

**PERBANDINGAN PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG
KEBERANGKATAN KERETA API DI DKI JAKARTA
MENGUNAKAN METODE *DOUBLE EXPONENTIAL
SMOOTHING* DAN *TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING***

SKRIPSI

Untuk memenuhi sebagian persyaratan
memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun oleh:
Irma Nurvianti
NIM: 155150201111084



PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2019

PENGESAHAN

PERBANDINGAN PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KEBERANGKATAN KERETA
API DI DKI JAKARTA MENGGUNAKAN METODE DOUBLE EXPONENTIAL
SMOOTHING DAN TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING

SKRIPSI

Diajukan untuk memenuhi sebagian persyaratan
memperoleh gelar Sarjana Komputer

Disusun Oleh :

Irma Nurvianti

NIM: 155150201111084

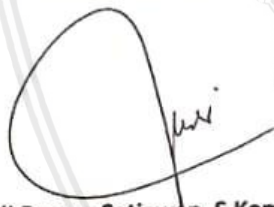
Skripsi ini telah diuji dan dinyatakan lulus pada

17 Juni 2019

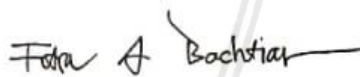
Telah diperiksa dan disetujui oleh:

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing 2



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



Dr. Eng. Fitra A. Bachtiar, S.T., M.Eng
NIK: 201201 840628 1 001

Mengetahui

Ketua Jurusan Teknik Informatika



Dr. Astoro Kurniawan, S.T, M.T, Ph.D
NIP: 19710518 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 referensi.

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, 17 Juni 2019



Irma Nurvianti

NIM: 155150201111084

PRAKATA

Puji syukur kehadiran Allah SWT atas segala limpahan rahmat, berkah, karunia, serta hidayah-Nya sehingga skripsi Penulis berjudul “PERBANDINGAN PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KEBERANGKATAN KERETA API DI DKI JAKARTA MENGGUNAKAN METODE DOUBLE EXPONENTIAL SMOOTHING DAN TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING” telah selesai.

Penulis mengucapkan terimakasih sebesar-besarnya kepada pihak-pihak yang telah membantu dan memberi semangat serta dukungan selama pengerjaan skripsi Penulis dari awal hingga selesai, diantaranya :

1. Budi Darma Setiawan, S.Kom, M.Cs, selaku dosen pembimbing skripsi I dan Fitra A. Bachtiar, Dr.Eng., S.T, M.Eng, selaku dosen pembimbing skripsi II yang telah memberikan bimbingan, arahan dan saran kepada Penulis sehingga skripsi dapat selesai tepat waktu.
2. Tri Astoto Kurniawan, S.T, M.T, Ph.D., dan Agus Wahyu Widodo, S.T, M.Cs., selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika dan Ketua Program Studi Teknik Informatika.
3. Seluruh dosen Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya yang telah mendidik Penulis, memberikan ilmu serta wawasannya selama menempuh perkuliahan hingga menyelesaikan skripsi ini.
4. Kedua orang tua penulis, Agus Riyanto dan Novietty Rahayu, beserta kakak-kakak Penulis yang baik hati, yang selalu memberi doa, semangat dan dukungan dalam suka maupun duka serta selalu mendengarkan keluh kesah Penulis.
5. Teman-teman Penulis yang baik hati. Terimakasih kepada The Bagong's, TIF-E, LSO OPTIIK dan teman-teman seperjuangan skripsi di kelas induksi riset Penulis yang selalu membantu, mendukung Penulis dan menjadi pelipur lara saat Penulis sedang sedih dan membuat hidup penulis tidak terasa hampa.
6. Semua teman-teman Informatika UB angkatan 2015, seluruh civitas akademika serta semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu dan mendukung Penulis selama perkuliahan hingga terselesaikannya skripsi ini baik secara langsung maupun tidak langsung.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki banyak kekurangan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun dapat disampaikan. Penulis sangat berharap bahwa skripsi ini dapat memberikan banyak manfaat bagi semua pihak.

Malang, 17 Juni 2019

Penulis

nurviantiirma@gmail.com

ABSTRAK

Irma Nurvianti, Perbandingan Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan Kereta Api di DKI Jakarta Menggunakan Metode *Double Exponential Smoothing* dan *Triple Exponential Smoothing*

Pembimbing: Budi Darma Setiawan, S.Kom, M.Cs dan Dr.Eng. Fitra A. Bachtiar, S.T, M.Eng

Setiap tahun jumlah penduduk di Provinsi DKI Jakarta selalu meningkat. Peningkatan jumlah penduduk mengharuskan pemerintah meningkatkan kualitas transportasi publik. Kereta api merupakan salah satu transportasi publik yang ada di DKI Jakarta. Kereta api merupakan sarana transportasi yang digunakan sebagai moda transportasi alternatif saat akan bepergian jauh untuk menghindari kemacetan kota. Oleh karena itu, diperlukan adanya perencanaan daya tampung kereta api demi kepuasan konsumen. Jumlah penumpang yang berlebih maupun kurang dari daya tampung semestinya akan berdampak pada kinerja PT KAI, menyebabkan dibutuhkan peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta api yang hasilnya dapat digunakan oleh pemerintah daerah dan PT KAI untuk meningkatkan pelayanan. Pada peramalan ini membandingkan dua metode Exponential Smoothing yaitu Double Exponential Smoothing dan Triple Exponential Smoothing dengan perhitungan akurasi menggunakan Mean Absoulte Percentage Error (MAPE). Dalam penelitian ini data yang digunakan sebanyak 156 data yaitu dari bulan Januari 2005 hingga Desember 2017 yang diperoleh dari situs resmi Badan Pusat Statistik. Dari hasil pengujian, MAPE terkecil diperoleh menggunakan Triple Exponential Smoothing dengan parameter paling optimal yang didapatkan bernilai $\alpha=0,4$, $\beta=0,4$ dan $\gamma=0,1$. MAPE yang didapatkan sebesar 3,213%. Nilai MAPE tersebut bernilai di bawah 10%, yang artinya metode tersebut dapat memprediksi dengan sangat baik.

Kata kunci: Peramalan, jumlah penumpang kereta api, *Double Exponential Smoothing*, *Triple Exponential Smoothing*, *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

ABSTRACT

Irma Nurvianti, *Forecasting Comparison of Passenger Amount of Traffic Railway Departure in DKI Jakarta Using Double Exponential Smoothing and Triple Exponential Smoothing Methods*

Supervisors: Budi Darma Setiawan, S.Kom, M.Cs and Dr.Eng. Fitra A. Bachtiar, S.T, M.Eng

Every year the population of DKI Jakarta Province always increases. It requires the government to improve the quality of public transportation. Train is one of public transportation in DKI Jakarta. Train is a transportation that is used as an alternative mode of transportation when going to travel far to avoid congestion in the city. Therefore, it needs to plan the train capacity for customer satisfaction. The excessive or less passengers will have an impact on the performance of PT KAI, resulting in the need forecasting the number of passengers departure for trains which the result can be used by the local government and PT KAI to improve services. This research uses and compares the accuracy of two Exponential Smoothing methods, including Double Exponential Smoothing and Triple Exponential Smoothing. This research uses 156 records of number of passengers, from Januari 2005 to December 2017 obtained from the official website of Statistic Indonesia. From the study testing, the smallest MAPE is found in Triple Exponential Smoothing, it is 3,213% with the most optimal parameters are $\alpha=0,4$, $\beta=0,4$ and $\gamma=0,1$. The MAPE value is under 10%, it means the method can predict very well.

Keywords: *Forecasting, number of train passengers, Double Exponential Smoothing, Triple Exponential Smoothing, Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

DAFTAR ISI

PENGESAHAN	ii
PERNYATAAN ORISINALITAS	iii
PRAKATA.....	iv
ABSTRAK.....	v
ABSTRACT	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR KODE PROGRAM	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xv
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan	3
1.4 Manfaat.....	3
1.5 Batasan Masalah	4
1.6 Sistematika Pembahasan.....	4
BAB 2 LANDASAN KEPUSTAKAAN	6
2.1 Kajian Pustaka	6
2.2 Penumpang Kereta Api di DKI Jakarta	7
2.3 Peramalan	8
2.4 <i>Time Series</i>	8
2.5 Exponential Smoothing.....	10
2.5.1 <i>Double Exponential Smoothing (DES)</i>	10
2.5.2 <i>Triple Exponential Smoothing (TES)</i>	11
2.6 <i>Mean Absolute Percentage Error (MAPE)</i>	12
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	14
3.1 Tipe Penelitian	14
3.2 Strategi Penelitian.....	14
3.2.1 Objek Penelitian	14
3.2.2 Metode Pengumpulan Data.....	15

3.2.3 Pengolahan dan Analisis Data	15
3.3 Pengumpulan Data	15
3.4 Perancangan Sistem.....	15
3.4.1 Mekanisme Penyelesaian Masalah	15
3.4.2 Perancangan Antarmuka.....	16
3.4.3 Perancangan Pengujian.....	16
3.5 Implementasi	16
3.6 Pengujian Sistem.....	17
3.7 Penarikan Kesimpulan	17
BAB 4 PERANCANGAN.....	18
4.1 Formulasi Permasalahan.....	18
4.2 Penyelesaian Permasalahan dengan DES	18
4.2.1 Proses Perhitungan DES	19
4.2.2 Proses Inisialisasi Nilai Awal DES.....	20
4.2.3 Proses Menghitung Peramalan	21
4.3 Penyelesaian Permasalahan dengan TES.....	22
4.3.1 Proses Perhitungan TES.....	23
4.3.2 Proses Inisialisasi Nilai Awal TES	26
4.3.3 Proses Menghitung Peramalan	26
4.4 Proses Perhitungan MAPE	28
4.5 Perhitungan Manualisasi	29
4.5.1 Perhitungan Manual DES	30
4.5.2 MAPE DES.....	35
4.5.3 Perhitungan Manual TES.....	35
4.5.4 MAPE TES	41
4.6 Perancangan Antarmuka	42
4.6.1 Perancangan Antarmuka Halaman Awal	42
4.6.2 Perancangan Antarmuka Data Jumlah Penumpang	42
4.6.3 Perancangan Antarmuka Peramalan DES	43
4.6.4 Perancangan Antarmuka Perhitungan DES.....	44
4.6.5 Perancangan Antarmuka Peramalan TES.....	45
4.6.6 Perancangan Antarmuka Perhitungan TES	46

4.7 Perancangan Pengujian	47
4.7.1 Perancangan Pengujian Nilai Parameter	47
BAB 5 IMPLEMENTASI	49
5.1 Implementasi Algoritme	49
5.1.1 Implementasi Algoritme DES	49
5.1.2 Implementasi Algoritme TES	51
5.2 Implementasi Antarmuka	53
5.2.1 Implementasi Antarmuka Halaman Awal	53
5.2.2 Implementasi Antarmuka Data Jumlah Penumpang	54
5.2.3 Implementasi Antarmuka Peramalan DES	54
5.2.4 Implementasi Antarmuka Perhitungan DES	55
5.2.5 Implementasi Antarmuka Peramalan TES	56
5.2.6 Implementasi Antarmuka Perhitungan TES	56
BAB 6 PENGUJIAN DAN ANALISIS	58
6.1 Pengujian <i>Double Exponential Smoothing</i> (DES)	58
6.1.1 Pengujian Nilai Parameter DES untuk Peramalan Satu Periode ke Depan	58
6.1.2 Pengujian Nilai Parameter DES untuk Peramalan Satu Bulan ke Depan	60
6.2 Pengujian <i>Triple Exponential Smoothing</i> (TES)	61
6.2.1 Pengujian Nilai Parameter TES untuk Peramalan Satu Periode ke Depan	62
6.2.2 Pengujian Nilai Parameter TES untuk Peramalan Satu Bulan ke Depan	64
6.3 Analisis	67
BAB 7 PENUTUP	68
7.1 Kesimpulan	68
7.2 Saran	68
DAFTAR REFERENSI	69

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Kriteria MAPE	13
Tabel 4.1 Data Jumlah Penumpang Kereta Api.....	29
Tabel 4.2 Inisialisasi Nilai Parameter	31
Tabel 4.3 Insialisasi nilai awal DES	31
Tabel 4.4 Manualisasi DES Prediksi Berdasarkan Periode	32
Tabel 4.5 Manualisasi DES Prediksi Berdasarkan Bulan.....	34
Tabel 4.6 Inisialisasi Nilai Parameter	35
Tabel 4.7 Insialisasi nilai awal TES.....	36
Tabel 4.8 Manualisasi TES Prediksi Berdasarkan Periode.....	38
Tabel 4.9 Manualisasi TES Prediksi Berdasarkan Bulan	40
Tabel 4.10 Perancangan Pengujian Nilai α dengan Nilai β Tetap	48
Tabel 4.11 Perancangan Pengujian Nilai β dengan Nilai α Tetap	48
Tabel 4.12 Perancangan Pengujian Nilai α saat Nilai β dan γ Tetap.....	48
Tabel 4.13 Perancangan Pengujian Nilai β saat Nilai α dan γ Tetap.....	48
Tabel 4.14 Perancangan Pengujian Nilai γ saat Nilai α dan β dan Tetap.....	48
Tabel 6.1 Pengujian Nilai α Peramalan Satu Periode ke Depan dengan $\beta=0,1$	58
Tabel 6.2 Pengujian Nilai β Peramalan Satu Periode ke Depan dengan $\alpha=0,1$	58
Tabel 6.3 Pengujian Nilai Parameter DES Peramalan Satu Bulan ke Depan dengan $\beta=0,1$	60
Tabel 6.4 Pengujian Nilai Parameter DES Peramalan Satu Bulan ke Depan dengan $\alpha=0,4$	60
Tabel 6.5 Pengujian Nilai Parameter TES Peramalan Satu Periode ke Depan dengan $\beta=0,1$ dan $\gamma=0,1$	62
Tabel 6.6 Pengujian Nilai Parameter TES Peramalan Satu Periode ke Depan dengan $\alpha=0,1$ dan $\gamma=0,1$	62
Tabel 6.7 Pengujian Nilai Parameter TES Peramalan Satu Periode ke Depan dengan $\alpha=0,1$ dan $\beta=0,1$	62
Tabel 6.8 Pengujian Nilai Parameter γ pada TES Berdasarkan Periode	63
Tabel 6.9 Pengujian Nilai Parameter TES Peramalan Satu Bulan ke Depan dengan $\beta=0,1$ dan $\gamma=0,1$	64
Tabel 6.10 Pengujian Nilai Parameter TES Peramalan Satu Bulan ke Depan dengan $\alpha=0,4$ dan $\gamma=0,1$	64

Tabel 6.11 Pengujian Nilai Parameter TES Peramalan Satu Bulan ke Depan dengan $\alpha=0,4$ dan $\beta=0,4$	65
Tabel 6.12 Pengujian Nilai Parameter γ pada TES Berdasarkan Bulan	66



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Pola keberangkatan kereta api	7
Gambar 2.2 Pola data horizontal	8
Gambar 2.3 Pola data trend	9
Gambar 2.4 Pola data musiman	9
Gambar 2.5 Pola data siklis	10
Gambar 3.1 Diagram alir metode penelitian	14
Gambar 3.2 Mekanisme penyelesaian masalah	16
Gambar 4.1 Diagram Alir DES	18
Gambar 4.2 Diagram Alir Proses Perhitungan DES	19
Gambar 4.3 Diagram alir proses inisialisasi nilai awal DES	20
Gambar 4.4 Diagram alir menghitung peramalan DES	21
Gambar 4.5 Diagram Alir TES	23
Gambar 4.6 Diagram alir proses perhitungan TES	23
Gambar 4.7 Diagram alir proses inisialisasi nilai awal TES	26
Gambar 4.8 Diagram alir menghitung peramalan TES	26
Gambar 4.9 Proses perhitungan MAPE	28
Gambar 4.10 Perancangan Antarmuka Halaman Awal	42
Gambar 4.11 Perancangan Antarmuka Data Jumlah Penumpang	43
Gambar 4.12 Perancangan Antarmuka Peramalan DES	43
Gambar 4.13 Perancangan Antarmuka Perhitungan DES	44
Gambar 4.14 Perancangan Antarmuka Peramalan TES	45
Gambar 4.15 Perancangan Antarmuka Perhitungan TES	46
Gambar 5.1 Implementasi Antarmuka Halaman Awal	54
Gambar 5.2 Implementasi Antarmuka Data Jumlah Penumpang	54
Gambar 5.3 Implementasi Antarmuka Peramalan DES	55
Gambar 5.4 Implementasi Antarmuka Perhitungan DES	55
Gambar 5.5 Implementasi Antarmuka Peramalan TES	56
Gambar 5.6 Implementasi Antarmuka Perhitungan TES	57
Gambar 6.1 Perbandingan Peramalan DES Peramalan Satu Periode ke Depan dengan $\alpha=0,1$ dan $\beta=0,1$	59
Gambar 6.2 Grafik nilai MAPE DES berdasarkan periode	59

Gambar 6.3 Perbandingan Peramalan DES Peramalan Satu Bulan ke Depan dengan $\alpha=0,4$ dan $\beta=0,4$	60
Gambar 6.4 Grafik nilai MAPE DES berdasarkan bulan	61
Gambar 6.5 Perbandingan Peramalan TES Peramalan Satu Periode ke Depan dengan $\alpha=0,1$, $\beta=0,1$ dan $\gamma=0,1$	62
Gambar 6.6 Grafik nilai MAPE TES berdasarkan periode	63
Gambar 6.7 Pengujian Nilai Parameter γ pada TES Berdasarkan Periode	64
Gambar 6.8 Perbandingan Peramalan TES Peramalan Satu Bulan ke Depan dengan $\alpha=0,4$, $\beta=0,4$ dan $\gamma=0,1$	65
Gambar 6.9 Grafik nilai MAPE TES berdasarkan bulan	66
Gambar 6.10 Pengujian Nilai Parameter γ pada TES Berdasarkan Bulan	66



DAFTAR KODE PROGRAM

Kode Program 5.1 Implementasi Algoritme Persamaan DES	49
Kode Program 5.2 Implementasi Perhitungan Peramalan dan MAPE DES	50
Kode Program 5.3 Implementasi Algoritme Persamaan TES	51
Kode Program 5.4 Implementasi Perhitungan Peramalan dan MAPE TES	52



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Latih Tahun 2005-2010.....	71
Lampiran 2 Data Latih Tahun 2011-2016.....	72
Lampiran 3 Data Uji Tahun 2017.....	73



BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Jakarta merupakan ibukota Indonesia yang selalu mengalami pertumbuhan penduduk setiap tahun (BPS Jakarta, 2018). Semakin bertambahnya jumlah penduduk di Jakarta maka semakin diharapkannya kinerja pemerintah dalam menciptakan pelayanan publik yang berkualitas. Termasuk pelayanan transportasi umum, salah satunya yaitu kereta api. Kereta api adalah sarana transportasi yang dapat mengangkut penumpang dan juga barang dalam jumlah besar dengan biaya relatif murah (Putri, 2016). Di Indonesia, perkeretaapian berada di bawah naungan PT Kereta Api Indonesia (Persero). Jenis transportasi ini dapat menjadi alternatif saat akan bepergian jauh di jalur darat untuk menghindari kemacetan yang sering terjadi di Jakarta, baik kereta api tujuan sekitar Jabodetabek maupun Jawa (non-Jabodetabek).

Sebagai moda transportasi alternatif yang banyak diminati, maka diperlukan adanya perencanaan daya tampung kereta. Perencanaan ini erat kaitannya dengan tingkat kepuasan penumpang dan tingkat keuntungan usaha dari PT KAI (Ervina, Silvi, & Wisisono, 2018). Dikarenakan banyaknya orang menggunakan kereta api sebagai alternatif transportasi, sehingga terjadi lonjakan di waktu-waktu tertentu, baik penumpang dari luar jabodetabek ke jabodetabek maupun dari jabodetabek ke luar jabodetabek. Penumpang yang melebihi daya tampung dapat mengakibatkan calon penumpang kecewa dan memilih transportasi lain, sehingga PT KAI kehilangan pendapatan dari calon penumpang yang tak dapat ditampung. Sebaliknya, jumlah penumpang yang kurang dari daya tampung, mengakibatkan gerbong tambahan tak terisi. Baik jumlah penumpang berlebih maupun kurang akan berdampak pada kinerja PT KAI (Ervina, Silvi, & Wisisono, 2018). Karena itu, dibutuhkan upaya perbaikan sistem transportasi kereta api, salah satunya agar sesuai dengan kapasitas penumpang yaitu usaha untuk menentukan jumlah gerbong dan jumlah kereta api yang beroperasi (Rida, 2016). Untuk itu, diperlukan adanya peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta untuk penyesuaian kapasitas layanan demi meningkatkan kualitas pelayanan publik.

Peramalan jumlah penumpang kereta api pernah dilakukan oleh Ervina, Silvi dan Wisisono (2018) dengan menggunakan metode *Resilient Back-Propagation (Rprop) Neural Network*. Objek yang diteliti ialah jumlah penumpang kereta api di seluruh Jawa dan Sumatera. Hasil penelitian yang diperoleh yaitu MAPE prediksi jumlah penumpang KA di Jabodetabek sebesar 7,5%. Untuk Jawa (non-Jabodetabek) sebesar 5,89%. Untuk Sumatera sebesar 5,36% dan untuk Indonesia sebesar 4,80%.

Metode lain yang dapat digunakan untuk peramalan yaitu *Exponential Smoothing*. Model *Exponential Smoothing* menyelesaikan permasalahan dengan pola data *time series* dengan melakukan pembobotan pada nilai observasi sebelum untuk meramal nilai observasi selanjutnya. Terdapat tiga jenis

Exponential Smoothing, yaitu *Simple Exponential Smoothing*, *Double Exponential Smoothing* dan *Triple Exponential Smoothing*. Masing-masing memiliki kegunaan yang berbeda. *Simple Exponential Smoothing* digunakan untuk memprediksi data *time series* ketika tidak ada pola *trend* (kecenderungan) atau musiman, *Double Exponential Smoothing* digunakan untuk memprediksi ketika data observasi memiliki pola *trend* meningkat atau menurun, sedangkan *Triple Exponential Smoothing* pengembangan dari *Double Exponential Smoothing* dengan komponen musim (Dhamodharavadhani, & Rathipriya, 2019).

Berdasarkan data statistik jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta dari data yang diambil dari BPS Provinsi DKI Jakarta tahun 2006-2018, keberangkatan penumpang kereta jumlahnya tidak sama pada setiap bulan, sehingga data membentuk pola. Dari pola data yang dihasilkan terdapat *trend* yang dapat dilihat bahwa dari tahun ke tahun jumlah keberangkatan penumpang selalu mengalami kenaikan. Sedangkan pada bulan-bulan tertentu selalu mengalami penurunan atau peningkatan. Dari pola data yang didapat, untuk menyelesaikan masalah tersebut maka menggunakan metode *Double Exponential Smoothing* dan *Triple Exponential Smoothing*. Akan tetapi, belum diketahui metode manakah yang lebih baik.

Peramalan jumlah keberangkatan penumpang PT KAI pernah dilakukan oleh Setiawan, Juniati dan Farida (2016) yaitu prediksi jumlah penumpang PT KAI menggunakan metode *Triple Exponential Smoothing* dengan optimasi parameter α , β dan γ . Hasil penelitian menunjukkan hasil akurasi kereta Argo Wilis 86,60%, Turangga 70,13%, Mutiara Selatan 85,16%, Pasundan 90,87% dan Kahuripan 88,47%. Selain itu, terdapat penelitian oleh Fahlevi, Bachtiar dan Setiawan (2018) yaitu peramalan indeks harga konsumen kelompok transportasi, komunikasi dan jasa keuangan dengan membandingkan metode *Holt's* dan *Winter's Exponential Smoothing*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai MAPE yang dihasilkan menggunakan metode holt dengan $\alpha = 0,7$ dan $\beta = 0,1$, sebesar 0,474% sedangkan metode winter dengan $\alpha = 0,1$, $\beta = 0,4$ dan $\gamma = 0,8$, menghasilkan MAPE sebesar 1,503%.

Berdasarkan permasalahan dan penelitian yang telah dijelaskan sebelumnya, maka penulis melakukan penelitian yaitu peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta menggunakan metode yang telah disebutkan sebelumnya. Kedua metode tersebut akan dibandingkan agar dapat diketahui akurasi keduanya karena pola data jumlah penumpang kereta sendiri memiliki *trend* linier yang meningkat, namun juga terdapat gejala musiman. Dalam penelitian ini, metode *Double Exponential Smoothing* menggunakan dua parameter yaitu α dan β untuk pemulusan standar dan pemulusan *trend*. Sedangkan dalam *Triple Exponential Smoothing* menggunakan tiga parameter α , β dan γ untuk pemulusan standar, *trend* dan musiman. Baik metode *Double* atau *Triple Exponential Smoothing* dapat digunakan untuk meramalkan nilai observasi periode mendatang atau bulan mendatang. Sehingga harus dilakukan pengujian untuk mengetahui metode manakah yang lebih tepat untuk meramalkan jumlah penumpang keberangkatan kereta di DKI Jakarta berdasarkan peramalan satu

periode ke depan maupun satu bulan ke depan dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebagai metode perhitungan akurasi.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang dipaparkan, permasalahan yang akan dibahas diantaranya:

1. Berapa nilai parameter α dan β paling optimal terhadap peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta untuk mendapat akurasi terbaik pada metode *Double Exponential Smoothing* dengan peramalan satu periode ke depan dan satu bulan ke depan?
2. Berapa nilai parameter α , β dan γ paling optimal terhadap peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta untuk mendapat akurasi terbaik pada metode *Triple Exponential Smoothing* dengan peramalan satu periode ke depan dan satu bulan ke depan?
3. Bagaimana hasil perbandingan akurasi menggunakan *Double Exponential Smoothing* dan *Triple Exponential Smoothing* dengan pengujian peramalan satu periode ke depan dan satu bulan ke depan?

