

PERAMALAN SUHU MINIMUM BULANAN KABUPATEN MALANG MENGGUNAKAN METODE HOLT–WINTERS UNTUK ANALISIS POLA MUSIM DINGIN TROPIS

Anisah^{1§}, Amaliyatul Hasanah², A.Dzakiyyurayhan³

¹Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Annuqayah, Sumenep, Indonesia
[Email: anisah.kholis78@gmail.com]

²Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Annuqayah, Sumenep, Indonesia
[Email: amaliyatulh@gmail.com]

³Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika, Stasiun Meteorologi Trunojoyo, Sumenep
[Email: dz41.re@gmail.com]

§Corresponding Author

ABSTRACT

Monthly minimum temperature is an important indicator in climate analysis, particularly for identifying tropical winter patterns in Malang Regency. This study aims to forecast monthly minimum temperature using the additive Holt–Winters method and to analyze the resulting tropical winter pattern. The data used consist of monthly minimum temperature from 2019 to 2025. The model parameters were optimized, resulting in $\alpha = 0.23314$, $\beta = 0.0$, and $\gamma = 0.59085$. Forecast accuracy was evaluated using Mean Absolute Deviation (MAD), Mean Squared Error (MSE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results show that the model achieves a very high level of accuracy with a MAPE value of 8.00626%. The 2026 forecast indicates that the lowest minimum temperatures occur in July and August, reflecting a tropical winter pattern in mid-year. Therefore, the additive Holt–Winters method is capable of representing the annual seasonal pattern and is suitable for forecasting monthly minimum temperature in Malang Regency.

Keywords: *Minimum Temperature, Forecasting, Holt–Winters, Time Series, Tropical Winter Pattern*

1. PENDAHULUAN

Peramalan merupakan salah satu alat penting dalam perencanaan yang efektif dan efisien, khususnya dalam pengambilan keputusan berbasis data runtun waktu (*time series*) (Aryati et al., 2020). Dalam konteks klimatologi, peramalan parameter cuaca seperti suhu udara minimum memiliki peranan strategis karena berkaitan dengan sektor pertanian, kesehatan masyarakat, serta pengelolaan sumber daya alam. Suhu minimum mencerminkan kondisi termal terendah yang terjadi pada malam hingga pagi hari dan dapat memengaruhi produktivitas pertanian, risiko kesehatan, serta keseimbangan ekosistem. Meskipun Indonesia berada di wilayah beriklim tropis dan tidak mengalami musim dingin ekstrem, tetap terdapat periode tertentu dengan suhu minimum yang relatif lebih rendah dan bersifat musiman serta berulang setiap tahun, yang dikenal sebagai fenomena

musim dingin tropis (BMKG, 2024). Kabupaten Malang merupakan wilayah dengan karakteristik geografis yang beragam, mulai dari dataran rendah hingga daerah pegunungan, sehingga menyebabkan variasi suhu minimum yang cukup signifikan secara bulanan. Berdasarkan data klimatologi, suhu minimum bulanan di wilayah Malang dan sekitarnya menunjukkan fluktuasi yang berulang setiap tahun dan mengindikasikan adanya pola musiman yang dipengaruhi oleh sistem monsun tropis serta kondisi topografi wilayah (BMKG, 2026).

Pola suhu minimum yang bersifat musiman dan cenderung berulang tersebut memerlukan metode analisis yang mampu menangkap karakteristik tren dan musiman secara simultan. Berbagai metode peramalan deret waktu telah dikembangkan, antara lain metode dekomposisi klasik, *Autoregressive Integrated Moving*

Average (ARIMA), serta metode *exponential smoothing* (Aryati et al., 2020). Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa pemilihan metode peramalan yang tepat sangat berpengaruh terhadap tingkat akurasi hasil peramalan, khususnya pada data yang memiliki pola musiman dan bersifat tidak stasioner (Safitri et al., 2017; Siregar et al., n.d.). Salah satu metode yang banyak digunakan untuk data deret waktu dengan komponen tren dan musiman adalah metode Holt-Winters *Exponential Smoothing*. Metode ini merupakan pengembangan dari *exponential smoothing* yang dirancang untuk menghasilkan peramalan yang akurat pada data dengan komponen level, tren, dan musiman, baik bersifat aditif maupun multiplikatif (Aryati et al., 2020; Harahap & Darnius, n.d.). Keunggulan metode Holt-Winters terletak pada kesederhanaan model, fleksibilitas dalam menangani data musiman, serta kemampuannya menghasilkan tingkat akurasi peramalan yang kompetitif dibandingkan metode statistik lain yang lebih kompleks.

