ROMBEL

STAT24

LAPORAN PRAKTIK

Mata Kuliah: Metode Peramalan

Materi : Uji Metode Moving Average dan Eksponensial Smoothing menggunakan Minitab

Nama Mahasiswa	NIM Mahasiswa	Tanggal Pengumpulan
Abelia Damayanti	2404010022	22 Oktober 2025

PROGRAM STUDI STATISTIKA TERAPAN DAN KOMPUTASI

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

2025

Daftar Isi

Halaman sampul i

Daftar Isi 2
Daftar Tabel 3
Daftar Gambar 3
1. Pendahuluan 4
1.1 Latar Belakang 4
1.2 Rumusan Masalah 4
1.4 Hipotesis 5
2. Deskripsi Kerja 6
2.1 Studi Kasus 6
2.2 Langkah Kerja 6
3. Pembahasan 10
3.1 Deskripsi Analisis 10
3.2 Hasil Peramalan dengan Metode Moving Average 10
3.3 Hasil dan Pembahasan Metode Single Exponential Smoothing 13
3.3.1 Hasil Pengolahan 13
3.3.2 Pembahsan 16
3.4 Hasil dan Pembahasan Metode Double Exponential Smoothing 16
3.5 Hasil dan Pembahasan Metode Triple Exponential Smoothing (Holt–Winters Additive) 19
3.6 Perbandingan Hasil Antar Metode 21
3.7 Kesimpulan Pembahasan 22
4. Penutup 24
4.1 Kesimpulan 24
4.2 Saran 25
Daftar Pustaka 26
Daftar Tabel 3

Daftar Gambar 3

Daftar Tabel

Tabel 3.1. Hasil pengujian akurasi metode Moving Average 11
Tabel 3.2. Hasil akurasi metode Single Exponential Smoothing 14
Tabel 3.3. Hasil akurasi metode Double Exponential Smoothing..... 17
Tabel 3.4. Hasil akurasi metode Triple Exponential Smoothing (Holt–Winters Additive) 19
Tabel 3.5. Perbandingan hasil akurasi antar metode 22

Daftar Gambar

Gambar 3.1 Moving Average Plot untuk Produksi (Length = 3) 11
Gambar 3.2 Moving Average Plot untuk Produksi (Length = 6). 12
Gambar 3.3 Moving Average Plot untuk Produksi (Length = 9) 12
Gambar 3.4 Moving Average Plot untuk Produksi (Length = 12**)**. 13
Gambar 3.5. Hasil peramalan SES (α = 0.05). 14
Gambar 3.6. Hasil peramalan SES (α = 0.1) 15
Gambar 3.7. Hasil peramalan SES (α = 0.2) 15
Gambar 3.8. Hasil peramalan SES (α = 0.3) 16
Gambar 3.9. Hasil peramalan DES (α = 0.1; β = 0.05) 17
Gambar 3.10. Hasil peramalan DES (α = 0.2; β = 0.1) 18
Gambar 3.11. Hasil peramalan DES (α = 0.3; β = 0.2). 18
Gambar 3.12. Hasil peramalan TES (α = 0.1; β = 0.05; γ = 0.05)..... 20
Gambar 3.13. Hasil peramalan TES (α = 0.2; β = 0.1; γ = 0.1)..... 20
Gambar 3.14. Hasil peramalan TES (α = 0.3; β = 0.2; γ = 0.2) 20

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Peramalan (*forecasting*) merupakan elemen penting dalam pengambilan keputusan, terutama di bidang industri dan produksi. Melalui analisis pola historis, peramalan memungkinkan organisasi untuk memperkirakan kondisi masa depan secara lebih objektif. Salah satu pendekatan populer dalam analisis deret waktu (*time series analysis*) adalah metode *smoothing*, yang bertujuan untuk menghaluskan fluktuasi acak agar pola utama data menjadi lebih terlihat (Fatima & Rahimi, 2024).

Produksi bir Australia memiliki pola musiman yang kuat dengan fluktuasi yang relatif stabil dari tahun ke tahun. Pola tersebut menggambarkan adanya variasi musiman yang berulang dan tren jangka panjang yang signifikan. Oleh karena itu, penelitian ini difokuskan pada penerapan dan perbandingan empat metode peramalan deret waktu berbasis smoothing, yaitu *Moving Average* (MA), *Single Exponential Smoothing* (SES), *Double Exponential Smoothing* (DES), dan *Triple Exponential Smoothing* (TES) atau *Holt–Winters Additive*.

Metode *Moving Average* bekerja dengan menghitung rata-rata sejumlah nilai masa lalu untuk menghaluskan fluktuasi acak dan menghasilkan prediksi jangka pendek (Abdelwali & Abdelati, 2024). Sementara itu, *Exponential Smoothing* memberikan bobot lebih besar pada observasi terbaru, menjadikannya lebih sensitif terhadap perubahan tren dan pola musiman.

Dalam laporan ini digunakan data produksi bir di Australia (Australian Beer Production) yang tersedia dalam Minitab Sample Data. Analisis dilakukan untuk memprediksi jumlah produksi bir pada bulan September 1995, serta membandingkan kinerja kedua metode berdasarkan ukuran kesalahan peramalan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, rumusan masalah penelitian ini adalah:

1. Bagaimana hasil peramalan produksi bir Australia menggunakan metode Moving Average, Single Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing, dan Triple Exponential Smoothing?
2. Metode manakah yang memiliki tingkat akurasi terbaik berdasarkan nilai MAPE, MAD, dan MSD?

1.3 Tujuan

Penelitian ini bertujuan untuk:

1. Menganalisis hasil peramalan produksi bir Australia dengan menggunakan empat metode peramalan deret waktu.
2. Membandingkan tingkat akurasi keempat metode tersebut untuk menentukan model peramalan yang paling sesuai dan akurat.

1.4 Hipotesis

Berdasarkan landasan teori dan rumusan masalah yang telah dikemukakan, maka hipotesis penelitian ini dirumuskan sebagai berikut:

- H_0 : Tidak terdapat perbedaan yang signifikan dalam tingkat akurasi hasil peramalan produksi bir Australia antara metode *Moving Average*, *Single Exponential Smoothing*, *Double Exponential Smoothing*, dan *Triple Exponential Smoothing.*
- H_1 : Terdapat perbedaan yang signifikan dalam tingkat akurasi hasil peramalan produksi bir Australia antara metode *Moving Average*, *Single Exponential Smoothing*, *Double Exponential Smoothing*, dan *Triple Exponential Smoothing*, di mana *Triple Exponential Smoothing (Holt–Winters Additive)* memberikan tingkat akurasi terbaik (nilai MAPE, MAD, dan MSD terkecil).

