

Perbandingan Triple Exponential Smoothing dan Fuzzy Time Series untuk Memprediksi Netto TBS Kelapa Sawit

Raja Indra Ramoza*, Siska Kurnia Gusti, Lestari Handayani, Siti Ramadhani

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

Email: ^{1,*}11950111731@students.uin-suska.ac.id, ²siskakurniagusti@uin-suska.ac.id, ³lestari.handayani@uin-suska.ac.id,

⁴siti.ramadhani@uin-suska.ac.id

Email Penulis Korespondensi: 11950111731@students.uin-suska.ac.id

Abstrak—Kelapa sawit memiliki peran penting dalam pertanian dan perkebunan di Indonesia, sebagai komoditas dengan potensi ekonomi yang tinggi. Produksi netto Tandan Buah Segar (TBS) merupakan bagian dari hasil yang diinginkan dalam sebuah perkebunan kelapa sawit. Netto TBS digunakan sebagai bahan utama pembuatan Crude Palm Oil (CPO) dan Palm Kernel Oil (PKO). Permasalahan yang ada, perusahaan menginginkan produksi netto TBS kelapa sawit dengan jumlah dan waktu yang tepat, salah satu tindakan untuk mengantisipasi hal tersebut yaitu dengan memprediksi jumlah produksi netto TBS. Oleh karena itu, tujuan penelitian ini adalah untuk melakukan prediksi produksi netto TBS dengan membandingkan triple exponential smoothing dan fuzzy time series. Hasil pengolahan data menunjukkan bahwa kedua metode peramalan menghasilkan prediksi produksi netto TBS dengan kualitas yang sangat baik. Dalam pengujian yang dilakukan, keduanya berhasil mencapai nilai error peramalan yang rendah, dengan MAPE sebesar 11,14670196% dan 10,44596891%. Namun, fuzzy time series memiliki nilai error yang lebih rendah dibandingkan dengan metode triple exponential smoothing. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa fuzzy time series merupakan model terbaik yang dapat diandalkan untuk memprediksi produksi netto TBS yang akurat. Keunggulan fuzzy time series dalam meramalkan produksi netto TBS dapat memberikan manfaat signifikan bagi perusahaan dalam menentukan strategi yang tepat untuk perencanaan masa depan perusahaan

Kata Kunci: Data Mining; Forecasting; Fuzzy Time Series; Kelapa Sawit; Triple Exponential Smoothing

Abstract— Oil palm plays a crucial role in agriculture and plantations in Indonesia as a commodity with high economic potential. Net Fresh Fruit Bunches (FFB) production is an essential desired outcome in an oil palm plantation. Net FFB is utilized as the primary raw material for the production of Crude Palm Oil (CPO) and Palm Kernel Oil (PKO). The existing challenge is that companies seek to achieve precise quantities and timing for net FFB production in oil palm. One proactive measure to address this is by predicting the net FFB production. Therefore, the objective of this research is to forecast net FFB production by comparing triple exponential smoothing and fuzzy time series methods. Data processing results demonstrate that both forecasting methods yield excellent quality predictions for net FFB production. In the conducted testing, both methods achieved low forecast error values, with MAPE of 11.14670196% and 10.44596891% respectively. However, fuzzy time series exhibited a lower error value compared to the triple exponential smoothing method. Based on these findings, it can be concluded that fuzzy time series is the most reliable model for accurately predicting net FFB production. The advantage of fuzzy time series in forecasting net FFB production can provide significant benefits for companies in determining appropriate strategies for future planning.

Keywords: Data Mining; Forecasting; Fuzzy Time Series; Palm Oil; Triple Exponential Smoothing

1. PENDAHULUAN

Kelapa sawit memegang peran penting dalam sektor pertanian dan perkebunan di Indonesia sebagai salah satu komoditas hasil perkebunan. Kelapa sawit mampu menghasilkan minyak dan inti sawit yang menjadi sumber pendapatan devisa non-migas yang signifikan bagi negara [1]. Potensi kelapa sawit untuk memberikan nilai ekonomi yang paling besar per hektarnya di dunia menjadikannya sektor yang paling menguntungkan di Indonesia, dibandingkan dengan tanaman perkebunan lainnya yang memproduksi minyak atau lemak [2]. Oleh karena itu, pengembangan kelapa sawit menjadi sangat penting bagi Indonesia untuk meningkatkan kesejahteraan petani dan pertumbuhan ekonomi negara [3]. Produk utama yang dihasilkan dari tanaman kelapa sawit setelah mengalami masa pertumbuhan selama 2-3 tahun adalah netto Tandan Buah Segar (TBS) [4].

Netto TBS merupakan bahan baku utama untuk menghasilkan Crude Palm Oil (CPO) dan Palm Kernel Oil (PKO). CPO dan PKO sering dimanfaatkan dalam berbagai industri seperti pangan, sabun, dan sebagai alternatif bahan bakar atau biodiesel [4], [5]. Menurut narasumber dari PT. X sebuah perusahaan kelapa sawit di Riau, bahwa perusahaan memiliki keinginan untuk mencapai hasil produksi netto TBS kelapa sawit yang optimal dalam jumlah dan waktu yang tepat, guna mencapai target yang telah ditetapkan. Namun, hal ini menjadi sulit dilakukan karena netto TBS yang menjadi bahan utama dalam proses pengolahan Crude Palm Oil (CPO) memiliki sifat yang mudah rusak jika tindakan penanganan tidak tepat waktu atau terdapat kekeliruan. Salah satu dampak dari penanganan yang tidak tepat ini dapat meningkatnya kadar asam lemak bebas (ALB) pada netto TBS, yang seharusnya tidak melebihi 2-3% [6].

