

## Prediksi Persediaan Vaksin pada Bayi Dengan Metode *Holt-Winter's Exponential Smoothing* (Studi Kasus: Provinsi Jawa Timur)

### *Prediction of Vaccine Inventory in Infants with Holt-Winter's Exponential Smoothing Method (Case Study: East Java Province)*

Dian Puspita Sari<sup>1\*</sup>, Aris Fanani<sup>2</sup>, Susilo Ari Wardani<sup>3</sup>, Wika Dianita Utami<sup>4</sup>

<sup>1,2,4</sup>Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi,  
Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya  
Jl. Dr. Ir. H. Soekarno No. 682, Gn. Anyar, Surabaya 60237, Indonesia  
<sup>3</sup>Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur  
Jl. Ahmad Yani No. 118, Ketintang, Surabaya 60231, Indonesia

\*Corresponding author: [dianpspta@gmail.com](mailto:dianpspta@gmail.com)

#### ABSTRAK

DOI:  
[10.30595/jrst.v9i2.23659](https://doi.org/10.30595/jrst.v9i2.23659)

#### Histori Artikel:

Diajukan:  
17/08/2024

Diterima:  
09/06/2025

Diterbitkan:  
08/09/2025

Vaksinasi bayi berperan penting dalam mendukung pertumbuhan dan memperkuat sistem kekebalan tubuh. Salah satu tantangan yang dihadapi yaitu ketidakseimbangan antara persediaan dan permintaan vaksin di berbagai wilayah yang dapat menyebabkan kelangkaan distribusi. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi jumlah persediaan vaksin bayi guna mengurangi kesenjangan distribusi menggunakan metode *Holt-Winters Exponential Smoothing*. Metode ini diterapkan dengan dua pendekatan, yaitu model aditif dan model multiplikatif berdasarkan data bulanan di tahun 2021 hingga 2024. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model multiplikatif lebih akurat untuk vaksin polio oral bivalen (BOPV), hepatitis B (HBO), dan measles rubella (MR) karena permintaan menunjukkan perubahan fluktuasi yang signifikan. Model aditif lebih akurat untuk vaksin bacillus calmette guerin (BCG), difteri pertusis tetanus (DPT), dan inactivated poliovirus vaccine (IPV) karena permintaan cenderung stabil di sekitar nilai rata-rata yang konstan. Vaksin BOPV menghasilkan akurasi yang sangat baik (MAPE < 10%) dan cukup baik untuk vaksin HBO (MAPE < 20%). Vaksin BCG dan MR memiliki tingkat akurasi yang rendah (MAPE < 50%). Vaksin DPT dan IPV memiliki tingkat akurasi yang buruk (MAPE > 50%). Tingkat akurasi dapat dipengaruhi oleh fluktuasi permintaan, distribusi yang tidak merata, serta penyesuaian parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$ . Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* dapat membantu memprediksi fluktuasi persediaan vaksin secara lebih tepat sehingga mendukung distribusi yang lebih merata di setiap wilayah.

**Kata Kunci:** *Holt-Winter's*; Persediaan, Prediksi; *Time series*; Vaksin Bayi

#### ABSTRACT

Infant vaccination is important in supporting growth and strengthening the immune system. One of the challenges faced is the imbalance between vaccine supply and demand in various regions, which can lead to distribution shortages. This study aims to predict the supply of infant vaccines to reduce distribution gaps using the *Holt-Winters Exponential Smoothing* method. This method is applied using two approaches: an additive and a multiplicative model based on monthly data from 2021 to 2024. The results show that the multiplicative model is more accurate for the bivalent oral polio vaccine (BOPV), hepatitis B (HBO), and measles-rubella (MR) vaccines because demand exhibits significant fluctuations. The additive model is more accurate for *Bacillus Calmette-Guérin* (BCG), diphtheria-pertussis-tetanus (DPT), and inactivated poliovirus vaccine (IPV) because demand tends to be stable around a constant average value. The BOPV vaccine yields perfect accuracy (MAPE < 10%) and reasonably good accuracy for the HBO vaccine (MAPE < 20%). The BCG and MR vaccines have low accuracy levels (MAPE < 50%). The DPT and IPV vaccines have bad accuracy levels

(MAPE > 50%). Accuracy levels can be influenced by demand fluctuations, uneven distribution, and adjustments to the  $\alpha$ ,  $\beta$ , and  $\gamma$  parameters. The results of this study indicate that the Holt-Winters Exponential Smoothing method can help predict vaccine supply fluctuations more accurately, thereby supporting more even distribution across all regions.

**Keywords:** Holt-Winter's; Infant Vaccines; Inventory; Prediction; Time Series

## 1. PENDAHULUAN

Kemajuan bidang ilmu pengetahuan dan teknologi, terutama di sektor kesehatan, telah menghasilkan berbagai penemuan, salah satunya adalah vaksin (Rumaf et al., 2023). Vaksin merupakan sediaan biologis yang mengandung komponen kuman yang dilemahkan atau dimatikan untuk mengaktifkan sistem kekebalan tubuh dalam melawan penyakit tertentu.

