

# Optimasi Pemodelan Peramalan Penjualan Produk UMKM Menggunakan Damped Parameter pada Metode Holt-Winters Additive

Ruli Utami\*, Qurrota Hanim Aktafia, Selfy Puri Dewanti, Zuli Maulidati, Sulistyowati

Program Studi Sistem Informasi, FTETI, Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya, Surabaya, Indonesia

Email: <sup>1,\*</sup>ruli.utami@itats.ac.id, <sup>2</sup>qurrotahanim@gmail.com, <sup>3</sup>selfypuri78@gmail.com, <sup>4</sup>zulimaulidati@itats.ac.id, <sup>5</sup>sulis\_tyowati@itats.ac.id

Email Penulis Korespondensi: ruli.utami@itats.ac.id\*

Submitted: 27/04/2026; Accepted: 08/06/2026; Published: 30/06/2026

**Abstrak**– Perkembangan Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) serta kemajuan teknologi informasi mendorong kebutuhan pengelolaan bisnis yang lebih berbasis data, khususnya dalam perencanaan penjualan dan pengendalian persediaan. Namun, sebagian besar UMKM masih menghadapi permasalahan ketidakakuratan prediksi permintaan yang menyebabkan terjadinya *overstock* maupun *stockout*. Kondisi tersebut dipengaruhi oleh pola penjualan yang fluktuatif dan musiman sehingga diperlukan metode peramalan yang mampu menghasilkan prediksi lebih akurat dan adaptif. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model peramalan penjualan produk UMKM menggunakan metode *Holt-Winters Additive* dengan optimasi *damped parameter* melalui teknik *Grid Search Optimization*. Penelitian dilakukan menggunakan data primer penjualan UMKM periode Januari–Desember 2025 yang diolah menggunakan software Python dengan library *pandas*, *numpy*, dan *statsmodels*. Proses optimasi dilakukan dengan menguji berbagai kombinasi parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ , dan  $\phi$  untuk memperoleh model dengan nilai kesalahan peramalan terendah berdasarkan indikator *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi parameter  $\alpha = 0,6$ ;  $\beta = 0,8$ ;  $\gamma = 0,1$ ; dan  $\phi = 0,98$  menghasilkan tingkat akurasi terbaik dengan nilai MAPE sebesar 3,90%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa optimasi *damped parameter* mampu meningkatkan stabilitas dan akurasi peramalan sehingga dapat membantu UMKM dalam pengelolaan persediaan dan perencanaan produksi secara lebih optimal.

**Kata Kunci:** UMKM; Holt-Winter Additive; Parameter Damped; Peramalan; Optimasi

**Abstract**– The development of Micro, Small, and Medium Enterprises (MSMEs) and advances in information technology encourage the need for more data-driven business management, especially in sales planning and inventory control. However, most MSMEs still face the problem of inaccurate demand predictions that cause *overstock* and *stockout*. This condition is influenced by fluctuating and seasonal sales patterns so that a forecasting method is needed that can produce more accurate and adaptive predictions. This study aims to develop a sales forecasting model for MSME products using the Holt-Winters Additive method with damped parameter optimization through the Grid Search Optimization technique. The study was conducted using primary data of MSME sales for the period January–December 2025 which was processed using Python software with the *pandas*, *numpy*, and *statsmodels* libraries. The optimization process was carried out by testing various combinations of parameters  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ , and  $\phi$  to obtain a model with the lowest forecasting error value based on the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) indicator. The results showed that the parameter combination  $\alpha = 0.6$ ;  $\beta = 0.8$ ;  $\gamma = 0.1$ ; and  $\phi = 0.98$  produced the best accuracy level with a MAPE value of 3.90%. These results indicate that damped parameter optimization can improve forecasting stability and accuracy, thereby assisting MSMEs in more optimal inventory management and production planning.

**Keywords:** MSMEs; Holt-Winter Additive; Damped Trend; Forecasting; Optimization

## 1. PENDAHULUAN

Dalam lima tahun terakhir, kondisi Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) di Indonesia menunjukkan peran yang semakin strategis sebagai tulang punggung perekonomian nasional. Berbagai studi jurnal dan laporan resmi mengindikasikan bahwa jumlah UMKM terus mengalami peningkatan signifikan, dengan total unit usaha yang telah melampaui 65 juta dan berkontribusi lebih dari 60% terhadap Produk Domestik Bruto (PDB). Selain itu, UMKM juga menyerap lebih dari 97% tenaga kerja nasional, menjadikannya sektor yang krusial dalam mengurangi pengangguran dan kemiskinan [1]. Dari sisi perkembangan, UMKM Indonesia mengalami transformasi yang cukup dinamis, terutama dalam aspek digitalisasi dan adaptasi terhadap perubahan lingkungan bisnis. Penelitian terbaru menunjukkan bahwa pelaku UMKM mulai mengadopsi strategi seperti digitalisasi operasional, diversifikasi produk, serta kolaborasi dalam ekosistem bisnis untuk meningkatkan daya tahan usaha. Data empiris juga memperlihatkan peningkatan jumlah usaha mikro dari sekitar 3,9 juta unit pada tahun 2020 menjadi lebih dari 4,1 juta unit pada tahun 2023, meskipun sektor usaha kecil mengalami fluktuasi akibat tekanan ekonomi global. Di sisi lain, perkembangan ekonomi kreatif dan dukungan kebijakan pemerintah turut mendorong peningkatan daya saing UMKM di pasar domestik maupun internasional [2].

Perkembangan UMKM yang signifikan tersebut menuntut terpenuhinya kebutuhan terhadap pengelolaan penjualan dan persediaan yang lebih akurat. Padahal, permasalahan *overstock* dan *stockout* masih menjadi tantangan utama yang dihadapi UMKM dalam pengelolaan produk. Ketidakakuratan prediksi permintaan

menyebabkan pelaku UMKM sering mengalami kelebihan stok (*overstock*) yang berdampak pada meningkatnya biaya penyimpanan, risiko kerusakan barang, serta terhambatnya perputaran modal usaha. Sebaliknya, kondisi kekurangan stok (*stockout*) mengakibatkan hilangnya peluang penjualan dan menurunnya kepuasan pelanggan akibat ketidaktersediaan produk ketika permintaan meningkat. Permasalahan tersebut dipengaruhi oleh pola penjualan UMKM yang bersifat fluktuatif dan musiman sehingga sulit diprediksi menggunakan pendekatan konvensional [3]. Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini bertujuan mengembangkan model peramalan penjualan produk UMKM menggunakan metode *Holt-Winters Additive* dengan optimasi *damped parameter* guna meningkatkan akurasi prediksi berbasis *time series* sehingga hasil peramalan menjadi lebih stabil dan realistis. Dengan demikian, dapat dihasilkan peramalan yang lebih akurat dan adaptif untuk membantu UMKM dalam menentukan jumlah produksi dan pengelolaan persediaan secara optimal sehingga risiko *overstock* maupun *stockout* dapat diminimalkan.

Metode *Holt-Winters additive* merupakan salah satu teknik peramalan deret waktu yang banyak digunakan dalam prediksi penjualan karena kemampuannya mengakomodasi komponen level, tren, dan musiman secara simultan dalam satu model yang terintegrasi. Pendekatan ini memiliki keunggulan utama dalam menangkap pola musiman yang bersifat konstan, sehingga sangat efektif digunakan pada data penjualan dengan fluktuasi periodik yang stabil. Penelitian dalam beberapa tahun terakhir menunjukkan bahwa metode *Holt-Winters* mampu memberikan tingkat kesalahan peramalan yang relatif rendah serta kestabilan residual yang baik, sehingga meningkatkan akurasi prediksi jangka pendek hingga menengah [4]. Selain itu, metode ini memiliki kompleksitas komputasi yang lebih rendah dibandingkan model berbasis kecerdasan buatan, namun tetap kompetitif dalam performa, khususnya pada data dengan pola musiman yang jelas. Keunggulan lainnya adalah sifat adaptif dalam pembaruan parameter yang memungkinkan model menyesuaikan perubahan tren tanpa memerlukan pelatihan ulang yang kompleks [5]. Sedangkan penggunaan *damped parameter* pada metode *Holt-Winters additive* memberikan keunggulan signifikan dalam meningkatkan stabilitas dan akurasi peramalan, khususnya pada data dengan tren yang tidak berlanjut secara linear dalam jangka panjang. Parameter *damping* berfungsi mengurangi pengaruh tren secara bertahap seiring bertambahnya horizon waktu, sehingga mampu meminimalkan risiko *over-forecasting* yang umum terjadi pada model standar [6][7].

Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu, dapat disimpulkan bahwa metode *Holt-Winters* memiliki kemampuan yang baik dalam melakukan peramalan data penjualan maupun data musiman karena mampu memodelkan komponen level, tren, dan musiman secara terintegrasi. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa optimasi parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  dapat meningkatkan tingkat akurasi peramalan sehingga model menjadi lebih adaptif terhadap perubahan pola data. Namun demikian, sebagian besar penelitian masih berfokus pada optimasi parameter pemulusan utama tanpa mengintegrasikan *damped parameter* sebagai pengendali tren jangka panjang. Padahal, penggunaan *damped trend* penting untuk mengurangi risiko prediksi yang terlalu ekstrem akibat pengaruh tren yang berlebihan. Selain itu, penelitian yang telah menerapkan *damped parameter* umumnya dilakukan pada sektor ekonomi makro dan belum diterapkan secara spesifik pada data penjualan UMKM yang memiliki karakteristik lebih fluktuatif dan dinamis. Oleh karena itu, masih terdapat *research gap* terkait penerapan optimasi *damped parameter* pada metode *Holt-Winters Additive* untuk peramalan penjualan produk UMKM. Penelitian ini dilakukan untuk mengisi kesenjangan tersebut melalui implementasi *Grid Search Optimization* guna memperoleh kombinasi parameter terbaik sehingga hasil peramalan menjadi lebih akurat, stabil, dan adaptif terhadap perubahan permintaan pasar serta mampu membantu UMKM meminimalkan risiko *overstock* dan *stockout* [8][9][10][11].

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Metodologi penelitian diawali dengan studi literatur dan pengumpulan data primer UMKM melalui survei. Data kemudian diolah menggunakan metode *Holt-Winters Additive* dengan optimasi *damped trend* untuk menghasilkan model peramalan penjualan yang akurat dan adaptif seperti yang dipaparkan dalam Gambar 1 berikut.



**Gambar 1.** Metodologi Penelitian

Berikut penjelasan singkat diagram alir penelitian diatas:

- a. Studi Literatur

Tahap awal penelitian dilakukan melalui studi literatur dengan mengkaji jurnal bereputasi, buku referensi, dan publikasi akademik terkait metode *Holt-Winters Additive* serta optimasi *damped parameter* pada peramalan *time series*. Kajian ini bertujuan untuk membangun landasan teoritis, menganalisis penelitian terdahulu, serta mengidentifikasi *research gap* terkait penerapan optimasi *damped parameter* pada peramalan penjualan produk UMKM guna meminimalkan risiko *overstock* dan *stockout*.

- b. Pengumpulan Data  
Data penelitian diperoleh melalui survei langsung kepada pelaku UMKM untuk mendapatkan data penjualan aktual yang mencerminkan pola tren dan musiman. Data tersebut digunakan dalam metode *Holt-Winters Additive* dengan optimasi *damped parameter* guna menghasilkan prediksi penjualan yang lebih akurat dan membantu meminimalkan risiko *overstock* maupun *stockout*.
- c. Pengolahan Data Menggunakan *Holt-Winters Additive*.  
Data yang telah dikumpulkan kemudian diolah menggunakan metode *Holt-Winters Additive* dengan bantuan software Python untuk mengidentifikasi komponen level, tren, dan musiman pada data penjualan UMKM. Identifikasi ketiga komponen tersebut dilakukan guna memahami pola perubahan penjualan sehingga model peramalan yang dihasilkan menjadi lebih representatif dan akurat.
- d. Optimasi Parameter *Damped*  
Pada tahap ini dilakukan optimasi *damped parameter* menggunakan metode *Grid Search Optimization* pada software Python untuk memperoleh kombinasi parameter terbaik dengan tingkat kesalahan peramalan paling rendah berdasarkan nilai error. Proses ini bertujuan meningkatkan akurasi dan kestabilan prediksi penjualan UMKM pada metode *Holt-Winters Additive*.
- e. Pengujian Akurasi Model  
Tahap akhir penelitian dilakukan dengan mengevaluasi kinerja model menggunakan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengukur tingkat kesalahan antara data aktual dan hasil peramalan. Semakin kecil nilai MAPE, maka semakin baik kemampuan metode *Holt-Winters Additive* dengan optimasi *damped parameter* dalam menghasilkan prediksi penjualan UMKM yang akurat dan konsisten.

## 2.2 Studi Literatur

Hasil studi literatur dari beberapa penelitian lima tahun terakhir menunjukkan bahwa perkembangan Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) dalam beberapa tahun terakhir mengalami peningkatan signifikan, baik dari jumlah pelaku usaha maupun kontribusinya terhadap perekonomian nasional. Di sisi lain, perkembangan teknologi informasi mendorong kebutuhan UMKM terhadap pengelolaan bisnis yang lebih berbasis data, khususnya dalam perencanaan penjualan dan pengendalian persediaan. Namun, sebagian besar UMKM masih menggunakan pendekatan konvensional dalam memprediksi permintaan pasar sehingga sering mengalami ketidakpastian penjualan yang berdampak pada risiko *overstock* maupun *stockout*. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa penerapan metode peramalan yang akurat menjadi kebutuhan penting untuk membantu UMKM memahami pola permintaan pasar secara lebih adaptif dan efisien.

Sedangkan dalam konteks peramalan, studi literatur menunjukkan bahwa metode *Holt-Winters Additive* memiliki kemampuan yang efektif dalam memodelkan data penjualan yang memiliki pola tren dan musiman secara simultan. Beberapa penelitian lain juga menyebutkan bahwa model ini mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat pada data penjualan dengan pola musiman yang relatif stabil karena komponen level, tren, dan musiman diperbarui secara berkelanjutan. Selain itu, penerapan *damped parameter* dinilai mampu meningkatkan kestabilan hasil peramalan dengan mengendalikan pengaruh tren jangka panjang agar prediksi tidak terlalu ekstrem. Meskipun demikian, penelitian terdahulu masih berfokus pada optimasi parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  tanpa mengintegrasikan optimasi *damped parameter* secara khusus. Oleh karena itu, optimasi *damped parameter* menggunakan *Grid Search Optimization* pada metode *Holt-Winters Additive* memiliki relevansi untuk menghasilkan model peramalan penjualan UMKM yang lebih akurat, stabil, dan adaptif terhadap perubahan permintaan pasar.

## 2.3 Pengumpulan Data

Pengumpulan data primer dalam penelitian ini difokuskan pada perolehan data historis penjualan Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) untuk memperoleh data historis penjualan bulanan yang akurat dan representatif. Data yang dikumpulkan mencakup volume penjualan, periode transaksi, dan pola permintaan guna mendukung analisis tren dan musiman pada proses peramalan selanjutnya.

**Tabel 1.** Data Sampel Produk UMKM

No	Kode Produk	Nama Produk
1	P1	OrBurnCheese
2	P2	StrawCheese
3	P3	ChocoBrownie
4	P4	LotusBrow Bite

Tabel 1 menyajikan daftar sampel produk yang ditawarkan oleh UMKM, yaitu OrBurnCheese, StrawCheese, ChocoBrownie, dan LotusBrow Bite. Masing-masing produk merepresentasikan variasi rasa dan jenis olahan yang berbeda, sehingga dapat mencerminkan keberagaman portofolio produk yang dimiliki. Data ini berfungsi sebagai dasar dalam analisis lebih lanjut, khususnya dalam mengidentifikasi pola penjualan, preferensi konsumen, serta peramalan permintaan pada masing-masing produk.

