

## Penerapan Metode Triple Exponential Smoothing Dalam Peramalan Permintaan Produk Carton Box Pada Pt. Kreasi Kotak Megah

Eben Sony Prima Zai<sup>1</sup>, Margaretha Yohanna<sup>2</sup>, Arina Prima Silalahi<sup>3</sup>  
<sup>1,2,3</sup>Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Methodist Indonesia

### Info Artikel

#### Histori Artikel:

Received, Okt 20, 2023

Revised, Nov 05, 2023

Accepted, Nov 16, 2023

#### Keywords:

Peramalan,  
Permintaan,  
Triple Exponential Smoothing,  
MAPE

### ABSTRAK

PT. Kreasi Kotak Megah adalah sebuah perusahaan yang bergerak dalam bidang pengolahan paper roll menjadi carton box. Perusahaan ini sering mengalami permintaan produk karton box yang selalu berubah-ubah dengan permintaan konsumen, sehingga dalam permintaan produk sering terjadi ketidakpastian ketersediaan produk, untuk mengatasi masalah ini diperlukan peramalan permintaan untuk dijadikan informasi tambahan dalam perusahaan sesuai dengan data yang ada. Salah satu metode peramalan yang dapat digunakan adalah *Triple Exponential Smoothing*. Metode ini mampu menunjukkan tren yang cenderung berfluktuasi atau pasang surut dari jumlah data persediaan carton box pada perusahaan. Hasil peramalan untuk tahun 2023 menunjukkan bahwa terdapat variasi signifikan dalam data. Pada awal tahun, yaitu pada bulan Januari dan Februari, terlihat bahwa angka peramalan berada di kisaran 227.50 dan 263.72. Pengujian estimasi terhadap data permintaan produk karton box juga menunjukkan hasil yang sangat baik, dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* sebesar 6,83%. Hasil penelitian ini dapat dijadikan rekomendasi dan masukan bagi PT. Kreasi Kotak Megah sebagai informasi tambahan terkait permintaan karton box sehingga dapat membantu mengurangi ketidakpastian terkait tingkat permintaan produk.

### Penulis Koresponde :

Eben Sony Prima Zai,  
Fakultas Ilmu Komputer,  
Universitas Methodist Indonesia, Medan,  
Jl. Hang Tuah No.8, Medan – Sumatera Utara.  
Email: [ebensonyprimazai3@gmail.com](mailto:ebensonyprimazai3@gmail.com)

## 1. PENDAHULUAN

Peramalan menjadi kegiatan yang sangat penting dilakukan oleh perusahaan agar mampu memenuhi kebutuhan dan permintaan pelanggan terhadap produk pada masa yang akan datang. Ketidakmampuan perusahaan dalam memenuhi kebutuhan dan permintaan konsumen akan menjadikan perusahaan kehilangan peluang mendapatkan laba dari konsumen, sebaliknya produksi yang berlebihan akan membuat perusahaan merugi karena harus mengeluarkan biaya untuk inventory.

PT. Kreasi Kotak Megah adalah sebuah perusahaan yang bergerak dalam bidang pengolahan paper roll menjadi carton box. Perusahaan ini sering mengalami permintaan produk karton box yang selalu berubah-ubah dengan permintaan konsumen, sehingga dalam permintaan produk sering terjadi ketidakpastian ketersediaan produk, untuk mengatasi masalah ini diperlukan peramalan permintaan untuk dijadikan informasi tambahan dalam perusahaan sesuai dengan data yang ada. Salah satu metode peramalan yang dapat digunakan adalah *Triple Exponential Smoothing*. Metode ini mampu menunjukkan tren yang cenderung berfluktuasi atau pasang surut dari jumlah data persediaan carton box pada perusahaan.

Metode *Triple Exponential Smoothing* merupakan salah satu metode berupa data deret berkala atau *time series*, yang mana dibutuhkan data di masa lampau untuk melakukan peramalan di masa mendatang sehingga dapat ditentukan hasilnya.

*Triple Exponential Smoothing*, juga dikenal sebagai *Holt-Winters Exponential Smoothing*, adalah sebuah metode peramalan yang dikembangkan dari metode *Exponential Smoothing* untuk meramalkan data dengan adanya komponen level, trend, dan musiman. Metode ini mempertimbangkan tren, komponen musiman, serta level dalam data historis untuk menghasilkan perkiraan yang lebih akurat. Penentuan nilai peramalan menggunakan metode *Triple Exponential Smoothing* yaitu dengan mengambil nilai aktual empat bulan sebelumnya berdasarkan nilai data riset yang diperoleh, sehingga nilai peramalan yang ditentukan pada bulan kelima berikutnya. Penelitian mengenai peramalan permintaan produk carton box pada PT. Kreasi Kotak Megah sangat perlu dilakukan. Dengan adanya peramalan yang akurat, diharapkan dapat membantu perusahaan dan konsumen terkait dalam ketersediaan produk carton box.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Peramalan (*Forecasting*)