Salah satu tindakan untuk mengantisipasi hal tersebut yaitu dengan memprediksi jumlah produksi netto TBS. Prediksi tersebut berguna sebagai bahan evaluasi perusahaan dalam mengambil keputusan dalam perusahaan [7]. Dengan begitu, PT. X bisa meminimalisir biaya penyimpanan dan penurunan kualitas produk. Berdasarkan permasalahan tersebut, maka prediksi akan dilakukan dengan suatu metode dan algoritma yang terdapat pada data mining [5].

Data mining adalah proses mengekstraksi atau menggali data untuk mencari sebuah model pada big data untuk menghasilkan sebuah pengetahuan. Tujuannya adalah untuk menemukan model dan korelasi yang mungkin tidak terlihat secara langsung dalam data tersebut. Pada data mining terdapat lima peran penting salah satunya adalah forecasting [3]. Forecasting (peramalan) merupakan suatu teknik untuk memprediksi atau mengestimasi kemungkinan terjadinya suatu peristiwa atau kejadian yang akan terjadi di masa yang akan datang berdasarkan data historis [8].

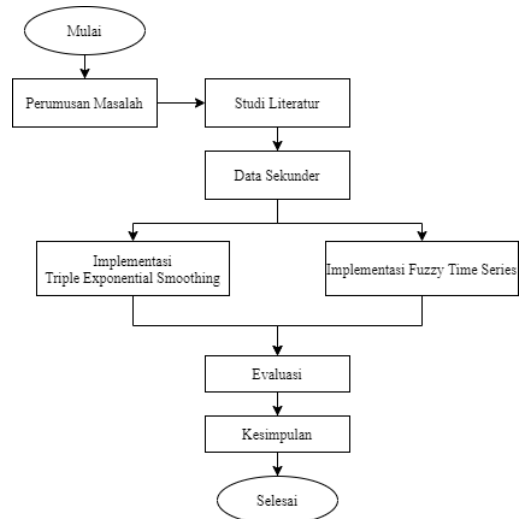
Triple exponential smoothing pernah digunakan untuk meramalkan nilai ekspor Indonesia, yang kemudian dibandingkan dengan double exponential smoothing dengan perolehan MAPE triple exponential smoothing lebih baik [9]. Menurut Pongdatu, dkk. (2020) pada penelitiannya metode holt-winters's exponential smoothing digunakan untuk melakukan prediksi jumlah transaksi pada toko Xyz, didapat bahwa Multiplikatif Smoothing Weight 0,2 adalah model terbaik dengan MAD 4,38% dan MAPE 4,71% [10]. Menurut Alfajriani, dkk. (2020) pada penelitiannya dalam memprediksi kunjungan wisatawan menggunakan fuzzy time series hsu dan chen memperoleh hasil peramalan dengan sangat baik yaitu dengan MAPE 6% turis lokal dan 10% turis asing [11]. Menurut Selasakmida, dkk. (2021) pada penelitiannya dalam meramalkan harga paladium menerapkan double exponential smoothing dan fuzzy time series chen dengan masing-masing nilai sMApe yaitu 6,21% dan 9,554% kinerja keduanya sama-sama baik dalam melakukan prediksi karena sMAPE-nya <100%[12]. Menurut Brilliant, dkk. (2022) pada penelitiannya memprediksi pola banyaknya nasabah menerapkan metode arima, holt winter, dan fuzzy time series metode terbaik adalah holt winters exponential smoothing dengan MAPE 1,9 % dan MAD 3,707 [13].

Berdasarkan penelitian sebelumnya, maka diterapkanlah teknik data mining untuk memprediksi produksi netto TBS PT. X dengan menerapkan triple exponential smoothing dan fuzzy time series. Bertujuan untuk memprediksi produksi netto TBS dengan membandingkan triple exponential smoothing dan fuzzy time series.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Dalam penelitian ini digunakan beberapa tahapan dalam menyelesaikan penelitian. Tahapan-tahapan tersebut dapat dilihat pada gambar 1 berikut.



Gambar 1. Metodologi penelitian

Pada tahapan ini dilakukan perumusan masalah untuk mengidentifikasi permasalahan yang akan diselesaikan dan untuk mendapatkan solusi yang tepat. Selanjutnya studi literatur untuk memperoleh informasi dari berbagai sumber bertujuan untuk menunjang topik penelitian. Kemudian pengumpulan data sekunder produksi netto TBS yang bersumber dari PT. X di Rokan Hulu Riau dengan rentang waktu produksi netto TBS Januari 2015 sampai dengan Desember 2022. Langkah selanjutnya yaitu mengimplementasikan triple exponential smoothing dan fuzzy time series pada data produksi netto TBS. Kemudian mengevaluasi hasil prediksi dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk menunjukkan nilai error peramalan. Tahapan terakhir adalah kesimpulan yang mengacu pada hasil evaluasi yang telah dilakukan

2.2 Data mining

Data Mining merupakan metode analisis data yang dilakukan untuk menemukan pola, hubungan, atau informasi penting yang tersembunyi di dalam database atau kumpulan data besar. Dalam upaya mengekstraksi informasi dan pengetahuan yang dapat dimanfaatkan dari kumpulan data yang besar, data mining melibatkan penggunaan teknik

ilmu statistik, kecerdasan buatan, dan pembelajaran mesin (machine learning). Proses eksplorasi data untuk mengidentifikasi pola mengacu pada tahapan Knowledge Discovery in Database (KDD). KDD adalah suatu rangkaian proses yang rumit dan tidak sederhana untuk menemukan dan mengidentifikasi pola dalam data. Untuk diakui sebagai pola yang berguna, pola yang teridentifikasi harus memenuhi persyaratan tertentu, termasuk keabsahan, kebaruan, kemanfaatan, dan kemudahan pemahaman [3], [5], [14].