1.3 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini diantaranya:

1. Mengetahui nilai parameter α dan β paling optimal terhadap peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta untuk mendapat akurasi terbaik pada metode *Double Exponential Smoothing* dengan peramalan satu periode ke depan dan satu bulan ke depan.
2. Mengetahui nilai parameter α , β dan γ paling optimal terhadap peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta untuk mendapat nilai peramalan terbaik pada metode *Triple Exponential Smoothing* dengan peramalan satu periode ke depan dan satu bulan ke depan.
3. Mengetahui hasil perbandingan akurasi menggunakan *Double Exponential Smoothing* dan *Triple Exponential Smoothing* dengan pengujian peramalan satu periode ke depan dan satu bulan ke depan.

1.4 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini diantaranya:

1. Mampu melakukan peramalan jumlah keberangkatan penumpang kereta api di DKI Jakarta untuk periode yang akan datang.
2. Membantu Pemerintah dan PT KAI untuk mempersiapkan pelayanan dan kebijakan dalam menghadapi perkiraan lonjakan ataupun penurunan jumlah penumpang di masa mendatang.
3. Sebagai sumber informasi yang berkaitan dengan peramalan jumlah keberangkatan penumpang kereta api di DKI Jakarta.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah untuk memfokuskan topik dalam penelitian ini diantaranya:

1. Data jumlah penumpang keberangkatan kereta api berasal dari BPS Provinsi DKI Jakarta.
2. Atribut yang digunakan yaitu jumlah penumpang keberangkatan kereta api.
3. Data yang digunakan yaitu jumlah penumpang setiap bulan dalam kurun waktu 12 tahun, yaitu sejak tahun 2005 hingga 2017.

1.6 Sistematika Pembahasan

Sistematika pembahasan yang disusun dalam skripsi ini diantaranya:

BAB I Pendahuluan

Pada Bab I membahas tentang latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan, manfaat, batasan masalah dan sistematika penulisan laporan pada peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta.

BAB II Landasan Kepustakaan

Pada Bab II membahas kajian pustaka dan dasar teori yang mendukung penelitian peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta. Kajian pustaka membahas pemodelan metode *Exponential Smoothing* yang didapat dari berbagai macam referensi untuk menunjang penelitian dalam penulisan laporan peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta ini.

BAB III Metodologi Penelitian

Pada Bab III berisi langkah kerja dalam proses perancangan dan implementasi pada pelaksanaan penelitian perbandingan peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta menggunakan metode *Double Exponential Smoothing* dan *Triple Exponential Smoothing*.

BAB IV Perancangan

Pada bab IV berisi perancangan sistem serta perhitungan manualisasi dari metode *Double Exponential Smoothing* dan *Triple Exponential Smoothing* berdasar data jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta.

BAB V Implementasi

Pada bab V berisi hasil dari pengimplementasian metode *Double Exponential Smoothing* dan *Triple Exponential Smoothing* ke dalam bahasa pemrograman PHP.

BAB VI Pengujian dan Analisis

Pada bab VI berisi hasil pengujian parameter terbaik dari *Double Exponential Smoothing* dan *Triple Exponential Smoothing* dan analisa hasil penelitian peramalan jumlah penumpang kereta api di DKI Jakarta serta evaluasi akurasi menggunakan MAPE.

BAB VII Penutup

Pada Bab VII berisi kesimpulan yang didapatkan dari pembuatan perogram beserta pengujian perbandingan jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta dan kelebihan serta kekurangan juga saran untuk pengembangan sistem lebih lanjut.



BAB 2 LANDASAN KEPUSTAKAAN

2.1 Kajian Pustaka

Penelitian peramalan jumlah penumpang kereta api pernah dilakukan oleh Ervina, Silvi dan Wisisono (2018) dengan menggunakan metode *Resilient Back-Propagation (Rprop) Neural Network*. Objek yang diteliti ialah jumlah penumpang kereta api di seluruh Jawa dan Sumatera. Hasil penelitian yang diperoleh yaitu MAPE prediksi jumlah penumpang KA di Jabodetabek sebesar 7,5%. Untuk Jawa (non-Jabodetabek) sebesar 5,89%. Untuk Sumatera sebesar 5,36% dan untuk Indonesia sebesar 4,80%. Yang berarti, 4 arsitektur *neural network* dengan Rprop berhasil mendapatkan hasil peramalan yang akurat untuk kasus dalam penelitian ini.

Selain itu, Setiawan, Juniati dan Farida (2016) pernah melakukan peramalan jumlah keberangkatan penumpang PT KAI menggunakan metode *Triple Exponential Smoothing* dengan optimasi parameter *alpha*, *beta* dan *gamma*. Hasil penelitian menunjukkan hasil akurasi kereta Argo Wilis 86,60%, Turangga 70,13%, Mutiara Selatan 85,16%, Pasundan 90,87% dan Kahuripan 88,47%.

Kemudian, terdapat penelitian oleh Li (2013) yang melakukan perbandingan dan juga menganalisa hasil peramalan antara *holt* dan *brown exponential smoothing*. Objek yang diteliti dalam penelitian ini ialah jumlah kargo melalui transportasi kereta dan jalan raya di Beijing, Cina. Hasil dari analisis menunjukkan bahwa metode *holt exponential smoothing* memiliki nilai yang lebih optimal dibanding *brown exponential smoothing*. Metode ketepatan nilai yang digunakan ialah *Root Mean Square Error (RMSE)*. Pada *brown es*, dengan $\alpha=0,86091$ menghasilkan RMSE 30,565 untuk jalur kereta dan $\alpha=0,31241$ menghasilkan RMSE 3,254 untuk jalur jalan raya. Sedangkan pada *holt es*, dengan $\alpha=0,699903$ dan $\gamma=0,9999988$ menghasilkan RMSE 30,086 untuk jalur kereta dan $\alpha=0,099243$ dan $\gamma=0,0000033$ menghasilkan RMSE 2,536 untuk jalur jalan raya.

Penelitian lainnya dilakukan oleh Utami dan Atmojo (2017). Pada penelitian tersebut meramalkan jumlah optimal *souvenir* yang seharusnya disediakan oleh sebuah UD. Karena UD tersebut seringkali kekurangan stok saat pesanan membludak di waktu tertentu. Metode yang digunakan ialah *Holt* dan *Winter Exponential Smoothing* yang kemudian akan dibandingkan hasilnya. Metode *Holt Exponential Smoothing* menghasilkan peramalan pada Juli 2017 sebesar 599 *souvenir* yang diprediksikan akan terjual dan diperoleh MAPE 20,5%. Sedangkan *Winter Exponential Smoothing* menghasilkan peramalan pada Juli 2017 sebesar 549,6 *souvenir* yang diprediksi akan terjual dengan MAPE diperoleh sebesar 12,6%.

Selanjutnya, terdapat penelitian oleh Fahlevi, Bachtiar dan Setiawan (2018) yaitu peramalan indeks harga konsumen kelompok transportasi, komunikasi dan jasa keuangan dengan membandingkan metode *holt's* dan *winter's exponential smoothing*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai optimal parameter yang digunakan menggunakan metode holt ialah $\alpha = 0,7$ dan $\beta = 0,1$, sedangkan

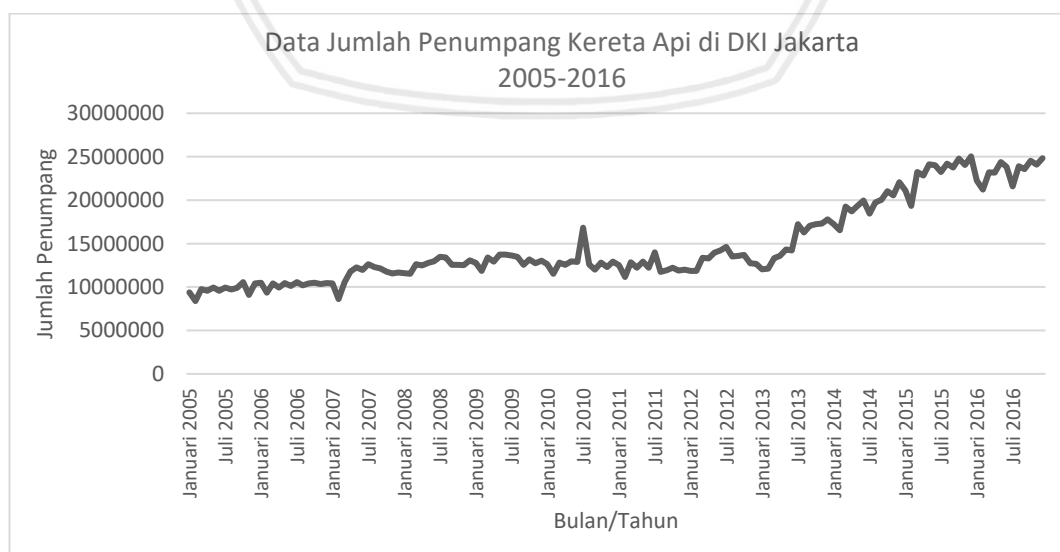
dengan metode winter ialah $\alpha = 0,1$, $\beta = 0,4$ dan $\gamma = 0,8$. Nilai MAPE yang diperoleh dengan metode *holt's exponential smoothing* dan *winter's exponential smoothing* berturut-turut ialah 0,474% dan 1,503%.

Penelitian juga pernah dilakukan oleh Prihatmono dan Utami (2005), dengan membandingkan metode *moving average* dan *holt-winters*, objek yang diteliti ialah ritase yang dilaksanakan di Dinas Perhubungan Yogyakarta, UPT Giwangan. Hasil dari analisis menunjukkan bahwa metode *Holt Winters Exponential Smoothing* dianggap lebih tepat digunakan untuk memprediksi ritase di Dinas Perhubungan Yogyakarta dengan hasil MAPE terkecil sebesar 4%, MSD sebesar 446841 dan MAD sebesar 496.

Pada penelitian ini akan melakukan perbandingan metode *Double Exponential Smoothing* dan *Triple Exponential Smoothing*. Perhitungan akurasi menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Perbandingan dilakukan dengan melihat hasil dari MAPE. Dalam penelitian ini menguji metode untuk mendapatkan parameter paling optimal yang dihasilkan oleh masing-masing metode dengan pengujian satu periode mendatang dan bulan mendatang. Data yang digunakan adalah jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi DKI Jakarta.

2.2 Penumpang Kereta Api di DKI Jakarta

Kereta api merupakan moda transportasi alternatif yang tinggi peminat yang dapat mengangkut penumpang dan juga barang dalam jumlah besar dengan biaya relatif murah (Putri, 2016). Sehingga kebijakan untuk meningkatkan keselamatan dilakukan oleh PT KAI selaku operator perkeretaapian Indonesia demi kenyamanan dan kepuasan penumpang. Data aktual jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta dari Januari 2005 hingga Desember 2016 memiliki pola *trend* meningkat setiap tahunnya. Pola keberangkatan kereta api ditunjukkan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Pola keberangkatan kereta api

2.3 Peramalan

Peramalan merupakan perhitungan yang biasa digunakan untuk bisnis. Peramalan dapat membantu memutuskan penjadwalan produksi, karena salah satu keputusan penting dalam manajemen perusahaan ialah penentuan tingkat produksi barang atau jasa untuk masa mendatang (Herjanto, 2007). Peramalan ialah perkiraan atau dugaan terhadap suatu keadaan di masa mendatang, namun dengan menggunakan metode-metode peramalan yang ada, maka peramalan menjadi lebih dari sekedar dugaan (Wahyudi, 2017). Salah satu alat yang diperlukan oleh manajemen untuk pengambilan keputusan ialah metode peramalan yang digunakan untuk mencapai keputusan yang optimal. Metode peramalan digunakan untuk mengukur atau menaksir keadaan di masa datang (Herjanto, 2007).

Peramalan dilakukan secara kualitatif dan kuantitatif. Pengukuran secara kualitatif berdasarkan pendapat dari yang melakukan peramalan, sedangkan pengukuran secara kuantitatif menggunakan metode statistik. Berdasar horison waktu, peramalan dibagi menjadi tiga yaitu peramalan jangka panjang (lebih dari 18 bulan), peramalan jangka menengah (antara 3 hingga 18 bulan) dan peramalan jangka pendek (kurang dari 3 bulan) (Herjanto, 2007).

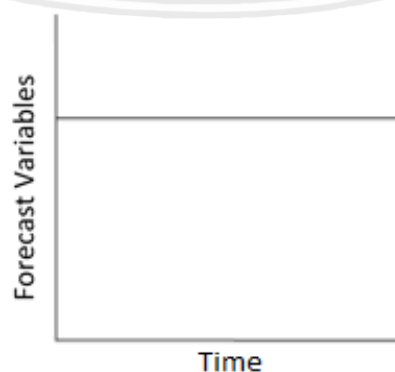
2.4 Time Series

Time series merupakan pengamatan terhadap kejadian dari waktu ke waktu dan dicatat secara runtut. Tujuan dari peramalan *time series* ialah mendapatkan pola dalam data historis, kemudian mengekstrapolasikannya ke masa depan (Wahyudi, 2017).

Terdapat beberapa pola data dalam *time series*, diantaranya (Patel, 2000):

1. Horizontal

Pola data horizontal ada ketika tidak terjadi pertumbuhan atau penurunan yang stabil dari waktu ke waktu. Pola data horizontal ditunjukkan pada Gambar 2.2.

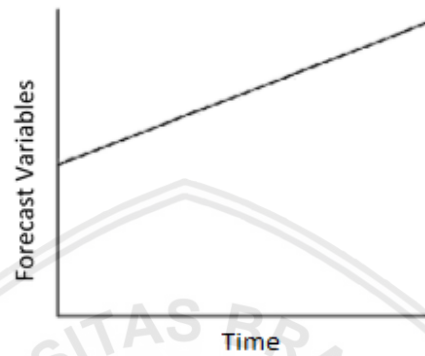


Gambar 2.2 Pola data horizontal

Sumber: Patel (2010)

2. *Trend*

Sebuah *trend* ditunjukkan ketika terjadi kecenderungan dengan arah meningkat atau menurun dari waktu ke waktu. Pola data *trend* ditunjukkan pada Gambar 2.3.

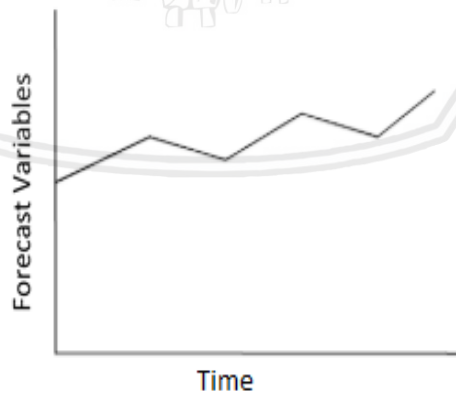


Gambar 2.3 Pola data trend

Sumber: Patel (2010)

3. Musiman

Pola musiman terjadi ketika sebuah *time series* terpengaruh oleh faktor musiman seperti cuaca, iklim atau faktor dari manusia seperti liburan hari besar. Pola data musiman ditunjukkan pada Gambar 2.4.

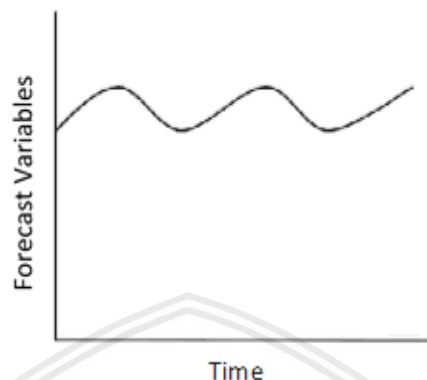


Gambar 2.4 Pola data musiman

Sumber: Patel (2010)

4. Siklis

Pola siklis terjadi ketika data mengalami peningkatan atau penurunan yang tidak memiliki frekuensi yang pasti. Fluktuasinya biasanya disebabkan oleh kondisi ekonomi. Pola data siklis ditunjukkan pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5 Pola data siklis

Sumber: Patel (2010)

2.5 Exponential Smoothing

Metode *Exponential Smoothing* merupakan metode pemulusan eksponensial yang dapat digunakan untuk memprediksi data *time series* dengan pemberian nilai pembobotan pada serangkaian data observasi sebelum untuk meramalkan nilai observasi selanjutnya di masa mendatang. Seperti yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya, bahwa *Simple Exponential Smoothing* diaplikasikan untuk peramalan *time series* dimana tidak terdapat *trend* atau musiman. *Double Exponential Smoothing* sama dengan *Simple Exponential Smoothing* namun terdapat dua komponen yang dibutuhkan pada setiap periode yaitu level dan *trend*. Metode ini diaplikasikan ketika data observasi memiliki pola *trend*. *Double Exponential Smoothing* biasa disebut metode *Holt's Linear*. Sedangkan *Triple Exponential Smoothing* adalah pengembangan dari *Double Exponential Smoothing* dengan tambahan komponen musim. Metode ini juga disebut metode *Holts-Winter's* (Dhamodharavadhani, & Rathipriya, 2019).

2.5.1 Double Exponential Smoothing (DES)

DES ialah metode yang tepat untuk memperkirakan data yang mempunyai unsur kecenderungan (*trend*). Peramalan untuk pemulusan eksponensial linier dengan metode ini menggunakan konstanta pemulusan α dan β (bernilai antara 0 dan 1, yang masing-masing nilainya boleh berbeda atau sama) dan dua persamaan (Herjanto, 2007).

Persamaan *double exponential smoothing* (Herjanto, 2007):

$$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.1)$$

$$T_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2.2)$$

$$F_{t+m} = S_t + T_t \cdot m \quad (2.3)$$

Keterangan:

- S_t = pemulusan standar periode ke t
 T_t = pemulusan *trend* periode ke t
 F_{t+m} = peramalan untuk periode ke $t+m$
 X_t = data aktual periode ke t
 α = konstanta pemulusan standar
 β = konstanta pemulusan *trend* linier
 m = bulan yang akan diramal dalam 1 periode

Inisialisasi nilai awal pemulusan:

$$S_1 = X_1 \quad (2.4)$$

$$T_1 = \frac{(X_2 - X_1) + (X_3 - X_2) + (X_4 - X_3)}{3} \quad (2.5)$$

Keterangan:

- S_1 = inisialisasi nilai awal pemulusan standar
 T_1 = inisialisasi nilai awal pemulusan *trend*
 X_i = data aktual ke i

2.5.2 Triple Exponential Smoothing (TES)

Metode TES hampir sama dengan DES, hanya saja menambahkan komponen musim. Dalam metode ini menggunakan tiga konstanta pemulusan, yaitu α , β dan γ . Metode Winter dibagi menjadi dua tipe, yaitu *additive* dan *multiplicative*. Perbedaan dari keduanya terdapat pada indeks musimannya. *Additive* untuk pola musiman yang bersifat konstan, sedangkan *multiplicative* untuk pola musiman yang mengalami fluktuasi (Chase, 2009).

Pada penelitian ini, data jumlah keberangkatan penumpang kereta api di DKI Jakarta merupakan data yang mempunyai pola musiman dan juga mempunyai *trend* meningkat, sehingga metode yang digunakan dalam *triple exponential smoothing* ini yaitu *Winter's Multiplicative Seasonality* dengan persamaan sebagai berikut (Herjanto, 2007):

$$S_t = \alpha \left(\frac{X_t}{I_{t-L}} \right) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.6)$$

$$T_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2.7)$$

$$I_t = \gamma \left(\frac{X_t}{S_t} \right) + (1 - \gamma)I_{t-L} \quad (2.8)$$

$$F_{t+m} = (S_t + T_t \cdot m)I_{t-L+m} \quad (2.9)$$

Keterangan:

- S_t = pemulusan standar periode ke t
 T_t = pemulusan *trend* periode ke t

- S_{t-1} = pemulusan standar periode ke $t-1$
 T_{t-1} = pemulusan *trend* periode ke $t-1$
 I_t = faktor penyesuaian musim
 F_{t+m} = peramalan untuk periode ke $t+m$
 X_t = data aktual periode ke t
 α = konstanta pemulusan standar
 β = konstanta pemulusan *trend* linier
 γ = konstanta pemulusan musim
 L = jumlah periode dalam satu siklus musim
 m = bulan yang akan diramal dalam 1 periode

Inisialisasi nilai awal pemulusan:

$$S_L = \frac{1}{L}(X_1 + X_2 + \dots + X_L) \quad (2.10)$$

$$T_L = [(X_{L+1} + X_{L+2} + \dots + X_{L+L}) - (X_1 + X_2 + \dots + X_L)] / L^2 \quad (2.11)$$

$$I_t = \frac{X_t}{S_L}, (t = 1 \text{ sampai } L) \quad (2.12)$$

Keterangan:

- S_L = inisialisasi nilai awal pemulusan standar
 T_L = inisialisasi nilai awal pemulusan *trend*
 I_t = inisialisasi nilai awal pemulusan musim
 X_L = data aktual

2.6 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE ialah ukuran ketepatan relatif yang berguna untuk mengetahui seberapa besar persentase penyimpangan hasil dari peramalan. Pengukuran ketelitian dengan cara ini menunjukkan rata-rata kesalahan *absolute* dalam bentuk persentase terhadap data aktual (Herjanto, 2007). Berikut persamaan MAPE (Sungkawa, & Megasari, 2011):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right| \times 100\% \quad (2.13)$$

Keterangan:

- n = jumlah data
 X_t = data aktual periode ke- t
 F_t = hasil prediksi periode ke- t

MAPE digunakan untuk mengevaluasi kinerja berbagai macam model peramalan. Semakin kecil MAPE, maka semakin baik peramalan yang dihasilkan, dengan kriteria MAPE sebagai berikut (Chang, Wang, & Liu, 2007):

Tabel 2.1 Kriteria MAPE

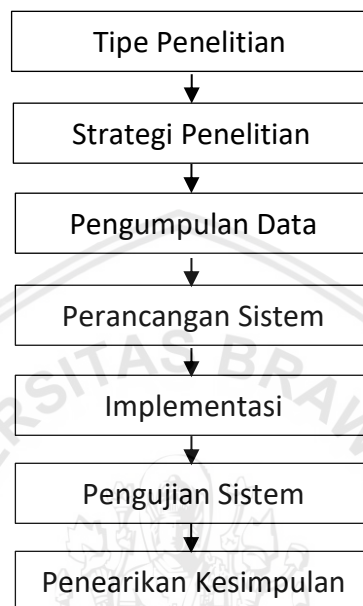
MAPE	Signifikasi
<10%	Sangat baik
10-20%	Baik
20-50%	Cukup baik
>50%	Buruk

Sumber: Chang, Wang dan Liu (2007)



BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN

Tahapan-tahapan dalam penelitian peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta api dengan metode DES dan TES dijelaskan dalam bab ini. Berisi tipe penelitian, strategi penelitian, pengumpulan data, implementasi, pengujian sistem dan penarikan kesimpulan.



Gambar 3.1 Diagram alir metode penelitian

3.1 Tipe Penelitian

Penelitian ini bertipe non-implementatif analitik. Tipe penelitian non-implementatif merupakan penelitian yang berfokus pada analisis terhadap objek yang sedang dibahas kemudian menghasilkan hasil analisis. Pendekatan analitik merupakan penelitian non-implementatif untuk menerangkan derajat hubungan antar elemen dalam objek yang diteliti.

3.2 Strategi Penelitian

Berikut ini strategi penelitian terdiri dari objek penelitian, metode pengumpulan data serta pengolahan dan analisis data:

3.2.1 Objek Penelitian

Objek yang digunakan pada penelitian ini adalah jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta. Data diambil dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi DKI Jakarta tahun 2006 hingga 2018. Data berupa angka jumlah penumpang keberangkatan kereta api dalam kurun waktu 12 tahun yaitu dari Januari 2005 hingga Desember 2017 dengan total data berjumlah 156 data.

3.2.2 Metode Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan dalam penelitian ini berupa data sekunder. Data sekunder ialah data yang berasal dari sumber yang sudah ada sebelumnya. Kemudian, data dibagi menjadi data latih dan data uji. Untuk memperoleh data, terlebih dahulu mempelajari literatur terkait peramalan, *Double Exponential Smoothing*, *Triple Exponential Smoothing* dan *Mean Absolute Percentage Error* yang diperoleh dari buku elektronik dan majalah elektronik yang didapat dari *google book*, jurnal penelitian sebelumnya, serta informasi dari situs resmi di internet terkait objek penelitian.

3.2.3 Pengolahan dan Analisis Data

Pengolahan dan analisis data dimulai dengan tahap *input* data. Lalu data tersebut diolah menggunakan kedua metode yang telah disebutkan sebelumnya untuk mendapatkan hasil peramalan jumlah penumpang pada periode berikutnya dengan parameter yang paling optimal pada masing-masing metode. Kemudian menghitung akurasi menggunakan MAPE. Setelah itu, hasil MAPE dari kedua metode dibandingkan. Setelah memperoleh hasil, selanjutnya dilakukan analisa untuk mendapat kesimpulan.

3.3 Pengumpulan Data

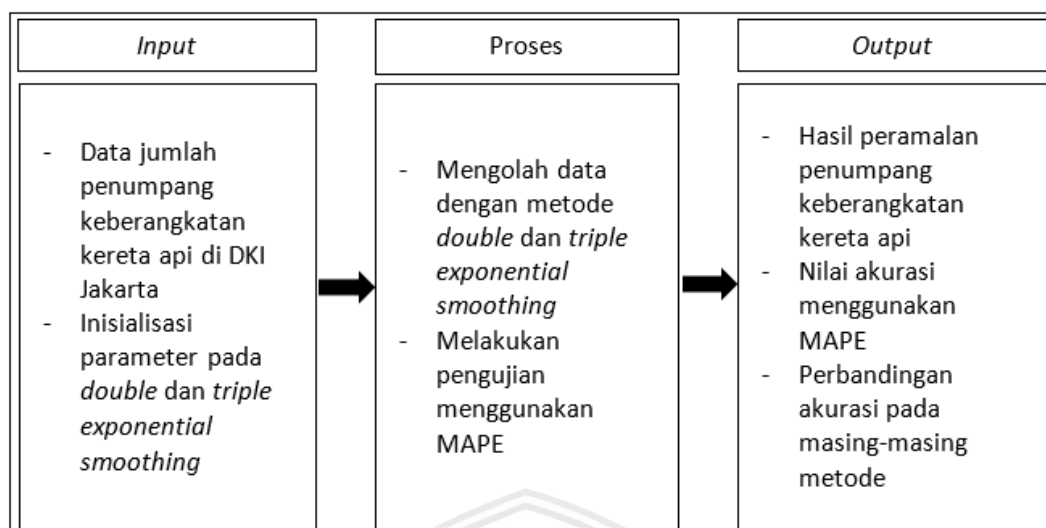
Data didapatkan dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi DKI Jakarta. Data yang diperlukan dalam penelitian ini adalah jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta dengan tujuan seluruh Jawa termasuk wilayah Jabodetabek, yaitu dari Januari 2005-Desember 2016 sebagai data latih dan Januari 2017-Desember 2017 sebagai data uji (Data lengkap terdapat pada lampiran).