Peramalan berasal dari kata ramalan yang artinya adalah suatu situasi atau kondisi yang diperkirakan akan terjadi pada masa yang akan datang. Sedangkan peramalan adalah bentuk kegiatannya. Ramalan tersebut dapat didasarkan atas bermacam-macam cara yaitu metode *Single Exponential Smoothing*, metode *Double Exponential Smoothing*, metode *Triple Exponential Smoothing*. Semua itu dikenal dengan metode peramalan. Peramalan adalah memperkirakan keadaan dimasa yang akan datang melalui pengujian keadaan dimasa lalu. Peramalan yang dibuat selalu diupayakan agar dapat meminimumkan pengaruh ketidak pastian ini terhadap sebuah masalah. Dengan kata lain peramalan bertujuan mendapatkan peramalan yang bisa meminimumkan kesalahan meramal (*forecast error*) yang biasanya diukur dengan *mean square error*, *mean absolute error*, dan sebagainya. [1]

### 2.2. Metode Peramalan

Ada banyak teknik peramalan yang digunakan untuk meramalkan suatu data. Pada tahun 2018, pernah dilakukan kompetisi peramalan yang diikuti oleh peramal dari berbagai penjuru dunia. Ada yang menggunakan *Machine Learning Methods*, ada juga yang menggunakan *Statistical Methods*. [2]

### 2.3. Triple Exponential Smoothing

Metode pemulusan *Triple Exponential Smoothing* merupakan metode yang dapat mengatasi faktor tren dan musiman yang muncul secara sekaligus pada data deret waktu [3]. Metode ini didasarkan atas tiga unsur yaitu unsur data asli, tren dan musiman dengan memberikan tiga pembobotan berturut-turut dalam prediksinya, yaitu  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$ . Koefisien  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  terletak diantara 0 dan 1 yang ditentukan secara subjektif atau dengan meminimalkan nilai kesalahan dari peramalan [4].

Dalam penelitian ini, langkah pertama adalah proses inisialisasi nilai awal terlebih dahulu yang di ambil dari data tahun pertama, Inisialisasi nilai awal level ( $L_0$ ), nilai pemulusan awal tren ( $T_0$ ) dan inisialisasi nilai awal musiman ( $S_0$ ) ditunjukkan pada Persamaan berikut :

1. Nilai inisialisasi level dihitung dengan persamaan (1):

$$L_0 = \frac{1}{I} (X_1 + X_2 + \dots + X_I)$$

2. Nilai inisialisasi trend dihitung dengan persamaan (2):

$$T_0 = \left(\frac{1}{I}\right) \left(\frac{X_{I+1}-X_1}{I} + \frac{X_{I+2}-X_2}{I} + \dots + \frac{X_{I+I}-X_I}{I}\right)$$

3. Nilai inisialisasi seasonal dihitung dengan persamaan (3):

$$S_0 = \frac{X_t}{L_t}$$

### 2.4. Peramalan Menggunakan Triple Exponential Smoothing

Pada tahap ini akan dilakukan penentuan nilai parameter dengan mencari nilai ketiga bobot atau parameter yaitu alpha ( $\alpha$ ), beta ( $\beta$ ), dan gamma ( $\gamma$ ). Tiga parameter tersebut akan membantu pada saat melakukan perhitungan nilai peramalan. Tiga parameter yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah yaitu alpha ( $\alpha$ ) = 0,4 , beta ( $\beta$ ) = 0,1 dan gamma ( $\gamma$ ) = 0,3. dipilih harus memiliki interval (0,1) dengan kesalahan estimasi terkecil. Persamaan-persamaan yang digunakan dalam model *Triple Exponential Smoothing* dapat dilihat dalam persamaan berikut :

1. Pemulusan level dapat dihitung dengan persamaan (4):  

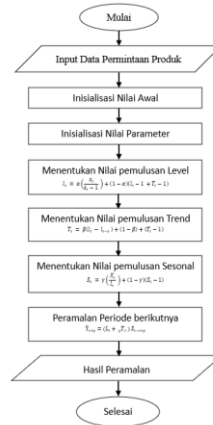
$$l_t = \alpha \left( \frac{X_t}{S_{t-s}} \right) + (1 - \alpha)(l_{t-1} + T_{t-1})$$
2. Pemulusan pola trend dihitung dengan persamaan (5):  

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)(T_{t-1})$$
3. Pemulusan seasonal dihitung dengan persamaan (6):  

$$S_t = \gamma \left( \frac{X_t}{S_t} \right) + (1 - \gamma)(S_{t-s})$$
4. Ramalan pperiode ke depan dihitung dengan persamaan (7):  

$$\hat{X}_{t+p} = (L_t + pT_t) + S_{t-s+p}$$

Berikut proses metode TES dapat dilihat secara rinci pada Gambar 2.1



Gambar 2. 1 Flowchart Metode Triple Exponential Smoothing (TES)

**2.4. MAPE (Mean Absolute Percentage Error)**

MAPE dihitung dengan menggunakan kesalahan absolute pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi yang nyata untuk periode itu[5]. Kemudian rata-rata kesalahan persentase absolute tersebut. Pendekatan ini berguna ketika ukuran atau besar variable ramalan itu penting dalam mengevaluasi ketepatan ramalan. MAPE mengindikasi seberapa besar kesalahan dalam meramal yang dibandingkan dengan nilai nyata [6].