Setiap tahun sekitar 800 ribu anak di Indonesia rentan terhadap infeksi penyakit yang disebabkan karena sistem kekebalan tubuh pada anak sangat lemah (Aritonang et al., 2022). Salah satu vaksin yang diberikan pertama kali adalah untuk bayi usia 0-11 bulan.

Vaksin bayi menjalankan peran penting dalam mendukung perkembangan bayi, adapun manfaatnya yaitu meningkatkan sistem kekebalan tubuh, mencegah infeksi penyebaran penyakit, pengurangan risiko cacat atau kematian, serta sebagai investasi kesehatan jangka panjang bayi (Wigunantiningasih, 2019). Setiap bayi usia 0-11 bulan diwajibkan menerima serangkaian vaksinasi yang terdiri dari, vaksin polio tetes (BOPV), hepatitis B (HBO), *bacillus calmette guerin* (BCG), campak rubella (MR), pentabio (DPT-HB-HiB), dan polio suntik (IPV) (Dinkes, 2024).

Permasalahan yang sering terjadi terkait vaksinasi adalah ketidaksesuaian persediaan dan permintaan vaksin antar daerah yang dipengaruhi oleh kendala distribusi logistik ke berbagai pusat kesehatan (Hayatie & Aitama, 2022). Kendala tersebut mengakibatkan kelangkaan dan ketidakseimbangan vaksin di wilayah sasaran. Dimana beberapa wilayah mengalami kekurangan sementara wilayah lain memiliki persediaan berlebih yang mengakibatkan penimbunan vaksin di gudang provinsi atau kabupaten/kota (Susanto et al., 2019).

Penimbunan vaksin dapat menimbulkan masalah dalam penyimpanan, dimana ketika persediaan vaksin mencapai batas maksimum maka lemari pendingin (*freezer*) akan penuh dan setiap vaksin memiliki batas waktu kadaluwarsa yang relatif pendek yang membuat penggunaan vaksin tidak efisien (Pramashela & Pratiwi, 2024).

Di Jawa Timur, tantangan yang dihadapi Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur dalam mengatur persediaan vaksin salah satunya adalah ketidakpastian jumlah vaksin yang dikeluarkan untuk Kabupaten/Kota karena pola vaksinasi yang selalu berubah di setiap periodenya. Pentingnya mengatur persediaan vaksin bayi secara tepat untuk menghindari kekurangan persediaan dimasa mendatang.

Memprediksi jumlah persediaan vaksin bayi untuk setiap periode berdasarkan jenis atau kategorinya menjadi hal yang sangat penting. Terdapat berbagai metode yang dapat digunakan dalam memprediksi dengan menghasilkan *margin error* rendah. Salah satu metode yang dapat diterapkan untuk prediksi yaitu metode *Holt-Winter's Exponential Smoothing* (Nur et al., 2024). Metode ini akan memprediksi pola data musiman dengan unsur *trend* yang timbul secara bersamaan (Akolo, 2019).

Teknik peramalan *Time Series* akan menunjukkan pola *trend*, dimana pola datanya menunjukkan kecenderungan naik atau turun, maka metode *holt-winter's exponential smoothing* dapat digunakan untuk melakukan prediksi persediaan vaksin berdasarkan pola data yang musiman. (Pongdatu et al., 2020).

Penelitian terkait dengan peramalan adalah membandingkan metode *holt-winter's exponential smoothing* dengan *extreme learning machine* dalam meramalkan muatan barang penerbangan nasional bandara Soekarno-Hatta, dihasilkan bahwa nilai akurasi pada metode *holt-winter's* lebih optimal daripada *extreme learning machine* dalam 12 bulan berikutnya.

Dengan menunjukkan bahwa metode *holt-winter's exponential smoothing*, model Aditif menghasilkan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 26,14%, pada model multiplikatif menghasilkan nilai MAPE sebesar 25,69% (Marpaung et al., 2023). Peramalan jumlah penumpang kereta api PT. KAI dengan menerapkan metode *holt-winter's triple exponential smoothing* membandingkan antara model aditif dan multiplikatif untuk menentukan model yang paling optimal.

Model paling optimal yaitu model aditif, dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error*

(MAPE) sebesar 3,76%, sedangkan model multiplikatif menghasilkan nilai MAPE sebesar 5,33% (Febriyanti et al., 2019). Prediksi persediaan obat menggunakan metode *holt-winter's exponential smoothing* memiliki tingkat akurasi prediksi persediaan obat yang optimal, hal ini bisa dilihat dari nilai MAPE <10% (Lestari et al., 2019).

Berdasarkan deskripsi diatas, akan dilakukan suatu prediksi terhadap jumlah persediaan vaksin untuk bayi di provinsi jawa timur menggunakan metode *Holt-winter's exponential smoothing* yang membandingkan performa dari model multiplikatif dengan model aditif.

## 2. METODE PENELITIAN

Dalam melakukan penelitian mengenai prediksi jumlah persediaan vaksin dengan menerapkan metode *Holt-Winter's Exponential Smoothing*, yang akan diolah melalui berbagai tahapan. Tahap awal yaitu menetapkan nilai pemulusan awal *level*, *trend*, dan *seasonal* dengan menetapkan parameter awal  $\alpha, \beta, \gamma$ , dimana akan dilakukan beberapa percobaan pada parameter pemulusan untuk menghasilkan hasil prediksi yang optimal.

