantung pada karakteristik data *time series* yang dimiliki.

### 2.5.1 Holt Winters Additive

Model *additive* digunakan untuk variasi musiman yang bersifat konstan (Manurung, et al., 2016). Metode ini memiliki persamaan sebagai berikut.

- a. Pemulusan keseluruhan (*level*)

$$L_j = \alpha(y_j - S_{j-s}) + (1 - \alpha)(L_{j-1} + b_{j-1}) \quad (2.1)$$

- b. Pemulusan *trend*

$$b_j = \beta(L_j - L_{j-1}) + (1 - \beta)(b_{j-1}) \quad (2.2)$$

- c. Pemulusan musiman

$$S_j = \gamma(y_j - L_j) + (1 - \gamma)(S_{j-s}) \quad (2.3)$$

- d. Nilai ramalan

$$F_{j+1} = L_j + b_j + S_{j+1-s} \quad (2.4)$$

Keterangan:

$\alpha$  = parameter *alpha*

$\beta$  = parameter *beta*

$\gamma$  = parameter *gamma*

$j$  = periode

$s$  = panjang musim

$y$  = data aktual

$L$  = pemulusan keseluruhan (*level*)

$b$  = pemulusan *trend*

$S$  = pemulusan musiman

$F$  = hasil prediksi

Inisialisasi nilai awal persamaan *smoothing* pada model *additive* dapat dilakukan dengan persamaan sebagai berikut.

$$L_0 = \frac{1}{s}(y_1 + y_2 + \dots + y_s) \quad (2.5)$$

$$b_0 = \frac{1}{s} \left[ \frac{y_{s+1} - y_1}{s} + \frac{y_{s+2} - y_2}{s} + \dots + \frac{y_{s+s} - y_s}{s} \right] \quad (2.6)$$

$$S_j = y_j - L_0 \quad (2.7)$$

### 2.5.2 Holt Winters Multiplicative

Model *multiplicative* digunakan bila ukuran komponen musiman sebanding dengan tingkat *trend* (Chatfield, 1978). Metode ini memiliki persamaan sebagai berikut.

- a. Pemulusan keseluruhan (level)

$$L_j = \alpha \left( \frac{y_j}{S_{j-s}} \right) + (1 - \alpha)(L_{j-1} + b_{j-1}) \quad (2.8)$$

- b. Pemulusan *trend*

$$b_j = \beta(L_j - L_{j-1}) + (1 - \beta)(b_{j-1}) \quad (2.9)$$

- c. Pemulusan musiman

$$S_j = \gamma \left( \frac{y_j}{L_j} \right) + (1 - \gamma)(S_{j-s}) \quad (2.10)$$

- d. Nilai ramalan

$$F_{j+1} = (L_j + b_j)S_{j+1-s} \quad (2.11)$$

Inisialisasi nilai awal persamaan level dan *trend* pada model *multiplicative* dapat ditulis dengan menggunakan yang telah ditunjukkan pada Persamaan 2.5 dan 2.6 kecuali pada inisialisasi persamaan musiman dilakukan dengan persamaan sebagai berikut.

$$S_j = \frac{y_j}{L_s} \quad (2.12)$$

### 2.6 Performance Improved Holt-Winters

Pada metode *Performance Improved Holt-Winters*, nilai level, *trend*, dan musiman dihitung serta parameter-parameter *smoothing* yaitu  $\alpha$  (*alpha*),  $\beta$  (*beta*),  $\gamma$  (*gamma*) dikalikan 2 untuk menghasilkan hasil yang lebih akurat pada level *additive*. Metode ini memiliki persamaan sebagai berikut (Arputhamary & Arockiam, 2016).

- a. Pemulusan keseluruhan (level)

$$L_j = 2\alpha(y_j - S_{j-s} - 1) + (1 - 2\alpha)(L_{j-1} + b_{j-1}) \quad (2.13)$$

- b. Pemulusan *trend*

$$b_j = 2\beta(L_j - L_{j-1}) + (1 - 2\beta)(b_{j-1}) \quad (2.14)$$

- c. Pemulusan musiman

$$S_j = 2\gamma(y_j - L_j - 1) + (1 - 2\gamma)(S_{j-s}) \quad (2.15)$$

Pada metode *Performance Improved Holt-Winters*, perhitungan peramalan dan inisialisasi nilai awal level, *trend*, dan musiman sama dengan persamaan *Holt-Winters additive* yang telah ditunjukkan pada Persamaan 2.4 sampai 2.7.

## 2.7 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

*Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) adalah metode yang digunakan untuk mengukur tingkat akurasi. MAPE merupakan ukuran ketetapan relatif berdasarkan nilai absolut yang digunakan untuk mengetahui persentase penyimpangan hasil prediksi dengan data aktual. MAPE dipilih untuk pengujian akurasi karena dapat memberikan hasil yang relatif akurat. Persamaan MAPE ditunjukkan pada Persamaan 2.16 (Nugroho & Purqon, 2015).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y'_i - y_i}{y_i} \right| \times 100 \quad (2.16)$$

Keterangan:

$n$  = jumlah data

$y'_i$  = hasil prediksi pada indeks ke- $i = 1, 2, \dots, n$

$y_i$  = nilai aktual pada indeks ke- $i = 1, 2, \dots, n$

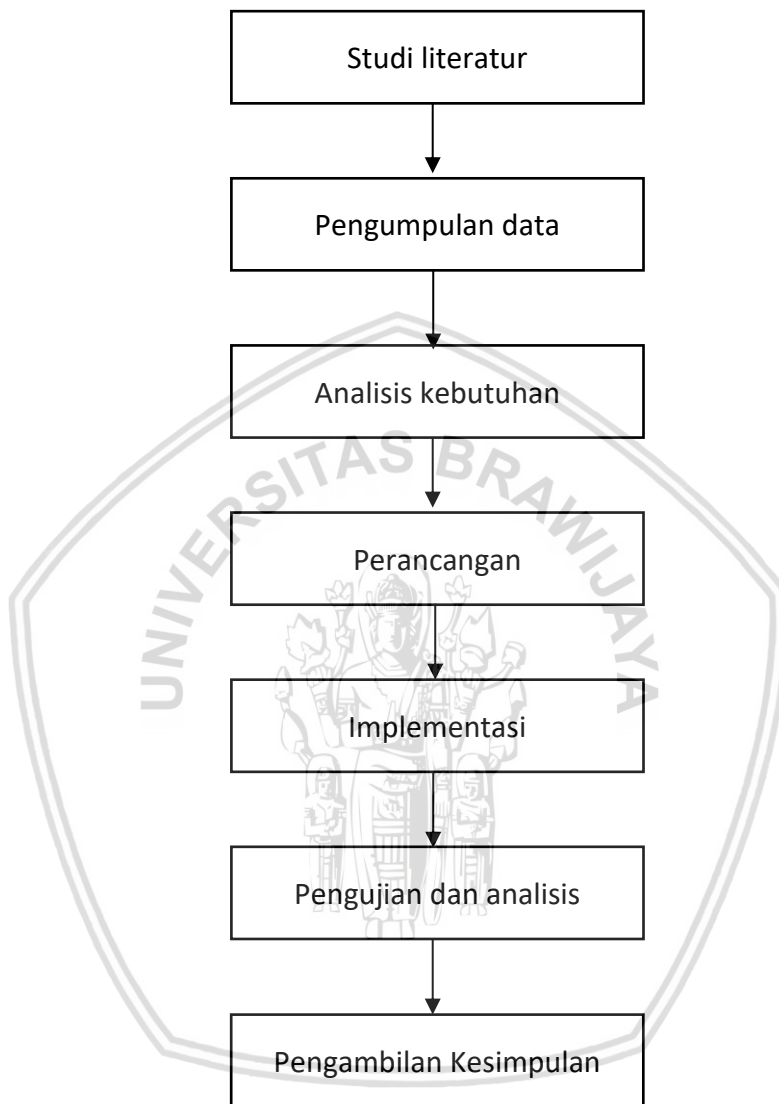
MAPE mengukur rata-rata *error absolute* sebagai persentase dari rata-rata *error rate absolute* dari sejumlah periode data aktual. Kriteria nilai MAPE ditunjukkan pada Tabel 2.2 (Chang, Wang, & Liu, 2007).

**Tabel 2.2 Kriteria Nilai MAPE**

Nilai MAPE	Kriteria
< 10%	Sangat Baik
10% – 20%	Baik
20% – 50%	Cukup
> 50%	Buruk

## BAB 3 METODOLOGI

Pada bab ini akan dijelaskan langkah-langkah kerja yang akan dilakukan dalam penelitian ini. Diagram alir penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1.



**Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian**

### 3.1 Studi literatur

Studi literatur yang digunakan dalam penelitian ini meliputi teori pendukung yang diperoleh dari buku, jurnal, *paper*, dan informasi yang tersedia di internet. Referensi yang digunakan untuk mendukung penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Literatur tentang prediksi.
2. Literatur tentang *time series*.
3. Literatur tentang *Holt-Winters*.
4. Literatur tentang *Performance Improved Holt-Winters*.

### 3.2 Pengumpulan data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data jumlah keberangkatan domestik di bandar udara Soekarno Hatta yang diperoleh dari *website* resmi Badan Pusat Statistik (BPS). Data tersebut berupa jumlah orang per bulan selama 5 tahun terakhir yaitu dari Januari 2012 – Desember 2017. Sampel data ini ditunjukkan pada Tabel 3.1 (data lengkap terdapat pada lampiran).

**Tabel 3.1 Tabel Data Jumlah Keberangkatan Domestik**

Bulan	Tahun	Jumlah Penumpang
Januari	2012	1561684
Februari	2012	1451736
Maret	2012	1645065
April	2012	1582880
Mei	2012	1668845
Juni	2012	1685196
Juli	2012	1671053
Agustus	2012	1573873
September	2012	1680588
Oktober	2012	1686800
November	2012	1720032
Desember	2012	1822128

### 3.3 Analisis kebutuhan

#### 3.3.1 Kebutuhan fungsional

Kebutuhan fungsional yang dibutuhkan oleh sistem adalah sebagai berikut.

1. Sistem harus dapat menyediakan fasilitas bagi pengguna untuk menginputkan angka.
2. Sistem harus dapat memproses masukan dari pengguna dan menampilkan hasil prediksi.
3. Sistem harus dapat menampilkan nilai akurasi dari hasil prediksi yang telah diperoleh.

#### 3.3.2 Kebutuhan non fungsional

Kebutuhan non fungsional yang dibutuhkan dalam sistem ini adalah aplikasi harus dapat digunakan tanpa batasan waktu (24 jam).

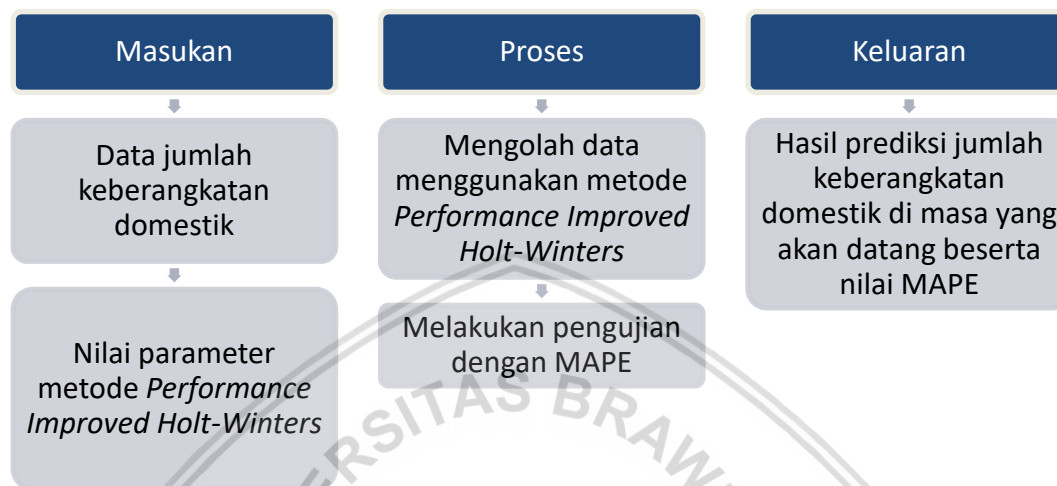
### 3.4 Perancangan sistem

Perancangan sistem adalah tahap yang menggambarkan rancangan dari penelitian secara detail. Perancangan sistem dilakukan untuk mempermudah pengerjaan proses selanjutnya yaitu implementasi, pengujian dan analisis. Proses yang dilakukan dalam perancangan sistem adalah sebagai berikut.