2.3 Forecasting/prediksi

Forecasting atau prediksi merupakan sebuah metode untuk memproyeksikan nilai di masa depan dengan menggunakan informasi historis dan saat ini, sehingga kesalahannya dapat diminimalkan. Prediksi berfungsi sebagai masukan bagi perencanaan dan pengambilan keputusan. Memilih metode peramalan yang tepat tergantung pada jenis pola data yang ada. [2], [8], [12].

2.4 Timeseries

Timeseries merupakan kumpulan pengamatan terurut dari waktu ke waktu atau dimensi lainnya terhadap suatu variabel, yang diatur secara berurutan sesuai dengan urutan waktu pencatatannya. Observasi dalam time series biasanya diambil pada interval waktu yang sama atau berbeda dan dapat meliputi berbagai jenis data seperti harga saham, suhu, penjualan produk, dan lain sebagainya. Analisis time series digunakan untuk memodelkan data historis dan memprediksi nilai atau peristiwa masa depan berdasarkan pola dan tren yang telah diidentifikasi dalam data. [8], [10], [12].

2.5 Triple Exponential Smoothing

Triple Exponential Smoothing merupakan teknik peramalan yang dapat dimanfaatkan untuk memproyeksikan data time series yang mengalami fluktuasi musiman dan tren. Metode ini terdiri dari parameter yang masing-masing mengatur tingkat penghalusan untuk level, trend, dan musiman dalam data. Terdapat dua model dalam metode ini yaitu additive dan multiplicative. Dalam pemilihan model yang tepat, faktor yang perlu diperhatikan adalah kestabilan atau perubahan fluktuasi musiman pada data time series. Model additive dapat dipilih apabila fluktuasi musiman terlihat stabil dalam jangka waktu tertentu, sedangkan model multiplicative lebih cocok digunakan apabila fluktuasi musiman dalam data time series cenderung bervariasi seiring waktu [9], [10], [15], [16]. Tahapan dalam menghitung triple exponential smoothing model multiplikatif adalah sebagai berikut:

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

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

$$l_1 = \frac{Y_1}{S_t}, l_2 = \frac{Y_2}{S_t}, \dots, l_t = \frac{Y_t}{S_t} \quad (3)$$

Persamaan triple exponential smoothing model multiplikatif dapat dilihat pada persamaan (4), (5), (6), dan (7).

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

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

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

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

Keterangan :

S_t = Level

T_t = Komponen trend

l_t = Komponen musiman

P_{t+m} = Peramalan untuk m periode berikutnya

α = Parameter mean

β = Parameter trend

γ = Parameter musiman

L = Panjang musiman

Y_t = Data aktual pada waktu ke-t

2.6 Fuzzy Time Series

Fuzzy Time Series adalah teknik peramalan yang didasarkan pada logika fuzzy, awalnya ditemukan oleh Q. Song dan Chisom pada tahun 1993. Fuzzy Time Series melakukan analisis terhadap data historis untuk menemukan pola yang terjadi di masa lalu dan memanfaatkannya untuk melakukan prediksi terhadap data di masa depan. Kelebihan

metode ini yaitu tidak memerlukan informasi historis dalam jumlah banyak [8], [11], [17], [18]. Berikut ini adalah tahapan prediksi Fuzzy Time Series Chen:

- a. Menentukan semesta pembicaraan U

$$U = [X_{min} - D_1, X_{max} + D_2] \tag{8}$$

- b. Menentukan interval berbasis rata-rata

1. Menghitung rata-rata nilai selisih (lag) absolut

$$mean = \frac{\sum_{t=1}^n |X_{t+1} - X_t|}{n-1} \tag{9}$$

2. Menghitung panjang interval

$$l = \frac{mean}{2} \tag{10}$$

3. Menghitung jumlah interval

$$p = \frac{X_{max} + D_2 - X_{min} - D_1}{l} \tag{11}$$

4. Menghitung nilai tengah

$$m_i = \frac{batas\ atas + batas\ bawah}{2} \tag{12}$$

- c. Himpunan Fuzzy

Mendefinisikan A_i dan membentuk fuzzifikasi, misalkan A_1, A_2, \dots, A_k merupakan kumpulan fuzzy set yang memiliki nilai linguistik yang diatur sesuai semesta pembicaraan, maka pendefinisian himpunan fuzzy adalah:

$$\begin{aligned} A_1 &= \left\{ \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \dots + \frac{0}{u_9} + \frac{0}{u_{10}} + \frac{0}{u_p} \right\} \\ A_2 &= \left\{ \frac{0,5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \dots + \frac{0}{u_9} + \frac{0}{u_{10}} + \frac{0}{u_p} \right\} \\ A_p &= \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \dots + \frac{0}{u_9} + \frac{0,5}{u_{10}} + \frac{1}{u_p} \right\} \end{aligned} \tag{13}$$

- d. Membuat fuzzy logical relationship (FLR) dengan menggunakan data aktual.

- e. Membuat Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG) dengan mengkategorikan current state dan next state yang sama menjadi satu kelompok.

