

## Peramalan Tren Musiman Jumlah Mahasiswa Baru Dengan *Triple Exponential Smoothing Multiplicative*

Yusuf Eka Wicaksana<sup>1\*</sup>, Sutan Faisal<sup>2</sup>, Guky Guztaman Munzi<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Program Studi Teknik Informatika, Universitas Buana Perjuangan Karawang, Indonesia

Email: \* yusuf.eka@ubpkarawang.ac.id

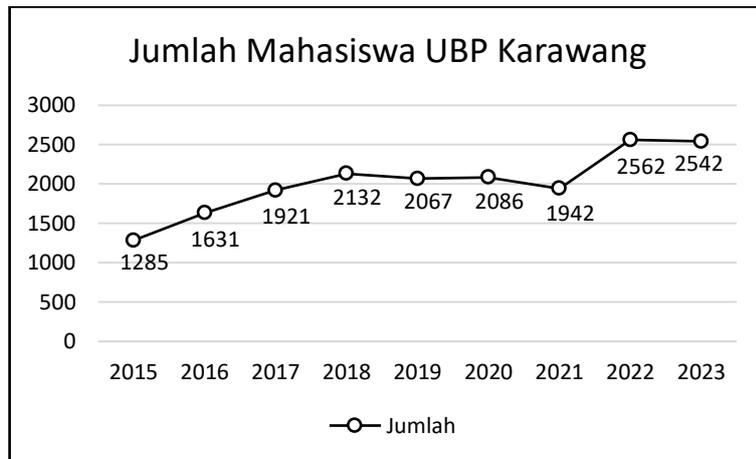
**Abstrak.** Pengetahuan jumlah mahasiswa baru dapat membantu dalam perencanaan sumber daya perguruan tinggi, dan optimisasi strategi pemasaran dan rekrutmen. Penelitian sebelumnya belum dapat mendeteksi data yang bersifat musiman, sehingga menggunakan *triple exponential smoothing multiplicative* untuk mengotimalisasi peramalan yang bersifat tren dan musiman. Dengan menggunakan pemulusan  $\alpha = 0,1$ ;  $\beta = 0,4$ ;  $\gamma = 0,8$ ; menghasilkan RMSE sebesar 3,32 sehingga dapat menjadi acuan untuk meramal jumlah mahasiswa baru Universitas Buana Perjuangan Karawang.

**Kata kunci:** *forecasting, triple exponential smoothing, model multiplicative*

### 1 Pendahuluan

Pengetahuan akan perkiraan jumlah mahasiswa baru menjadi salah satu faktor penting dalam terwujudnya penyelenggaraan pendidikan tinggi yang unggul. Selain itu perkiraan yang akurat juga sangat membantu dalam perencanaan sumber daya perguruan tinggi, serta mengoptimalkan pengembangan strategi pemasaran dan rekrutmen yang tepat.

Universitas Buana Perjuangan Karawang telah menerima respon positif dari masyarakat yang ingin melanjutkan pendidikan tinggi di sana. Hal ini disebabkan oleh berbagai faktor, termasuk banyaknya pilihan program studi, biaya kuliah yang terjangkau, serta jadwal yang fleksibel. Jumlah pendaftaran terus meningkat, yang terlihat dari peningkatan jumlah mahasiswa baru dalam enam tahun terakhir sejak universitas ini berdiri.



**Gambar 1.** Jumlah Mahasiswa UBP Karawang

Sebelumnya, kami telah meneliti peramalan jumlah mahasiswa baru dengan *single exponential smoothing* menggunakan parameter alpha ( $\alpha$ ) sebesar 0,9 yang menghasilkan MAPE sebesar 8.51% [1]. Setelah penelitian ini kami mendapati bahwa mahasiswa baru yang mendaftar dibagi menjadi 6 gelombang di setiap tahun, pembagian ini diperlukan untuk mengelola tingginya minat pendaftar, memastikan proses penerimaan berjalan lancar, menghindari penumpukan calon mahasiswa, dan meningkatkan fleksibilitas serta aksesibilitas pendaftaran.