#### 3.4.1 Mekanisme penyelesaian masalah

Mekanisme penyelesaian permasalahan dilakukan dengan mengidentifikasi masalah secara rinci, menyediakan kebutuhan penyelesaian berupa data masukan

dan metode yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan berdasarkan hasil identifikasi masalah yang diangkat dalam penelitian. Penyelesaian permasalahan meliputi langkah-langkah metode yang digambarkan dalam bentuk diagram alir pada setiap proses perhitungan metode *Performance Improved Holt-Winters* dan perhitungan nilai MAPE. Mekanisme penyelesaian permasalahan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.2.



**Gambar 3.2 Diagram Mekanisme Penyelesaian Masalah**

Penjelasan dari mekanisme penyelesaian masalah pada Gambar 3.2 adalah sebagai berikut.

- Masukan sistem adalah data diperoleh dari keseluruhan data berekstensi .sql serta parameter yaitu  $\alpha$  (*alpha*),  $\beta$  (*beta*), dan  $\gamma$  (*gamma*).
- Proses penyelesaian masalah akan dilakukan dengan metode *Performance Improved Holt-Winters*. Selain itu terdapat proses pengujian akurasi dengan menggunakan MAPE.
- Keluaran yang dihasilkan sistem pada penelitian ini adalah data hasil prediksi jumlah keberangkatan domestik dan nilai evaluasi dengan MAPE.

### 3.4.2 Perancangan antarmuka

Perancangan antarmuka merupakan sebuah penghubung antara pengguna untuk berinteraksi dengan sistem. Perancangan antarmuka dilakukan untuk memudahkan pengguna dalam menggunakan sistem.

### 3.4.3 Perancangan pengujian

Perancangan pengujian dilakukan untuk menguji sistem dengan tujuan untuk menghasilkan nilai akurasi terbaik. Perancangan pengujian yang dilakukan adalah pengujian rentang nilai parameter dan pengujian jumlah data latih.

## 3.5 Implementasi

Sistem dalam penelitian ini diimplementasikan ke dalam perangkat lunak dengan metode *Performance Improved Holt-Winters* yang selanjutnya dijalankan

untuk melakukan pengujian dan evaluasi hasil. Sistem diimplementasikan ke dalam perangkat keras dengan spesifikasi 4 GB RAM, *Processor* Intel Core i5 2.5 GHz melalui perangkat lunak sistem operasi Microsoft Windows 10 64 bit, editor pemrograman Sublime, editor dokumentasi Microsoft Office Word 2013 dan Microsoft Excel 2013. Sistem diimplementasikan dengan bahasa pemrograman PHP dengan menerapkan metode *Performance Improved Holt-Winters* dalam kode program serta pembuatan antarmuka yang disesuaikan dengan analisis kebutuhan dan perancangan yang telah dibuat.

### 3.6 Pengujian dan analisis

Pengujian dilakukan untuk menilai tingkat keberhasilan sistem yang telah dibangun, kemudian melakukan evaluasi untuk mencapai tujuan yang telah ditentukan. Pengujian yang dilakukan dalam penelitian ini adalah pengujian rentang nilai parameter dan jumlah data latih. Pengujian ini dilakukan untuk menghasilkan rentang nilai parameter serta jumlah data latih yang optimal dengan nilai MAPE yang minimum.

### 3.7 Kesimpulan dan saran

Pengambilan kesimpulan dilakukan untuk menjelaskan apa yang telah dicapai dalam penelitian. Kesimpulan berisi jawaban dari rumusan masalah yang telah didefinisikan sebelumnya. Penulisan saran juga dituliskan sebagai bahan pertimbangan untuk penelitian selanjutnya agar dapat menghasilkan penelitian yang lebih baik.

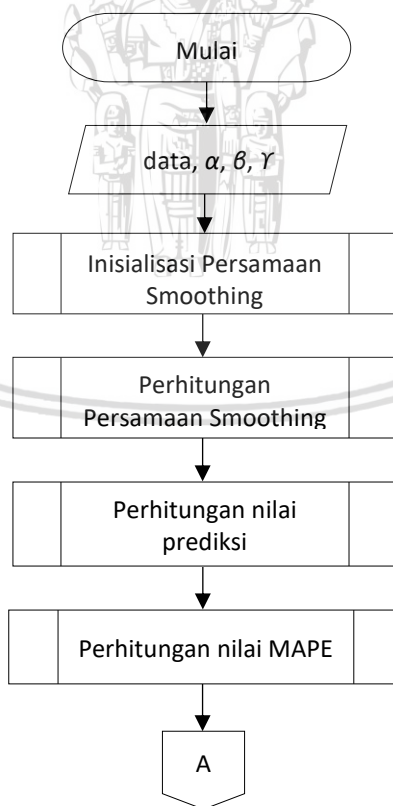
## BAB 4 PERANCANGAN

### 4.1 Formulasi permasalahan

Berdasarkan latar belakang serta kajian pustaka yang telah disampaikan sebelumnya, maka dapat diketahui bahwa metode *Performance Improved Holt-Winters* dapat digunakan untuk prediksi keberangkatan domestik. Berdasarkan analisis kebutuhan yang telah dijelaskan, dalam menyelesaikan permasalahan tersebut diperlukan masukan berupa data jumlah keberangkatan domestik di bandar udara Soekarno Hatta pada tahun Januari 2012 – Desember 2017. Data tersebut kemudian akan diolah menggunakan metode *Performance Improved Holt-Winters* untuk menghasilkan prediksi jumlah keberangkatan domestik beserta nilai evaluasi yang didapatkan dengan membandingkan selisih antara data aktual dengan data hasil prediksi menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

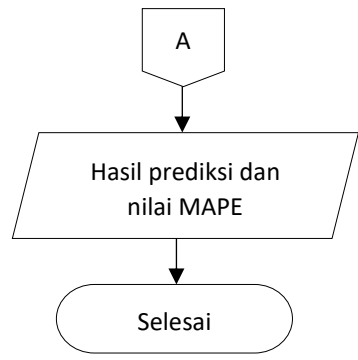
### 4.2 Penyelesaian permasalahan dengan *Performance Improved Holt-Winters*

Penyelesaian permasalahan dengan metode *Performance Improved Holt-Winters* secara umum ditunjukkan pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Diagram Alir Metode *Performance Improved Holt-Winters*



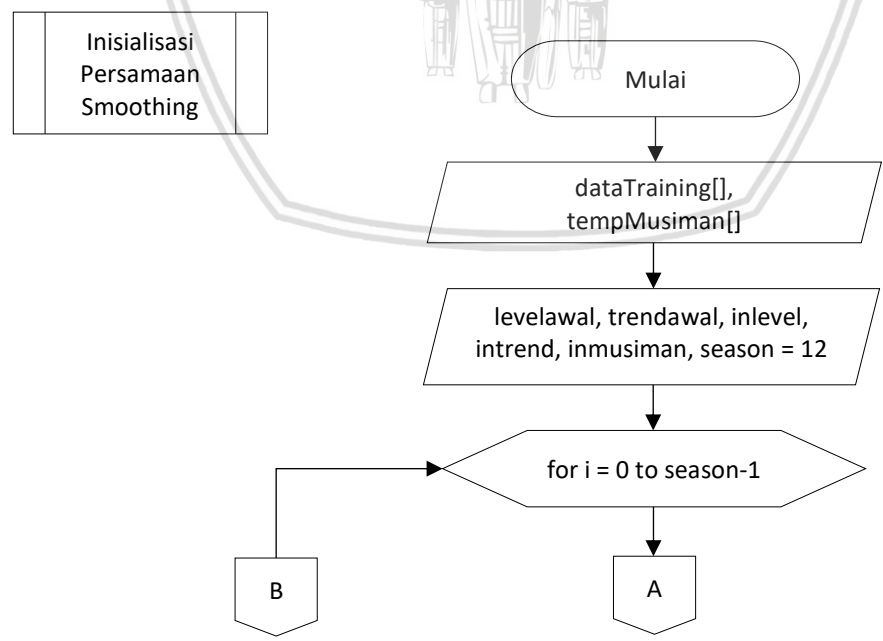


**Gambar 4.1 Diagram Alir Metode *Performance Improved Holt-Winters* (lanjutan)**

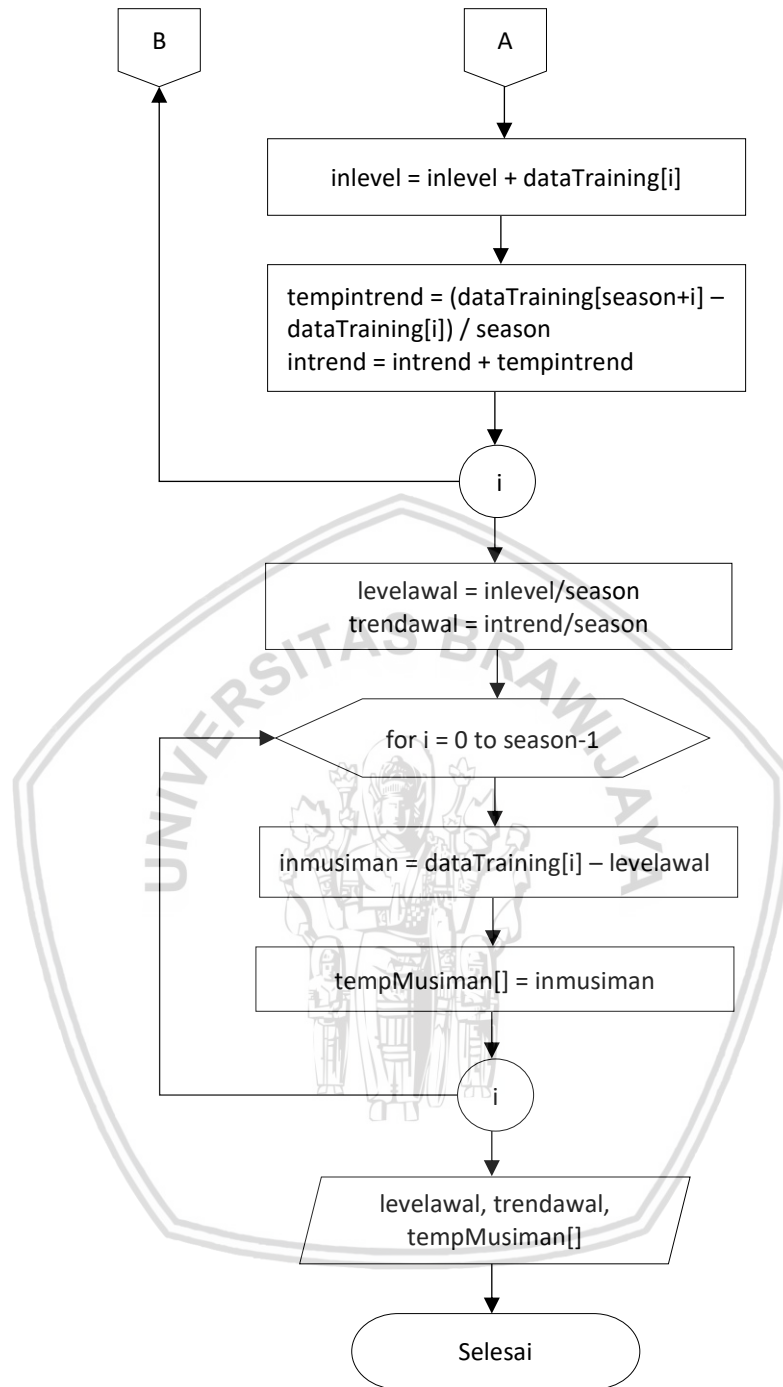
Tahap-tahap penyelesaian permasalahan dengan metode *Performance Improved Holt-Winters* adalah sebagai berikut.

