

# Perbandingan Algoritma Triple Exponential Smoothing dan Support Vector Regression dalam Prediksi Pemakaian Obat di Puskesmas

## *Comparison of Triple Exponential Smoothing and Support Vector Regression Algorithms in Predicting Drug Usage at Puskesmas*

Syafira Agnesti, Alwis Nazir\*, Iwan Iskandar, Elvia Budianita, Iis Afrianty

Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi,  
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim

Jalan H. R. Soebrantas No.155 KM 15, Tuah Madani, Tuah Madani, Pekanbaru, Riau Indonesia

\*e-mail: [alwis.nazir@uin-suska.ac.id](mailto:alwis.nazir@uin-suska.ac.id)

(received: 9 September 2023, revised: 11 September 2023, accepted: 13 September 2023)

### Abstrak

Manajemen obat memiliki peran penting dalam pengelolaan persediaan stok obat di Puskesmas, untuk menghindari kesalahan dalam mengendalikan persediaan stok obat yang ada perlu dilakukan prediksi jumlah pemakaian obat dengan membandingkan metode *Data Mining* dan metode *Machine Learning* menggunakan algoritma *Triple Exponential Smoothing* (TES) dan *Support Vector Regression* (SVR). Implementasi dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman Python. Data yang digunakan dalam rentang waktu 42 bulan, mulai dari Januari 2020 – Juni 2023 dengan data obat Amlodipin 10 mg dan Amoxicillin 500 mg. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui algoritma terbaik dari membandingkan besar kesalahan prediksi menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan pada obat Amlodipin 10 mg dan obat Amoxicillin 500 mg dengan data latih 80% dan data uji 20% sebagai pembagiannya, penerapan menggunakan algoritma Triple Exponential Smoothing dengan model additive, menghasilkan nilai MAPE berturut-turut sebesar 10.36% dan 17.50% dengan kategori “Baik”. Pada algoritma *Support Vector Regression*, dengan penggunaan *kernel RBF*, *complexity* 1.0, dan *epsilon* 0.1, menghasilkan nilai MAPE berturut-turut sebesar 10.31% dan 9.38% dengan kategori “Baik” dan “Sangat Baik”. Dapat disimpulkan bahwa algoritma Support Vector Regression lebih baik dalam melakukan prediksi dibandingkan dengan algoritma Triple Exponential Smoothing.

**Kata kunci:** *Mean Absolute Percentage Error*, Prediksi, *Support Vector Regression*, *Triple Exponential Smoothing*

### Abstract

*Drug management is important in managing adequate drug supplies in Puskesmas, to avoid errors in controlling existing drug stock inventory, it is necessary to predict the amount of drug usage by comparing Data Mining methods and Machine Learning methods, using the Triple Exponential Smoothing (TES) and Support Vector Regression (SVR) algorithms. Implementation is done using the Python programming language. The data used is Amlodipine 10 mg and Amoxicillin 500 mg drug data with a period of 42 months, from January 2020 - June 2023. This study aims to determine the best algorithm by comparing prediction error rate using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) method. Based on research that has been conducted on Amlodipine 10 mg and Amoxicillin 500 mg drugs with a division of 80% training data and 20% testing data, the Triple Exponential Smoothing algorithm with an additive model produces MAPE values of 10.36% and 17.50% respectively with the "Good" category. While Support Vector Regression algorithm, with RBF kernel, complexity 1.0, and epsilon 0.1 produces MAPE values of 10.31% and 9.38% in the "Good" and "Very Good" categories, respectively. Based on this, it can be concluded that Support Vector Regression algorithm is better at predicting than the Triple Exponential Smoothing algorithm.*

**Keywords:** *Mean Absolute Percentage Error*, Prediction, *Support Vector Regression*, *Triple Exponential Smoothing*

## 1 Pendahuluan

Pusat Kesehatan Masyarakat (Puskesmas) adalah bagian dari dinas kesehatan ditingkat kabupaten atau kota yang bertanggungjawab terhadap perkembangan kesehatan disuatu wilayah kerja. Puskesmas menjadi sumber utama masyarakat untuk melakukan perawatan kesehatan karena mudah dijangkau dan menawarkan program pengobatan gratis. Program pengobatan salah satu bentuk pelayanan kesehatan dan pelayanan obat, pelayanan obat dapat dilakukan tergantung ketersediaan obat di puskesmas. [1],[2].

Ketersediaan obat di Puskemas perlu diawasi dengan baik agar obat yang dibutuhkan tersedia[3]. Oleh karena itu perlu adanya manajemen obat, Manajemen obat adalah aspek penting dalam pengelolaan persediaan obat, dikarenakan menjaga persediaan obat yang memadai sangatlah penting. Informasi mengenai persediaan dan pemakaian obat tertulis di Laporan Pemakaian dan Lembar Permintaan Obat (LPLPO)[4]. Pengelolaan obat di Puskesmas masih dilakukan secara manual, sehingga mudah terjadinya kesalahan dalam pengelolaan ketersediaan obat. Maka, untuk menghindari kesalahan tersebut dilakukanlah prediksi jumlah pemakaian obat yang digunakan di puskesmas pada periode waktu tertentu. Prediksi jumlah pemakaian obat bertujuan untuk mengendalikan jumlah stok obat atau kekurangan dapat diminimalkan. Oleh karena itu, dilakukanlah perhitungan prediksi pemakaian obat dengan membandingkan metode *Data Mining* menggunakan algoritma *Triple Exponential Smoothing* dan metode *Machine Learning* menggunakan algoritma *Support Vector Regression*.