- f. Defuzzifikasi nilai prediksi terdapat beberapa rule, yaitu :

Rule 1: Jika hasil fuzzifikasi waktu ke t adalah A_j dan terdapat himpunan fuzzy tanpa memiliki relasi logika fuzzy, maka F_{t+1} atau prediksi adalah m_i

Rule 2: Jika terdapat satu FLR dan fuzzifikasi waktu ke t adalah A_i maka F_{t+1} atau prediksi adalah m_j

Rule 3: Jika fuzzifikasi waktu ke t adalah A_i dan A_j mempunyai beberapa FLR, maka hasil prediksi F_{t+1} adalah

$$F_{t+1} = \frac{m_{j_1} + m_{j_2} + \dots + m_{j_k}}{k} \tag{14}$$

Keterangan :

U = Himpunan semesta

l = Panjang interval

$mean$ = Rata-rata selisih absolute

p = Jumlah interval

k = Banyaknya nilai tengah

X_{min} = Nilai minimum

X_{max} = Nilai maximum

m_i = Nilai tengah ke i

D_1 & D_2 = Bilangan positif sembarang yang ditentukan peneliti

X_t = Data pada waktu ke-t

n = Jumlah data

2.5 Evaluasi Hasil Prediksi

Evaluasi hasil prediksi merupakan suatu metode yang digunakan untuk menilai keakuratan suatu model prediksi dalam memprediksi nilai pada data aktual. Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah metode evaluasi untuk mengukur besarnya kesalahan prediksi. Semakin rendah nilai MAPE, maka semakin tinggi tingkat akurasi hasil prediksi [11], [19]–[21]. Persamaan untuk menghitung MAPE dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$MAPE = \left(\frac{100\%}{n} \right) \sum_{t=1}^n \frac{|X_t - F_t|}{X_t} \tag{15}$$

Keterangan :

- X_t = Data aktual pada periode t
- F_t = Nilai prediksi pada periode t
- n = Jumlah data

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

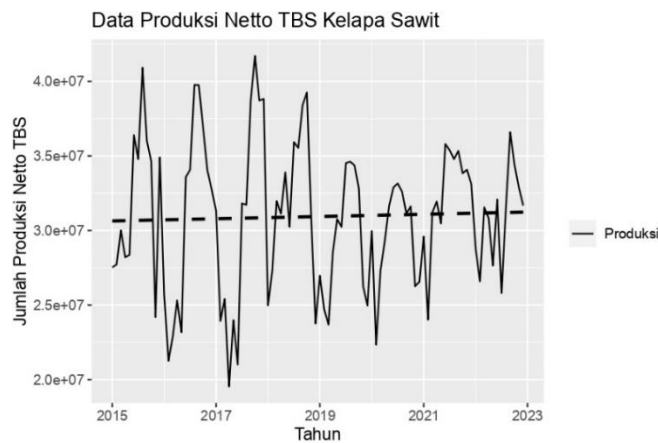
3.1 Dataset

Dataset yang diterapkan merupakan data timeseries produksi netto TBS bersumber dari PT. X di Rokan Hulu Riau dengan rentang waktu produksi Januari 2015 sampai dengan Desember 2022, disajikan dalam tabel 1.

Tabel 1. Data Produksi Netto TBS

No	Bulan	Produksi
1	Jan-2015	27.522.780
2	Feb-2015	27.721.860
3	Mar-2015	30.013.780
4	Apr-2015	28.207.800
5	Mei-2015	28.367.350
6	Jun-2015	36.392.060
7	Jul-2015	34.789.710
8	Agu-2015	40.915.570
9	Sep-2015	36.024.530
10	Okt-2015	34.637.780
11	Nov-2015	24.193.050
12	Des-2015	34.902.300
....
96	Des/2022	31.669.640

Gambar 2 menunjukkan bahwa data terjadi pengulangan pola pada periode tertentu dan mengalami fluktuasi atau ketidakstabilan serta trendline dengan uptrend atau trend naik.



Gambar 2. Plot data produksi TBS Kelapa Sawit

Berdasarkan data produksi netto TBS pada tahun 2015 sampai tahun 2020 tersebut, maka dilakukan prediksi menggunakan algoritma triple exponential smoothing dan fuzzy time series.

3.2 Triple Exponential Smoothing Multiplicative

3.2.1 Penentuan Nilai Awal

Data diatas akan diolah dengan menggunakan algoritma triple exponential smoothing model Multiplicative. Untuk menentukan level, trend, dan musiman, digunakan nilai awalan pemulusan data serta panjang musiman yang disimbolkan oleh L dan bernilai 12. Berikut proses pengolahan data menggunakan algoritma Triple Exponential Smoothing model Multiplicative.

- a. Menghitung nilai awal untuk pemulusan data periode ke-12, dengan persamaan (1) sebagai berikut :

$$S_{12} = \frac{1}{12} (27.522.780 + 27.721.860 + \dots + 34.902.300)$$

$$S_{12} = 31.974.047,50$$
- b. Menghitung nilai awal penghalusan nilai trend dengan persamaan (2) sebagai berikut:

$$T_{12} = \frac{1}{12} \left(\frac{Y_{12+1}-Y_1}{12} + \frac{Y_{12+2}-Y_2}{12} + \dots + \frac{Y_{12+12}-Y_{12}}{12} \right)$$

$$T_{12} = \frac{1}{12} \left(\frac{Y_{13}-Y_1}{12} + \frac{Y_{14}-Y_2}{12} + \dots + \frac{Y_{24}-Y_{12}}{12} \right)$$

$$T_{12} = 320.411,67$$

c. Menghitung nilai awal seasonal dengan menggunakan persamaan (3), sebagai berikut:

$$l_1 = \frac{27.522.780}{31.974.047,50}, l_2 = \frac{27.721.860}{31.974.047,50}, \dots, l_{12} = \frac{34.902.300}{31.974.047,50}$$

$$l_1 = 0,86, l_2 = 0,87, \dots, l_{12} = 1,09$$

d. Tentukan nilai Alfa, Beta, Gamma, yaitu bernilai antara 0-1.