#### 2.4 Holt-Winters Additive

Metode *Holt-Winters additive* merupakan salah satu teknik dalam *exponential smoothing* yang digunakan untuk melakukan peramalan deret waktu dengan mempertimbangkan tiga komponen utama, yaitu level, tren, dan musiman (*seasonality*). Model ini secara khusus diterapkan pada data yang memiliki pola musiman dengan fluktuasi relatif konstan dari waktu ke waktu. Dalam pendekatan aditif, komponen musiman ditambahkan secara linear terhadap level dan tren, sehingga cocok digunakan ketika variasi musiman tidak bergantung pada besarnya nilai data. Proses perhitungan dilakukan secara iteratif dengan memperbarui parameter pemulusan seperti  $\alpha$  (level),  $\beta$  (tren), dan  $\gamma$  (musiman) untuk menghasilkan estimasi yang optimal pada setiap periode. Penelitian terbaru menunjukkan bahwa metode ini tetap menjadi pendekatan yang relevan dalam berbagai bidang, seperti ekonomi, pendidikan, dan lingkungan, karena kemampuannya dalam menangkap pola data historis secara sistematis dan menghasilkan prediksi yang akurat [12][13].

Dalam implementasinya, metode *Holt-Winters Additive* sering digunakan pada data yang memiliki pola tren dan musiman stabil, seperti data penjualan, harga komoditas, dan curah hujan. Berbagai studi menunjukkan bahwa metode ini mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi, terutama ketika parameter model dioptimalkan menggunakan indikator error seperti *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Selain itu, pengembangan model adaptif dan integrasinya dengan teknologi modern semakin meningkatkan kemampuan metode ini dalam menangani data dinamis dan *real-time*. Formulasi *Holt-Winters Additive* memungkinkan model menghasilkan prediksi yang lebih akurat karena memperhitungkan komponen level, tren, dan musiman secara simultan. Oleh karena itu, metode ini dinilai relevan dan aplikatif dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data di berbagai sektor [14][15][16]. Berikut langkah-langkah perhitungan metode *Holt-Winters Additive* secara sistematis.

- a. Menentukan parameter awal; Langkah awal yang dilakukan adalah menentukan nilai parameter pemulusan yaitu  $\alpha$  (level),  $\beta$  (tren), dan  $\gamma$  (musiman) dengan rentang  $0 < \alpha, \beta, \gamma < 1$ . Selain itu, tentukan panjang musim ( $s$ ) sesuai pola data (misalnya 12 untuk bulanan).

- b. Inisialisasi nilai awal untuk Level, Tren, dan Musiman seperti pada persamaan dibawah ini

$$l_0 = \frac{1}{s} \sum_{t=1}^s y_t \tag{1}$$

$$b_0 = \frac{1}{s} \left( \frac{Y_{s+1} - Y_1}{s} + \frac{Y_{s+2} - Y_2}{s} + \dots + \frac{Y_{s+t} - Y_t}{s} \right) \tag{2}$$

$$S_0 = Y_t - L_0 \tag{3}$$

- c. Menghitung komponen level (*Level Smoothing*)

$$l_t = \alpha(y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \tag{4}$$

- d. Menghitung komponen Tren (*Trend Smoothing*)

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \tag{5}$$

- e. Menghitung komponen Musiman (*Seasonal Smoothing*)

$$S_t = \gamma(y_t - l_t) + (1 - \gamma)S_{t-s} \tag{6}$$

- f. Menghitung Nilai Peramalan

$$F_{t+m} = l_t + mb_t + S_{t+m-s} \tag{7}$$

Dimana:

- $l_0$  : Nilai awal Level
- $b_0$  : Nilai awal Trend
- $S_0$  : Nilai awal Musiman
- $Y_t$  : Data Aktual ke  $t$
- $t$  : Periode data
- $m$  : periode yang akan diramalkan
- $F_{t+m}$  : Nilai peramalan periode berikutnya
- $\alpha, \beta, \gamma$  : parameter pemulusan ( $0 < \alpha, \beta, \gamma < 1$ )

Langkah-langkah tersebut menggambarkan proses lengkap dalam metode *Holt-Winters additive*, di mana setiap komponen (level, tren, dan musiman) diperbarui secara simultan untuk menghasilkan peramalan yang adaptif terhadap pola data deret waktu.

### 2.5 Damped Parameter

Parameter *damped* pada metode *Holt-Winters Additive* digunakan untuk mengendalikan pengaruh tren agar hasil peramalan jangka panjang tidak mengalami kenaikan atau penurunan yang terlalu ekstrem. Mekanisme ini dilakukan dengan menambahkan faktor redaman  $\phi$  ( $0 < \phi < 1$ ) pada komponen tren sehingga kontribusi tren semakin berkurang seiring bertambahnya horizon peramalan. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa penerapan *damped trend* mampu meningkatkan stabilitas dan akurasi prediksi dibandingkan model tanpa redaman, terutama pada data musiman dengan pola tren yang cenderung melemah [17][18]. Dengan demikian, integrasi parameter *damped* membuat metode *Holt-Winters Additive* menjadi lebih adaptif dan robust dalam menghasilkan prediksi yang realistis. Secara umum, langkah perhitungannya hampir sama dengan *Holt-Winters Additive* standar, yang berbeda hanyalah beberapa persamaan yang mengandung unsur Tren, sehingga terdapat penambahan parameter  $\phi$  pada setiap komponen tren.

Menghitung Komponen Level (*Level Smoothing*)

$$l_t = \alpha(y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(l_{t-1} + \phi b_{t-1}) \tag{8}$$

Menghitung Komponen Tren dengan *Damped (Trend Smoothing)*

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)\phi b_{t-1} \tag{9}$$

Menghitung Nilai Peramalan

$$F_{t+m} = l_t + \sum_{i=1}^m \phi^i b_t + S_{t+m-s} \tag{10}$$

Dimana:

- $l_t$  : Komponen Level
- $b_t$  : Komponen Tren
- $\phi$  : Faktor peredam
- $F_{t+m}$  : Nilai Peramalan

Optimasi *damped parameter* pada metode *Holt-Winters Additive* ini penting untuk mengendalikan pengaruh tren agar hasil peramalan lebih stabil dan akurat. Proses optimasi dilakukan menggunakan *Grid Search Optimization* dengan menguji berbagai kombinasi parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ , dan  $\phi$  secara sistematis. Setiap kombinasi dievaluasi menggunakan nilai error seperti *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*, kemudian parameter dengan error terkecil dipilih sebagai model terbaik.

### 2.6 Pengujian Akurasi Model

*Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* merupakan salah satu ukuran yang paling umum digunakan dalam mengevaluasi akurasi model peramalan karena mampu merepresentasikan besarnya kesalahan prediksi dalam bentuk persentase yang mudah diinterpretasikan. Secara konseptual, MAPE didefinisikan sebagai rata-rata dari nilai absolut selisih antara data aktual dan hasil peramalan yang kemudian dinormalisasi terhadap nilai aktual pada setiap periode pengamatan. Pendekatan ini menjadikan MAPE bersifat *scale-independent*, sehingga dapat digunakan untuk membandingkan performa model pada berbagai skala data yang berbeda. Selain itu, penggunaan nilai absolut pada perhitungan MAPE bertujuan untuk menghindari saling meniadakannya kesalahan positif dan negatif, sehingga memberikan gambaran yang lebih objektif terhadap tingkat deviasi prediksi. Nilai MAPE yang semakin kecil menunjukkan tingkat akurasi model yang semakin baik, sedangkan nilai yang besar mengindikasikan rendahnya kemampuan model dalam merepresentasikan data aktual. Beberapa penelitian terkini menegaskan bahwa MAPE tidak hanya berfungsi sebagai indikator evaluasi, tetapi juga sebagai dasar dalam pemilihan model terbaik dalam studi peramalan karena kesederhanaan dan interpretabilitasnya [19] [20]. Adapun detail kategori kelayakan akurasi model MAPE adalah seperti pada tabel 2 berikut

**Tabel 2.** Kategori Kelayakan Model

No	Nilai MAPE	Kategori Kelayakan	Interpretasi
1	< 10%	Sangat Akurat	Model memiliki akurasi sangat tinggi
2	10% – < 20%	Akurat	Model memiliki akurasi baik
3	20% – < 50%	Cukup	Model masih dapat diterima
4	≥ 50%	Tidak Akurat	Model kurang layak digunakan