Penelitian lain yang menggunakan *triple exponential smoothing* menyatakan bahwa *triple exponential smoothing* sangat sesuai untuk kasus yang memiliki pola musiman, penelitian tersebut menghasilkan nilai MAPE sebesar 0,938% dengan pemulusan  $\alpha = 0,9$ ;  $\beta = 0,1$ ;  $\gamma = 0,9$  [2]. Penelitian selanjutnya menggunakan model *multiplicative* untuk menguji model peramalan dikarenakan menggunakan pola data yang mengalami fluktuasi musiman berubah-ubah tergantung pada rata-rata data, penelitian tersebut menghasilkan nilai MAPE sebesar 9,98% dengan pemulusan  $\alpha = 0,97$ ,  $\beta = 0,03$ , dan  $\gamma = 1$  [3].

Penelitian ini bertujuan untuk mengaplikasikan metode *triple exponential smoothing multiplicative* dalam peramalan jumlah mahasiswa baru. Dengan demikian, diharapkan hasil peramalan yang diperoleh dapat memberikan kontribusi signifikan bagi pengelolaan dan pengembangan institusi pendidikan tinggi.

## 2 Landasan Teori

### 2.1 Peramalan

Peramalan pada konteks data mining merupakan suatu cara untuk memprediksi kondisi di masa depan menggunakan data-data dari masa lalu. Data

peramalan harus bersifat deret waktu (*time-series*) karena peramalan menggunakan parameter waktu seperti minggu, bulan, kuartal, gelombang, serta tahun. Peramalan biasanya digunakan untuk menunjang kegiatan bisnis seperti melihat hasil estimasi penjualan di kuartal tertentu di masa depan. Selain itu biasanya digunakan untuk mengestimasi produksi suatu barang di bulan-bulan berikutnya agar sesuai dengan anggaran perusahaan [4].

## 2.2 Triple Exponential Smoothing

### 2.2.1 Model Additive

Model additive pada *triple exponential smoothing* digunakan jika data *time-series* dalam jangka panjang cenderung menaik dan bersifat musiman yang fluktuatif namun cenderung konstan [5].

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

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

$$S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-m} \quad (3)$$

$$\widehat{Y}_{t+k} = (L_t + T_t^k) \times S_{t-m+k} \quad (4)$$

Keterangan:

$Y_t$  : Nilai aktual pada waktu  $t$ .

$L_t$  : Level (rata-rata dasar) data pada waktu  $t$ .

$T_t$  : Trend data pada waktu  $t$ .

$S_t$  : Komponen musiman pada waktu  $t$ .

$m$  : Panjang siklus musiman (contoh: 12 untuk data bulanan).

$\alpha$  : Parameter *smoothing* untuk *level* ( $0 < \alpha < 1$ ).

$\beta$  : Parameter *smoothing* untuk *trend* ( $0 < \beta < 1$ ).

$\gamma$  : Parameter *smoothing* untuk musiman ( $0 < \gamma < 1$ ).

$k$  : Periode ke depan yang ingin diramalkan.

$\widehat{Y}_{t+k}$  : Peramalan untuk periode  $t+k$

### 2.2.2 Model *Multiplicative*

Model *multiplicative* pada *triple exponential smoothing* digunakan jika data *time-series* dalam jangka panjang cenderung menaik dan bersifat musiman yang fluktuatif sesuai dengan level data [5].

$$L_t = \alpha \left( \frac{Y_t}{S_{t-m}} \right) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (5)$$

$$T_t = \beta \left( \frac{L_t}{L_{t-1}} \right) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (6)$$

$$S_t = \gamma \left( \frac{Y_t}{L_t} \right) + (1 - \gamma)S_{t-m} \quad (7)$$

$$\widehat{Y}_{t+k} = (L_t \times T_t^k) \times S_{t-m+k} \quad (8)$$

Keterangan:

$Y_t$  : Nilai aktual pada waktu  $t$ .

$L_t$  : Level (rata-rata dasar) data pada waktu  $t$ .

