

Implementasi *Data Mining* untuk Estimasi Produksi Cabai menggunakan Metode *Exponential Smoothing*

Lintang Fauziyatu Azmi¹, Lisna Zahrotun^{*2}

Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Ahmad Dahlan, Bantul 55166, Indonesia

Email: lintang1900018258@webmail.uad.ac.id, lisnazahraturun@tif.ac.id

Abstract. *Implementation of Data Mining for Chili Production Estimation using The Exponential Smoothing Method.* Chili is a horticultural commodity that is widely cultivated and influences economic fluctuations in the Sleman Regency. In an effort to stabilize price fluctuations and economic growth in the Sleman Regency, it is necessary to estimate chili production for the next period. The estimation of chili production carried out in this research used three types of exponential smoothing methods with a combination of alpha, beta, and gamma parameters. This research aims to develop a chili production estimation model using single, double, and triple exponential smoothing. The results of this research indicate that triple exponential smoothing is the most appropriate method to use to estimate future chili production, with an error rate of 6.5%.

Keywords: chili, estimation, exponential smoothing, production

Abstrak. Cabai merupakan komoditas hortikultura yang banyak dibudidayakan dan berpengaruh pada fluktuasi ekonomi di Kabupaten Sleman. Dalam upaya menstabilkan fluktuasi harga dan pertumbuhan ekonomi di Kabupaten Sleman, maka perlu dilakukan estimasi produksi cabai untuk periode ke depan. Estimasi produksi cabai yang dilakukan dalam penelitian ini menggunakan tiga jenis metode Exponential Smoothing dengan kombinasi parameter alpha, beta, dan gamma. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model estimasi produksi cabai dengan menggunakan Single, Double, dan Triple Exponential Smoothing. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa Triple Exponential Smoothing adalah metode yang paling tepat digunakan untuk mengestimasi produksi cabai di masa mendatang, dengan persentase tingkat error sebesar 6.5%.

Kata Kunci: cabai, estimasi, exponential smoothing, produksi

1. Pendahuluan

Cabai adalah komoditas hortikultura yang familiar dalam kehidupan masyarakat Indonesia. Komoditas ini tidak hanya penting dalam bidang pertanian, tetapi juga memiliki dampak signifikan terhadap stabilitas pasokan pangan di Kabupaten Sleman. Kabupaten Sleman yang merupakan daerah sentra cabai memiliki tanggungjawab untuk memastikan ketersediaan pasokan cabai yang memadai setiap bulan guna memenuhi kebutuhan pasar lokal dan masyarakatnya. Untuk menjaga stabilitas ini, Dinas Pertanian, Pangan dan Perikanan Kabupaten Sleman (DP3 Sleman) bertanggungjawab dalam melaksanakan tugas-tugas pemerintahan di sektor pertanian, pangan dan perikanan.

Dalam sektor pertanian hortikultura khususnya dalam budidaya cabai, DP3 Sleman telah melaksanakan berbagai kegiatan untuk memberikan dukungan kepada petani. Beberapa di antaranya yaitu Sekolah Lapang Budidaya Cabai, Bimbingan Teknis (BimTek) dan Pelatihan Budidaya Cabai. Melalui kegiatan tersebut, petani diberikan panduan dan pengetahuan tentang praktik terbaik dalam menanam dan merawat tanaman cabai agar menghasilkan cabai yang sesuai dengan permintaan pasar. Upaya ini telah berhasil meningkatkan produksi cabai di beberapa wilayah dan mengakibatkan surplus, sehingga dapat memasok daerah lain, seperti Jakarta. Namun, surplus ini juga berpotensi menimbulkan fluktuasi harga karena pasokan yang melebihi permintaan pasar. Selain itu, fluktuasi ekonomi juga menjadi perhatian termasuk pertumbuhan ekonomi di Kabupaten Sleman.

Untuk itu, diperlukan estimasi produksi cabai untuk periode ke depannya. Data mengenai produksi cabai telah dikumpulkan secara rutin setiap bulan oleh petugas di setiap kapanewon. Namun, belum ada pemanfaatan yang optimal. Maka dari itu, penelitian dilakukan dengan tujuan pengembangan model untuk mengestimasi produksi cabai selanjutnya. Data yang dikumpulkan tersebut merupakan data *timeseries* karena dikumpulkan pada interval waktu tertentu [1]. Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk mengestimasi atau memprediksi pada data *timeseries* seperti *moving average*, *exponential smoothing*, regresi, ataupun dekomposisi seperti ARIMA. *Moving average* merupakan metode yang digunakan untuk membantu meningkatkan kualitas estimasi atau prediksi menggunakan data historis, dapat juga menunjukkan tren naik ataupun turun, dan memiliki beberapa jenis model. Setiap model memiliki nilai yang berbeda dan pola tertentu [2]. Metode regresi yang dalam proses perhitungan estimasi untuk melihat bagaimana hubungan antara variabel *dependent* dan *independent* dengan mencari keterkaitan antara variabel satu atau lebih *independent* (prediktor) dengan variabel *dependent* (respon) [3]. Namun dalam penelitian ini, digunakan tiga jenis metode *exponential smoothing* dengan parameter *alpha*, *beta*, dan *gamma*. Penelitian akan merinci langkah-langkah pengembangan model estimasi, mengukur tingkat akurasi, dan membandingkan kinerja ketiga metode *exponential smoothing*. Dengan demikian, besar harapan penelitian yang dilakukan dapat berkontribusi dalam mempersiapkan strategi untuk merencanakan masa tanam ke depan.

