

Optimasi Parameter Holt DES Menggunakan Modified Golden Section untuk Peramalan Mahasiswa Baru

Iin Kurniawati ¹, Rusdah ²

¹Master of Computer Science, Information Technology, Budi Luhur University, Jl. Ciledug Raya, 12260, Jakarta, Indonesia

²Information Technology, Budi Luhur University, Jl. Ciledug Raya, 12260, Jakarta, Indonesia

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Received 2025-07-15

Revised 2025-09-11

Accepted 2025-09-17

Corresponding Author:

Iin Kurniawati

Email: suttichai@mail.com



This is an open access article under the [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.

Abstract – This study addresses enrollment planning at Universitas Buana Perjuangan Karawang in response to the increasing number of new student applicants. Previous research has shown that the Holt Double exponential Smoothing (DES) method is effective in forecasting new student admissions. However, its main limitation lies in parameter tuning, where α and β are determined by trial-and-error, resulting in long computation times. The aim of this research is to minimize the time required for parameter search while maintaining forecast accuracy. The dataset consists of new student enrollment data from 2015 to 2023, organized by admission waves. Optimization of α and β was performed using the Modified Golden Section (MGS), and model performance was evaluated using Mean Squared Error (MSE) and Root Mean Squared Error (RMSE). The experimental results show that grid search achieved a minimum MSE of 0.05718 at $\alpha=0.1$ and $\beta=0.3$, while MGS converged to $\alpha \approx 0.10001$ and $\beta \approx 0.50001$ with $MSE=0.05876$ and $RMSE=0.19137$. This slight difference indicates that accuracy remains equivalent. The main advantage of MGS is efficiency: convergence was reached in only 19 iterations, compared to 81 combinations required by grid search. Therefore, the contribution of this study is to provide an optimization approach that accelerates the parameter tuning of Holt DES without reducing accuracy, enabling the university to carry out academic planning more quickly and effectively.

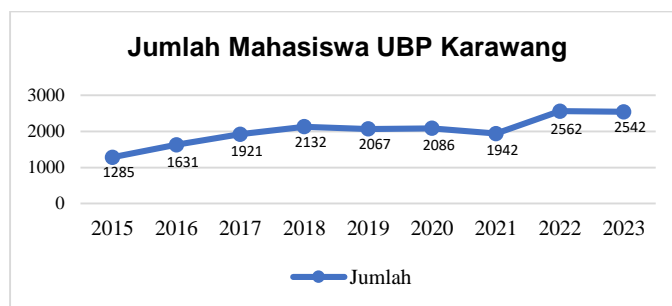
Keywords: Double Exponential Smoothing (Holt) Method; Forecasting; Golden Section Technique

Abstrak – Penelitian ini membahas perencanaan Universitas Buana Perjuangan Karawang dalam menghadapi peningkatan jumlah pendaftar mahasiswa baru. Berdasarkan penelitian terdahulu, metode Holt Double exponential Smoothing (DES) efektif dalam meramalkan jumlah mahasiswa baru. Namun, metode ini memiliki kelemahan utama pada penentuan parameter α dan β yang masih mengandalkan trial-and-error, sehingga memerlukan waktu komputasi lama. Penelitian ini bertujuan meminimalkan waktu pencarian parameter α - β dengan tetap menjaga akurasi peramalan. Data yang digunakan berupa jumlah mahasiswa baru tahun 2015–2023 yang dibagi per gelombang penerimaan. Proses optimasi dilakukan dengan teknik Modified Golden Section (MGS), sedangkan kinerja model dievaluasi menggunakan Mean Squared Error (MSE) dan Root Mean Squared Error (RMSE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa grid search menemukan MSE minimum sebesar 0,05718 pada kombinasi $\alpha=0,1$ dan $\beta=0,3$, sedangkan MGS konvergen ke $\alpha \approx 0,10001$ dan $\beta \approx 0,50001$ dengan $MSE=0,05876$ dan $RMSE=0,19137$. Perbedaan ini sangat kecil sehingga akurasi hasil tetap setara. Keunggulan utama MGS terletak pada efisiensi pencarian parameter, di mana proses konvergen dicapai hanya dalam 19 iterasi, dibandingkan grid search yang membutuhkan 81 kombinasi. Dengan demikian, kontribusi penelitian ini adalah memberikan pendekatan optimasi yang mempercepat penentuan parameter Holt DES tanpa menurunkan akurasi, sehingga universitas dapat melakukan perencanaan akademik dengan lebih cepat dan efisien.

Kata Kunci: Double Exponential Smoothing Holt, Peramalan, Teknik Modified Golden Section

I. PENDAHULUAN

Universitas Perjuangan Buana Karawang (UBPK) merupakan satu-satunya perguruan tinggi swasta di Kabupaten Karawang setelah Universitas Singaperbangsa Karawang berubah status menjadi perguruan tinggi negeri pada tahun 2014. Universitas ini didirikan untuk memenuhi kebutuhan pendidikan tinggi di wilayah tersebut, karena wilayah Karawang dan sekitarnya memiliki potensi sumber daya manusia yang kompeten yang sangat besar. Sejak berdiri, UBPK telah mendapatkan sambutan hangat dari masyarakat yang berminat melanjutkan pendidikan tinggi di sana. Ini disebabkan oleh berbagai faktor, termasuk banyaknya program studi yang tersedia, biaya kuliah yang terjangkau, serta jadwal yang fleksibel. Pendaftarannya terus berkembang pesat, seperti yang dapat dilihat dari jumlah mahasiswa baru yang mendaftar dalam enam tahun terakhir sejak universitas ini didirikan.



Gambar 1. Jumlah Mahasiswa Baru UBP Karawang

Di akhir masa penerimaan mahasiswa baru, kepemimpinan Universitas Buana Perjuangan Karawang dan Yayasan Buana Pangkal Perjuangan (YBBPK) mengadakan pertemuan untuk merencanakan aspek akademik. Rencana ini diperlukan untuk membuat anggaran tahun ajaran baru yang mencakup semua kebutuhan untuk kelas, termasuk penyiapan ruang kelas, persediaan peralatan laboratorium, menentukan jumlah dosen yang diperlukan, serta perbaikan fasilitas kampus, dan sebagainya. Tantangan utama dalam perencanaan ini adalah ketidakpastian jumlah mahasiswa baru yang akan mendaftar, sehingga sulit untuk membuat perencanaan yang tepat. Selain itu, batas waktu yang sempit antara perencanaan akademik dan awalnya tahun ajaran semakin mempersulit proses rapat. Beberapa dampak yang terjadi diantaranya yaitu, ajuan anggaran yang membengkak terkait sarana prasarana dan peralatan laboratorium. Kemudian penerimaan dosen dan tenaga pendidik baru yang terlampaui singkat membuat unit kepegawaian menjadi kewalahan. Selain itu beberapa kegiatan terkait penerimaan mahasiswa baru membuat panitia kegiatan harus bekerja dan berfikir extra untuk menyelesaikan kegiatan tersebut. Oleh karena itu, perlu dilakukan prediksi tentang jumlah mahasiswa baru sebagai dasar perencanaan akademik, sekaligus memberikan kerangka waktu yang lebih optimal untuk proses perencanaan akademik.