Tahap berikutnya adalah melakukan perhitungan hasil prediksi dengan menggunakan model multiplikatif dan model aditif, kemudian membandingkan kinerja kedua model tersebut untuk memilih model yang paling optimal. Tahap terakhir yaitu, menentukan tingkat kesalahan dari hasil yang diprediksi dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Semakin rendah *margin error* pada hasil MAPE, semakin akurat hasil prediksinya dapat dilihat pada [Gambar 1](#).

### 2.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data *time series* jumlah persediaan vaksin untuk bayi usia 0-11 bulan yang dikumpulkan dari Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur. Data pada penelitian ini mencakup data historis dengan periode waktu bulanan dari tahun 2021 hingga 2023 sebagai dasar dalam melakukan prediksi dapat dilihat pada [Tabel 1](#). Data bulanan tersebut akan mengidentifikasi pola tren dan fluktuasi yang terjadi setiap bulan sehingga dapat memberikan estimasi yang lebih akurat untuk periode mendatang.

### 2.2 Holt-Winter's Exponential Smoothing

*Holt-Winter's* merupakan pengembangan dari *Exponential Smoothing* yang mempunyai tiga komponen pemulusan eksponensial, yaitu

komponen untuk pemulusan *level*, *trend*, dan *seasonal* (Sofiyati & Winarni, 2023). Metode *Holt-Winter's* memiliki dua model musiman yaitu model multiplikatif dan aditif. Model multiplikatif diterapkan ketika variasi data musiman menunjukkan peningkatan atau penurunan, sedangkan model aditif diterapkan pada variasi data musiman yang relatif stabil (Christnatis et al., 2019).

#### 2.2.1 Nilai awal Level, Trend dan Seasonal

Nilai pemulusan eksponensial yang diterapkan meliputi tiga komponen utama yaitu *level*, *trend*, dan *seasonal* (Dewi & Listiowarni, 2020). Dalam menentukan nilai awal periode *seasonal* ( $s$ ), akan menggunakan periode *seasonal*  $s = 12$  dengan mencakup jumlah bulan pada satu siklus *seasonal*.

**Langkah 1.** Menetapkan nilai awal *level* ( $l_s$ )

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

**Langkah 2.** Menetapkan nilai awal *trend* ( $t_s$ )

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

**Langkah 3.** Menetapkan nilai awal *seasonal* ( $s_p$ ) dengan menerapkan persamaan (3) dalam model multiplikatif dan persamaan (4) dalam model aditif

$$s_p = \frac{y_p}{l_s} \quad (3)$$

$$s_p = y_p - l_s \quad (4)$$

Keterangan:  $l_s$  = Nilai faktor *level*  
 $t_s$  = Nilai faktor *trend*  
 $s_p$  = Nilai faktor *seasonal*  
 $s$  = Panjang musiman  $s = 12$   
 $p$  = Periode musiman ( $p = 1,2,3$ )  
 $y_s$  = Jumlah persediaan ke-  $s$   
 $y_p$  = Jumlah persediaan ke-  $p$

#### 2.2.2 Prediksi

Setelah mendapatkan nilai *level*, *trend*, dan *seasonal*, akan dilakukan suatu prediksi jumlah persediaan vaksin dengan menentukan nilai parameter  $\alpha, \beta$ , dan  $\gamma$  (Irandi et al., 2021).

**Langkah 1.** Menghitung *Level exponential smoothing* dengan menerapkan persamaan (5) dalam model multiplikatif dan persamaan (6) dalam model aditif

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

$$L_t = \alpha(Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (6)$$

Keterangan:

$L_t$  = Nilai *Level* ke-  $t$

$t$  = Periode musim

$\alpha$  = Parameter pembobot untuk *Level* komponen ( $0 < \alpha < 1$ )

$Y_t$  = Jumlah persediaan ke-  $t$

$S_{t-s}$  = Nilai *seasonal* pada periode sebelumnya

$L_{t-1}$  = Nilai *Level* tahun ke-  $t - 1$  (tahun sebelumnya)

$T_{t-1}$  = Nilai *Trend* tahun ke-  $t - 1$  (tahun sebelumnya)

**Langkah 2.** Menghitung *Trend exponential smoothing* dengan menerapkan persamaan (7) dalam model multiplikatif maupun model aditif

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (7)$$

Keterangan:

$T_t$  = Nilai *Trend* ke-  $t$

$\beta$  = Parameter pembobot untuk *Trend* komponen ( $0 < \beta < 1$ )

**Langkah 3.** Menghitung *Seasonal exponential smoothing* dengan menerapkan persamaan (8)

dalam model multiplikatif dan persamaan (9) dalam model aditif

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (8)$$

$$S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (9)$$

Keterangan:

$S_t$  = Nilai *Seasonal* ke-  $t$

$\gamma$  = Parameter pembobot untuk *Seasonal* komponen ( $0 < \gamma < 1$ )