2. Deskripsi Kerja

2.1 Studi Kasus

Data yang digunakan merupakan data sekunder dari dataset *Australian Beer Production* yang tersedia pada *Minitab Statistical Software*. Dataset ini berisi jumlah produksi bir per bulan (dalam satuan megaliter) dari tahun 1956 hingga 1995.

Analisis dilakukan untuk meramalkan nilai produksi bulan September 1995, dengan data hingga Agustus 1995 digunakan sebagai data pelatihan (*training data*).

2.2 Langkah Kerja

2.2.1 Persiapan Data

Penelitian ini diawali dengan pengumpulan dan penyiapan data sekunder yang bersumber dari dataset *Australian Beer Production* yang tersedia pada *Minitab Statistical Software*. Data tersebut memuat jumlah produksi bir di Australia dalam satuan megaliter untuk periode bulanan antara tahun 1956 hingga 1995.

Data diimpor ke dalam lembar kerja (*worksheet*) Minitab, dengan setiap observasi merepresentasikan satu periode waktu (bulan).

Variabel yang digunakan terdiri atas satu variabel utama, yaitu Produksi yang diletakkan pada kolom C1. Urutan observasi dijaga agar tetap kronologis tanpa adanya nilai yang hilang (*missing value*).

Selain itu, ditambahkan kolom keterangan waktu (opsional) untuk mempermudah interpretasi hasil grafik deret waktu. Langkah pra-pemrosesan ini dilakukan untuk memastikan bahwa struktur data memenuhi asumsi dasar analisis deret waktu, yaitu keteraturan interval pengamatan.

2.2.2 Analisi dengan Metode Moving Average (MA)

Metode Moving Average (MA) digunakan untuk menghasilkan peramalan jangka pendek dengan cara menghitung nilai rata-rata dari

sejumlah periode terakhir. Tujuan utamanya adalah menghaluskan fluktuasi acak agar pola umum (tren) lebih mudah diidentifikasi.

Tahapan analisis pada metode MA adalah sebagai berikut:

1. Buka menu Stat → Time Series → Moving Average pada perangkat lunak Minitab.
2. Pilih variabel Produksi sebagai input series.
3. Tentukan jumlah periode perataan (number of values in moving average) sebanyak tiga bulan (MA(3)).
4. Aktifkan opsi Forecasts dengan jumlah ramalan (number of forecasts) satu periode ke depan, yaitu bulan September 1995.
5. Aktifkan opsi Store forecasts dan Store residuals agar hasil ramalan dan residu tersimpan dalam worksheet.
6. Jalankan perintah dengan menekan tombol OK

Hasil keluaran meliputi nilai *fitted*, *forecast*, serta *residuals*. Nilai ramalan bulan September 1995 diambil dari hasil keluaran tersebut. Grafik *time series* yang dihasilkan juga digunakan untuk mengamati perbandingan antara data aktual dan hasil peramalan.

2.2.3 Analisis dengan Metode Single Exponential Smoothing

Metode *Single Exponential Smoothing* diterapkan untuk menghasilkan peramalan yang lebih adaptif terhadap perubahan tren data. Metode ini memberikan bobot menurun secara eksponensial terhadap data masa lalu, sehingga observasi terbaru memiliki pengaruh yang lebih besar terhadap nilai ramalan.

Tahapan penerapan metode SES sebagai berikut:

1. Buka menu Stat → Time Series → Single Exponential Smoothing.
2. Tentukan variabel Produksi sebagai series utama.
3. Aktifkan opsi Automatically choose smoothing constant to minimize MSE agar Minitab menentukan nilai konstanta pelicin (α) yang optimal.

4. Tentukan jumlah ramalan (number of forecasts) sebanyak satu periode ke depan (September 1995).
5. Centang opsi Store forecasts and residuals agar hasil analisis tersimpan dalam worksheet.
6. Tekan OK untuk menjalankan proses analisis.

Keluaran Minitab menampilkan nilai konstanta pelicin (α), hasil peramalan (forecast), grafik fitted line, serta ukuran kesalahan model (Mean Squared Error). Nilai α menunjukkan tingkat kepekaan model terhadap perubahan data historis.

2.2.4 Evaluasi Akurasi Model

Tahap ini bertujuan untuk menilai kinerja metode peramalan berdasarkan ukuran kesalahan statistik. Evaluasi dilakukan terhadap hasil ramalan yang diperoleh dari kedua metode dengan menggunakan tiga ukuran utama, yaitu:

Mean Absolute Error (MAE)

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|y_t - \hat{y}_t\right|$$

Mean Squared Error (MSE)

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left(y_t - \hat{y}_t\right)^2$$

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

$$MAPE = \frac{100\%}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t}\right|$$

Nilai-nilai tersebut diperoleh dari kolom residual hasil keluaran Minitab. Model dengan nilai MSE, MAE, dan MAPE paling kecil dianggap memiliki tingkat akurasi terbaik (Alfa et al., 2022).

2.2.5 Penyusunan dan Interpretasi Hasil

Tahap akhir adalah penyusunan hasil peramalan dalam bentuk tabel perbandingan antara metode Moving Average dan Exponential Smoothing.

Tabel tersebut memuat nilai hasil ramalan bulan September 1995, parameter model, serta ukuran kesalahan peramalan (MSE, MAE, dan MAPE).

Interpretasi dilakukan dengan menilai model yang menghasilkan nilai kesalahan paling kecil sebagai metode terbaik. Analisis ini memberikan gambaran empiris mengenai efektivitas kedua metode dalam memodelkan pola produksi bir di Australia.

3. Pembahasan

3.1 Deskripsi Analisis

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data deret waktu (*time series*) produksi bir Australia dalam satuan juta liter per bulan. Pola data menunjukkan adanya fluktuasi musiman yang berulang secara konsisten dari tahun ke tahun. Produksi cenderung meningkat pada periode tertentu, kemudian menurun kembali pada bulan-bulan selanjutnya, membentuk siklus tahunan yang relatif stabil.