3.4 Perancangan Sistem

Perancangan sistem berguna untuk menggambarkan penelitian ini secara rinci. Perancangan sistem bertujuan mempermudah pengerjaan. Berikut tahapan dalam perancangan sistem.

3.4.1 Mekanisme Penyelesaian Masalah

Mekanisme penyelesaian masalah meliputi langkah kerja sistem diantaranya *input*, proses dan *output*. *Input* merupakan data masukan pada sistem. Proses merupakan metode yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan. *Output* merupakan hasil dari program yang telah dibuat. Mekanisme penyelesaian masalah ditunjukkan pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Mekanisme penyelesaian masalah

Berikut penjelasan Gambar 3.2:

- *Input* dalam sistem berupa data latih dan data uji yang diambil dari data yang telah dimasukkan ke dalam *database* serta *input* parameter oleh pengguna.
- Proses penyelesaian masalah dengan metode *Double Exponential Smoothing* dan *Triple Exponential Smoothing* serta perhitungan MAPE untuk mendapatkan nilai akurasi.
- *Output* sistem berupa hasil peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta, nilai akurasi atau ketepatan dan juga hasil perbandingan metode.

3.4.2 Perancangan Antarmuka

Perancangan antarmuka merupakan perantara pengguna dengan sistem. Terdapat tampilan halaman pada sistem demi memudahkan pengguna dalam melakukan interaksi dengan sistem.

3.4.3 Perancangan Pengujian

Perancangan pengujian berguna menguji sistem agar memperoleh akurasi yang paling baik. Dalam penelitian ini, pengujian sistem meliputi nilai optimal parameter *alpha* dan *beta* pada DES serta *alpha*, *beta* dan *gamma* pada TES. Pengujian dilakukan dengan membandingkan nilai MAPE pada metode dengan pengujian satu periode mendatang dan satu bulan mendatang.

3.5 Implementasi

Implementasi adalah alur pembuatan suatu sistem secara nyata. Metode yang digunakan ialah DES dan TES yang diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman PHP. Tahapan-tahapan yang dilakukan dalam peimplementasian sistem diantaranya:

1. Membuat antarmuka sebagai perantara pengguna dengan sistem.

2. Memasukkan data ke dalam *database* untuk memudahkan pengolahan data.
3. Implementasi metode DES dan TES.

3.6 Pengujian Sistem

Pengujian bertujuan untuk mengukur keberhasilan sistem yang dibuat. Evaluasi dilakukan menggunakan MAPE untuk mengetahui seberapa besar tingkat kesalahan yang diberikan oleh sistem. Semakin kecil kesalahan, maka semakin baik hasil prediksi. Pada penelitian ini dilakukan pengujian terhadap metode DES dan TES berdasarkan nilai parameter dan nilai MAPE.

Terdapat dua pengujian dalam penelitian ini yaitu peramalan satu periode ke depan dan satu bulan ke depan. Pengujian peramalan berdasarkan satu periode ke depan, perhitungan menggunakan nilai *standar*, *trend* dan musiman dari perhitungan data latih terakhir. Dalam pengujian ini dapat meramalkan jumlah penumpang dalam satu tahun tanpa mengetahui data aktual pada bulan sebelum bulan yang akan diramalkan dalam tahun yang diramalkan. Berbeda dengan peramalan satu bulan ke depan, dimana perhitungan menggunakan nilai *standar*, *trend* dan musiman dari perhitungan bulan sebelumnya. Dalam pengujian ini dapat meramalkan jumlah penumpang dalam satu tahun dengan harus mengetahui data aktual pada bulan sebelum bulan yang akan diramalkan dalam tahun yang diramalkan.

3.7 Penarikan Kesimpulan

Penarikan kesimpulan berguna untuk menerangkan apa yang telah dicapai oleh Penulis dari penelitian yang telah dikerjakan. Kesimpulan menjawab rumusan masalah yang ada pada bab pendahuluan terkait hasil dari peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta ini. Selain kesimpulan, terdapat saran yang dituliskan apabila sistem akan dikembangkan pada penelitian-penelitian selanjutnya.

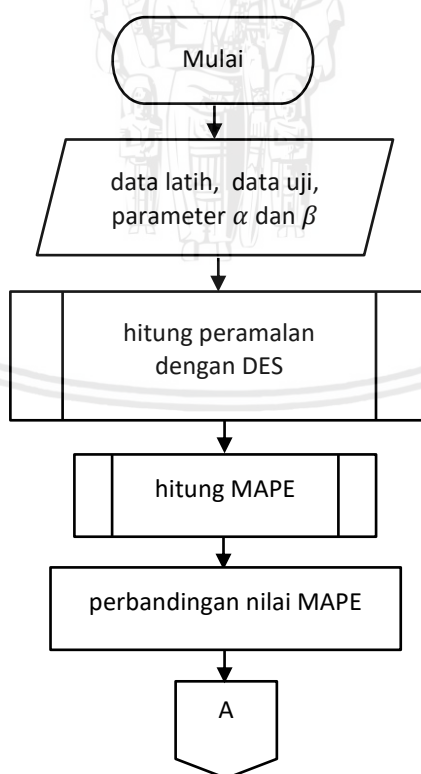
BAB 4 PERANCANGAN

4.1 Formulasi Permasalahan

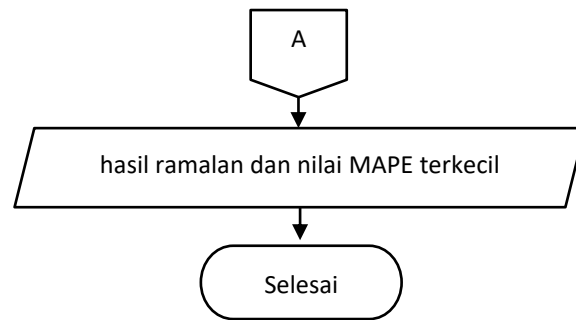
Dari latar belakang dan kajian pustaka pada Bab 1 dan Bab 2, diketahui bahwa metode DES dan TES dapat digunakan untuk meramalkan jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta. Berdasar penjelasan pada Bab 3, dalam menyelesaikan permasalahan ini dibutuhkan *input* berupa data jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta tahun 2005-2016. Kemudian data tersebut akan diolah menggunakan metode DES dan TES agar dapat menghasilkan suatu peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta api di periode berikutnya dan juga nilai evaluasi yang diperoleh dengan melakukan perbandingan selisih nilai aktual dengan nilai hasil peramalan menggunakan MAPE. Kemudian nilai evaluasi terbaik dari metode DES dan TES akan dibandingkan agar dapat diketahui metode yang paling optimal dalam peramalan ini.

4.2 Penyelesaian Permasalahan dengan DES

Diagram alir algoritme DES untuk menyelesaikan permasalahan peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta ditunjukkan pada Gambar 4.1.



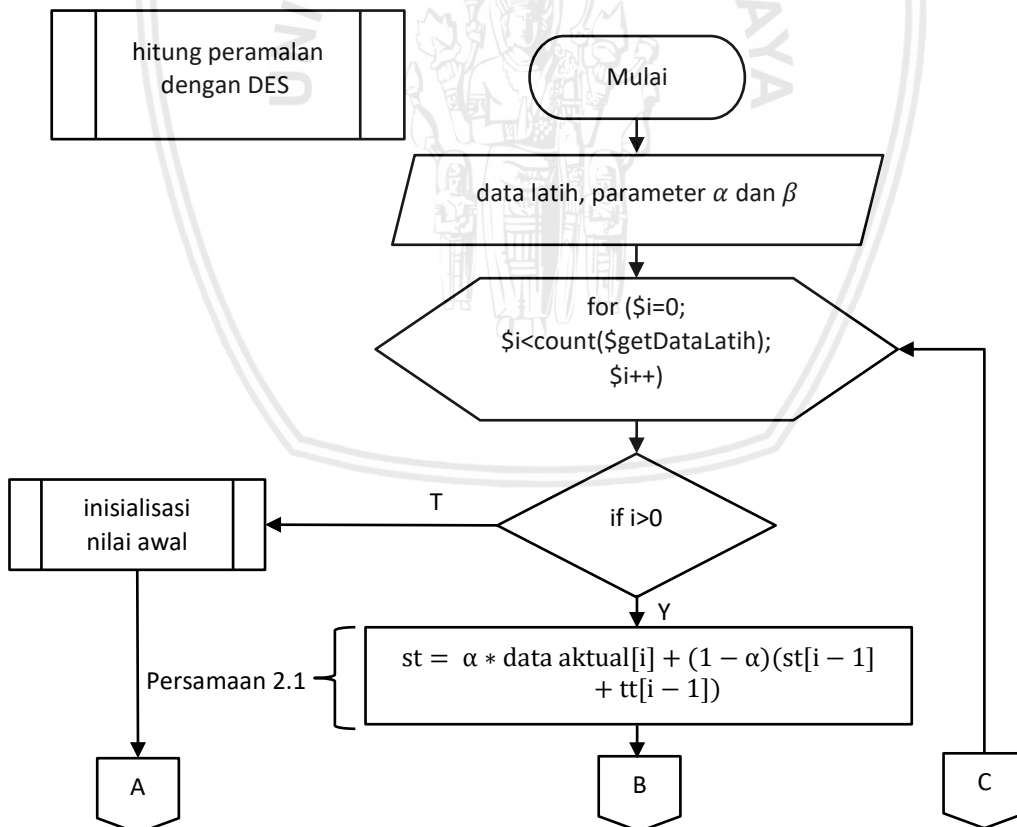
Gambar 4.1 Diagram Alir DES



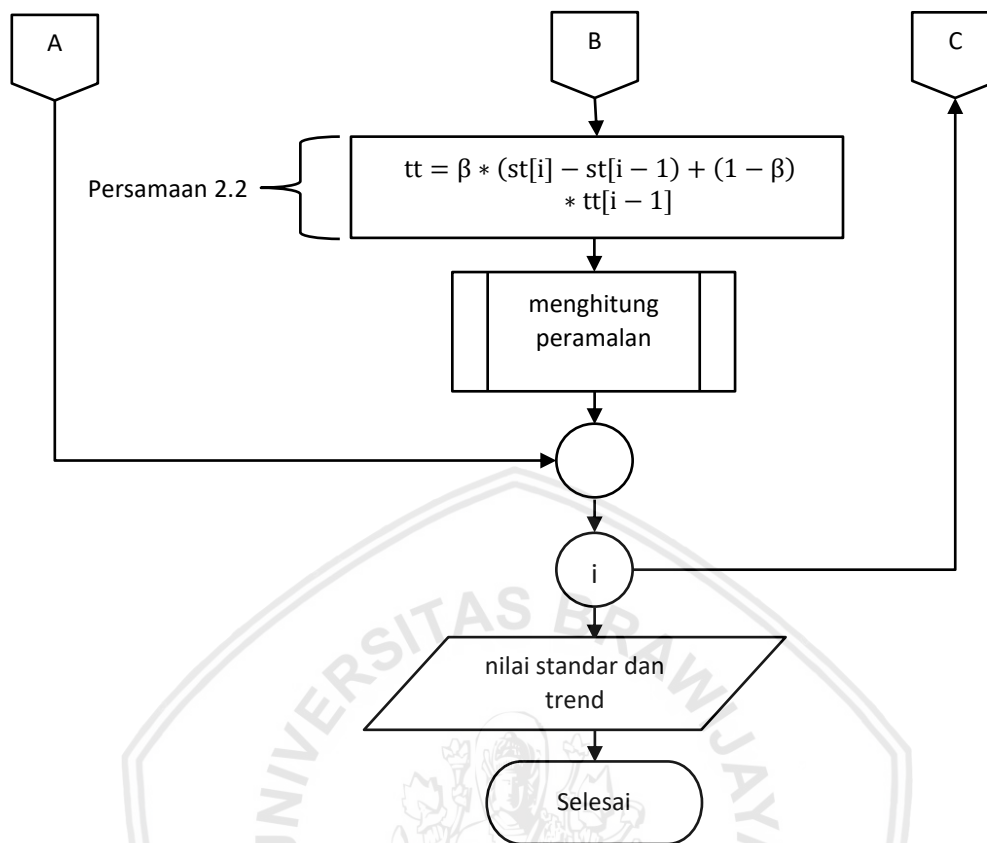
Gambar 4.1 Diagram Alir DES (lanjutan)

Pada Gambar 4.1 menjelaskan diagram alir algoritme secara umum. Pada proses DES, data masukan berupa data aktual jumlah penumpang kereta api dan parameter α dan β . Kemudian menghitung peramalan dengan algoritme DES. Setelah hasil peramalan diperoleh, proses selanjutnya yaitu menghitung ketepatan nilai peramalan dengan MAPE yang akan dicari nilai terkecilnya dari hasil pengujian yang dilakukan.

4.2.1 Proses Perhitungan DES



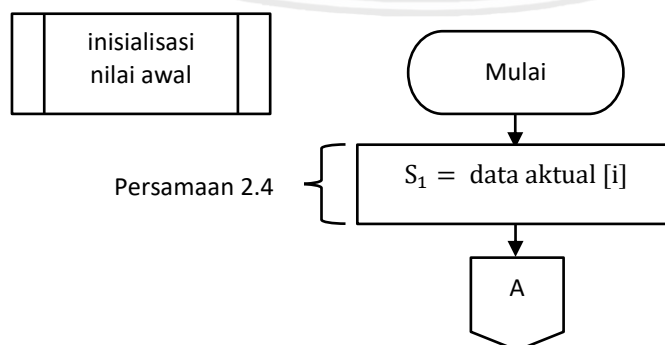
Gambar 4.2 Diagram Alir Proses Perhitungan DES



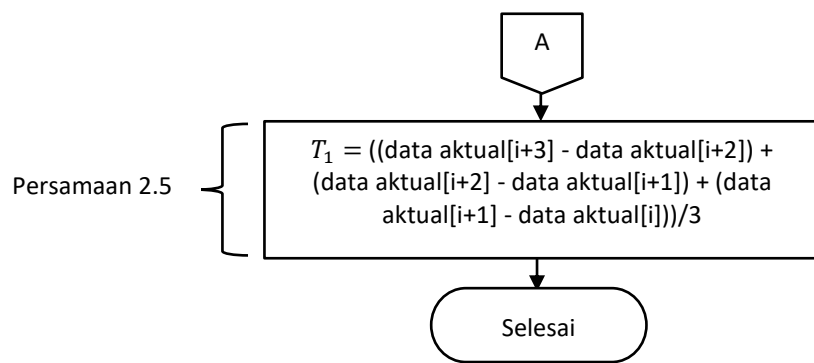
Gambar 4.2 Diagram Alir Proses Perhitungan DES (lanjutan)

Proses perhitungan DES dimulai dengan melakukan inisialisasi nilai awal. Kemudian dengan perulangan sejumlah data aktual dilakukan proses perhitungan dengan beberapa persamaan, yaitu dua persamaan untuk menghitung nilai standar dan *trend* serta satu persamaan untuk menghitung nilai ramalan yang kemudian menghasilkan nilai peramalan.

4.2.2 Proses Inisialisasi Nilai Awal DES



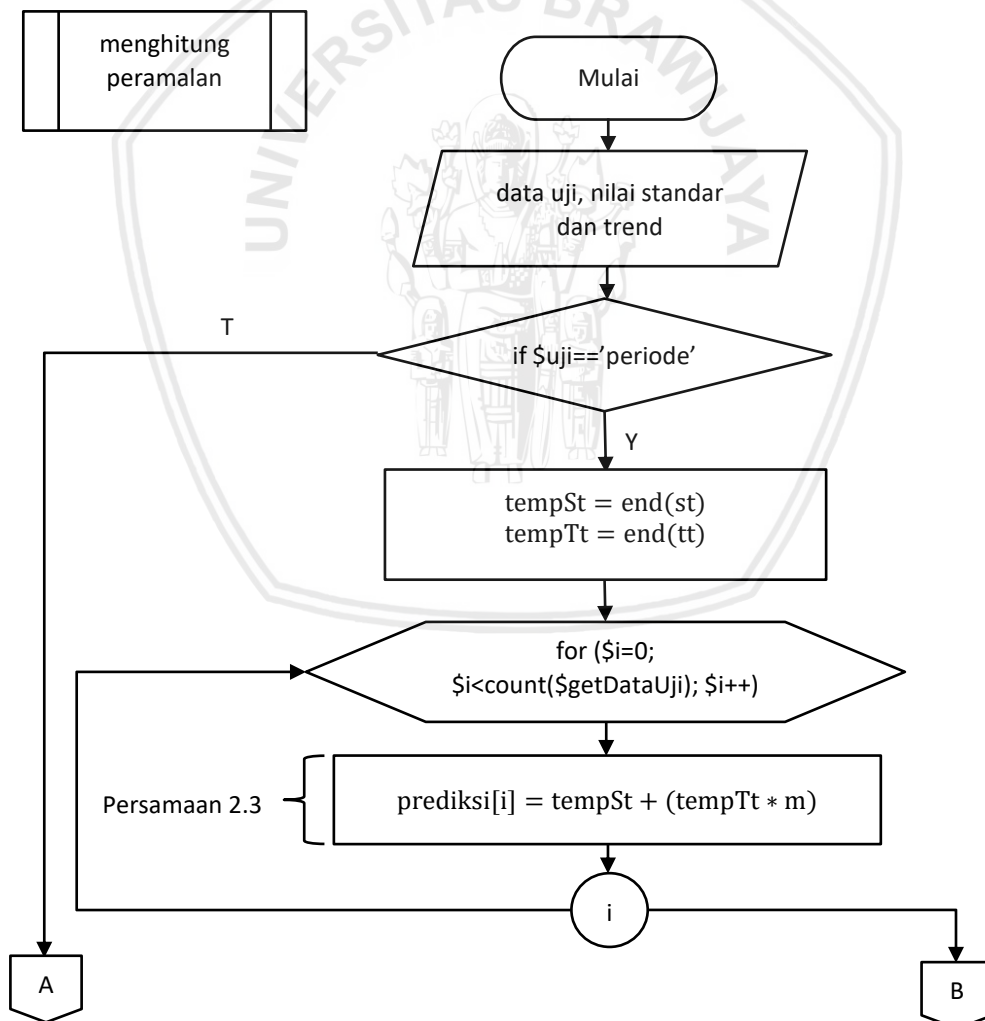
Gambar 4.3 Diagram alir proses inisialisasi nilai awal DES



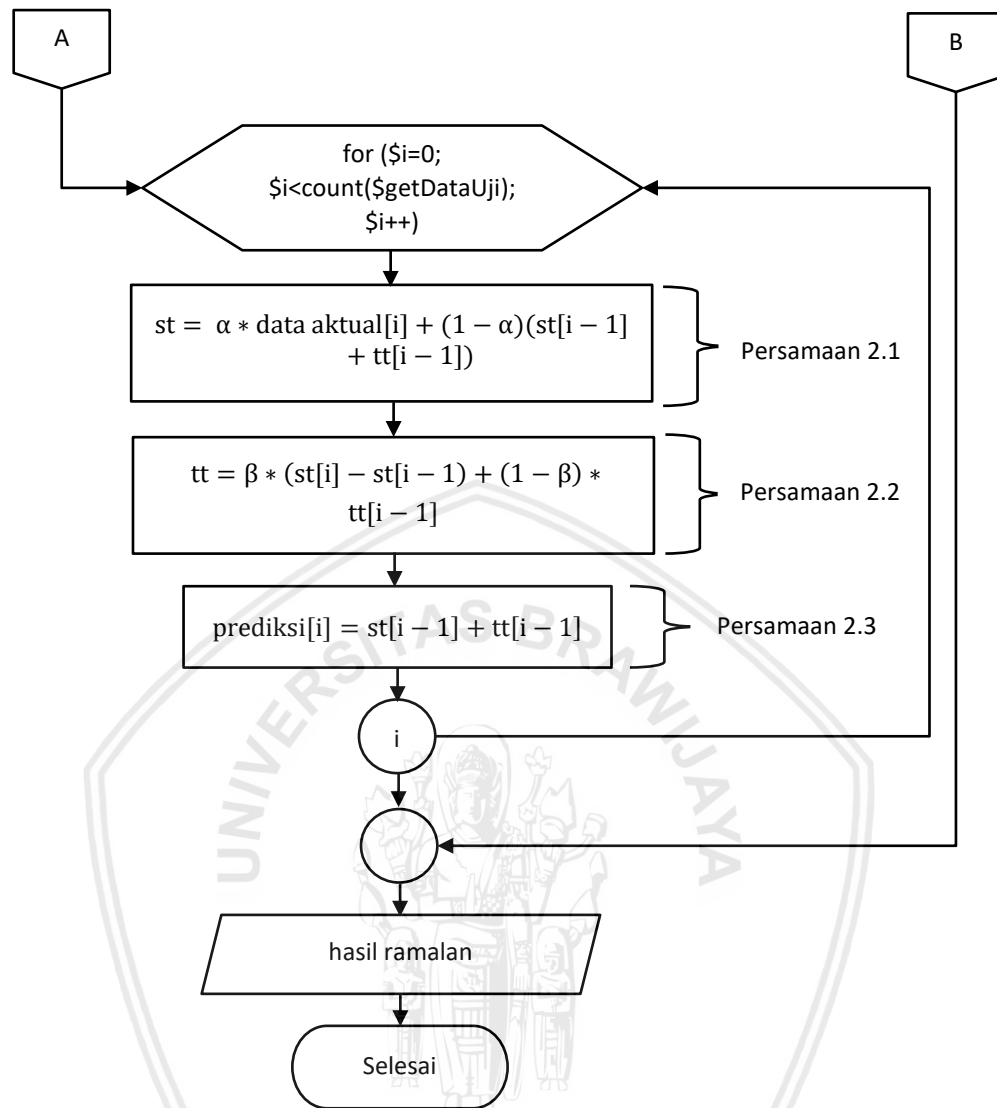
Gambar 4.3 Diagram alir proses inialisasi nilai awal DES (lanjutan)

Proses inialisasi nilai DES dilakukan dengan menghitung menggunakan dua persamaan. Persamaan pertama untuk nilai inialisasi standar dan persamaan kedua untuk nilai inialisasi *trend*.

4.2.3 Proses Menghitung Peramalan



Gambar 4.4 Diagram alir menghitung peramalan DES

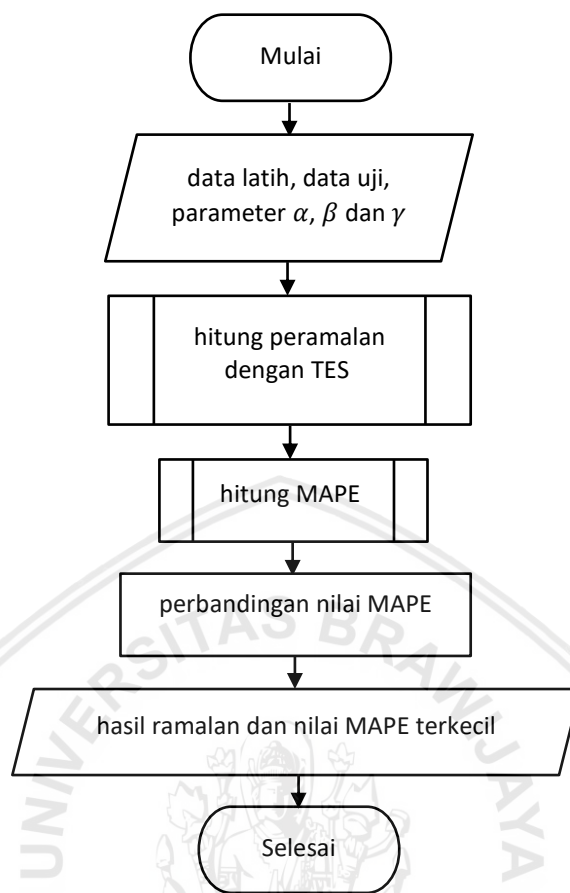


Gambar 4.4 Diagram alir menghitung peramalan DES (lanjutan)

Proses menghitung peramalan dengan melakukan perulangan data uji, kemudian dilakukan proses peramalan sesuai pengujian yang diinginkan berdasarkan peramalan satu periode ke depan atau satu bulan ke depan. Jika memilih satu periode ke depan maka menggunakan nilai terakhir dari nilai standar dan *trend* dari proses perhitungan DES, kemudian diprediksi. Jika memilih ramal satu bulan ke depan maka dilakukan perhitungan persamaan kembali untuk mengambil nilai sebelumnya, yang kemudian digunakan dalam pencarian nilai prediksi.