*Triple Exponential Smoothing (TES)* adalah peramalan yang menggunakan data *time series* saat data menunjukkan adanya komponen trend dan musiman[5]. Metode ini digunakan untuk mengukur ketidakteraturan musiman terhadap data sebelumnya dengan tiga tahap proses penghalusan. *Support Vector Regression (SVR)* merupakan pengembangan dari *Support Vector Machine (SVM)* yang digunakan dalam kasus regresi. SVR menyebarkan vector input menggunakan fungsi kernel ke dimensi yang lebih tinggi dengan menghasilkan linear ataupun non-linear[6]. Penerapan metode ini dapat memberikan informasi yang akurat untuk perhitungan prediksi. Sedangkan *Mean Absolute percentage Error (MAPE)* digunakan untuk persentase kesalahan. Metode pengukuran ini menemukan kesalahan absolut untuk setiap periode, kemudian membaginya dengan nilai aktual pada periode tersebut dan kemudian membuat rata-rata persentase absolutnya[7].

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan mengetahui algoritma terbaik dari membandingkan ketepatan nilai prediksi dan melihat seberapa besar kesalahan prediksi bila dilakukan pencarian menggunakan algoritma *Triple Exponential Smoothing* dan *Support Vector Regression*.

## 2 Tinjauan Literatur

Tinjauan literatur yang relevan pada penelitian-penelitian terdahulu yang menggunakan algoritma *Triple Exponential Smoothing (TES)* dan *Support Vector Regression (SVR)*. Beberapa penelitian tersebut dapat digunakan sebagai bahan referensi atau perbandingan karena telah menerapkan metode atau topik penelitian yang sama dengan penelitian ini. Penelitian [8] melakukan prediksi tren turis pariwisata dengan algoritma TES, penelitian tersebut melakukan pengujian 30 kali dengan parameter Alpha, Beta, Gamma secara acak dan mendapat MAPE 9%, MAPE terkecil 7%, MAPE terbesar 24% dapat diartikan model tersebut sangat baik, baik dan cukup. Hasil MAPE data 3 bulan terakhir sebesar 6.4% maka model tersebut sangat baik.

Penelitian [9] melakukan prediksi stok dan pengaturan tata letak barang, pengujian pada metode TES menunjukkan hasil baik dengan nilai MAPE = 11,7 dan tingkat akurasi MAPE sebesar 88.3%. Prediksi untuk bulan januari 2018 dengan metode TES adalah 131,141 Kg. Maka hasil akurasi prediksi stok dengan metode TES lebih unggul dibandingkan metode *ARIMA*.

Penelitian [10] melakukan prediksi penjualan obat, ditemukan bahwa algoritma TES memiliki kinerja yang sangat baik karena menghasilkan nilai error yang paling kecil, yaitu 9.583409. sedangkan algoritma Single dan Double memiliki masing-masing nilai error 10.4683 dan 11.39423.

Penelitian [11] melakukan analisis perbandingan prediksi obat pada aplikasi “morbis”, dalam meramal penjualan obat, penggunaan metode SVR dengan proses preprocessing data dengan scaling linier menghasilkan nilai MAPE sebesar 17.51%. Angka ini lebih rendah dibandingkan dengan hasil ketika proses data menggunakan normalisasi, yang menghasilkan nilai MAPE sebesar 18.09%. Selain

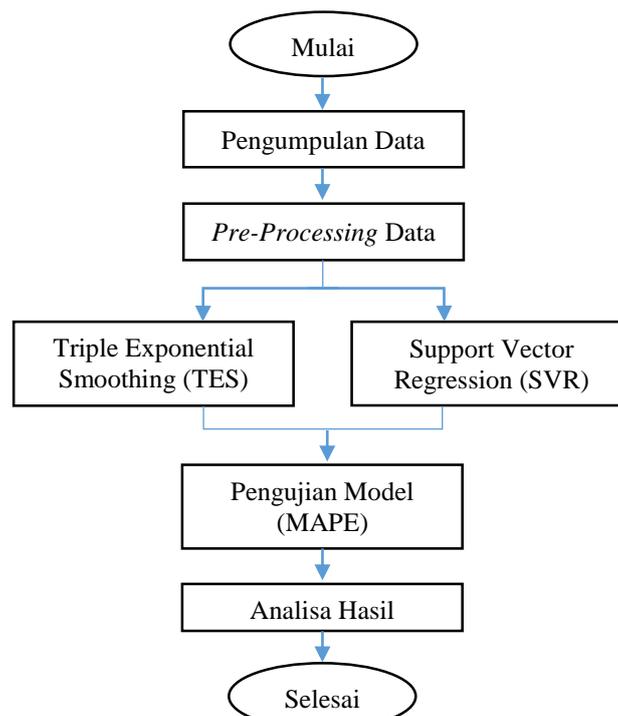
itu, menggunakan klasifikasi dengan metode analisis ABC, tingkat mape yang diperoleh adalah 33.15%, yang jauh lebih tinggi dibandingkan dengan penggunaan SVR dan preprocessing data yang sesuai.