**Langkah 4.** Prediksi jumlah persediaan vaksin dengan menerapkan persamaan (10) dalam model multiplikatif dan persamaan (11) dalam model aditif

$$F_{t+m} = (L_t + T_t m)S_{t-s+m} \quad (10)$$

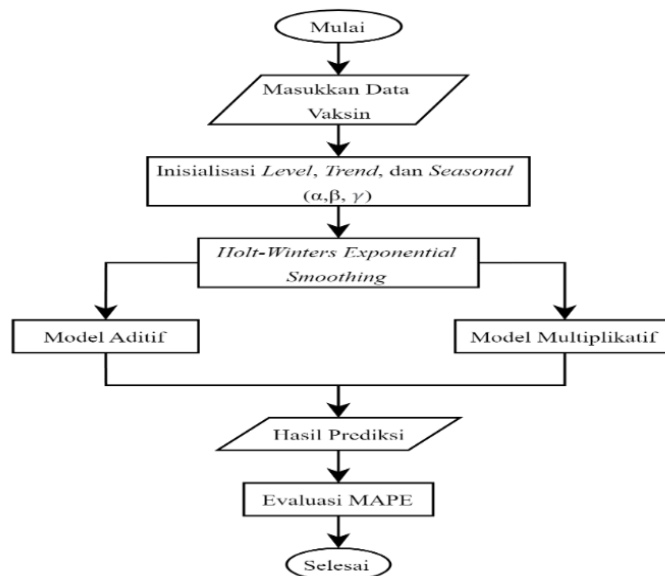
$$F_{t+m} = L_t + T_t m + S_{t-s+m} \quad (11)$$

Keterangan:

$F_{t+m}$  = Hasil prediksi ke-  $t + m$

$m$  = Periode waktu yang diprediksi

$S_{t-s+m}$  = Nilai *seasonal* pada periode prediksi sebelumnya



**Gambar 1.** Alur Penelitian Prediksi Vaksin

**Tabel 1.** Data Penelitian

Pengeluaran	Jumlah	Kategori
Januari-2021	10.000	BCG
Januari-2021	5.000	MR
...	...	...
Februari-2022	29.200	HEPATITIS B
Februari-2022	9.700	IPV
...	...	...
Desember-2023	241.250	DPT-HB-Hib
Desember-2023	459.900	BOPV

### 2.3 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Penggunaan MAPE dalam evaluasi untuk menghasilkan persentase kesalahan hasil prediksi yang akan dibandingkan dengan jumlah nilai aktual dapat dilihat pada **Tabel 2**. Semakin rendah persentase kesalahan MAPE maka hasil prediksi menjadi semakin akurat (Maricar, 2019).

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right|}{n} \times 100\% \quad (12)$$

Keterangan:  $n$  = Besarnya data prediksi

$Y_t$  = Jumlah persediaan vaksin ke-  $t$

$\hat{Y}_t$  = Hasil prediksi ke-  $t$

$t$  = Periode musiman

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Deskripsi Data Vaksin

Pengelolaan persediaan vaksin pada imunisasi dasar lengkap (IDL) dilakukan dengan 6 jenis indikator pendukung program imunisasi mencakup vaksin BOPV, HBO, BCG, MR, DPT, dan IPV. Pada **Gambar 2** ditampilkan grafik jumlah persediaan vaksin yang tersedia pada Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur.

Berdasarkan **Gambar 2**, terlihat bahwa pola musiman memengaruhi data berbagai jenis vaksin untuk bayi, tercermin dalam fluktuasi naik turun pada bulan-bulan tertentu. Selain itu, terlihat adanya pola tren yang menyebabkan perubahan jangka panjang. Maka disimpulkan jika data vaksin tidak bersifat stasioner disebabkan oleh pola tren dan pola musiman.

### 3.2 Holt-Winters Exponential Smoothing

#### 3.2.1 Proses Inisialisasi

Penetapan nilai awal pemulusan *level*, *trend* dan *seasonal* akan ditetapkan sebagai langkah awal perhitungan prediksi. **Tabel 3** dan **Tabel 4** menghasilkan nilai pemulusan awal *level*, *trend* dan *seasonal* untuk vaksin polio BOPV dan vaksin HBO dengan menggunakan persamaan (1) sampai persamaan (4).

#### 3.2.2 Proses Prediksi

Prediksi jumlah persediaan vaksin akan dilakukan dari data pada tahun 2022 (musim kedua) hingga tahun 2023. **Tabel 5** dan **Tabel 6** memperlihatkan hasil prediksi yang dihasilkan dengan menerapkan persamaan (5) hingga persamaan (11).