3.2.2 Perhitungan Pemulusan

Dilakukan perhitungan nilai pemulusan untuk periode selanjutnya pada tahun 2016 atau periode ke-13 setelah memperoleh nilai awal. Pada tahap ini, digunakan nilai $\alpha = 0,01598461$, $\beta = 0,08910209$, dan $\gamma = 0,4489899$. Nilai-nilai tersebut diperoleh dengan menggunakan bantuan tools R Studio. Berdasarkan persamaan maka sebagai berikut:

e. Menghitung nilai Level setiap bulan menggunakan persamaan (4)

$$S_{13} = 0,01598461 \frac{25.681.460}{0,86} + (1 - 0,01598461)(31.974.047,50 + 320.411,67)$$

$$S_{13} = 32.255.145$$

f. Menghitung komponen trend setiap bulan menggunakan persamaan (5)

$$T_{13} = 0,08910209(32.255.145 - 31.974.047,50) + (1 - 0,08910209)320.411,67$$

$$T_{13} = 302.759,80$$

g. Menghitung komponen musiman menggunakan persamaan (6)

$$l_{13} = 0,4489899 \left(\frac{25.681.460}{32.255.145} \right) + (1 - 0,4489899)0,86$$

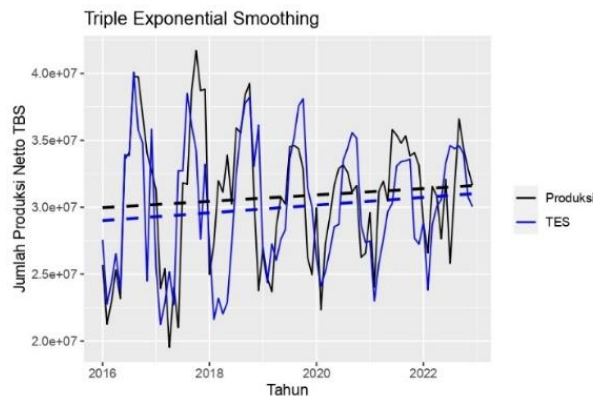
$$l_{13} = 0,86$$

h. Menghitung prediksi untuk model menggunakan persamaan (7)

$$P_{12+1} = (32.255.145 + 302.759,80 * 1)0,86$$

$$P_{12+1} = 27.798.586$$

Selanjutnya, perhitungan dilakukan sampai bulan Desember 2022 hingga masing-masing data menemukan hasil Level, Trend dan Seasonal. Setelah proses pengolahan manual, data selanjutnya akan diimplementasikan ke dalam tools. Tools yang digunakan adalah R Studio. Berikut hasil dan model pengimplementasian data menggunakan R Studio pada gambar 3 dan tabel 2.



Gambar 3. Implementasi Triple Exponential Smoothing

Keterangan berdasarkan grafik pada gambar 3, diketahui bahwa garis warna hitam menunjukkan data aktual atau produksi netto TBS, garis warna biru menunjukkan hasil prediksi, dan garis putus-putus menunjukkan trendline.

Tabel 2. Hasil prediksi triple exponential smoothing

Bulan	Produksi	Prediksi
Jan-2016	25.681.460	27.571.049
Feb-2016	21.255.890	22.767.220
Mar-2016	22.913.850	24.332.717
Apr-2016	25.310.580	26.523.252
Mei-2016	23.176.760	23.771.302
Jun-2016	33.585.080	33.934.559
Jul-2016	34.076.080	33.850.954
Agu-2016	39.763.160	40.082.773

Bulan	Produksi	Prediksi
Sep-2016	39.747.020	35.777.870
Okt-2016	36.874.000	34.787.969
Nov-2016	34.026.480	24.493.282
...
Des-2022	31.669.640	30.042.504

Tabel 2 merupakan hasil prediksi menggunakan triple exponential smoothing dengan menggunakan tools R Studio.

3.3 Fuzzy Time Series

Prediksi algoritma fuzzy time series menggunakan dataset yang sama dengan prediksi triple exponential smoothing yaitu data produksi netto TBS pada periode Januari 2015 sampai Desember 2022. Berikut ini adalah tahapan prediksi Fuzzy Time Series Chen:

- a. Menentukan Semesta pembicaraan U (Universe Discourse)

Didapatkan nilai minimum dan maksimum dari data yaitu $X_{min} = 19.542.050$ kg dan $X_{max} = 41.701.510$ kg. Berdasarkan persamaan (8) ditentukan nilai $D1=0$ dan $D2=0$, yaitu:

$$U = [19.542.050 - 0, 41.701.510 + 0]$$

Maka semesta pembicaraan adalah $U = [19.542.050, 41.701.510]$

- b. Penentuan interval berbasis rata-rata

Langkah awal dalam pembentukan interval adalah menentukan jumlah kelas yang dibutuhkan. Setelah itu, digunakan persamaan (9) untuk menghitung selisih absolut pada setiap data. Hasil perhitungan disajikan pada tabel 3.

Tabel 3. Selisih absolut

No	Bulan	Produksi	Selisih (Lag)
1	Jan-2015	27.522.780	199.080
2	Feb-2015	27.721.860	2.291.920
3	Mar-2015	30.013.780	1.805.980
4	Apr-2015	28.207.800	159.550
5	Mei-2015	28.367.350	8.024.710
6	Jun-2015	36.392.060	1.602.350
...
98	Nov-2022	32.886.550	1.216.910
96	Des-2022	31.669.640	-
			$\sum = 3.378.860$

Jumlah total selisih tersebut kemudian dibagi dengan jumlah data untuk mendapatkan nilai rata-rata selisih absolut, yaitu 3.378.860. Setelah itu, nilai rata-rata tersebut dibagi 2 untuk mendapatkan panjang interval, menggunakan Persamaan (10).

$$l = \frac{3.378.860}{2}$$

$$l = 1.689.430$$

Nilai panjang interval dibulatkan menjadi 2.000.000. Setelah mendapatkan nilai panjang interval, dilakukan penentuan jumlah interval dengan menggunakan persamaan (11).

$$p = \frac{41.701.510 - 19.542.050}{2.000.000}$$

$$p = 11$$

Setelah mendapatkan jumlah dan panjang interval selanjutnya himpunan semesta U akan dibagi menjadi 11 bagian, yakni U1 hingga U11. Berdasarkan analisis interval berbasis rata-rata pada data produksi netto TBS, panjang interval efektif yang optimal adalah 2.000.000. Himpunan semesta $U = [19.542.050, 41.701.510]$ kemudian akan dipecah menjadi beberapa interval yang panjangnya sama dengan 2.000.000. Hasilnya disajikan pada tabel 4.