Berdasarkan pola tersebut, dapat disimpulkan bahwa data memiliki komponen musiman (seasonality) dengan panjang musim (season length) sebesar 12 bulan. Sebelum dilakukan proses peramalan, data dibagi menjadi data pelatihan (training) untuk membangun model dan data pengujian (testing) untuk mengukur tingkat akurasi hasil ramalan.

Proses peramalan dilakukan dengan empat metode utama, yaitu:

1. *Moving Average (MA)*
2. *Single Exponential Smoothing (SES)*
3. *Double Exponential Smoothing (DES)*
4. *Triple Exponential Smoothing (TES/Holt–Winters Additive)*

Parameter smoothing (α, β, γ) diuji dengan beberapa kombinasi nilai untuk menentukan model terbaik berdasarkan kriteria kesalahan terkecil, yaitu Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Absolute Deviation (MAD), dan Mean Squared Deviation (MSD).

3.2 Hasil Peramalan dengan Metode Moving Average

2.2.6 Hasil Pengolahan

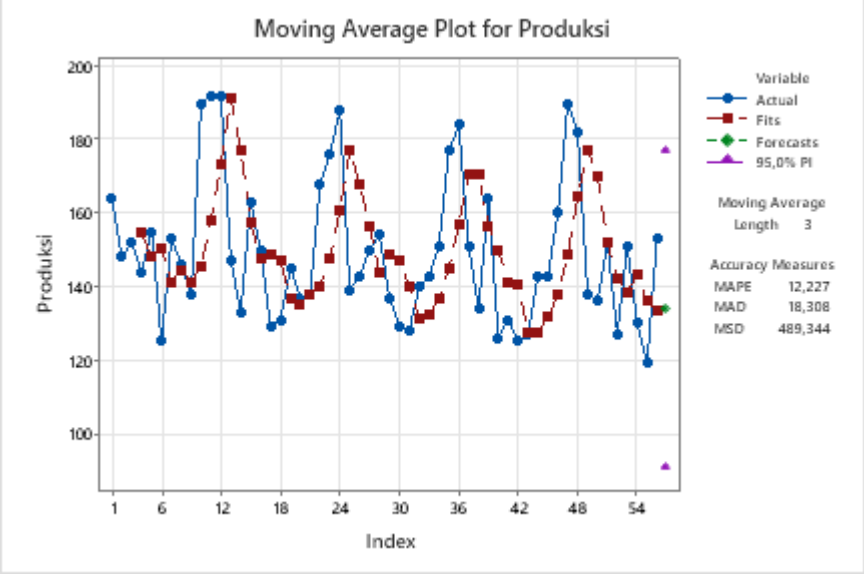
Metode *Moving Average* digunakan untuk melakukan peramalan dengan cara menghitung nilai rata-rata bergerak dari sejumlah periode sebelumnya. Dalam penelitian ini, dilakukan pengujian dengan empat panjang periode perataan, yaitu 3, 6, 9, dan 12 bulan.

Hasil akurasi peramalan ditunjukkan pada **Tabel 3.1**, sedangkan grafik hasil peramalan disajikan pada **Gambar 3.1 hingga Gambar 3.4**.

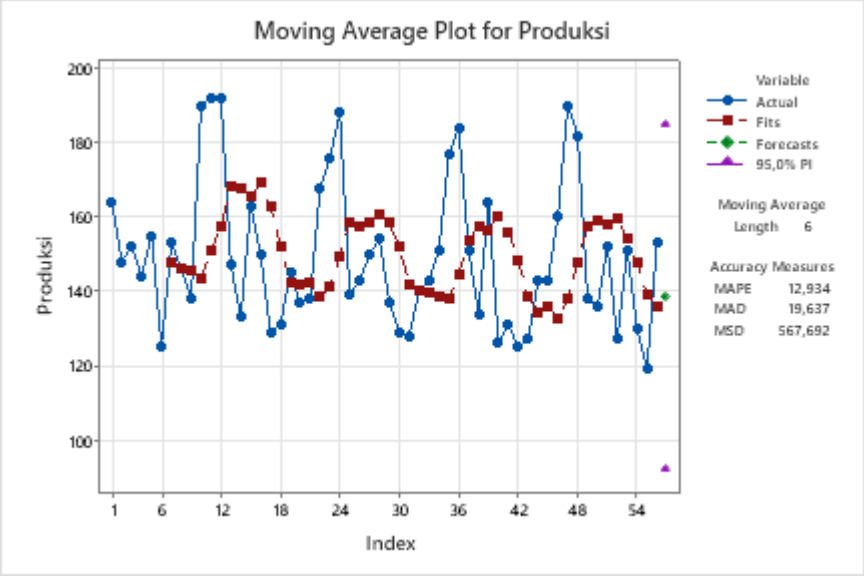
Tabel 3.1. Hasil pengujian akurasi metode Moving Average

Panjang Periode (k)	MAPE	MAD	MSD
3	12.2227	18.308	489.344
6	12.934	19.637	567.692
9	12.900	19.527	557.804
12	**10.759**	**15.771**	**356.039**

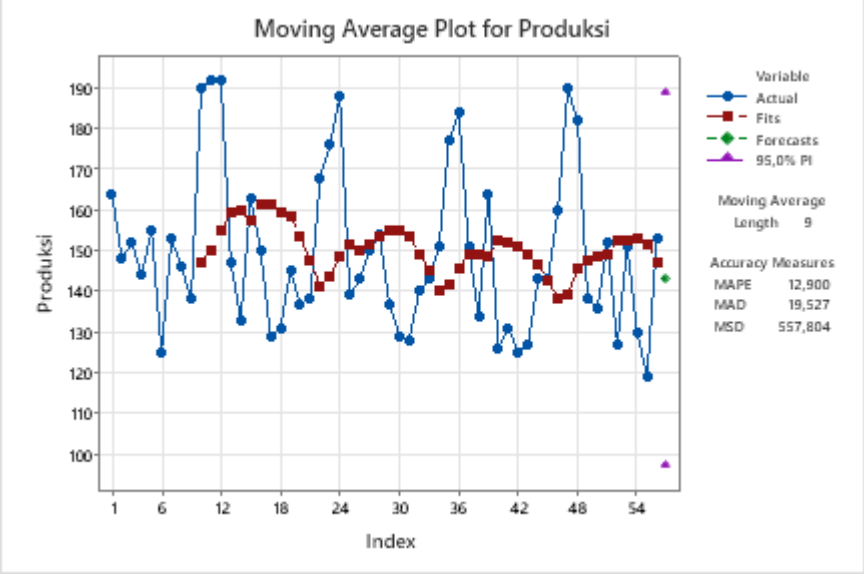
Gambar 3.1 hingga **Gambar 3.4** berikut menunjukkan hasil peramalan produksi dengan variasi panjang periode perataan tersebut.