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa metode Holt-Winters telah berhasil diterapkan pada berbagai bidang. Studi perbandingan antara metode Holt-Winters dan ARIMA menunjukkan bahwa metode Holt-Winters mampu memberikan tingkat kesalahan peramalan yang lebih kecil pada data dengan pola musiman yang kuat (Safitri et al., 2017). Selain itu, penerapan metode Holt-Winters pada peramalan harga cabai rawit di Kota Malang menunjukkan bahwa metode ini efektif dalam menangkap fluktuasi data bulanan dan menghasilkan prediksi yang akurat untuk mendukung pengambilan Keputusan (Tegeh Adnyana et al., 2019). Di bidang klimatologi, penelitian peramalan suhu minimum menggunakan pendekatan lain seperti jaringan syaraf tiruan, juga menunjukkan bahwa suhu minimum memiliki pola historis yang dapat diprediksi dengan baik apabila dianalisis menggunakan metode yang sesuai (BMKG, 2026).

Meskipun demikian, kajian yang secara khusus membahas peramalan suhu minimum bulanan menggunakan metode Holt-Winters di wilayah Kabupaten Malang, terutama dalam konteks analisis pola musim dingin tropis, masih sangat terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk melakukan peramalan suhu minimum bulanan di Kabupaten Malang menggunakan metode Holt-Winters *Exponential*

Smoothing untuk menganalisis pola musim dingin tropis yang terjadi. Nilai keterbaruan penelitian ini terletak pada pemanfaatan metode Holt-Winters untuk mengidentifikasi dan menganalisis pola musiman suhu minimum di wilayah tropis pada skala kabupaten. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi yang bermanfaat bagi perencanaan pertanian, adaptasi iklim, serta penyusunan kebijakan berbasis data klimatologi lokal.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan suhu minimum bulanan di Kabupaten Malang menggunakan metode Holt-Winters. Data yang digunakan merupakan data sekunder berupa suhu minimum bulanan yang diperoleh dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG). Data bersumber dari stasiun klimatologi BMKG yang merepresentasikan wilayah Kabupaten Malang dan diakses melalui portal data klimatologi BMKG. Proses pengumpulan dan verifikasi data dilakukan selama kegiatan Praktik Kerja Lapangan (PKL) di BMKG Trunojoyo.

Data yang digunakan memiliki rentang waktu Januari 2019 hingga Desember 2025 dengan jumlah 84 observasi bulanan. Data disusun secara runtun waktu dengan interval bulanan dan dinyatakan dalam satuan derajat Celsius ($^{\circ}\text{C}$). Seluruh data digunakan dalam proses pemodelan dan evaluasi peramalan. Data tersebut termasuk data deret waktu (*time series*), yaitu data yang diamati secara berurutan berdasarkan waktu (Assidiq et al., 2017).

Data suhu minimum bulanan termasuk kategori deret waktu musiman karena memiliki pola yang berulang setiap tahun. Secara umum, pola deret waktu dapat berupa pola stasioner, musiman, siklis, dan tren ((Aini et al., 2022).

Metode Holt-Winters merupakan metode pemulusan eksponensial tripel yang digunakan untuk meramalkan data deret waktu yang memiliki komponen tren dan musiman. Metode ini memperbarui komponen level (L_t), tren (T_t), dan musiman (S_t) secara iteratif menggunakan parameter pemulusan α , β , dan γ yang nilainya berada pada interval 0 hingga 1 (Hanapi, 2024; Martina et al., 2024). Metode ini memiliki dua jenis model, yaitu model aditif dan model multiplikatif (Andri Hutapea & Yoel Siahaan, 2023).

Sebelum melakukan proses peramalan, diperlukan penentuan nilai awal komponen

level, tren, dan musiman. Misalkan Z_t merupakan data aktual pada periode ke- t dan s adalah panjang musiman (Hardinata & Goldameir, 2024; Martina et al., 2024).