Beberapa penelitian yang meramalkan jumlah mahasiswa baru pada tahun 2020 diantaranya, penelitian dilakukan oleh Windari menggunakan analisis *regresi nonlinear* [1]. Dengan tahun yang sama penelitian juga dilakukan dengan metode berbeda yaitu algoritma *double exponential Smoothing* oleh Silitonga [2]. Kemudian, penelitian oleh Manalu yang menerapkan algoritma *single exponential Smoothing* [3]. Tahun 2021, menggunakan algoritma *backpropagation* dilakukan oleh satria dan rahmah [4]. Selain itu, dengan menggunakan algoritma regresi linier sederhana oleh Almumtazah [5]. Pada 2022, Audrey menggunakan algoritma *fuzzy sugeno* [6]. Selanjutnya, pada 2023, Suhendra menerapkan metode ARIMA untuk memprediksi jumlah mahasiswa baru [7]. Terakhir, pada tahun 2024 penelitian sebelumnya menerapkan algoritma *linear regression* dan *exponential Smoothing* yang dilakukan oleh Umar dkk [8]. Kemudian, dengan algoritma yang sama juga dilakukan oleh Iqbal Fauzy dkk serta Glorya pada fakultas teknik UKI Toraja [9], [10].

Selanjutnya, [11] telah melakukan perbandingan antara algoritma exponential smoothing, termasuk single exponential smoothing, *double exponential Smoothing* (metode *brown linear*), dan *double exponential Smoothing* (holt), untuk meramalkan jumlah mahasiswa baru. Hasil analisis dan pembahasan menunjukkan bahwa algoritma terbaik untuk meramalkan jumlah mahasiswa baru adalah metode *double exponential Smoothing* (holt) dengan parameter $\alpha = 0.9$ dan $\beta = 0.9$, karena menghasilkan tingkat kesalahan terkecil. Dengan nilai MAD sebesar 128.6106877, MSE sebesar 27457.95697, dan MAPE sebesar 6.68873708 (6.68%). Pada algoritma *double exponential Smoothing* holt memerlukan beberapa parameter untuk membuat model. Salah satu kriteria model yang baik adalah model tersebut mempunyai nilai *mean absolute persentase error minimal* (MAPE). Parameter tersebut diperoleh dengan melakukan trial and error. Kelemahan Metode ini adalah pada proses trial and error memerlukan waktu yang lama (perhitungan berulang kali) untuk mendapatkan parameter yang menghasilkan nilai MAPE terkecil. Oleh karena itu, diperlukan pengoptimalan penggunaan parameter pemulusan guna mencapai nilai MAPE yang terbaik.

Penelitian sebelumnya telah mengoptimalkan nilai *alpha* pada metode *brown's exponential Smoothing* oleh Sudiatmika pada tahun 2022 membandingkan algoritma genetika biasa dan algoritma *multiple genetika* dalam pergerakan harga saham [12]. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan beberapa algoritma genetika memberikan nilai *alpha* sebesar 0,74 dengan persentase Mape sebesar 1,3224%, lebih baik dibandingkan algoritma genetika biasa. Selanjutnya oleh Andriani pada tahun 2022 melakukan optimasi 2 nilai parameter (*alpha* dan *beta*) dan 3 nilai parameter (*alpha*, *beta*, dan *gamma*) menggunakan algoritma *double exponential Smoothing holt* dan *triple exponential Smoothing holt-winter* mengenai peramalan nilai ekspor Provinsi Kalimantan Timur. Melalui optimasi menggunakan metode golden section, hasilnya menunjukkan nilai MAPE kurang dari 10% dengan metode terbaik untuk peramalan adalah metode TES holt-winter aditif [13].

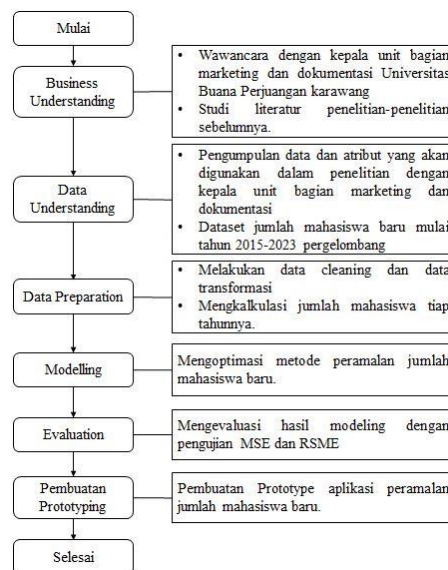
Berdasarkan penelitian-penelitian terdahulu menunjukkan bahwa metode *double exponential Smoothing* (Holt) mampu memberikan akurasi tinggi dalam meramalkan jumlah mahasiswa baru. Namun, kelemahan

utamanya terletak pada proses penentuan parameter α dan β yang masih mengandalkan trial and error, sehingga membutuhkan waktu komputasi yang cukup lama. Sehingga, pada penelitian ini menerapkan pendekatan baru berupa optimasi parameter α dan β menggunakan teknik modified golden section. Teknik ini berfokus pada percepatan proses pencarian parameter, sehingga penentuan nilai pemulusan dapat dilakukan dengan lebih efisien tanpa mengurangi tingkat akurasi.

Dengan demikian, kontribusi utama penelitian ini adalah menerapkan metode optimasi yang mampu mempercepat penentuan parameter *double exponential Smoothing* (Holt) dengan akurasi setara. Pendekatan ini diharapkan dapat menjadi alternatif yang lebih praktis dalam peramalan jumlah mahasiswa baru, sehingga tidak diperlukan lagi perhitungan trial and error berulang dalam peramalan jumlah mahasiswa baru serta pihak universitas dapat melakukan perencanaan akademik secara lebih cepat dan tepat waktu.

II. METODE

Metode penelitian ini menggunakan model CRISP-DM [14], alur penelitiannya akan dijelaskan pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur penelitian

Terdapat 6 tahap yang harus dilakukan dalam metode CRISP-DM, penjelasannya akan dibahas sebagai berikut;

A. Business Understanding

Pada tahap ini, dilakukan kegiatan wawancara kepada kepala unit bagian marketing dan dokumentasi di Universitas Buana Perjuangan Karawang serta melakukan pengamatan secara langsung kepada calon mahasiswa baru untuk mengetahui jumlah mahasiswa baru dan proses penerimaan mahasiswa baru yang dimulai dari calon mahasiswa melakukan proses pendaftaran sampai calon mahasiswa baru dinyatakan sebagai mahasiswa di Universitas Buana Perjuangan Karawang. Berikut adalah tahapannya

1. Melakukan Pendaftaran ke bagian PENMABAR Universitas Buana Perjuangan Karawang.
2. Membayar uang pendaftaran.
3. Memilih program studi.
4. Melakukan ujian masuk sesuai dengan waktu yang tertera dikartu ujian.
5. Menerima hasil ujian masuk.
6. Melakukan pembayaran registrasi ulang/ pembayaran kuliah.
7. Melakukan upload berkas.
8. Mengikuti kegiatan Pra perkuliahan dan mengisi KRS.

Tujuan dari kegiatan diatas adalah untuk mengidentifikasi masalah terkait jumlah mahasiswa baru, apakah ada masalah pada setiap proses misalnya ujian masuk/pembayaran kuliah sebelum jatuh tempo yang dilakukan calon mahasiswa baru sampai dinyatakan menjadi mahasiswa. Selanjutnya, dilakukan studi pustaka untuk mencari referensi terkait metode dan solusi dari penelitian terdahulu untuk peramalan jumlah mahasiswa baru. Hasil dari tahap diharapkan dapat menambah referensi yang bisa digunakan untuk peramalan jumlah mahasiswa baru, yang nantinya akan menjadi acuan untuk laporan kepada pimpinan dan yayasan terkait perencanaan akademik di Universitas Buana Perjuangan Karawang.