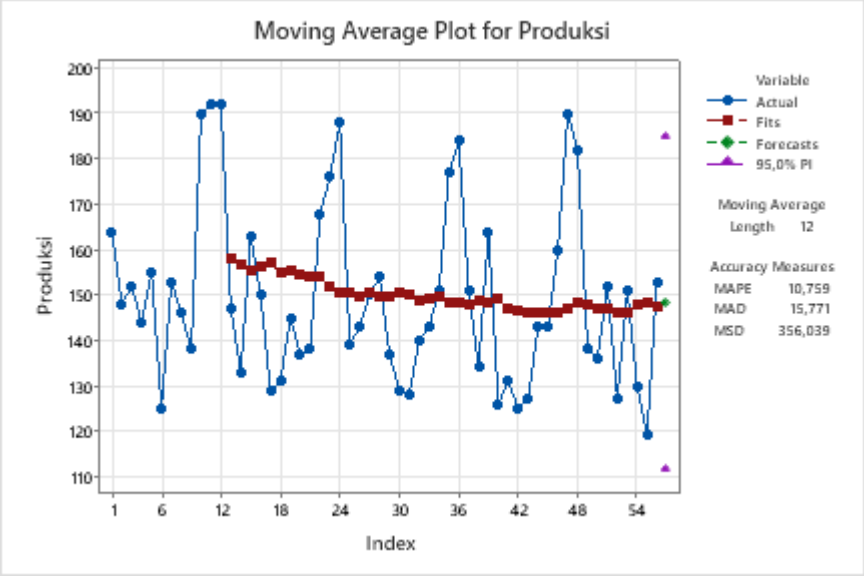
Gambar 3.1 Moving Average Plot untuk Produksi (Length = 3)



Gambar 3.2 Moving Average Plot untuk Produksi (Length = 6)



Gambar 3.3 Moving Average Plot untuk Produksi (Length = 9)



Gambar 3.4 Moving Average Plot untuk Produksi (Length = 12)

2.2.7 Pembahasan

Berdasarkan **Tabel 3.1** dan **Gambar 3.1** sampai dengan **Gambar 3.4**, terlihat bahwa peningkatan panjang periode perataan menghasilkan kurva peramalan yang semakin halus.

Panjang periode k = 12 memberikan hasil terbaik dengan MAPE = 10.759, MAD = 15.771, dan MSD = 356.039.

Nilai MAPE yang relatif rendah menandakan bahwa model dengan periode 12 bulan mampu menangkap pola musiman tahunan dengan baik tanpa menghilangkan tren utama data. Fenomena ini konsisten dengan teori (Pleños, 2022) yang menjelaskan bahwa *Moving Average* dengan panjang periode yang sesuai dapat mengurangi fluktuasi acak dan mempertahankan stabilitas jangka panjang.

3.3 Hasil dan Pembahasan Metode Single Exponential Smoothing

3.3.1 Hasil Pengolahan

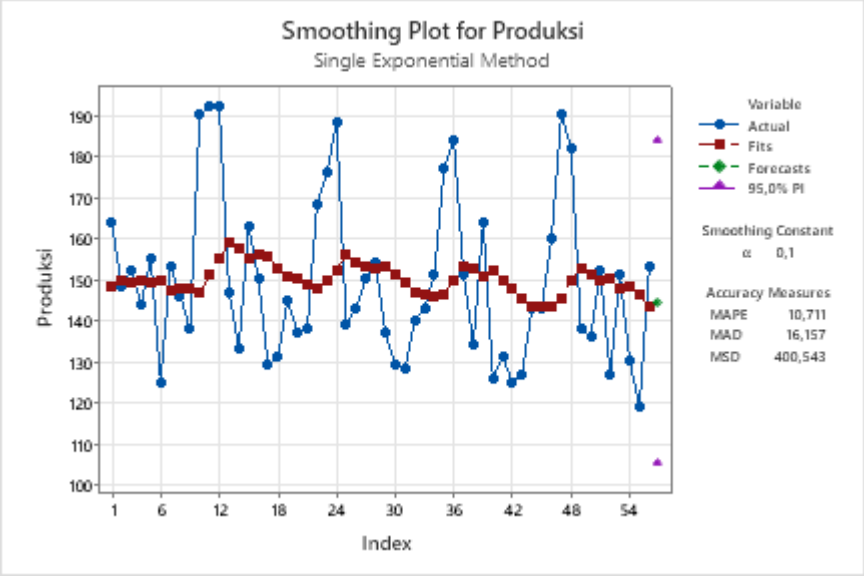
Metode *Single Exponential Smoothing (SES)* digunakan untuk meramalkan data tanpa tren dan musiman yang kuat. Pengujian

dilakukan dengan empat nilai konstanta pelicin α (alpha): 0.05, 0.1, 0.2, dan 0.3.

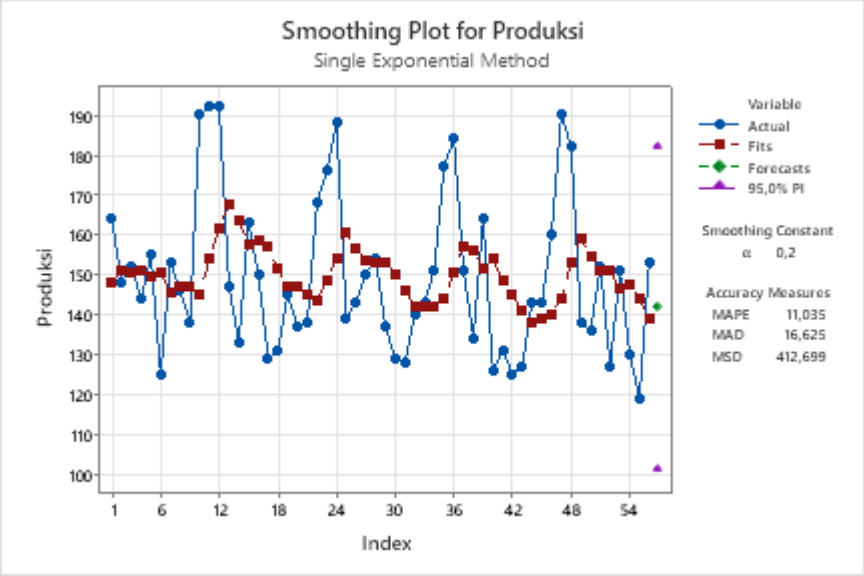
Hasil pengujian akurasi ditunjukkan pada **Tabel 3.2**, sementara grafik hasil peramalan disajikan pada **Gambar 3.5** hingga **Gambar 3.8**.