4.3 Penyelesaian Permasalahan dengan TES

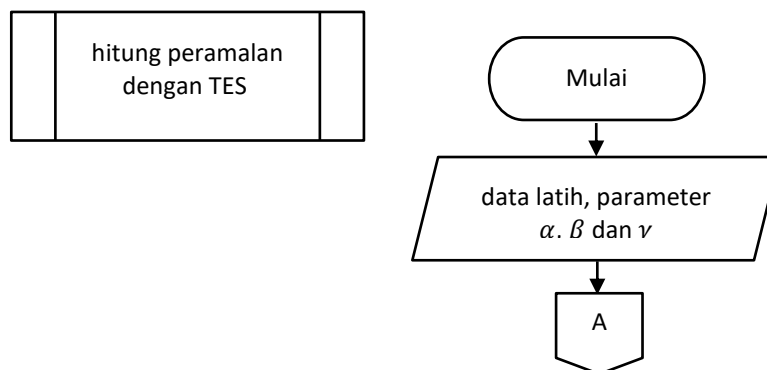
Diagram alir algoritme TES untuk menyelesaikan permasalahan peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta ditunjukkan pada Gambar 4.5.



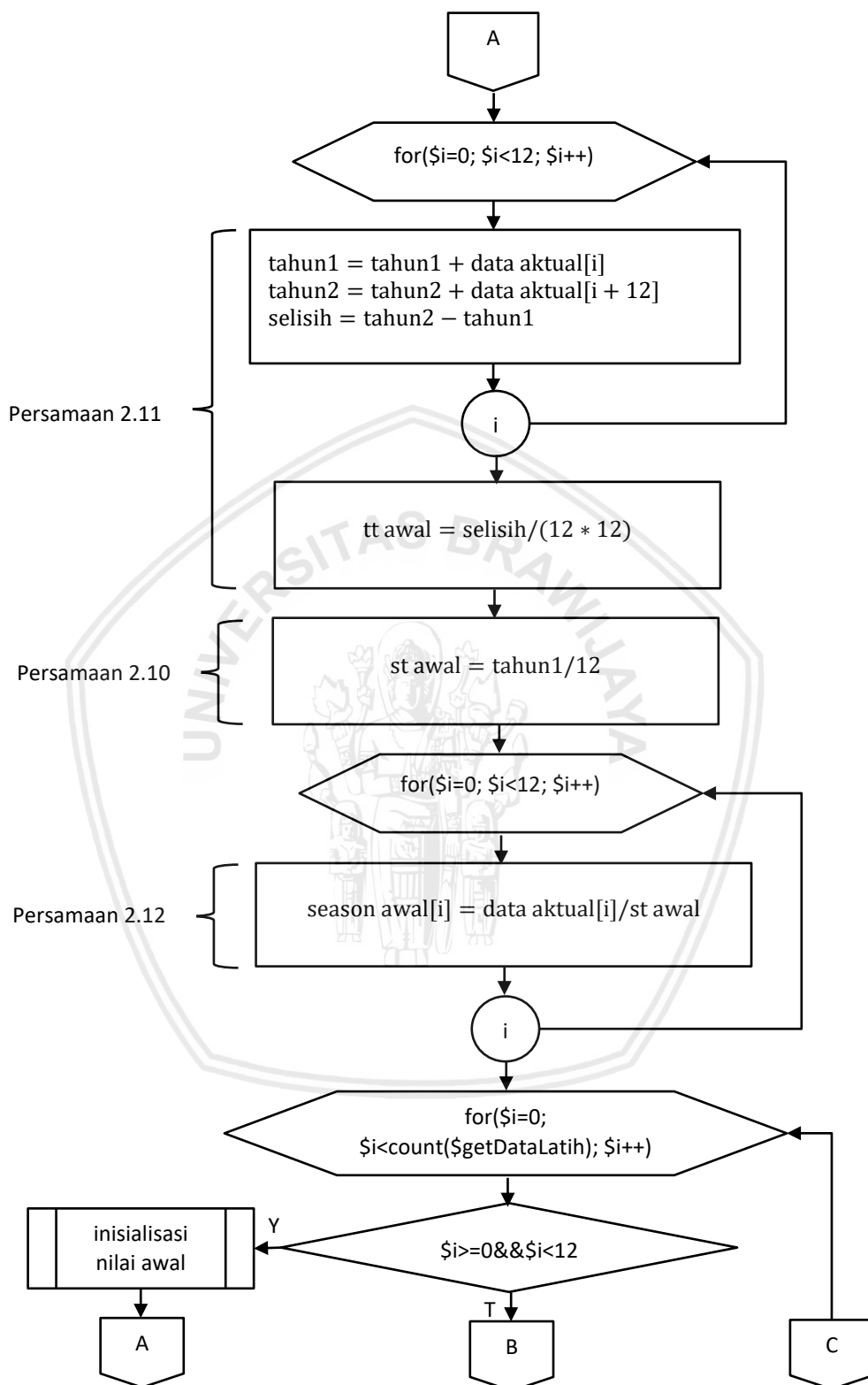
Gambar 4.5 Diagram Alir TES

Pada Gambar 4.5 menjelaskan diagram alir algoritme secara umum. Pada proses *triple ES*, data masukan berupa data aktual jumlah penumpang kereta api dan parameter α , β dan γ . Kemudian menghitung peramalan dengan algoritme *triple ES*. Setelah hasil peramalan diperoleh, proses selanjutnya yaitu menghitung ketepatan nilai peramalan dengan MAPE yang akan dicari nilai terkecilnya dari hasil pengujian yang dilakukan.

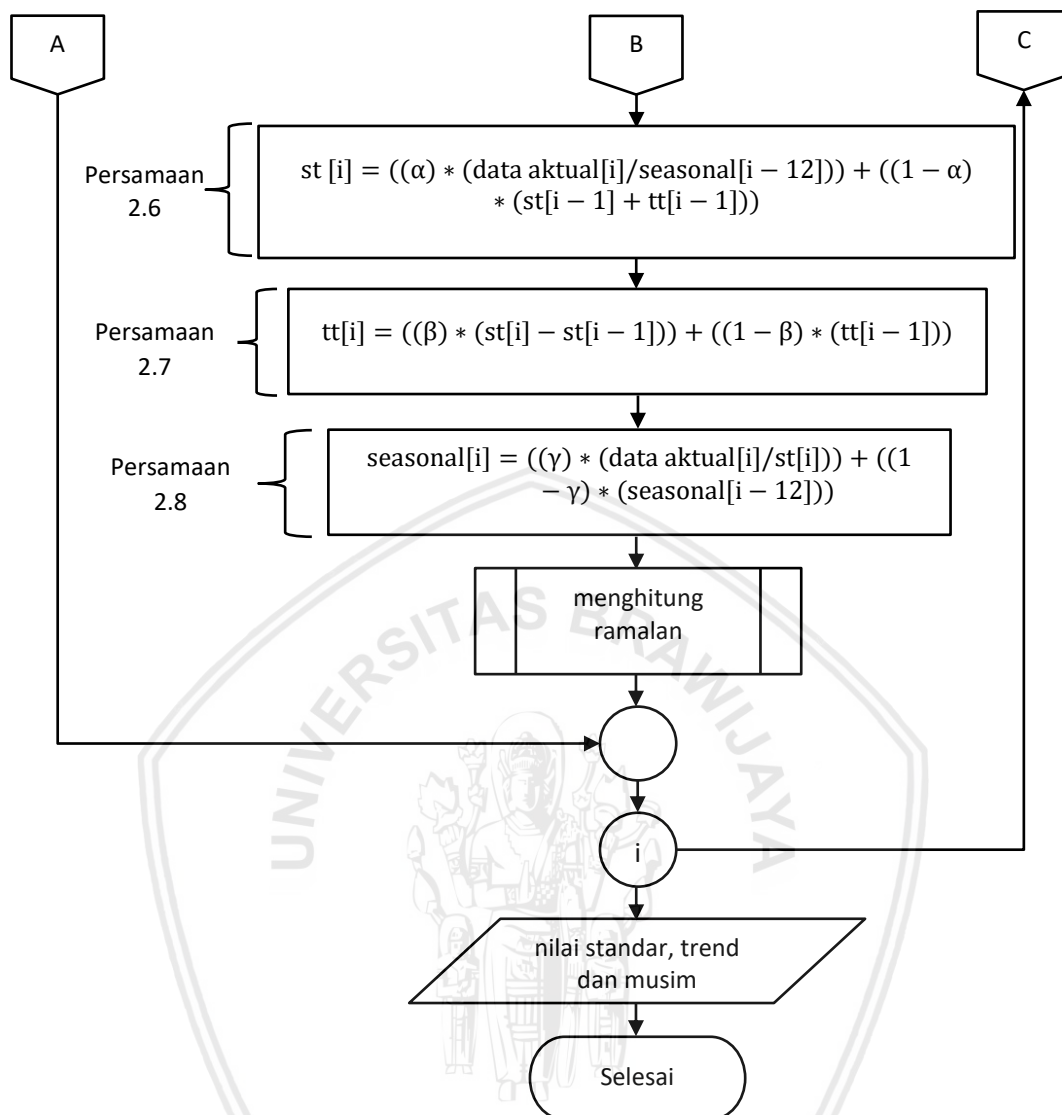
4.3.1 Proses Perhitungan TES



Gambar 4.6 Diagram alir proses perhitungan TES



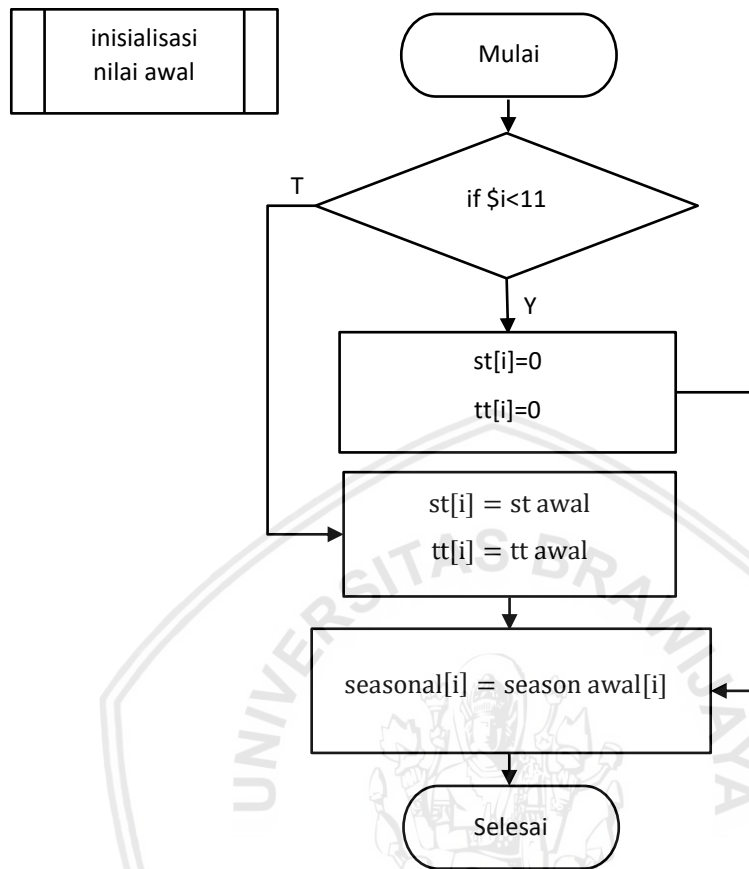
Gambar 4.6 Diagram alir proses perhitungan TES (lanjutan)



Gambar 4.6 Diagram alir proses perhitungan TES (lanjutan)

Proses perhitungan TES terdapat masukan data latih. Perhitungan dimulai dengan melakukan *input* parameter α , β dan γ . Parameter tersebut digunakan untuk melakukan perhitungan dalam persamaan. Dalam proses persamaan diawali dengan melakukan inisialisasi nilai awal terhadap standar, *trend* dan musiman berdasarkan rumus inisialisasi awal TES yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya. Kemudian dilakukan perulangan sejumlah data aktual untuk melakukan proses perhitungan beberapa persamaan, yaitu tiga persamaan untuk menghitung nilai standar, *trend* dan musim serta satu persamaan untuk menghitung nilai ramalan. Dalam proses perhitungan nilai ramalan, terdapat sub proses yang akan dijelaskan pada diagram alir proses selanjutnya. Hasil dari proses ini yaitu nilai standar, nilai *trend* dan nilai musim.

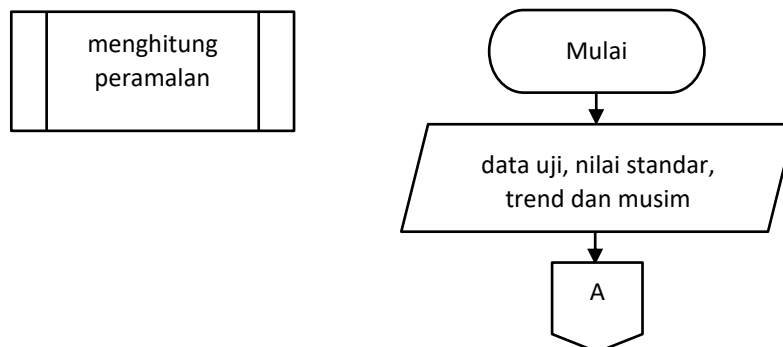
4.3.2 Proses Inisialisasi Nilai Awal TES



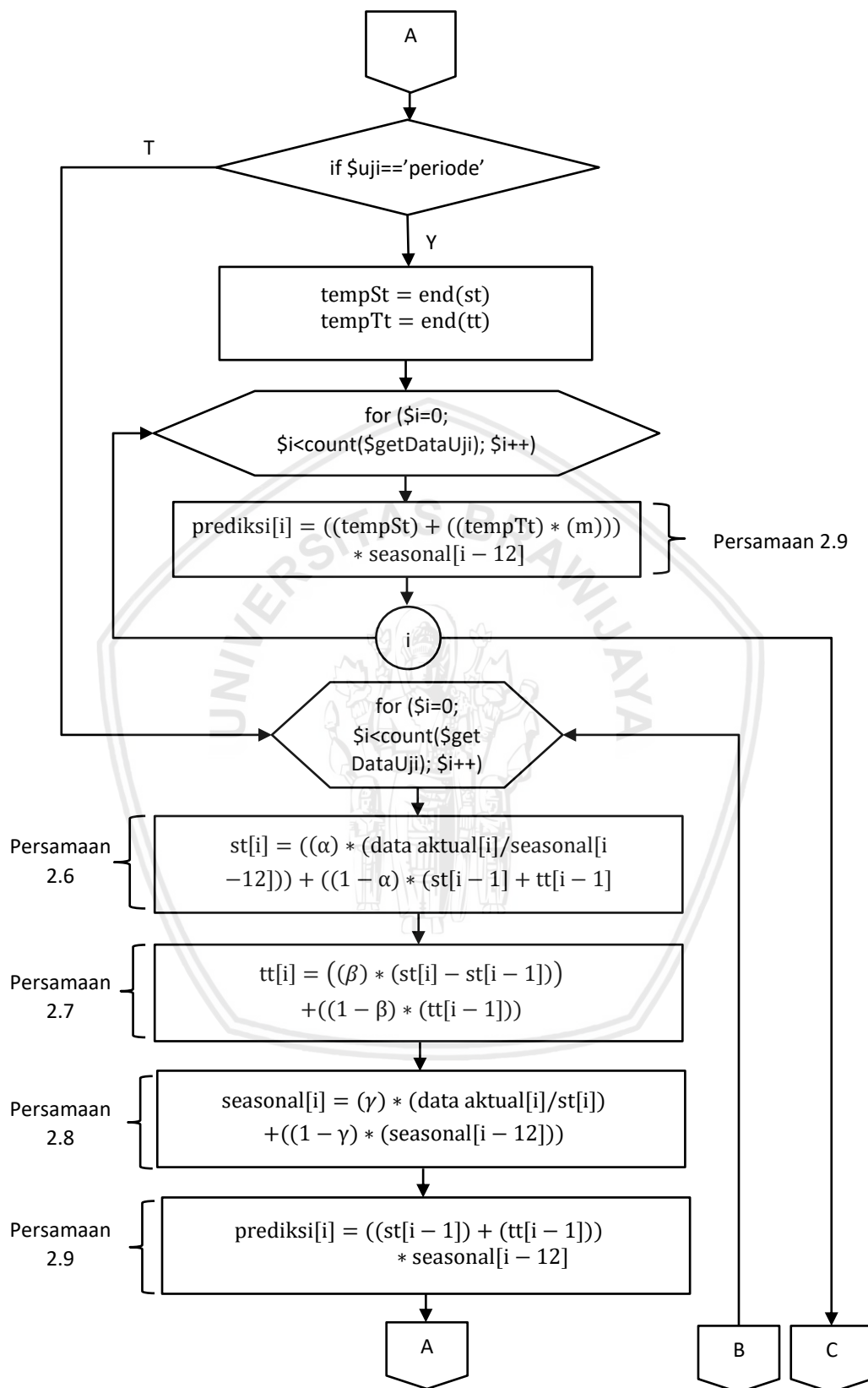
Gambar 4.7 Diagram alir proses inisialisasi nilai awal TES

Proses inisialisasi nilai TES dilakukan dengan menghitung menggunakan tiga persamaan. Persamaan pertama untuk nilai standar, persamaan kedua untuk nilai *trend* dan persamaan ketiga untuk nilai musiman. Pada nilai standar dan *trend* ke 1 hingga 11 bernilai nol. Sedangkan nilai standar ke 12 bernilai inisialisasi. Selanjutnya, nilai musim dihitung dari nilai musim ke 1 hingga 12.

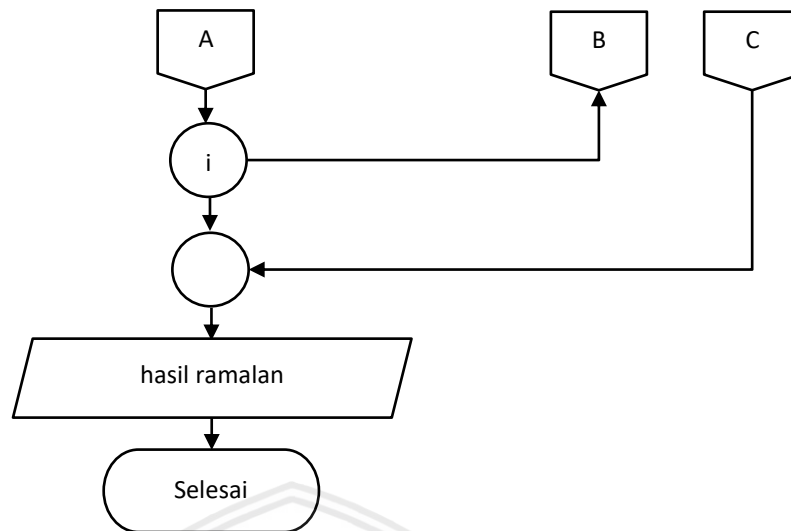
4.3.3 Proses Menghitung Peramalan



Gambar 4.8 Diagram alir menghitung peramalan TES



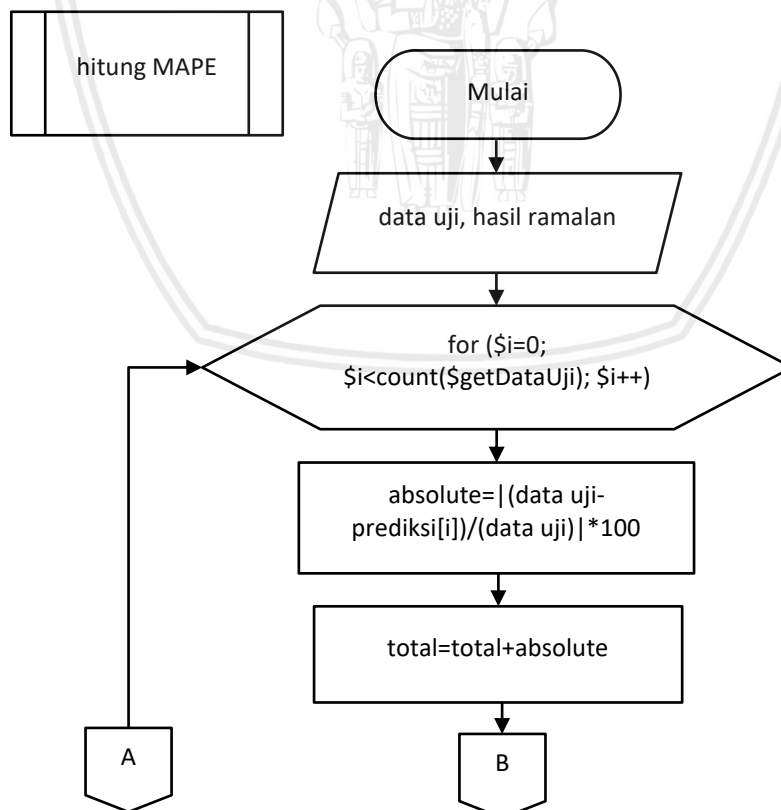
Gambar 4.8 Diagram alir menghitung peramalan TES (lanjutan)



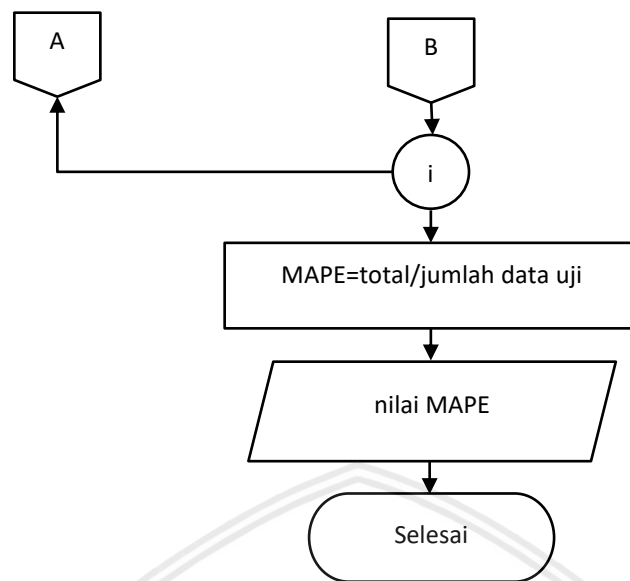
Gambar 4.8 Diagram alir menghitung peramalan TES (lanjutan)

Proses menghitung peramalan dengan melakukan perulangan data uji, kemudian dilakukan proses peramalan sesuai pengujian yang diinginkan berdasarkan peramalan satu periode ke depan atau satu bulan ke depan sesuai dengan rumus yang ada menggunakan nilai standar, *trend* dan musiman yang diperoleh dari proses perhitungan TES.

4.4 Proses Perhitungan MAPE



Gambar 4.9 Proses perhitungan MAPE



Gambar 4.9 Proses perhitungan MAPE (lanjutan)

Proses perhitungan MAPE memerlukan masukan berupa data uji dengan hasil peramalan yang dihasilkan. Kemudian menghitung selisih *absolute*, lalu selisih tersebut dibagi dengan jumlah data uji, yaitu 12. Dihasilkan keluaran berupa nilai MAPE.

4.5 Perhitungan Manualisasi

Perhitungan manual berfungsi untuk mengetahui tahapan implementasi metode DES dan TES. Sehingga dapat diketahui bahwa hasil antara manualisasi dengan sistem yang dibuat telah sesuai. Data yang digunakan untuk manualisasi DES ialah data tahun 2005-2006, sedangkan untuk manualisasi TES ialah data tahun 2005-2007 Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Data Jumlah Penumpang Kereta Api

Bulan	Tahun	Jumlah Penumpang
Januari	2005	9373926
Februari	2005	8384042
Maret	2005	9767614
April	2005	9586592
Mei	2005	9936543
Juni	2005	9563843
Juli	2005	9950078
Agustus	2005	9721861
September	2005	9884049

Tabel 4.1 Data Jumlah Penumpang Kereta Api (lanjutan)

Bulan	Tahun	Jumlah Penumpang
Oktober	2005	10566626
November	2005	9089034
Desember	2005	10410327
Januari	2006	10477300
Februari	2006	9356021
Maret	2006	10434227
April	2006	9932184
Mei	2006	10459618
Juni	2006	10107667
Juli	2006	10565934
Agustus	2006	10206300
September	2006	10433840
Oktober	2006	10500978
November	2006	10329375
Desember	2006	10434826
Januari	2007	10401277
Februari	2007	8612479
Maret	2007	10548523
April	2007	11792598
Mei	2007	12245745
Juni	2007	11976746
Juli	2007	12642335
Agustus	2007	12306241
September	2007	12142347
Oktober	2007	11767975
November	2007	11564293
Desember	2007	11670948

4.5.1 Perhitungan Manual DES

Perhitungan manual metode DES sebagai berikut:

- Menentukan parameter α dan β , yang ditunjukkan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Inisialisasi Nilai Parameter

Parameter	Nilai
α	0,2
β	0,4

b. Proses inisialisasi nilai awal :

- Nilai S_t pertama menggunakan persamaan 2.4:

$$\text{Januari 2005} = S_1 = X_1 = 9373926$$

- Nilai T_t pertama menggunakan persamaan 2.5:

$$\begin{aligned}
 T_1 &= \frac{(9586592-9767614)+(9767614-8384042)+(8384042-9373926)}{3} \\
 &= \frac{(-181022) + (1383572) + (-989884)}{3} \\
 &= \frac{212666}{3} = 70888,67
 \end{aligned}$$

Tabel 4.3 Inisialisasi nilai awal DES

Bulan	Tahun	Jumlah Penumpang	S_t	T_t	F_{t+m}
Januari	2005	9373926	9373926	70888,67	-
Februari	2005	8384042			
Maret	2005	9767614			
April	2005	9586592			

Contoh perhitungan dengan $\alpha = 0,2$ dan $\beta = 0,4$:

- Nilai S_t menggunakan persamaan 2.1:

$$\begin{aligned}
 S_{t2} &= (0,2 * 8384042) + ((1 - 0,2) * (9373926 + 70888,67)) \\
 &= 1676808,4 + (0,8) * (9444814,67) \\
 &= 9232660,136
 \end{aligned}$$

- Nilai T_t menggunakan persamaan 2.2:

$$\begin{aligned}
 T_{t2} &= (0,4 * (9232660,13 - 9373926)) + ((1 - 0,4) * 70888,67) \\
 &= -56506,348 + 42533,202 \\
 &= -13973,146
 \end{aligned}$$

....