B. Data Understanding

Dengan mempertimbangkan permasalahan dan tujuan bisnis sebelumnya, tahap selanjutnya diperlukan data sebagai dasar untuk melakukan peramalan jumlah mahasiswa baru. Metode pemilihan sampel yang digunakan adalah pemilihan sampel purposive (purposive sampling) data yang diambil melibatkan informasi data mahasiswa baru dari tahun pendaftaran 2015 hingga 2023 dengan memperhatikan gelombang pendaftaran masing-masing yang diperoleh dari unit bagian marketing dan dokumentasi Universitas Buana Perjuangan Karawang. Atribut yang digunakan pada penelitian ini adalah Nama Prodi, gelombang, Daftar, Ujian dan Registrasi.

C. Data Preparation

Setelah berhasil mengumpulkan data dari hasil observasi di unit bagian marketing dan dokumentasi Universitas Buana Perjuangan Karawang, langkah berikutnya adalah menyiapkan data untuk tahap pemodelan. Tahap persiapan data ini akan melibatkan eksplorasi lebih lanjut. Langkah pertama yang dilakukan adalah membersihkan data dari nilai yang hilang, duplikat, gangguan, dan data yang ekstrem. Kemudian, dilanjutkan dengan mengubah jenis data menjadi kategori untuk mempermudah pemahaman dan meningkatkan efisiensi dalam analisis data. Setelah itu, dilakukan normalisasi data untuk menyesuaikan skala atribut agar seragam. Langkah terakhir adalah memilih atribut-atribut yang relevan dalam proses seleksi fitur, sehingga dataset dapat digunakan secara optimal dalam pemodelan peramalan

D. Modelling

Setelah persiapan dataset selesai, langkah berikutnya adalah memasuki tahap pemodelan. Pada penelitian ini dilakukan eksplorasi teknik modified golden section pada algoritma *double exponential Smoothing holt* untuk memastikan algoritma tersebut memiliki kinerja/performanya yang baik. *Double exponential Smoothing (holt)* dilakukan ketika terdapat elemen tren dalam data historis. Mengetahui data historis, perhitungan dilakukan dengan membandingkan kesalahan minimum metode. ini persamaannya (1) sampai (4)

$$L_t = \alpha X_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (1)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2)$$

$$T_1 = (X_2 - X_1) \quad (3)$$

Pada persamaan 2.3, nilai smoothing semua t membutuhkan permintaan data yang semua t, nilainya pemulusan periode sebelumnya dan nilai tren sebelumnya. Mengingat nilai smoothing semua t, maka didapat nilai trend t itu semua persamaan 2.4. Tingkat peramalan dan perkiraan tren yang telah diperoleh, selanjutnya dapat diketahui periode peramalan permintaan riil di masa yang akan datang dengan persamaan sebagai berikut (Rachmat & Suhartono):

$$Y_{t+p} = L_t + pT_t \quad (4)$$

Keterangan:

- L_t : Estimasi level (nilai penghalusan yang baru)
- X_t : Permintaan pada periode t
- T_t : Estimasi tren untuk periode t
- Y_{t+p} : Hasil peramalan untuk periode p
- P : Jumlah periode untuk peramalan
- α : Konstanta pemulusan ($0 < \alpha < 1$)
- β : Bobot faktor untuk tren pemulusan ($0 < \beta < 1$)

Penentuan konstanta α dan β dengan mengambil nilai dari 0 hingga 1. Kita dapat melakukan segala cara untuk mendapatkan nilai kesalahan terendah. Nilai error yang lebih rendah akan menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Selanjutnya, dilakukan optimasi nilai *alpha* dan *beta* dengan teknik golden section termodifikasi [15]. Selanjutnya nilai α dan β tersebut baru. Tujuan dari langkah ini adalah untuk mengevaluasi sejauh mana efektivitas optimasi yang dilakukan, apakah terdapat peningkatan performa model peramalan atau tidak.

E. Evaluation

Evaluasi model dari tahap sebelumnya dilaksanakan dengan mengaplikasikan teknik pengujian peramalan, seperti *Mean Squared Error* (MSE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE). Hasil uji dengan nilai terendah dianggap sebagai peramalan optimal, dengan mempertimbangkan kesesuaian kondisi data.

F. Pembuatan *Prototyping*

Dalam fase ini, dilakukan pengembangan prototipe aplikasi untuk meramalkan jumlah mahasiswa baru.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. *Data Understanding*

Data yang didapatkan dari unit bagian Marketing Universitas Buana Perjuangan Karawang adalah data jumlah mahasiswa baru dari tahun 2015-2023. Atribut yang didapat sebanyak 6 Atribut dengan jumlah total 18.168 data dengan rincian yang ditunjukkan pada grafik di Tabel 1.

TABEL 1
 KETERANGAN ATRIBUT

Atribut	Tipe	Keterangan
Tahun	Numerik	Keterangan waktu penerimaan mahasiswa baru
Nama Prodi	Categorical	Prodi apa saja yang ada di Universitas Buana Perjuangan Karawang
Gelombang	Categorical	Rentang waktu/ sesi pendaftaran mahasiswa baru
Daftar	Numerik	Jumlah calon mahasiswa yang telah mendaftar
Ujian	Numerik	Jumlah Calon mahasiswa yang telah melakukan ujian PMB
Registrasi	Numerik	Jumlah Mahasiswa baru yang telah melakukan pembayaran kuliah dan mendapatkan NIM

B. *Data Preparation*

Setelah berhasil mengumpulkan data dari hasil observasi di unit bagian marketing dan dokumentasi Universitas Buana Perjuangan Karawang, langkah berikutnya adalah menyiapkan data untuk tahap pemodelan. Berdasarkan seluruh data, pemilihan atribut Tahun, Gelombang, dan Jumlah didasarkan pada identifikasi tren jangka panjang dan musiman (Tahun), pola dan variasi penerimaan per periode (Gelombang), serta penentuan target peramalan dan perencanaan kapasitas (Jumlah). Atribut-atribut ini memungkinkan analisis dan peramalan akurat untuk pengambilan keputusan strategis di lingkungan akademik. Atribut lain tidak digunakan karena fokus peramalan adalah jumlah total mahasiswa baru yang diterima, sementara atribut lain lebih relevan untuk analisis konversi atau dapat memperumit model tanpa manfaat signifikan, sehingga tabel-tabel tersebut digabungkan menjadi satu tabel yang digunakan untuk memudahkan proses pengujian dan pemodelan yang melibatkan teknik data mining. Berikut adalah tabel hasil dari seleksi data dari tabel jumlah mahasiswa baru dari tahun 2015-2023 yang akan di jelaskan pada Tabel 2.

TABEL 2
 HASIL SELEKSI DATA

Tahun	Gelombang	Jumlah	Tahun	Gelombang	Jumlah	Tahun	Gelombang	Jumlah
2015	1	125	2019	4	304	2022	4	446
	2	156		5	631		5	206
	3	150		6	287		6	153
	4	236		7	46		7	86
	5	350		1	218		8	412
	6	98		2	205		9	4
2016	1	203		3	192		10	13
	2	203	4	336	1		200	
	3	178	5	693	2		184	
	4	308	6	319	3		282	
	5	531	7	80	4	555		
	6	50	1	604	5	500		
2017	1	280	2020	2	274	2023	6	365
	2	253		3	216		7	547
	3	255		4	67		1	194
	4	381		5	67		2	184
	5	625		6	391		3	654
	6	101		7	381		4	665
2018	1	320		2021	1		238	5
	2	256	2		159		6	187
	3	272	3		222		7	120

Pada tahun 2021–2023 terdapat hingga 10 gelombang penerimaan mahasiswa baru. Namun, hasil diskusi dengan kepala unit bagian marketing menunjukkan bahwa gelombang 9 berisi mahasiswa konversi dan gelombang

10 merupakan mahasiswa Rekognisi Pembelajaran Lampau (RPL), sehingga keduanya tidak termasuk kategori mahasiswa baru reguler.