Penelitian [12] melakukan peramalan pertambahan pasien covid-19, dalam menguji model peramalan pada kedua set data latih dan uji, hasil pemodelan SVR dengan menggunakan kernel Linear dengan parameter optimal  $C = 0.1$ , dan  $\gamma = 1$  menunjukkan bahwa nilai MAPE sebesar 13.9%. hal ini mengindikasikan bahwa model ini memiliki kemampuan peramalan yang baik.

Keterbaruan dari penelitian ini adalah penelitian dengan membandingkan hasil rata-rata absolut kesalahan (*error*) dari algoritma *Triple Exponential Smoothing* dan *Support Vector Regression*, menggunakan Bahasa pemrograman *Phyton*. Penelitian ini dilakukan karena dari berbagai sumber acuan, belum ditemukan penelitian serupa mengenai perbandingan algoritma *Triple Exponential Smoothing* dan *Support Vector Regression* pada prediksi pemakaian obat dengan menggunakan bahasa pemrograman *Phyton*.

### 3 Metode Penelitian

Tahapan-tahapan dalam mengerjakan penelitian ini dimulai dari pengumpulan data hingga analisa hasil. Pada Gambar 1 di bawah ini menunjukkan tahapan penelitian.



**Gambar 1. Metode Penelitian**

Tahapan pada Gambar 1 dilakukan pengumpulan data pemakaian obat yang bersumber dari salah satu Puskesmas di Kabupaten Kampar. Tahapan selanjutnya melakukan *preprocessing* data. Kemudian mengimplementasikan triple exponential smoothing dan support vector regression pada data pemakaian obat. Selanjutnya melakukan pengujian model dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk melihat nilai error prediksi. Tahapan terakhir yaitu menganalisa hasil pengujian model yang telah dilakukan.

#### 3.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan merupakan data pemakaian obat Amlodipin 10 mg dan obat Amoxicillin 500 mg disalah satu puskesmas yang ada di Kabupaten Kampar. Data obat yang akan digunakan untuk memprediksi dari tahun Januari 2020 - Juni 2023, selama 42 bulan.

### 3.2 Pre-Processing Data

*Preprocessing* data merupakan langkah awal dalam menyiapkan data, membersihkan data, dan melakukan transformasi terhadap data mentah sesuai dengan format untuk dilakukan analisis selanjutnya [12]. Langkah-langkah dalam *preprocessing* meliputi *data selection* dan *data cleaning*. *Data selection* melakukan pemilihan atribut Bulan dan Pemakaian. *Data cleaning* meliputi pembersihan *missing value*.

### 3.3 Pelatihan Model

Pada tahapan ketiga ini dilakukan implementasi menggunakan algoritma *Triple Exponential Smoothing* dan algoritma *Support Vector Regression*.

#### 3.3.1 Algoritma Triple Exponential Smoothing

*Triple Exponential Smoothing* (TES) adalah peramalan yang dapat digunakan pada data deret waktu dengan komponen tren dan musiman. Metode ini mengalami tiga kali proses pemulusan dan terdapat parameter yang digunakan untuk mengatur tingkat penghalusan pada level, trend, dan musiman dalam data. Terdapat dua jenis model dalam metode ini, yakni model additive dan model multiplicative. Apabila komponen musiman stabil dan konsisten dalam jangka waktu tertentu maka model additive dapat dipilih, sebaliknya apabila komponen musiman tidak konsisten seiring berjalan waktu maka model multiplicative dapat digunakan [13], [14], [15].

Perhitungan *Triple Exponential Smoothing* sebagai berikut:

Bentuk persamaan Inisialisasi nilai awal *Triple Exponential Smoothing* terlihat pada nomor formula (1), (2), dan (3):

$$S_t = \frac{1}{t}(Y_1 + Y_2 + \dots + Y_t) \quad (1)$$

$$T_t = \frac{1}{t} \left( \frac{Y_{t+1}-Y_1}{t} + \frac{Y_{t+2}-Y_2}{t} + \dots + \frac{Y_{t+k}-Y_t}{t} \right) \quad (2)$$

$$l_t = \frac{Y_t}{S_t} \quad (3)$$

Setelah itu dilakukan perhitungan level, trend, dan musiman dengan persamaan nomor formula (4), (5), dan (6) berikut:

$$S_t = \alpha \frac{Y_t}{l_{t-L}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + T_{t-1}) \quad (4)$$

$$T_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (5)$$

$$l_t = \gamma \left( \frac{Y_t}{S_t} \right) + (1 - \gamma)l_{t-1} \quad (6)$$

Rumus peramalan *Triple Exponential Smoothing* pada nomor formula (7):

$$F_{t+m} = (S_t + T_t m)l_{t-L+m} \quad (7)$$

Keterangan:

- $S_t$  = Pemulusan level
- $T_t$  = Pemulusan trend
- $l_t$  = Pemulusan musiman
- $Y_t$  = Data aktual pada waktu ke-t
- $F_{t+m}$  = Nilai peramalan
- $\alpha$  = Nilai alpha
- $\beta$  = Nilai beta
- $\gamma$  = Nilai gamma
- $L$  = Panjang musiman
- $m$  = Jumlah periode yang akan diramalkan

### 3.3.2 Algoritma Support Vector Regression

*Support Vector Regression* (SVR) adalah algoritma yang digunakan untuk menangani permasalahan regresi. Dalam SVR, Overfitting pada data bisa diatasi dengan baik. Tujuan SVR adalah untuk memetakan vector input ke dalam dimensi yang lebih tinggi menggunakan fungsi kernel. Ketika menyelesaikan permasalahan regresi, algoritma sekuensial untuk SVR dapat memberikan solusi dengan waktu komputasi yang lebih singkat dan lebih efisien dibandingkan dengan metode SVR konvensional yang menjadi pembandingnya [16]. SVR dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan non-linear. SVR telah berhasil diterapkan dalam beberapa permasalahan dalam prediksi time series.