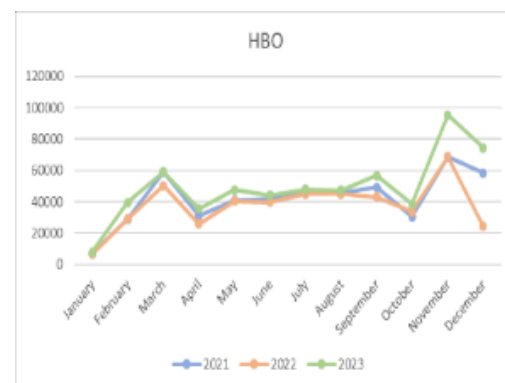
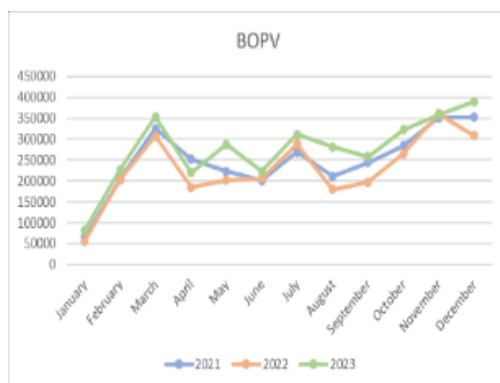
Pengambilan nilai parameter  $\alpha$ ,  $\beta$  dan  $\gamma$  akan diterapkan berkisar antara 0 sampai 1. Dalam pengolahan prediksi vaksin BOPV dengan model multiplikatif dan model aditif, dipilih nilai parameter  $\alpha = 0.2$ ,  $\beta = 0.2$  dan  $\gamma = 0.2$ . Pemilihan nilai-nilai ini dilakukan setelah beberapa percobaan parameter untuk mencapai nilai yang menghasilkan *error* terkecil.

Pada percobaan prediksi vaksin Hepatitis B (HBO) dengan model multiplikatif dan model aditif, nilai parameter  $\alpha = 0.2$ ,  $\beta = 0.1$  dan  $\gamma = 0.2$  agar mendapatkan hasil *error* terendah.

**Tabel 2.** Nilai MAPE Hasil Prediksi

Nilai	Keterangan
< 10 %	Sangat Baik
10 – 20%	Baik
20 – 50%	Rendah
> 50%	Buruk

Sumber: (Andreyanto & Wahyuni, 2024)





Gambar 2. Grafik Pola Persediaan Vaksin

Tabel 3. Inisialisasi Pada Data Vaksin BOPV

Tahun	Periode	Jumlah	Level	Trend	Seasonal
Multiplikatif					
2021	1	65200			0,2623
	...	...			...
	11	351500			1,4134
	12	352420	248619	-117,6	1,4176
Aditif					
2021	1	65200			-183418
	...	...			...
	11	351500			102881,7
	12	352420	248619	-157,5	103801,7

Tabel 4. Inisialisasi Pada Data Vaksin HBO

Tahun	Periode	Jumlah	Level	Trend	Seasonal
Multiplikatif					
2021	1	7000			0,1658
	...	...			...
	11	68630			1,6255
	12	58400	42221	-117,6	1,3833
Aditif					
2021	1	7000			-35220,3
	...	...			...
	11	68630			26409,7
	12	58400	42221	-371,6	16179,7

**Tabel 5.** Prediksi Vaksin BOPV

Tahun	Jumlah	Level	Trend	Seasonal	Forecast
Multiplikatif					
	82000	242885	2972	0,2726	61085
2023	...	...	...	...	...
	358000	291398	2749	1,4048	422710
	389900	290688	2057	1,3949	379032
Aditif					
	82000	229101	-902	-177098	57068
2023	...	...	...	...	...
	358000	278738	2445	103005	386488
	389900	282863	2613	101659	371152

**Tabel 6.** Prediksi Vaksin HBO

Tahun	Jumlah	Level	Trend	Seasonal	Forecast
Multiplikatif					
	7900	37996	-288	0,1734	6371
2023	...	...	...	...	...
	95351	51251	1142	1,6855	88309
	74506	53978	1459	1,2641	54295
Aditif					
	7900	34764	-588	-33539	560
2023	...	...	...	...	...
	95351	50962	919	30534	86915
	74506	54223	1154	12789	64086

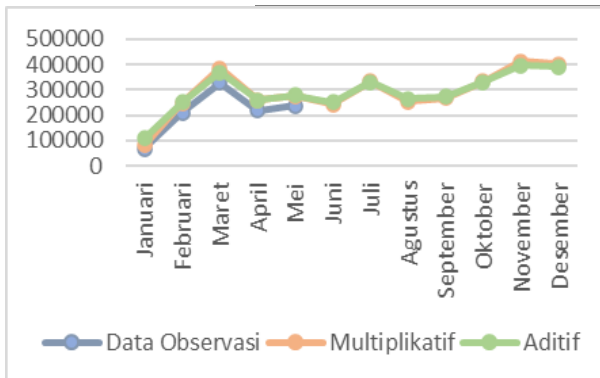
**Tabel 7.** Hasil Prediksi Vaksin BOPV Tahun 2024

Bulan	Data Observasi	Multiplikatif	Aditif
Januari	67820	79818	108472
Februari	211207	247269	251858
Maret	328667	384583	369317
April	219000	258316	259649
Mei	237394	275532	278040
Juni	-	243784	250478
Juli	-	334631	330208
Agustus	-	252678	264656
September	-	266690	273728
Oktober	-	332374	331378
November	-	412710	397269
Desember	-	403429	390663