Nilai Awal Komponen

- 1 Nilai awal level dihitung sebagai rata-rata data pada satu periode musiman:

$$L_s = \frac{1}{s}(Y_1 + Y_2 + \dots + Y_s)$$

- 2 Nilai awal tren dihitung sebagai rata-rata perubahan antarperiode musiman:

$$T_s = \frac{1}{s} \left(\frac{Y_{s+1} - Y_1}{s} + \frac{Y_{s+2} - Y_2}{s} + \dots + \frac{Y_{s+s} - Y_s}{s} \right)$$

- 3 Nilai awal musiman untuk model aditif:
 $S_1 = Y_1 - L_s, S_2 = Y_2 - L_s, \dots, S_s = Y_s - L_s$

- 4 Nilai awal musiman untuk model multiplikatif:

$$S_1 = \frac{Y_1}{L_s}, S_2 = \frac{Y_2}{L_s}, \dots, S_s = \frac{Y_s}{L_s}$$

Persamaan estimasi Komponen

Setelah nilai awal diperoleh, estimasi komponen secara iteratif menggunakan parameter pemulusan α, β , dan γ dengan $0 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 1$ (Amalia et al., 2024; Iii et al., 2013).

1. Estimasi Level

Model aditif:

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

Model Multiplikatif:

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

2. Estimasi Tren (untuk kedua model)

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

3. Estimasi Musiman

Model aditif:

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

Model multiplikatif:

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

Persamaan Peramalan

Model aditif:

$$F_{t+m} = L_t + mT_t + S_{t-s+m}$$

Model multiplikatif:

$$F_{t+m} = (L_t + mT_t)S_{t-s+m}$$

Pemilihan Model Aditif dan Multiplikatif

Pemilihan model Holt-Winters aditif atau multiplikatif ditentukan berdasarkan karakteristik pola musiman pada data deret waktu. Model aditif digunakan apabila variasi musiman relatif konstan terhadap perubahan level data, sehingga besarnya fluktuasi musiman

cenderung stabil sepanjang waktu. Sebaliknya, model multiplikatif digunakan apabila variasi musiman meningkat atau menurun mengikuti perubahan level data, sehingga amplitudo fluktuasi musiman bergantung pada nilai data. Pemilihan model umumnya dilakukan melalui analisis visual grafik deret waktu serta hubungan antara level dan komponen musiman pada data historis (Harahap & Darnius, n.d.; Tegeh Adnyana et al., 2019).

Ukuran Akurasi Peramalan

Pada penelitian ini digunakan tiga ukuran kesalahan peramalan, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE) atau *Mean Absolute Deviation* (MAD), *Mean Squared Error* (MSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) (Hanapi, 2024).

1. *Mean Absolute Error* (MAE) / *Mean Absolute Deviation* (MAD)

Persamaan MAE dinyatakan sebagai berikut:

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - F_t|$$

2. *Mean Squared Error* (MSE)

Persamaan MSE adalah:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2$$

3. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

Persamaan MAPE adalah:

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

Tabel 1. Kriteria Nilai MAPE

MAPE	Hasil Peramalan
$\leq 10\%$	Sangat akurat
$10\% < MAPE \leq 20\%$	Baik
$20\% < MAPE \leq 50\%$	Masuk akal
$> 50\%$	Tidak akurat

Dengan: Y_t = Nilai aktual pada periode t

F_t = Nilai peramalan pada periode t

n = Jumlah banyak data

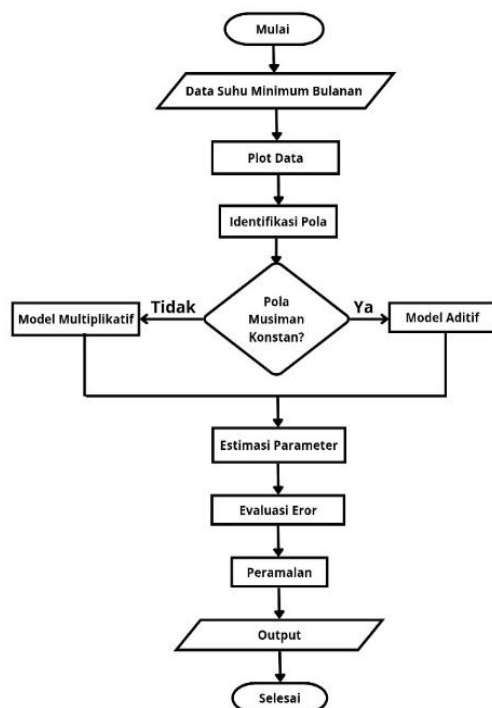
Analisis data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan bantuan *library* pendukung yang dijalankan melalui *platform Google Colaboratory* (Google Colab). Penggunaan *platform* ini bertujuan untuk mempermudah proses pengolahan data,

visualisasi, serta perhitungan model peramalan secara sistematis dan terstruktur (Haana Udtari Anjani et al., 2024).