$T_t$  : Trend data pada waktu  $t$ .

$S_t$  : Komponen musiman pada waktu  $t$ .

$m$  : Panjang siklus musiman (contoh: 12 untuk data bulanan).

$\alpha$  : Parameter *smoothing* untuk *level* ( $0 < \alpha < 1$ ).

$\beta$  : Parameter *smoothing* untuk *trend* ( $0 < \beta < 1$ ).

$\gamma$  : Parameter *smoothing* untuk musiman ( $0 < \gamma < 1$ ).

$k$  : Periode ke depan yang ingin diramalkan.

$\widehat{Y}_{t+k}$  : Peramalan untuk periode  $t+k$

### 2.3 *Root Mean Square Error*

*Root Mean Square Error* (RMSE) merupakan metode pengukuran untuk mengukur rata-rata kesalahan antara nilai yang diprediksi oleh model dan nilai aktual dari data, dengan memberi bobot lebih pada kesalahan yang lebih besar [6].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2} \quad (9)$$

Keterangan:

$n$  : Jumlah data observasi atau periode.

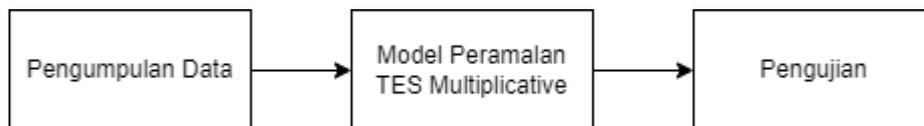
$Y_t$  : Nilai aktual pada waktu  $t$ .

$\hat{Y}_t$  : Nilai peramalan pada waktu  $t$ .

$\sum_{t=1}^n$  : Penjumlahan total kesalahan kuadrat dari waktu  $t=1$  hingga  $t=n$

### 3 Metode Penelitian

Penelitian ini memiliki tiga tahapan yang terdiri dari pengumpulan data, pemodelan, dan pengujian.



Gambar 2. Metode Penelitian

#### 3.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan adalah data penerimaan mahasiswa baru tahun 2015 sampai tahun 2023 yang dipisahkan berdasarkan gelombang. Proses pengumpulan data dilakukan dengan cara *query database* yang menghasilkan data berupa data tabulasi yang terdiri dari tahun angkatan, gelombang, jumlah mahasiswa mendaftar yang berjumlah 54 baris.

Tabel 1. Sampel Data Penerimaan Mahasiswa Baru

Tahun	Gelombang	Jumlah Mahasiswa
2015	G1	125
2015	G2	156
2015	G3	150
----	-----	-----
2015	G6	98
----	-----	-----

2023	G1	194
2023	G2	184
----	----	-----
2023	G6	307

### 3.2 Model Peramalan Dengan *Triple Exponential Smoothing Multiplicative*

Pemodelan yang digunakan pada penelitian ini yakni menggunakan *triple exponential smoothing multiplicative*. Penggunaan *triple exponential smoothing multiplicative* mampu menangani data deret waktu yang memiliki komponen musiman, tren, dan level yang saling mempengaruhi. Pemodelan dilakukan secara iteratif untuk memperbarui komponen-komponen tersebut dan memperoleh hasil peramalan yang lebih akurat berdasarkan data tertentu. Adapun pemulusan yang digunakan yakni:  $\alpha = 0,1$ ;  $\beta = 0,4$ ;  $\gamma = 0,8$  dengan rincian sebagai berikut:

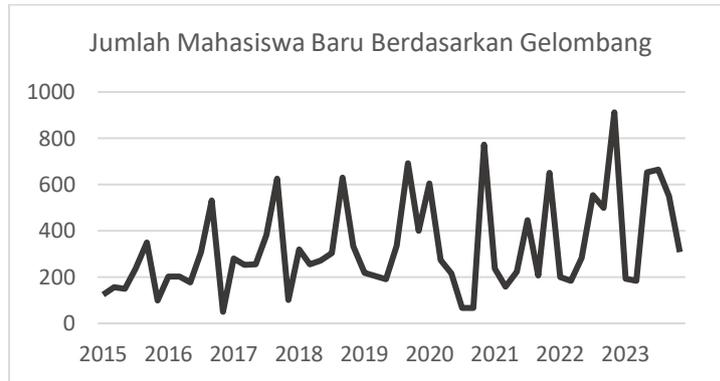
- $\alpha = 0,1$  : perubahan level lebih lambat karena data lama masih dominan dibandingkan data baru.
- $\beta = 0,4$  : menunjukkan sensitivitas sedang, di mana tren dipengaruhi oleh perubahan terbaru tanpa mengabaikan tren lama
- $\gamma = 0,8$  : menunjukkan musiman baru memiliki pengaruh lebih besar dibandingkan musiman sebelumnya

### 3.3 Pengujian

Selanjutnya melakukan perbandingan antara hasil peramalan dengan data aktual sehingga didapat hasil RMSE, RMSE dipilih karena merupakan bentuk pengukuran lebih lanjut dari *Mean Square Error* (MSE) dengan menghasilkan pengukuran berupa persentase. pemilihan pemulusan menjadi hal yang krusial pada tahapan ini.

## 4 Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini menggunakan data penerimaan mahasiswa baru Universitas Buana Perjuangan Karawang dari tahun 2015 – 2023, setiap tahun dibagi menjadi 6 gelombang.



**Gambar 3.** Jumlah Mahasiswa Baru Berdasarkan Gelombang

#### 4.1 Penentuan *Initial Level*, *Initial Trend*, *Initial Seasonal*

Tahap awal mencari *initial level*, *initial trend*, dan *initial seasonal*. *Initial level* untuk menentukan nilai level di 2015-G6, *initial trend* untuk menentukan nilai *trend* di 2015-G6, sedangkan *initial seasonal* untuk menentukan nilai *seasonal* dari 2015-G1 sampai dengan 2015-G6.

**Tabel 2. Initial Level**

Tahun	Jumlah
2015-G1	125
2015-G2	156
2015-G3	150
2015-G4	236
2015-G5	350
2015-G6	98
Rata-rata	185,83

Perhitungan *initial level* dilakukan dengan menghitung mulai dilakukannya penerimaan mahasiswa baru yakni pada tahun 2015 dengan terdapat 6 gelombang (G6), menghasilkan nilai *initial level* sebesar 185,83

**Tabel 3. Initial Trend**

2015 (Y1)	2016 (Y2)	(Y2-Y1) / Seasonal Length (6)
125	203	13
156	203	7,83
150	178	4,67
236	308	12
350	531	30,17
98	50	-8
Rata-rata		9,94

Perhitungan *initial trend* dilakukan dengan menghitung selisih antara mulai dilakukannya penerimaan mahasiswa baru (tahun 2015) dengan tahun selanjutnya (tahun 2016). Hasil setiap selisih dibagi dengan 6 dikarenakan terdapat 6 gelombang untuk satu tahun, sehingga didapat nilai *initial trend* sebesar 9,94

**Tabel 4. Initial Seasonal Tahun 2015 G1-G6**

Tahun	Jumlah	Seasonal = Jumlah/Initial Level (185,83)
2015-G1	125	0,67
2015-G2	156	0,84
2015-G3	150	0,81
2015-G4	236	1,27
2015-G5	350	1,88
2015-G6	98	0,53

Perhitungan *initial seasonal*/musiman didapat dari jumlah setiap gelombang (G) dibagi dengan hasil *initial level*.