1. Masukan berupa data berekstensi .sql, nilai parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  yang dimasukkan oleh pengguna.
2. Proses pelatihan dengan menggunakan data latih yang sudah ditentukan untuk mendapatkan nilai persamaan *smoothing*.
3. Proses pengujian pada data uji untuk mendapatkan nilai prediksi.
4. Proses perhitungan nilai MAPE untuk mengetahui besarnya akurasi dari prediksi yang telah diperoleh.
5. Keluaran yang dihasilkan adalah hasil prediksi serta nilai MAPE.

**4.2.1 Proses inialisasi persamaan *smoothing***



**Gambar 4.2 Diagram Alir Proses Inialisasi Persamaan *Smoothing***



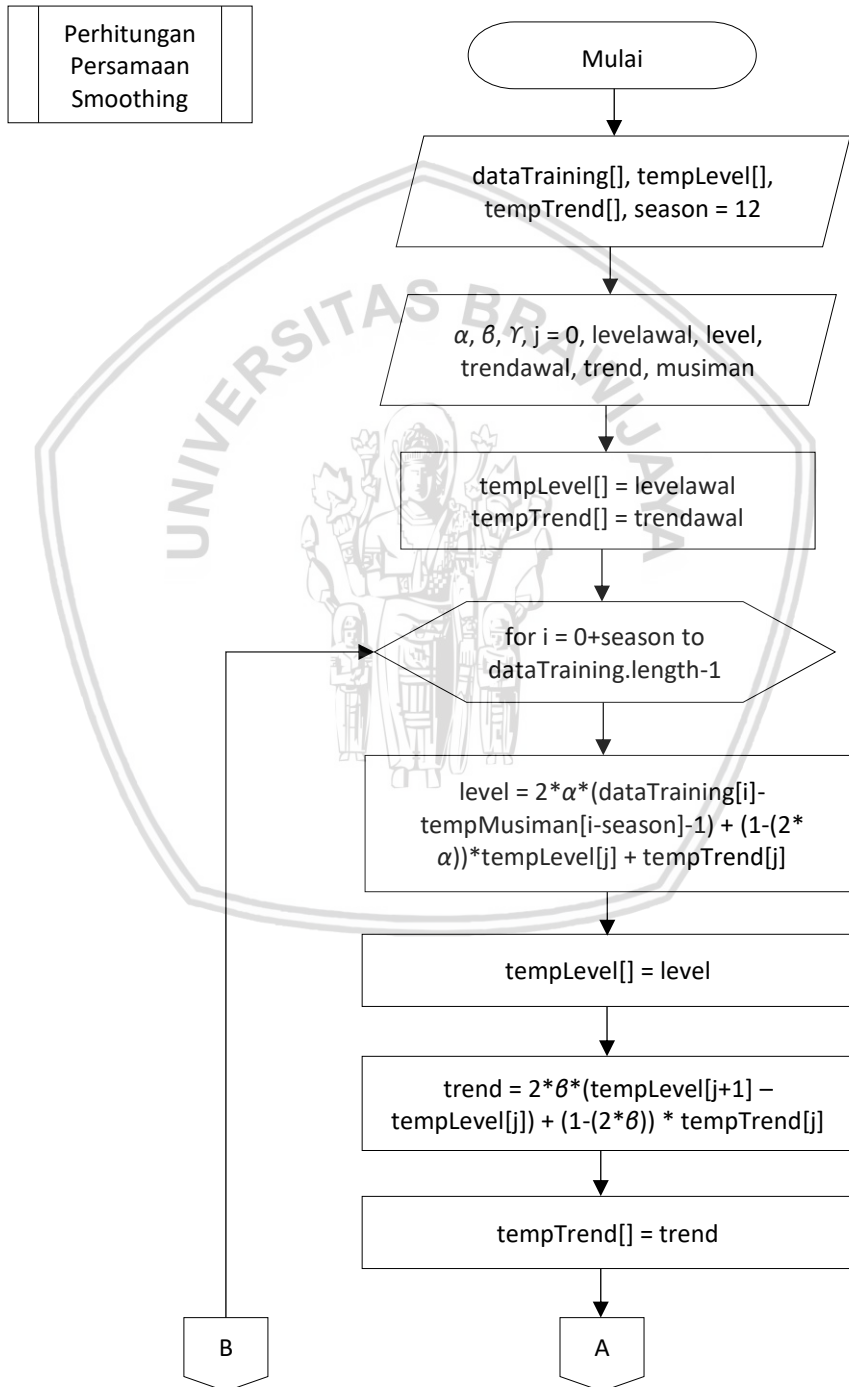
**Gambar 4.2 Diagram Alir Proses Inisialisasi Persamaan *Smoothing* (lanjutan)**

Tahap-tahap inisialisasi persamaan *smoothing* adalah sebagai berikut.

1. Masukan berupa data latih.
2. Terdapat perulangan pertama yang di dalamnya melakukan proses perhitungan inisialisasi nilai level dengan melakukan penjumlahan data lalu menghitung rata-ratanya dan perhitungan inisialisasi nilai *trend* dengan menghitung rata-rata dari selisih antara data latih lalu dibagi dengan nilai variabel *season*.

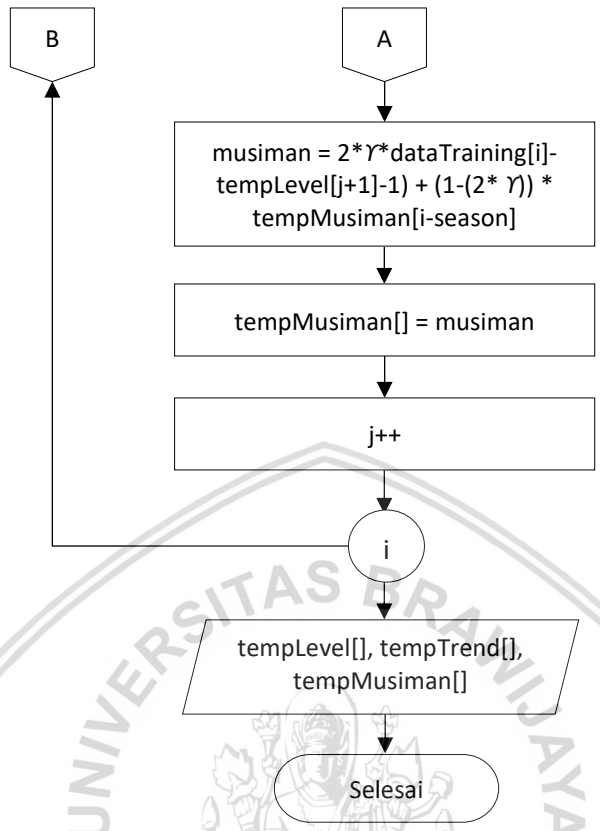
3. Perulangan kedua di dalamnya berisi proses proses perhitungan inialisasi nilai musiman dengan menghitung selisih antara data latih dengan nilai variabel *levelawal*.
4. Keluaran yang dihasilkan adalah nilai awal persamaan level, *trend*, dan musiman yang sudah tersimpan pada variabel *levelawal*, *trendawal*, dan array *tempMusiman*.

#### 4.2.2 Proses perhitungan persamaan *smoothing*



Gambar 4.3 Diagram Alir Proses Perhitungan Persamaan *Smoothing*



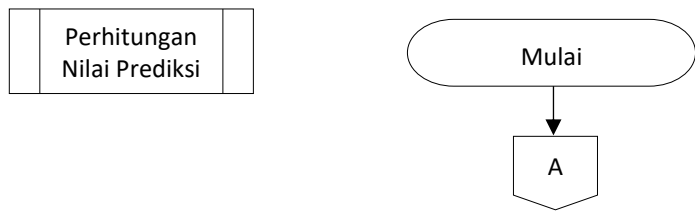


**Gambar 4.3 Diagram Alir Proses Perhitungan Persamaan Smoothing (lanjutan)**

Tahap-tahap proses perhitungan persamaan *smoothing* adalah sebagai berikut.

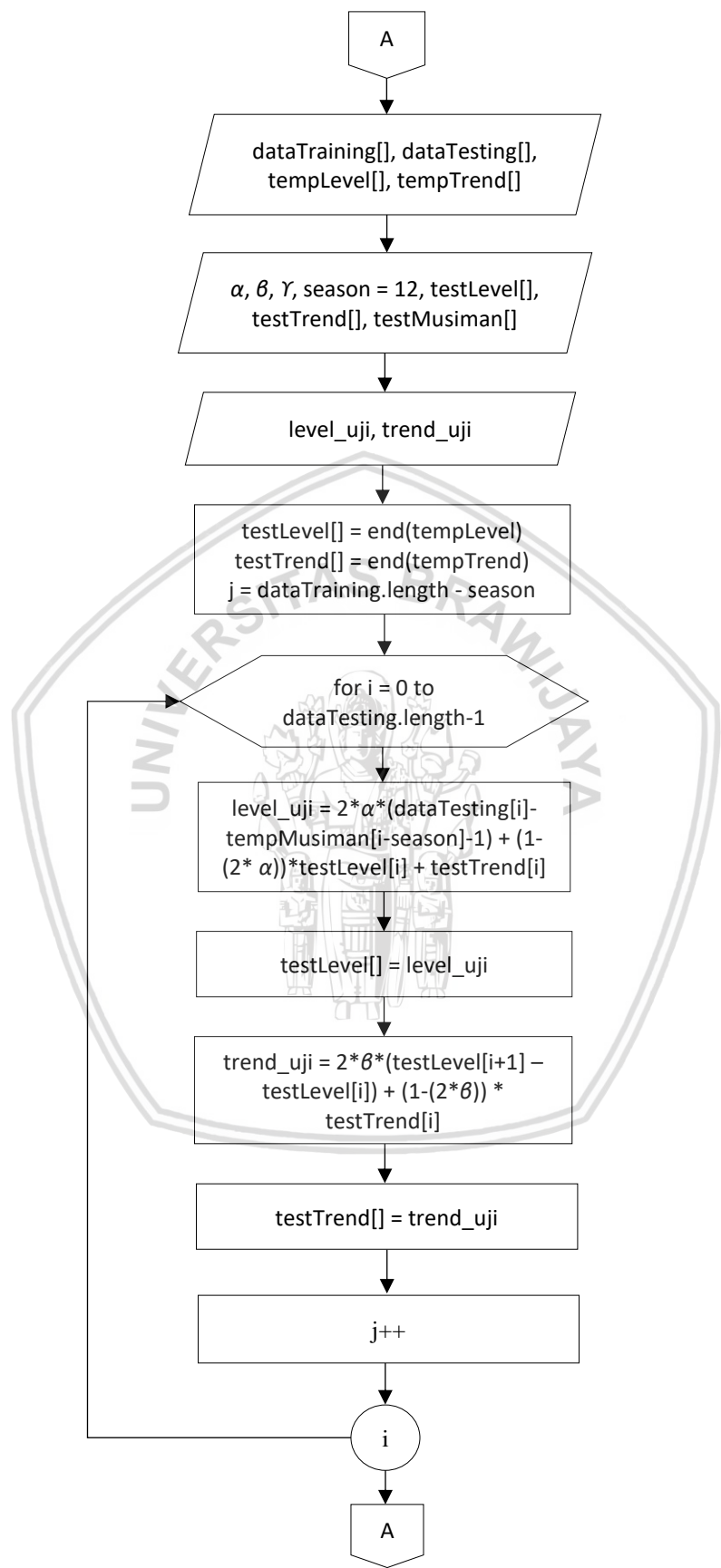
1. Masukan berupa data latih, parameter  $\alpha$  (*alpha*),  $\beta$  (*beta*),  $\gamma$  (*gamma*).
2. Inisialisasi *array tempLevel* dengan nilai variabel *levelawal*, *array tempTrend* dengan nilai variabel *trendawal*, dan variabel  $j = 0$ .
3. Terdapat perulangan dengan batas sejumlah data latih yang berisi perhitungan nilai *level*, *trend*, dan musiman sesuai dengan rumus pada Persamaan 2.13 sampai 2.15.
4. Keluaran yang dihasilkan adalah nilai *level*, *trend*, dan musiman, yang tersimpan pada *array tempLevel*, *tempTrend*, dan *tempMusiman*.