2. Tinjauan Pustaka

2.1. Data Mining

Merupakan salah satu pilihan teknik dalam pengolahan data untuk mengenali masalah dengan mengubah data menjadi informasi menggunakan data historis. Bertujuan untuk menemukan pola atau hubungan dalam data [4]. Selain itu, *data mining* merupakan metode yang banyak dijadikan alternatif untuk menyelesaikan masalah seperti prediksi atau estimasi, klasifikasi, dan *clustering* [5]. Proses pengolahan data dapat menghasilkan *output* yang optimal jika dilakukan dengan teknik dan algoritma yang tepat [6].

2.2. Estimasi

Kegiatan untuk memproyeksikan sesuatu yang akan terjadi di masa depan, didasarkan data sebelumnya dan situasi di masa sekarang dengan tujuan mengurangi kesalahan antara data aktual dan data estimasi [2].

2.3. Exponential Smoothing

Salah satu metode estimasi dengan menggunakan deret waktu untuk dianalisis sehingga didapatkan informasi penting yang terdapat dalam data. Menggunakan *exponential smoothing*, dapat dilakukan estimasi jangka panjang, pendek, maupun menengah [7].

2.4. Single Exponential Smoothing (SES)

Metode estimasi yang menggunakan dataset deret waktu biasa yang tidak memiliki tren ataupun musiman. Untuk mengestimasi nilai periode berikutnya, diperlukan data dan estimasi dari periode sebelumnya [8]. Persamaan 1 merupakan rumus yang digunakan dalam pencarian estimasi periode berikutnya.

$$F_{t+1} = F_t + \alpha (X_t - F_t) \quad (1)$$

Keterangan:

X_t = data aktual periode t

α = *alpha* sebagai parameter *smoothing*

F_t = estimasi periode t

F_{t+1} = estimasi periode t+1

2.5. Double Exponential Smoothing (DES)

Metode perkembangan dari DES menggunakan dua parameter *smoothing*, yaitu *level* dan *trend* [9] karena menggunakan *dataset* deret waktu yang memiliki *trend*. Rumus yang digunakan untuk menghitung estimasi ditunjukkan pada Persamaan 2 sampai Persamaan 4.

$$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha) (S_{t-1} + b_t) \quad (2)$$

$$b_t = \beta (S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta) b_{t-1} \quad (3)$$

$$F_{t+m} = (S_t + b_t m) \quad (4)$$

Keterangan:

- X_t = data aktual periode t
- S_t = nilai *level* periode t
- b_t = nilai *trend* periode t
- α = *alpha* sebagai parameter *level*
- β = *beta* sebagai parameter *trend*
- m = jumlah periode estimasi
- F_{t+m} = estimasi untuk periode t+m

2.6. Triple Exponential Smoothing (TES)

Mempunyai nama lain *Holt-Winter Exponential Smoothing* yaitu metode estimasi dengan menggunakan data deret waktu yang memiliki faktor *trend* dan *seasonal* [10]. Proses perhitungan didasarkan pada komponen *level*, *trend* dan *seasonal* yang selanjutnya disebut dengan *alpha*, *beta* dan *gamma* yang bernilai diantara 0 dan 1. Terdapat dua model dalam TES yaitu *additive* dan *multiplicative* [11]. Digunakan Persamaan 5 sampai Persamaan 8 untuk menghitung estimasi.

$$S_t = \alpha(X_t - I_{mt-L}) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (5)$$

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (6)$$

$$I_{mt} = \gamma(X_t - S_t) + (1 - \gamma)I_{mt-L} \quad (7)$$

$$F_{t+m} = S_t + b_t m (I_{mt-L+m}) \quad (8)$$

Keterangan:

- S_t = nilai *level* periode t
- b_t = nilai *trend* periode t
- I_{mt} = nilai *seasonal* periode t
- α = *alpha* sebagai parameter *level*
- β = *beta* sebagai parameter *trend*
- γ = *gamma* sebagai parameter *seasonal*
- L = panjang musiman (jumlah bulan)
- m = jumlah periode estimasi
- F_{t+m} = estimasi untuk periode t+m