....

$$\begin{aligned} S_{t12} &= (0,2 * 10410327) + ((1 - 0,2)*(10014074,17+40726,43)) \\ &= 2082065,4 + (0,8)*(10054800,599) \\ &= 10125905,88 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} T_{t12} &= 0,4 (10125905,88-10014074,17) + (1 - 0,4)*(40726,43) \\ &= 44732,68 + 24435,86 \\ &= 69168,54 \end{aligned}$$

- Nilai T_t menggunakan persamaan 2.3:

$$\begin{aligned} F_{t12+1} &= 10125905,88+(69168,54*1) \\ &= 10195074,42 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} F_{t12+2} &= 10125905,88+(69168,54*2) \\ &= 10264242,96 \end{aligned}$$

....

....

$$\begin{aligned} F_{t12+12} &= 10125905,88+(69168,54*12) \\ &= 10955928,37 \end{aligned}$$

Tabel 4.4 Manualisasi DES Prediksi Berdasarkan Periode

Bulan	Tahun	Jumlah Penumpang	S_t	T_t	F_{t+m}
Januari	2005	9373926	9373926	70888,67	-
Februari	2005	8384042	9232660,13	-13973,15	9444814,67
Maret	2005	9767614	9328472,39	29941,01	9218686,98
April	2005	9586592	9404049,12	48195,3021	9358413,41
Mei	2005	9936543	9549104,14	86939,19	9452244,43
Juni	2005	9563843	9621603,26	81163,16	9636043,33
Juli	2005	9950078	9752228,74	100948,09	9702766,42
Agustus	2005	9721861	9826913,66	90442,82	9853176,83
September	2005	9884049	9910694,99	87778,22	9917356,48
Oktober	2005	10566626	10112103,77	133230,45	9998473,21
November	2005	9089034	10014074,17	40726,43	10245334,21
Desember	2005	10410327	10125905,88	69168,54	10054800,6
Januari	2006	10477300			10195074,42
Februari	2006	9356021			10264242,96
Maret	2006	10434227			10333411,5
April	2006	9932184			10402580,04

Tabel 4.4 Manualisasi DES Prediksi Berdasarkan Periode (lanjutan)

Bulan	Tahun	Jumlah Penumpang	S_t	T_t	F_{t+m}
Mei	2006	10459618			10471748,59
Juni	2006	10107667			10540917,13
Juli	2006	10565934			10610085,67
Agustus	2006	10206300			10679254,21
September	2006	10433840			10748422,75
Oktober	2006	10500978			10817591,29
November	2006	10329375			10886759,83
Desember	2006	10434826			10955928,37

Contoh perhitungan dengan $\alpha = 0,2$ dan $\beta = 0,4$:

- Nilai S_t menggunakan persamaan 2.1:

$$\begin{aligned}
 S_{t2} &= (0,2 * 8384042) + ((1 - 0,2)*(9373926 + 70888,67)) \\
 &= 1676808,4 + (0,8)*(9444814,67) \\
 &= 9232660,136
 \end{aligned}$$

- Nilai T_t menggunakan persamaan 2.2:

$$\begin{aligned}
 T_{t2} &= (0,4*(9232660,13-9373926)) + ((1 - 0,4)* 70888,67) \\
 &= -56506,348+42533,202 \\
 &= -13973,146
 \end{aligned}$$

- Nilai F_{t+m} menggunakan persamaan 2.3:

$$\begin{aligned}
 F_{t2+1} &= 9232660,136 + (-13973,146*1) \\
 &= 9218686,99
 \end{aligned}$$

....

....

- $S_{t12} = (0,2 * 10410327) + ((1 - 0,2)*(10014074,17+40726,43))$
 $= 2082065,4 + (0,8)*(10054800,599)$
 $= 10125905,88$

- $T_{t12} = 0,4 (10125905,88-10014074,17) + (1 - 0,4)*(40726,43)$
 $= 44732,68 + 24435,86$
 $= 69168,54$

- $F_{t12+1} = 10125905,88+(69168,54*1)$

$$= 10195074,42$$

- $F_{t12+2} = 10251519,54 + (91746,58 * 1)$

$$= 10343266,12$$

....

- $F_{t12+12} = 10442091,36 + (30634,67 * 1)$

$$= 10472726,03$$

Tabel 4.5 Manualisasi DES Prediksi Berdasarkan Bulan

Bulan	Tahun	Jumlah Penumpang	S_t	T_t	F_{t+m}
Januari	2005	9373926	9373926	70888,67	-
Februari	2005	8384042	9232660,13	-13973,15	9444814,67
Maret	2005	9767614	9328472,39	29941,01	9218686,98
April	2005	9586592	9404049,12	48195,3021	9358413,41
Mei	2005	9936543	9549104,14	86939,19	9452244,43
Juni	2005	9563843	9621603,26	81163,16	9636043,33
Juli	2005	9950078	9752228,74	100948,09	9702766,42
Agustus	2005	9721861	9826913,66	90442,82	9853176,83
September	2005	9884049	9910694,99	87778,22	9917356,48
Oktober	2005	10566626	10112103,77	133230,45	9998473,21
November	2005	9089034	10014074,17	40726,43	10245334,21
Desember	2005	10410327	10125905,88	69168,54	10054800,6
Januari	2006	10477300	10251519,54	91746,58	10195074,42
Februari	2006	9356021	10145817,1	12766,97	10343266,12
Maret	2006	10434227	10213712,66	34818,41	10158584,08
April	2006	9932184	10185261,66	9510,64	10248531,07
Mei	2006	10459618	10247741,44	30698,3	10194772,3
Juni	2006	10107667	10244285,2	17036,48	10278439,74
Juli	2006	10565934	10322244,14	41405,46	10261321,68
Agustus	2006	10206300	10332179,69	28817,49	10363649,61
September	2006	10433840	10375565,75	34644,92	10360997,19
Oktober	2006	10500978	10428364,14	41906,31	10410210,67
November	2006	10329375	10442091,36	30634,67	10470270,45
Desember	2006	10434826	10465146,03	27602,67	10472726,03

4.5.2 MAPE DES

a. Contoh perhitungan MAPE DES untuk peramalan berdasarkan periode dengan nilai $\alpha = 0,2$ dan $\beta = 0,4$ pada sub bab 4.5.1 menggunakan persamaan 2.13.

$$\text{MAPE} = \frac{100}{12}(0,02693681+0,097073528+0,009662+0,047360786+0,001159754+0,042863514+0,004178681+0,046339438+0,030150237+0,030150838+0,053961138+0,04993877)$$

$$\text{MAPE} = 3,664796216 \%$$

b. Contoh perhitungan MAPE DES untuk peramalan berdasarkan bulan dengan nilai $\alpha = 0,2$ dan $\beta = 0,4$ pada sub bab 4.5.1 menggunakan persamaan 2.13.

$$\text{MAPE} = \frac{100}{12}(0,026936861+0,105519764+0,026417187+0,031850706+0,025320781+0,016895367+0,028829664+0,01541691+0,0069814+0,008643702+0,013640268+0,003632071)$$

$$\text{MAPE} = 2,584039017 \%$$

4.5.3 Perhitungan Manual TES

Perhitungan manual metode TES sebagai berikut:

- Menentukan parameter α , β dan γ , yang ditunjukkan pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Inisialisasi Nilai Parameter

Parameter	Nilai
α	0,6
β	0,2
γ	0,5

- Proses inisialisasi nilai awal :

- Nilai S_t pertama menggunakan persamaan 2.10:

$$S_{t12} = \frac{1}{12} \left(\begin{array}{l} 9373926 + 8384042 + 9767614 + \\ 9586592 + 9936543 + 9563843 + \\ 9950078 + 9721861 + 9884049 + \\ 10566626 + 9089034 + 10410327 \end{array} \right)$$

$$= 9686211,25$$

- Nilai T_t pertama menggunakan persamaan 2.11:

$$T_{t12} = \frac{\begin{array}{l} (10477300+9356021+10434227+9932184+ \\ 10459618+10107667+10565934+10206300 \\ +10433840+10500978+10329375+10434826)- \\ (9373926+8384042+9767614+9586592+ \\ 9936543+9563843+9950078+9721861 \\ +9884049+10566626+9089034+10410327) \end{array}}{144}$$

$$= \frac{(123238270) - (116234535)}{144}$$

$$= 48637,04861$$

- Nilai I_t pertama menggunakan persamaan 2.12:

$$I_{t1} = \frac{12013530}{12302203,42}$$

$$= 0,976$$

....

- $I_{t12} = \frac{12013530}{12302203,42}$
 $= 0,976$

Tabel 4.7 Insialisasi nilai awal TES

Bulan	Tahun	Jumlah Penumpang	S_t	T_t	I_t
Januari	2005	9373926			0,967759814
Februari	2005	8384042			0,865564645
Maret	2005	9767614			1,008403983
April	2005	9586592			0,989715354
Mei	2005	9936543			1,025844135
Juni	2005	9563843			0,987366758
Juli	2005	9950078			1,027241482
Agustus	2005	9721861			1,003680464
September	2005	9884049			1,020424678
Oktober	2005	10566626			1,090893614
November	2005	9089034			0,938347695
Desember	2005	10410327	9686211,25	48637,04861	1,074757377

Contoh perhitungan dengan $\alpha = 0,6$, $\beta = 0,2$ dan $\gamma = 0,5$:

- Nilai S_t menggunakan persamaan 2.6:

$$S_{t12} = (0,6 * (\frac{10477300}{0,967759814})) + ((1 - 0,6) * (9686211,25 + 48637,04861))$$

$$= 6495805,992 + (0,4) * (9734848,299)$$

$$= 6495805,992 + 3893939,319$$

$$= 10389745,31$$

- Nilai T_t menggunakan persamaan 2.7:

$$\begin{aligned}
 T_{t12} &= (0,2*(10389745,31-9686211,25)) + ((1 - 0,2)*48637,04861) \\
 &= (0,2*703534,0613)+(0,8*48637,04861) \\
 &= 140706,8123+38909,63889 \\
 &= 179616,4511
 \end{aligned}$$

- Nilai I_t pertama menggunakan persamaan 2.8:

$$\begin{aligned}
 I_{t12} &= (0,5*(\frac{10477300}{10389745,31})) + ((1 - 0,5)* 0,967759814) \\
 &= (0,5*1,008427029)+(0,5*0,967759814) \\
 &= 0,504213515+0,483879907 \\
 &= 0,988093422
 \end{aligned}$$

- Nilai F_{t+m} menggunakan persamaan 2.9:

$$\begin{aligned}
 F_{t12+1} &= (9686211,25 + 48637,05*1)* 0,865564645 \\
 &= 9420994,981
 \end{aligned}$$

....

....

$$\begin{aligned}
 \bullet S_{t24} &= (0,6 * (\frac{10434826}{1,074757377})) + ((1 - 0,6)*(10527758,37+79759,15515)) \\
 &= 5825403,697 + (0,4)*(10607517,53) \\
 &= 5825403,697 + 4243007,01 \\
 &= 10068410,71
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \bullet T_{t24} &= (0,2*(10068410,71-10527758,37)) + ((1 - 0,2)* 79759,15515) \\
 &= (0,2*-459347,66)+(0,8*79759,15515) \\
 &= -91869,532+63807,32412 \\
 &= -28062,20788
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \bullet I_{t24} &= (0,5*(\frac{10434826}{10068410,71})) + ((1 - 0,5)* 1,074757377) \\
 &= (0,5*1,036392565)+(0,5*1,074757377) \\
 &= 0,518196282+0,537378689 \\
 &= 1,055574971
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \bullet F_{t24+1} &= (10068410,71 + (-28062,21*1))*0,988093422 \\
 &= 9920802,304
 \end{aligned}$$

....

$$\begin{aligned}
 \bullet F_{t24+12} &= (10068410,71 + (-28062,21*12))*1,05557 \\
 &= 10272501,17
 \end{aligned}$$

Tabel 4.8 Manualisasi TES Prediksi Berdasarkan Periode

Bulan	Tahun	Jumlah Penumpang	S_t	T_t	I_t	F_{t+m}	no
Januari	2005	9373926			0,96775		1
Februari	2005	8384042			0,86556		2
Maret	2005	9767614			1,00840		3
April	2005	9586592			0,98971		4
Mei	2005	9936543			1,02584		5
Juni	2005	9563843			0,98736		6
Juli	2005	9950078			1,02724		7
Agustus	2005	9721861			1,00368		8
September	2005	9884049			1,02042		9
Oktober	2005	10566626			1,09089		10
November	2005	9089034			0,93834		11
Desember	2005	10410327	9686211,25	48637,05	1,07475		12
Januari	2006	9373926	10389745,31	179616,45	0,98809	9420994,981	13
Februari	2006	8384042	10713236,73	208391,44	0,86943	9148465,86	14
Maret	2006	9767614	10577012,51	139468,31	0,99745	11013413,35	15
April	2006	9586592	10307829,01	57737,95	0,97663	10606265,61	16
Mei	2006	9936543	10263891,83	37402,92	1,02245	10633456,08	17
Juni	2006	9563843	10262713,95	29686,76	0,98612	10171156	18
Juli	2006	9950078	10288401,48	28886,92	1,02710	10572780,96	19
Agustus	2006	9721861	10228239,65	11077,16	1,00076	10355260,8	20
September	2006	9884049	10230725,36	9358,87	1,02013	10448451,58	21
Oktober	2006	10566626	9871653,53	-64327,26	1,07732	11170842,5	22
November	2006	9089034	10527758,37	79759,15	0,95975	9202681,994	23
Desember	2006	10410327	10068410,71	-28062,21	1,05557	11400507,71	24
Januari	2007	10401277				9920802,304	25
Februari	2007	8612479				8705076,052	26
Maret	2007	10548523				9958786,155	27
April	2007	11792598				9723549,417	28
Mei	2007	12245745				10151052,65	29
Juni	2007	11976746				9762718,82	30
Juli	2007	12642335				10139588,52	31
Agustus	2007	12306241				9851470,489	32
September	2007	12142347				10013532,62	33

Tabel 4.8 Manualisasi TES Prediksi Berdasarkan Periode (lanjutan)

Bulan	Tahun	Jumlah Penumpang	S_t	T_t	I_t	F_{t+m}	no
Oktober	2007	11767975				10544601,38	34
November	2007	11564293				9366916,254	35
Desember	2007	11670948				10272501,17	36

Contoh perhitungan dengan $\alpha = 0,6$, $\beta = 0,2$ dan $\gamma = 0,5$:

- Nilai S_t menggunakan persamaan 2.6:

$$\begin{aligned}
 S_{t12} &= (0,6 * (\frac{10477300}{0,967759814})) + ((1 - 0,6)*(9686211,25 + 48637,04861)) \\
 &= 6495805,992 + (0,4)*(9734848,299) \\
 &= 6495805,992 + 3893939,319 \\
 &= 10389745,31
 \end{aligned}$$

- Nilai T_t menggunakan persamaan 2.7:

$$\begin{aligned}
 T_{t12} &= (0,2*(10389745,31-9686211,25)) + ((1 - 0,2)*48637,04861) \\
 &= (0,2*703534,0613)+(0,8*48637,04861) \\
 &= 140706,8123+38909,63889 \\
 &= 179616,4511
 \end{aligned}$$

- Nilai I_t pertama menggunakan persamaan 2.8:

$$\begin{aligned}
 I_{t12} &= (0,5*(\frac{10477300}{10389745,31})) + ((1 - 0,5)*0,967759814) \\
 &= (0,5*1,008427029)+(0,5*0,967759814) \\
 &= 0,504213515+0,483879907 \\
 &= 0,988093422
 \end{aligned}$$

- Nilai F_{t+m} menggunakan persamaan 2.9:

$$\begin{aligned}
 F_{t12+1} &= (9686211,25 + 48637,05*1)*0,865564645 \\
 &= 9420994,981
 \end{aligned}$$

....

....

- $S_{t24} = (0,6 * (\frac{10434826}{1,074757377})) + ((1 - 0,6)*(10527758,37+79759,15515))$
 $= 5825403,697 + (0,4)*(10607517,53)$
 $= 5825403,697 + 4243007,01$
 $= 10068410,71$

- $T_{t24} = (0,2*(10068410,71-10527758,37)) + ((1 - 0,2)* 79759,15515)$
 $= (0,2*-459347,66)+(0,8*79759,15515)$
 $= -91869,532+63807,32412$
 $= -28062,20788$
- $I_{t24} = (0,5*(\frac{10434826}{10068410,71})) + ((1 - 0,5)* 1,074757377)$
 $= (0,5*1,036392565)+(0,5*1,074757377)$
 $= 0,518196282+0,537378689$
 $= 1,055574971$
- $F_{t24+1} = (10068410,71 + (-28062,20788*1))* 0,988093422$
 $= 9920802,304$
-
-
- $F_{t24+12} = (11812991,3+ (38950,27*1))* 0,96934$
 $= 10997413,65$

Tabel 4.9 Manualisasi TES Prediksi Berdasarkan Bulan

Bulan	Tahun	Jumlah Penumpang	S_t	T_t	I_t	F_{t+m}	no
Januari	2005	9373926			0,96775		1
Februari	2005	8384042			0,86556		2
Maret	2005	9767614			1,00840		3
April	2005	9586592			0,98971		4
Mei	2005	9936543			1,02584		5
Juni	2005	9563843			0,98736		6
Juli	2005	9950078			1,02724		7
Agustus	2005	9721861			1,00368		8
September	2005	9884049			1,02042		9
Oktober	2005	10566626			1,09089		10
November	2005	9089034			0,93834		11
Desember	2005	10410327	9686211,25	48637,05	1,07475		12
Januari	2006	9373926	10389745,31	179616,45	0,98809	9420994,981	13
Februari	2006	8384042	10713236,73	208391,44	0,86943	9148465,86	14
Maret	2006	9767614	10577012,51	139468,31	0,99745	11013413,35	15
April	2006	9586592	10307829,01	57737,95	0,97663	10606265,61	16
Mei	2006	9936543	10263891,83	37402,92	1,02245	10633456,08	17

Tabel 4.9 Manualisasi TES Prediksi Berdasarkan Bulan (lanjutan)

Bulan	Tahun	Jumlah Penumpang	S_t	T_t	I_t	F_{t+m}	no
Juni	2006	9563843	10262713,95	29686,76	0,98612	10171156	18
Juli	2006	9950078	10288401,48	28886,92	1,02710	10572780,96	19
Agustus	2006	9721861	10228239,65	11077,16	1,00076	10355260,8	20
September	2006	9884049	10230725,36	9358,87	1,02013	10448451,58	21
Oktober	2006	10566626	9871653,53	-64327,26	1,07732	11170842,5	22
November	2006	9089034	10527758,37	79759,15	0,95975	9202681,994	23
Desember	2006	10410327	10068410,71	-28062,21	1,05557	11400507,71	24
Januari	2007	10401277	10332107,1	30289,52	0,99739	9920802,304	25
Februari	2007	8612479	10088429,2	-24503,9	0,86156	9009475,822	26
Maret	2007	10548523	10370850,4	36881,07	1,00729	10038284,28	27
April	2007	11792598	11407917,1	236918,1	1,00517	10164568,79	28
Mei	2007	12245745	11844005,2	276752,1	1,02818	11906340,59	29
Juni	2007	11976746	12135426,7	279686	0,98652	11952636,22	30
Juli	2007	12642335	12351245,2	266912,5	1,02533	12751666,38	31
Agustus	2007	12306241	12425343,3	228349,6	0,99559	12627845,14	32
September	2007	12142347	12203060,7	138223,2	1,00758	12908526,22	33
Oktober	2007	11767975	11490528,1	-31927,9	1,05073	13295538,48	34
November	2007	11564293	11812991,3	38950,27	0,96934	10997413,65	35
Desember	2007	11670948	11374667,1	-56504,6	1,04081	12510612,97	36

4.5.4 MAPE TES

a. Contoh perhitungan MAPE TES untuk peramalan berdasarkan periode dengan nilai $\alpha = 0,6$, $\beta = 0,2$ dan $\gamma = 0,5$ pada sub bab 4.5.3 menggunakan persamaan 2.13.

$$\text{MAPE} = \frac{100}{12}(0,046193818+0,010751498+0,055907054+0,17545316+0,171054709+0,184860494+0,197965525+0,199473626+0,175321491+0,10395787+0,190013929+0,1198229)$$

$$\text{MAPE} = 13,58980061 \%$$

b. Contoh perhitungan MAPE TES untuk peramalan berdasarkan bulan dengan nilai $\alpha = 0,6$, $\beta = 0,2$ dan $\gamma = 0,5$ pada sub bab 4.5.3 menggunakan persamaan 2.13.

$$\text{MAPE} = \frac{100}{12}(0,046193818+0,046095534+0,048370632+0,138055178+0,027716109+0,00201305+0,008648037+0,026133418+0,063099763+$$

$$0,129806825+0,049019801+0,071944882)$$

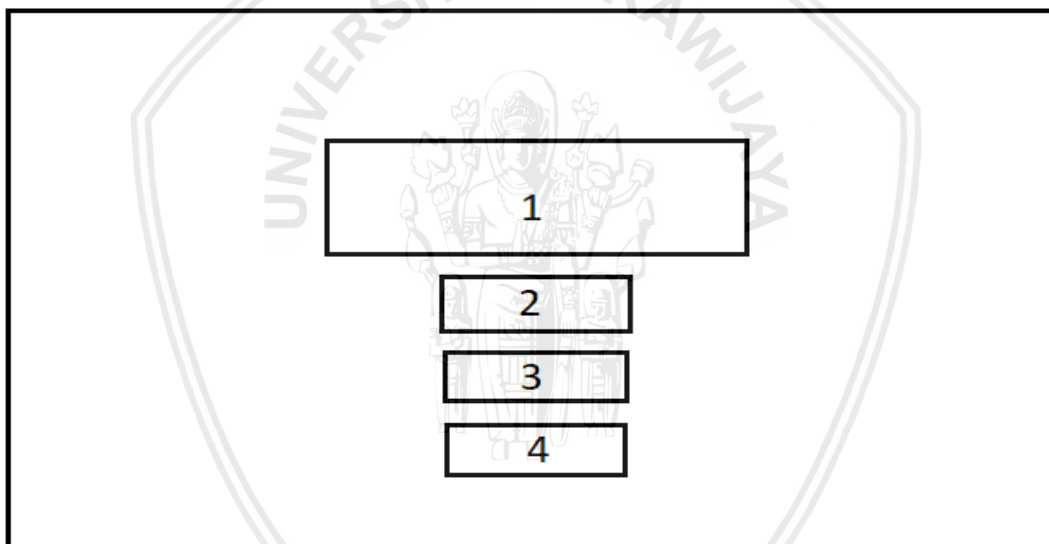
$$\text{MAPE} = 5,475808725 \%$$

4.6 Perancangan Antarmuka

Perancangan antarmuka menunjukkan halaman apa saja yang nantinya terdapat pada sistem demi memudahkan pengguna berinteraksi dengan sistem. Bagian ini terdiri dari perancangan antarmuka halaman awal, halaman data jumlah penumpang, halaman peramalan DES, halaman perhitungan DES, halaman peramalan TES dan halaman perhitungan TES.

4.6.1 Perancangan Antarmuka Halaman Awal

Halaman awal merupakan halaman pertama yang dilihat oleh pengguna saat mengakses sistem. Pada halaman awal terdapat judul sistem dan menu apa saja yang disediakan oleh sistem. Menu tersebut berupa tombol yang dapat ditekan oleh pengguna saat memilih menu. Perancangan antarmuka halaman awal ditunjukkan pada Gambar 4.10.



Gambar 4.10 Perancangan Antarmuka Halaman Awal

Keterangan:

1. Label judul
2. *Button* data jumlah penumpang
3. *Button* DES
4. *Button* TES

4.6.2 Perancangan Antarmuka Data Jumlah Penumpang

Halaman data jumlah penumpang merupakan halaman yang menyajikan data objek penelitian berupa data penumpang kereta api di DKI Jakarta. Perancangan antarmuka halaman data jumlah penumpang ditunjukkan pada Gambar 4.11.

1			
2		4	
3		5	
	6		

Gambar 4.11 Perancangan Antarmuka Data Jumlah Penumpang

Keterangan:

1. Label judul
2. *Button home*
3. *Dropdown*
4. *Button* tambah data
5. *Textbox* pencarian
6. Tabel data jumlah penumpang

4.6.3 Perancangan Antarmuka Peramalan DES

Halaman prediksi DES merupakan halaman yang menyajikan prediksi berdasarkan bulan yang ingin di prediksi menggunakan metode DES. Terdapat *textbox* untuk memasukkan nilai parameter *alpha* dan *beta* serta pilihan uji berdasarkan periode atau bulan melalui *dropdown* juga pilihan bulan yang ingin diprediksi. Selanjutnya untuk memprediksi jumlah penumpang, pengguna menekan tombol prediksi, kemudian muncul nilai prediksi bulan yang diinginkan. Perancangan antarmuka halaman peramalan DES ditunjukkan pada Gambar 4.12.

1	
2	7
3	8
4	9
5	10
6	11
12	
13	14
15	

Gambar 4.12 Perancangan Antarmuka Peramalan DES

Keterangan:

1. Label judul
2. Label *alpha*
3. Label *beta*
4. Label pengujian
5. Label tahun
6. Label bulan
7. *Textbox* masukan *alpha*
8. *Textbox* masukan *beta*
9. *Dropdown* pilih uji
10. *Dropdown* pilih tahun
11. *Dropdown* pilih bulan
12. *Button* prediksi
13. Label nilai peramalan
14. *Textbox* nilai prediksi
15. *Button* kembali

4.6.4 Perancangan Antarmuka Perhitungan DES

Halaman perhitungan DES merupakan halaman yang menyajikan proses perhitungan menggunakan metode DES. Terdapat *textbox* untuk memasukkan nilai parameter *alpha* dan *beta* serta pilihan uji berdasarkan periode atau bulan melalui *dropdown*. Selanjutnya dihitung setelah menekan tombol hitung, kemudian menghasilkan tabel prediksi data uji beserta MAPE dan juga tabel proses perhitungan dari metode tersebut. Perancangan antarmuka halaman perhitungan DES ditunjukkan pada Gambar 4.13.