Tabel 4. Interval Himpunan Semesta U

Nilai U	Interval Himpunan Semesta U
U1	[19.542.050, 21.542.050]
U2	[21.542.050, 23.542.050]
U3	[23.542.050, 25.542.050]
U4	[25.542.050, 27.542.050]
...	...
U10	[37.542.050, 39.542.050]
U11	[39.542.050, 41.542.050]

Himpunan fuzzy (fuzzy set) A_i memiliki nilai keanggotaan berada diantara 0, 0.5, dan 1. Di mana $1 \leq i \leq 11$, dan 11 adalah jumlah interval. Pembentukan himpunan fuzzy (fuzzy set) dari produksi netto TBS berdasarkan persamaan (13) dituliskan sebagai berikut.

$$A_1 = \left\{ \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \dots + \frac{0}{u_9} + \frac{0}{u_{10}} + \frac{0}{u_{11}} \right\}$$

$$A_2 = \left\{ \frac{0,5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \dots + \frac{0}{u_9} + \frac{0}{u_{10}} + \frac{0}{u_{11}} \right\}$$

$$A_{11} = \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \dots + \frac{0}{u_9} + \frac{0,5}{u_{10}} + \frac{1}{u_{11}} \right\}$$

c. Fuzzifikasi

Data numerik pada tahap fuzzifikasi diubah menjadi variabel linguistik (fuzzy). Tabel 5 menunjukkan hasil dari fuzzifikasi data produksi netto TBS.

Tabel 5. Fuzzifikasi

No	Bulan	Produksi	Fuzzifikasi
1	Jan-2015	27.522.780	A4
2	Feb-2015	27.721.860	A5
3	Mar-2015	30.013.780	A6
4	Apr-2015	28.207.800	A5
5	Mei-2015	28.367.350	A5
6	Jun-2015	36.392.060	A9
...
98	Nov-2022	32.886.550	A7
96	Des-2022	31.669.640	A7

d. Pembentukan fuzzy logical relationship (FLR)

Selanjutnya melakukan pembentukan FLR, Tabel 6 menampilkan hasil FLR dari model Chen.

Tabel 6. Fuzzy Logical Relationship

No	Bulan	Produksi	FLR
1	Jan-2015	27.522.780	-
2	Feb-2015	27.721.860	A5=>A4
3	Mar-2015	30.013.780	A6=>A5
4	Apr-2015	28.207.800	A5=>A6
5	Mei-2015	28.367.350	A5=>A5
6	Jun-2015	36.392.060	A9=>A5
...
98	Nov-2022	32.886.550	A7=>A8
96	Des-2022	31.669.640	A7=>A7

e. Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)

Membentuk FLRG dilaksanakan melalui proses pengkategorian current state dan next state yang sama menjadi satu kelompok. Pada Tabel 7 Hasil FLRG dengan menerapkan model chen.

Tabel 7. Fuzzy Logical Relationship Group

Grup	Current State	Next State
1	A1	A2,A3,A7
2	A2	A3,A4,A7
3	A3	A1,A2,A3,A4,A5,A6,A8
4	A4	A1,A3,A4,A5,A6,A7
5	A5	A1, A5, A7
6	A6	A2,A3,A4,A5,A6,A7,A8,A9
...
11	A11	A9,A10,A11

f. Defuzzifikasi nilai prediksi

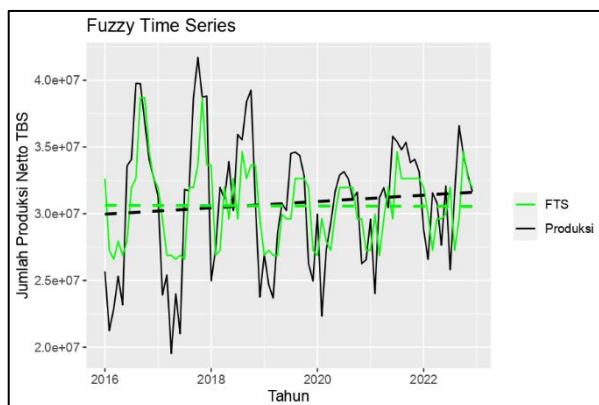
Selanjutnya proses defuzzifikasi, sebelum melakukan defuzzifikasi terlebih dahulu cari nilai tengah dengan persamaan (12) kemudian dilanjutkan dengan persamaan (14) maka hasil defuzzifikasi peramalan current state A1 adalah:

$$A1 = \frac{A2+A3+A7}{3}$$

$$A1 = \frac{22.542.050 + 24.542.050 + 32.542.050}{3}$$

$$A1 = 26.542.050$$

Perhitungan kemudian dilanjutkan hingga mencapai nilai A11, Selanjutnya berdasarkan data diatas akan dilakukan prediksi dengan menggunakan tools R Studio, sehingga hasil dari prediksi netto TBS dapat dilihat pada gambar 4 dan tabel 8.



Gambar 4. Implementasi Fuzzy Time Series

Gambar 4 adalah data hasil peramalan fuzzy time series chen menggunakan tools R Studio dengan $D1 = 0$, $D2 = 0$ dan jumlah interval sebesar 11. Keterangan berdasarkan grafik pada gambar 4, diketahui bahwa garis warna hitam menunjukkan data aktual atau produksi netto TBS, garis warna hijau menunjukkan hasil prediksi, dan garis putus-putus menunjukkan trendline.