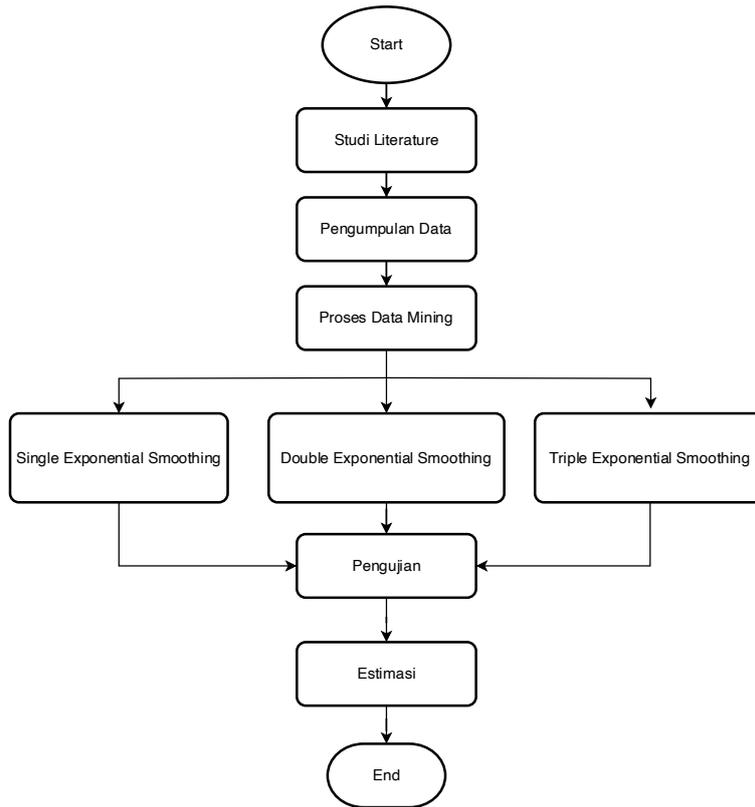
2.7 Mean Average Percentage Error (MAPE)

MAPE melakukan pengukuran akurasi pada proses estimasi dengan menghitung rata-rata persentase kesalahan multak [12] untuk melihat nilai ketepatan estimasi. Persentase kesalahan *absolute* antara nilai aktual dan estimasi dapat digunakan untuk evaluasi dan perbandingan model estimasi [13]. Semakin kecil nilai MAPE maka semakin akurat estimasi yang dihasilkan [12].

3. Metodologi Penelitian

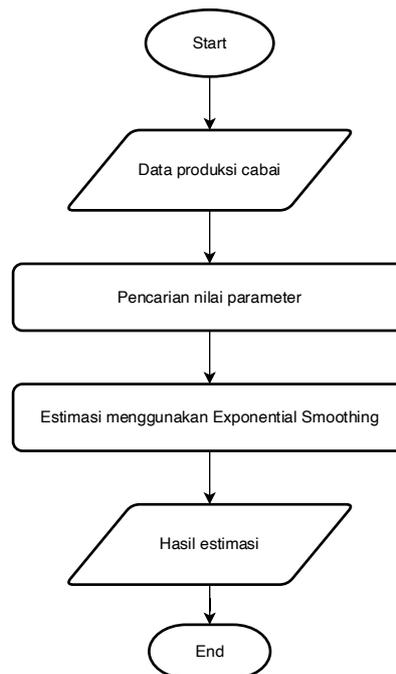
Penelitian ini dilaksanakan dengan tujuan memahami pemilihan metode yang tepat digunakan untuk mengestimasi produksi cabai. Terdapat tiga jenis metode *exponential smoothing* yang digunakan untuk proses estimasi, yaitu *single*, *double* dan *triple exponential smoothing*. Adapun tahapan penelitian yang dilakukan untuk mengestimasi produksi cabai digambarkan pada Gambar 1.

Studi literatur adalah langkah awal yang dilakukan dalam melaksanakan penelitian ini. Dengan mencari dan membaca jurnal artikel tentang penelitian yang sama dan berkaitan dengan topik ataupun metode penelitian yang dilakukan. Sumber data yang digunakan didapatkan dari proses permintaan resmi dokumen ke dinas terkait, yaitu Dinas Pertanian, Pangan dan Perikanan Kabupaten Sleman. Proses *data mining* dimulai dengan *pre-processing data* yang menghasilkan *dataset* untuk proses estimasi. Setelah didapatkan *dataset* yang sesuai dengan metode yang digunakan, proses *training* estimasi dilakukan menggunakan metode *single*, *double* dan *triple exponential smoothing* dengan parameter *alpha*, *beta*, dan *gamma* yang disesuaikan dengan jenis metode yang digunakan. Garis besar tahapan proses estimasi menggunakan *exponential smoothing* digambarkan pada Gambar 2.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) digunakan dalam proses pengukuran performa akurasi estimasi tiap metode. Dari proses ini nantinya diketahui metode manakah yang memiliki persentase kesalahan terkecil saat proses *training* estimasi. Proses pencarian estimasi produksi cabai untuk 12 periode selanjutnya yang tidak ada pada dataset serta menentukan hasil prediksi dari estimasi yang didapatkan.