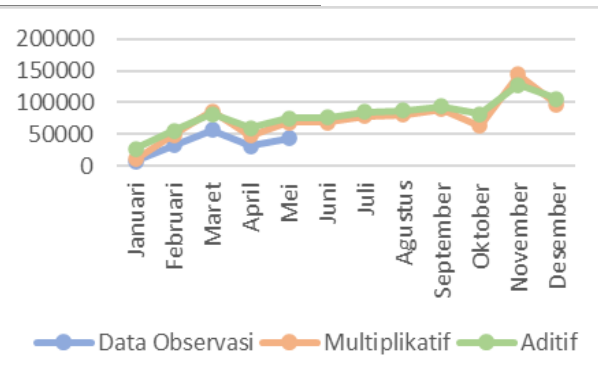
**Tabel 8.** Hasil Prediksi Vaksin HBO Tahun 2024

Bulan	Data Observasi	Multiplikatif	Aditif
Januari	7200	10502	27063
Februari	32600	48867	55525
Maret	56067	86427	82053
April	30938	48319	59984
Mei	43034	68199	75138
Juni	-	68488	76761
Juli	-	78115	84852
Agustus	-	80476	87207
September	-	89005	94030
Oktober	-	63266	81652

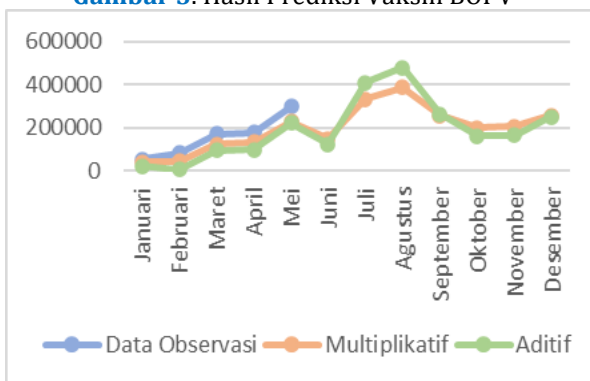
Bulan	Data Observasi	Multiplikatif	Aditif
November	-	144908	128402
Desember	-	97262	105578



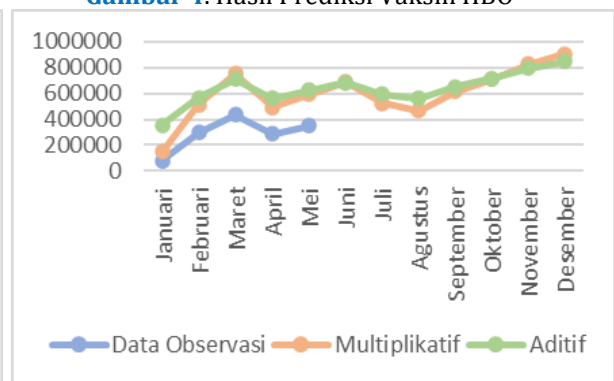
Gambar 3. Hasil Prediksi Vaksin BOPV



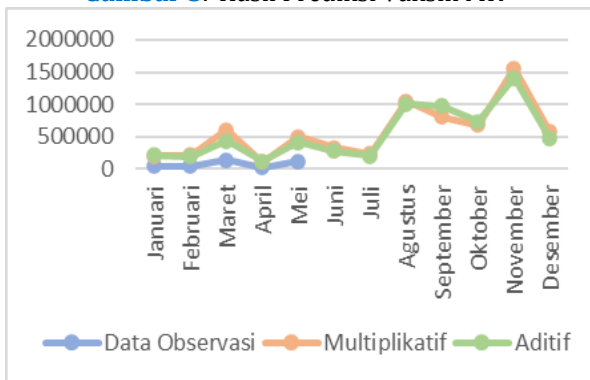
Gambar 4. Hasil Prediksi Vaksin HBO



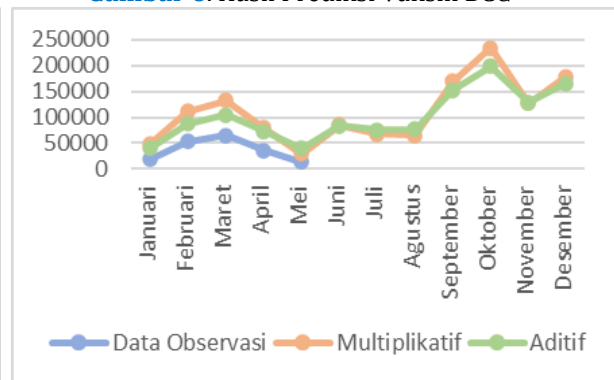
Gambar 5. Hasil Prediksi Vaksin MR



Gambar 6. Hasil Prediksi Vaksin BCG



Gambar 7. Hasil Prediksi Vaksin DPT



Gambar 8. Hasil Prediksi Vaksin IPV

Tabel 9. Hasil MAPE Model Multiplikatif

Jenis Vaksin	Multiplikatif	
	Parameter	MAPE
BOPV	$\alpha = 0.2, \beta = 0.2, \gamma = 0.2$	7,59%
HBO	$\alpha = 0.2, \beta = 0.2, \gamma = 0.46$	12,55%
MR	$\alpha = 0.9, \beta = 0.1, \gamma = 0.9$	28,10%
BCG	$\alpha = 0.9, \beta = 0.1, \gamma = 0.9$	26,22%
DPT	$\alpha = 0.001, \beta = 0.22, \gamma = 0.26$	98,8%
IPV	$\alpha = 0.009, \beta = 0.09, \gamma = 0.9$	405,6%