Tahapan implementasi *Support Vector Regression* sebagai berikut:

1. Menentukan kernel, parameter kompleksitas ( $C$ ), dan  $\epsilon$
2. Melakukan proses *sequential learning*
3. Melakukan proses iterasi *sequential learning*
4. Menerapkan algoritma SVR
5. Melakukan pengujian nilai error

### 3.4 Pengujian Model

Sebelum dilakukan pengujian, data awal dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji. Dalam proses pengujian model, digunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebagai alat untuk evaluasi. MAPE merupakan persentase rata-rata yang menghitung nilai prediksi kemudian membaginya dengan nilai aktual. Semakin kecil nilai MAPE, maka semakin besar tingkat akurasi model tersebut [17].

Persamaan untuk menghitung MAPE terdapat pada nomor (8) berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - y'_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (8)$$

Keterangan:

- $n$  = jumlah data
- $y_i$  = nilai data aktual
- $y'_i$  = nilai hasil prediksi
- $i$  = indeks

**Tabel 1. Range Nilai MAPE**

MAPE	Pengertian
< 10%	Kategori sangat baik
10% - 20%	Kategori baik
20% - 50%	Kategori cukup
>50%	Kategori buruk

Pada Tabel 1 merupakan kategori range nilai mape. Hasil nilai mape dibawah 10% prediksi dalam kategori sangat baik, nilai 10% sampai 20% prediksi dalam kategori baik, nilai 20% sampai 50% prediksi dalam kategori cukup, nilai diatas 50% prediksi dalam kategori buruk.

### 3.5 Analisa Hasil

Pada tahapan analisa hasil ini membahas perbandingan hasil masing-masing algoritma yang sudah dijelaskan pada sub bab pelatihan model sebelumnya, untuk mengetahui algoritma mana yang memiliki hasil pengujian terbaik.

## 4 Hasil dan Pembahasan

### 4.1 Dataset

Dataset yang digunakan untuk melakukan prediksi adalah data pemakaian obat Amlodipin 10 mg dan Amoxicillin 500 mg dengan rentang waktu januari 2020 sampai dengan juni 2023, yaitu sebanyak 42 bulan. Berdasarkan pre-processing yang telah dijelaskan sebelumnya, diperoleh dataset Tabel 2 dan Tabel 3 berikut.

**Tabel 2. Dataset Obat Amlodipin 10 mg**

No	Bulan	Pemakaian
1	Jan-2020	1,430
2	Feb-2020	1,650
3	Mar-2020	1,599
4	Apr-2020	1,492
5	Mei-2020	1,380
...	....	...
42	Jun-2023	1,400

**Tabel 3. Dataset Obat Amoxicillin 500 mg**

No	Bulan	Pemakaian
1	Jan-2020	1,284
2	Feb-2020	1,416
3	Mar-2020	1,033
4	Apr-2020	1,383
5	Mei-2020	1,136
...	....	...
42	Jun-2023	1,178

Pada kedua algoritma akan dilakukan perbandingan, kedua algoritma sama-sama menggunakan pembagian data latih sebesar 80% dan data latih sebesar 20%, dari jumlah data sebanyak 42 bulan, pembagian data 33 bulan data latih dan 9 bulan data uji.

## 4.2 Implementasi dan Pengujian Algoritma Triple Exponential Smoothing

Penerapan algoritma Triple Exponential Smoothing pada Python, menggunakan model additive

```
model = ExponentialSmoothing(train_data, seasonal_periods=12,  
trend='add', seasonal='add')  
fitted_model = model.fit()
```

Kodingan `model = ExponentialSmoothing` akan menerapkan pelatihan data dengan komponen deret waktu trend dan musiman menggunakan model additive.

Kodingan `fitted_model = model.fit()` digunakan untuk mengestimasi berdasarkan parameter-parameter model pada data latih yang telah disediakan.

Setelah algoritma diterapkan, kemudian melakukan prediksi

```
predictions = fitted_model.forecast(len(test_data))
```

Kodingan ini melakukan prediksi menggunakan variabel pada pelatihan model dengan menginputkan data uji.

Setelah mendapatkan hasil prediksi, dilakukan perhitungan nilai absolut kesalahan dengan metode MAPE

```
mape = mean_absolute_percentage_error(test_data.values, predictions)  
print("MAPE: {:.2f}%".format(mape * 100))
```

MAPE menghitung presentasi rata-rata nilai aktual data uji dengan nilai hasil prediksi.