Gambar 4.13 Perancangan Antarmuka Perhitungan DES

Keterangan:

1. Label judul
2. Label *alpha*
3. Label *beta*
4. Label *gamma*
5. Label tahun
6. *Textbox* masukan *alpha*
7. *Textbox* masukan *beta*
8. *Dropdown* pilih uji
9. *Dropdown* pilih tahun
10. *Button* hitung
11. Label judul pengujian
12. Tabel prediksi uji
13. Label grafik
14. Grafik
15. Label perhitungan
16. Tabel perhitungan

4.6.5 Perancangan Antarmuka Peramalan TES

Halaman prediksi TES merupakan halaman yang menyajikan prediksi berdasarkan bulan yang ingin di prediksi menggunakan metode TES. Terdapat *textbox* untuk memasukkan nilai parameter *alpha*, *beta* dan *gamma* serta pilihan uji berdasarkan periode atau bulan melalui *dropdown* juga pilihan bulan yang ingin diprediksi. Selanjutnya untuk memprediksi jumlah penumpang, pengguna menekan tombol prediksi, kemudian muncul nilai prediksi bulan yang diinginkan. Perancangan antarmuka halaman peramalan TES ditunjukkan pada Gambar 4.14.

The diagram illustrates the layout of the TES Forecasting Interface. It features a central container with the following elements:

- 1**: A title label at the top center.
- 2, 3, 4**: Input fields for parameters *alpha*, *beta*, and *gamma* respectively, arranged vertically.
- 5**: A year selection dropdown menu.
- 6, 7**: Input fields for *alpha* and *beta* values, arranged horizontally.
- 8**: A test selection dropdown menu.
- 9**: A calculation button.
- 10, 11**: A table for test predictions, containing two columns of data.
- 12**: A label for the graph.
- 13**: A graph area.
- 14**: A calculation label.
- 15, 16**: Input fields for calculation parameters, arranged horizontally.
- 17**: A calculation result label.

Gambar 4.14 Perancangan Antarmuka Peramalan TES

Keterangan:

1. Label judul
2. Label α
3. Label β
4. Label γ
5. Label pengujian
6. Label tahun
7. Label bulan
8. *Textbox* masukan α
9. *Textbox* masukan β
10. *Textbox* masukan γ
11. *Dropdown* pilih uji
12. *Dropdown* pilih tahun
13. *Dropdown* pilih bulan
14. *Button* prediksi
15. Label nilai peramalan
16. *Textbox* nilai peramalan
17. *Button* kembali

4.6.6 Perancangan Antarmuka Perhitungan TES

Halaman perhitungan TES merupakan halaman yang menyajikan proses perhitungan menggunakan metode TES. Terdapat *textbox* untuk memasukkan nilai parameter α , β dan γ serta pilihan uji berdasarkan periode atau bulan melalui *dropdown*. Selanjutnya dihitung setelah menekan tombol hitung, kemudian menghasilkan tabel prediksi data uji beserta MAPE dan juga tabel proses perhitungan dari metode tersebut. Perancangan antarmuka halaman perhitungan TES ditunjukkan pada Gambar 4.15.

The diagram illustrates the layout of the TES calculation interface with the following components:

- 1:** Title label at the top center.
- 2, 3, 4:** Labels for parameters α , β , and γ respectively, positioned above a grid of input fields.
- 5, 6, 7:** Labels for 'Pengujian' (Test), 'Tahun' (Year), and 'Bulan' (Month), positioned above a grid of dropdown menus.
- 8, 9, 10:** Input fields for α , β , and γ values.
- 11, 12, 13:** Dropdown menus for selecting the test type, year, and month.
- 14:** A 'Prediksi' (Predict) button.
- 15:** A label for the forecasted value.
- 16:** An input field for the forecasted value.
- 17:** A 'Kembali' (Back) button.
- 18:** A grid of output fields for the results, including MAPE and calculation steps.

Gambar 4.15 Perancangan Antarmuka Perhitungan TES

Keterangan:

1. Label judul
2. Label *alpha*
3. Label *beta*
4. Label *gamma*
5. Label pengujian
6. Label tahun
7. *Textbox* masukan *alpha*
8. *Textbox* masukan *beta*
9. *Textbox* masukan *gamma*
10. *Dropdown* pilih uji
11. *Dropdown* pilih tahun
12. *Button* hitung
13. Label judul pengujian
14. Tabel prediksi uji
15. Label grafik
16. Grafik
17. Label perhitungan
18. Tabel perhitungan

4.7 Perancangan Pengujian

Pengujian bertujuan untuk mengukur tingkat keberhasilan sistem. Evaluasi dilakukan menggunakan MAPE untuk mengetahui seberapa besar tingkat kesalahan yang diberikan oleh sistem. Pada penelitian ini dilakukan pengujian metode DES dan TES berdasar pada nilai parameter dan nilai MAPE.

4.7.1 Perancangan Pengujian Nilai Parameter

Pengujian nilai parameter dilakukan berdasarkan peramalan satu periode mendatang dan satu bulan mendatang. Pengujian ini bertujuan untuk memperoleh nilai parameter paling optimal berdasarkan nilai MAPE yang dihasilkan. Hasil pengujian dilihat berdasarkan MAPE yang diperoleh. MAPE dilakukan dengan mencari nilai absolut selisih antara data aktual dengan nilai peramalan, lalu dibagi dengan data aktual. Kemudian menghitung rata-rata dari total keseluruhan kesalahan yang kemudian dikalikan dengan 100% sehingga MAPE tersaji dalam bentuk persentase. Nilai parameter α , β dan γ dengan rentang 0,1-0,9 digunakan untuk mencari nilai MAPE terkecil.

4.7.1.1 Perancangan Pengujian DES

Pengujian dilakukan dengan menguji nilai α berubah saat nilai β tetap untuk mendapatkan nilai α terbaik. Kemudian hasil nilai α terbaik digunakan sebagai nilai tetap untuk mendapatkan nilai β terbaik. Perancangan pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.10 dan Tabel 4.11.

Tabel 4.10 Perancangan Pengujian Nilai α dengan Nilai β Tetap

α	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
MAPE									

Tabel 4.11 Perancangan Pengujian Nilai β dengan Nilai α Tetap

β	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
MAPE									

4.7.1.2 Perancangan Pengujian TES

Pengujian dilakukan dengan menguji nilai α berubah saat nilai β tetap untuk mendapatkan nilai α terbaik. Kemudian hasil nilai α terbaik digunakan sebagai nilai tetap untuk mendapatkan nilai β terbaik. Perancangan pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.12, Tabel 4.13 dan Tabel 4.14.

Tabel 4.12 Perancangan Pengujian Nilai α saat Nilai β dan γ Tetap

α	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
MAPE									

Tabel 4.13 Perancangan Pengujian Nilai β saat Nilai α dan γ Tetap

β	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
MAPE									

Tabel 4.14 Perancangan Pengujian Nilai γ saat Nilai α dan β dan Tetap

γ	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
MAPE									

BAB 5 IMPLEMENTASI

Bab 5 berisi implementasi dengan acuan berdasar pada perancangan pada bab sebelumnya. Isi dari implementasi yaitu implementasi algoritme ke dalam kode program dan implementasi antarmuka.

5.1 Implementasi Algoritme

Implementasi algoritme ini membahas mengenai implementasi algoritme DES dan TES untuk peramalan jumlah penumpang keberangkatan kereta api di DKI Jakarta ke dalam kode program yang mengacu pada bab 4 menggunakan bahasa pemrograman PHP.

5.1.1 Implementasi Algoritme DES

Pada implementasi algoritme DES, pengguna memasukkan nilai *alpha* dan *beta* pada sistem. Kemudian pengguna memilih prediksi berdasarkan periode atau berdasarkan bulan. Lalu sistem akan menjalankan perhitungan sesuai perhitungan pada pengolahan data pada subbab 5.1.1.1 dan subbab 5.1.1.2.

5.1.1.1 Implementasi Algoritme Persamaan DES

Kode program pada implementasi algoritme DES ditunjukkan pada Kode Program 5.1.

Kode Program 5.1 Implementasi Algoritme Persamaan DES

1	\$nDataLatih=count(\$dataAktual)-1;
2	for(\$i=0; \$i<count(\$getDataLatih); \$i++){
3	if (\$i>0){
4	\$st[\$i]=(\$alphaDES*\$dataAktual[\$i])+((1-
5	\$alphaDES)*(\$st[\$i-1]+\$tt[\$i-1]));
6	\$tt[\$i]=(((\$betaDES)*(\$st[\$i]-\$st[\$i-1]))+((1-
7	\$betaDES)*(\$tt[\$i-1]));
8	}else{
9	\$st[\$i]=\$dataAktual[\$i];
10	\$tt[\$i]=((\$dataAktual[\$i+3]-\$dataAktual[\$i+2])+
11	\$dataAktual[\$i+2]-\$dataAktual[\$i+1])+
12	\$dataAktual[\$i+1]-\$dataAktual[\$i]))/3;
13	}
14	\$st_format[\$i]=number_format(\$st[\$i],3,'.','');
15	\$tt_format[\$i]=number_format(\$tt[\$i],3,'.','');
16	}

Penjelasan Kode Program 5.1:

1. Baris 1 inialisasi total jumlah data latih dikurangi satu.
2. Baris 2 sampai 7 perulangan sejumlah data latih untuk melakukan seleksi kondisi jika $i > 0$ maka melakukan persamaan standar dan *trend*.
3. Baris 8 sampai 13 dalam perulangan melakukan seleksi kondisi selain $i > 0$ maka melakukan persamaan inialisasi standar dan *trend*.

- Baris 14 sampai 16 format penulisan angka.

5.1.1.2 Implementasi Perhitungan Peramalan dan MAPE DES

Kode program pada implementasi perhitungan peramalan dan MAPE DES ditunjukkan pada Kode Program 5.2.

Kode Program 5.2 Implementasi Perhitungan Peramalan dan MAPE DES

```

1  if($uji=='periode'){
2      $tempSt=end($st);
3      $tempTt=end($tt);
4      for($u=0; $u < count($getDataUji); $u++){
5          $dataUji=$getDataUji[$u]->penumpang;
6          $prediksi[$i]=$tempSt+($tempTt)*($i-$nDataLatih);
7          $absolut=(abs($dataUji-$prediksi[$i])/$dataUji)
8              *100);
9          $total+=$absolut;
10         array_push($prediksi_format, number_format
11             $prediksi[$i],3,'.','');
12         $absolut_format=number_format($absolut,3,'.','');
13         $i++;
14     }
15     $mape=$total/count($getDataUji);
16     $mape_format=number_format($mape,3,'.','');
17 }else{
18     for($u=0; $u < count($getDataUji); $u++){
19         $dataUji=$getDataUji[$u]->penumpang;
20         $st[$i]=($alphaDES*$dataUji)+(1-$alphaDES)*
21             ($st[$i-1]+$tt[$i-1]);
22         $tt[$i]=((($betaDES)*($st[$i]-$st[$i-1]))+((1-
23             $betaDES)*($tt[$i-1])));
24         $prediksi[$i]=$st[$i-1]+$tt[$i-1];
25         $absolut=(abs($dataUji-$prediksi[$i])/$dataUji)
26             *100);
27         $total+=$absolut;
28         array_push($prediksi_format, number_format
29             ($prediksi[$i],3,'.',''));
30         $absolut_format=number_format($absolut,3,'.','');
31         $i++;
32     }
33     $mape=$total/count($getDataUji);
34     $mape_format=number_format($mape,3,'.','');
35 }

```

Penjelasan Kode Program 5.2:

- Baris 1 seleksi kondisi jika pengujian yang dipilih ialah periode.
- Baris 2 sampai 3 melakukan pengambilan nilai data standar dan *trend* terakhir dari perulangan pada persamaan sebelumnya.
- Baris 4 sampai 16 perulangan sejumlah data uji untuk melakukan peramalan menggunakan data terakhir yang telah diambil sebelumnya. Lalu menghitung mape dan juga melakukan format penulisan angka.

4. Baris 17 sampai 35 perulangan sejumlah data uji untuk melakukan seleksi kondisi jika pengujian yang dipilih ialah bulan, maka melakukan persamaan standar dan *trend*. Selanjutnya melakukan peramalan. Kemudian menghitung mape dan juga melakukan format penulisan angka.

5.1.2 Implementasi Algoritme TES

Pada implementasi algoritme TES, pengguna memasukkan nilai *alpha*, *beta* dan *gamma* pada sistem. Kemudian pengguna memilih prediksi berdasarkan periode atau berdasarkan bulan. Lalu sistem akan menjalankan perhitungan sesuai perhitungan pada pengolahan data pada subbab 5.1.2.1 dan subbab 5.1.2.2.

5.1.2.1 Implementasi Algoritme Persamaan TES

Kode program pada implementasi algoritme TES ditunjukkan pada Kode Program 5.3.

Kode Program 5.3 Implementasi Algoritme Persamaan TES

```

1  $i=0;
2  $musim=12;
3  $batas=$musim-1;
4  $tahun1=0;
5  $tahun2=0;
6  $trenAwal=0;
7
8  for($i=0; $i<count($getDataLatih); $i++){
9      $dataAktual[$i]=$getDataLatih[$i]->penumpang;
10 }
11 for($i=0; $i<$musim; $i++){
12     $tahun1+=$dataAktual[$i];
13     $tahun2+=$dataAktual[$i+$musim];
14     $selisih=$tahun2-$tahun1;
15 }
16 $standAwal=$tahun1/$musim;
17 $trenAwal+=$selisih/($musim*2);
18 for($i=0; $i<$musim; $i++){
19     $season[$i]=$dataAktual[$i]/$standAwal;
20 }
21 for($i=0; $i<count($getDataLatih); $i++){
22     if($i>=0&&$i<$musim){
23         if($i<$batas){
24             $standar[$i]=0;
25             $trend[$i]=0;
26             $seasonal[$i]=$season[$i];
27         }else{
28             $standar[$i]=$standAwal;
29             $trend[$i]=$trenAwal;
30             $seasonal[$i]=$season[$i];
31         }
32     }else{
33         $standar[$i]=($alphaTES)*($dataAktual[$i]/$seasonal[$i-
34             12]))+(1-$alphaTES)*($standar[$i-1]+$trend[$i-1]);
35         $trend[$i]=($betaTES)*($standar[$i]-$standar[$i-
36             1]))+(1-$betaTES)*($trend[$i-1]);
37         $seasonal[$i]=($gammaTES)*($dataAktual[$i]/$standar[$i])

```

38	) + ((1-\$gammaTES) * (\$seasonal[\$i-12]));
39	}
40	}

Kode Program 5.3 Implementasi Algoritme Persamaan TES (lanjutan)

Penjelasan Kode Program 5.3:

1. Baris 1 sampai 6 inialisasi variabel yang digunakan pada persamaan.
2. Baris 8 sampai 10 merupakan inialisasi variabel dataAktual bernilai sama dengan tabel penumpang pada *database*.
3. Baris 11 sampai 17 perhitungan inialisasi nilai standar dan *trend*.
4. Baris 18 sampai 20 merupakan perhitungan inialisasi nilai musiman.
5. Baris 21 sampai 31 perulangan untuk melakukan seleksi kondisi untuk pemberian nilai yang sesuai, jika $i > 0$ dan $i < \text{musim}$ maka nilai standar, *trend* dan musiman sesuai dengan inialisasi nilai awal TES sebelumnya.
6. Baris 32 sampai 40 seleksi kondisi jika nilai selain kondisi maka melakukan perulangan perhitungan nilai sesuai dengan rumus yang diberikan.

5.1.2.2 Implementasi Perhitungan Peramalan dan MAPE TES

Kode program pada implementasi perhitungan peramalan dan MAPE TES ditunjukkan pada Kode Program 5.4.

Kode Program 5.4 Implementasi Perhitungan Peramalan dan MAPE TES

1	if(\$uji=='periode'){
2	\$nDataLatih=count(\$dataAktual)-1;
3	\$tempSt=end(\$standar);
4	\$tempTt=end(\$trend);
5	for(\$u=0; \$u < count(\$getDataUji); \$u++){
6	\$dataUji=\$getDataUji[\$u]->penumpang;
7	\$prediksi[\$i]=(((\$tempSt)+(((\$tempTt)*(\$i-
8	\$nDataLatih)))*\$seasonal[\$i-12];
9	\$absolut=((abs(\$dataUji-
10	\$prediksi[\$i])/(\$dataUji)*100);
11	\$total+=\$absolut;
12	array_push(\$prediksi_format, number_format
13	(\$prediksi[\$i],3,'.','');
14	\$absolut_format=number_format(\$absolut,3,'.','');
15	\$i++;
16	}
17	\$mape=\$total/count(\$getDataUji);
18	\$mape_format=number_format(\$mape,3,'.','');
19	}else{
20	for(\$u=0; \$u < count(\$getDataUji); \$u++){
21	\$dataUji=\$getDataUji[\$u]->penumpang;
22	\$standar[\$i]=(((\$alphaTES)*(\$dataUji/\$seasonal[\$i-
23	12]))+((1-\$alphaTES)*(\$standar[\$i-1]+\$trend[\$i-
24	1]));
25	\$trend[\$i]=(((\$betaTES)*(\$standar[\$i]-\$standar[\$i-
26	1]))+((1-\$betaTES)*(\$trend[\$i-1]));
27	\$seasonal[\$i]=(((\$gammaTES)*(\$dataUji
28	/\$standar[\$i]))+((1-\$gammaTES)*(\$seasonal[\$i-
29	12]));


```

30      $prediksi[$i]=(( $standar[$i-1])+($trend[$i-
31      1]))*$seasonal[$i-12];
32      $absolut=( abs($dataUji-$prediksi[$i])/$dataUji)
33      *100);
34      $total+=$absolut;
35      array_push($prediksi_format, number_format
36      ($prediksi[$i],3,'.',''));
37      $absolut_format= number_format
38      ($absolut,3,'.','');
39      $i++;
40  }
41  $mape=$total/count($getDataUji);
42  $mape_format=number_format($mape,3,'.','');
43  }

```

Kode Program 5.4 Implementasi Perhitungan Peramalan dan MAPE TES (lanjutan)

Penjelasan Kode Program 5.4:

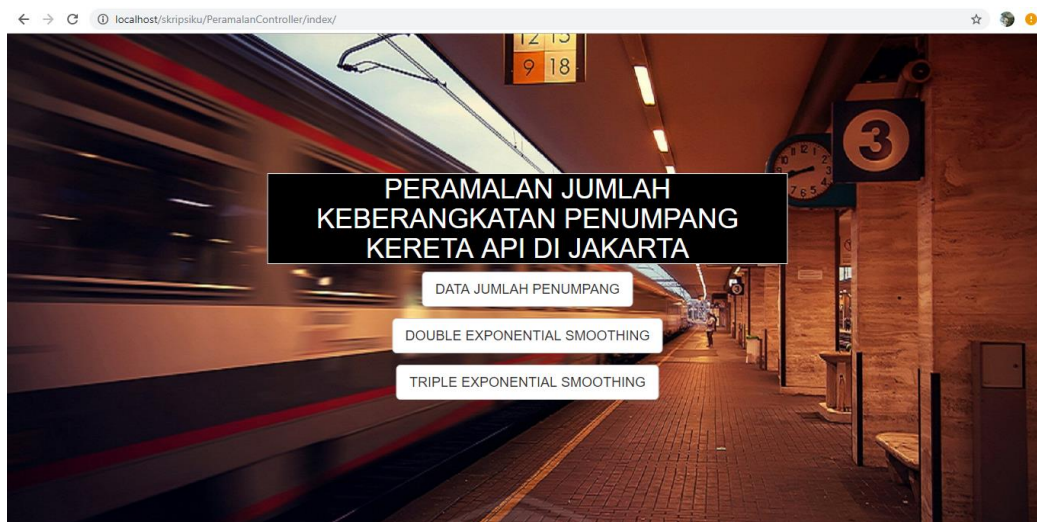
1. Baris 1 seleksi kondisi jika pengujian yang dipilih ialah periode.
2. Baris 2 inialisasi jumlah nDataLatih sejumlah data latih dikurangi 1.
3. Baris 3 sampai 4 melakukan pengambilan nilai data standar dan *trend* terakhir dari perulangan pada persamaan sebelumnya.
4. Baris 5 sampai 18 perulangan sejumlah data uji untuk melakukan peramalan menggunakan data terakhir yang telah diambil sebelumnya ditambah dengan persamaan musiman pada perhitungan sebelumnya. Lalu menghitung mape dan juga melakukan format penulisan angka.
5. Baris 19 sampai 41 perulangan sejumlah data uji untuk melakukan seleksi kondisi jika pengujian yang dipilih ialah bulan, maka melakukan persamaan standar, *trend* dan musiman. Selanjutnya melakukan peramalan. Kemudian menghitung mape dan juga melakukan format penulisan angka.

5.2 Implementasi Antarmuka

Implementasi antarmuka berguna sebagai perantara pengguna dengan sistem. Pada subbab ini menunjukkan hasil implementasi antarmuka yang sebelumnya telah dirancang pada bab 4, meliputi antarmuka halaman awal, antarmuka data jumlah penumpang, antarmuka perhitungan DES dan antarmuka perhitungan TES.

5.2.1 Implementasi Antarmuka Halaman Awal

Antarmuka ini merupakan halaman pertama yang dilihat oleh pengguna saat mengakses sistem. Pada halaman awal menyediakan tombol-tombol yang dapat mengakses halaman antarmuka data jumlah penumpang, *Double Exponential Smoothing* dan *Triple Exponential Smoothing*. Antarmuka halaman awal ditunjukkan pada Gambar 5.1.



Gambar 5.1 Implementasi Antarmuka Halaman Awal

5.2.2 Implementasi Antarmuka Data Jumlah Penumpang

Antarmuka ini merupakan halaman yang dituju saat menekan tombol data jumlah penumpang pada halaman awal. Pada halaman ini tersedia tabel data latih dengan data sebanyak 144 dan tabel data uji dengan data sebanyak 12. Antarmuka halaman data jumlah penumpang ditunjukkan pada Gambar 5.2.

NO	BULAN	TAHUN	JUMLAH PENUMPANG	AKSI
1	Januari	2005	9373926	Edit Hapus
2	Februari	2005	8384042	Edit Hapus
3	Maret	2005	9767614	Edit Hapus
4	April	2005	9586592	Edit Hapus
5	Mei	2005	9936543	Edit Hapus
6	Juni	2005	9563843	Edit Hapus
7	Juli	2005	9950078	Edit Hapus
8	Agustus	2005	9721861	Edit Hapus
9	September	2005	9884049	Edit Hapus
10	Oktober	2005	10566626	Edit Hapus

Gambar 5.2 Implementasi Antarmuka Data Jumlah Penumpang

5.2.3 Implementasi Antarmuka Peramalan DES

Antarmuka ini merupakan halaman untuk melakukan peramalan berdasarkan bulan yang dipilih. Halaman ini untuk melakukan pengujian suatu kasus. Pada halaman ini tersedia tabel yang berisi *input* nilai *alpha* dan *beta* melalui *textbox*, kemudian pilih uji berdasarkan periode atau bulan melalui *dropdown* dan juga pilih bulan yang ingin di ramal. Setelah menekan tombol hitung peramalan, muncul nilai peramalan berdasar bulan yang dipilih. Antarmuka halaman peramalan DES ditunjukkan pada Gambar 5.3.

← → ↻ localhost/skripsi/PeramalanController/prediksiDES/ ☆ ⓘ

"PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG"

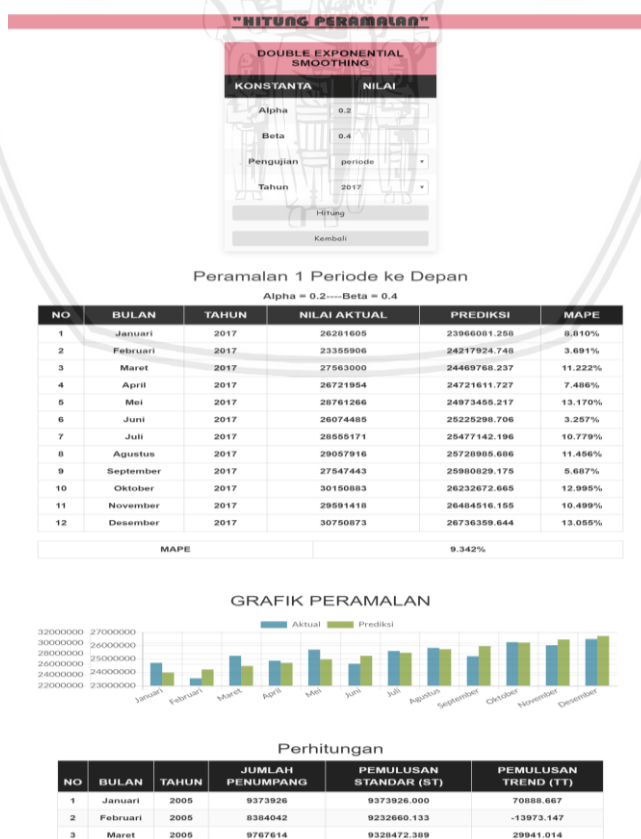
DOUBLE EXPONENTIAL SMOOTHING

KONSTANTA	NILAI
Alpha	isi
Beta	isi
Uji Berdasarkan	pilih ▾
Tahun	pilih ▾
Bulan	pilih ▾
Hitung Peramalan	
Nilai Peramalan	
Kembali	

Gambar 5.3 Implementasi Antarmuka Peramalan DES

5.2.4 Implementasi Antarmuka Perhitungan DES

Antarmuka ini merupakan halaman untuk melakukan perhitungan peramalan menggunakan metode DES. Halaman ini untuk melakukan pengujian. Pada halaman ini tersedia tabel yang berisi *input* nilai *alpha* dan *beta* melalui *textbox*, kemudian pilih pengujian melalui *dropdown*. Setelah menekan tombol hitung, muncul nilai peramalan berdasar pengujian yang dipilih. Antarmuka halaman perhitungan DES ditunjukkan pada Gambar 5.4.