Gambar 2. Tahapan *Exponential Smoothing*

4. Hasil dan Diskusi

Gambar 1 menunjukkan bahwa *data mining* dilakukan setelah data dikumpulkan. Tahap *pre-processing* data dimulai dari proses analisis dan persiapan data, sehingga menghasilkan *dataset* yang siap untuk digunakan dalam proses estimasi. Karena akan mengestimasi produksi, maka variabel produksi digunakan karena variabel ini diperlukan untuk estimasi produksi yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mempersiapkan strategi untuk masa tanam selanjutnya. Penggunaan periode produksi dikarenakan metode *exponential smoothing* merupakan metode estimasi dengan satu variabel input.

Selain itu, variabel produksi adalah variabel *dependent* yang dapat didasarkan dari beberapa variabel *independent* lain, seperti luasan tanam dan luasan rusak, jumlah benih yang ditanam dalam suatu luasan, data cuaca, ataupun variabel lain yang memuat tentang pemeliharaan tanaman cabai. Namun, variabel *independent* tersebut tidak ada dalam data yang dimiliki oleh Dinas Pertanian, Pangan dan Perikanan Kabupaten Sleman. Maka dari itu, penelitian ini menggunakan variabel produksi dengan pertimbangan, jika jumlah produksi dapat di estimasi, identifikasi untuk variabel *independent* lainnya juga dapat dilakukan.

Tabel 1. Dataset untuk proses estimasi

| Periode | Produksi |
|---------|----------|
| 2018-01 | 531,00 |
| 2018-02 | 478,00 |
| 2018-03 | 561,00 |
| | |
| 2023-11 | 1249,05 |
| 2023-12 | 1282,00 |
| 2024-01 | 1173,71 |

Setelah penentuan variabel, proses dilanjutkan dengan mentransformasi format data dan mengintegrasikannya menjadi kesatuan *dataset* yang digunakan dalam proses estimasi, seperti yang ditampilkan pada Tabel 1. Dengan menggunakan dataset tersebut, dilanjutkan ke proses proses *training* estimasi menggunakan metode *exponential smoothing*. Model estimasi pertama digunakan metode *single exponential smoothing* dengan parameter *alpha* (lihat Kode 1). Hasil proses *training* estimasi ditampilkan pada Tabel 2.

Kode 1. Training estimasi menggunakan *single exponential smoothing*

```
alpha = 0.2819 # inisialisasi nilai alpha
data['SES'] # variabel baru untuk estimasi
# inisialisasi nilai estimasi awal
data.at[0, 'SES'] = data.at[0, 'Produksi']
# perhitungan estimasi
for t in range(1, len(data)):
    data.at[t, 'SES'] = data.at[t - 1, 'SES'] + alpha * (data.at[t-1,
'Produksi'] - data.at[t - 1, 'SES'])
```

Tabel 2. Hasil Estimasi dengan *Single Exponential Smoothing*

| Periode | Produksi | SES |
|---------|----------|-------------|
| 2018-01 | 531,00 | 531,000000 |
| 2018-02 | 478,00 | 531,000000 |
| 2018-03 | 561,00 | 516,059300 |
| | | |
| 2023-11 | 1249,05 | 1179,525210 |
| 2023-12 | 1282,00 | 1199,124248 |
| 2024-01 | 1173,71 | 1222,486923 |

Nilai estimasi tersebut selanjutnya digunakan untuk menghitung performa akurasi menggunakan MAPE. Model kedua menggunakan *double exponential smoothing* dengan *alpha* sebagai parameter level dan *beta* sebagai parameter *trend*, seperti yang ditunjukkan pada Kode 2.

Dari proses tersebut dihasilkan nilai *level*, *trend* dan estimasi untuk setiap data pada dataset. Hasil estimasi ditampilkan pada Tabel 3.

Kode 2. Training estimasi menggunakan *double exponential smoothing*

```
data = data.drop(columns=['error'])
alpha = 0.330 # inisialisasi nilai parameter alpha
beta = 0.131 # inisialisasi nilai parameter beta
# membuat kolom untuk variabel level, trend dan estimasi
data['level'] = np.nan
data['trend'] = np.nan
data['DES'] = np.nan
# inisialisasi nilai level dan trend awal dari nilai data pertama
data.at[0, 'level'] = data.at[0, 'Produksi']
data.at[0, 'trend'] = 0
for t in range(len(data)):
    if t > 0:
        # Perhitungan level dan trend
        data.at[t, 'level'] = alpha * data.at[t, 'Produksi'] + (1 - alpha)
            *(data.at[t - 1, 'level'] + data.at[t - 1, 'trend'])
        data.at[t, 'trend'] = beta * (data.at[t, 'level'] - data.at[t - 1,
            'level']) + (1 - beta) * data.at[t - 1, 'trend']
        # Perhitungan estimasi
        data.at[t, 'DES'] = data.at[t, 'level'] + data.at[t, 'trend']
Ddata = data.set_index('Periode')
```