$$MAPE = \left( \frac{\sum(A-F|A)}{n} \times 100 \right) \dots \dots \dots (8)$$

Kriteria dilihat pada Tabel 2.1

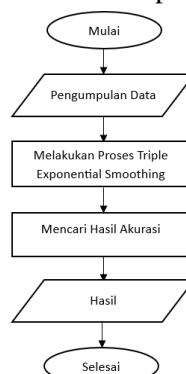
Tabel 2. 1 Kriteria MAPE

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

**3. METODE PENELITIAN**

**3.1. Framework Penelitian**

Adapun langkah dalam penelitian ini terdiri dari beberapa dapat dilihat pada Gambar 3.1



Gambar 3.1 Tahapan Penelitian

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Implementasi

#### 4.1.1 Read Data Set

Input data variabel x dan y adalah proses memasukkan nilai-nilai atau data yang diketahui dari variabel x dan y ke dalam sebuah program. Dimana variabel x adalah bulan dan variabel y adalah permintaan produk, Data tersebut dalam bentuk tabel, di mana setiap baris mewakili sebuah contoh atau sampel yang akan diproses oleh program.

Berikut hasil dari input data variabel x dan y, dilihat pada Tabel 4.1

*Tabel 4. 1 Data Variabel X dan Y*

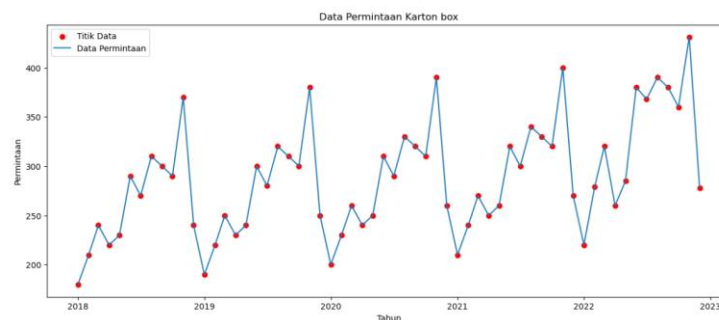
No	Bulan	Permintaan
1	Jan-18	180
2	Feb-18	210
3	Mar-18	240
4	Apr-18	220
5	May-18	230
6	Jun-18	290
7	Jul-18	270
8	Aug-18	310
9	Sep-18	300
10	Oct-18	290
11	Nov-18	370
12	Dec-18	240
13	Jan-19	190
14	Feb-19	220
15	Mar-19	250
16	Apr-19	230
17	May-19	240
18	Jun-19	300
19	Jul-19	280
20	Aug-19	320
21	Sep-19	310
22	Oct-19	300
23	Nov-19	380
24	Dec-19	250
25	Jan-20	200
26	Feb-20	230
27	Mar-20	260
28	Apr-20	240
29	May-20	250
30	Jun-20	310
31	Jul-20	290
32	Aug-20	330
33	Sep-20	320

No	Bulan	Permintaan
34	Oct-20	310
35	Nov-20	390
36	Dec-20	260
37	Jan-21	210
38	Feb-21	240
39	Mar-21	270
40	Apr-21	250
41	May-21	260
42	Jun-21	320
43	Jul-21	300
44	Aug-21	340
45	Sep-21	330
46	Oct-21	320
47	Nov-21	400
48	Dec-21	270
49	Jan-22	220
50	Feb-22	279
51	Mar-22	320
52	Apr-22	260
53	May-22	285
54	Jun-22	380
55	Jul-22	368
56	Aug-22	390
57	Sep-22	380
58	Oct-22	360
59	Nov-22	431
60	Dec-22	278

#### 4.1.2 Visualisasi Data

Visualisasi data adalah teknik untuk menyajikan informasi dalam gambar visual, seperti grafik, diagram, atau peta, untuk membantu menganalisis data dengan lebih efektif. Dalam konteks grafik prediksi, visualisasi data digunakan untuk menunjukkan hubungan antara variabel *independen* dan variabel *dependen* secara grafis.

Berikut visualisasi grafik dari data yang akan diprediksi, dapat dilihat pada Gambar 4.1

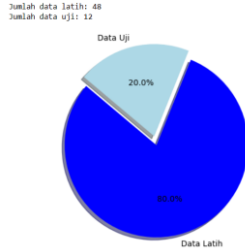


Gambar 4. 1 Visualisasi data yang akan di prediksi

### 4.1.3 Pembagian Data Latih dan Data Uji

Pembagian data menjadi data latih dan data uji adalah langkah penting dalam pengembangan suatu model. Data latih, sebagian besar dari dataset, digunakan untuk melatih model, sementara data uji, yang lebih kecil, digunakan untuk menguji performa model yang sudah dilatih.

Berikut adalah pembagian data dapat dilihat pada Gambar 4.2



Gambar 4. 2 Pembagian Data Latih dan Data Uji

### 4.1.4 Menentukan Nilai Awal Smoothing

Penentuan nilai awal (initial) untuk faktor *smoothing* (seperti initial level, initial trend, dan initial seasonal) adalah tahap penting dalam analisis peramalan. Nilai-nilai awal ini akan memberikan "tebakan" awal terhadap komponen-komponen utama dari model peramalan, dan dari situ, model akan disesuaikan selama proses peramalan.