Kodingan `test_data.values` adalah data aktual uji, `predictions` adalah data yang sudah diprediksi sebelumnya.

## 4.3 Implementasi dan pengujian Algoritma Support Vector Regression

Sebelum melakukan pengujian algoritma SVR, menormalisasi dataset terlebih dahulu sebagai pendekatan sistematis yang meminimalkan pengulangan atau penghilangan data yang tidak perlu, sehingga dataset bekerja secara optimal. Tujuan dilakukan normalisasi mengubah nilai data menjadi lebih mudah dipahami agar nilai tidak terlalu besar dan menghindari terjadinya anomaly, overfitting, dan ketidakkonsistenan data.

Penerapan normalisasi *min-max-scaler*

```
scaler_x = MinMaxScaler()  
scaler_y = MinMaxScaler()  
X_train_scaled = scaler_x.fit_transform(X_train)  
y_train_scaled = scaler_y.fit_transform(y_train.reshape(-1,  
1)).flatten()
```

*scaler\_X* membuat objek kelas dari *MinMaxScaler* berfungsi untuk mengubah skala data atau menormalisasi data.

Kemudian menerapkan algoritma SVR dan menentukan kernel, nilai parameter C, nilai epsilon.

```
svr = SVR(kernel='rbf', C=1.0, epsilon=0.1)
svr.fit(X_train_scaled, y_train_scaled)
```

Menyimpan model SVR dengan menentukan jenis kernel radial basis fuction (rbf), complexity dengan nilai 1.0, dan epsilon dengan nilai 0.1.

*X\_train\_scaled* sebagai fitur dan *y\_train\_scaled* sebagai target.

Setelah algoritma SVR diterapkan, lakukan prediksi yang diskalakan

```
y_pred = scaler_y.inverse_transform(y_pred_scaled.reshape(-1,
1)).flatten()
```

Memprediksi dengan cara mengembalikan hasil prediksi yang telah diubah skalanya kembali ke skala aslinya. *scaler\_y* digunakan untuk mengubah skala target.

Setelah mendapatkan hasil prediksi, lalu dilakukan perhitungan MAPE

```
mape = mean_absolute_percentage_error(y_test, y_pred)
print("MAPE: {:.2f}%".format(mape * 100))
```

MAPE menghitung presentasi rata-rata nilai aktual data uji dengan nilai hasil prediksi.

Kodingan *y\_test* data aktual uji dan *y\_pred* adalah data hasil prediksi.

#### 4.4 Hasil Prediksi

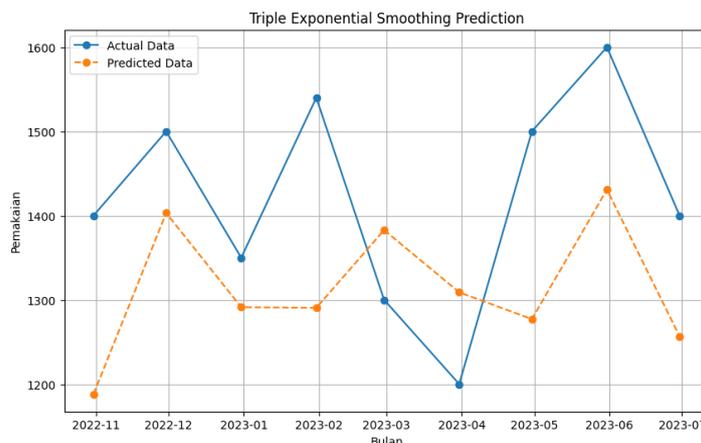
Hasil prediksi menggunakan algoritma Triple Exponential Smoothing dan Support Vector Regression.

##### 4.4.1 Obat Amlodipin 10 mg

**Tabel 4. Hasil Prediksi Obat Amlodipin 10 mg**

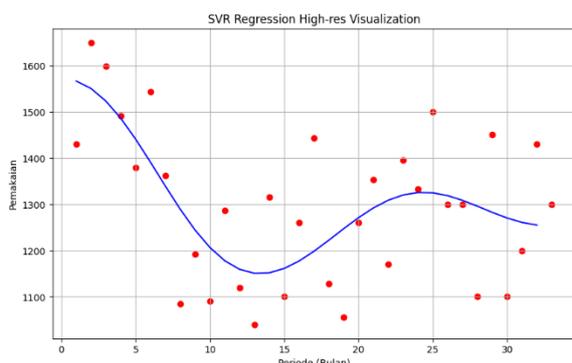
Periode	Bulan	Aktual	Hasil Prediksi Obat Amlodipin 10 mg	
			TES	SVR
34	Okt-2022	1,400	1188.016422	1256.011291
35	Nov-2022	1,500	1403.084325	1262.306518
36	Des-2022	1,350	1291.322783	1271.350635
37	Jan-2023	1,540	1290.510081	1282.062393
38	Feb-2023	1,300	1382.898962	1293.349218
39	Mar-2023	1,200	1308.931277	1304.249210
40	Apr-2023	1,500	1277.155247	1314.026752
41	Mei-2023	1,600	1430.955873	1322.215694
42	Jun-2023	1,400	1256.714411S	1328.614650