Tahapan analisis data dalam penelitian ini meliputi:

1. Visualisasi data deret waktu untuk mengamati pola perubahan data serta mengidentifikasi kemungkinan adanya komponen tren dan musiman.
2. Identifikasi pola musiman data
3. Penentuan jenis model Holt–Winters berdasarkan karakteristik fluktuasi musiman data.
4. Penentuan parameter pemulusan parameter level (α), tren (β), dan musiman (γ) melalui proses *trial and error* untuk memperoleh model peramalan terbaik.
5. Evaluasi akurasi peramalan
6. Peramalan suhu minimum bulanan pada periode mendatang menggunakan model terbaik yang diperoleh.

Alur tahapan penelitian secara keseluruhan disajikan dalam bentuk diagram alir berikut



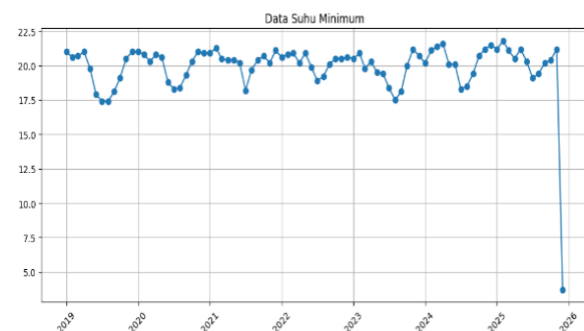
Gambar 1. Flowchart Tahapan Penelitian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Peramalan Suhu Minimum Bulanan di Kabupaten Malang Menggunakan Metode Holt-Winters

Visualisasi Data Deret Waktu

Tahap awal analisis dilakukan dengan menampilkan grafik deret waktu suhu minimum bulanan Kabupaten Malang periode Januari 2019–Desember 2025 menggunakan *Google Colaboratory* (Google Colab). Visualisasi dilakukan untuk mengidentifikasi pola umum data, meliputi kecenderungan tren dan pola musiman yang berulang setiap periode tertentu.



Gambar 2. Grafik Deret Waktu Suhu Minimum Bulanan 2019–2025

Grafik deret waktu menunjukkan adanya fluktuasi suhu minimum bulanan yang berulang setiap tahun, terutama pada pertengahan tahun yang cenderung memiliki nilai suhu lebih rendah dibandingkan bulan lainnya. Pola tersebut mengindikasikan adanya komponen musiman dalam data.

Identifikasi Pola Musiman dan Pemilihan Model

Setelah melihat grafik deret waktu, langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi pola musiman dan memilih model Holt-Winters yang sesuai.

- Pola Musiman: Dari grafik terlihat bahwa suhu minimum bulanan cenderung lebih rendah pada pertengahan tahun (sekitar bulan Juni–Agustus) dan lebih tinggi di awal dan akhir tahun. Pola ini berulang setiap tahun sehingga menunjukkan adanya komponen musiman yang jelas.
- Korelasi Mean vs Amplitudo: Untuk menentukan apakah model aditif atau multiplikatif yang lebih tepat, dilakukan perhitungan korelasi antara rata-rata tahunan dan amplitudo tahunan menggunakan bahasa pemrograman Python melalui platform *Google Colaboratory*

(Google Colab). Perhitungan dilakukan dengan memanfaatkan pustaka *NumPy* untuk memperoleh nilai koefisien korelasi.

Kode program yang digunakan adalah sebagai berikut:

```
korelasi = np.corrcoef(rata_tahunan,
amplitudo)[0,1]
model = "multiplikatif" if korelasi > 0.5 else "aditif"
print("Nilai Korelasi :", round(korelasi,5)) # round:
pembulatan
print("Model Terpilih :", model.upper()) # upper:
kapital
```

Hasil korelasinya negatif dan jauh dari 0,5. Karena hasil korelasi negatif, yaitu $-0.7559 \leq 0.5$, menandakan bahwa komponen musiman tidak proporsional terhadap level. Oleh karena itu, model Aditif dipilih, karena perubahan musiman menambah atau mengurangi nilai level secara tetap, bukan proporsional.

Penentuan Nilai Awal Komponen dan Parameter Pemulusan

Setelah model Holt–Winters Aditif dipilih berdasarkan pola musiman dan korelasi rata-rata terhadap amplitudo tahunan, langkah berikutnya adalah menentukan parameter optimal dan nilai awal komponen level, tren, serta musiman.

Penentuan parameter α (*alpha*), β (*beta*), dan γ (*gamma*) juga dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python melalui platform *Google Colaboratory* (Google Colab). Proses optimasi parameter dilakukan dengan memanfaatkan pustaka *SciPy*, khususnya fungsi *minimize* pada modul *scipy.optimize*, untuk memperoleh nilai parameter yang meminimumkan nilai *Mean Absolute Deviation* (MAD).