Berikut adalah hasil melakukan inialisasi nilai awal dilihat pada Gambar 4.3

```
Level Awal: 262.5
Trend Awal: 0.8333333333333334
Seasonal: [0.6857142857142857, 0.8, 0.9142857142857143, 0.8388952380952381, 0.8761904761904762, 1.1047619047619048, 1.0285714285714285, 1.188952380952381, 1.1428571428571428, 1.1047619047619048, 1.4095238095238096, 0.9142857142857143]
```

Gambar 4. 3 Inialisasi Awal

### 4.1.5 Peramalan Menggunakan Triple Exponential Smoothing

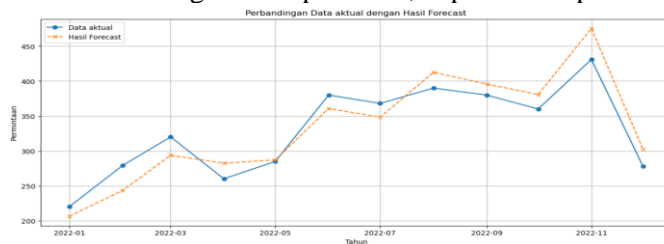
Berikut adalah hasil inialisasi parameter dan pembaruan komponen level tren dan forecasting dapat dilihat pada Gambar 4.4

```
Iterasi ke-13 - Level: 266.83, Trend: 1.38, Seasonal: 0.69, Forecast: 180.57
Iterasi ke-14 - Level: 272.13, Trend: 1.57, Seasonal: 0.80, Forecast: 216.17
Iterasi ke-15 - Level: 273.09, Trend: 1.56, Seasonal: 0.91, Forecast: 250.04
Iterasi ke-16 - Level: 274.87, Trend: 1.53, Seasonal: 0.94, Forecast: 290.61
Iterasi ke-17 - Level: 275.41, Trend: 1.46, Seasonal: 0.97, Forecast: 341.18
Iterasi ke-18 - Level: 274.73, Trend: 1.22, Seasonal: 1.18, Forecast: 305.85
Iterasi ke-19 - Level: 274.46, Trend: 1.87, Seasonal: 1.43, Forecast: 283.83
Iterasi ke-20 - Level: 273.71, Trend: 0.89, Seasonal: 1.19, Forecast: 323.39
Iterasi ke-21 - Level: 273.26, Trend: 0.76, Seasonal: 1.24, Forecast: 313.83
Iterasi ke-22 - Level: 273.03, Trend: 0.66, Seasonal: 1.18, Forecast: 300.72
Iterasi ke-23 - Level: 272.89, Trend: 0.50, Seasonal: 1.41, Forecast: 305.77
Iterasi ke-24 - Level: 272.98, Trend: 0.53, Seasonal: 0.91, Forecast: 240.19
Iterasi ke-25 - Level: 279.66, Trend: 1.15, Seasonal: 0.70, Forecast: 189.22
Iterasi ke-26 - Level: 283.13, Trend: 1.30, Seasonal: 0.91, Forecast: 225.36
Iterasi ke-27 - Level: 284.48, Trend: 1.38, Seasonal: 0.91, Forecast: 268.08
Iterasi ke-28 - Level: 286.12, Trend: 1.41, Seasonal: 0.84, Forecast: 298.48
Iterasi ke-29 - Level: 286.83, Trend: 1.36, Seasonal: 0.87, Forecast: 261.51
Iterasi ke-30 - Level: 285.53, Trend: 1.87, Seasonal: 1.18, Forecast: 317.25
Iterasi ke-31 - Level: 285.82, Trend: 0.84, Seasonal: 1.43, Forecast: 296.87
Iterasi ke-32 - Level: 283.67, Trend: 0.89, Seasonal: 1.17, Forecast: 336.66
Iterasi ke-33 - Level: 282.86, Trend: 0.84, Seasonal: 1.14, Forecast: 326.27
Iterasi ke-34 - Level: 282.47, Trend: 0.45, Seasonal: 1.18, Forecast: 312.58
Iterasi ke-35 - Level: 280.72, Trend: 0.23, Seasonal: 1.40, Forecast: 307.69
Iterasi ke-36 - Level: 282.29, Trend: 0.36, Seasonal: 0.92, Forecast: 257.82
Iterasi ke-37 - Level: 280.74, Trend: 1.87, Seasonal: 0.71, Forecast: 197.53
Iterasi ke-38 - Level: 293.87, Trend: 1.36, Seasonal: 0.91, Forecast: 236.25
Iterasi ke-39 - Level: 295.17, Trend: 1.37, Seasonal: 0.91, Forecast: 269.68
Iterasi ke-40 - Level: 297.25, Trend: 1.44, Seasonal: 0.84, Forecast: 245.51
Iterasi ke-41 - Level: 298.23, Trend: 1.40, Seasonal: 0.87, Forecast: 261.00
Iterasi ke-42 - Level: 296.53, Trend: 1.85, Seasonal: 1.40, Forecast: 320.58
Iterasi ke-43 - Level: 295.81, Trend: 0.91, Seasonal: 1.02, Forecast: 304.68
Iterasi ke-44 - Level: 293.96, Trend: 0.83, Seasonal: 1.17, Forecast: 348.11
Iterasi ke-45 - Level: 292.78, Trend: 0.43, Seasonal: 1.13, Forecast: 335.13
Iterasi ke-46 - Level: 292.16, Trend: 0.34, Seasonal: 1.18, Forecast: 322.94
Iterasi ke-47 - Level: 289.73, Trend: 0.86, Seasonal: 1.19, Forecast: 400.73
Iterasi ke-48 - Level: 291.68, Trend: 0.25, Seasonal: 0.92, Forecast: 285.66
Iterasi ke-49 - Level: 292.68, Trend: 1.83, Seasonal: 0.71, Forecast: 206.52
Iterasi ke-50 - Level: 318.37, Trend: 2.79, Seasonal: 0.83, Forecast: 243.28
Iterasi ke-51 - Level: 332.70, Trend: 3.95, Seasonal: 0.93, Forecast: 287.14
Iterasi ke-52 - Level: 324.96, Trend: 2.88, Seasonal: 0.83, Forecast: 282.43
Iterasi ke-53 - Level: 327.89, Trend: 2.70, Seasonal: 0.87, Forecast: 287.14
Iterasi ke-54 - Level: 337.88, Trend: 3.48, Seasonal: 1.18, Forecast: 368.79
Iterasi ke-55 - Level: 345.91, Trend: 4.26, Seasonal: 1.03, Forecast: 348.22
Iterasi ke-56 - Level: 345.46, Trend: 3.49, Seasonal: 1.16, Forecast: 412.58
Iterasi ke-57 - Level: 343.34, Trend: 2.93, Seasonal: 1.13, Forecast: 395.85
Iterasi ke-58 - Level: 338.73, Trend: 2.17, Seasonal: 1.40, Forecast: 388.72
Iterasi ke-59 - Level: 328.15, Trend: 0.90, Seasonal: 1.17, Forecast: 471.47
Iterasi ke-60 - Level: 318.38, Trend: -0.17, Seasonal: 0.91, Forecast: 382.53
```