#### 4.2 Perhitungan Peramalan

Menghitung secara iteratif *level*, *trend*, *seasonal* untuk mendapatkan hasil peramalan. Hasil peramalan iterasi pertama yakni di gelombang 2016-G1.

$$L_t = \alpha \left( \frac{Y_t}{S_{t-m}} \right) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

$$L_{2016G1} = 0,1 \left( \frac{203}{0,67} \right) + (1 - 0,1)(185,83 + 9,94)$$

$$L_{2016G1} = 206,38$$

$$T_t = \beta \left( \frac{L_t}{L_{t-1}} \right) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

$$T_{2016G1} = 0,4 \left( \frac{206,38}{185,83} \right) + (1 - 0,4)9,94$$

$$T_{2016G1} = 6,41$$

$$S_t = \gamma \left( \frac{Y_t}{L_t} \right) + (1 - \gamma)S_{t-m}$$

$$S_{2016G1} = 0,8 \left( \frac{203}{206,38} \right) + (1 - 0,8)0,67$$

$$S_{2016G1} = 0,92$$

$$\widehat{Y}_{t+k} = (L_t \times T_t^k) \times S_{t-m+k}$$

$$\widehat{Y}_{t+k} = (183 \times (1 \times 9,94)) \times 0,67$$

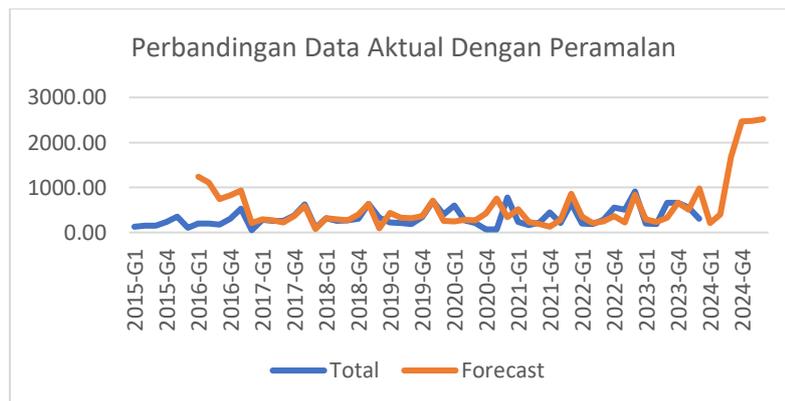
$$\widehat{Y}_{t+k} = 1243,06$$

Secara iteratif maka hasil peramalan dapat dilihat pada Tabel 5.

**Tabel 5.** Data Hasil Peramalan

Tahun	Data Aktual	Data Peramalan
2016-G1	203	1243,06
2016-G2	203	1110,68
2016-G3	178	742,46
2016-G4	308	828,92
2016-G5	531	927,34
2016-G6	50	211,84
-----	-----	-----
2023-G1	194	290,54
2023-G2	184	230,26
2023-G3	654	323,81
2023-G4	665	662,82
2023-G5	550	500,31
2023-G6	307	983,26

Pada Tabel 5 dijabarkan proses perhitungan peramalan untuk penerimaan mahasiswa baru dengan dipersingkat untuk mencapai iterasi terakhir. Adapun untuk dapat melihat hasil akurasi dari peramalan dapat dilihat pada tahap pengujian.



**Gambar 4.** Perbandingan Data Aktual Dengan Peramalan

Berdasarkan Gambar 4 terdapat perbandingan antara data aktual (biru) dan data peramalan (jingga). Terdapat kesesuaian yang cukup baik antara data aktual dan peramalan terutama pada tahun 2016-G1 sampai dengan 2023-G4. Hal ini menunjukkan bahwa metode triple exponential smoothing multiplicative dengan pemulusan  $\alpha = 0,1$ ;  $\beta = 0,4$ ;  $\gamma = 0,8$  cukup efektif dalam memprediksi tren dan musiman yang ada pada data.

### 4.3 Pengujian

Dengan menggunakan pemulusan  $\alpha = 0,1$ ;  $\beta = 0,4$ ;  $\gamma = 0,8$  maka hasil pengujian menggunakan RMSE sebagai berikut.