Untuk menjaga konsistensi tahunan dan mengurangi fluktuasi jumlah mahasiswa antar-gelombang, penelitian ini mengintegrasikan data menjadi 6 gelombang per tahun. Demikian hal itu, tahap selanjutnya adalah integrasi data. Integrasi data dilakukan untuk mengatasin perbedaan fluktuasi jumlah mahasiswa baru pergelombang. Proses integrasi dilakukan dengan cara menjumlahkan data pada gelombang 7 hingga 10, kemudian memasukkannya sebagai gelombang ke-6. Dengan demikian, struktur data menjadi seragam dan hanya mencerminkan mahasiswa baru reguler. Berikut hasil dari integrasi data ditunjukkan pada Tabel 3.

TABEL 3
 HASIL INTERGRASI DATA

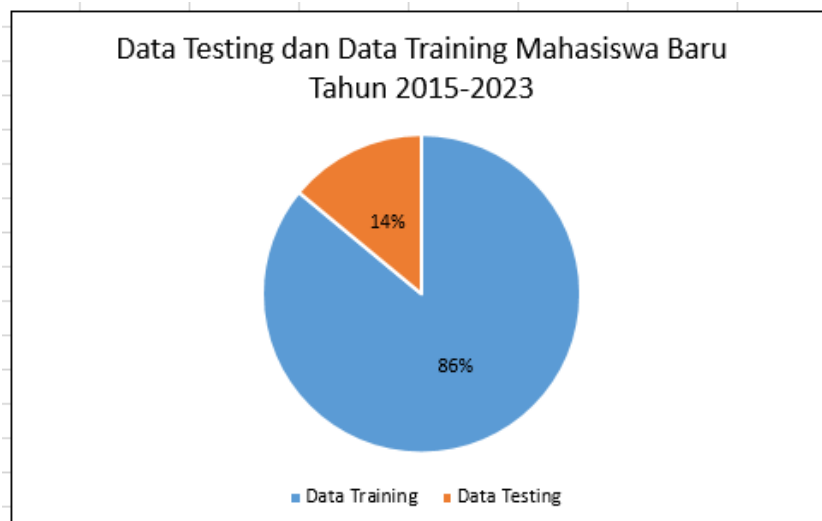
Tahun	Gelombang	Jumlah	Tahun	Gelombang	Jumlah	Tahun	Gelombang	Jumlah
2015	1	125	2018	1	320	2021	1	238
	2	156		2	256		2	159
	3	150		3	272		3	222
	4	236		4	304		4	446
	5	350		5	631		5	206
	6	98		6	333		6	651
2018	1	203	2019	1	218	2022	1	200
	2	203		2	205		2	184
	3	178		3	192		3	282
	4	308		4	336		4	555
	5	531		5	693		5	500
	6	50		6	399		6	912
2017	1	280	2020	1	604	2023	1	194
	2	253		2	274		2	184
	3	255		3	216		3	654
	4	381		4	67		4	665
	5	625		5	67		5	550
	6	101		6	77 2		6	307

Berdasarkan Tabel 3 menunjukkan adanya perubahan dataset yang dimulai dari tahun 2018 hingga 2023. Hal tersebut dilakukan dengan menambahkan hasil data gelombang 7,8,9 ke gelombang terakhir setiap tahunnya. Sehingga, jumlah gelombang tiap tahunnya mencapai 6 gelombang. Kemudian, untuk menyederhanakan tabel dan mempermudah analisis data maka dibentuklah atribut baru "periode" dengan menggabungkan nilai dari dua atribut awal, yaitu "Tahun" dan "Gelombang". atribut "Tahun" menunjukkan tahun pendaftaran mahasiswa baru, sementara "Gelombang" menunjukkan gelombang pendaftaran dalam satu tahun. Jumlah mahasiswa baru ditunjukkan dalam atribut "Jumlah". Untuk membentuk atribut baru "Periode", nilai tahun dan gelombang digabungkan menjadi satu, dengan format dua digit terakhir dari tahun diikuti oleh dua digit gelombang. Sebagai contoh, tahun 2015 dan gelombang 1 digabungkan menjadi "1501", tahun 2016 dan gelombang 5 menjadi "1605", dan seterusnya. Atribut baru "Periode" menggantikan dua atribut sebelumnya, sedangkan kolom "Jumlah" tetap dipertahankan. Misalnya, data awal tahun 2015 gelombang 1 dengan jumlah 125 mahasiswa baru menjadi periode "1501" dengan jumlah 125. Berikut tabel adalah hasil transformasi ditunjukkan pada Tabel 4.

TABEL 4
 HASIL TRANSFORMASI

Periode	Jumlah
1501	125
1502	156
...	...
2305	550
2306	307

Berdasarkan Tabel 4 terdapat kenaikan jumlah mahasiswa baru dari tahun 2015 hingga 2019 pada gelombang ke-5, yaitu periode 1505 berjumlah 350, 1605 berjumlah 531, 1705 berjumlah 625, 1805 berjumlah 631, dan 1905 berjumlah 693. Kemudian, pada tahun 2020, pada gelombang ke-1, yaitu periode 2001, jumlah mahasiswa baru mencapai 604, meskipun sedang mengalami pandemi COVID-19. Pada tahun 2021 hingga 2023, kenaikan jumlah mahasiswa baru terjadi pada gelombang ke-4, yaitu periode 2104 berjumlah 446, 2204 berjumlah 555, dan 2304 berjumlah 665. berikut visualisasi Grafik kenaikan jumlah mahasiswa baru pada gelombang 5, 1 dan 4 serta penggabungan kode tahun dan gelombang pada Gambar 3.



Gambar 4. Pembagian dataset

Berdasarkan Gambar 4 menunjukkan bahwa data training yaitu sebanyak 86% dan data testing sebanyak 14%. Demikian hal itu, data training lebih banyak dibandingkan data testing. Selanjutnya, data tersebut akan diterapkan pada tahap pemodelan. Adapun pemodelan dilakukan yang selanjutnya yaitu menggunakan metode *double exponential Smoothing* dengan melibatkan dua parameter utama: *alpha* (untuk level) dan *beta* (untuk Tren). Nilai *alpha* dan *beta* yang digunakan yaitu 0,1 sampai 0,9. Adapun perhitungannya dilakukan dengan trial and error dengan kombinasi *alpha* ($0 < \alpha < 1$) dan *beta* ($0 < \beta < 1$) dimulai dengan periode 1502. Perhitungan $\alpha=0,1$ dan $\beta=0,1$:

1. Perhitungan level dan trend

$$L_1 = X_2 = 0,12296984$$

$$T_1 = (X_2 - X_1) = (0,12296984 - 0,08700696) = 0,03596288$$

$$Y_{t+p} = L_t + pT_t = L_1 + (1)T_1 = 0,12296984 + (1)0,03596288 = 0,15893$$

$$L_2 = \alpha X_3 + (1 - \alpha)(L_{2-1} + T_{2-1}) = 0,1 \times 0,11600928 + (1-0,1)(0,12296984 + 0,03596288) = 0,154640$$

$$T_2 = \beta(L_2 - L_{2-1}) + (1 - \beta)T_{2-1} = 0,1(0,12296984 - 0,154640) + (1-0,1)0,03596288 = 0,035534$$

$$Y_{t+p} = L_t + pT_t$$

$$Y_{2+1} = L_2 + (1)T_2 = 0,154640 + (1)0,035534 = 0,19017$$

2. Perhitungan error F_2 :

$$|MSE| = |Average(nilai aktual - nilai prediksi)^2|$$

$$|MSE| = |(0,11600928 - 0,15893)^2| = 0,00184$$

$$|RMSE| = |Sqrt(0,00184)| = 0,04292$$

Dengan mengikuti perhitungan yang sama hingga periode 2307 dengan RMSE dan MSE. maka perhitungan error $F_3 - F_{62}$ maka hasil dari penerapan metode tersebut dengan dataset setelah normalisasi ditunjukkan pada Tabel 6.