Tabel 3. Hasil estimasi dengan *double exponential smoothing*

| Periode | Produksi | Level | Trend | DES |
|---------|----------|---------|-------|---------|
| 2018-01 | 531,00 | 531,00 | 0,00 | 531,00 |
| 2018-02 | 478,00 | 518,54 | -1,54 | 516,99 |
| 2018-03 | 561,00 | 527,33 | -0,26 | 527,07 |
| | | | | |
| 2023-11 | 1249,05 | 1245,94 | 20,67 | 1266,62 |
| 2023-12 | 1282,00 | 1271,69 | 21,33 | 1293,03 |
| 2024-01 | 1173,71 | 1253,65 | 16,18 | 1269,84 |

Kode 3 dan 4 merupakan kode untuk membangun model ketiga yaitu *triple exponential smoothing* menggunakan *alpha* sebagai parameter *level*, *beta* sebagai parameter *trend* dan *gamma* sebagai parameter *seasonal*. Perhitungan nilai parameter dan musim pertama tersebut digunakan sebagai nilai dasar untuk perhitungan nilai parameter dan estimasi musim selanjutnya. Nilai parameter dan estimasi setiap data pada *dataset* disajikan pada Tabel 4.

Kode 3. Pencarian nilai parameter *seasonal* dan estimasi musim pertama

```
data = data.drop(columns=['level', 'trend', 'error'])
alpha = 0.330 # inisialisasi nilai parameter alpha
beta = 0.131 # inisialisasi nilai parameter beta
gamma = 0.3087 # inisialisasi nilai parameter gamma
seasonal_period = 12 # panjang periode musim tahunan
# membuat kolom baru pada dataframe
data['level'] = np.nan
data['trend'] = np.nan
data['seasonal'] = np.nan
data['TES'] = np.nan
# inisialisasi nilai estimasi data ke-dua dengan nilai awal
data.at[1, 'TES'] = data.at[0, 'Produksi']
# inisialisasi komponen musim pertama dengan rata-rata data musim pertama
for t in range(0, 12):
    data.at[t, 'seasonal'] = data.at[t, 'Produksi']
    np.mean(data['Produksi'][:seasonal_period])
    if t > 1:
        # mencari nilai estimasi musim pertama
        data.at[t, 'TES'] = data.at[t-1, 'TES'] + alpha * (data.at[t-1,
            'Produksi'] - data.at[t-1, 'TES'])
```

Kode 4. Training estimasi menggunakan triple exponential smoothing

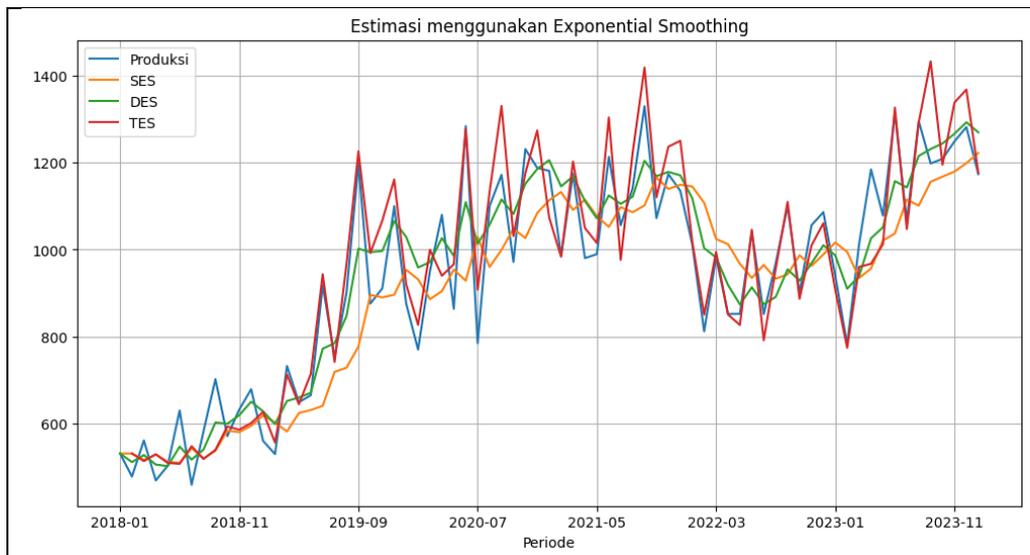
```

for t in range(12,68):
    if t > 12:
        # perhitungan level, trend, dan komponen musiman
        data.at[t, 'level'] = alpha * (data.at[t, 'Produksi'] / data.at[t -
        seasonal_period, 'seasonal']) + (1 - alpha) * (data.at[t - 1, 'level'] +
        data.at[t - 1, 'trend'])
        data.at[t, 'trend'] = beta * (data.at[t, 'level'] - data.at[t - 1,
        'level']) + (1 - beta) * data.at[t - 1, 'trend']
        data.at[t, 'seasonal'] = gamma * (data.at[t, 'Produksi'] / data.at[t,
        'level']) + (1 - gamma) * data.at[t - seasonal_period, 'seasonal']
        data.at[t, 'TES'] = (data.at[t, 'level'] + data.at[t, 'trend']) *
        data.at[t - seasonal_period, 'seasonal']
    else:
        data.at[t, 'level'] = data.at[t, 'Produksi'] / data.at[t -
        seasonal_period, 'seasonal']
        data.at[t, 'trend'] = data.at[t, 'level'] - (data.at[t - 1, 'Produksi']
        / data.at[t - 1, 'seasonal'])
        data.at[t, 'seasonal'] = gamma * (data.at[t, 'Produksi'] / data.at[t,
        'level']) + (1 - gamma) * data.at[t - seasonal_period, 'seasonal']
        data.at[t, 'TES'] = data.at[t-1, 'TES'] + alpha * (data.at[t-1,
        'Produksi'] - data.at[t-1, 'TES'])
    
```