<b>Tahun</b>	<b>Squared Error</b>
2016-G1	1,84
2016-G2	3,56
2016-G3	6,48
2016-G4	9,11
2016-G5	17,27
2016-G6	13,05
-----	-----
2023-G1	15,53
2023-G2	15,62
2023-G3	13,46
2023-G4	13,75
2023-G5	8,18
2023-G6	12,01
MSE	11,00
<b>RMSE</b>	<b>3,32</b>

Hasil RMSE didapat dari hasil perhitungan angka mutlak pada selisih antara data aktual dan data peramalan yang menghasilkan *absolute error* [7]. Selanjutnya hasil *absolute error* untuk setiap iterasi dikuadratkan dihitung rata-rata sehingga menghasilkan nilai *Mean Squared Error* (MSE) sebesar 11,00 [8]. Kemudian hasil dari MSE dilakukan dikuadratkan sehingga menghasilkan nilai 3,32.

## 5 Kesimpulan

Hasil penelitian dengan menggunakan *triple exponential smoothing multiplicative* untuk memprediksi *trend* musiman jumlah mahasiswa baru menghasilkan hasil RMSE sebesar 3,32 sehingga dapat menjadi acuan untuk meramal jumlah mahasiswa baru Universitas Buana Perjuangan Karawang. Hal ini didukung dengan penelitian terdahulu dengan menggunakan *single exponential smoothing* yang hanya menghasilkan nilai MAPE 8.51%, dengan rata-rata pendaftar tiap gelombang sebanyak 328,72 maka RMSE nya sebesar 27,96.

## 6 Daftar Pustaka

- [1] Y. Eka Wicaksana, U. Buana Perjuangan Karawang Kab Karawang, C. Emilia Sukmawati Universitas Buana Perjuangan Karawang Kab Karawang, and R. Firdaus Malik Universitas Buana Perjuangan Karawang Kab Karawang, "Peramalan Jumlah Mahasiswa Baru dengan Metode Single Exponential Smoothing." Accessed: Aug. 06, 2024.

- [Online]. Available:  
<https://journal.ubpkarawang.ac.id/index.php/TeknikInformatikaSistemInfor/article/view/2924/1946>
- [2] A. Aryati, I. Purnamasari, and Y. N. Nasution, "Peramalan dengan Menggunakan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing (Studi Kasus: Jumlah Wisatawan Mancanegara yang Berkunjung Ke Indonesia) Forecasting using the method of Holt-Winters Exponential Smoothing (Case Study: Number of Foreign Tourists Visiting Indonesia)," *Jurnal EKSPONENSIAL*, vol. 11, no. 1, 2020.
- [3] N. Ayunda, L. Ningsih, and A. Novita Sari, "Penguujian Model Multiplicative Holt Winter's Exponential Smoothing dalam Penguujian Model Multiplicative Holt Winter's Exponential Smoothing dalam Peramalan Data Time-Series Terdampak Covid-19," *Online) Teknologi: Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, vol. 12, no. 1, pp. 41–49, 2022, doi: 10.26594/TEKNOLOGI.V12I1.3319.
- [4] C. E. Sukmawati and A. R. Juwita, "Forecasting Model Number Production of Car Spare Parts at PT. Showa Katou Indonesia with Arima Method," *JURNAL SISFOTEK GLOBAL*, vol. 12, no. 1, p. 65, Mar. 2022, doi: 10.38101/sisfotek.v12i1.478.
- [5] N. Sofiyati and A. Winarni, "Application of the Triple Exponential Smoothing Method in Forecasting Covid-19 Cases in Central Java," vol. 20, no. 1, pp. 1–7, 2022.
- [6] R. Ardian, A. Putra, H. Z. Zahro', and D. Rudhistiar, "PENERAPAN METODE DOUBLE EXPONENTIAL SMOOTHING UNTUK PERAMALAN PENJUALAN UNIT MOBIL," 2023.
- [7] G. T. Pranoto and M. Darwis, "Amali 1)," *Jurnal Sistem Informasi dan Sains Teknologi*, vol. 4, no. 2, 2022.
- [8] S. Prayudani, A. Hizriadi, Y. Y. Lase, Y. Fatmi, and Al-Khowarizmi, "Analysis Accuracy of Forecasting Measurement Technique on Random K-Nearest Neighbor (RKNN) Using MAPE and MSE," in *Journal of Physics: Conference Series*, Institute of Physics Publishing, Dec. 2019. doi: 10.1088/1742-6596/1361/1/012089.