Tabel 8. Hasil Prediksi Fuzzy Time Series

No	Bulan	Produksi	FLR	Nilai Prediksi
1	Jan-2015	27.522.780	-	-
2	Feb-2015	27.721.860	A5 =>A4	27.264.286
3	Mar-2015	30.013.780	A6 =>A5	29.950.281
4	Apr-2015	28.207.800	A5 =>A6	29.614.532
5	Mei-2015	28.367.350	A5 =>A5	29.950.281
6	Jun-2015	36.392.060	A9 =>A5	29.950.281
...
98	Nov-2022	32.886.550	A7 =>A8	32.636.276
96	Des-2022	31.669.640	A7 =>A7	31.964.778

Diketahui hasil peramalan dengan fuzzy time series hampir mendekati data aktual. Tabel 9 diatas didapatkan setelah dilakukannya prediksi dengan pemanfaatan R Studio.

3.4 Evaluasi Prediksi

Hasil nilai error MAPE prediksi triple exponential smoothing model multiplicative dan fuzzy time series chen disajikan pada tabel 9.

Tabel 9. Evaluasi Prediksi TES dan FTS

No	Bulan	TES	FTS
1	Jan-2016	7,3577943	27,08107717
2	Feb-2016	7,110170405	28,26696977
3	Mar-2016	6,192180712	16,05551664
4	Apr-2016	4,791166382	10,37196698
5	Mei-2016	2,565250708	15,98071516
6	Jun-2016	1,040578138	16,82084723
...
98	Nov-2022	6,400060207	0,761022363
96	Des-2022	5,137841794	0,931927234

Diketahui pada tabel 9 bahwa hasil prediksi antara triple exponential smoothing dan fuzzy time series memiliki perbedaan. Berikut perbandingan MAPE triple exponential smoothing dan metode fuzzy time series.

Tabel 10. Perbandingan nilai MAPE

Algoritma	MAPE
TES	11,14670196
FTS	10,44596891

Berdasarkan tabel 10 hasil yang diperoleh dari nilai error terkecil MAPE, metode fuzzy time series menunjukkan performa yang paling baik karena memberikan nilai MAPE terendah sebesar 10,44596891%, sedangkan metode triple exponential smoothing menghasilkan nilai error MAPE yaitu 11,14670196%. Sehingga fuzzy time series chen lebih akurat dalam memprediksi produksi netto TBS.

4. KESIMPULAN

Hasil implementasi dengan membandingkan metode triple exponential smoothing dan fuzzy time series untuk memprediksi produksi netto tandan buah segar (TBS) kelapa sawit PT. X serta tingkat error prediksi yang dievaluasi dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Penerapan triple exponential smoothing dan fuzzy time series menunjukkan performa optimal dengan mencapai nilai error prediksi berturut-turut sebesar MAPE 11,14670196% dan MAPE 10,44596891%. Model terbaik untuk meramalkan produksi netto TBS di PT. X adalah fuzzy time series. Kesimpulan ini didasarkan pada perbandingan nilai error yang paling rendah, yang menunjukkan hasil prediksi yang lebih akurat. Dengan demikian, manajemen PT dapat menentukan strategi yang tepat untuk perencanaan masa depan perusahaan berdasarkan hasil peramalan yang akurat.