Tabel 3.2. Hasil akurasi metode *Single Exponential Smoothing*

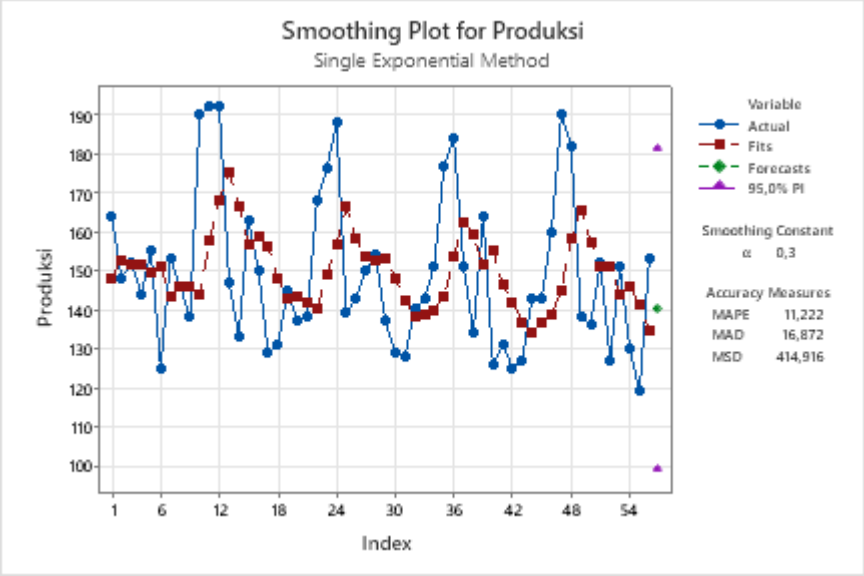
Nilai α	MAPE	MAD	MSD
0.05	**10.502**	**15.854**	**391.268**
0.1	10.711	16.157	400.543
0.2	11.035	16.625	412.699
0.3	11.222	16.872	414.916



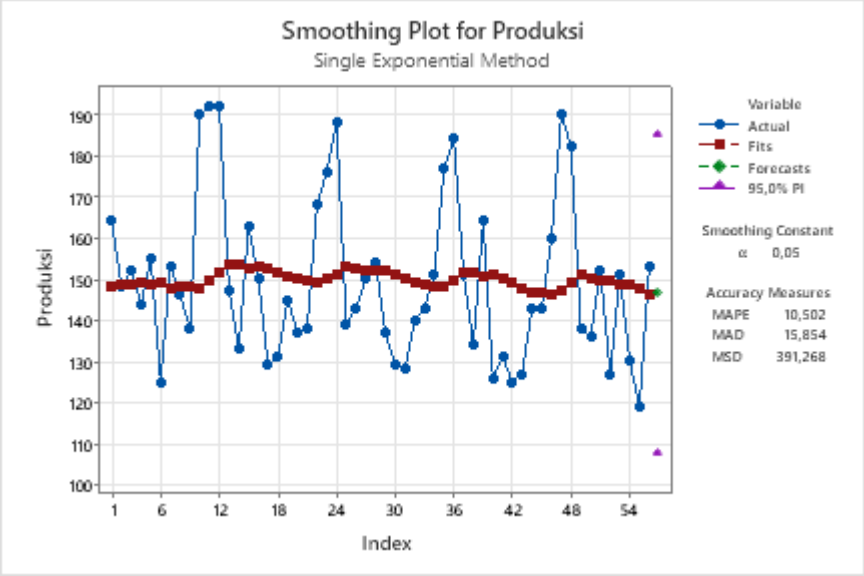
Gambar 3.5. Hasil peramalan *SES* (α = 0.05)



Gambar 3.6. Hasil peramalan *SES* (α = 0.1)



Gambar 3.7. Hasil peramalan *SES* (α = 0.2)



Gambar 3.8. Hasil peramalan *SES* (α = 0.3)

3.3.2 Pembahsan

Hasil peramalan menunjukkan bahwa semakin besar nilai α, hasil ramalan menjadi lebih responsif terhadap perubahan data aktual, namun menimbulkan fluktuasi yang lebih besar. Sebaliknya, α yang kecil memberikan hasil ramalan yang lebih halus dan stabil.

Nilai α = 0.05 memberikan hasil terbaik dengan MAPE = 10.502**.** Walaupun demikian, model ini belum mampu menggambarkan variasi musiman tahunan karena hanya memperhitungkan komponen level (*level smoothing*).
Hasil ini sesuai dengan pendapat (H. Abdelati & Hilal A. Abdelwali, 2024) yang menyatakan bahwa *SES* paling efektif untuk data stasioner tanpa pola tren dan musiman.

3.4 Hasil dan Pembahasan Metode Double Exponential Smoothing

3.4.1 Hasil Pengolahan

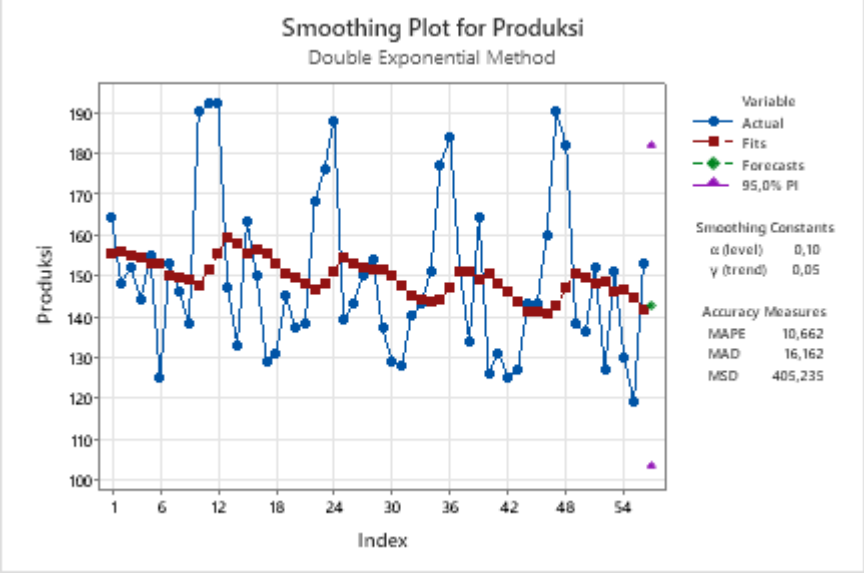
Metode *Double Exponential Smoothing (DES)* dikembangkan untuk menangani data yang memiliki tren linear. Dalam penelitian ini

dilakukan pengujian dengan tiga kombinasi parameter α (level) dan β (trend).