**4.2.3 Proses perhitungan nilai prediksi**

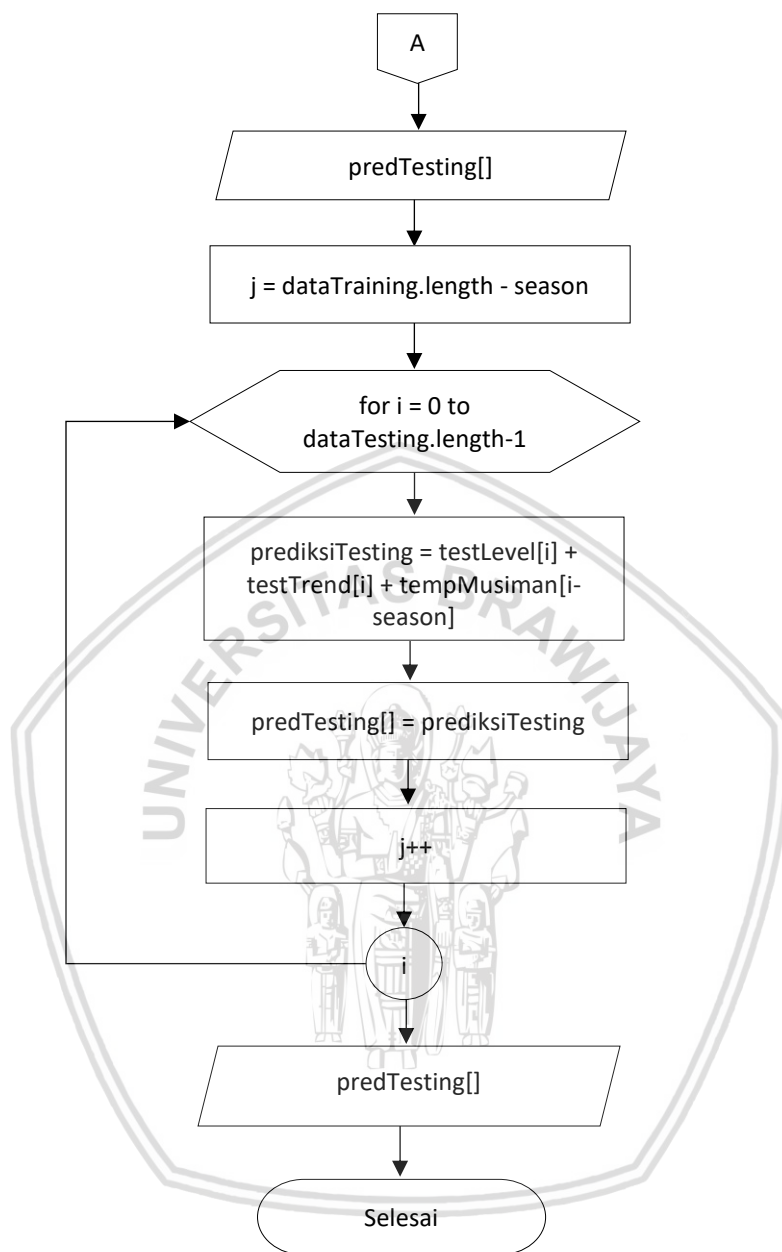


**Gambar 4.4 Diagram Alir Proses Perhitungan Nilai Prediksi**





Gambar 4.4 Diagram Alir Proses Perhitungan Nilai Prediksi (lanjutan)



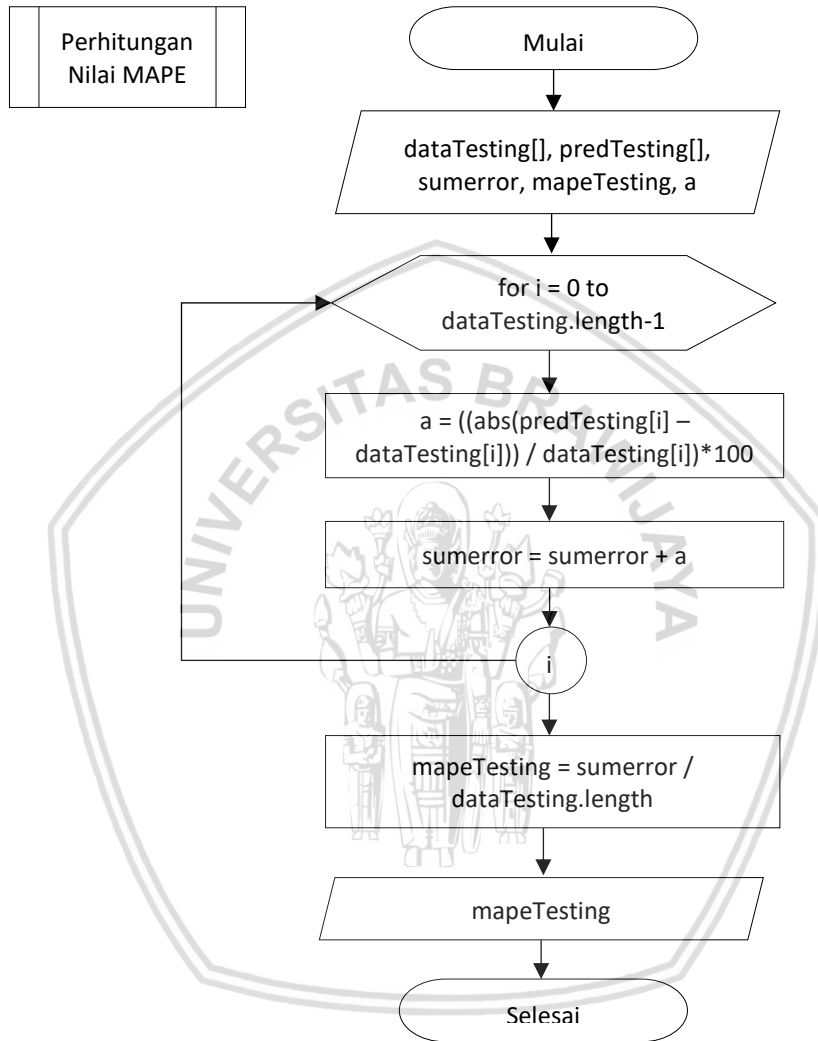
**Gambar 4.4 Diagram Alir Proses Perhitungan Nilai Prediksi (lanjutan)**

Tahap-tahap proses perhitungan nilai prediksi adalah sebagai berikut.

1. Masukan berupa data latih, data uji, parameter  $\alpha$  (*alpha*),  $\beta$  (*beta*),  $\gamma$  (*gamma*).
2. Inisialisasi *array testLevel* dengan nilai terakhir *array tempLevel*, *array testTrend* dengan nilai terakhir *array tempTrend*, dan variabel *j* dengan nilai selisih antara jumlah data latih dan variabel *season*.
3. Terdapat perulangan pertama dengan batas sejumlah data latih yang berisi perhitungan nilai level dan *trend* sesuai dengan rumus pada Persamaan 2.13 dan 2.14.

4. Perulangan kedua dengan batas sejumlah data uji berisi proses perhitungan untuk mendapatkan nilai prediksi sesuai dengan rumus pada Persamaan 2.15.
5. Keluaran yang dihasilkan adalah nilai prediksi dari data uji yang tersimpan pada *array predTesting*.

#### 4.2.4 Proses perhitungan nilai MAPE



**Gambar 4.5 Diagram Alir Proses Perhitungan Nilai MAPE**

Tahap-tahap proses perhitungan nilai MAPE adalah sebagai berikut.

1. Masukan berupa data uji.
2. Terdapat perulangan dengan batas sejumlah data uji yang berisi proses perhitungan nilai MAPE dengan menghitung nilai *absolute* dari selisih data aktual dengan data prediksi dibagi data aktual kemudian dikali 100 untuk menghasilkan persentase nilai MAPE. Hasil dari perhitungan ini disimpan pada variabel *a*.



3. Sistem melakukan penjumlahan seluruh nilai variabel  $a$  yang akan disimpan pada variabel  $sumerror$ . Lalu hasilnya akan dibagi dengan jumlah data uji yang digunakan. Hasilnya akan disimpan pada variabel  $mapeTesting$ .
4. Keluaran yang dihasilkan adalah nilai MAPE yang didapat dari variabel  $mapeTesting$ .

### 4.3 Contoh perhitungan manualisasi

Perhitungan manualisasi bertujuan untuk mengetahui tahapan implementasi metode *Performance Improved Holt-Winters* terhadap prediksi keberangkatan domestik di bandar udara Soekarno Hatta secara manual. Data yang digunakan pada manualisasi ini adalah data jumlah keberangkatan domestik di bandar udara Soekarno Hatta periode Januari 2016 – Desember 2017 yang ditunjukkan pada Tabel 4.1.

**Tabel 4.1 Data Jumlah Keberangkatan Domestik**

Bulan/Tahun	Jumlah Penumpang
Januari 2016	1746840
Februari 2016	1514119
Maret 2016	1669840
April 2016	1654878
Mei 2016	1863374
Juni 2016	1542497
Juli 2016	1940711
Agustus 2016	1730919
September 2016	1639365
Oktober 2016	1666021
November 2016	1643796
Desember 2016	1963622
Januari 2017	1704606
Februari 2017	1479097
Maret 2017	1756665
April 2017	1802960
Mei 2017	1805970
Juni 2017	1788098
Juli 2017	2109734
Agustus 2017	1891326
September 2017	1787086
Oktober 2017	1841654
November 2017	1839953
Desember 2017	2108796

Perhitungan manualisasi metode *Performance Improved Holt-Winters* adalah sebagai berikut.

#### 1. Inisialisasi parameter

Parameter yang ada dalam metode *Performance Improved Holt-Winters* adalah  $\alpha$  (*alpha*),  $\beta$  (*beta*), dan  $\gamma$  (*gamma*). Inisialisasi parameter yang digunakan untuk perhitungan manualisasi ini ditunjukkan pada Tabel 4.2.



**Tabel 4.2 Inisialisasi Nilai Parameter**

$\alpha$	$\beta$	$\gamma$
0,016	0,9	0,094

**2. Inisialisasi persamaan *smoothing***

Persamaan *smoothing* yang ada dalam metode *Performance Improved Holt-Winters* adalah *level*, *trend*, dan *musiman*. Sebelum melakukan perhitungan inisialisasi nilai persamaan *smoothing*, sebelumnya terlebih dahulu dilakukan penentuan nilai *season*. Dalam manualisasi ini nilai *season* yang digunakan adalah 12 karena data yang digunakan bersifat tahunan dan dalam 1 tahunnya memiliki 12 periode.

1. Perhitungan inisialisasi nilai persamaan level

Perhitungan ini dilakukan dengan cara menghitung rata-rata dari data aktual sebanyak nilai *season* yang telah ditentukan. Berikut adalah perhitungan untuk inisialisasi nilai persamaan level.

$$L_0 = \frac{1746840 + 1514119 + \dots + 1963622}{12} = 1714665$$

2.

Perhitungan inisialisasi nilai persamaan *trend*

Perhitungan ini dilakukan dengan cara menghitung rata-rata dari selisih antara data aktual lalu dibagi dengan nilai *season*. Berikut adalah contoh perhitungan untuk inisialisasi nilai persamaan *trend* yang pertama dan kedua.

$$\frac{y_{12+1} - y_1}{s} = \frac{1704606 - 1746840}{12} = -3520$$

$$\frac{y_{12+2} - y_2}{s} = \frac{1479097 - 1514119}{12} = -2919$$

$$b_0 = \frac{-3520 + (-2919) + \dots + 12098}{12} = 9305$$

3. Perhitungan inisialisasi nilai persamaan musiman

Perhitungan ini dilakukan dengan cara menghitung selisih dari data aktual dengan nilai level yang sudah terinisialisasi. Berikut adalah contoh perhitungan untuk inisialisasi nilai persamaan musiman yang pertama.

$$\begin{aligned} S_1 &= y_1 - L_0 \\ &= 1746840 - 1714665 = 32175 \end{aligned}$$



Hasil perhitungan inialisasi persamaan *smoothing* secara lengkap ditunjukkan pada Tabel 4.3.