REFERENCES

- [1] Fackrurrozi, A. Junaedi, and D. Derajat Matra, "Manajemen Pemanenan Kelapa Sawit (*Elaeis guineensis* Jacq.) di Kebun Rambutan, Serdang Bedagai, Sumatera Utara," *Bul. Agrohorti*, vol. 7, no. 3, pp. 319–328, 2019, doi: 10.29244/agrob.v7i3.30259.
- [2] F. Insani, I. Harani, S. Sanjaya, and Yusra, "Peramalan Produksi Tandan Buah Segar (TBS) Kelapa Sawit dengan Regresi Linear Dan Algoritma Genetik (Studi Kasus : PT. Peputra Masterindo)," in *Seminar Nasional Teknologi Informasi, Komunikasi dan Industri (SNTIKI)* 11, 2019, no. 11, pp. 262–269. [Online]. Available: <https://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/SNTIKI/article/view/7910>
- [3] F. Irawan, S. Sumijan, and Y. Yuhandri, "Prediksi Tingkat Produksi Buah Kelapa Sawit dengan Metode Single Moving Average," *J. Inf. dan Teknol.*, vol. 3, no. 4, pp. 251–256, 2021, doi: 10.37034/jidt.v3i4.162.
- [4] Amriana, A. A. Kasim, and Maghfirat, "Penentuan Harga Tandan Buah Segar (TBS) Kelapa Sawit Menggunakan Metode Fuzzy Logic," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 12, no. 3, pp. 236–244, 2020, doi: 10.33096/ilkom.v12i3.619.236-244.
- [5] J. Adhiva, Mustakim, S. A. Putri, and S. G. Setyorini, "Prediksi Hasil Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Model Regresi pada PT . Perkebunan Nusantara V," in *Seminar Nasional Teknologi Informasi, Komunikasi dan Industri (SNTIKI)*, 2020, pp. 155–162.
- [6] M. Rifqi and Suharjito, "Deteksi Kematangan Tandan Buah Segar (TBS) Kelapa Sawit Berdasarkan Komposisi Warna Menggunakan Deep Learning," *J. Tek. Inform.*, vol. 14, no. 2, pp. 125–134, 2021, doi: 10.15408/jti.v14i2.23295.
- [7] S. R. Widyawati, R. Efendi, N. P. Riau, S. D. Riantiza, Z. Aini, and R. Susanti, "Model Fuzzy Linear Regression untuk Peramalan Produksi Kelapa Sawit (Studi Kasus : PT. Perkebunan III Medan)," in *Seminar Nasional Teknologi Informasi, Komunikasi dan Industri (SNTIKI)*, 2020, pp. 582–590. [Online]. Available: <http://repository.uin-suska.ac.id/id/eprint/64283>
- [8] Ipan, Syaripuddin, and D. A. Nohe, "Perbandingan Model Chen Dan Model Lee pada Metode Fuzzy Time Series untuk Peramalan Produksi Kelapa Sawit Provinsi Kalimantan Timur," in *Prosiding Seminar Nasional Matematika dan Statistika*, 2022, pp. 81–95. [Online]. Available: <http://jurnal.fmipa.unmul.ac.id/index.php/SNMSA/article/view/899>
- [9] R. N. Puspita, "Perbandingan Metode Double Exponential Smoothing Dan Triple Exponential Smoothing Pada Peramalan Nilai Ekspor Di Indonesia," *Jambura J. Probab. Stat.*, vol. 3, no. 2, pp. 141–150, 2022, doi: 10.34312/jjps.v3i2.15590.
- [10] G. A. N. Pongdatu, E. Abinowi, and S. Wahyuddin, "Peramalan Transaksi Penjualan dengan Metode Holt-Winter ' S Exponential Smoothing," *J. Ilm. Teknol. Inf. Terap.*, vol. 6, no. 3, pp. 228–233, 2020, doi: 10.33197/jitter.vol6.iss3.2020.438.
- [11] Alfajriani, M. Wati, and N. Puspitasari, "Penerapan Metode Fuzzy Time Series Chen dan Hsu dalam Memprediksi Kunjungan Wisatawan di Museum Mulawarman," *JURTI J. Rekayasa Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 144–153, 2020, doi: 10.30872/jurti.v4i2.5802.
- [12] A. D. Selasakmida, Tarno, and T. Wuryandari, "Perbandingan Metode Double Exponential Smoothing Holt dan Fuzzy Time Series Chen untuk Peramalan Harga Paladium," *J. Gaussian*, vol. 10, no. 3, pp. 325–336, 2021, doi: 10.14710/j.gauss.10.3.325-336.
- [13] M. Brilliant, K. Lestari, and H. Oktaria, "Peramalan Pola Jumlah Nasabah Menggunakan Metode Arima, Holt-Winters Exponential Smoothing, Fuzzy Time Series (Study Kasus: PT.AIA Sunrise Agency)," *J. Softw. Eng. Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 8–18, 2022, [Online]. Available: <https://journal.instdila.ac.id/index.php/seat/article/view/61>
- [14] A. Yunus, M. Akbar, and Andri, "Data Mining Untuk Memprediksi Hasil Produksi Buah Sawit pada PT Bumi Sawit Sukses (BSS) Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *Bina Darma Conf. Comput. Sci.*, pp. 198–207, 2019.
- [15] I. W. A. S. Darma, I. P. E. G. Gunawan, and N. P. Sutramiani, "Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Menggunakan Triple Exponential Smoothing," *J. Ilm. Merpati Menara Penelit. Akad. Teknol. Inf.*, vol. 8, no. 3, pp. 211–221, 2020, doi: 10.24843/JIM.2020.v08.i03.p06.
- [16] M. H. Nasution, S. Anwar, A. Fitri, and A. F. Zohra, "Peramalan Jumlah Ikan Tuna/Madidihang (Yellowfin tuna) yang Didaratkan di PPS Kutaraja Kota Banda Aceh dengan Metode Triple Exponential Smoothing," *Samakia J. Ilmu Perikan.*, vol. 10, no. 1, pp. 8–14, 2019, doi: 10.35316/jsapi.v10i1.231.
- [17] Rahmawati, Yuniza, A. Novia, and Zukrianto, "Prediksi Jumlah Wisatawan di Kota Pekanbaru pada Tahun 2019- 2023 Dengan Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Chen," *THETA J. Pendidik. Mat.*, vol. 2, no. 1, pp. 36–44, 2020, [Online]. Available: <https://journal.umbjm.ac.id/index.php/THETA/article/view/512>

- [18] D. N. Adli, “Prediksi Harga Jagung Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Dengan Atau Tanpa Menggunakan Markov Chain,” *J. Nutr. Ternak Trop.*, vol. 4, no. 1, pp. 49–54, 2021, doi: 10.21776/ub.jnt.2021.004.01.6.
- [19] D. Suryani, W. I. S, and M. Y. Riandi, “Perencanaan Kebutuhan Penjualan Kayu pada TPK Rejosari KPH Malang Menggunakan Metode Triple Exponential Smoothing,” in *Seminar Informatika Aplikatif Polinema*, 2020, pp. 270–273. [Online]. Available: <http://repota.jti.polinema.ac.id/353/>
- [20] M. Layakana and S. Iskandar, “Penerapan Metode Double Moving Average dan Double Eksponential Smoothing dalam Meramalkan Jumlah Produksi Crude Palm Oil (CPO) pada PT Perkebunan Nusantara IV Unit Dolok Sinumbah,” *KARISMATIKA Kumpul. Artik. Ilmiah, Inform. Stat. Mat. dan Apl.*, vol. 6, no. 1, pp. 44–53, 2020, doi: 10.24114/jmk.v6i1.19309.
- [21] A. Krisma, M. Azhari, and P. P. Widagdo, “Perbandingan Metode Double Exponential Smoothing Dan Triple Exponential Smoothing Dalam Parameter Tingkat Error Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan Means Absolute Deviation (MAD),” in *Prosiding SAKTI (Seminar Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi)*, 2019, no. I, pp. 81–87. [Online]. Available: <https://e-journals.unmul.ac.id/index.php/SAKTI/article/view/2303>