Gambar 4. 4 Peramalan Triple Exponential Smoothing

### 4.1.6 Visualisasi Data Uji Dengan Hasil Prediksi

Berikut visualisasi data latih dengan hasil prediksi, dapat dilihat pada Gambar 4.5



Gambar 4. 5 Visualisasi Data Uji Dengan Hasil Prediksi

### 4.1.7 Prediksi karton box PT.Kreasi Kotak Megah

Berikut Hasil prediksi pada tahun periode ke depan, dapat dilihat pada Tabel 4.2.

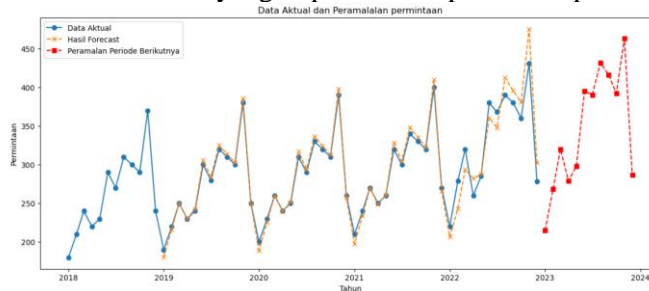
Tabel 4. 2 Hasil Prediksi Pada Tahun Yang Baru

No	Bulan	Permintaan
1	Jan-23	227.50
2	Feb-23	263.72
3	Mar-23	295.15
4	Apr-23	262.60
5	May-23	276.90
6	Jun-23	349.56
7	Jul-23	326.99
8	Aug-23	366.63
9	Sep-23	356.84
10	Oct-23	344.72
11	Nov-23	433.74
12	Dec-23	286.47

4.1.8 Visualisasi Hasil Data Prediksi

Proses ini untuk menyajikan informasi dalam bentuk grafik untuk membantu memahami dan menganalisis data dengan lebih efektif. Dalam konteks grafik prediksi, visualisasi data digunakan untuk menunjukkan hubungan antara variabel *independen* dan variabel *dependen* secara grafis.

Berikut visualisasi hasil dari data yang di prediksi, dapat dilihat pada Gambar 4.6



Gambar 4. 6 Visualisasi Data Hasil Prediksi

4.1.9 Mencari Nilai Akurasi Menggunakan Mape

Melakukan evaluasi untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi pada model *Tiple Exponential Smoothing*. Metrik ini menghitung persentase rata-rata kesalahan absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual pada data uji. *MAPE* menghasilkan nilai dalam persen, sehingga lebih mudah dipahami dari pada metrik evaluasi lainnya yang menghasilkan nilai Absolut.