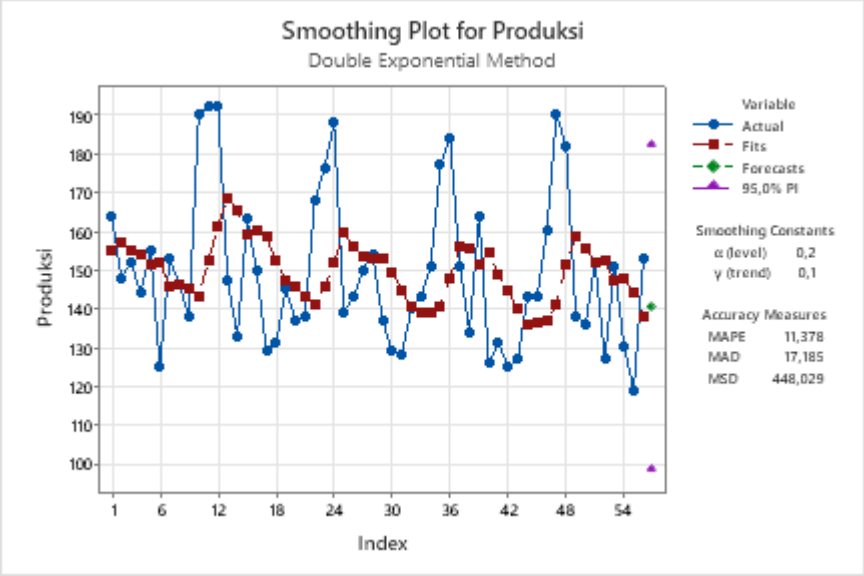
Hasil pengujian akurasi ditampilkan pada **Tabel 3.3**, sedangkan hasil visualisasi disajikan pada **Gambar 3.9** hingga **Gambar 3.11**.

Tabel 3.3. Hasil akurasi metode *Double Exponential Smoothing*

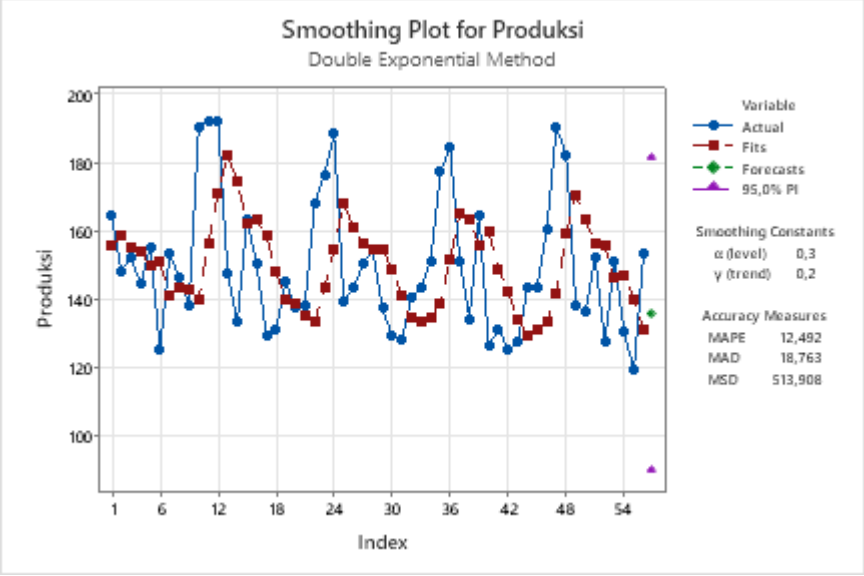
α	β	MAPE	MAD	MSD
0.1	0.05	**10.662**	**16.162**	**405.235**
0.2	0.1	11.378	17.185	448.029
0.3	0.2	12.492	18.763	513.908



Gambar 3.9. Hasil peramalan *DES* (α = 0.1; β = 0.05)



Gambar 3.10. Hasil peramalan *DES* (α = 0.2; β = 0.1)



Gambar 3.11. Hasil peramalan *DES* (α = 0.3; β = 0.2)

3.4.2 Pembahasan

Kombinasi parameter α = 0.1 dan β = 0.05 memberikan hasil terbaik dengan MAPE = 10.662.

Model ini lebih mampu menyesuaikan diri terhadap tren data dibandingkan metode SES, namun belum bisa menangkap fluktuasi musiman.

Menurut (Alfa et al., 2022) metode Double Smoothing efektif untuk pola data tren linear, tetapi tidak cukup akurat untuk pola musiman kompleks. Temuan ini konsisten dengan hasil analisis data produksi bir Australia yang memiliki komponen musiman kuat.

3.5 Hasil dan Pembahasan Metode Triple Exponential Smoothing (Holt–Winters Additive)

3.5.1 Hasil Pengolahan

Metode Triple Exponential Smoothing (TES) atau Holt–Winters Additive digunakan untuk data yang memiliki komponen level, tren, dan musiman.