Secara matematis, MAPE diperoleh dengan membandingkan selisih absolut antara data aktual dan ramalan terhadap nilai aktual pada setiap periode, kemudian dirata-ratakan dan dikalikan 100 persen. Pendekatan ini memungkinkan interpretasi yang lebih intuitif karena hasilnya dinyatakan dalam bentuk persentase, sehingga memudahkan dalam menilai seberapa besar deviasi model terhadap data sebenarnya seperti pada persamaan dibawah ini.

$$MAPE = \sum_{t=1}^m \left| \frac{y_t - F_t}{y_t} \right| \times 100\% \tag{11}$$

Dimana :

$Y_t$  : Data Aktual pada periode ke-t

$F_t$  : Nilai Peramalan pada periode ke-t

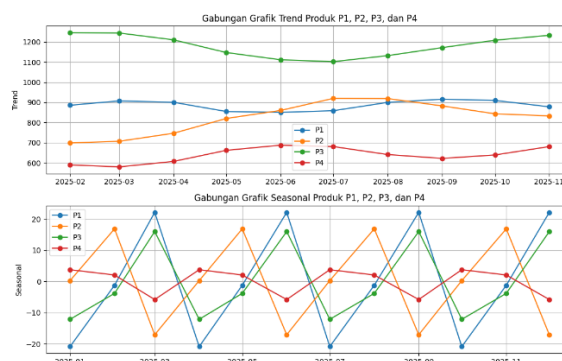
### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pembahasan dan hasil penelitian ini diawali dengan penyajian data penjualan produk Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) yang telah dikumpulkan secara sistematis dari periode waktu tertentu, sehingga mampu menggambarkan pola historis yang mencerminkan tren, musiman, maupun fluktuasi permintaan. Tabel 3 berikut menyajikan data penjualan Multi-produk dari UMKM.

**Tabel 3.** Data Penjualan Multi-Produk UMKM

	P1	P2	P3	P4
<b>Jan-25</b>	800	765	1200	640
<b>Feb-25</b>	890	680	1250	578
<b>Mar-25</b>	967	650	1289	550
<b>Apr-25</b>	865	790	1195	610
<b>Mei-2025</b>	869	800	1148	660
<b>Jun-25</b>	830	870	1100	715
<b>Jul-25</b>	852	910	1087	687
<b>Agst-2025</b>	894	980	1120	639
<b>Sep-25</b>	954	867	1190	596
<b>Okt-2025</b>	900	800	1206	630
<b>Nov-25</b>	875	863	1230	690
<b>Des-2025</b>	859	835	1264	721

Berdasarkan data penjualan produk UMKM periode Januari–Desember 2025, masing-masing produk menunjukkan pola tren dan musiman yang berbeda. Komponen tren memperlihatkan perubahan penjualan jangka panjang pada masing-masing produk, sedangkan komponen musiman menunjukkan pola fluktuasi yang berulang secara konsisten pada setiap siklus pengamatan. Pola musiman yang terbentuk relatif stabil dan tidak berubah secara signifikan sepanjang periode observasi, sehingga mengindikasikan adanya pengaruh faktor periodik terhadap permintaan produk. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa data penjualan tidak bersifat acak, melainkan memiliki struktur deret waktu yang mengandung komponen level, tren, dan musiman. Dengan demikian, karakteristik data telah memenuhi asumsi dasar penerapan metode *Holt-Winters Additive*, sehingga metode tersebut dinilai sesuai untuk digunakan dalam peramalan penjualan multi-produk UMKM. Identifikasi pola tersebut penting untuk memahami dinamika permintaan pasar secara lebih akurat sehingga dapat membantu UMKM dalam perencanaan produksi dan pengelolaan persediaan guna meminimalkan risiko *overstock* maupun *stockout*.



**Gambar 2.** Visualisasi Analisa Trend dan Musiman Penjualan Multi-Produk UMKM

Berdasarkan Gambar 2, hasil analisis tren menggunakan software Python menunjukkan bahwa data penjualan produk UMKM memiliki pola perubahan yang dinamis dan mengandung komponen tren dan musiman yang cukup jelas. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa karakteristik data sesuai untuk diimplementasikan menggunakan metode *Holt-Winters Additive* karena model ini mampu memodelkan komponen level, tren, dan musiman secara simultan.

### 3.1 Pengolahan Data Menggunakan Metode *Holt-Winter Additive*

Pengolahan data diawali dengan inisiasi nilai awal level, tren, dan musiman menggunakan panjang musim triwulanan (*seasonal period* = 3) karena data penjualan menunjukkan pola perubahan yang berulang setiap tiga bulan. Parameter pemulusan yang digunakan meliputi  $\alpha = 0,1$  untuk level,  $\beta = 0,4$  untuk tren, dan  $\gamma = 0,8$  untuk komponen musiman guna mengoptimalkan sensitivitas model terhadap perubahan data historis. Untuk dapat lebih memahami metode yang digunakan, selanjutnya akan dilakukan perhitungan manual metode *Holt-Winters Additive* yang dilakukan secara bertahap untuk mengidentifikasi dan memperbarui komponen level, tren, dan musiman pada data deret waktu (*time series*) sehingga model mampu menghasilkan nilai peramalan yang lebih akurat. Tahap awal perhitungan dimulai dengan menentukan nilai awal level ( $l_0$ ) menggunakan persamaan (1), menghitung nilai awal tren ( $b_0$ ) melalui persamaan (2), serta menentukan indeks musiman awal ( $S_i$ ) menggunakan persamaan (3). Selanjutnya, proses pemulusan (*smoothing*) dilakukan secara iteratif dengan menghitung komponen level menggunakan persamaan (4), komponen tren menggunakan persamaan (5), dan komponen musiman menggunakan persamaan (6). Setelah ketiga komponen tersebut diperoleh, nilai peramalan (*forecast*) dihitung menggunakan persamaan (7) dengan mengombinasikan komponen level, tren, dan musiman sehingga model dapat merepresentasikan pola perubahan data historis secara lebih adaptif dan sistematis seperti contoh perhitungan untuk P1 berikut.