Berikut hasil tingkat akurasi menggunakan *Mean Absolute Percentage Error*, dapat dilihat pada Gambar 4.7

**MAPE : 6.83%**

Gambar 4. 7 Hasil MAPE

4.2 Pengujian

4.2.1 Perhitungan Manual Insialisasi Awal

Pada tahap inisialisasi, kita menentukan parameter-parameter kunci seperti tingkat (level), tren, dan Seasonal. Dalam bab ini akan membahas langkah-langkah untuk menghitung nilai awal secara manual. Perhitungan manual mencari nilai awal level tren dan seasonal sebagai berikut:

1. Nilai Awal Level diambil dari data Tahun Pertama

$$l_0 = \frac{1}{I}(X_1 + X_2 + \dots + X_I)$$

$$l_0 = \frac{1}{12}(180 + 210 + 240 + 220 + 230 + 290 + 270 + 310 + 300 + 290 + 370 + 240)$$

$$l_0 = \frac{3150}{12}$$

$$l_0 = 262.50$$

Jadi di dapat level awal = 262.50

2. Nilai Awal Trend diambil dari data Tahun Pertama

$$T_0 = \left(\frac{1}{l}\right) \left(\frac{X_{l+1}-X_1}{l} + \frac{X_{l+2}-X_2}{l} + \dots + \frac{X_{l+l}-X_l}{l}\right)$$

$$T_0 = \left(\frac{1}{12}\right) \left(\frac{180-190}{12} + \frac{210-220}{12} + \dots + \frac{240-250}{12}\right)$$

$$T_0 = \left(\frac{-10}{12}\right)$$

$$T_0 = 0,83$$

3. Nilai Awal Seasonal diambil dari data tahun pertama

$$S_0 = \frac{X_t}{L_t}$$

$$S_0 = \frac{X_t}{262.50}$$

Hasil perhitungan manual mencari nilai awal seasonal dapat di lihat pada tabel 4.3

Tabel 4. 3 Nilai awal seasonal

$X_t$	$S_0$
180	0.69
210	0.80
240	0.91
220	0.84
230	0.88
290	1.10
270	1.03
310	1.18
300	1.14
290	1.10
370	1.41

Berikut adalah perhitungan manual untuk mencari inisialisasi awal dapat dilihat pada tabel 4.4

Tabel 4. 4 Inisialisasi Awal

No	Level	Trend	Seasonal
1	180	0,83	0.69
2	210	0,83	0.80
3	240	0,83	0.91
4	220	0,83	0.84
5	230	0,83	0.88
6	290	0,83	1.10
7	270	0,83	1.03
8	310	0,83	1.18
9	300	0,83	1.14
10	290	0,83	1.10
11	370	0,83	1.41
12	240	0,83	0.91
Hasil	262.50	0.83	

#### 4.2.2 Mencari Nilai Pemulusan dan Peramalan

Mencari nilai pembaruan ini dilakukan dengan mempertimbangkan tingkat (level), tren, dan musiman dari data sebelumnya, dan memperbarui mereka berdasarkan rasio  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  yang telah ditentukan. Dengan melakukan ini, dapat memperoleh model peramalan yang lebih akurat dan responsif terhadap perubahan dalam data. Berikut perhitungan manual mencari nilai pemulusan dan peramalan sebagai berikut:



1. Inisialisasi Awal  $L_0$  mengambil nilai rata-rata dari tahun pertama data  
 $L_0 = 262.50$
2. Inisialisasi Tren  $T_0$  menghitung selisih rata-rata dari tahun pertama dan kedua di bagi dengan jumlah musiman 12. Ini digunakan sebagai estimasi awal untuk tren.  
 $T_0 = 0.83$
3. Inisialisasi Seasonal  $S_0$  membagi setiap nilai dalam 1 tahun data pertama dengan initial\_level. Ini digunakan sebagai estimasi awal untuk komponen musiman.  
 $S_0 = 0.69, 0.80, 0.91, 0.84, 0.88, 1.10, 1.03, 1.18, 1.14, 1.10, 1.41, 0.91$
4. Untuk pembaruan level dengan menggunakan parameter yg sudah ditentukan dengan nilai  $\alpha = 0.4, \beta = 0.1$ , dan  $\gamma = 0.3$ . Pembaruan level dimulai dari tahun kedua dan seterusnya

$$l_1 = \alpha \left( \frac{x_t}{s_t - 1} \right) + (1 - \alpha)(l_t - 1 + T_t - 1)$$

$$l_1 = \alpha \left( \frac{X_t}{S_0} \right) + (1 - \alpha)(l_t - 1 + T_t - 1)$$

$$l_1 = 0.4 \left( \frac{190}{0.69} \right) + (1 - 0.4)(262.50 + 0.83)$$

$$l_1 = 268.83$$

.

$$l_{12} = \alpha \left( \frac{x_{12}}{s_{12}} \right) + (1 - \alpha)(l_{11} + T_{11})$$

$$l_{12} = 0.4 \left( \frac{250}{0.91} \right) + (1 - 0.4)(272.05 + 0.50)$$

$$l_{12} = 272.90$$

Pembaruan Tren dari tahun kedua dan seterusnya

$$T_1 = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta) + (T_t - 1)$$

$$T_1 = \beta(l_1 - l_0) + (1 - \beta) + (T_0)$$

$$T_1 = 0.1(268.83 - 262.50) + (1 - 0.1) + (0.83)$$

$$T_1 = 1.38$$

.