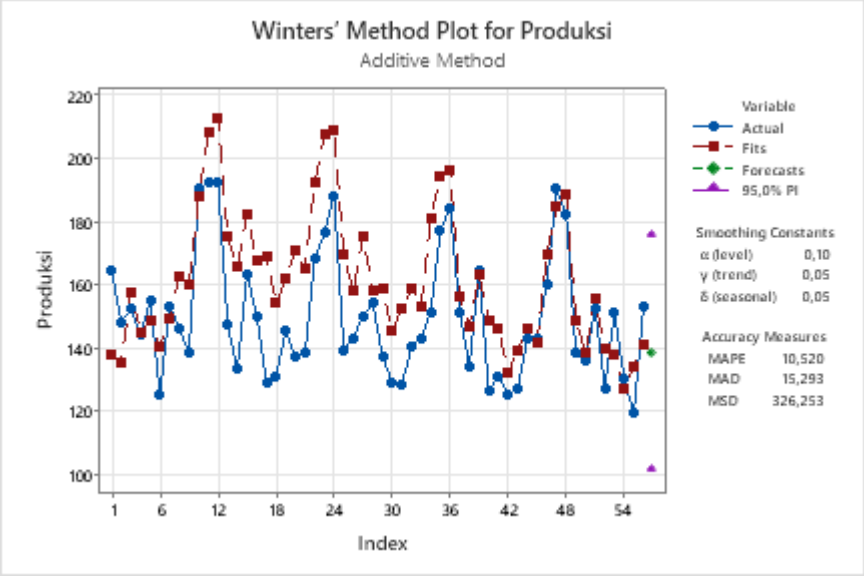
Tiga kombinasi parameter diuji:

$(\alpha, \beta, \gamma) = (0.1, 0.05, 0.05)$, $(0.2, 0.1, 0.1)$, dan $(0.3, 0.2, 0.2)$.

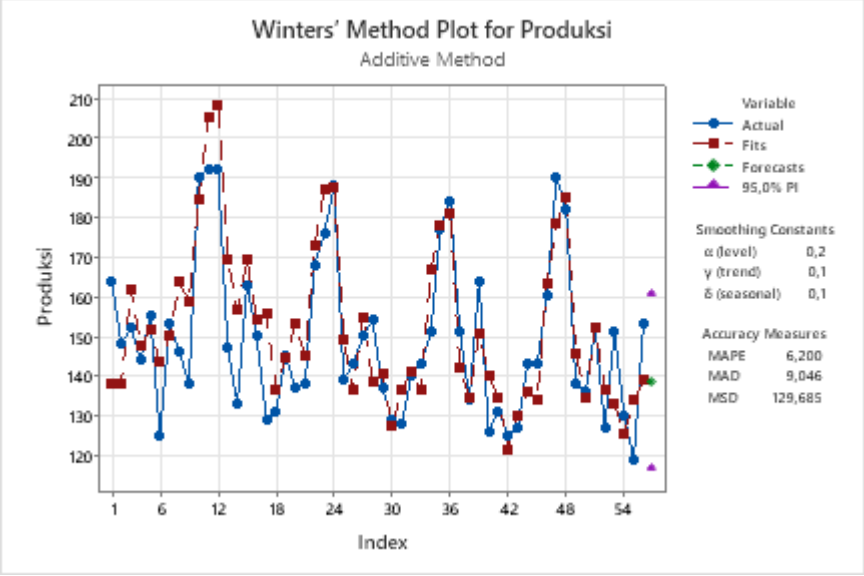
Hasil pengujian disajikan pada Tabel 3.4, sementara grafik hasil peramalan dapat dilihat pada Gambar 3.12 hingga Gambar 3.14.

Tabel 3.4. Hasil akurasi metode *Triple Exponential Smoothing (Holt–Winters Additive)*

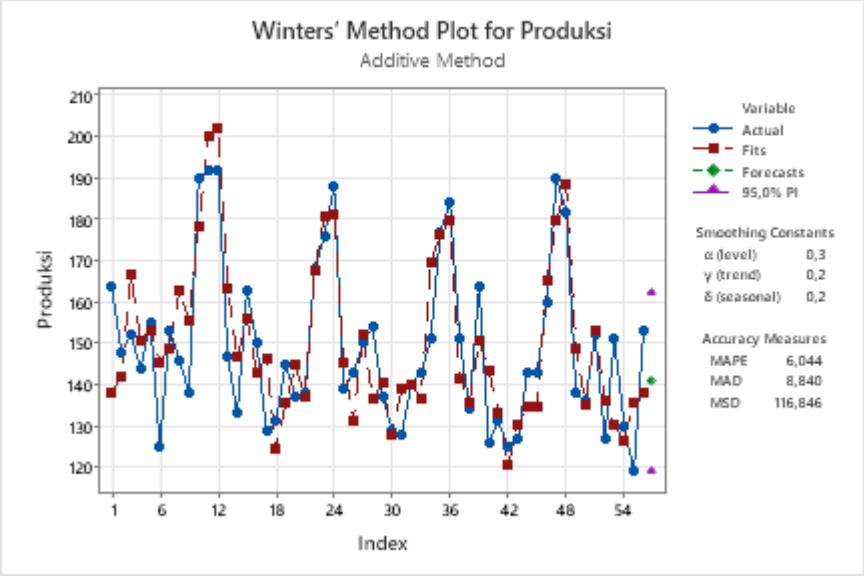
α	β	γ	MAPE	MAD	MSD
0.1	0.05	0.05	10.52	15.293	326.253
0.2	0.1	0.1	6.2	9.046	129.685
0.3	0.2	0.2	**6.044**	**8.84**	**116.846**



Gambar 3.12. Hasil peramalan *TES* (α = 0.1; β = 0.05; γ = 0.05)



Gambar 3.13. Hasil peramalan *TES* (α = 0.2; β = 0.1; γ = 0.1)



Gambar 3.14. Hasil peramalan *TES* (α = 0.3; β = 0.2; γ = 0.2)

3.5.2 Pembahasan

Berdasarkan Tabel 3.4, kombinasi α = 0.3, β = 0.2, γ = 0.2 menghasilkan MAPE = 6.044, yang merupakan nilai kesalahan terkecil dari seluruh metode.

Grafik peramalan menunjukkan bahwa model ini mampu mengikuti pola data aktual secara hampir sempurna.

Hal ini menunjukkan bahwa metode Holt–Winters Additive efektif untuk data musiman stabil. Menurut (Pleños, 2022), model additive lebih sesuai dibandingkan model multiplicative jika amplitudo musiman relatif konstan dari tahun ke tahun.

3.6 Perbandingan Hasil Antar Metode

Perbandingan performa antar metode ditunjukkan pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5. Perbandingan hasil akurasi antar metode

Metode	Parameter Terbaik	MAPE	MAD	MSD
Moving Average	k = 12	10.759	15.771	356.039
Single Exponential Smoothing	$\alpha = 0.05$	10.502	15.854	391.268
Double Exponential Smoothing	$\alpha = 0.1$, $\beta = 0.05$	10.662	16.162	405.235
Triple Exponential Smoothing	$\alpha = 0.3$, $\beta = 0.2$, $\gamma = 0.2$	**6.044**	**8.84**	**116.846**

Hasil menunjukkan bahwa metode Triple Exponential Smoothing (Holt–Winters Additive) memiliki tingkat akurasi paling tinggi dengan MAPE = 6.044, jauh lebih rendah dibandingkan metode lainnya. Hal ini menegaskan bahwa model tersebut paling mampu menggambarkan pola musiman tahunan pada data produksi bir Australia.