Parameter dicari dengan batasan nilai $0 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 1$ serta menggunakan nilai awal tebakan parameter. Hasil optimasi menghasilkan parameter terbaik sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \alpha(\text{alpha}) &= 0.23314 \\ \beta(\text{beta}) &= 0.0 \\ \gamma(\text{gamma}) &= 0.59085 \end{aligned}$$

Nilai α sebesar 0.23314 menunjukkan bahwa pembaruan komponen level dilakukan secara moderat dengan tetap mempertimbangkan data historis sebelumnya. Nilai β sebesar 0.0 menunjukkan bahwa komponen tren bersifat konstan atau tidak mengalami perubahan signifikan selama periode pengamatan, sehingga model tidak mengidentifikasi adanya kecenderungan kenaikan atau penurunan jangka

panjang. Sementara itu, nilai γ sebesar 0.59085 menunjukkan bahwa komponen musiman memiliki pengaruh yang cukup kuat dalam proses pemulusan, sehingga pola musim dingin tropis dapat terdeteksi dengan baik.

Nilai MAD (*Mean Absolute Deviation*) minimum yang diperoleh adalah 0.6645, menunjukkan bahwa model mampu menangkap pola level, tren, dan musiman data dengan akurasi yang cukup baik.

Selanjutnya, nilai awal komponen level (L_t), tren (T_t), dan musiman (S_t) ditentukan dari 12 bulan pertama periode data. Level (L_t), tren (T_t) dicatat pada bulan terakhir periode inisialisasi, sedangkan nilai musiman (S_t) dicatat untuk setiap bulan. Hasil inisialisasi komponen dapat dilihat pada tabel berikut ini:

Tabel 1. Inisialisasi Musiman Aditif

Bulan	Suhu	L_t	T_t	S_t
Januari 2019	21			1.458333333
Februari 2019	20.6			1.058333333
Maret 2019	20.7			1.158333333
April 2019	21			1.458333333
Mei 2019	19.8			0.258333333
Juni 2019	17.9			1.641666667
Juli 2019	17.4			2.141666667
Agustus 2019	17.4			2.141666667
September 2019	18.1			1.441666667
Oktober 2019	19.1			0.441666667
November 2019	20.5			0.958333333
Desember 2019	21	19.54166667	0.04166667	1.458333333

Perhitungan Pemulusan Model Holt-Winters Aditif

Tahap selanjutnya adalah melakukan proses pemulusan untuk komponen level (L_t), tren (T_t), dan musiman (S_t) menggunakan model persamaan Holt–Winters Aditif sebagaimana telah dijelaskan pada tinjauan Pustaka. Proses pemulusan dilakukan secara iteratif mulai dari periode setelah inisialisasi, yaitu Januari 2020. Perhitungan ini menggunakan parameter optimal yang telah diperoleh, yaitu α (*alpha*) = 0.23314, β (*beta*) = 0.0, dan γ (*gamma*) = 0.59085.

Sebagai ilustrasi, perhitungan pada Januari 2020 dilakukan dengan memasukkan nilai aktual Januari 2020 serta komponen sebelumnya (Desember 2019 dan indeks musiman Januari 2019) ke dalam persamaan pemulusan. Dari proses tersebut diperoleh nilai komponen baru sebagai berikut:

Model persamaan aditif untuk pemulusan level (L_t) adalah sebagai berikut.

$$L_{13} = 0.23314(21-1.458333333) + (1-0.23314)(19.54166667+0.041666667) = 19.57361917$$

$$L_{14} = 0.23314(20.8-1.058333333) + (1-0.23314)(19.57361917+0.041666667) = 19.64475026$$

⋮

$$L_{84} = 0.23314(3.7-0.613034157) + (1-0.23314)(20.95086022+0.041666667) = 16.81802439$$

Model persamaan aditif untuk pemulusan tren (T_t), adalah sebagai berikut.

$$T_{13} = 0(19.57361917-19.54166667) + (1-0)(0.041666667) = 0.041666667$$

$$T_{14} = 0(19.64475026 - 19.57361917) + (1-0)(0.041666667) = 0.041666667$$

⋮

$$T_{84} = 0(16.81802439-20.95086022) + (1-0)(0.041666667) = 0.041666667$$

Dan model persamaan aditif untuk pemulusan musiman (S_t) adalah sebagai berikut.