TABEL 6
HASIL PENERAPAN DES

<i>Alpha</i>	<i>Betha</i>	MSE	RMSE
0,1	0,1	0,06308	0,21886
0,1	0,2	0,0584	0,1993
0,1	0,3	0,05718	0,19439
0,1	0,4	0,05769	0,19242
0,1	0,5	0,05876	0,19137
...
0,9	0,5	0,14337	0,27883
0,9	0,6	0,15615	0,29327
0,9	0,7	0,16998	0,30737
0,9	0,8	0,18516	0,32156
0,9	0,9	0,20214	0,33766

Berdasarkan Tabel 6, hasil grid search dari 81 kali perulangan kombinasi parameter α dan β (9×9) menunjukkan bahwa nilai MSE terkecil diperoleh pada $\alpha=0,1$ dan $\beta=0,3$ yaitu sebesar 0,05718. Sementara itu, nilai RMSE terkecil diperoleh pada $\alpha=0,1$ dan $\beta=0,5$ yaitu sebesar 0,19137. Adapun nilai MSE dan RMSE terbesar terdapat pada kombinasi $\alpha=0,9$ dan $\beta=0,9$, masing-masing sebesar 0,20214 dan 0,33766. Hasil ini menegaskan bahwa performa model sangat bergantung pada pemilihan parameter, dan pencarian menyeluruh melalui grid search membutuhkan evaluasi sebanyak 81 kombinasi.

D. Optimasi

Fungsi objektif yang digunakan dalam optimasi ini adalah Mean Squared Error (MSE) yang dihitung pada data hasil normalisasi. Pemilihan MSE sebagai fungsi objektif bertujuan untuk meminimalkan kesalahan kuadrat rata-rata, sedangkan Root Mean Squared Error (RMSE) digunakan sebagai metrik evaluasi tambahan untuk memudahkan interpretasi dalam skala data. Selanjutnya, berdasarkan rumusan dan tujuan penelitian yang telah dipaparkan sebelumnya serta nilai MSE terkecil, maka metode *double exponential Smoothing* akan diterapkan modified golden section pada untuk pencarian nilai *alpha* dan *beta* terbaik. Proses perhitungan parameter optimal tersebut dilakukan secara iteratif sehingga memenuhi syarat berhentinya iterasi yaitu $b - a \leq \epsilon$. Berikut langkah-langkahnya;

1. Menentukan batas bawah (a) dan (a_2) batas atas (b) dan (b^2) serta nilai toleransi berhentinya iterasi (ϵ), untuk metode *exponential Smoothing* batas bawah bernilai 0 dan batas atas bernilai 1.
2. Menghitung nilai *Golden Ratio* dengan r 0.382 atau $(\sqrt{5}-1)/2$.
3. Menentukan nilai awal a , b , a_2 , b_2 menggunakan rumus *Golden Section*.

$$\alpha_1 = a + r * (b - a)$$

$$\beta_1 = a_2 + r * (b_2 - a_2)$$

$$\alpha_2 = b - r * (b - a)$$

$$\beta_2 = b_2 - r * (b_2 - a_2)$$
4. Mengurangi Batas Interval Berdasarkan Kriteria *Golden Section*, jika $f_x(\alpha_1, \beta_1) < f_x(\alpha_2, \beta_2)$, maka $b = \alpha_2$, $b_2 = \beta_2$ sebaliknya, jika $f_x(\alpha_1, \beta_1) \geq f_x(\alpha_2, \beta_2)$, maka $a = \alpha_1$, $a_2 = \beta_1$
5. Mengulangi langkah 5 dan 6 sampai toleransi tercapai $|\alpha_2 - \alpha_1| \leq \epsilon$ dan $|\beta_2 - \beta_1| \leq \epsilon$
6. Setelah iterasi berhenti, maka di di peroleh nilai *alpha* dan *beta* optimal dari hasil epsilon terkecil atau angka sudah mencapai konvergen.

Demikian hal itu, nilai *alpha* dan *beta* tersebut diperoleh dari hasil penerapan iterasi golden section dengan pemilihan nilai yang konvergen. Berikut hasil iterasi golden section ditunjukkan pada Tabel 7.

TABEL 7
HASIL ITERASI GOLDEN SECTION

Iterasi	<i>Alpha1</i>	<i>Alpha2</i>	<i>Beta1</i>	<i>Beta2</i>	Epsilon
1	0,290983	0,409017	0,652786	0,747214	0,118034
2	0,218034	0,290983	0,594427	0,652786	0,072949
3	0,172949	0,218034	0,558359	0,594427	0,045085
4	0,145085	0,172949	0,536068	0,558359	0,027864
5	0,127864	0,145085	0,522291	0,536068	0,017221
6	0,117221	0,127864	0,513777	0,522291	0,010643
7	0,110643	0,117221	0,508514	0,513777	0,006578

Iterasi	Alpha1	Alpha2	Beta1	Beta2	Epsilon
8	0,106578	0,110643	0,505262	0,508514	0,004065
9	0,104065	0,106578	0,503252	0,505262	0,002513
10	0,102512	0,104065	0,502010	0,503252	0,001553
11	0,101553	0,102512	0,501242	0,502010	0,000960
12	0,100960	0,101553	0,500768	0,501242	0,000593
13	0,100593	0,100960	0,500474	0,500768	0,000367
14	0,100367	0,100593	0,500293	0,500474	0,000227
15	0,100227	0,100367	0,500181	0,500293	0,000140
16	0,100140	0,100227	0,500112	0,500181	0,000087
17	0,100087	0,100140	0,500069	0,500112	0,000053
18	0,100053	0,100087	0,500043	0,500069	0,000033
19	0,100033	0,100053	0,500026	0,500043	0,000020
20	0,100020	0,100033	0,500016	0,500026	0,000013
21	0,100013	0,100020	0,500010	0,500016	0,000008
22	0,100008	0,100013	0,500006	0,500010	0,000005
23	0,100005	0,100008	0,500004	0,500006	0,000003

Berdasarkan Tabel 7, algoritme Modified Golden Section (MGS) mencapai konvergensi pada iterasi ke-22 dengan parameter $\alpha=0,10001$ dan $\beta=0,50001$. Proses optimasi dimulai dari interval awal $[0,1]$ untuk α dan β . Adapun perhitungannya dilakukan dengan trial and error dengan kombinasi α ($0 < \alpha < 1$) dan β ($0 < \beta < 1$). Hasil ini menunjukkan bahwa MGS mampu menemukan kombinasi parameter terbaik dengan jumlah evaluasi yang jauh lebih sedikit dibanding grid search penuh (**22 iterasi vs 81 kombinasi**), sehingga menghemat sekitar 70–75% beban komputasi. Nilai α dan β konvergen tersebut kemudian digunakan dalam perhitungan Double Exponential Smoothing (Holt) untuk menghasilkan peramalan dengan akurasi setara.