Tabel 4. Hasil estimasi dengan Triple Exponential Smoothing

| Periode | Produksi | Level | Trend | Seasonal | TES |
|---------|----------|-----------|---------|----------|-----------|
| 2018-01 | 531,00 | NaN | NaN | 0,937472 | NaN |
| 2018-02 | 478,00 | NaN | NaN | 0,843902 | 531,0000 |
| 2018-03 | 561,00 | NaN | NaN | 0,990437 | 513,5100 |
| | | | | | |
| 2023-11 | 1249,05 | 1216,8607 | 12,3536 | 1,0695 | 1338,3743 |
| 2023-12 | 1282,00 | 1195,7064 | 7,9641 | 1,1168 | 1368,3954 |
| 2024-01 | 1173,71 | 1206,8387 | 8,3158 | 0,9699 | 1176,4838 |

Setelah semua proses selesai dilakukan, hasil estimasi semua model dibandingkan untuk melihat metode mana yang menghasilkan estimasi yang mendekati nilai aktual *dataset*. Grafik Gambar 3 menunjukkan perbandingan hasil estimasi dari tiga metode yang digunakan, yaitu *single*, *double* dan *triple exponential smoothing*. Model yang menggunakan metode *triple exponential smoothing* menghasilkan nilai estimasi yang hampir sama dan mendekati dengan data aktual produksi cabai dibandingkan model dengan metode *single* dan *double exponential smoothing*.



Gambar 3. Perbandingan Hasil Training Estimasi

Setelah proses *training*, dilakukan pencarian performa akurasi dari model yang digunakan pada *training* estimasi sebelumnya. Performa akurasi didapatkan dari pengujian hasil estimasi menggunakan MAPE. Pengujian dilakukan pada setiap model setelah proses *training* estimasi. Nilai error yang dihitung menggunakan MAPE pada Kode 5 ditampilkan pada Tabel 5.

Kode 5. Perhitungan nilai *error* menggunakan MAPE

```
# membuat kolom baru di data frame
data['error'] = np.abs(data['Produksi'] - data['disesuaikan dengan variabel
estimasi'])
# nama_var disesuaikan dengan model estimasi yang diuji
nama_var = (data['error'] / data['Produksi']).mean() * 100
```

Tabel 5. Nilai *error* hasil estimasi setiap model

| Model | MAPE (%) |
|---------------|-----------|
| <i>Single</i> | 11,859035 |
| <i>Double</i> | 7,9538806 |
| <i>Triple</i> | 6,518827 |

Berdasarkan Tabel 5, model *triple exponential smoothing* memiliki persentase *error* terkecil dengan nilai 6,5%. Setelah proses pelatihan estimasi, dilanjutkan dengan pencarian estimasi produksi cabai untuk 12 periode selanjutnya, yaitu Februari 2024 sampai dengan Januari 2025. Estimasi pertama menggunakan *single exponential smoothing* pada Kode 6. Estimasi kedua menggunakan metode *double exponential smoothing* pada Kode 7. Estimasi 12 periode ketiga menggunakan *triple exponential smoothing* dengan menjalankan Kode 8. Hasil estimasi semua metode diintegrasikan menjadi satu *data frame*, dan divisualisasikan pada Gambar 4.

Kode 6. Estimasi produksi 12 periode menggunakan *single exponential smoothing*

```
model = SimpleExpSmoothing(Sdata['Produksi'],
initialization_method="heuristic")
fit = model.fit(smoothing_level=alpha)
periode = 12 # jumlah periode yang diestimasi
Sforecast = fit.forecast(steps=periode)
```