$$S_{13} = 0.59085(21-19.57361917) + (1-0.59085)(1.458333333) = 1.439454199$$

$$S_{14} = 0.59085(20.8-19.64475026) + (1-0.59085)(1.058333333) = 1.115596392$$

⋮

$$S_{84} = 0.59085(3.7-16.81802439) + (1-0.59085)(0.613034157) = -7.499961784$$

Perhitungan tersebut menunjukkan bahwa proses pemulusan dilakukan secara bertahap untuk setiap periode dengan memperbarui nilai level (L_t), tren (T_t), dan musiman (S_t) berdasarkan data aktual dan komponen sebelumnya. Nilai komponen yang diperoleh pada setiap periode selanjutnya digunakan sebagai dasar perhitungan pada periode berikutnya.

Seluruh proses iterasi dari periode ke-13 hingga periode ke-84 dihitung secara otomatis menggunakan bantuan *Google Colaboratory* (Python), sehingga meminimalkan kesalahan perhitungan dan memastikan konsistensi hasil pemulusan.

Hasil akhir komponen tersebut kemudian digunakan untuk menghitung nilai peramalan pada periode selanjutnya.

Evaluasi akurasi peramalan

Setelah seluruh komponen model Holt–Winters Aditif dihitung sampai akhir periode pengamatan, dilakukan evaluasi akurasi peramalan untuk mengetahui tingkat ketepatan model dalam merepresentasikan data aktual. Evaluasi dilakukan dengan menghitung nilai kesalahan antara data aktual (Y_t) dan hasil peramalan (F_t) pada setiap periode pengamatan sebanyak 84 data.

Nilai *error* pada setiap periode dihitung dengan persamaan: $e_t = Y_t - F_t$. Selanjutnya, nilai *error* tersebut digunakan untuk menghitung *Mean Absolute Deviation* (MAD), *Mean Squared Error* (MSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Perhitungan MAD

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - F_t| = \frac{1}{84} (56,27652) = 0.6645$$

Perhitungan MSE

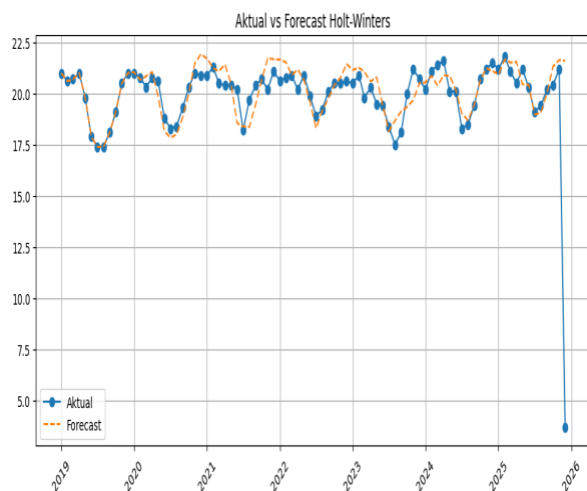
$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2 = \frac{1}{84} (353,5188) = 4.20833$$

Perhitungan MAPE

$$MAPE = \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right| \times 100\% = \frac{1}{84} (6,748998) \times 100\% = 8.00626\%$$

Nilai MAD dan MSE yang relatif kecil menunjukkan bahwa selisih antara nilai aktual dan hasil peramalan tidak terlalu besar. Berdasarkan kriteria tingkat akurasi peramalan, nilai MAPE $\leq 10\%$ dikategorikan sebagai sangat akurat. Karena nilai MAPE yang diperoleh sebesar 8.00626%, maka model Holt–Winters Aditif yang digunakan dalam penelitian ini termasuk dalam kategori sangat akurat.

Untuk memperjelas tingkat kesesuaian antara nilai aktual dan hasil peramalan, ditampilkan grafik perbandingan aktual dan forecast periode 2019–2025 pada gambar berikut:



Gambar 3. Grafik Aktual vs Forecast 2019–2025

Berdasarkan grafik tersebut, terlihat bahwa garis hasil peramalan mengikuti pola data aktual dengan cukup baik. Pola musiman tahunan yang muncul pada data historis dapat direpresentasikan dengan jelas oleh model. Selisih antara nilai aktual dan hasil peramalan relatif kecil, yang sejalan dengan nilai MAPE sebesar 8.00626% yang termasuk dalam kategori sangat akurat.

Dengan demikian, model mampu merepresentasikan pola level dan musiman data suhu minimum bulanan dengan sangat baik dan layak digunakan untuk melakukan peramalan periode selanjutnya.