$$l_0 = \frac{800 + 890 + 967}{3} = 885,67$$

$$b_0 = \frac{(865 - 800) + (869 - 890) + (830 - 967)}{9} = -10,33$$

$$S_3 = 967 - 885,67 = 81,33$$

$$l_4 = 0,1(865 - (-85,67)) + (0,9)(885,67 - 10,33) = 882,88$$

$$b_4 = 0,4(882,88 - 885,67) + 0,6(-10,33) = -7,32$$

$$S_4 = 0,8(865 - 882,88) + 0,2(-85,67) = -31,43$$

$$F_4 = 885,67 + (-10,33) + (-85,67) = 790$$

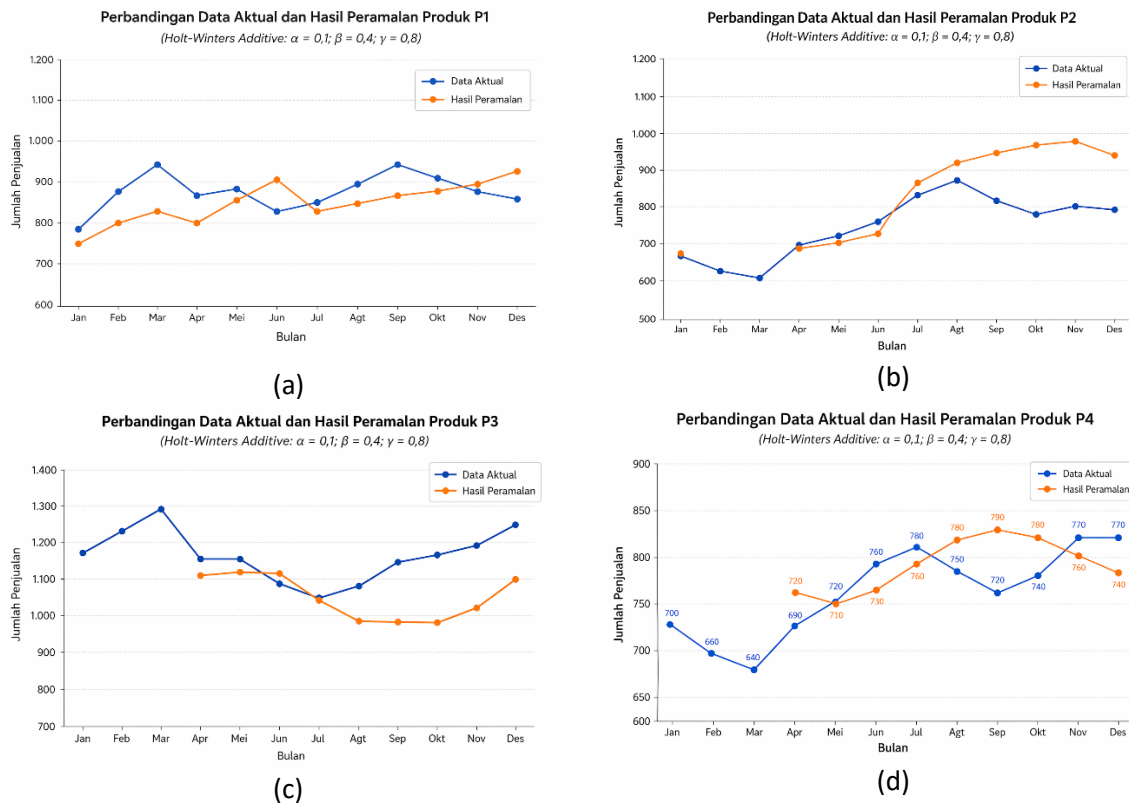
Selanjutnya, proses perhitungan peramalan dilakukan menggunakan software Python pada produk P1, P2, P3, dan P4 dengan hasil seperti pada Tabel 4. Pengolahan data dilakukan menggunakan library *pandas* untuk manajemen data, *numpy* untuk perhitungan numerik, serta *statsmodels* dalam implementasi metode *Holt-Winters Additive*. Hasil pengolahan menunjukkan bahwa model mampu membentuk komponen level, tren, dan musiman secara iteratif sehingga nilai peramalan dapat mengikuti pola data penjualan aktual. Tabel 4 menyajikan perbandingan data aktual dan hasil forecast pada setiap periode untuk menganalisis tingkat akurasi model dalam merepresentasikan pola penjualan UMKM serta mendukung perencanaan produksi dan pengelolaan persediaan secara lebih optimal.

**Tabel 4.** Hasil Peramalan menggunakan  $s = 3$ ;  $\alpha = 0,1$ ;  $\beta = 0,4$ ; dan  $\gamma = 0,8$

Periode	aktual P1	Peramalan P1	Aktual P2	Peramalan P2	Aktual P3	Peramalan P3	Aktual P4	Peramalan P4
Jan-25	800		765		1200		640	
Feb-25	890		680		1250		578	
Mar-25	967		650		1289		550	
Apr-25	865	790	790	844	1195	1138	610	681
Mei-2025	869	871	800	805	1148	1151	660	646
Jun-25	830	924	870	830	1100	1144	715	656
Jul-25	852	804	910	975	1087	1040	687	731
Agst-2025	894	830	980	983	1120	1015	639	751

Periode	aktual P1	Peramalan P1	Aktual P2	Peramalan P2	Aktual P3	Peramalan P3	Aktual P4	Peramalan P4
Sep-25	954	839	867	1021	1190	1009	596	762
Okt-2025	900	846	800	1047	1206	1014	630	732
Nov-25	875	886	863	1060	1230	1068	690	694
Des-2025	859	919	835	953	1264	1143	721	679
<b>MAPE</b>		<b>6,6%</b>		<b>11,7%</b>		<b>8,5%</b>		<b>10,7%</b>

Berdasarkan gambar 3 yang ditampilkan, keempat grafik pada bagian (a) hingga (d) menyajikan perbandingan antara data aktual dan hasil peramalan menggunakan metode *Holt-Winters additive* dengan parameter  $\alpha = 0,1$ ;  $\beta = 0,4$ ; dan  $\gamma = 0,8$  untuk masing-masing produk (P1, P2, P3, dan P4). Secara umum, garis peramalan menunjukkan pola yang cukup mengikuti tren data aktual, meskipun terdapat beberapa deviasi pada periode tertentu. Pada grafik P1 dan P2, model mampu menangkap kecenderungan peningkatan dan fluktuasi data dengan cukup baik, ditunjukkan oleh kedekatan antara kurva aktual dan peramalan. Sementara itu, pada P3 terlihat adanya perbedaan yang lebih signifikan pada beberapa periode, khususnya saat terjadi penurunan tajam, yang menunjukkan bahwa model kurang responsif terhadap perubahan ekstrem. Pada P4, hasil peramalan relatif stabil dan mengikuti pola data aktual meskipun terdapat sedikit pergeseran. Secara keseluruhan, hasil ini mengindikasikan bahwa penggunaan parameter tersebut cukup efektif dalam merepresentasikan pola musiman dan tren, namun masih memiliki keterbatasan dalam mengakomodasi fluktuasi yang bersifat drastis.



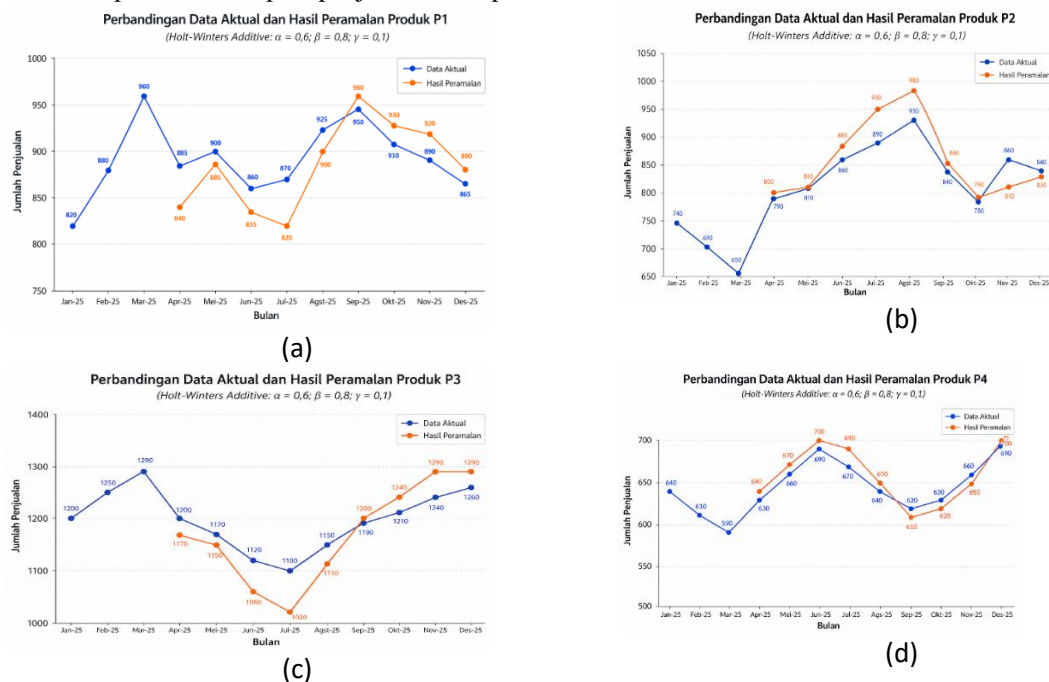
**Gambar 3.** Visualisasi Hasil Peramalan menggunakan  $s = 3$ ;  $\alpha = 0,1$ ;  $\beta = 0,4$ ; dan  $\gamma = 0,8$

Berdasarkan hasil perhitungan peramalan menggunakan metode *Holt-Winters Additive* dengan panjang musim ( $s$ ) = 3 serta parameter  $\alpha = 0,6$ ,  $\beta = 0,8$ , dan  $\gamma = 0,1$ , dapat dianalisis bahwa model mampu merepresentasikan pola penjualan aktual pada seluruh produk UMKM dengan tingkat akurasi yang baik. Nilai  $\alpha$  dan  $\beta$  yang relatif tinggi menunjukkan bahwa model lebih responsif terhadap perubahan level dan tren penjualan sehingga mampu menyesuaikan dinamika permintaan pasar secara cepat, sedangkan nilai  $\gamma$  yang rendah mengindikasikan bahwa pola musiman pada data cenderung stabil. Hasil peramalan pada produk P1 dan P3 menghasilkan nilai MAPE sebesar 3%, yang menunjukkan tingkat kesalahan peramalan sangat rendah dan kemampuan model yang baik dalam menangkap pola data historis. Sementara itu, produk P2 dan P4 menghasilkan nilai MAPE masing-masing sebesar 5,5% dan 4,5%, yang masih berada dalam kategori akurasi sangat baik karena nilai error berada di bawah 10%. Adapun hasil peramalan tersebut dapat dilihat pada tabel 5 berikut.