**Tabel 4.3 Hasil Perhitungan Inialisasi Persamaan *Smoothing***

Bulan/Tahun	Jumlah Penumpang	$\frac{y_{s+j} - y_j}{s}$	Level	Trend	Musiman
Januari 2016	1746840	-3520			32175
Februari 2016	1514119	-2919			-200546
Maret 2016	1669840	7235			-44825
April 2016	1654878	12340			-59787
Mei 2016	1863374	-4784			148709
Juni 2016	1542497	20467			-172168
Juli 2016	1940711	14085			226046
Agustus 2016	1730919	13367			16254
September 2016	1639365	12310			-75300
Oktober 2016	1666021	14636			-48644
November 2016	1643796	16346			-70869
Desember 2016	1963622	12098	1714665	9305	248957

### 3. Perhitungan Persamaan *Smoothing*

#### a. Perhitungan nilai persamaan level

Berikut adalah contoh perhitungan nilai persamaan level yang pertama.

$$\begin{aligned}
 L_j &= 2\alpha(y_j - S_{j-s} - 1) + (1 - 2\alpha)(L_{j-1} + b_{j-1}) \\
 &= 2 * 0,016(1704606 - 32175 - 1) + (1 - 2 * 0,016)(1714665 + 9305) \\
 &= 1722321
 \end{aligned}$$

Hasil perhitungan nilai persamaan level secara rinci ditunjukkan pada Tabel 4.4.

**Tabel 4.4 Hasil Perhitungan Nilai Persamaan Level**

Bulan/Tahun	Jumlah Penumpang	Level
Januari 2017	1704606	1722321
Februari 2017	1479097	1727089
Maret 2017	1756665	1732871
April 2017	1802960	1744380
Mei 2017	1805970	1755763
Juni 2017	1788098	1770805
Juli 2017	2109734	1793827
Agustus 2017	1891326	1821013
September 2017	1787086	1850037
Oktober 2017	1841654	1879737
November 2017	1839953	1909751
Desember 2017	2108796	1937235

#### b. Perhitungan nilai persamaan *trend*

Berikut adalah contoh perhitungan nilai persamaan *trend* yang pertama.

$$\begin{aligned}
 b_j &= 2\beta(L_j - L_{j-1}) + (1 - 2\beta)(b_{j-1}) \\
 &= 2 * 0,9(1722321 - 1714665) + (1 - 2 * 0,9)(9305) \\
 &= 6337
 \end{aligned}$$

Hasil perhitungan nilai persamaan *trend* secara rinci ditunjukkan pada Tabel 4.5.

**Tabel 4.5 Hasil Perhitungan Nilai Persamaan *Trend***

Bulan/Tahun	Jumlah Penumpang	Trend
Januari 2017	1704606	6337
Februari 2017	1479097	3513
Maret 2017	1756665	7596
April 2017	1802960	14640
Mei 2017	1805970	8778
Juni 2017	1788098	20052
Juli 2017	2109734	25399
Agustus 2017	1891326	28616
September 2017	1787086	29350
Oktober 2017	1841654	29979
November 2017	1839953	30042
Desember 2017	2108796	25437

c. Perhitungan nilai persamaan musiman

Berikut adalah contoh perhitungan nilai persamaan musiman yang pertama.

$$\begin{aligned}
 S_j &= 2\gamma(y_j - L_j - 1) + (1 - 2\gamma)(S_{j-s}) \\
 &= 2 * 0,094(1704606 - 1722321 - 1) + (1 - 2 * 0,094)(32175) \\
 &= 22795
 \end{aligned}$$

Hasil perhitungan nilai persamaan musiman secara rinci ditunjukkan pada Tabel 4.6.

**Tabel 4.6 Hasil Perhitungan Nilai Persamaan Musiman**

Bulan/Tahun	Jumlah Penumpang	Musiman
Januari 2017	1704606	22795
Februari 2017	1479097	-209466
Maret 2017	1756665	-31925
April 2017	1802960	-37534
Mei 2017	1805970	130190
Juni 2017	1788098	-136550
Juli 2017	2109734	242939
Agustus 2017	1891326	26417
September 2017	1787086	-72979
Oktober 2017	1841654	-46659
November 2017	1839953	-70668
Desember 2017	2108796	234406



#### 4. Perhitungan Nilai Prediksi

Berikut adalah contoh perhitungan nilai prediksi yang pertama.

$$\begin{aligned}
 F_{j+1} &= L_j + b_j + S_{j+1-s} \\
 &= 1714665 + 9305 + 32175 \\
 &= 1756145
 \end{aligned}$$

Hasil perhitungan nilai prediksi secara rinci ditunjukkan pada Tabel 4.7.

**Tabel 4.7 Hasil Prediksi**

Bulan/Tahun	Jumlah Penumpang	Prediksi
Januari 2017	1704606	1756145
Februari 2017	1479097	1528112
Maret 2017	1756665	1685777
April 2017	1802960	1680680
Mei 2017	1805970	1907729
Juni 2017	1788098	1592374
Juli 2017	2109734	2016903
Agustus 2017	1891326	1835480
September 2017	1787086	1774329
Oktober 2017	1841654	1830743
November 2017	1839953	1838846
Desember 2017	2108796	2188750

#### 5. Perhitungan Nilai MAPE

Berikut adalah perhitungan nilai MAPE.

$$\begin{aligned}
 MAPE &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y'_i - y_i}{y_i} \right| \times 100 \\
 &= \frac{1}{12} \left( ABS \left( \frac{(1756145 - 1704606)}{1704606} \times 100 \right) \right. \\
 &\quad + ABS \left( \frac{(1528112 - 1479097)}{1479097} \times 100 \right) + \dots \\
 &\quad \left. + ABS \left( \frac{(2188750 - 2108796)}{2108796} \times 100 \right) \right) = 3,853848\%
 \end{aligned}$$

#### 4.4 Perancangan user interface

Perancangan *user interface* adalah proses merancang antarmuka pengguna dengan sistem. Perancangan *user interface* pada penelitian ini terdiri dari 2 halaman. Halaman pertama berisi *form* untuk memasukkan nilai parameter dan jumlah data latih. Selain itu terdapat tombol untuk mengambil masukan pengguna yang selanjutnya akan diolah dengan metode *Performance Improved Holt-Winters* dan tombol *cancel* untuk menghapus isi *form*. Halaman kedua berisi tabel yang menampilkan data-data yaitu data latih, data uji dan hasil prediksi serta nilai MAPE



dari prediksi yang dihasilkan. Perancangan *user interface* dapat dilihat pada Gambar 4.6 dan Gambar 4.7.

**Gambar 4.6 Perancangan User Interface Untuk Halaman Masukan Pengguna**  
Keterangan:

1. *Textbox* untuk memasukkan nilai *alpha*.
2. *Textbox* untuk memasukkan nilai *beta*.
3. *Textbox* untuk memasukkan nilai *gamma*.
4. *Dropdown* untuk memilih jumlah data latih yang akan digunakan.
5. *Button* untuk melakukan proses prediksi.
6. *Button* untuk menghapus masukan yang ada di *textbox*.

**Gambar 4.7 Perancangan User Interface Untuk Halaman Hasil**



Keterangan:

1. Keterangan berapa nilai parameter yang dimasukkan pengguna pada *textbox*.
2. Keterangan berapa jumlah data latih yang dipilih pengguna.
3. Tabel untuk menampilkan hasil prediksi dari data uji.
4. Keterangan berapa nilai MAPE dari prediksi yang dihasilkan.
5. Tabel untuk menampilkan hasil perhitungan.

#### 4.5 Perancangan pengujian

Perancangan pengujian digunakan untuk menguji hasil prediksi yang dihasilkan. Pengujian yang dilakukan adalah pengujian rentang nilai parameter dan pengujian jumlah data latih.

##### 4.5.1 Rancangan pengujian rentang nilai parameter

Perancangan pengujian rentang nilai parameter dilakukan untuk mengetahui kombinasi nilai parameter yang optimal untuk mendapatkan hasil prediksi yang akurat. Pengujian akan dilakukan sebanyak 3 kali percobaan dengan 8 variasi batasan nilai parameter yang berbeda. Tabel 4.9 adalah tabel untuk perancangan pengujian rentang nilai parameter  $\alpha$  (*alpha*), Tabel 4.10 adalah tabel untuk perancangan pengujian rentang nilai parameter  $\beta$  (*beta*), dan Tabel 4.11 adalah tabel untuk perancangan pengujian rentang nilai parameter  $\gamma$  (*gamma*).

**Tabel 4.8 Rancangan Pengujian Rentang Nilai Parameter  $\alpha$**

Batas bawah $\alpha$	Batas atas $\alpha$	Nilai MAPE percobaan ke- (%)			Rata-rata nilai MAPE (%)
		1	2	3	
0,0001	0,0005				
0,0005	0,001				
0,001	0,005				
0,005	0,01				
0,01	0,05				
0,05	0,1				
0,1	0,5				
0,5	1				

**Tabel 4.9 Rancangan Pengujian Rentang Nilai Parameter  $\beta$**

Batas bawah $\beta$	Batas atas $\beta$	Nilai MAPE percobaan ke- (%)			Rata-rata nilai MAPE (%)
		1	2	3	
0,0001	0,0005				
0,0005	0,001				



**Tabel 4.9 Rancangan Pengujian Rentang Nilai Parameter  $\beta$  (lanjutan)**

Batas bawah $\beta$	Batas atas $\beta$	Nilai MAPE percobaan ke- (%)			Rata-rata nilai MAPE (%)
		1	2	3	
0,001	0,005				
0,005	0,01				
0,01	0,05				
0,05	0,1				
0,1	0,5				
0,5	1				

**Tabel 4.10 Rancangan Pengujian Rentang Nilai Parameter  $\gamma$** 

Batas bawah $\gamma$	Batas atas $\gamma$	Nilai MAPE percobaan ke- (%)			Rata-rata nilai MAPE (%)
		1	2	3	
0,0001	0,0005				
0,0005	0,001				
0,001	0,005				
0,005	0,01				
0,01	0,05				
0,05	0,1				
0,1	0,5				
0,5	1				

#### 4.5.2 Rancangan pengujian jumlah data latih

Pengujian jumlah data latih dilakukan untuk mendapatkan nilai MAPE terendah yang dapat dihasilkan dari sejumlah data latih yang digunakan. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan nilai parameter yang diperoleh dari hasil pengujian terbaik pada pengujian parameter yang sudah dilakukan sebelumnya. Rancangan pengujian jumlah data latih ditunjukkan pada Tabel 4.11.

**Tabel 4.11 Rancangan Pengujian Jumlah Data Latih**

Data Latih (Bulan)	Data Uji (Bulan)	Nilai MAPE (%)
12	12	
24	12	
36	12	
48	12	
60	12	

## BAB 5 IMPLEMENTASI

Bab ini berisi implementasi dari perancangan yang telah dijelaskan pada Bab 4. Implementasi ini meliputi implementasi kode program dan implementasi *user interface*.

### 5.1 Implementasi kode program

Implementasi metode *Performance Improved Holt-Winters* pada prediksi jumlah keberangkatan domestik adalah berupa aplikasi berbasis *website* dengan menggunakan bahasa pemrograman PHP.

#### 5.1.1 Implementasi proses inialisasi persamaan *smoothing*

Proses keseluruhan inialisasi persamaan *smoothing* dapat dilihat pada Kode Program 5.1.

```

1  for ($i=0; $i < $season; $i++) {
2      $inlevel = $inlevel+$dataTraining[$i];
3      $tempintrend = ($dataTraining[$season+$i]-
4          $dataTraining[$i])/$season;
5          $intrend = $intrend+$tempintrend;
6      }
7      $levelawal = $inlevel/$season;
8      $trendawal = $intrend/$season;
9
10     $tempMusiman = array();
11
12     for ($i=0; $i < $season; $i++) {
13         $inmusiman = $dataTraining[$i]-$levelawal;
14         $tempMusiman[] = $inmusiman;
15     }

```

**Kode Program 5.1 Proses Inialisasi Persamaan *Smoothing***

Penjelasan dari Kode Program 5.1 adalah sebagai berikut.