Tabel 4 merupakan hasil prediksi obat Amlodipin 10 mg menggunakan Triple Exponential Smoothing (TES) dan Support Vector Regression (SVR) dengan 9 bulan data uji menggunakan bahasa pemrograman *Python*. Plot hasil prediksi obat Amlodipin 10 mg dapat dilihat pada Gambar 2, Gambar 3, dan Gambar 4 di bawah ini:

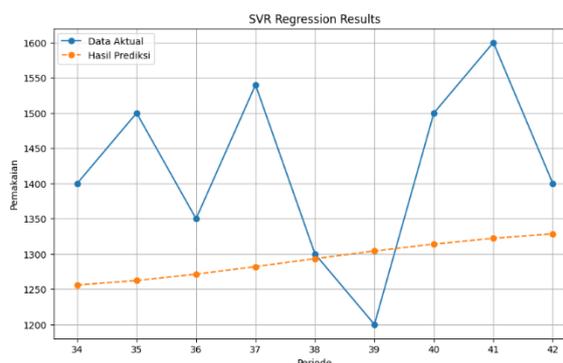


**Gambar 2. Plot Implementasi TES Amlodipin 10 mg**

Pada Gambar 2 hasil prediksi obat amlodipin 10 mg dengan TES. Keterangan grafik pada Gambar 2 di atas, bahwa data testing pemakaian obat amlodipin 10 mg menunjukkan garis berwarna biru, dan hasil prediksi menunjukkan garis putus-putus berwarna orange. Dimana nilai hasil prediksi tidak jauh berbeda dengan nilai aktual.



**Gambar 3. Visualisasi SVR Amlodipin 10 mg**



**Gambar 4. Hasil Prediksi SVR Amlodipin 10 mg**

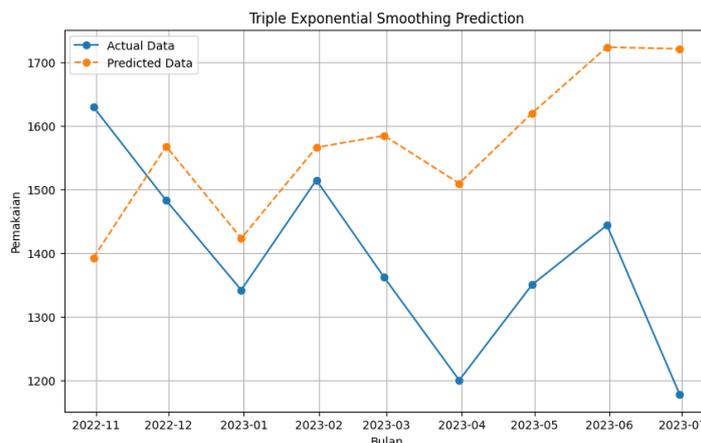
Sumbu x adalah pemakaian dan sumbu y adalah bulan pada Gambar 3 grafik visualisasi Amlodipin 10 mg SVR memiliki beberapa nilai yang overfitting, karena berada jauh diluar garis hyperline. Gambar 4 menunjukkan grafik rata-rata hasil prediksi, karena pada nilai hasil prediksi terjadi sedikit kenaikan, maka garis regresi cenderung lurus.

#### 4.4.2 Obat Amoxicillin 500 mg

**Tabel 5. Hasil Prediksi Obat Amoxicillin 500 mg**

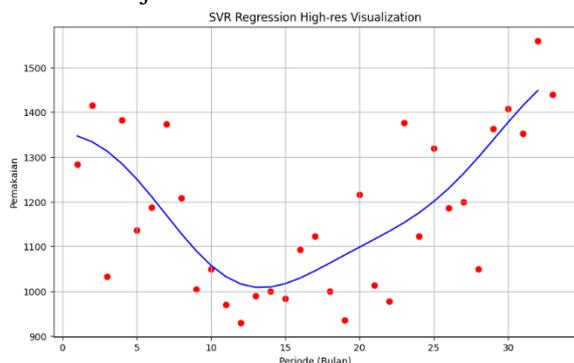
Periode	Bulan	Aktual	Hasil Prediksi Obat Amoxicillin 500 mg	
			TES	SVR
34	Okt-2022	1,630	1392.841580	1496.922485
35	Nov-2022	1,483	1568.163755	1508.999815
36	Des-2022	1,342	1423.380746	1512.515429
37	Jan-2023	1,515	1566.431025	1507.887574
38	Feb-2023	1,362	1584.896228	1496.124202
39	Mar-2023	1,200	1509.794079	1478.669675
40	Apr-2023	1,350	1620.177949	1457.215190
41	Mei-2023	1,444	1724.246937	1433.503900
42	Jun-2023	1,178	1721.612889	1409.158386

Tabel 5 merupakan hasil prediksi obat Amoxicillin 500 mg menggunakan Triple Exponential Smoothing (TES) dan Support Vector Regression (SVR) dengan 9 bulan data uji menggunakan bahasa pemrograman *Python*. Plot hasil prediksi obat Amoxicillin 500 mg dapat dilihat pada Gambar 5, Gambar 6, dan Gambar 7 di bawah ini:

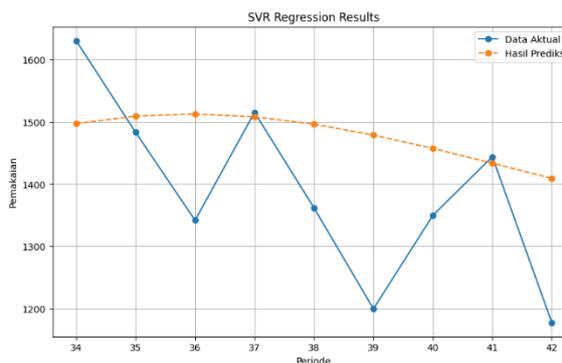


**Gambar 5. Plot Implementasi TES Amoxicillin 500 mg**

Pada Gambar 5 di atas, bahwa data testing pemakaian obat amoxicillin 500 mg menunjukkan garis berwarna biru dan hasil prediksi menunjukkan garis putus-putus berwarna orange. Dimana nilai hasil prediksi menjauihi nilai aktual.