**Tabel 5.** Hasil Peramalan menggunakan  $s = 3$ ;  $\alpha = 0,6$ ;  $\beta = 0,8$ ; dan  $\gamma = 0,1$

Periode	aktual P1	Peramalan P1	Aktual P2	Peramalan P2	Aktual P3	Peramalan P3	Aktual P4	Peramalan P4
Jan-25	800		765		1200		640	
Feb-25	890		680		1250		578	
Mar-25	967		650		1289		550	
Apr-25	865	861	790	829	1195	1164	610	630
Mei-2025	869	888	800	838	1148	1123	660	666
Jun-25	830	806	870	935	1100	1044	715	764
Jul-25	852	790	910	989	1087	1016	687	753
Agst-2025	894	918	980	1009	1120	1106	639	635
Sep-25	954	983	867	916	1190	1203	596	568
Okt-2025	900	919	800	787	1206	1243	630	596
Nov-25	875	911	863	773	1230	1296	690	662
Des-2025	859	837	835	813	1264	1302	721	758
<b>MAPE</b>		<b>3%</b>		<b>5,5%</b>		<b>3%</b>		<b>4,5%</b>

Jika divisualisasikan dalam bentuk grafik garis seperti pada gambar 4, maka akan terlihat dua kurva utama pada setiap produk, yaitu kurva data aktual dan kurva hasil peramalan yang bergerak mengikuti pola waktu dari Januari hingga Desember 2025. Secara umum, kedua garis menunjukkan kecenderungan yang saling berdekatan, khususnya mulai periode April 2025 setelah proses inialisasi model selesai dilakukan. Pada produk P1 dan P3, garis peramalan hampir berhimpit dengan garis aktual, yang menandakan tingkat akurasi yang tinggi dan kemampuan model dalam mengikuti fluktuasi data secara konsisten. Sementara itu, pada produk P2 dan P4 terlihat adanya sedikit jarak antara kedua garis pada beberapa periode, terutama saat terjadi perubahan tren yang cukup tajam. Meskipun demikian, arah pergerakan garis peramalan tetap sejalan dengan data aktual, sehingga pola naik dan turun masih dapat direpresentasikan dengan baik. Secara visual, kedekatan antara kedua garis tersebut memperkuat bahwa model *Holt-Winters additive* mampu memberikan hasil prediksi yang cukup akurat dan stabil dalam merepresentasikan pola penjualan multi produk UMKM.



**Gambar 4.** Visualisasi Hasil Peramalan menggunakan  $s = 3$ ;  $\alpha = 0,6$ ;  $\beta = 0,8$ ; dan  $\gamma = 0,1$

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan pada optimasi parameter metode *Holt-Winters additive* terhadap data penjualan multi produk UMKM, diperoleh perbedaan tingkat akurasi yang signifikan antara dua kombinasi parameter yang diuji. Penggunaan parameter  $\alpha = 0,6$ ;  $\beta = 0,8$ ; dan  $\gamma = 0,1$  dengan inisiasi musim ( $s$ ) sebesar 3 menghasilkan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 4,1%, yang menunjukkan tingkat akurasi peramalan yang sangat baik. Hal ini mengindikasikan bahwa model lebih responsif terhadap perubahan level dan tren, sehingga mampu mengikuti dinamika data penjualan secara lebih optimal. Sebaliknya, kombinasi

parameter  $\alpha = 0,1$ ;  $\beta = 0,4$ ; dan  $\gamma = 0,8$  dengan inisiasi musim ( $s$ ) sebesar 3 menghasilkan nilai MAPE sebesar 9,4%, yang meskipun masih berada dalam kategori akurasi baik, menunjukkan bahwa model cenderung lebih sensitif terhadap komponen musiman dibandingkan perubahan tren dan level. Perbedaan hasil ini menegaskan bahwa pemilihan parameter yang tepat sangat berpengaruh terhadap performa model peramalan, terutama dalam konteks data UMKM yang memiliki karakteristik fluktuatif dengan pola musiman jangka pendek. Oleh karena itu, optimasi parameter menjadi langkah penting untuk meningkatkan kualitas hasil prediksi.

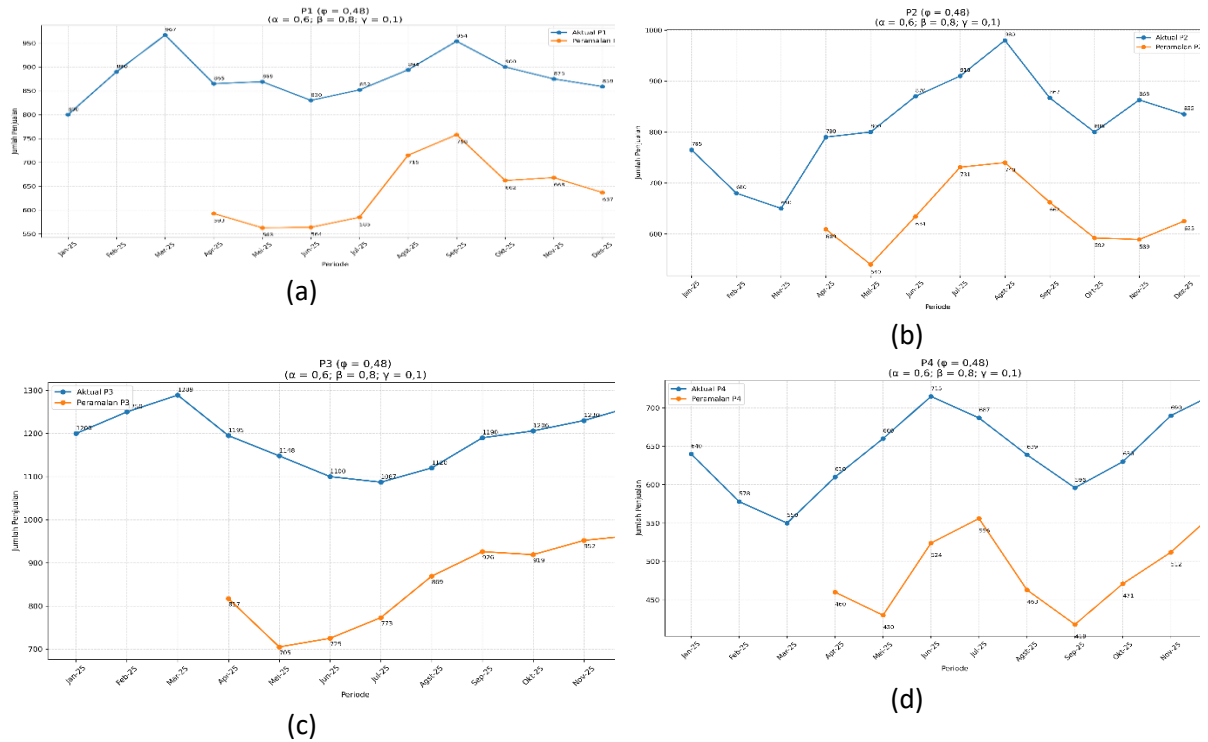
### 3.2 Optimasi Damped Parameter

Optimasi *damped parameter* pada metode *Holt-Winters Additive* dilakukan menggunakan persamaan (8) hingga persamaan (9) untuk meningkatkan kestabilan hasil peramalan, khususnya pada prediksi jangka panjang. Proses optimasi dilakukan dengan bantuan software Python melalui pendekatan *Grid Search Optimization*, yaitu dengan melakukan iterasi secara sistematis terhadap berbagai kombinasi parameter pemulusan dan *damping factor* guna memperoleh model dengan tingkat kesalahan peramalan paling rendah. Berdasarkan hasil iterasi pada metode *Holt-Winters Additive*, diperoleh kombinasi parameter terbaik dengan panjang musim ( $s$ ) sebesar 3, parameter pemulusan  $\alpha = 0,6$  untuk komponen level,  $\beta = 0,8$  untuk komponen tren, dan  $\gamma = 0,1$  untuk komponen musiman, dan parameter *damping factor*  $\phi = 0,48$ ; yang berfungsi untuk meredam pengaruh tren secara bertahap sehingga proyeksi penjualan jangka panjang menjadi lebih stabil, realistis, dan tidak menghasilkan prediksi yang terlalu ekstrem. Nilai *damping factor* tersebut diperoleh dari proses iterasi *Grid Search Optimization* yang menguji beberapa kombinasi parameter secara menyeluruh dengan total 54 iterasi pengujian. Hasil sampel hasil iterasi tersebut dapat dilihat pada tabel 6.