.

$$T_{12} = \beta(l_{12} - l_{11}) + (1 - \beta)(T_{11})$$

$$T_{12} = 0.1(272.90 - 272.05) + (1 - 0.1) + (0.50)$$

$$T_{12} = 0.53$$

Pembaruan Seasonal dari tahun kedua dan seterusnya

$$s_1 = \gamma \left( \frac{X_t}{l_t} \right) + (1 - \gamma)(s_t - 1)$$

$$s_1 = \gamma \left( \frac{X_1}{L_1} \right) + (1 - \gamma)(s_0)$$

$$s_1 = 0.3 \left( \frac{190}{268.83} \right) + (1 - 0.3)(0.69)$$

$$s_1 = 0.69$$

.

.

$$s_{12} = \gamma \left( \frac{X_{12}}{l_{12}} \right) + (1 - \gamma)(s_{11})$$

$$s_{12} = 0.3 \left( \frac{250}{272.90} \right) + (1 - 0.3)(0.91)$$

$$s_{12} = 0.91$$

Berikut hasil pembaruan menghitung nilai level, trend, seasonal dapat dilihat pada Tabel 4.5

Tabel 4. 5 Menghitung Level, Trend dan Seasonal

Month	Permintaan	Level	Trend	Seasonal
Jan-2019	190	268.83	1.38	0.69
Feb-2019	220	272.13	1.57	0.80
Mar-2019	250	273.60	1.56	0.91
Apr-2019	230	274.87	1.53	0.84

Month	Permintaan	Level	Trend	Seasonal
May-2019	240	275.41	1.44	0.87
Jun-2019	300	274.73	1.22	1.10
Jul-2019	280	274.46	1.07	1.03
Aug-2019	320	273.71	0.89	1.18
Sep-2019	310	273.26	0.76	1.14
Oct-2019	300	273.03	0.66	1.10
Nov-2019	380	272.05	0.50	1.41
Dec-2019	250	272.90	0.53	0.91
Jan-2020	200	279.66	1.15	0.70
Feb-2020	230	283.13	1.38	0.81
Mar-2020	260	284.48	1.38	0.91
Apr-2020	240	286.12	1.41	0.84
May-2020	250	286.83	1.34	0.87
Jun-2020	310	285.53	1.07	1.10
Jul-2020	290	285.02	0.92	1.02
Aug-2020	330	283.67	0.69	1.17
Sep-2020	320	282.86	0.54	1.14
Oct-2020	310	282.47	0.45	1.10
Nov-2020	390	280.72	0.23	1.40
Dec-2020	260	282.25	0.36	0.92
Jan-2021	210	289.74	1.07	0.71
Feb-2021	240	293.67	1.36	0.81
Mar-2021	270	295.17	1.37	0.91
Apr-2021	250	297.25	1.44	0.84
May-2021	260	298.23	1.40	0.87
Jun-2021	320	296.53	1.09	1.09
Jul-2021	300	295.81	0.91	1.02
Aug-2021	340	293.96	0.63	1.17
Sep-2021	330	292.78	0.45	1.13
Oct-2021	320	292.16	0.34	1.10
Nov-2021	400	289.73	0.06	1.39
Dec-2021	270	291.68	0.25	0.92
Jan-2022	220	299.68	1.03	0.71
Feb-2022	279	318.37	2.79	0.83
Mar-2022	320	332.70	3.95	0.93
Apr-2022	260	325.96	2.88	0.83
May-2022	285	327.85	2.78	0.87
Jun-2022	380	337.68	3.48	1.10
Jul-2022	368	348.91	4.26	1.03
Aug-2022	390	345.44	3.49	1.16
Sep-2022	380	343.34	2.93	1.13
Oct-2022	360	338.73	2.17	1.09
Nov-2022	431	328.15	0.90	1.37
Dec-2022	278	318.38	-0.17	0.91

Berikut perhitungan manual melakukan peramalan periode kedepan tahun 2023

1. Peramalan bulan Januari 2023

$$\hat{Y}_{t+p} = (L_t + {}_pT_t) S_{t-s+p}$$

$$\hat{Y}_1 = (318,38 + 1 * -0,17) * 0,71$$

$$\hat{Y}_1 = 227,50$$

Berikut hasil peramalan Tahun 2023 dapat di lihat pada Tabel 4.6  
Tabel 4. 6 Hasil Peramalan Tahun 2023

Bulan	Peramalan Tahun 2023
Jan-2023	227.50
Feb-2023	263.72
Mar-2023	295.15
Apr-2023	262.60
May-2023	276.90
Jun-2023	349.56
Jul-2023	326.99
Aug-2023	366.63
Sep-2023	356.84
Oct-2023	344.72
Nov-2023	433.74
Dec-2023	286.47

#### 4.2.3 Mencari Nilai Akurasi MAPE

Dalam bagian ini akan membahas secara rinci tentang bagaimana menghitung *MAPE* dan menerapkannya untuk menilai akurasi dari hasil prediksi *Triple Exponential Smoothing*. Langkah-langkah ini mencakup perhitungan relatif kesalahan untuk setiap prediksi, dan kemudian menghitung rata-rata dari kesalahan tersebut. Berikut Perhitungan manual mencari nilai akurasi menggunakan *MAPE*.