Peramalan Suhu Minimum Kabupaten Malang Tahun 2026

Berdasarkan hasil evaluasi yang menunjukkan bahwa model Holt–Winters Aditif memiliki tingkat akurasi yang sangat baik, maka model tersebut selanjutnya digunakan untuk melakukan peramalan suhu minimum bulanan pada periode tahun 2026.

Peramalan dilakukan menggunakan komponen akhir hasil pemulusan pada periode Desember 2025, yaitu nilai level akhir (L_{84}), tren akhir (T_{84}), serta indeks musiman yang sesuai untuk masing-masing bulan. Proses perhitungan dilakukan menggunakan bantuan Python melalui *Google Colaboratory* untuk memastikan ketelitian hasil. Hasil peramalan suhu minimum untuk periode Januari–Desember 2026 disajikan pada tabel berikut.

Tabel 2. Hasil Peramalan Holt-Winters Aditif

Bulan	Peramalan
Januari 2026	17.1153
Februari 2026	17.721
Maret 2026	17.2913
April 2026	17.1343
Mei 2026	17.0947
Juni 2026	16.5007
Juli 2026	15.1914
Agustus 2026	15.3519
September 2026	16.1512
Oktober 2026	16.9107
November 2026	17.6626
Desember 2026	9.8181

3.2 Analisis Pola Musim Dingin Tropis Tahun 2026

Berdasarkan hasil peramalan pada Tabel 2, suhu minimum terendah diprediksi terjadi pada bulan Juli sebesar 15.1914°C dan Agustus sebesar 15.3519°C. Nilai ini menunjukkan adanya pola musim dingin tropis pada pertengahan tahun, yang konsisten dengan karakteristik iklim Kabupaten Malang.

Namun, hasil peramalan juga menunjukkan nilai yang cukup rendah pada bulan Desember 2026 sebesar 9.8181°C. Penurunan yang cukup signifikan ini dapat disebabkan oleh pengaruh komponen musiman dalam model yang mengalami fluktuasi cukup besar pada periode akhir data historis. Karena metode Holt–Winters Aditif sangat dipengaruhi oleh nilai musiman sebelumnya, maka perubahan ekstrem pada periode historis dapat tercermin dalam hasil peramalan. Meskipun demikian, secara umum pola musim dingin tropis tetap terlihat pada periode Juni hingga Agustus sebagai fase dengan suhu minimum terendah secara konsisten.

Dengan demikian, model Holt–Winters Aditif mampu mengidentifikasi pola musiman tahunan dan memberikan gambaran dinamika suhu minimum bulanan di Kabupaten Malang.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil penelitian mengenai peramalan suhu minimum bulanan Kabupaten Malang menggunakan metode Holt–Winters Aditif, dapat disimpulkan bahwa data suhu minimum periode 2019–2025 menunjukkan pola musiman tahunan yang cukup jelas, di mana suhu cenderung lebih rendah pada pertengahan tahun. Model dengan parameter optimal $\alpha = 0.23314$, $\beta = 0.0$, dan $\gamma = 0.59085$ menghasilkan tingkat akurasi yang sangat baik dengan nilai MAD sebesar 0,6645, MSE sebesar 4,20833, dan MAPE sebesar 8,00626%, yang termasuk dalam kategori sangat akurat ($MAPE \leq 10\%$).

Tingkat akurasi tersebut menunjukkan bahwa model mampu merepresentasikan pola level dan musiman data secara konsisten. Oleh karena itu, model layak digunakan untuk melakukan peramalan periode selanjutnya. Hasil peramalan tahun 2026 menunjukkan bahwa suhu minimum terendah diprediksi terjadi pada bulan Juli dan Agustus. Pola ini sejalan dengan karakteristik musiman tahunan yang telah teridentifikasi pada data historis, sehingga dapat disimpulkan bahwa metode Holt–Winters Aditif efektif dalam menggambarkan dan memprediksi pola suhu minimum bulanan di Kabupaten Malang.