**Tabel 6.** Hasil Peramalan *Damped* menggunakan  $\phi = 0,48$ ;  $s = 3$ ;  $\alpha = 0,6$ ;  $\beta = 0,8$ ; dan  $\gamma = 0,1$

Periode	aktual P1	Peramalan P1	Aktual P2	Peramalan P2	Aktual P3	Peramalan P3	Aktual P4	Peramalan P4
Jan-25	800		765		1200		640	
Feb-25	890		680		1250		578	
Mar-25	967		650		1289		550	
Apr-25	865	593	790	609	1195	817	610	460
Mei-2025	869	563	800	540	1148	705	660	430
Jun-25	830	564	870	634	1100	725	715	524
Jul-25	852	585	910	731	1087	773	687	556
Agst-2025	894	715	980	740	1120	869	639	463
Sep-25	954	758	867	662	1190	926	596	418
Okt-2025	900	662	800	592	1206	919	630	471
Nov-25	875	668	863	589	1230	952	690	512
Des-2025	859	637	835	625	1264	964	721	568
<b>MAPE</b>		<b>27,4%</b>		<b>25,9%</b>		<b>28%</b>		<b>26,1%</b>

Berdasarkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada tabel 6 yang merupakan hasil implementasi metode *Holt-Winters additive* dengan parameter *damped*, dapat disimpulkan bahwa penerapan faktor peredam ( $\phi = 0,48$ ) pada kombinasi parameter yang digunakan belum mampu meningkatkan akurasi model secara optimal. Hal ini terlihat dari nilai MAPE yang masih cukup tinggi, yaitu sebesar 27,4% pada P1, 25,9% pada P2, 28% pada P3, dan 26,1% pada P4. Tingginya nilai kesalahan tersebut menunjukkan bahwa proses peredaman tren justru menyebabkan model kurang responsif terhadap perubahan data aktual, sehingga menghasilkan deviasi yang signifikan antara nilai aktual dan hasil peramalan. Dengan kata lain, penggunaan parameter *damped* dalam konfigurasi ini cenderung menurunkan kemampuan model dalam menangkap dinamika tren dan pola musiman pada data penjualan. Oleh karena itu, diperlukan penyesuaian nilai parameter, khususnya pada faktor *damping* ( $\phi$ ) maupun parameter pemulusan lainnya, agar model dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan representatif. Sehingga akan dilakukan pemodelan lain dengan menggunakan faktor peredam ( $\phi = 0,98$ ) untuk mendapatkan deviasi yang lebih rendah.



**Gambar 5.** Visualisasi Hasil Peramalan *Damped* menggunakan  $\phi = 0,48$ ;  $s = 3$ ;  $\alpha = 0,6$ ;  $\beta = 0,8$ ; dan  $\gamma = 0,1$

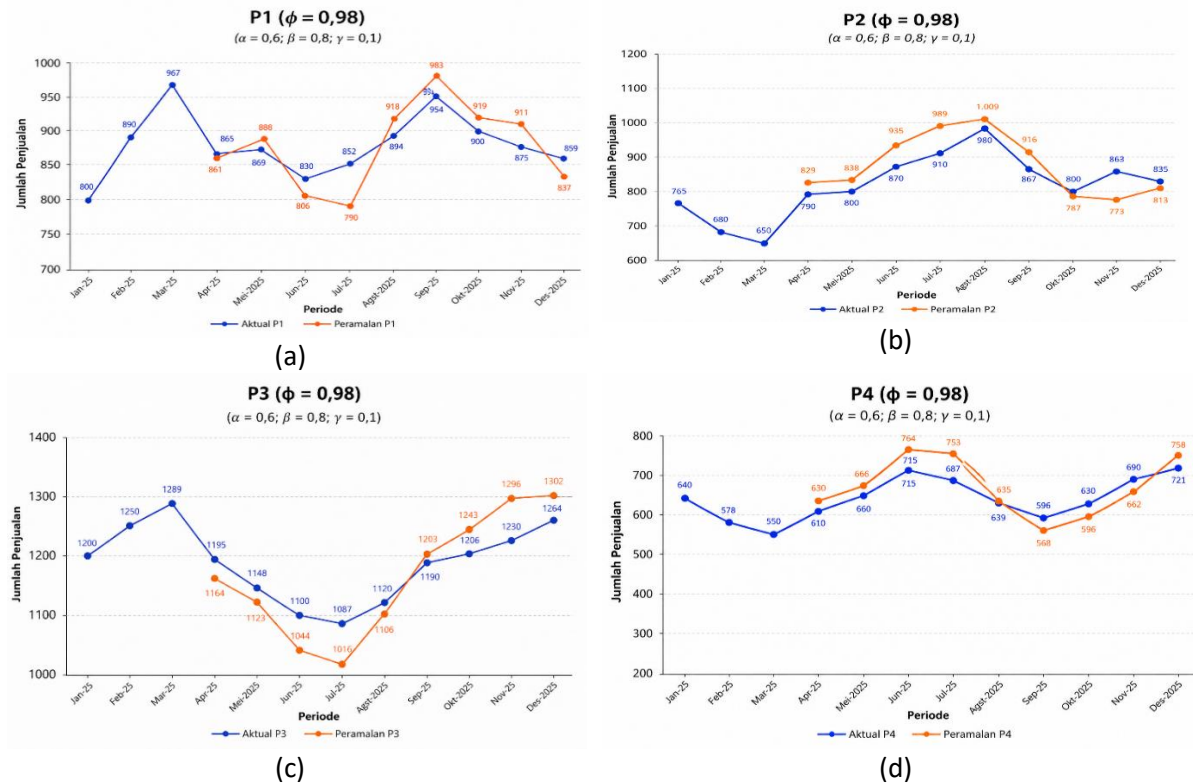
Berdasarkan visualisasi perbandingan antara data aktual dan hasil peramalan pada produk P1, P2, P3, dan P4 pada gambar 5 menggunakan metode *Holt-Winters Additive* dengan *damped parameter*  $\phi = 0,48$ , terlihat bahwa model mampu mengikuti pola perubahan penjualan secara umum, namun hasil peramalan masih menunjukkan selisih yang cukup besar terhadap data aktual pada beberapa periode. Garis prediksi memang memiliki arah yang sejalan dengan pola data aktual, tetapi jarak antara kedua garis masih terlihat signifikan, khususnya pada produk P2, P3, dan P4. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa nilai *damped parameter* yang digunakan belum sepenuhnya optimal dalam merepresentasikan dinamika data penjualan. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan *damping factor*  $\phi = 0,48$  menyebabkan pengaruh tren pada model menjadi terlalu teredam sehingga hasil prediksi cenderung lebih rendah dibandingkan data aktual, terutama pada periode ketika terjadi peningkatan penjualan yang cukup tajam.