1. Baris 1-4 merupakan perulangan untuk mendapatkan hasil penjumlahan dari data latih sebanyak nilai *season* dan perhitungan untuk mendapatkan nilai rata-rata dari selisih antara data latih lalu dibagi dengan nilai *season*
2. Baris 6 merupakan proses perhitungan inialisasi persamaan level.
3. Baris 7 merupakan proses perhitungan inialisasi persamaan *trend*.
4. Baris 8 merupakan inialisasi *array* untuk menyimpan hasil inialisasi persamaan musiman.
5. Baris 9-12 merupakan proses untuk menghitung nilai inialisasi persamaan musiman.



### 5.1.2 Implementasi proses perhitungan persamaan *smoothing*

Proses perhitungan persamaan *smoothing* dapat dilihat pada Kode Program 5.2.

```

1  $tempLevel = array();
2  $tempTrend = array();
3  $tempLevel[] = $levelawal;
4  $tempTrend[] = $trendawal;
5  $j = 0;

6  for ($i=0+$season; $i < count($dataTraining); $i++) {
7      $level = 2*$alpha*($dataTraining[$i]-$tempMusiman[$i-
8          season]-1) + (1-(2*$alpha)) *
9          ($tempLevel[$j]+$tempTrend[$j]);
10         $tempLevel [] = $level;

11         $trend = 2*$beta*($tempLevel[$j+1]-$tempLevel[$j]) +
12             (1-(2*$beta)) * $tempTrend[$j];
13         $tempTrend [] = $trend;

14         $musiman = 2*$gamma*($dataTraining[$i]-
15             $tempLevel[$j+1]-1) + (1-(2*$gamma)) *
16             $tempMusiman[$j];
17         $tempMusiman [] = $musiman;

18         $j++;
19     }

```

**Kode Program 5.2 Proses Perhitungan Persamaan *Smoothing***

Penjelasan dari Kode Program 5.2 adalah sebagai berikut.

1. Baris 1-5 adalah proses untuk inialisasi *array* dan variabel.
2. Baris 6 adalah proses perulangan dengan batas sejumlah data latih yang digunakan.
3. Baris 7-8 adalah proses perhitungan persamaan level dan menyimpan hasilnya ke dalam *array*.
4. Baris 9-10 adalah proses perhitungan persamaan *trend* dan menyimpan hasilnya ke dalam *array*.
5. Baris 11-12 adalah proses perhitungan persamaan musiman dan menyimpan hasilnya ke dalam *array*.
6. Baris 13 adalah proses penambahan nilai variabel *j*.

### 5.1.3 Implementasi perhitungan nilai prediksi

Proses keseluruhan proses perhitungan nilai prediksi dapat dilihat pada Kode Program 5.3.

```

1  $testLevel = array();
2  $testTrend = array();
3  $testMusiman = array();

```

**Kode Program 5.3 Proses Perhitungan Nilai Prediksi**

```

4  $testLevel[] = end($tempLevel);
5  $testTrend[] = end($tempTrend);
6  $j = count($dataTraining)-$season;

7  for ($i=0; $i < count($dataTesting); $i++) {
8      $level_uji = 2*$alfa*($dataTesting[$i]-
9          $tempMusiman[$i-$season]-1) + (1-(2*$alfa)) *
10         $testLevel[$i]+$testTrend[$i];
11         $testLevel [] = $level_uji;

12         $trend_uji = 2*$beta*($testLevel[$i+1]-$testLevel[$i])
13         + (1-(2*$beta)) * $testTrend[$i];
14         $testTrend [] = $trend_uji;

15         $musiman_uji = 2*$gamma*($dataTesting[$i]-
16         $testLevel[$i+1]-1) + (1-(2*$gamma)) *
17         $tempMusiman[$i-$season];
18         $testMusiman [] = $musiman_uji;

19         $j++;
20     }

21 $predTesting = array();
22 $j = count($dataTraining)-$season;
23 for ($i=0; $i < count($dataTesting); $i++) {
24     $prediksiTesting = $testLevel[$i] + $testTrend[$i]+
25     $tempMusiman[$j];
26     $predTesting[] = $prediksiTesting;
27     $j++;
28 }

```

### Kode Program 5.3 Proses Perhitungan Nilai Prediksi (lanjutan)

Penjelasan dari Kode Program 5.3 adalah sebagai berikut.

1. Baris 1-6 adalah proses untuk deklarasi dan inisialisasi *array* serta variabel.
2. Baris 7 adalah proses perulangan dengan batas sejumlah data latih yang digunakan.
3. Baris 8-9 adalah proses perhitungan persamaan level dan menyimpan hasilnya ke dalam *array*.
4. Baris 10-11 adalah proses perhitungan persamaan *trend* dan menyimpan hasilnya ke dalam *array*.
5. Baris 12-13 adalah proses perhitungan persamaan musiman dan menyimpan hasilnya ke dalam *array*.
6. Baris 14 adalah proses penambahan nilai variabel *j*.
7. Baris 16-17 adalah proses deklarasi *array* dan inisialisasi variabel.
8. Baris 18-20 adalah proses perulangan untuk menghitung hasil prediksi dan menyimpan hasilnya ke dalam *array*.
9. Baris 21 adalah proses penambahan nilai variabel *j*.

### 5.1.4 Implementasi perhitungan nilai MAPE

Proses keseluruhan perhitungan MAPE dapat dilihat pada Kode Program 5.4.

```

1 for ($i=0; $i < count($dataTesting); $i++) {
2     $a = ((abs($predTesting[$i]-
3         $dataTesting[$i]))/$dataTesting[$i])*100;
4     $sumerror2 = $sumerror2 +$a;
5 }
$mapeTesting = $sumerror2 / count($dataTesting);
    
```

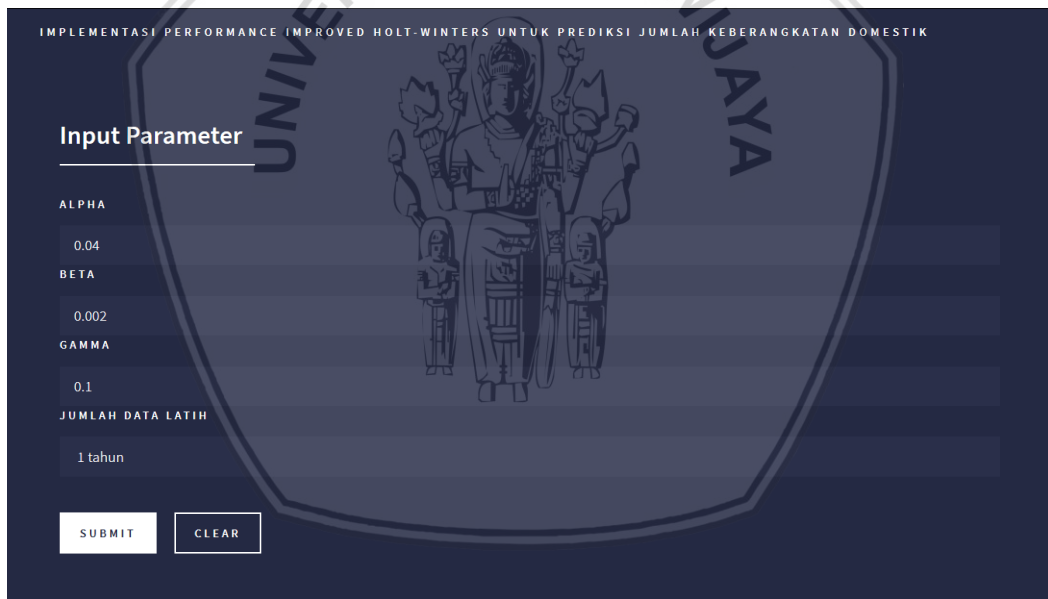
**Kode Program 5.4 Proses Perhitungan Nilai MAPE**

Penjelasan dari Kode Program 5.4 adalah sebagai berikut.

1. Baris 1-3 adalah proses perulangan untuk perhitungan nilai *error* dengan batas perulangan adalah sejumlah data uji.
2. Baris 5 adalah perhitungan nilai MAPE.

### 5.2 Implementasi user interface

Implementasi *user interface* pada tampilan awal sistem ditunjukkan pada Gambar 5.1.



**Gambar 5.1 Implementasi *Interface* Tampilan Awal**

Gambar 5.1 merupakan hasil implementasi tampilan awal dari sistem. Pada halaman ini terdapat *textbox* untuk memasukkan nilai parameter  $\alpha$  (*alpha*),  $\beta$  (*beta*), dan  $\gamma$  (*gamma*). Selain itu terdapat *dropdown* untuk menampilkan pilihan jumlah data latih yang akan digunakan. Setelah seluruh *textbox* terisi, pengguna harus menekan tombol “Submit” untuk memproses hasil prediksi. Hasil dari perhitungan akan ditampilkan dalam tabel yang ditunjukkan pada Gambar 5.2. Tombol “Clear” dapat digunakan oleh pengguna untuk menghapus seluruh isi pada *textbox*.

### Hasil

Parameter  $\alpha = 0.04$ ;  $\beta = 0.002$ ;  $\gamma = 0.1$   
 Jumlah data latih : 1 tahun

#### Hasil Prediksi

Bulan	Tahun	Prediksi
Januari	2017	1756145
Februari	2017	1528590
Maret	2017	1689624
April	2017	1689320
Mei	2017	1916238
Juni	2017	1595835
Juli	2017	2018787
Agustus	2017	1825657
September	2017	1748763
Oktober	2017	1787904
November	2017	1779416
Desember	2017	2113541

MAPE = 4.142352663875 %

#### Perhitungan

Bulan	Tahun	Data Aktual	Level	Trend	Seasonal
Januari	2016	1746840			32175
Februari	2016	1514119			-200546
Maret	2016	1669840			-44825
April	2016	1654878			-59787
Mei	2016	1863374			148709
Juni	2016	1542497			-172168
Juli	2016	1940711			226046
Agustus	2016	1730919			16254
September	2016	1639365			-75300
Oktober	2016	1666021			-48644
November	2016	1643796			-70869
Desember	2016	1963622	1714665	9305	248957

#### Data Uji

Bulan	Tahun	Data Aktual	Level	Trend	Seasonal	Prediksi
Januari	2017	1704606	1719847	9289	22691	1756145
Februari	2017	1479097	1725177	9273	-209653	1528590
Maret	2017	1756665	1739813	9294	-32490	1689624
April	2017	1802960	1758198	9331	-38878	1689320
Mei	2017	1805970	1758708	9295	128419	1916238
Juni	2017	1788098	1783384	9357	-136792	1595835
Juli	2017	2109734	1800017	9386	242780	2018787
Agustus	2017	1891326	1814656	9407	28337	1825657
September	2017	1787086	1827129	9419	-68249	1748763
Oktober	2017	1841654	1840848	9437	-38754	1787904
November	2017	1839953	1855128	9456	-59731	1779416
Desember	2017	2108796	1864204	9454	248084	2113541

Gambar 5.2 Implementasi *Interface* Hasil Perhitungan

Gambar 5.2 menampilkan hasil prediksi dari perhitungan yang telah dilakukan. Selain hasil prediksi, sistem juga menampilkan data aktual dan hasil perhitungan, serta nilai MAPE dari prediksi tersebut.

## BAB 6 PENGUJIAN

Bab ini menjelaskan hasil pengujian dari prediksi keberangkatan domestik menggunakan metode *Performance Improved Holt-Winters*. Proses pengujian dilakukan berdasarkan perancangan yang sudah dibuat sebelumnya. Pengujian yang dilakukan meliputi pengujian rentang nilai parameter dan jumlah data latih.