DAFTAR PUSTAKA

- Aini, A. N., Intan, P. K., & Ulinnuha, N. (2022). Prediksi Rata-Rata Curah Hujan Bulanan di Pasuruan Menggunakan Metode Holt–Winters Exponential Smoothing. *JRST (Jurnal Riset Sains Dan Teknologi)*, 5(2), 117. <https://doi.org/10.30595/jrst.v5i2.9702>
- Amalia, I. R., Widiharih, T., & Tarno, T. (2024). HOLT WINTERS EXPONENTIAL SMOOTHING UNTUK MERAMALKAN PRODUK DOMESTIK BRUTO DI INDONESIA. *Jurnal Gaussian*, 13(1), 219–229. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.13.1.219-229>
- Andri Hutapea, T., & Yoel Siahaan, A. (2023). Peramalan Curah Hujan Menggunakan Metode Holt–Winters Exponential Smoothing Di Kabupaten Padang Lawas Utara. In *Journal of Student Research (JSR)* (Vol. 1, Issue 2).
- Aryati, A., Purnamasari, I., & Nasution, Y. N. (2020). Peramalan dengan Menggunakan Metode Holt–Winters Exponential Smoothing (Studi Kasus: Jumlah Wisatawan Mancanegara yang Berkunjung Ke Indonesia) Forecasting using the method of Holt–Winters Exponential Smoothing (Case Study: Number of Foreign Tourists Visiting Indonesia). *Jurnal EKSPONENSIAL*, 11(1).
- Assidiq, A., Hendikawati, P., & Dwidayati, N. (2017). Perbandingan Metode Weighted Fuzzy Time Series, Seasonal Arima, dan Holt–Winter’s Exponential Smoothing untuk Meramalkan Data Musiman. *Indonesia Gedung D7 Lt.1, Kampus Sekoran Gunungpati*, 6(2), 129–142. <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>
- BMKG. (2024). *PENGANTAR REDAKSI, KLIMA: Media Informasi dan Publikasi Kedeputian Bidang Klimatologi BMKG*.
- BMKG. (2026). *Data Suhu Minimum Bulanan Wilayah Malang dan Batu, Stasiun Klimatologi Jawa Timur, Indonesia*.
- Haana Udtari Anjani, Vitriani Vitriani, & Mulya Hastuti. (2024). Pemanfaatan Media Google Colaboratory Pada Mata Pelajaran Informatika di SMA Negeri 5 Pekanbaru. *SOKO GURU: Jurnal Ilmu Pendidikan*, 4(1), 101–108. <https://doi.org/10.55606/sokoguru.v4i1.3613>
- Hanapi, K. (2024). Prediksi Harga Komoditas Pokok dengan Holt–Winter dan Neural Network. *Digital Transformation Technology*, 4(1), 724–732. <https://doi.org/10.47709/digitech.v4i1.4612>
- Harahap, F. R., & Darnius, O. (n.d.). *FARABI Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika Optimization Of Holt–Winters Exponential Smoothing Parameters Using The Golden Section And Dichotomous Search Method*.
- Hardinata, F., & Goldameir, N. E. (2024). Peramalan Exponential Smoothing Holt–winters Pada Data Jumlah Produksi Kelapa Sawit di Perkebunan Besar Swasta Provinsi Riau. *Jurnal Zona*, 8(2), 88–96. <https://doi.org/10.52364/zona.v8i2.117>

- iii, B., Pemulusan, M., Holt-Winter, E., Metode, D., & Klasik, D. (2013). *Perbandingan Metode Dekomposisi Klasik Dengan Metode Pemulusan Eksponensial Holt-Winter Dalam Meramalkan Tingkat Pencemaran Udara Di Kota Bandung Periode*.
- Martina, A., Setia Dewi, A., Solih Awalluddin, A., & Sunan Gunung Djati Bandung, U. (2024). *Peramalan Menggunakan Model Holt-Winters Exponential Smoothing Multiplikatif dengan Optimasi Parameter Menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO)*. 9(2), 161–171. <https://journal.uinsgd.ac.id/index.php/kubik/index>
- Safitri, T., Dwidayati, N., & Kunci, K. (2017). *Perbandingan Peramalan Menggunakan Metode Exponential Smoothing Holt-Winters dan Arima*. *Unnes Journal of Mathematics*, 6(1), 48–58. <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>
- Siregar, Y. J., Hartono, R., & Hardana, A. E. (n.d.). *PERAMALAN HARGA CABAI RAWIT DI KOTA MALANG DENGAN METODE HOLT-WINTERS EXPONENTIAL SMOOTHING*.
- Tegeh Adnyana, I. N., Pasek Suta Wijaya, I. G., & Albar, M. A. (2019). *Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Untuk Peramalan Suhu Minimum dan Maksimum, Kelembaban, Tekanan Udara, Jumlah Hari Hujan, dan Curah Hujan Bulanan Di Kota Mataram*. *Jurnal COSINE, Vol. 3 No. 2 (2019): December 2019*. <https://doi.org/10.29303/jcosine.v3i2.259>