**Gambar 6. Visualisasi SVR Amoxicillin 500 mg**



**Gambar 7. Hasil Prediksi SVR Amoxicillin 500 mg**

Sumbu x adalah pemakaian dan sumbu y adalah bulan pada Gambar 6 adalah grafik visualisasi, SVR memiliki beberapa nilai yang overfitting, karena berada jauh diluar garis hyperline. Gambar 7 menunjukkan grafik rata-rata hasil prediksi, karena pada nilai hasil prediksi cenderung melengkung kebawah dan mengalami penurunan.

#### 4.5 Hasil Pengujian MAPE

Berdasarkan hasil prediksi terdapat perbedaan antara algoritma Triple Exponential Smoothing (TES) dan Support Vector Regression (SVR). Berikut perbandingan nilai MAPE TES dan SVR.

**Tabel 6. Perbandingan Hasil MAPE**

Algoritma	Nama Obat	Hasil	Kategori
TES	Amlodipin 10 mg	10.36%	Baik
	Amoxicillin 500 mg	17.50%	Baik
SVR	Amlodipin 10 mg	10.31%	Baik
	Amoxicillin 500 mg	9.38%	Sangat Baik

Obat Amlodipin 10 mg diprediksi menggunakan algoritma Triple Exponential Smoothing (TES) dengan model additive memperoleh hasil MAPE 10.36% dengan kategori “Baik” sedangkan menggunakan algoritma Support Vector Regression (SVR) memperoleh hasil MAPE 10.31% dengan kategori “Baik”. Walaupun kedua algoritma sama-sama dalam kategori baik, namun nilai persentase algoritma SVR lebih kecil. Hal ini terjadi karena rentang pola data yang naik turun namun tidak terlalu jauh dan masih bersifat konsisten. Sehingga algoritma SVR dapat lebih mudah menemukan fungsi regresi yang mendekati pola data.

Obat Amoxicillin 500 mg diprediksi menggunakan algoritma Triple Exponential Smoothing (TES) dengan model additive memperoleh hasil MAPE 17.50% dengan kategori “Baik”, sedangkan

menggunakan algoritma Support Vector Regression (SVR) memperoleh hasil MAPE 9.38% dengan kategori “Sangat Baik”. Terjadinya perbedaan ini karena pola data memiliki karakteristik yang cenderung naik turun membentuk tren dan bersifat tidak konsisten. Algoritma TES dengan model additive dinilai kurang baik bila menggunakan bentuk data yang tidak konsisten. Sebaliknya algoritma SVR lebih mudah memahami pola data yang tidak konsisten dengan memperhitungkan data-data yang berada disekitar garis regresi.

## 5 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan untuk obat Amlodipin 10 mg dan obat Amoxicillin 500 mg, implementasi menggunakan algoritma *Triple Exponential Smoothing*, dengan pembagian data latih 80% dan data uji 20% menghasilkan nilai MAPE berturut-turut sebesar 10.36% dan 17.50% dengan kategori “Baik”. Pada algoritma *Support Vector Regression*, menggunakan *kernel RBF*, *complexity* 1.0, dan *epsilon* 0.1, menghasilkan nilai MAPE berturut-turut sebesar 10.31% dan 9.38% dengan kategori “Baik” dan “Sangat Baik”. Walaupun kedua algoritma memiliki hasil nilai MAPE baik dan sangat baik, namun semakin kecil nilai MAPE maka semakin besar nilai akurasi. Sebaliknya semakin tinggi nilai MAPE maka semakin rendah akurasi. Dari penelitian ini dapat ditarik kesimpulan bahwa algoritma Support Vector Regression lebih baik dalam melakukan prediksi dibandingkan dengan algoritma Triple Exponential Smoothing. Algoritma Triple Exponential Smoothing dengan model additive dinilai kurang baik bila menggunakan bentuk data yang tidak konsisten. Sebaliknya algoritma Support Vector regression lebih mudah memahami pola data yang tidak konsisten dengan memperhitungkan data-data yang berada disekitar garis regresi.