Perhitungan $\alpha=0,10001$ dan $\beta=0,50001$:

$$L_1 = X_2 = 0,12296984$$

$$T_1 = (X_2 - X_1) = (0,12296984 - 0,08700696) = 0,03596288$$

$$Y_{t+p} = L_t + pT_t = L_1 + (1)T_1 = 0,12296984 + (1)0,03596288 = 0,15893$$

$$L_2 = \alpha X_3 + (1 - \alpha)(L_{2-1} + T_{2-1})$$

$$0,10001 \times 0,11600928 + (1 - 0,10001)(0,12296984 + 0,03596288) = 0,154640$$

$$T_2 = \beta(L_2 - L_{2-1}) + (1 - \beta)T_{2-1}$$

$$0,50001(0,12296984 - 0,154640) + (1 - 0,50001)0,03596288 = 0,033816$$

$$Y_{t+p} = L_t + pT_t$$

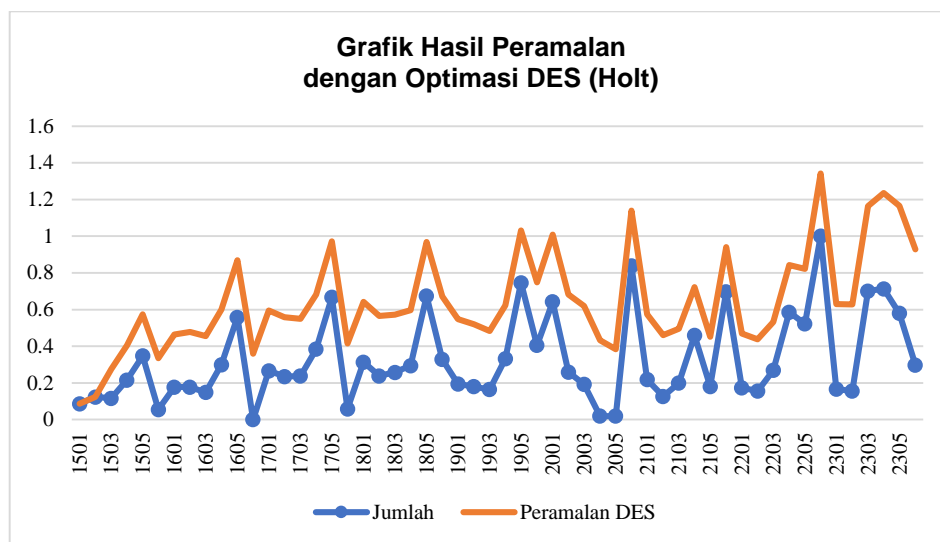
$$Y_{2+1} = L_2 + (1)T_2 = 0,154640 + (1)0,033816 = 0,18846$$

Dengan mengikuti perhitungan yang sama, maka perhitungan error $F_3 - F_{62}$ dapat dilihat pada Tabel 8.

TABEL 8
HASIL PERAMALAN DENGAN OPTIMASI DES (HOLT)

Periode	Jumlah	Peramalan	Hasil Denormalisasi	MSE	RMSE
1501	0,08700696				
1502	0,12296984				
1503	0,11600928	0,15893	187	0,00184	0,04292
1504	0,21577726	0,18846	212	0,00075	0,02732
1505	0,34802784	0,22637	245	0,01480	0,12166
	
2301	0,16705336	0,46222	448	0,08712	0,29516
2302	0,15545244	0,47182	457	0,10009	0,31636
2303	0,70069606	0,46347	450	0,05627	0,23722
2304	0,71345708	0,52236	500	0,03652	0,19110
2305	0,58004640	0,58619	555	0,00004	0,00614
2306	0,29814385	0,62998	593	0,11012	0,33184
1		0,62461	588		
		Rata-rata		0,05876	0,19137

Berdasarkan Tabel 8 menunjukkan bahwa nilai MSE dan RMSE terkecil yang diperoleh diperiode 1604. Pada periode 1604, nilai jumlah aktual adalah 0,29930394 dan nilai prediksi adalah 0,30164. Hasil perhitungan menunjukkan bahwa nilai MSE terkecil adalah 0,00001 dan RMSE adalah 0,00234. Hal tersebut menunjukkan bahwa pada periode 1604 memiliki nilai prediksi sangat mendekati nilai aktual, yang diindikasikan oleh nilai MSE dan RMSE yang sangat rendah dibandingkan dengan periode lainnya. Nilai MSE dan RMSE yang rendah menunjukkan bahwa model prediksi bekerja dengan sangat baik pada periode ini dalam meminimalkan kesalahan prediksi. Sedangkan nilai rata-rata MSE yaitu 0,05876 dan RMSE yaitu 0,19137. Berikut hasil visualisasi dari peramalan mahasiswa baru dengan optimasi *Double exponential Smoothing* (Holt) ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Grafik peramalan dengan optimasi DES (Holt)

Berdasarkan Gambar 5 menunjukkan hasil grafik peramalan dengan optimasi. Adapun hasil grafik peramalan ditunjukkan dengan warna orange. Sedangkan, untuk hasil grafik data aktual ditunjukkan dengan warna biru.

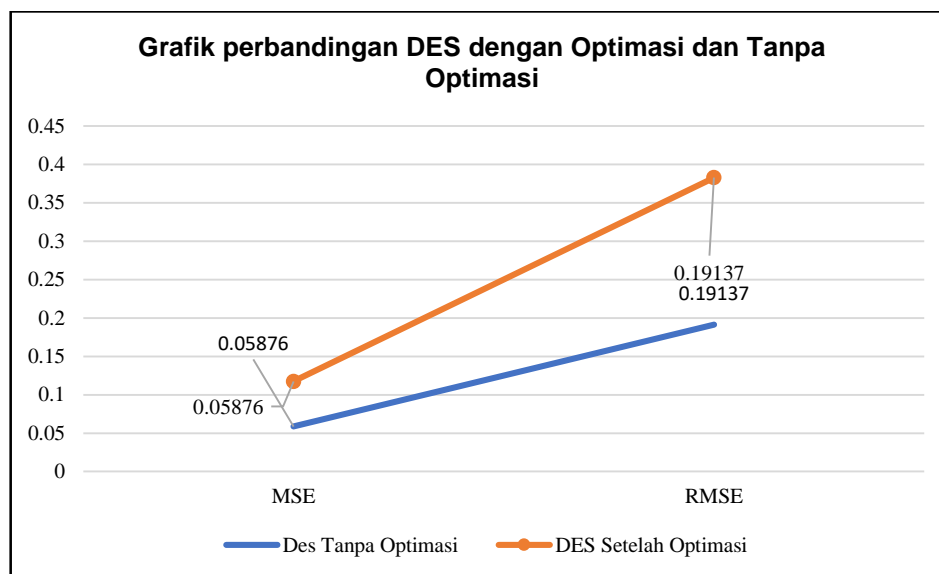
E. Evaluasi

Pada tahapan ini dilakukan perbandingan hasil pengujian terhadap error yang dihasilkan dari setiap peramalan. Hasil peramalan yang menghasilkan nilai error terkecil adalah peramalan yang terbaik untuk meramalkan jumlah mahasiswa baru yang mendaftar. Berikut hasil evaluasi dengan menggunakan metode DES dengan data normalisasi ditunjukkan pada Tabel 9.