### 6.1 Hasil pengujian rentang nilai parameter

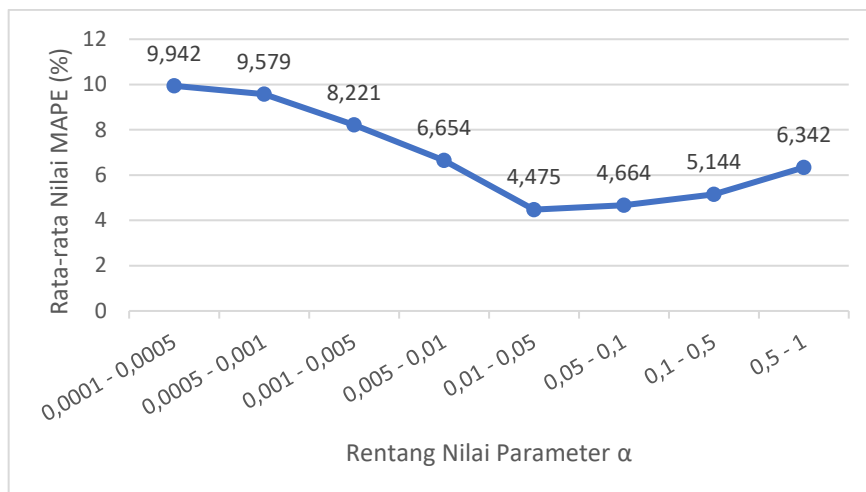
Pengujian rentang nilai parameter dilakukan untuk menentukan batas nilai parameter terbaik untuk menghasilkan prediksi yang akurat untuk kasus keberangkatan domestik. Pengujian rentang nilai dilakukan untuk setiap parameter pada metode *Performance Improved Holt-Winters* yaitu  $\alpha$  (*alpha*),  $\beta$  (*beta*), dan  $\gamma$  (*gamma*). Pemilihan rentang nilai parameter berdasar pada penelitian sebelumnya dan hasil percobaan yang dilakukan peneliti secara berulang-berulang.

Pada pengujian parameter  $\alpha$  (*alpha*) digunakan nilai parameter  $\beta$  (*beta*) = 0;  $\gamma$  (*gamma*) = 0; data latih sebanyak 60 dan data uji sebanyak 12. Hasil pengujian rentang nilai parameter  $\alpha$  (*alpha*) ditunjukkan pada Tabel 6.1.

**Tabel 6.1 Pengujian Rentang Nilai Parameter  $\alpha$**

Batas bawah $\alpha$	Batas atas $\alpha$	Nilai MAPE percobaan ke- (%)			Rata-rata nilai MAPE (%)
		1	2	3	
0,0001	0,0005	10,065	9,941	9,819	9,942
0,0005	0,001	9,579	9,520	9,638	9,579
0,001	0,005	8,424	8,018	7,637	8,221
0,005	0,01	6,630	6,944	6,389	6,654
0,01	0,05	4,531	4,463	4,432	4,475
0,05	0,1	4,578	4,669	4,745	4,664
0,1	0,5	4,867	5,241	5,325	5,144
0,5	1	6,418	6,009	6,600	6,342

Grafik hasil pengujian rentang nilai parameter  $\alpha$  (*alpha*) terhadap nilai MAPE ditunjukkan pada Gambar 6.1.



**Gambar 6.1 Grafik Pengujian Rentang Nilai Parameter  $\alpha$**

Berdasarkan hasil pengujian rentang nilai parameter  $\alpha$  (*alpha*) yang telah ditunjukkan pada Tabel 6.1, diperoleh rata-rata nilai MAPE terkecil adalah saat  $\alpha$  berada di rentang nilai 0,01 – 0,05 dengan rata-rata nilai MAPE sebesar 4,475%. Berdasarkan kriteria nilai MAPE pada Tabel 2.2, rata-rata nilai MAPE 4,475% dapat dikatakan sangat baik. Nilai  $\alpha$  mengontrol pembobotan relatif pada pengamatan yang baru dilakukan. Nilai  $\alpha$  yang lebih tinggi menyebabkan algoritme untuk memberikan bobot pada titik baru lebih tinggi sehingga membuat hasil prediksi lebih reaktif dan kurang stabil.

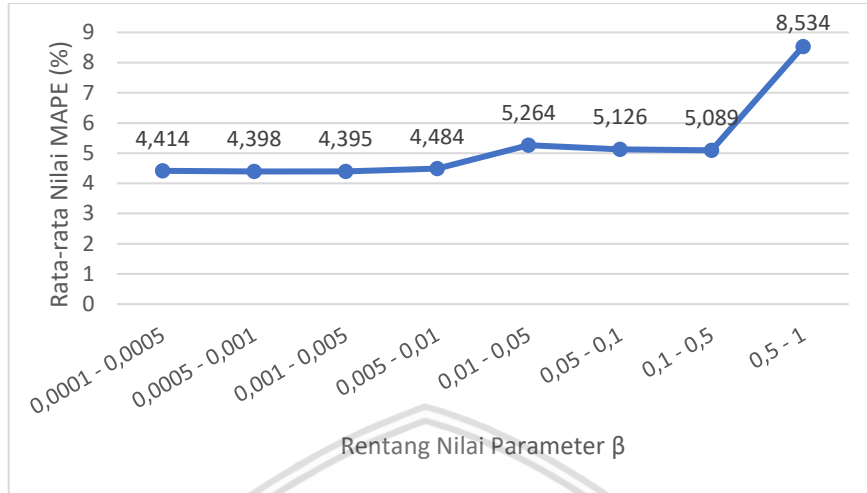
Pengujian berikutnya adalah pengujian rentang nilai parameter  $\beta$  (*beta*). Pada pengujian parameter  $\beta$  (*beta*) digunakan rentang nilai parameter  $\alpha$  (*alpha*) dari hasil pengujian parameter  $\alpha$  (*alpha*) terbaik yang sudah dilakukan. Rincian nilai parameter yang digunakan pada pengujian parameter  $\beta$  (*beta*) adalah  $\alpha = 0,01 - 0,05$ ;  $\gamma$  (*gamma*) = 0; data latih sebanyak 60 dan data uji sebanyak 12. Hasil pengujian rentang nilai parameter  $\beta$  (*beta*) ditunjukkan pada Tabel 6.2.

**Tabel 6.2 Pengujian Rentang Nilai Parameter  $\beta$**

Batas bawah $\beta$	Batas atas $\beta$	Nilai MAPE percobaan ke- (%)			Rata-rata nilai MAPE (%)
		1	2	3	
0,0001	0,0005	4,414	4,410	4,419	4,414
0,0005	0,001	4,405	4,393	4,396	4,398
0,001	0,005	4,384	4,389	4,413	4,395
0,005	0,01	4,461	4,484	4,507	4,484
0,01	0,05	4,974	5,326	5,493	5,264
0,05	0,1	5,099	5,042	5,238	5,126
0,1	0,5	4,957	4,677	5,633	5,089
0,5	1	7,343	8,459	9,799	8,534



Grafik hasil pengujian rentang nilai parameter  $\beta$  (*beta*) terhadap nilai MAPE ditunjukkan pada Gambar 6.2.



**Gambar 6.2 Grafik Hasil Pengujian Rentang Nilai Parameter  $\beta$**

Berdasarkan hasil pengujian rentang nilai parameter  $\beta$  (*beta*) yang telah ditunjukkan pada Tabel 6.2, diperoleh rata-rata nilai MAPE terkecil adalah saat  $\beta$  berada di rentang nilai 0,001 – 0,005 dengan rata-rata nilai MAPE sebesar 4,395%. Berdasarkan kriteria nilai MAPE pada Tabel 2.2, rata-rata nilai MAPE 4,395% dapat dikatakan sangat baik. Nilai  $\beta$  mempengaruhi pembobotan relatif dari kemiringan di antara titik-titik yang berurutan untuk mengestimasi kemunculan *trend* seri. Setiap terdapat titik baru yang ditambahkan, kemiringan di antara titik itu dan titik terakhir diperhitungkan dengan nilai  $\beta$ . Nilai  $\beta$  yang terlalu tinggi menyebabkan algoritme untuk memberikan bobot pada kemiringan baru dengan lebih tinggi sehingga membuat hasil prediksi menjadi lebih reaktif dan kurang stabil.

Pengujian berikutnya adalah pengujian rentang nilai parameter  $\gamma$  (*gamma*). Pada pengujian parameter  $\gamma$  (*gamma*) digunakan rentang nilai parameter  $\alpha$  (*alpha*) dan  $\beta$  (*beta*) dari hasil pengujian parameter  $\alpha$  (*alpha*) dan  $\beta$  (*beta*) terbaik yang sudah dilakukan. Rincian nilai parameter yang digunakan pada pengujian parameter  $\gamma$  (*gamma*) adalah  $\alpha = 0,01 - 0,05$ ;  $\beta$  (*beta*) = 0,001 – 0,005; data latihan sebanyak 60 dan data uji sebanyak 12. Hasil pengujian rentang nilai parameter  $\gamma$  (*gamma*) ditunjukkan pada Tabel 6.3.

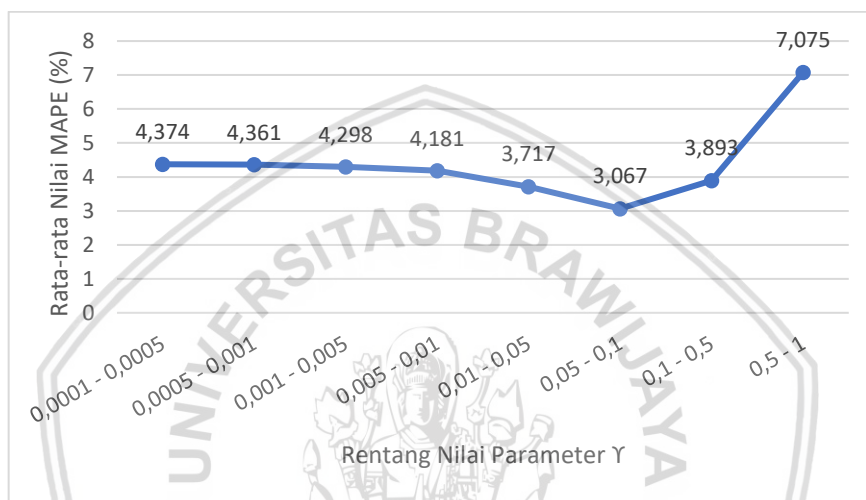
**Tabel 6.3 Pengujian Rentang Nilai Parameter  $\gamma$**

Batas bawah $\gamma$	Batas atas $\gamma$	Nilai MAPE percobaan ke-i			Rata-rata nilai MAPE
		1	2	3	
0,0001	0,0005	4,374	4,371	4,376	4,374
0,0005	0,001	4,361	4,358	4,364	4,361
0,001	0,005	4,333	4,346	4,214	4,298
0,005	0,01	4,181	4,165	4,197	4,181
0,01	0,05	3,574	3,862	3,716	3,717

**Tabel 6.3 Pengujian Rentang Nilai Parameter  $\gamma$  (lanjutan)**

Batas bawah $\gamma$	Batas atas $\gamma$	Nilai MAPE percobaan ke-i			Rata-rata nilai MAPE
0,05	0,1	3,054	2,976	3,170	3,067
0,1	0,5	3,106	3,885	4,688	3,893
0,5	1	6,179	6,975	8,069	7,075

Grafik hasil pengujian rentang nilai parameter  $\gamma$  (*gamma*) terhadap nilai MAPE ditunjukkan pada Gambar 6.3.



**Gambar 6.3 Grafik Hasil Pengujian Rentang Nilai Parameter  $\gamma$  (*gamma*)**

Berdasarkan hasil pengujian rentang nilai parameter  $\gamma$  (*gamma*) yang telah ditunjukkan pada Tabel 6.3, diperoleh rata-rata nilai MAPE terkecil adalah saat  $\gamma$  berada di rentang nilai 0,05 – 0,1 dengan rata-rata nilai MAPE sebesar 3,067%. Berdasarkan kriteria nilai MAPE pada Tabel 2.2, rata-rata nilai MAPE 3,067% dapat dikatakan sangat baik. Nilai  $\gamma$  mempengaruhi bobot relatif dari *offset* musiman. Algoritme mengestimasi munculnya variasi musiman dengan mengukur rata-rata *offset* dari titik yang diberikan. Nilai  $\gamma$  yang terlalu tinggi menyebabkan algoritme untuk memberikan bobot pada titik baru lebih banyak sehingga membuat hasil prediksi menjadi lebih reaktif dan kurang stabil.