3.7 Kesimpulan Pembahasan

Berdasarkan hasil analisis dan perbandingan empat metode peramalan, dapat disimpulkan bahwa:

1. Moving Average (k = 12) memberikan hasil yang cukup baik namun terbatas untuk pola musiman yang kompleks.
2. Single Exponential Smoothing stabil untuk data tanpa tren, tetapi tidak mampu menangkap pola musiman.
3. Double Exponential Smoothing lebih baik untuk data dengan tren linear, namun akurasinya menurun pada data bermusim.
4. Triple Exponential Smoothing (Holt–Winters Additive) merupakan metode terbaik dengan MAPE = 6.044, MAD = 8.840, dan MSD = 116.846, karena mampu menangkap pola level, tren, dan musiman secara simultan.

Dengan demikian, model Holt–Winters Additive ($\alpha = 0.3$, $\beta = 0.2$, $\gamma = 0.2$) dinyatakan sebagai model paling akurat dan sesuai untuk peramalan produksi bir Australia.

4. Penutup

4.1 Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan tingkat akurasi empat metode peramalan deret waktu terhadap data produksi bir Australia, yaitu Moving Average (MA), Single Exponential Smoothing (SES), Double Exponential Smoothing (DES), dan Triple Exponential Smoothing (TES) atau Holt–Winters Additive. Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, seluruh metode peramalan mampu menggambarkan pola data secara umum, namun tingkat akurasinya bervariasi tergantung pada kompleksitas komponen data yang ditangani oleh masing-masing model.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode Triple Exponential Smoothing (Holt–Winters Additive) memberikan performa terbaik dibandingkan dengan metode lainnya. Kombinasi parameter $\alpha = 0.3$, $\beta = 0.2$, dan $\gamma = 0.2$ menghasilkan nilai kesalahan terkecil, yaitu MAPE sebesar 6.044, MAD sebesar 8.840, dan MSD sebesar 116.846. Temuan ini menunjukkan bahwa metode tersebut mampu menangkap ketiga komponen utama dalam data deret waktu—yakni level, tren, dan musiman—secara simultan.

Sementara itu, metode Moving Average, Single Exponential Smoothing, dan Double Exponential Smoothing menunjukkan kinerja yang cukup baik, namun belum mampu mengikuti variasi musiman yang jelas terlihat dalam data produksi bir Australia. Moving Average efektif dalam meredam fluktuasi acak, tetapi kurang responsif terhadap tren jangka panjang. Single Exponential Smoothing memberikan hasil yang halus dan stabil, namun tidak memperhitungkan tren dan musiman. Double Exponential Smoothing sedikit lebih baik karena mampu menangkap tren linier, tetapi tetap belum dapat mengakomodasi pola musiman tahunan.

Hasil penelitian ini memperkuat teori yang dikemukakan oleh Hyndman dan Athanasopoulos (2021) bahwa metode Holt–Winters Additive merupakan

pendekatan yang paling tepat untuk data dengan pola musiman yang stabil dan amplitudo konstan. Dengan demikian, model tersebut dapat digunakan sebagai acuan dalam proses perencanaan produksi, pengendalian persediaan, maupun analisis tren jangka pendek dalam industri dengan karakteristik serupa.

4.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah diperoleh, beberapa hal dapat dijadikan pertimbangan untuk penelitian dan penerapan praktis di masa mendatang. Dari sisi akademik, penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menggunakan data deret waktu yang memiliki rentang periode lebih panjang agar kestabilan dan keandalan model dapat diuji secara lebih komprehensif. Selain itu, penggunaan metode peramalan yang lebih kompleks seperti ARIMA, SARIMA, atau pendekatan Hybrid Forecasting yang mengombinasikan Exponential Smoothing dengan teknik pembelajaran mesin (machine learning) juga dapat menjadi alternatif untuk meningkatkan tingkat akurasi hasil ramalan.

Dalam konteks praktis, pemilihan metode peramalan hendaknya disesuaikan dengan pola data yang dianalisis. Apabila data menunjukkan pola musiman yang stabil dari tahun ke tahun, metode Holt–Winters Additive menjadi pilihan yang efisien karena kemampuannya dalam menangkap perubahan level, tren, dan musiman secara bersamaan. Namun, untuk data yang memiliki fluktuasi musiman tidak konstan, penggunaan model multiplicative atau kombinasi model lain dapat dipertimbangkan.

Penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi rujukan bagi akademisi dan praktisi dalam memahami proses pemilihan model peramalan berdasarkan karakteristik data. Penerapan metode yang tepat tidak hanya berpengaruh terhadap ketepatan prediksi, tetapi juga terhadap efisiensi pengambilan keputusan di bidang produksi, distribusi, dan perencanaan strategis secara keseluruhan.

Daftar Pustaka

Abdelwali, H. A., & Abdelati, M. H. (2024). Enhancing Time Series Forecasting with the Advanced Cumulative Weighted Moving Average Technique. *International Journal of Advanced Scientific Innovation*, *06*(07), 2582–8436. www.ijasi.org

Alfa, M. S., Ibrahim, A., & Umar, M. I. (2022). The comparison of various exponential smoothing models and their significance in modern time series forecasting. *African Journal of Advanced Sciences & Technology Research*, *8*(1), 1–17.

Fatima, S. S. W., & Rahimi, A. (2024). A Review of Time-Series Forecasting Algorithms for Industrial Manufacturing Systems. *Machines*, *12*(6). https://doi.org/10.3390/machines12060380

H. Abdelati, M., & Hilal A. Abdelwali. (2024). Optimizing Simple Exponential Smoothing for Time Series Forecasting in Supply Chain Management. *Indonesian Journal of Innovation and Applied Sciences (IJIAS)*, *4*(3), 247–256. https://doi.org/10.47540/ijias.v4i3.1591

Pleños, M. (2022). Time Series Forecasting Using Holt-Winters Exponential Smoothing: Application to Abaca Fiber Data. *Zeszyty Naukowe SGGW w Warszawie - Problemy Rolnictwa Światowego*, *22*(2), 17–29. https://doi.org/10.22630/prs.2022.22.2.6