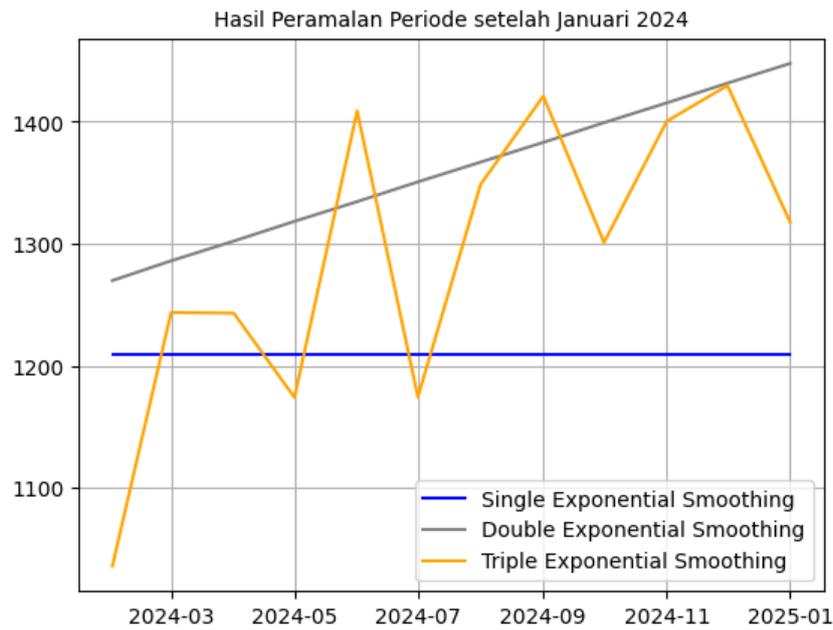
Kode 7. Estimasi produksi 12 periode menggunakan *double exponential smoothing*

```
model2 = Holt(Ddata['Produksi'], initialization_method="heuristic")
fit = model2.fit(smoothing_level=alpha, smoothing_trend=beta)
Dforecast = fit.forecast(steps=periode)
```

Kode 8. Estimasi produksi 12 periode menggunakan *triple exponential smoothing*

```
model3 = ExponentialSmoothing(Tdata['Produksi'],
initialization_method="heuristic", trend='add', seasonal='add')
fit = model3.fit(smoothing_level=alpha, smoothing_trend=beta,
smoothing_seasonal=gamma)
Tforecast = fit.forecast(steps=periode)
```

Gambar 4 menunjukkan bahwa estimasi menggunakan *triple exponential smoothing* menghasilkan nilai estimasi yang bervariasi sesuai dengan pola data. Sedangkan, metode *single exponential smoothing* memiliki nilai estimasi yang konstan. Karena metode tersebut hanya dapat digunakan untuk mengestimasi satu periode ke depan. Berbeda dengan *double exponential smoothing* yang menghasilkan estimasi dengan nilai yang cenderung searah dengan salah satu tren baik tren naik ataupun turun. Dari hasil estimasi tersebut, dapat ditentukan prediksi untuk mengetahui bagaimana produksi cabai periode selanjutnya. Prediksi dilakukan dengan seleksi kondisi antara produksi sebelumnya dengan estimasi produksi dari metode *triple exponential smoothing* periode tertentu. Hasil prediksi ditampilkan pada Tabel 6.



Gambar 4. Hasil estimasi *single*, *double*, dan *triple exponential smoothing*

Tabel 6. Hasil Prediksi Produksi Cabai

| Periode | Produksi | SES | DES | TES | Prediksi |
|------------|----------|-------------|-------------|-------------|-----------|
| 2024-01-01 | 1173,71 | | | | |
| 2024-02-01 | | 1208,746708 | 1269,838860 | 1035,780520 | Menurun |
| 2024-03-01 | | 1208,746708 | 1286,020146 | 1243,648907 | Meningkat |
| 2024-04-01 | | 1208,746708 | 1302,201431 | 1243,120104 | Menurun |
| 2024-05-01 | | 1208,746708 | 1318,382717 | 1174,025058 | Menurun |
| 2024-06-01 | | 1208,746708 | 1334,564002 | 1408,887247 | Meningkat |
| 2024-07-01 | | 1208,746708 | 1350,745288 | 1174,279483 | Menurun |
| 2024-08-01 | | 1208,746708 | 1366,926573 | 1348,671523 | Meningkat |
| 2024-09-01 | | 1208,746708 | 1383,107859 | 1421,025409 | Meningkat |
| 2024-10-01 | | 1208,746708 | 1399,289145 | 1301,084166 | Menurun |
| 2024-11-01 | | 1208,746708 | 1415,470430 | 1400,394588 | Meningkat |
| 2024-12-01 | | 1208,746708 | 1431,651716 | 1429,728847 | Meningkat |
| 2025-01-01 | | 1208,746708 | 1447,833001 | 1317,678708 | Menurun |

Tabel 6 menunjukkan bahwa estimasi periode Februari 2024 sampai Januari 2025 meningkat. Peningkatannya berkisar sebesar 818,11 kuintal atau 8,62% untuk 6 bulan, sedangkan 6 bulan lain estimasi produksi cabai mengalami penurunan berkisar sebesar 674,15 kuintal atau 9,30%. Hasil estimasi dan prediksi ini dapat digunakan bagi beberapa pihak seperti Dinas Pertanian, Pangan dan Perikanan, khususnya para penyuluh di setiap kelurahan ataupun titik kumpul. Informasi ini juga memberikan informasi kepada petani tentang prediksi dan estimasi jumlah produksi untuk bulan selanjutnya, sehingga para petani dapat mempersiapkan hal penting terkait pemeliharaan tanaman, seperti penggunaan pupuk ataupun pestisida alami untuk mencegah dan mengurangi tanaman terserang hama penyakit. Selain itu, dapat digunakan juga untuk bahan pertimbangan penentuan waktu tanam, perkiraan kisaran harga jual cabai, sehingga diharapkan dapat membantu meningkatkan pendapatan dan ekonomi daerah.