## Referensi

- [1] Dahlia and Andri, “Implementasi Data Mining untuk Prediksi Persediaan Obat pada Puskesmas Kertapati menggunakan Regresi Linier Berganda,” *Jurnal Sistem dan Informatika*, vol. 15, no. 2, pp. 95–103, 2020, doi: 10.30864/jsi.v15i2.331.
- [2] E. Pratiwi, S. Roza, R. S. Dewi, and N. Sinata, “Gambaran Perencanaan dan Pengadaan Obat Di Puskesmas Rawat Jalan Kabupaten Rokan Hulu Tahun 2018,” *Penelitian Farmasi Indonesia*, vol. 8, no. September, 2019.
- [3] R. H. Maissy Della Danianty, Cucu Suhery, “Prediksi Jumlah Kebutuhan Obat Menggunakan Metode Least Square Berbasis Website (Studi Kasus: Uptd Puskesmas Pontianak Selatan),” *Coding Jurnal Komputer dan Aplikasi*, vol. 8, no. 2, 2020, doi: 10.26418/coding.v8i2.41495.
- [4] D. Suwardiyanto, M. Nur Shodiq, D. Hidayat Kusuma, and T. Oktalita Sari, “Sistem Prediksi Kebutuhan Obat di Puskesmas Menggunakan Metode Least Square,” *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 4, no. 1, pp. 75–80, 2019, doi: 10.30591/jpit.v4i1.1085.
- [5] L. Rianto, L. Gaol, K. Erwanyah, U. Fatimah, and S. Sitorus, “Prediksi Persediaan Ban Mobil Menggunakan Data Mining Dengan Algoritma Triple Smoothing Lambok,” *CyberTech*, vol. 3, no. 9, pp. 1453–1463, 2020.
- [6] A. Arfan and L. ETP, “Perbandingan Algoritma Long Short-Term Memory dengan SVR Pada Prediksi Harga Saham di Indonesia,” *Petir*, vol. 13, no. 1, pp. 33–43, 2020, doi: 10.33322/petir.v13i1.858.
- [7] M. F. Rifai, Y. D. M. Sudirman, and D. T. Kusuma, “Penerapan Metode Triple Exponential Smoothing Pada Sistem Prediksi Keuntungan Bisnis Ayam Broiler Guna Meningkatkan Pengelolaan Keuangan Peternak,” *Kilat*, vol. 8, no. 2, pp. 103–111, 2019, doi: 10.33322/kilat.v8i2.551.
- [8] S. Madianto, E. Utami, and A. D. Hartanto, “Algoritma Triple Exponential Smoothing Untuk Prediksi Trend Turis Pariwisata Jatim Park Batu saat Pandemi Covid-19,” *Informatics and Computing (JAIC)*, vol. 5, no. 7, pp. 58–63, 2021, doi: 10.30871/jaic.v5i1.3139.
- [9] K. D. Hartomo, S. Y. Prasetyo, and R. A. Suharjo, “Prediksi Stok dan Pengaturan Tata Letak Barang Menggunakan Kombinasi Algoritma Triple Exponential Smoothing dan FP-Growth,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 5, p. 869, 2020, doi: 10.25126/jtiik.2020751863.
- [10] J. Vimala and A. Nugroho, “Forecasting Penjualan Obat Menggunakan Metode Single, Double, Dan Triple Exponential Smoothing ( Studi Kasus : Apotek Mandiri Medika),” *IT-Explore*, vol.

- 01, no. 2, pp. 90–99, 2022.
- [11] T. Maryana, K. Kusriani, and H. Al Fatta, “Analisis Perbandingan Prediksi Obat Dengan Menggunakan Metode Abc Analisis Dan Svr Pada Aplikasi ‘Morbis,’” *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 3, no. 2, p. 174, 2019, doi: 10.36294/jurti.v3i2.1016.
- [12] M. P. Lestari *et al.*, “Peramalan Pertambahan Pasien Covid-19 Menggunakan Support Vector Regression,” *e-Proceeding of Engineering*, vol. 8, no. 5, pp. 9497–9507, 2021.
- [13] R. N. Puspita, “Perbandingan Metode Double Exponential Smoothing Dan Triple Exponential Smoothing Pada Peramalan Nilai Ekspor Di Indonesia,” *Jambura Journal of Probability and Statistics*, vol. 3, no. 2, pp. 141–150, 2022, doi: 10.34312/jjps.v3i2.15590.
- [14] G. A. N. Pongdatu, E. Abinowi, and W. S., “Peramalan Transaksi Penjualan Dengan Metode Holt-Winter Exponential Smoothing,” *Jurnal Ilmiah Teknologi Infomasi Terapan*, vol. 6, no. 3, pp. 228–233, 2020, doi: 10.33197/jitter.vol6.iss3.2020.438.
- [15] I. W. A. S. Darma, I. P. E. G. Gunawan, and N. P. Sutramiani, “Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Menggunakan Triple Exponential Smoothing,” *Jurnal Ilmiah Merpati (Menara Penelitian Akademika Teknologi Informasi)*, vol. 8, no. 3, p. 211, 2020, doi: 10.24843/jim.2020.v08.i03.p06.
- [16] N. Nendi and A. Wibowo, “Prediksi Jumlah Pengiriman Barang Menggunakan Kombinasi Metode Support Vector Regression, Algoritma Genetika dan Multivariate Adaptive Regression Splines,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 6, p. 1169, 2020, doi: 10.25126/jtiik.2020722441.
- [17] R. B. Saputro, K. P. Kartika, and W. D. Puspitasari, “Implementation of the Triple Exponential Smoothing Method for Predicting Helmet Sales,” *JOINCS (Journal of Informatics, Network, and Computer Science)*, vol. 4, no. 2, pp. 30–34, 2022.