Tabel 10. Hasil MAPE Model Aditif

Jenis Vaksin	Aditif	
	Parameter	MAPE
BOPV	$\alpha = 0.2, \beta = 0.1, \gamma = 0.2$	7,95%
HBO	$\alpha = 0.1, \beta = 0.3, \gamma = 0.91$	15,07%
MR	$\alpha = 0.9, \beta = 0.1, \gamma = 0.9$	41,28%
BCG	$\alpha = 0.9, \beta = 0.1, \gamma = 0.9$	20,01%
DPT	$\alpha = 0.9, \beta = 0.01, \gamma = 0.9$	66,49%
IPV	$\alpha = 0.1, \beta = 0.001, \gamma = 0.8$	220,4%

Dalam memprediksi data untuk tahun 2024, menggunakan nilai level, *trend*, dan *seasonal* di bulan Desember 2023. Data persediaan dari bulan Januari hingga Mei 2024 diperoleh melalui pengamatan rata-rata jumlah vaksin yang tersedia, yang kemudian digunakan sebagai pembanding untuk hasil model prediksi.

Tabel 7 dan Tabel 8 merupakan rincian hasil prediksi vaksin untuk bayi pada tahun 2024. Gambar 3, Gambar 4, Gambar 5, Gambar 6, Gambar 7, hingga Gambar 8 menunjukkan perbandingan hasil prediksi pada model multiplikatif dan model aditif. Semakin rendah selisih antara data observasi dengan model prediksi, maka semakin akurat hasil prediksi.

### 3.2.3 MAPE

Evaluasi nilai kesalahan hasil prediksi dapat dihasilkan dengan menerapkan model MAPE. Pengukuran MAPE dilakukan dengan menerapkan persamaan (12) terhadap prediksi jumlah persediaan vaksin untuk bayi pada tahun 2024. Tabel 9 dan Tabel 10 membandingkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) model multiplikatif dengan model aditif. Hasil perbandingan tersebut, pada model multiplikatif maupun model aditif menghasilkan tiga jenis vaksin dengan *margin error* terendah.

Pada model multiplikatif yaitu, vaksin BOPV, HBO, dan MR, sementara pada model aditif yaitu, vaksin BCG, DPT, dan IPV. Hasil prediksi untuk vaksin BOPV memiliki akurasi yang sangat baik, dan cukup baik untuk vaksin HBO. Namun, vaksin BCG dan MR memiliki tingkat akurasi yang rendah. Begitu pula vaksin DPT dan IPV menunjukkan tingkat akurasi yang buruk (MAPE > 50%) disebabkan oleh fluktuasi permintaan yang tinggi, adanya suatu lonjakan permintaan persediaan, distribusi yang tidak teratur sehingga meningkatkan *margin error* pada prediksi.

## 4. SIMPULAN

Prediksi persediaan jumlah vaksin bayi menggunakan metode *Holt-Winters Exponential*

*Smoothing* dilakukan dengan membandingkan model multiplikatif dan model aditif. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa masing-masing model memiliki tiga jenis vaksin dengan *margin error* terendah. Model multiplikatif memberikan prediksi yang cukup baik untuk vaksin BOPV, HBO, dan MR karena data jumlah vaksin menunjukkan fluktuasi yang signifikan.

Model aditif lebih akurat untuk vaksin BCG, DPT, dan IPV karena data jumlah vaksin cenderung stabil di sekitar nilai rata-rata yang konstan. Tingkat akurasi rendah dapat dipengaruhi oleh fluktuasi permintaan yang tinggi dan distribusi yang tidak teratur sehingga pola data sulit untuk diprediksi.

Penentuan nilai parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  dapat mempengaruhi nilai akurasi pada model aditif maupun multiplikatif, sehingga diharapkan pada penelitian selanjutnya dapat menentukan nilai parameter lainnya untuk mendapatkan hasil prediksi yang lebih optimal.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih diucapkan atas dukungan dari bidang farmasi dan alat kesehatan Dinas Kesehatan provinsi Jawa Timur dan Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya yang telah memberikan data dan masukan selama proses penelitian sehingga terselesaikan dengan baik.

## REFERENSI

- Akolo, I. R. (2019). Perbandingan Exponential Smoothing Holt-Winters dan Arima pada peramalan produksi padi di Provinsi Gorontalo. *Jurnal Technopreneur (JTech)*, 7(1), 20–26. <https://doi.org/https://doi.org/10.30869/jtech.v7i1.314>
- Andreyanto, M. F., & Wahyuni, H. C. (2024). Comparison of Forecasting Techniques Moving Average and Double Exponential Smoothing in Sugar Production for Enhanced Maintenance Preparedness Ahead of Milling Season. *Procedia of Engineering and Life Science*, 7, 620–627.