## 6.2 Hasil pengujian jumlah data latih

Pengujian jumlah data latih dilakukan untuk mengetahui jumlah data latih yang optimum untuk menghasilkan prediksi terbaik. Pengujian jumlah data latih dilakukan sesuai dengan rancangan pengujian yang telah dibuat sebelumnya. Pada pengujian jumlah data latih digunakan nilai parameter  $\alpha$  (*alpha*),  $\beta$  (*beta*), dan  $\gamma$  (*gamma*) terbaik dari hasil pengujian rentang nilai parameter yang sudah dilakukan sebelumnya yaitu  $\alpha = 0,01 - 0,05$ ;  $\beta = 0,001 - 0,005$ ;  $\gamma = 0,05 - 0,1$ . Hasil pengujian jumlah data latih ditunjukkan pada Tabel 6.4.

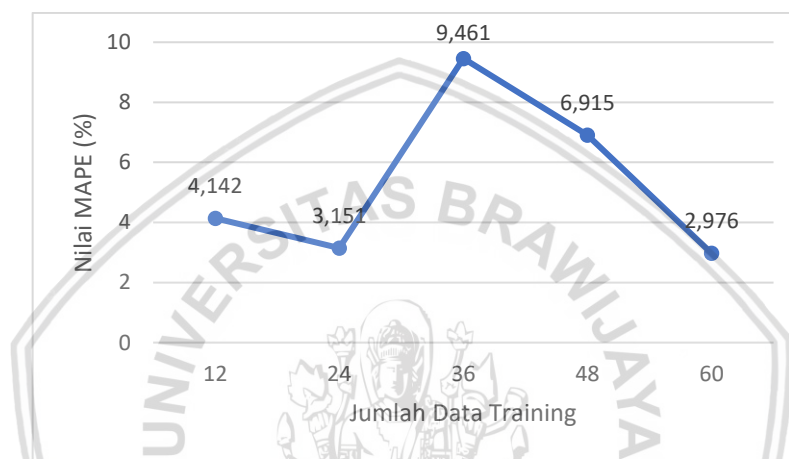




**Tabel 6.4 Pengujian Jumlah Data Latih**

Data Latih (Bulan)	Data Uji (Bulan)	Nilai MAPE
12	12	4,142
24	12	3,151
36	12	9,461
48	12	6,915
60	12	2,976

Grafik hasil pengujian jumlah data latih ditunjukkan pada Gambar 6.4.

**Gambar 6.4 Grafik Pengujian Jumlah Data Latih**

Berdasarkan hasil pengujian jumlah data latih yang telah ditunjukkan pada Tabel 6.4, diperoleh nilai MAPE terkecil adalah saat data latih berjumlah 60 dengan nilai MAPE sebesar 2,976%. Berdasarkan kriteria MAPE pada Tabel 2.2, nilai MAPE sebesar 2,976% dapat dinyatakan sangat baik. Dengan adanya perbedaan jumlah data latih maka terdapat perubahan pola data. Nilai parameter dan pola data sangat berpengaruh dalam mendapatkan hasil prediksi. Apabila terjadi perubahan pola data maka nilai parameter juga harus mengikuti. Sehingga dapat disimpulkan bahwa berdasarkan pengujian jumlah data latih hasil terbaik didapatkan ketika data latih berjumlah 60.

Nilai MAPE sebesar 2,976% diperoleh dengan menggunakan nilai parameter  $\alpha = 0,04$ ;  $\beta = 0,002$ ;  $\gamma = 0,1$  dengan jumlah data latih = 60, dan data uji = 12. Rincian hasil prediksi yang didapat pada data uji ditunjukkan pada Tabel 6.5.

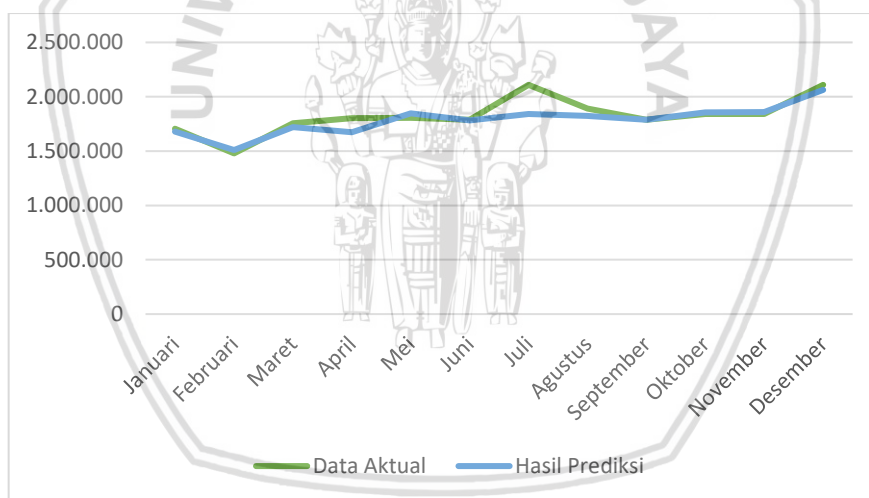
**Tabel 6.5 Rincian Hasil Prediksi Data Uji**

Bulan/Tahun	Hasil Prediksi	Data Aktual	Persentase Error (%)
Januari 2017	1680267	1704606	1,43
Februari 2017	1509596	1479097	2,06
Maret 2017	1720819	1756665	2,04

**Tabel 6.5 Rincian Hasil Prediksi Data Uji (lanjutan)**

Bulan/Tahun	Hasil Prediksi	Data Aktual	Persentase Error (%)
April 2017	1672512	1802960	7,24
Mei 2017	1846772	1805970	2,26
Juni 2017	1781881	1788098	0,35
Juli 2017	1842070	2109734	12,69
Agustus 2017	1823105	1891326	3,61
September 2017	1789313	1787086	0,12
Oktober 2017	1855341	1841654	0,74
November 2017	1858583	1839953	1,01
Desember 2017	2063164	2108796	2,16
<b>MAPE</b>			<b>2,976%</b>

Grafik perbandingan hasil prediksi dengan data aktual pada data uji ditunjukkan pada Gambar 6.5.



**Gambar 6.5 Grafik Perbandingan Hasil Prediksi dengan Data Aktual**

## BAB 7 PENUTUP

### 7.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Pengaruh parameter terhadap prediksi keberangkatan domestik bervariasi. Pada parameter  $\alpha$  (*alpha*) rentang nilai yang rendah akan menghasilkan nilai MAPE yang tinggi sedangkan pada parameter  $\beta$  (*beta*) dan  $\gamma$  (*gamma*), rentang nilai yang rendah akan menghasilkan nilai MAPE yang kecil dan hasil prediksi yang baik. Terdapat kesamaan pada ketiga parameter yaitu jika rentang nilai parameter yang diberikan terlalu tinggi maka nilai MAPE akan meningkat.
2. Evaluasi hasil untuk mengukur tingkat *error* pada prediksi keberangkatan domestik dengan menggunakan metode *Performance Improved Holt-Winters* menggunakan nilai MAPE. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, diperoleh nilai MAPE terkecil sebesar 2,976% dengan nilai parameter  $\alpha = 0,04$ ;  $\beta = 0,002$ ;  $\gamma = 0,1$  dengan jumlah data latih 60 dan data uji 12. Berdasarkan kriteria MAPE pada Tabel 2.2, nilai MAPE yang sebesar  $< 10\%$  masuk ke dalam kategori sangat baik sehingga metode *Performance Improved Holt-Winters* dapat dinyatakan sangat baik untuk memprediksi jumlah keberangkatan domestik di bandar udara Soekarno Hatta.

### 7.2 Saran

Untuk penelitian selanjutnya diharapkan adanya perbaikan untuk melengkapi kekurangan yang ada dalam penelitian ini. Saran yang dapat dilakukan antara lain adalah sebagai berikut.

1. Melakukan perbandingan dengan metode lain yang dapat digunakan untuk melakukan prediksi pada data *time series*.
2. Menambahkan metode untuk melakukan optimasi nilai parameter yang digunakan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Anwar, F., 2015. Kajian Kausalitas Permintaan Trafik Terhadap Kapasitas Bandara Berdasarkan Persepsi Pengelola Bandara (Studi Kasus: Bandara Internasional Soekarno-Hatta). *Warta Ardha*, 41(1), pp. 11-18.
- Arputhamary, B. & Arockiam, D. L., 2016. Performance Improved Holt-Winter's (PIHW) Prediction Algorithm for Big Data Environment. *International Journal on Intelligent Electronic System*, 10(2), pp. 23-25.
- Bongga, J. D., 2009. *Bandar Udara Internasional di Yogyakarta*, Yogyakarta: Universitas Atma Jaya Yogyakarta.
- Bowerman, B. L., O'Connell, R. & Koehler, A., 2005. *Forecasting, Time Series, and Regression: An Applied Approach*. Belmont: Thomson Brook/Cole.
- Chang, P.-C., Wang, Y.-W. & Liu, C.-H., 2007. The Development of a Weighted Evolving Fuzzy Neural Network for PCB Sales Forecasting. *Elsevier*, 32(Expert Systems with Applications), pp. 86-96.
- Chatfield, C., 1978. The Holt-Winters Forecasting Procedure. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, Volume 27, pp. 264-279.
- Hendarto, S., Al Rasyid, H. & Hermawan, R., 2001. *Dasar-dasar Transportasi*. Bandung: Departemen Teknik Sipil ITB.
- Herdianto, 2013. *Prediksi Kerusakan Motor Induksi menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation*. Medan: Universitas Sumatera Utara.
- Ismoyo, B., 2017. *Warta Ekonomi*. [Online] Available at: <https://www.wartaekonomi.co.id/read164352/menhub-daya-saing-infrastruktur-transportasi-indonesia-alami-peningkatan.html> [Diakses 12 Januari 2018].
- Lamusa, F., 2017. *Peramalan Jumlah Penumpang Pada PT. Angkasa Pura I (Persero) Kantor Cabang Bandar Udara Internasional Sultan Hasanuddin Makassar dengan Menggunakan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing*. Makassar: Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar.
- Lobo, D. G. D. C. & Santosa, S., 2014. Prediksi Penjualan Air Minum dalam Kemasan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Resilient Propagation. *Jurnal Teknologi Informasi*, Volume 10, pp. 186-210.
- Manurung, A., Bustami & Gamal, M., 2016. *Metode Pemulusan Eksponensial Winter untuk Peramalan*. Riau: Universitas Riau.
- Minarni & Aldyanto, F., 2016. Prediksi Jumlah Produksi Roti Menggunakan Metode Logika Fuzzy (Studi Kasus: Roti Malabar Bakery). *TEKNOIF*, Volume 4, pp. 59-65.



- Nugroho, N. A. & Purqon, A., 2015. *Analisis 9 Saham Sektor Industri di Indonesia Menggunakan Metode SVR*. Bandung, Seminar Kontribusi Fisika (SKF) 2015.
- PT Angkasa Pura II (Persero), 2017. *Laporan Tahunan 2017 Annual Report*, Jakarta: PT Angkasa Pura II (Persero).
- Schwab, K., 2017. *The Global Competitiveness Report 2017-2018*, Switzerland: World Economic Forum.
- Setiawan, W., Juniati, E. & Farida, I., 2016. The Use of Triple Exponential Smoothing Method (Winter) in Forecasting Passenger of PT. Kereta Api Indonesia with Optimization Alpha, Beta, Gamma Parameters. *International Conference on Science in Information Technology (ICSITech)*, pp. 198-202.
- Sukwadi, R. & Chandra, P., 2015. Ekspektasi Penumpang Terhadap Kualitas Layanan Bandara Internasional Soekarno-Hatta. *Jurnal Teknik dan Ilmu Komputer*, 4(13), pp. 60-68.
- Tratar, L. F., 2013. Improved Holt-Winters Method: A Case of Overnight Stays of Tourists in Republic of Slovenia. *Economic and Business Review*, Volume 16, pp. 5-17.
- Trihendradi, C., 2005. *SPSS 13.0 Analisis Data Statistik*. Yogyakarta: Andi.