TABEL 9
 Hasil perbandingan DES sebelum dan sesudah optimasi

No	Metode	Alpha	Betha	MSE	RMSE
1	DES Tanpa Optimasi	0,1	0,5	0,05876	0,19137
2	DES Setelah Optimasi	0,10001	0,50001	0,05876	0,19137

Berdasarkan Tabel 9 menunjukkan bahwa algoritma DES dengan optimasi golden section menghasilkan nilai MSE 0,05876l. Sedangkan, nilai RMSE 0,19137. Berdasarkan hal tersebut, DES tanpa optimasi dengan DES menggunakan optimasi menghasilkan MSE dan RMSE yang sama. Oleh karena itu, optimasi golden section tersebut tidak meningkatkan akurasi, namun dapat mengurangi estimasi waktu untuk proses trial error. Adapun hasil perbandingan MSE dan RMSE dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Hasil perbandingan RMSE

Berdasarkan Gambar 6, terlihat bahwa nilai MSE dan RMSE hasil optimasi dengan Modified Golden Section (MGS) adalah 0,05876 dan 0,19137. Mengacu pada Tabel 6, nilai RMSE terkecil dari grid search juga sebesar 0,19137, yang diperoleh pada kombinasi $\alpha=0,1$ dan $\beta=0,5$. Sementara itu, MGS konvergen pada $\alpha \approx 0,10001$ dan $\beta \approx 0,50001$ dengan RMSE yang sama, yaitu 0,19137. Hal ini menunjukkan bahwa dari sisi RMSE sebagai ukuran utama, akurasi hasil grid search dan MGS adalah setara. Perbedaannya hanya tampak pada nilai MSE, di mana grid search mencapai minimum 0,05718 pada kombinasi $\alpha=0,1$ dan $\beta=0,3$, sedangkan MGS menghasilkan MSE=0,05876.

Perbedaan ini dapat dijelaskan oleh beberapa faktor: (1) fungsi objektif dihitung pada data normalisasi, sedangkan *grid search* dilaporkan pada data uji; (2) batas toleransi ϵ memengaruhi titik berhenti iterasi sehingga nilai yang dicapai hanya mendekati, tetapi tidak identik dengan nilai grid minimum; dan (3) sensitivitas terhadap inisialisasi dapat menyebabkan hasil konvergen ke titik lokal tertentu. Studi sensitivitas menunjukkan bahwa semakin kecil nilai ϵ (misalnya $\epsilon=10^{-2}$, 10^{-3} , hingga 10^{-4}), hasil optimasi semakin mendekati nilai grid search, walaupun waktu komputasi bertambah seiring dengan semakin kecilnya ϵ . Dari sisi kompleksitas, grid search membutuhkan evaluasi 81 kombinasi (9×9), sedangkan MGS berhenti pada iterasi ke-22. Dengan demikian, MGS mampu menghemat sekitar 73% jumlah evaluasi dibandingkan metode trial-and-error penuh. Hal ini menegaskan bahwa MGS efektif dalam mempercepat proses tuning parameter Holt DES dengan akurasi RMSE yang setara, meskipun tidak selalu mencapai MSE minimum grid. Selanjutnya, DES dengan optimasi akan diterapkan pada prototype sistem.

F. Pembuatan *Prototyping*

Adapun tahap selanjutnya yaitu penerapan model DES dengan optimasi kedalam sistem. Berikut hasil dari penerapan model DES dengan optimasi ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Halaman utama

Berdasarkan Gambar 7 menunjukkan halaman utama sistem peramalan mahasiswa baru. Adapun langkah-langkah dari peramalan pada sistem dimulai dengan memilih button mulai untuk peramalan mahasiswa baru. Adapun hasil dari pilih button mulai ditunjukkan pada Gambar 8.

Peramalan jumlah mahasiswa baru UBP Karawang DES Holt

Masukkan jumlah beberapa prediksi ke depan

No	Jumlah
1	125
2	156
3	150
4	236
5	350
6	98
7	203
8	203
9	178
10	308

Gambar 8. Tampilan peramalan

Berdasarkan Gambar 8 menunjukkan tampilan setelah menekan tombol mulai. Adapun tampilan terdiri form untuk menginputkan jumlah prediksi yang diinginkan. Selain itu, tampilan dataset yang digunakan untuk proses peramalan. Berikut tampilan form untuk menginputkan jumlah prediksi dapat dilihat pada Gambar 9.

Peramalan jumlah mahasiswa baru UBP Karawang DES Holt

Masukkan jumlah beberapa prediksi ke depan

Gambar 9. Tampilan form penginputan jumlah prediksi

Berdasarkan Gambar 9 menunjukkan form penginputan jumlah prediksi. Adapun jumlah penginputannya sesuai dengan yang diinginkan. Kemudian, selanjutnya dilakukan proses perhitungan optimasi golden section dengan menekan button optimasi tersebut. Hal tersebut ditunjukkan pada Gambar 10.



Gambar 10. Button optimasi golden section

Berdasarkan Gambar 10 menunjukkan tampilan dari button optimasi golden section. Selanjutnya, hasil dari perhitungan akan ditampilkan pada halaman web. Berikut hasil perhitungan dapat dilihat pada Gambar 11.

Alpha: 0.100008
Beta: 0.600005

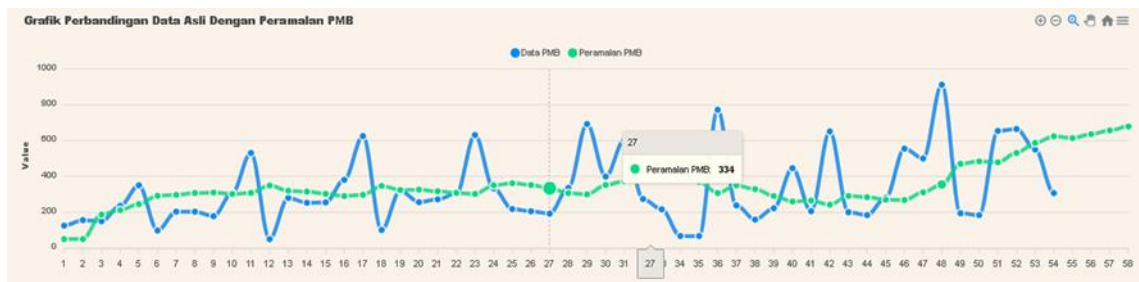
Gambar 11. Hasil perhitungan optimasi

Berdasarkan Gambar 11 menunjukkan hasil dari perhitungan optimasi golden section. Kemudian dilakukan perhitungan peramalan dengan menggunakan hasil *alpha* dan *beta* dari optimasi dengan menekan tombol peramalan. Adapun hasil peramalan ditunjukkan pada Gambar 12.

Iterasi	Jumlah	Peramalan (Normalisasi)	Denormalisasi
0	0.08700698055684455	0	50
1	0.12296983758700696	0	50
2	0.18600928074245639	0.15893271461716935	187
3	0.21577726218097448	0.1880272713439907	212
4	0.3480278422273782	0.22585488245565954	245
5	0.05589445475638051	0.2804565709524302	282
6	0.17749418953596288	0.28887345801884656	287
7	0.17749418953596288	0.29826721877602314	307
8	0.14849187935034802	0.3012744910511595	310
9	0.29930394431554525	0.29191278154747907	302
10	0.5580046403712297	0.2990132398204245	308
11	0	0.3481859137137894	349
12	0.2668213457076566	0.3132234638420882	320
13	0.2354988399071926	0.3088898135631308	315
.....			
47	1	0.3540077174265265	355
48	0.18705336426914152	0.4886999101585274	470
49	0.1554524381948956	0.5040080053807645	484
50	0.7008980556844548	0.4973267870915559	479
51	0.7134570765661263	0.5580512219198683	531
52	0.580046403712297	0.623301408680208	587
53	0.29814385150812067	0.666088388247993	624
54		0.6543251940450988	614
		0.6793593983533487	636
		0.7043936026815986	657
		0.72942780589898484	679

Gambar 12. Hasil dari peramalan pada system

Berdasarkan Gambar 12 menunjukkan hasil dari peramalan pada sistem. Adapun hasil peramalan yang ditampilkan sesuai dengan jumlah yang diinputkan pada form yang ditunjukkan pada Gambar 10. Adapun tampilan peramalan pada sistem terdiri dari iterasi, jumlah aktual, jumlah prediksi dengan data normalisasi serta hasil denormalisasi. Kemudian, hasil peramalan tersebut divisualisasikan dengan grafik yang ditunjukkan pada Gambar 13.