Gambar 5.4 Implementasi Antarmuka Perhitungan DES

5.2.5 Implementasi Antarmuka Peramalan TES

Antarmuka ini merupakan halaman untuk melakukan peramalan berdasarkan bulan yang dipilih. Halaman ini untuk melakukan pengujian suatu kasus. Pada halaman ini tersedia tabel yang berisi *input* nilai *alpha*, *beta* dan *gamma* melalui *textbox*, kemudian pilih uji berdasarkan periode atau bulan melalui *dropdown* dan juga pilih bulan yang ingin di ramal. Setelah menekan tombol hitung peramalan, muncul nilai peramalan berdasar bulan yang dipilih. Antarmuka halaman peramalan TES ditunjukkan pada Gambar 5.5.

"PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG"

TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING

KONSTANTA	NILAI
Alpha	isi
Beta	isi
Gamma	isi
Uji Berdasarkan	pilih ▼
Tahun	pilih ▼
Bulan	pilih ▼
Hitung Peramalan	
Nilai Peramalan	
Kembali	

Gambar 5.5 Implementasi Antarmuka Peramalan TES

5.2.6 Implementasi Antarmuka Perhitungan TES

Antarmuka ini merupakan halaman untuk melakukan perhitungan peramalan menggunakan metode TES. Halaman ini untuk melakukan pengujian. Pada halaman ini tersedia tabel yang berisi *input* nilai *alpha*, *beta* dan *gamma* melalui *textbox*, kemudian pilih pengujian melalui *dropdown*. Setelah menekan tombol hitung, muncul nilai peramalan berdasar pengujian yang dipilih. Antarmuka halaman perhitungan TES ditunjukkan pada Gambar 5.6.

"HITUNG PERAMALAN"

TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING

KONSTANTA

NILAI

Alpha

0.6

Beta

0.2

Gamma

0.5

Pengujian

bulan

Tahun

2017

Hitung

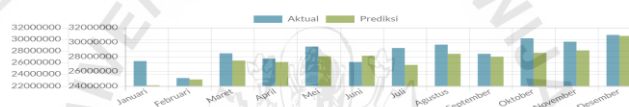
Kembali

Peramalan 1 Bulan ke Depan

Alpha = 0.6----Beta = 0.2----Gamma = 0.5

NO	BULAN	TAHUN	NILAI AKTUAL	PREDIKSI	MAPE
1	Januari	2017	26281605	24113273.085	8.250%
2	Februari	2017	23355906	24905592.661	6.635%
3	Maret	2017	27563000	27507798.875	0.200%
4	April	2017	28721954	27265797.159	2.035%
5	Mei	2017	28761266	28099756.180	2.300%
6	Juni	2017	26074485	28166580.298	8.024%
7	Juli	2017	28555171	26915143.719	5.743%
8	Agustus	2017	29057916	28431203.457	2.167%
9	September	2017	27547443	28040054.637	1.788%
10	Oktober	2017	30150883	28540007.460	5.343%
11	November	2017	29591418	28890893.463	2.367%
12	Desember	2017	30750873	30878984.461	0.417%
MAPE					3.772%

GRAFIK PERAMALAN



Perhitungan

NO	BULAN	TAHUN	JUMLAH PENUMPANG	PEMULUSAN STANDAR (ST)	PEMULUSAN TREND (TT)	PEMULUSAN MUSIM (IT)
1	Januari	2005	9373926	0	0	0.96775981424109
2	Februari	2005	8384042	0	0	0.86556464479339
3	Maret	2005	9767614	0	0	1.0084039825169

Gambar 5.6 Implementasi Antarmuka Perhitungan TES

BAB 6 PENGUJIAN DAN ANALISIS

Bab ini membahas hasil dari pengujian peramalan jumlah penumpang kereta api dengan metode DES dan TES. Proses pengujian merujuk pada perancangan pada bab sebelumnya. Dalam pengujian ini terdapat pengujian nilai parameter yang dilakukan untuk mengetahui ketepatan nilai peramalan yang dihasilkan oleh masing-masing metode.

6.1 Pengujian *Double Exponential Smoothing* (DES)

Pengujian ini berguna untuk memperoleh nilai parameter α dan β terbaik dengan rentang nilai 0,1 hingga 0,9 dalam menghasilkan nilai peramalan jumlah penumpang kereta api paling akurat dimana memiliki nilai MAPE terkecil. Data uji yang digunakan berjumlah 12 data uji pada tahun 2017.

Pengujian nilai parameter pada metode ini dilakukan berdasarkan peramalan satu periode ke depan dan satu bulan ke depan. Pengujian ini bertujuan untuk mendapatkan nilai parameter paling optimal. Hasil pengujian dilihat berdasarkan MAPE yang diperoleh. Pengujian dilakukan dengan menguji nilai α berubah saat nilai β tetap untuk mendapatkan nilai α terbaik. Kemudian hasil nilai α terbaik digunakan sebagai nilai tetap untuk mendapatkan nilai β terbaik.

6.1.1 Pengujian Nilai Parameter DES untuk Peramalan Satu Periode ke Depan

Pengujian bertujuan untuk mengetahui hasil peramalan jika nilai pengali (m) pada metode DES berubah sesuai bulan apa yang akan diramal sedangkan nilai standar dan *trend* bernilai tetap dari bulan dan tahun terakhir data latih. Pengujian nilai parameter DES untuk peramalan satu periode ke depan ditunjukkan pada Tabel 6.1 dan Tabel 6.2.

Tabel 6.1 Pengujian Nilai α Peramalan Satu Periode ke Depan dengan $\beta=0,1$

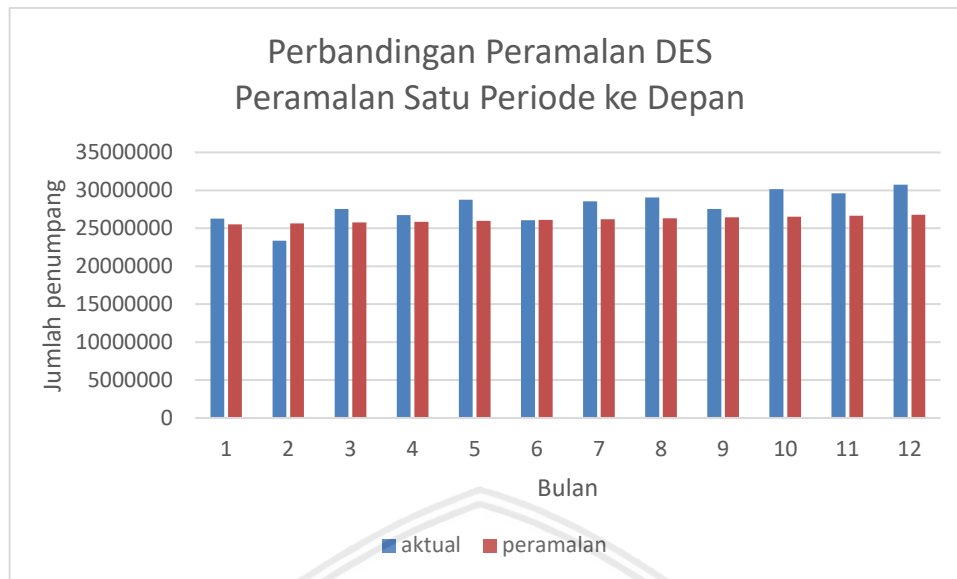
α	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
MAPE	7,385	11,211	10,746	9,913	9,276	8,830	8,506	8,241	7,982

Nilai α terbaik yang dihasilkan berdasarkan Tabel 6.1 ialah $\alpha=0,1$. Sehingga untuk melakukan pengujian β terbaik, menggunakan $\alpha=0,1$.

Tabel 6.2 Pengujian Nilai β Peramalan Satu Periode ke Depan dengan $\alpha=0,1$

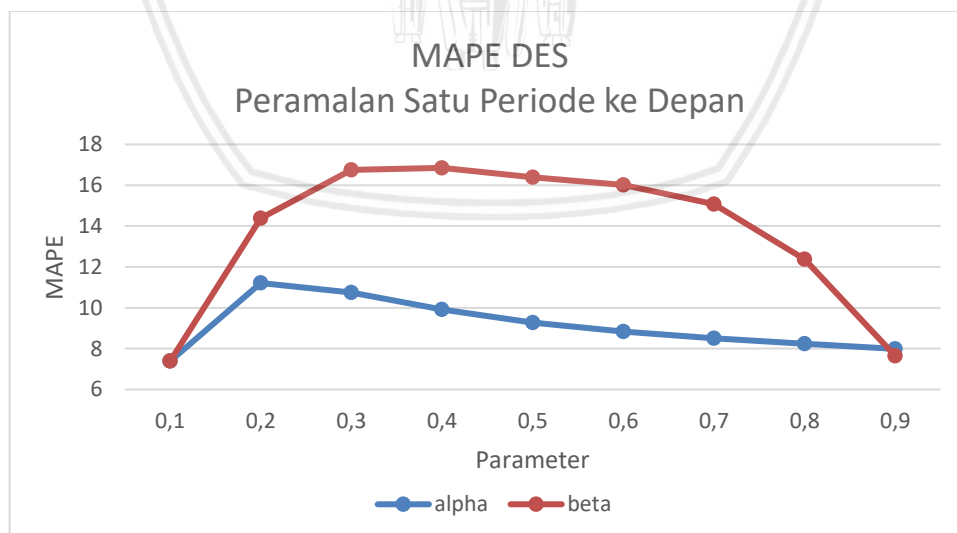
β	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
MAPE	7,385	14,378	16,750	16,850	16,395	16,009	15,075	12,373	7,635

Nilai β terbaik yang dihasilkan berdasarkan Tabel 6.2 ialah $\beta=0,1$. Dari hasil pengujian tersebut, MAPE terkecil diperoleh ketika nilai $\alpha=0,1$ dan $\beta=0,1$, yaitu 7,385%. Maka, nilai parameter paling optimal peramalan DES untuk satu periode ke depan ialah $\alpha=0,1$ dan $\beta=0,1$. Berikut grafik perbandingan nilai peramalan menggunakan $\alpha=0,1$ dan $\beta=0,1$ dengan data aktual ditunjukkan pada Gambar 6.1.



Gambar 6.1 Perbandingan Peramalan DES Peramalan Satu Periode ke Depan dengan $\alpha=0,1$ dan $\beta=0,1$

Dari grafik pada gambar 6.1 dapat dilihat bahwa hasil peramalan terus mengalami peningkatan setiap bulan. Hasil peramalan di bulan Januari, Maret, April, Mei, Juni, Juli, Agustus, September, Oktober, November dan Desember lebih rendah dari nilai aktual. Sedangkan hanya pada bulan Februari nilai peramalan lebih tinggi dari nilai aktual. Namun ada beberapa bulan memiliki nilai peramalan agak jauh dari nilai aktual, sedangkan beberapa bulan memiliki nilai peramalan dengan perbedaan yang tidak jauh dengan nilai peramalan. Ada pula yang hampir mendekati nilai aktual, seperti pada bulan Juni. Selanjutnya, grafik nilai MAPE ditunjukkan pada Gambar 6.2 berikut.



Gambar 6.2 Grafik nilai MAPE DES berdasarkan periode

Berdasarkan grafik pada Gambar 6.2 nilai MAPE yang dihasilkan oleh parameter α saat β bernilai tetap mengalami kenaikan dari nilai 0,1 sampai 0,2 dan mengalami penurunan nilai dari 0,3 sampai 0,9. Sedangkan nilai MAPE oleh

parameter β saat α bernilai tetap mengalami kenaikan dari nilai 0,1 sampai 0,2 dan mengalami penurunan nilai dari 0,5 sampai 0,9. Semakin kecil dan semakin besar parameter α dan β akan memperoleh MAPE lebih kecil dibandingkan nilai parameter lainnya.

6.1.2 Pengujian Nilai Parameter DES untuk Peramalan Satu Bulan ke Depan

Pengujian bertujuan untuk mengetahui hasil peramalan jika nilai pengali (m) pada metode DES tetap, yaitu $m=1$ sedangkan nilai standar dan *trend* bernilai sesuai bulan sebelumnya. Pengujian nilai parameter DES untuk peramalan satu bulan ke depan ditunjukkan pada Tabel 6.3 dan Tabel 6.4.

Tabel 6.3 Pengujian Nilai Parameter DES Peramalan Satu Bulan ke Depan dengan $\beta=0,1$

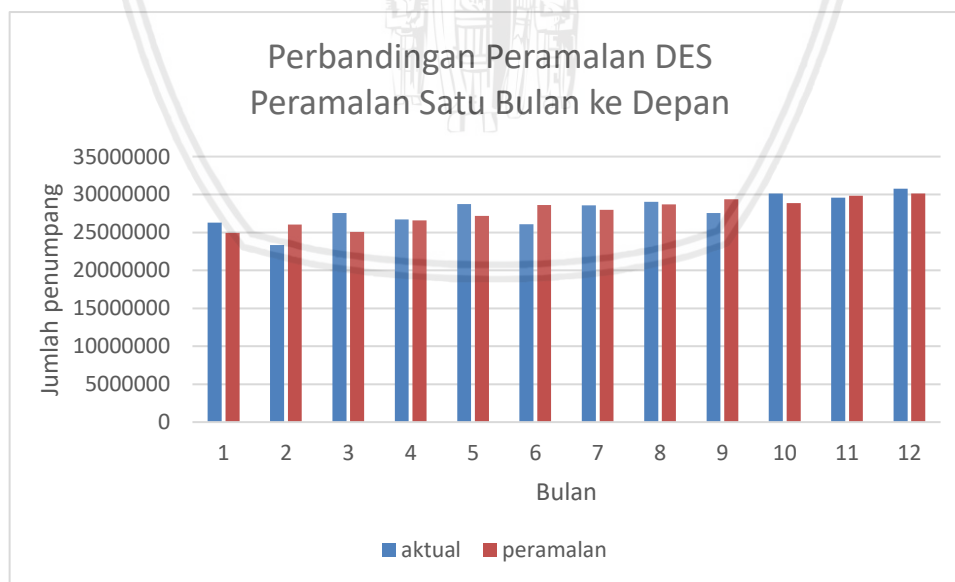
α	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
MAPE	5,825	5,722	5,289	5,165	5,262	5,430	5,733	6,164	6,650

Nilai α terbaik yang dihasilkan berdasarkan Tabel 6.3 ialah $\alpha=0,4$. Sehingga untuk melakukan pengujian β terbaik, menggunakan $\alpha=0,4$.

Tabel 6.4 Pengujian Nilai Parameter DES Peramalan Satu Bulan ke Depan dengan $\alpha=0,4$

β	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
MAPE	5,165	5,009	4,872	4,839	4,875	4,936	4,999	5,062	5,128

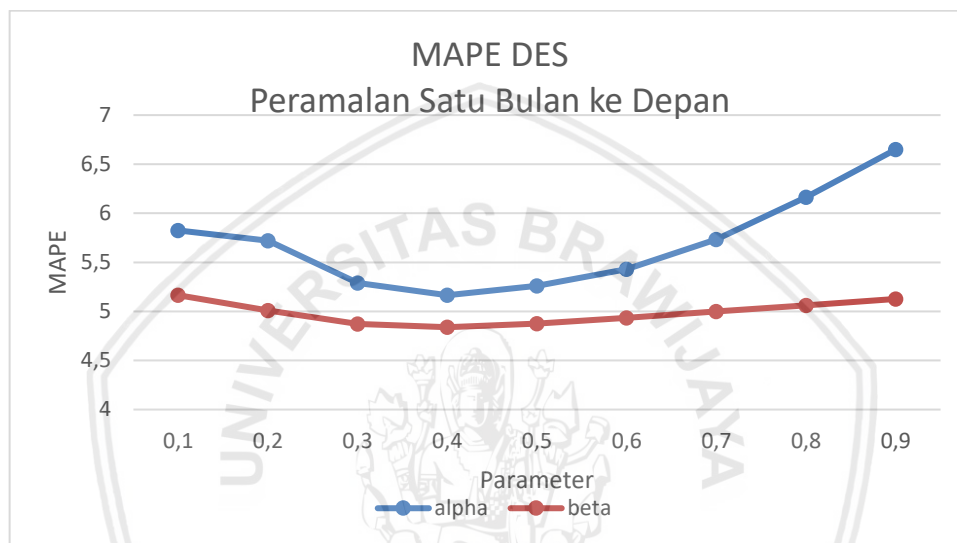
Nilai β terbaik yang dihasilkan berdasarkan Tabel 6.4 ialah $\beta=0,4$.



Gambar 6.3 Perbandingan Peramalan DES Peramalan Satu Bulan ke Depan dengan $\alpha=0,4$ dan $\beta=0,4$

Dari hasil pengujian tersebut, MAPE terkecil diperoleh ketika nilai $\alpha=0,4$ dan $\beta=0,4$, yaitu 4,839%. Maka, nilai parameter paling optimal peramalan DES untuk

satu periode ke depan ialah $\alpha=0,4$ dan $\beta=0,4$. Grafik perbandingan nilai peramalan menggunakan $\alpha=0,4$ dan $\beta=0,4$ dengan data aktual ditunjukkan pada Gambar 6.3. Dari grafik pada Gambar 6.3 dapat dilihat bahwa pada bulan Januari, Maret, April, Mei, Juli, Agustus, Oktober dan Desember nilai peramalan lebih rendah daripada data aktual. Sedangkan pada bulan Februari, Juni, September dan November nilai peramalan lebih tinggi daripada nilai aktual. Namun tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara nilai aktual dengan nilai peramalan. Bahkan terdapat nilai peramalan yang mendekati nilai aktualnya, seperti pada bulan November. Selanjutnya, grafik nilai MAPE ditunjukkan pada Gambar 6.4 berikut.



Gambar 6.4 Grafik nilai MAPE DES berdasarkan bulan

Berdasarkan grafik pada Gambar 6.4 nilai parameter α saat β bernilai tetap mengalami penurunan dari nilai 0,1 sampai 0,4 dan mengalami kenaikan nilai dari 0,5 sampai 0,9. Sedangkan nilai parameter β saat α bernilai tetap memperoleh nilai MAPE yang cenderung stabil.

6.2 Pengujian *Triple Exponential Smoothing* (TES)

Pengujian ini berguna untuk memperoleh nilai parameter α , β dan γ terbaik dengan rentang nilai 0,1 hingga 0,9 dalam menghasilkan nilai peramalan jumlah penumpang kereta api paling akurat dimana memiliki nilai MAPE terkecil. Data uji yang digunakan berjumlah 12 data uji pada tahun 2017.

Pengujian nilai parameter pada metode ini dilakukan berdasarkan peramalan satu periode ke depan dan satu bulan ke depan. Pengujian ini bertujuan untuk mendapatkan nilai parameter paling optimal. Hasil pengujian dilihat berdasarkan MAPE yang diperoleh. Pengujian dilakukan dengan menguji nilai α berubah saat nilai β dan γ tetap untuk mendapatkan nilai α terbaik. Kemudian menguji nilai β saat hasil nilai α terbaik dan γ digunakan sebagai nilai tetap untuk mendapatkan nilai β terbaik. Kemudian menguji nilai γ saat hasil nilai α terbaik dan β terbaik digunakan sebagai nilai tetap untuk mendapatkan nilai γ terbaik.

6.2.1 Pengujian Nilai Parameter TES untuk Peramalan Satu Periode ke Depan

Pengujian bertujuan untuk mengetahui hasil peramalan jika nilai pengali (m) pada metode TES berubah sesuai bulan yang apa akan diramal sedangkan nilai standar, *trend* dan musim bernilai tetap dari bulan dan tahun terakhir data latih. Pengujian nilai parameter TES untuk peramalan satu periode ke depan ditunjukkan pada Tabel 6.5, Tabel 6.6 dan Tabel 6.7.

Tabel 6.5 Pengujian Nilai Parameter TES Peramalan Satu Periode ke Depan dengan $\beta=0,1$ dan $\gamma=0,1$

α	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
MAPE	7,685	12,089	11,760	11,236	11,233	11,556	12,039	12,783	14,157

Nilai α terbaik yang dihasilkan berdasarkan Tabel 6.5 ialah $\alpha=0,1$. Sehingga untuk melakukan pengujian β terbaik, menggunakan $\alpha=0,1$.

Tabel 6.6 Pengujian Nilai Parameter TES Peramalan Satu Periode ke Depan dengan $\alpha=0,1$ dan $\gamma=0,1$

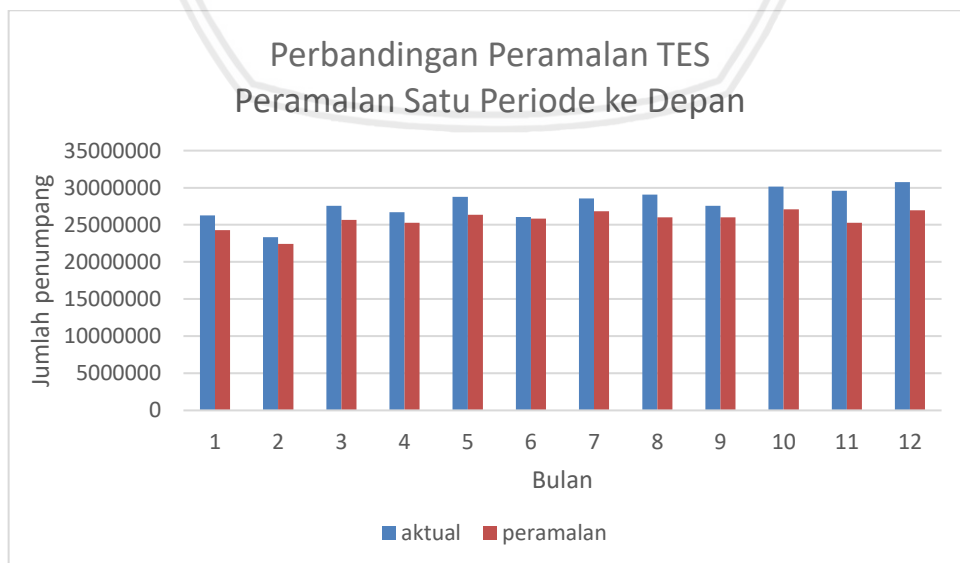
β	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
MAPE	7,685	15,401	18,380	18,980	19,149	19,266	18,298	15,047	9,580

Nilai β terbaik yang dihasilkan berdasarkan Tabel 6.6 ialah $\beta=0,1$. Sehingga untuk melakukan pengujian γ terbaik, menggunakan $\beta=0,1$.

Tabel 6.7 Pengujian Nilai Parameter TES Peramalan Satu Periode ke Depan dengan $\alpha=0,1$ dan $\beta=0,1$

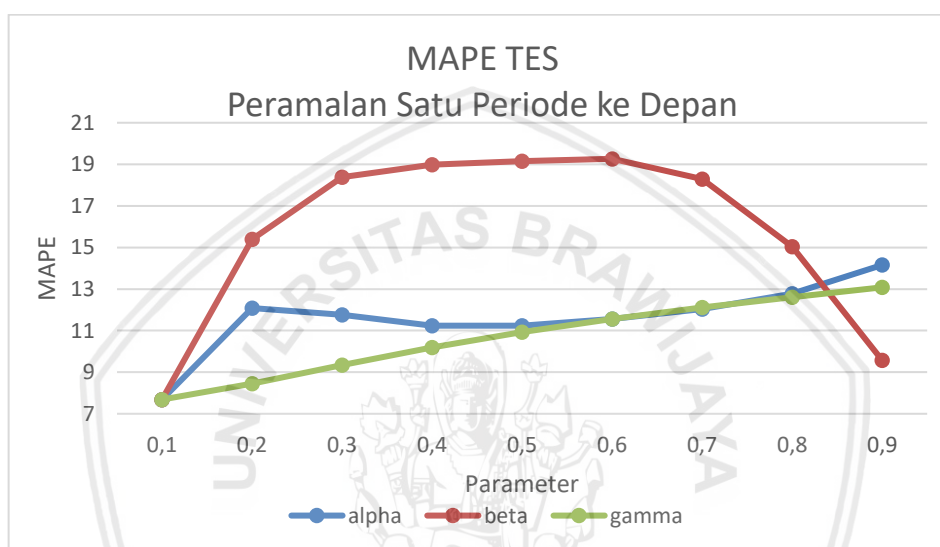
γ	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
MAPE	7,685	8,453	9,341	10,184	10,924	11,562	12,114	12,609	13,083

Nilai γ terbaik yang dihasilkan berdasarkan Tabel 6.7 ialah $\gamma=0,1$.



Gambar 6.5 Perbandingan Peramalan TES Peramalan Satu Periode ke Depan dengan $\alpha=0,1$, $\beta=0,1$ dan $\gamma=0,1$

Dari hasil pengujian tersebut, MAPE terkecil diperoleh ketika nilai $\alpha=0,1$, $\beta=0,1$ dan $\gamma=0,1$ yaitu 7,685%. Maka, nilai parameter paling optimal peramalan DES untuk satu periode ke depan ialah $\alpha=0,1$, $\beta=0,1$ dan $\gamma=0,1$. Berikut grafik perbandingan nilai peramalan antara parameter yang memiliki MAPE terkecil dengan data aktual ditunjukkan pada Gambar 6.5. Dari Gambar 6.5 dapat dilihat bahwa semua bulan memiliki nilai peramalan lebih rendah daripada data aktual. Terdapat beberapa yang selisih nilai aktual dengan peramalannya agak jauh. Terdapat pula peramalan yang perbedaannya tidak signifikan. Bahkan terdapat nilai peramalan yang mendekati nilai aktualnya, seperti bulan Juni. Selanjutnya, grafik nilai MAPE ditunjukkan pada Gambar 6.6 berikut.