- <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.2107/0/pels.v7i0.1558>
- Aritonang, F. S., Sarkis, I. M., & Situmorang, A. (2022). Peramalan Penyediaan Jumlah Vaksin Untuk Balita Dengan Metode Trend Projection di Dinas Kesehatan Kabupaten Toba. *METHOSISFO: Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, 2(1), 39–45. <http://ojs.fikom-methodist.net/index.php/METHOSISFO>
- Christnatis, Rinaldi, Andy, Seteven, B., Darmanto, & Sitorus, D. G. (2019). Perbandingan Metode Multiplicative, Additive, dan Double Seasonal Holt-Winters Untuk Prediksi Penjualan Mobil. *Jurnal Teknologi Kesehatan Dan Ilmu Sosial (Tekesnos)*, 1(1), 89–95.
- Dewi, N. P., & Listiowarni, I. (2020). Implementasi Holt-Winters Exponential Smoothing untuk Peramalan Harga Bahan Pangan di Kabupaten Pamekasan. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 11(2), 219–231. <https://doi.org/https://doi.org/10.31849/digitalzone.v11i2.4797>
- Dinkes, P. K. (2024). *Imunisasi Dasar Lengkap*. <https://dinkes.kalbarprov.go.id/artikel/i-munisasi-dasar-lengkap/>
- Febriyanti, A. N., Azizah, N., & Rifai, K. (2019). Metode Triple Exponential Smoothing Holt-Winters untuk Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Jawa. *Jurnal Gaussian*, 2(2), 152–158. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.29313/bccs.v2i2.3560>
- Hayatie, M. N., & Aitama, M. A. (2022). Pengendalian Persediaan Vaksin Pada Dinas Kesehatan Kabupaten Hulu Sungai Selatan. *Jiis (Jurnal Ilmiah Ibnu Sina): Ilmu Farmasi Dan Kesehatan*, 7(2), 370–379. <https://doi.org/https://doi.org/10.36387/jiis.v7i2.1015>
- Irandi, D. F., Rohmawati, A. A., & Gunawan, P. H. (2021). Forecasting Number of New Cases Daily COVID-19 in Central Java Province Using Exponential Smoothing Holt-Winters. *Indonesian Journal on Computing (Indo-JC)*, 6(2), 23–32. <https://doi.org/10.34818/indoic.2021.6.2.565>
- Lestari, V. A., Ananta, A. Y., & Basudewa, P. (2019). Sistem Informasi Prediksi Persediaan Obat Di Apotek Naylun Farma Menggunakan Holt-Winters. *Jurnal Informatika Polinema*, 9(2), 229–236. <https://doi.org/https://doi.org/10.33795/jip.v9i2.1289>
- Maricar, M. A. (2019). Analisa Perbandingan Nilai Akurasi Moving Average dan Exponential Smoothing untuk Sistem Peramalan Pendapatan pada Perusahaan XYZ. *Jurnal Sistem Dan Informatika (JSI)*, 13(2), 36–45.
- Marpaung, K. T. P., Rusgiyono, A., & Wilandari, Y. (2023). *Perbandingan metode holt winter's exponential smoothing dan extreme learning machine untuk peramalan jumlah barang yang dimuat pada penerbangan domestik di bandara utama soekarno hatta*. 11(3), 439–446. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.11.3.439-446>
- Nur, M., Rizki, E. N., Karim, A. A., & Sari, R. K. (2024). Peramalan Jumlah Penumpang Domestik Pada Bandar Udara Sultan Syarif Kasim II Dengan Menggunakan Metode Winter ' s Exponential Smoothing. *Jurnal Teknologi Dan Manajemen Industri Terapan*, 3(1), 57–66. <https://doi.org/https://doi.org/10.55826/tmit.v3i1.302>
- Pongdatu, G. A. N., Abinowi, E., & Wahyuddin, S. (2020). Peramalan Transaksi Penjualan dengan Metode Holt-Winter Exponential Smoothing. *JITTER(Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan)*, 6(3), 1–6. <https://doi.org/https://doi.org/10.33197/jitter.vol6.iss3.2020.438>
- Pramashela, F. S., & Pratiwi, R. (2024). Analisis Pemetaan Suhu Area Penyimpanan Cold Room Di Salah Satu Pedagang Besar Farmasi (PBF) Kota Bandung. *Medic Nutricia: Jurnal Ilmu Kesehatan*, 4(7), 75–83. <https://doi.org/https://doi.org/10.5455/nutricia.v2i3.2592>
- Rumaf, F., Ningsih, S. R., Mongilong, R., & Arie, M. (2023). Pentingnya Imunisasi Dasar Lengkap Pada Bayi dan Balita. *Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat MAPALUS*, 1(2), 15–21.
- Sofiyati, N., & Winarni, A. (2023). Application of the Triple Exponential Smoothing Method in Forecasting Covid-19 Cases in Central Java. *SiTekIn: Jurnal Sains, Teknologi Dan Industri*, 20(1), 1–7. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.24014/sitekin.v20i1.19176>

- Susanto, V. E., Setiadi, A. P., Presley, B., & Halim, S. V. (2019). Profil Kerapuhan dan Masalah Terkait Obat pada Kelompok Lanjut Usia di Panti Jompo Kota Surabaya. *Jurnal Manajemen Dan Pelayanan Farmasi*, 9(4), 225–237.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.22146/jmpf.38869>
- Wigunantiningsih, A. (2019). *Pengaruh Tingkat Pengetahuan Ibu Terhadap Status Imunisasi Dasar Lengkap Pada Bayi Usia 0-11 Bulan Di Desa Suruhkalang Kecamatan Tasikmadu Kabupaten Karanganyar*. 2(2).