Gambar 13. Visualisasi hasil grafik peramalan mahasiswa baru

Berdasarkan Gambar 13 menunjukkan hasil grafik dari peramalan mahasiswa baru di UBP Karawang. Adapun data aktual ditunjukkan dengan warna biru. Sedangkan, data hasil peramalan ditunjukkan dengan warna hijau. Demikian hal itu, grafik hasil peramalan menunjukkan bahwa prediksi cenderung lebih rendah dibandingkan dengan data aktual.

IV. SIMPULAN

Penelitian ini bertujuan mengoptimasi parameter α dan β pada metode Holt Double Exponential Smoothing (DES) dengan menggunakan teknik Modified Golden Section (MGS). Berdasarkan hasil yang diperoleh, MGS mampu mempercepat proses pencarian parameter dengan jumlah iterasi yang jauh lebih sedikit dibandingkan grid search. Jika grid search membutuhkan evaluasi 81 kombinasi, MGS mencapai konvergensi hanya dalam 22 iterasi dengan nilai parameter $\alpha=0,10001$ dan $\beta=0,50001$. Efisiensi ini menunjukkan bahwa MGS dapat menghemat sekitar 73% beban komputasi dibandingkan pencarian menyeluruh. Dari sisi akurasi, hasil peramalan dengan MGS memberikan nilai MSE sebesar 0,05876 dan RMSE sebesar 0,19137. Nilai RMSE ini sama dengan hasil terbaik grid search, yaitu

0,19137 pada kombinasi $\alpha=0,1$ dan $\beta=0,5$, sehingga dapat disimpulkan bahwa MGS menghasilkan akurasi yang setara dengan grid search namun dengan waktu pencarian yang lebih singkat. Perbedaan kecil pada MSE, di mana grid search mencapai nilai minimum 0,05718 dan MGS 0,05876, terutama dipengaruhi oleh penggunaan data normalisasi dalam fungsi objektif, batas toleransi ϵ , serta sensitivitas terhadap inisialisasi. Secara praktis, penelitian ini menunjukkan bahwa MGS dapat menjadi alternatif yang lebih efisien dalam tuning parameter Holt DES untuk peramalan jumlah mahasiswa baru, sehingga universitas dapat melakukan perencanaan akademik dengan lebih cepat dan tepat. Meskipun demikian, metode ini masih memiliki keterbatasan, terutama dalam menghadapi pola musiman ekstrem dan fluktuasi signifikan antar-gelombang. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penggunaan metode imputasi untuk menjaga konsistensi dataset serta eksplorasi algoritme optimasi lanjutan seperti Newton–Raphson atau pendekatan hibrida untuk semakin meningkatkan efisiensi dan stabilitas hasil peramalan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Windari and E. Murniati, “Prediksi Jumlah Calon Mahasiswa Baru Tahun 2018-2022 di Poltekkes Kemenkes Semarang,” *J. Rekam Medis dan Inf. Kesehat.*, vol. 3, no. 1, pp. 40–45, Mar. 2020, doi: 10.31983/jrmik.v3i1.5665.
- [2] P. D. P. Silitonga, H. Himawan, and R. Damanik, “Forecasting acceptance of new students using *double exponential Smoothing* method,” *J. Crit. Rev.*, vol. 7, no. 1, pp. 300–305, 2020, doi: 10.31838/jcr.07.01.57.
- [3] R. U. Manalu, “Prediksi Jumlah Mahasiswa Baru Fkip Uki Dengan Menggunakan Metode Single Exponensial Smoothing,” *J. Din. Pendidik.*, vol. 13, no. 1, pp. 57–67, 2020, doi: 10.33541/jdp.v13i1.
- [4] W. Satria and S. A. Rahmah, “Prognosis Jumlah Mahasiswa Baru Menggunakan Backpropogation Algorithm Pada Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer Universitas Dharmawangsa,” *J. Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 2, 2021.
- [5] N. Almumtazah, N. Azizah, Y. L. Putri, and D. C. R. Novitasari, “Prediksi Jumlah Mahasiswa Baru Menggunakan Metode Regresi Linier Sederhana,” *J. Ilm. Mat. Dan Terap.*, vol. 18, no. 1, pp. 31–40, Jun. 2021, doi: 10.22487/2540766x.2021.v18.i1.15465.
- [6] J. Audrey, A. Fadlil, and Sunardi, “Prediksi Jumlah Mahasiswa Baru Menggunakan Logika Fuzzy Metode Sugeno,” *J. Inform. Manaj. dan Komput.*, vol. 14, no. 1, 2022.
- [7] C. D. Suhendra, L. F. Marini, and A. Sarungallo, “Prediksi Mahasiswa Baru Universitas Papua Menggunakan Autoregressive Integrated Moving Average,” *J. Inform.*, vol. 10, no. 2, pp. 163–172, Oct. 2023, doi: 10.31294/inf.v10i2.16000.
- [8] Luthfi Mawardi, Umar Alfaruq, and Gandung Triyono, “Prediksi Jumlah Penerimaan Mahasiswa Baru Dengan Metode *Linear regression* dan *Exponential Smoothing*,” *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 13, no. 1, pp. 1154–1166, 2024, doi: 10.33022/ijcs.v13i1.3649.
- [9] I. Fauzy and H. Pramaditya, “Peramalan Penerimaan Mahasiswa Baru Dengan Perbandingan Metode Regresi Linier Sederhana Dan Single Eksponensial Smoothing,” *J. Ris. Mahasiwa Bid. Teknol. Inf.*, vol. 6, pp. 182–193, 2024, [Online]. Available: <https://ejournal.unikama.ac.id/index.php/JFTI>
- [10] Glorya Maya Marcia Sapan Bethony, Christine Dewi, and Frans Robert Bethony, “Peramalan Jumlah Penerimaan Mahasiswa Baru Fakultas Teknik UKI Toraja dengan Metode Single Exponential Smoothing,” *J. RESTIKOM Ris. Tek. Inform. dan Komput.*, vol. 6, no. 3, pp. 501–510, 2024, doi: 10.52005/restikom.v6i3.375.
- [11] Yusuf Eka Wicaksana, “Perbandingan Metode *Exponential Smoothing* Pada Peramalan Jumlah Mahasiswa Baru Di Universitas Buana Perjuangan Karawang,” Universitas Budi Luhur, Jakarta, 2022.
- [12] A. Sudiatmika, G. Indrawan, and D. G. H. Divayana, “Optimasi Nilai Parameter pada Metode Brown’s *Exponential Smoothing* dengan Algoritma Multiple Genetik,” *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 11, no. 1, p. 39, Apr. 2022, doi: 10.23887/janapati.v11i1.34627.
- [13] N. Andriani, S. Wahyuningsih, and M. Siringoringo, “Application of *Double exponential Smoothing* Holt and Triple *Exponential Smoothing* Holt-Winter with Golden Section Optimization to Forecast Export Value of East Borneo Province,” *J. Mat. Stat. dan Komputasi*, vol. 18, no. 3, pp. 475–483, May 2022, doi: 10.20956/j.v18i3.17492.
- [14] Y. A. Singgalen, “Analisis Sentimen dan Sistem Pendukung Keputusan Mengingat di Hotel Menggunakan Metode CRISP-DM dan SAW,” *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 4, no. 4, pp. 1343–1353, 2023, doi: 10.47065/josh.v4i4.3917.
- [15] Z. Muallifah, W. Dianita Utami, H. Khaulasari, and M. Lail Kurniawan, “Optimasi Golden Section pada Metode *Double exponential Smoothing* untuk Meramalkan Indeks Harga Konsumen di Indonesia,” *Statistika*, vol. 23, no. 1, pp. 38–47, 2023.