Gambar 6.6 Grafik nilai MAPE TES berdasarkan periode

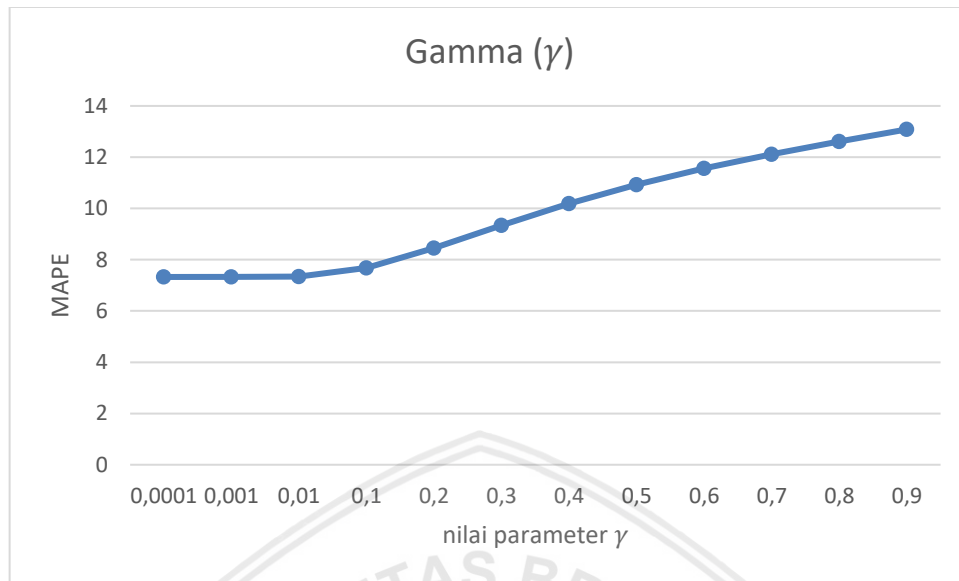
Berdasarkan grafik pada Gambar 6.6 nilai MAPE yang dihasilkan oleh parameter α saat β dan γ bernilai tetap mengalami kenaikan dari nilai 0,1 hingga 0,2, kemudian mengalami penurunan dari nilai 0,3 hingga 0,5. Pada nilai 0,6 hingga 0,9 mengalami kenaikan kembali. Pada parameter β saat α dan γ bernilai tetap menghasilkan nilai MAPE yang mengalami kenaikan dari nilai 0,1 hingga 0,6, kemudian mengalami penurunan nilai dari 0,7 hingga 0,9. Sehingga nilai β terkecil dan terbesar menghasilkan MAPE yang lebih kecil dibandingkan yang dihasilkan oleh nilai β lainnya. Pada pengujian parameter γ saat α dan β bernilai tetap didapatkan hasil bahwa semakin besar nilai parameter maka semakin besar pula nilai MAPE.

Selanjutnya melakukan pengujian nilai parameter γ . Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh parameter γ dengan parameter α dan β bernilai tetap. Parameter γ yang diuji yaitu bernilai antara 0 dan 1; 0,01; 0,001; dan 0,0001. Hasil yang diperoleh dapat dilihat pada tabel 6.8 berikut.

Tabel 6.8 Pengujian Nilai Parameter γ pada TES Berdasarkan Periode

γ	0,0001	0,001	0,01	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
MAPE	7,3261	7,3268	7,3364	7,685	8,453	9,341	10,184	10,924	11,562	12,114	12,609	13,083

Grafik pengaruh nilai parameter γ ditunjukkan pada Gambar 6.7 berikut.



Gambar 6.7 Pengujian Nilai Parameter γ pada TES Berdasarkan Periode

Pada tabel 6.8 dan gambar 6.7 dapat dilihat bahwa semakin besar nilai γ maka semakin besar nilai MAPE yang dihasilkan. Sehingga hasil prediksi semakin buruk.

6.2.2 Pengujian Nilai Parameter TES untuk Peramalan Satu Bulan ke Depan

Pengujian bertujuan untuk mengetahui hasil peramalan jika nilai pengali (m) pada metode TES tetap, yaitu $m=1$ sedangkan nilai standar, *trend* dan musim bernilai sesuai bulan sebelumnya. Pengujian nilai parameter TES untuk peramalan satu bulan ke depan ditunjukkan pada Tabel 6.8, Tabel 6.9 dan Tabel 6.10.

Tabel 6.9 Pengujian Nilai Parameter TES Peramalan Satu Bulan ke Depan dengan $\beta=0,1$ dan $\gamma=0,1$

α	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
MAPE	4,833	4,827	4,037	3,713	3,740	3,936	4,221	4,593	5,154

Nilai α terbaik yang dihasilkan berdasarkan Tabel 6.9 ialah $\alpha=0,4$. Sehingga untuk melakukan pengujian β terbaik, menggunakan $\alpha=0,4$.

Tabel 6.10 Pengujian Nilai Parameter TES Peramalan Satu Bulan ke Depan dengan $\alpha=0,4$ dan $\gamma=0,1$

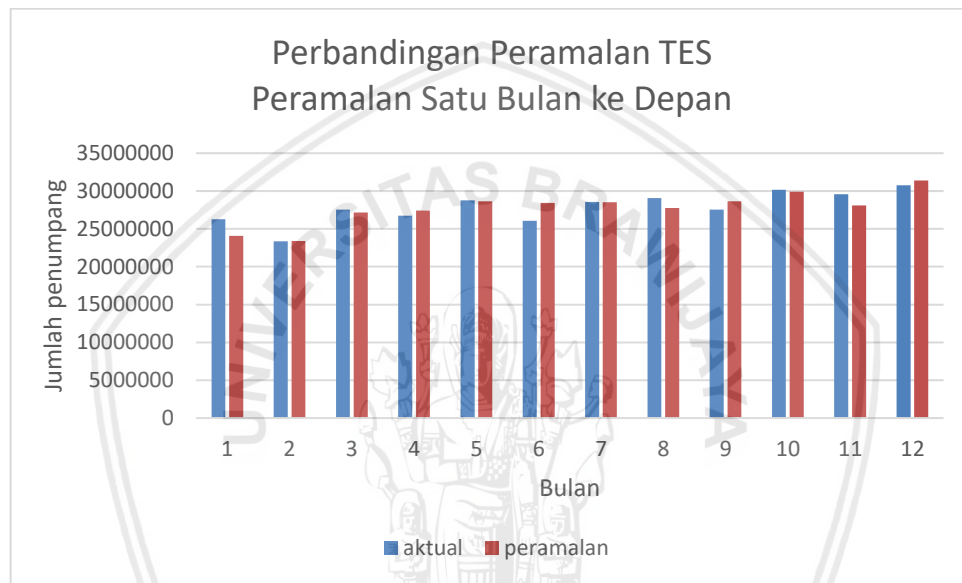
β	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
MAPE	3,713	3,511	3,345	3,213	3,253	3,268	3,290	3,352	3,455

Nilai β terbaik yang dihasilkan berdasarkan Tabel 6.10 ialah $\beta=0,4$. Sehingga untuk melakukan pengujian γ terbaik, menggunakan $\beta=0,4$.

Tabel 6.11 Pengujian Nilai Parameter TES Peramalan Satu Bulan ke Depan dengan $\alpha=0,4$ dan $\beta=0,4$

γ	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
MAPE	3,213	3,489	4,951	7,002	8,497	9,920	11,616	13,015	14,250

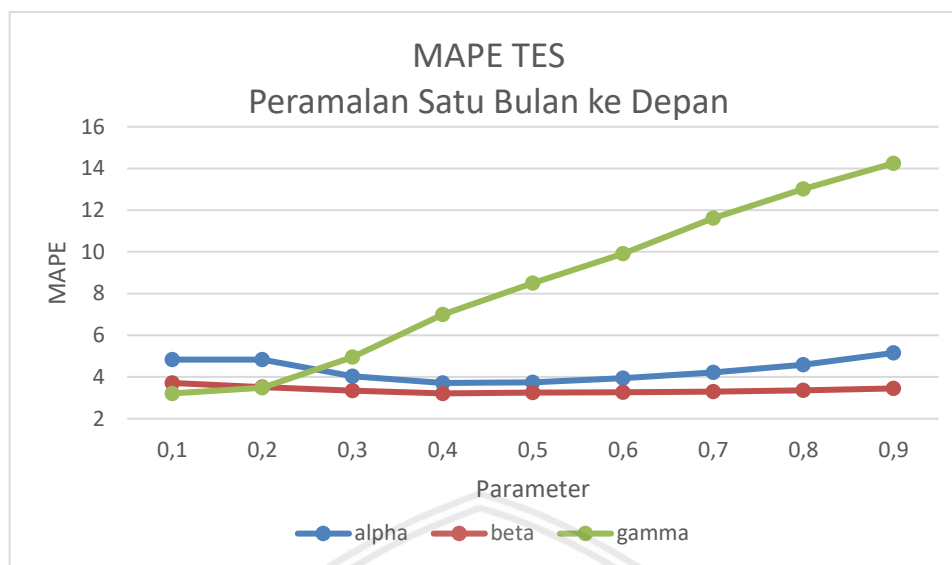
Nilai γ terbaik yang dihasilkan berdasarkan Tabel 6.11 ialah $\gamma=0,1$. Dari hasil pengujian tersebut, MAPE terkecil diperoleh ketika nilai $\alpha=0,4$, $\beta=0,4$ dan $\gamma=0,1$ yaitu 3,213%. Maka, nilai parameter paling optimal peramalan TES untuk satu periode ke depan ialah $\alpha=0,4$, $\beta=0,4$ dan $\gamma=0,1$. Berikut grafik perbandingan nilai peramalan antara parameter yang memiliki MAPE terkecil dengan data aktual ditunjukkan pada Gambar 6.8.



Gambar 6.8 Perbandingan Peramalan TES Peramalan Satu Bulan ke Depan dengan $\alpha=0,4$, $\beta=0,4$ dan $\gamma=0,1$

Dari Gambar 6.8 dapat dilihat bahwa pada bulan Januari, Maret, Mei, Juli, Agustus, Oktober dan November memiliki nilai peramalan yang lebih rendah daripada nilai aktual. Sedangkan pada bulan Februari, April, Juni dan September memiliki nilai peramalan lebih tinggi daripada nilai aktual. Namun tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara nilai aktual dengan peramalan. Bahkan terdapat bulan yang memiliki nilai peramalan mendekati nilai aktual, seperti bulan Februari dan Juli. Selanjutnya, grafik nilai MAPE ditunjukkan pada Gambar 6.9.

Berdasarkan grafik pada Gambar 6.9 nilai parameter α saat β dan γ bernilai tetap cenderung mengalami kestabilan dalam menghasilkan nilai MAPE. Begitu pula dengan nilai parameter β saat α dan γ bernilai tetap mendapatkan nilai MAPE cenderung stabil. Kemudian pada pengujian parameter γ saat α dan β bernilai tetap, semakin tinggi nilai γ maka semakin tinggi pula nilai MAPE yang dihasilkan.



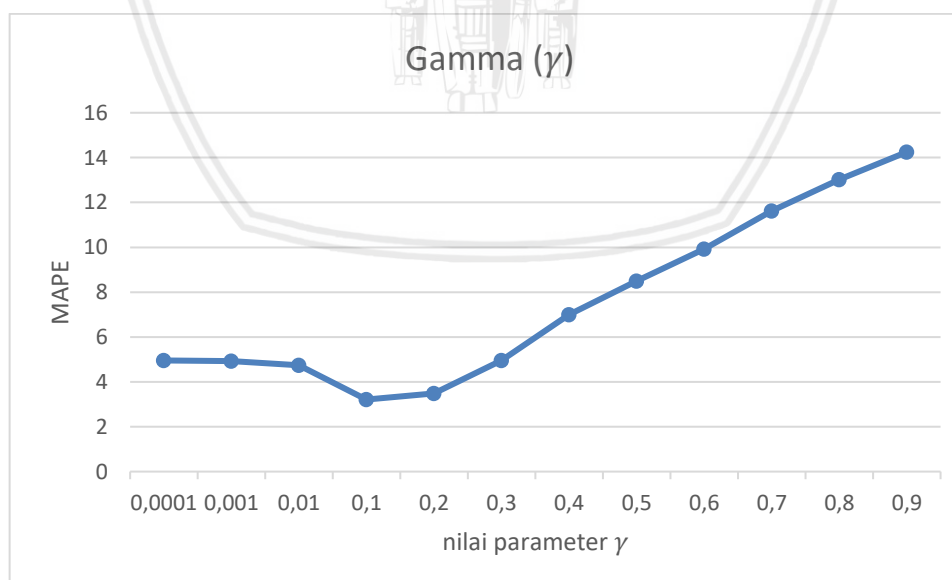
Gambar 6.9 Grafik nilai MAPE TES berdasarkan bulan

Selanjutnya melakukan pengujian nilai parameter γ . Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh parameter γ dengan parameter α dan β bernilai tetap. Parameter γ yang diuji yaitu bernilai antara 0 dan 1; 0,01; 0,001 dan 0,0001. Hasil yang diperoleh dapat dilihat pada tabel 6.12 berikut.

Tabel 6.12 Pengujian Nilai Parameter γ pada TES Berdasarkan Bulan

γ	0,0001	0,001	0,01	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
MAPE	4,953	4,933	4,738	3,213	3,489	4,951	7,002	8,497	9,920	11,616	13,015	14,250

Grafik pengaruh nilai parameter γ ditunjukkan pada Gambar 6.10 berikut.



Gambar 6.10 Pengujian Nilai Parameter γ pada TES Berdasarkan Bulan

Pada tabel 6.12 dan gambar 6.10 dapat dilihat nilai MAPE dari γ 0,0001 hingga 0,01 semakin kecil. Sedangkan dimulai dari 0,1 hingga 0,9 nilai MAPE semakin besar.

6.3 Analisis

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan pada subbab 6.1 dan 6.2 maka didapatkan hasil sebagai berikut:

1. *Double Exponential Smoothing* (DES)

Pada peramalan satu periode ke depan didapatkan MAPE terkecil sebesar 7,385%, sedangkan pada peramalan satu bulan ke depan didapatkan MAPE terkecil sebesar 4,839%. Kedua pengujian memiliki MAPE dibawah 10%, sehingga memiliki kemampuan peramalan yang sangat baik.

2. *Triple Exponential Smoothing* (TES)

Pada peramalan satu periode ke depan didapatkan MAPE terkecil sebesar 7,685%, sedangkan pada peramalan satu bulan ke depan didapatkan MAPE terkecil sebesar 3,213%. Kedua pengujian memiliki MAPE dibawah 10%, sehingga memiliki kemampuan peramalan yang sangat baik.

Dengan pengujian peramalan periode depan, didapatkan hasil bahwa metode DES mendapatkan MAPE yang lebih kecil daripada TES. Hal ini disebabkan karena jika peramalan periode langsung digunakan untuk satu tahun dan masing-masing bulan menggunakan pengali (m) yang selalu meningkat sehingga sama seperti karakteristik metode DES yang digunakan untuk memprediksi dengan pola data *trend*. Dimana jumlah penumpang pada setiap tahun juga mengalami *trend* meningkat. Menyebabkan berdasarkan peramalan periode, metode DES lebih akurat dengan selisih MAPE 0,3% dengan TES.

Sedangkan dengan pengujian bulan depan, didapatkan hasil bahwa metode TES mendapatkan MAPE lebih kecil daripada DES. Hal ini disebabkan karena data penumpang kereta pada setiap bulan dalam satu tahun, terdapat pola *trend* dan juga musiman. Sehingga sama seperti karakteristik TES yang digunakan untuk memprediksi dengan pola data *trend* dan/atau musiman. Menyebabkan berdasarkan peramalan bulan, metode TES lebih akurat dengan selisih MAPE 1,626% dengan DES.

Secara keseluruhan, dari kedua metode dengan masing-masing pengujiannya, dapat dilihat bahwa yang memiliki MAPE terkecil ialah metode TES dengan pengujian satu bulan ke depan. Sehingga metode yang paling tepat untuk meramalkan jumlah penumpang kereta api di DKI Jakarta ialah metode *Triple Exponential Smoothing*.

BAB 7 PENUTUP

Bab 7 berisi kesimpulan yang didapat berdasar pada pengujian dan analisis pada bab sebelumnya serta saran untuk penelitian serupa agar pada penelitian berikutnya dapat dikembangkan dengan lebih baik.

7.1 Kesimpulan

Berikut kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan:

1. Nilai parameter α dan β paling optimal pada metode *Double Exponential Smoothing* dengan peramalan satu periode ke depan ialah $\alpha=0,1$ dan $\beta=0,1$ dengan MAPE sebesar 7,385%. Sementara itu, untuk peramalan satu bulan ke depan ialah $\alpha=0,4$ dan $\beta=0,4$ dengan MAPE sebesar 4,839%.
2. Nilai parameter α , β dan γ paling optimal pada metode *Triple Exponential Smoothing* dengan peramalan satu periode ke depan ialah $\alpha=0,1$, $\beta=0,1$ dan $\gamma=0,1$ dengan MAPE sebesar 7,685%. Sementara itu, untuk peramalan satu bulan ke depan ialah $\alpha=0,4$, $\beta=0,4$ dan $\gamma=0,1$ dengan MAPE sebesar 3,213%.
3. Hasil peramalan terbaik menggunakan *Triple Exponential Smoothing* dengan peramalan satu bulan ke depan. Namun, unruk kasus peramalan satu periode ke depan, *Double Exponential Smoothing* menghasilkan nilai yang lebih baik.

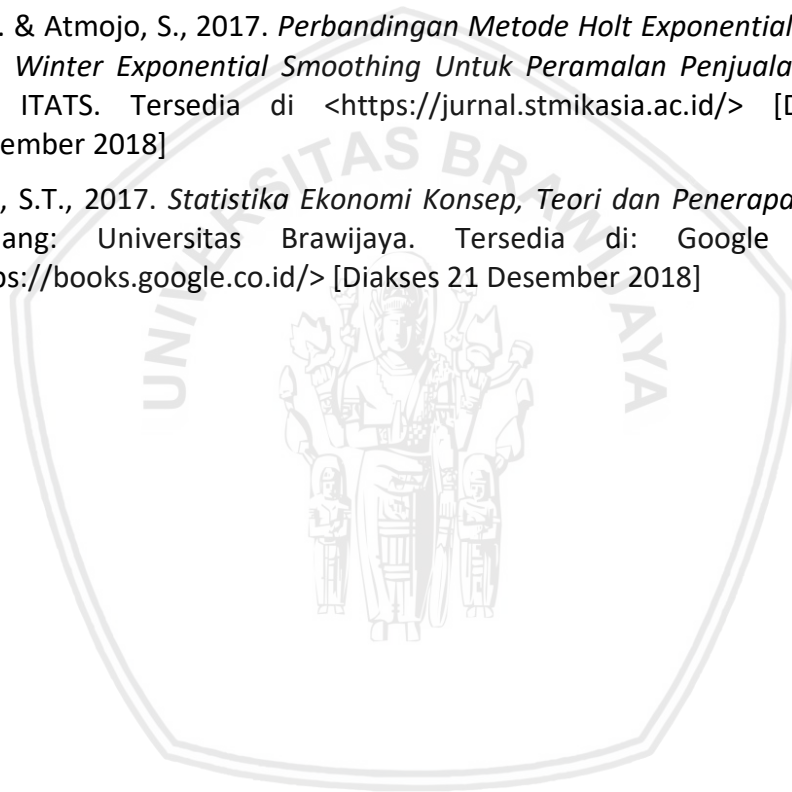
7.2 Saran

Dalam penelitian ini nilai parameter dicari secara manual dengan mencoba kombinasi dari masing-masing parameter. Penelitian berikutnya dapat mengembangkan sistem dengan melakukan optimasi perhitungan dengan menambahkan metode lain untuk dikombinasikan dengan *Exponential Smoothing*.

DAFTAR REFERENSI

- Badan Pusat Statistik, 2018. *Jakarta Dalam Angka Jakarta in Figures 2018*. [pdf] Badan Pusat Statistik. Tersedia di : <<https://jakarta.bps.go.id/>> [Diakses 7 Desember 2018]
- Chang, P.C., Wang, Y.W. & Liu, C.H., 2007. *The development of a weighted evolving fuzzy neural network for PCB sales forecasting*. [pdf] Taoyuan: Universitas Yuan-Ze. Tersedia di : <<https://www.sciencedirect.com/>> [Diakses 30 Desember 2018]
- Chase, C.W., 2009. *Demand-Driven Forecasting: A Structured Approach to Forecasting*. [e-book] Hoboken: John Wiley & Sons, Inc. Tersedia di: Google Books <<https://books.google.co.id/>> [Diakses 20 Desember 2018]
- Dhamodharavadhani, S. & Rathipriya, R., 2019. *Region-Wise Rainfall Prediction Using MapReduce-Base Exponential Smoothing Techniques*. [e-book] Singapura: Springer. Tersedia di: Google Books <<https://books.google.co.id/>> [Diakses 8 Maret 2019]
- Ervina, M.E., Silvi, R. & Wisisono, I.R.N., 2017. *Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Indonesia dengan Resilient Back-Propagation (RPROP) Neural Network*. S2. Universitas Padjajaran. Tersedia di <<https://media.neliti.com/>> [Diakses 28 Februari 2019]
- Fahlevi, A., Bachtiar, F.A. & Setiawan, B.D., 2018. *Perbandingan Holt's dan Winter's Exponential Smoothing untuk Peramalan Indeks Harga Konsumen Kelompok Transportasi, Komunikasi dan Jasa Keuangan*. S1. Universitas Brawijaya. Tersedia di <j-ptiik.ub.ac.id/> [Diakses 11 Desember 2018]
- Herjanto, E., 2007. *Manajemen Operasi (Edisi Ketiga)*. [e-book] Jakarta: Grasindo. Tersedia di: Google Books <<https://books.google.co.id/>> [Diakses 21 Desember 2018]
- Li, X., 2013. *Comparison and Analysis between Holt Exponential Smoothing and Brown Exponential Smoothing Used for Freight Turnover Forecasts*. [pdf] Wuhan: Universitas Teknologi Wuhan. Tersedia di : <<https://www.computer.org/>> [Diakses 6 Februari 2019]
- Patel, B.M., 2010. *Project Management*. 2th ed. [e-book] New Delhi: Vikas. Tersedia di: Google Books <<https://books.google.co.id/>> [Diakses 24 Desember 2018]
- Prihatmono, M.W. & Utami, E., 2017. *Analysis of Moving Average and Holt-Winters Optimization by Using Golden Section for Ritase Forecasting*. S2. Universitas AMIKOM. Tersedia di <<http://www.jatit.org/>> [Diakses 11 Desember 2018]
- Putri, I.D., 2016. Cita-cita Moda Transportasi Kereta Api Indonesia. *Semarak Kebangkitan Perkeretaapian Indonesia*, [online] Tersedia di: <<https://books.google.co.id/>> [Diakses 23 Januari 2019]

- Rida, I.T., 2016. Menelisik Sarana dan Prasarana Perkeretaapian Indonesia. *Semarak Kebangkitan Perkeretaapian Indonesia*, [online] Tersedia di: < <https://books.google.co.id/>> [Diakses 23 Januari 2019]
- 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, and gamma parameters*. [online] Tersedia di: < <https://ieeexplore.ieee.org/>> [Diakses 13 Desember 2018]
- Sungkawa, I. & Megasari, R.T., 2011. *Penerapan Ukuran Ketepatan Nilai Ramalan Data Deret Waktu Dalam Seleksi Model Peramalan Volume Penjualan PT Satriamandiri Citramulia*. [pdf] Jakarta: Universitas Binus. Tersedia di : <<https://media.neliti.com/>> [Diakses 30 Desember 2018]
- Utami, R. & Atmojo, S., 2017. *Perbandingan Metode Holt Exponential Smoothing dan Winter Exponential Smoothing Untuk Peramalan Penjualan Souvenir*. S1. ITATS. Tersedia di <<https://jurnal.stmikasia.ac.id/>> [Diakses 11 Desember 2018]
- Wahyudi, S.T., 2017. *Statistika Ekonomi Konsep, Teori dan Penerapan*. [e-book] Malang: Universitas Brawijaya. Tersedia di: Google Books < <https://books.google.co.id/>> [Diakses 21 Desember 2018]



LAMPIRAN DATA PENUMPANG KEBERANGKATAN KERETA API DI DKI JAKARTA

Lampiran 1 Data Latih Tahun 2005-2010

Bulan/Tahun	2005	2006	2007	2008	2009	2010
Januari	9373926	10477300	10401277	11597275	12775560	12620908
Februari	8384042	9356021	8612479	11516101	11867695	11519900
Maret	9767614	10434227	10548523	12614100	13410801	12826493
April	9586592	9932184	11792598	12472277	12936250	12568114
Mei	9936543	10459618	12245745	12777472	13716936	12943111
Juni	9563843	10107667	11976746	12961828	13735874	12873691
Juli	9950078	10565934	12642335	13463276	13635175	16812418
Agustus	9721861	10206300	12306241	13405336	13469068	12606503
September	9884049	10433840	12142347	12546941	12562401	11991780
Oktober	10566626	10500978	11767975	12545865	13181064	12825930
November	9089034	10329375	11564293	12528475	12726264	12290541
Desember	10410327	10434826	11670948	13075136	13049701	12924733

Lampiran 2 Data Latih Tahun 2011-2016

Bulan/Tahun	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Januari	12515112	11850178	12023352	17233064	21099891	22237741
Februari	11155416	11836868	12118130	16535476	19336926	21229114
Maret	12864509	13370967	13320168	19267928	23238144	23205911
April	12214841	13272347	13600558	18710164	22843488	23149362
Mei	12909399	13971617	14339616	19323101	24120919	24400720
Juni	12206721	14226235	14227856	19963831	24021685	23820723
Juli	13986679	14601692	17248951	18439658	23257995	21574157
Agustus	11739696	13505503	16283951	19748427	24198511	23922705
September	11909761	13585644	17043418	20030125	23753282	23570428
Oktober	12218188	13711201	17243490	21032150	24786275	24533130
November	11892589	12747849	17318221	20538318	24039860	24104243
Desember	12013530	12668910	17792094	22045847	25036864	24840533

Lampiran 3 Data Uji Tahun 2017

Bulan	Jumlah Penumpang
Januari	26281605
Februari	23355906
Maret	27563000
April	26721954
Mei	28761266
Juni	26074485
Juli	28555171
Agustus	29057916
September	27547443
Oktober	30150883
Novermber	29591418
Desember	30750873