$$MAPE = \left( \frac{\sum(A-F) \times 100}{n} \right)$$

$$MAPE = \left( \frac{\sum(81,93) \times 100}{12} \right)$$

$$MAPE = 6,83 \%$$

Berikut adalah mencari nilai akurasi menggunakan *MAPE* dapat dilihat pada Tabel 4.7

Tabel 4. 7 Tabel Mencari Nilai MAPE

Month (x)	Permintaan (y)	Prediksi (y')	Error	Mape
t	A	F	A-F	(A-F)/A
Jan-2022	220	206.31509	13.68	0.06
Feb-2022	279	243.27815	35.72	0.13
Mar-2022	320	293.63541	26.36	0.08
Apr-2022	260	282.42883	-22.43	0.09
May-2022	285	287.14269	-2.14	0.01
Jun-2022	380	360.78845	19.21	0.05
Jul-2022	368	348.21819	19.78	0.05
Aug-2022	390	412.58396	-22.58	0.06
Sep-2022	380	395.84809	-15.85	0.04
Oct-2022	360	380.72396	-20.72	0.06
Nov-2022	431	475.46533	-44.47	0.10
Dec-2022	278	302.52821	-24.53	0.09
Jumlah				81,93

Month (x)	Permintaan (y)	Prediksi (y')	Error	Mape
t	A	F	A-F	(A-F)/A
MAPE	(A-F)/A /n*100			6,83

Berdasarkan perhitungan manual diatas maka didapatkan nilai *MAPE* sebesar 6,83%, Oleh karena itu data tersebut sangat bagus untuk dilakukan prediksi.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dengan menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing*, dapat disimpulkan bahwa metode ini terbukti relevan dan efektif dalam memprediksi tingkat permintaan produk karton box di PT. Kreasi Kotak Megah. Pengujian estimasi terhadap data permintaan produk karton box juga menunjukkan hasil yang sangat baik, dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 6,83% selama periode Januari 2022 hingga Desember 2022. Hasil prediksi pada tahun 2023 sejumlah 3,790,81 Ton dengan rincian dapat di lihat pada bab IV, hasil penelitian ini dapat dijadikan rekomendasi dan masukan untuk PT. Kreasi Kotak Megah sebagai informasi tambahan terkait permintaan karton box. Dengan memanfaatkan algoritma *Triple Exponential Smoothing*, perusahaan dapat lebih mudah melakukan estimasi atau perkiraan data, sehingga dapat membantu mengurangi ketidakpastian terkait tingkat permintaan produk.

### 5.2 Saran

Penulis menyadari bahwa prediksi yang telah dilakukan masih memiliki ruang untuk ditingkatkan dan mengidentifikasi beberapa kekurangan. Oleh karena itu, penulis ingin mengajukan beberapa saran sebagai langkah menuju prediksi yang lebih optimal. Metode perhitungan peramalan permintaan dapat di tambahkan dengan metode lain untuk mendapat hasil yang lebih akurat serta mendapatkan perbandingan.

## REFERENSI

- [1] M. R. T. Billah, D. K. P. Aji, and Y. Ariyanto, "Implementasi Metode Triple Exponential Smoothing Pada Sistem Peramalan Permintaan Produk Furniture," *Semin. Inform. Apl. Polinema*, pp. 274–279, 2020.
- [2] R. Y. Hayuningtyas, "Implementasi Metode Triple Exponential Smoothing Untuk Prediksi Penjualan Alat Kesehatan," *EVOLUSI J. Sains dan Manaj.*, vol. 8, no. 1, pp. 7–12, 2020, doi: 10.31294/evolusi.v8i1.7404.
- [3] G. H. Haloho, S. Manurung, and N. F. Saragih, "Penerapan Metode Perbandingan Eksponensial (MPE) Dalam Menentukan Topik Skripsi, Dosen Pembimbing Beserta Dosen Pembimbing Studi Kasus Fakultas Ilmu Komputer Universitas Methodist Indonesia," *J. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 36–40, 2022, doi: 10.32938/jitu.v2i2.2992.
- [4] E. F. Putra, Y. Asdi, and M. Maiyastri, "PERAMALAN DENGAN METODE PEMULUSAN EKSPONENSIAL HOLT-WINTER DAN SARIMA (Studi Kasus: Jumlah Produksi Ikan (Ton) di Kota Sibolga Tahun 2000-2017)," *J. Mat. UNAND*, vol. 8, no. 1, p. 75, 2019, doi: 10.25077/jmu.8.1.75-83.2019.
- [5] A. P. Silalahi and H. G. Simanullang, "Supervised Learning Metode K-Nearest Neighbor Untuk Prediksi Diabetes Pada Wanita," *METHOMIKA J. Manaj. Inform. dan Komputerisasi Akunt.*, vol. 7, no. 1, pp. 144–149, 2023, doi: 10.46880/jmika.vol7no1.pp144-149.
- [6] R. Risqiati, "Penerapan Metode Single Exponential Smoothing dalam Peramalan Penjualan Benang," *Smart Comp Jurnalnya Orang Pint. Komput.*, vol. 10, no. 3, pp. 154–159, 2021, doi: 10.30591/smartcomp.v10i3.2887.