5. Kesimpulan dan Saran

Dari proses *training* estimasi *dataset*, didapatkan hasil bahwa metode *triple exponential smoothing* memiliki performa terbaik dengan nilai *error* 6,5% yang dihitung menggunakan MAPE. Metode tersebut menggunakan parameter *alpha*, *beta* dan *gamma* untuk melakukan proses estimasi. Hasil estimasi produksi cabai untuk periode Februari 2024 sampai Januari 2025

mengalami peningkatan sebesar 818,11 kuintal dengan rata-rata kenaikan yaitu 8,62%. Namun, terdapat 6 bulan mengalami penurunan sebesar 674,15 kuintal dengan rata-rata penurunan 9,30%. Pada penelitian ini pemakaian data hanya difokuskan pada variabel produksi saja, sehingga dapat muncul kemungkinan berpengaruh untuk variabel lain. Maka dari itu untuk penelitian ke depannya, perlu diperhatikan proses analisis saat mempersiapkan *dataset*, sehingga dapat diidentifikasi korelasi antara variabel dan metode yang tepat untuk proses estimasi.

Referensi

- [1] A. Nurfadilah, W. Budi, E. Kurniati, and D. Suhaedi, "Penerapan Metode *Moving Average* untuk Prediksi Indeks Harga Konsumen," *Jurnal Teori dan Terapan Matematika*, vol. 21, no. 1, pp. 19–25, 2022.
- [2] A. H. J. Luis Alpianto, "*Moving Average* untuk Prediksi Harga Saham dengan *Linier Regression*," *Jurnal Buana Informatika*, vol. 14, no. 2, pp. 117-126, 2023.
- [3] L. M. G. T. Umar Alfaruq, "Prediksi Jumlah Penerimaan Mahasiswa Baru dengan Metode *Linier Regression* dan *Exponential Smoothing*," *Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 13, no. 1, pp. 1154-1166, 2024.
- [4] J. H. Yopi Hendro Syahputra, "*Superior Class to Improve Student Achievement Using the K-Means Algorithm*," *SinkrOn : Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*, vol. 7, no. 3, pp. 891-899, 2022.
- [5] T. H. Anggi Syahputra Lubis, "Data Mining Estimasi Biaya Produksi Ikan Kembung Rebus," *Jurnal Sistem Informatika TGD*, vol. 1, no. 6, pp. 888-897, 2022.
- [6] D. O. J. H. Masyuni Hutasuhut, "Penerapan Data Mining dalam Menganalisa Pola Kalayakan Siswa pada Kelas Unggulan Menggunakan Algoritma *Iterative Dichotomiser 3 (ID3)* pada SMP N. 2 Rantau Selatan," *Sains dan Komputer (SAINTIKOM)*, vol. 18, no. 2, pp. 154-160, 2019.
- [7] A. B. Diah Septiyana, "Usulan Perbaikan Peramalan Produksi Ban PT. XYZ melalui pendekatan metode *Exponential Smoothing*," *Jurnal Industrial Manufacturing*, vol. 5, no. 1, pp. 13-17, 2020.
- [8] S. N. Budiman, "Peramalan Stock Barang Dagangan Menggunakan Metode *Single Exponential Smoothing*," *Jurnal Teknologi dan Manajemen Informatika*, vol. 7, no. 2, pp. 113-121, 2021.
- [9] H. T. A. B. D. K. Ameera W. Omer, "*A Comparison between Brown's and Holt's Double Exponential Smoothing for Forecasting Applied Generation Electrical Energies in Kurdistan Region*," *Cihan University-Erbil Scientific Journal (CUESJ)*, vol. 5, no. 2, pp. 56-63, 2021.
- [10] S. E. S. Ismail Djakaria, "Covid-19 Forecast using Holt-Winters Exponential Smoothing," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1882, no. 33, pp. 1-7, 2021.
- [11] N. A. K. R. Ajeng Nur Febriyanti, "Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* untuk Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Jawa," *Bandung Conference Series : Statistics*, vol. 2, no. 2, pp. 152-158, 2022.
- [12] M. Z. A. M. D. A. Eka Larasati Amalia, "Sistem Informasi PT Bintang Sidoraya Dengan Peramalan Penjualan Menggunakan Metode *Statistical Parabolic Projection*," *Jurnal Buana Informatika*, vol. 12, no. 2, pp. 98-105, 2021.
- [13] M. Y. H. S. Esadhira Giovany Syuhada, "Analisis Komparasi Metode *Prophet* dan Metode *Exponential Smoothing* dalam Peramalan Jumlah Pengangguran di Jawa Barat: *Systematic Literature Review*," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika (JATI)*, vol. 7, no. 2, pp. 1369-1377, 2023.