**Tabel 7.** Hasil Peramalan *Damped* menggunakan  $\phi = 0,98$ ;  $s = 3$ ;  $\alpha = 0,6$ ;  $\beta = 0,8$ ; dan  $\gamma = 0,1$

Periode	aktual P1	Peramalan P1	Aktual P2	Peramalan P2	Aktual P3	Peramalan P3	Aktual P4	Peramalan P4
Jan-25	800		765		1200		640	
Feb-25	890		680		1250		578	
Mar-25	967		650		1289		550	
Apr-25	865	848	790	819	1195	1147	610	621
Mei-2025	869	871	800	822	1148	1100	660	653
Jun-25	830	791	870	918	1100	1024	715	750
Jul-25	852	778	910	974	1087	1001	687	742
Agst-2025	894	907	980	994	1120	1093	639	625
Sep-25	954	971	867	902	1190	1189	596	559
Okt-2025	900	906	800	775	1206	1227	630	589
Nov-25	875	898	863	762	1230	1278	690	654
Des-2025	859	825	835	802	1264	1283	721	748
<b>MAPE</b>		<b>2,9%</b>		<b>4,8%</b>		<b>4%</b>		<b>4,4%</b>

Tabel 7 dan gambar 6 merepresntasikan bahwa nilai MAPE pada model ini relatif rendah yaitu sebesar 2,9% pada produk P1, 4,8% pada P2, 4% pada P3, dan 4,4% pada P4. Hal ini mengindikasikan bahwa penerapan parameter *damped* terbukti mampu menjaga kestabilan tren tanpa mengurangi sensitivitas model terhadap

perubahan data, sehingga menghasilkan prediksi yang lebih realistis. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi parameter yang digunakan telah optimal dan efektif dalam meningkatkan performa model peramalan pada data penjualan multi produk UMKM.



**Gambar 6.** Visualisasi Hasil Peramalan *Damped* menggunakan  $\phi = 0,98$ ;  $s = 3$ ;  $\alpha = 0,6$ ;  $\beta = 0,8$ ; dan  $\gamma = 0,1$

### 3.3 Pengujian Akurasi Model

Pengujian akurasi model dilakukan dengan membandingkan metode *Holt-Winters additive* dan *Holt-Winters damped* menggunakan variasi parameter yang berbeda dengan menggunakan persamaan (10). Berdasarkan proses pengujian yang dilakukan menggunakan Python, optimasi parameter pada metode *Holt-Winters Additive* dilakukan melalui evaluasi beberapa kombinasi nilai  $\alpha$  (*level*),  $\beta$  (*trend*),  $\gamma$  (*seasonal*), dan  $\phi$  (*damped parameter*). Implementasi dilakukan menggunakan library *statsmodels* untuk membangun metode *Holt-Winters* serta *pandas* dan *numpy* untuk pengolahan data. Setiap kombinasi parameter diuji secara sistematis, kemudian hasil peramalan dibandingkan dengan data aktual untuk menghitung nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

**Tabel 8.** Hasil Komparasi Nilai MAPE untuk Pengujian Model

	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$	$\phi$	MAPE
<i>Holt-Winter Additive</i>	0,1	0,4	0,8	-	9,40%
<i>Holt-Winter Additive</i>	0,6	0,8	0,1	-	4,10%
<i>HW Additive Damped</i>	0,6	0,8	0,1	0,48	26,70%
<b><i>HW Additive Damped</i></b>	<b>0,6</b>	<b>0,8</b>	<b>0,1</b>	<b>0,98</b>	<b>3,90%</b>

Berdasarkan hasil sampel pengujian yang dilakukan sesuai tabel 8, metode *Holt-Winters additive* dengan parameter  $\alpha = 0,6$ ;  $\beta = 0,8$ ; dan  $\gamma = 0,1$  menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan kombinasi parameter lainnya dengan nilai MAPE sebesar 4,10%. Namun demikian, ketika pendekatan *damped trend* diterapkan dengan nilai  $\phi = 0,98$ , tingkat akurasi model meningkat dengan MAPE terendah sebesar 3,90%. Sebaliknya, penggunaan nilai  $\phi = 0,48$  menghasilkan MAPE yang sangat tinggi, yaitu 26,70%. Hal ini menunjukkan bahwa pemilihan parameter, khususnya nilai  $\phi$ , sangat berpengaruh terhadap kualitas dan stabilitas hasil peramalan. Jika dibandingkan penelitian serupa sebelumnya dengan pola data serupa menggunakan ARIMA dengan MAPE sebesar 11.766% dan metode *Holt-Winters* adalah sebesar 5.131%, maka penelitian ini memiliki tingkat kesalahan yang lebih rendah. Hasil tersebut menunjukkan bahwa implementasi metode *Holt-Winters Additive* dengan optimasi *damped parameter* melalui *Grid Search Optimization* mampu meningkatkan akurasi dan stabilitas model peramalan pada data penjualan UMKM yang bersifat fluktuatif dan musiman.

Selain itu, kombinasi parameter  $\alpha = 0,6$ ;  $\beta = 0,8$ ;  $\gamma = 0,1$ ; dan  $\phi = 0,98$  dipilih sebagai model terbaik karena menghasilkan nilai MAPE terendah sebesar 3,90%, sehingga mampu memberikan prediksi yang paling mendekati data aktual. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model dapat menangkap pola level, tren, dan musiman secara optimal, sedangkan nilai  $\phi = 0,98$  mampu menjaga pengaruh tren tetap stabil tanpa menghasilkan prediksi yang terlalu ekstrem. Sebaliknya, penggunaan  $\phi = 0,48$  menghasilkan MAPE sebesar 26,70%, yang menunjukkan bahwa redaman tren terlalu kuat sehingga model kurang mampu mengikuti pola penjualan aktual. Secara praktis, nilai MAPE 3,90% mengindikasikan tingkat akurasi peramalan yang sangat baik dengan rata-rata kesalahan prediksi yang rendah, sehingga dapat membantu UMKM dalam menentukan jumlah stok yang lebih tepat, mengurangi risiko *overstock* maupun *stockout*, serta mendukung perencanaan produksi dan pengelolaan persediaan yang lebih efisien dan berbasis data.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian terhadap data penjualan multi produk Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) periode Januari–Desember 2025, metode *Holt-Winters Additive* terbukti mampu memodelkan pola *time series* yang mengandung komponen level, tren, dan musiman secara cukup akurat. Pengolahan data dilakukan menggunakan software Python dengan pendekatan *Grid Search Optimization* untuk memperoleh kombinasi parameter terbaik secara sistematis. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Holt-Winters Additive* tanpa *damped trend* dengan parameter  $\alpha = 0,6$ ,  $\beta = 0,8$ , dan  $\gamma = 0,1$  menghasilkan nilai MAPE sebesar 4,10%, yang menunjukkan tingkat akurasi yang baik. Selanjutnya, penerapan *damped trend* menghasilkan performa yang berbeda pada setiap nilai *damping factor*. Penggunaan  $\phi = 0,48$  menghasilkan nilai MAPE sebesar 26,70%, yang menunjukkan bahwa proses peredaman tren terlalu besar sehingga model kurang mampu mengikuti pola data aktual dan menghasilkan jarak prediksi yang cukup signifikan terhadap data riil. Sebaliknya, ketika nilai  $\phi$  ditingkatkan menjadi 0,98, model menghasilkan nilai MAPE terendah sebesar 3,90%, sehingga menunjukkan bahwa parameter tersebut mampu menjaga kestabilan tren tanpa mengurangi sensitivitas model terhadap perubahan penjualan. Hasil ini menunjukkan bahwa *damping factor* memiliki pengaruh signifikan terhadap performa model dalam mengendalikan proyeksi tren jangka panjang agar tetap realistis dan adaptif. Dibandingkan penelitian terdahulu yang umumnya hanya berfokus pada optimasi parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$ , penelitian ini memberikan kontribusi melalui penerapan optimasi *damped parameter* pada metode *Holt-Winters Additive* untuk data penjualan UMKM multi produk. Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan karena jumlah data historis relatif pendek dan hanya menggunakan satu pendekatan optimasi, sehingga penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data yang lebih panjang serta membandingkannya dengan metode berbasis *machine learning*.

#### REFERENCES

- [1] M. Zulvikri, "Sinergi UMKM Dan Ekonomi Indonesia: Sebuah Kajian Komprehensif Sebuah Perspektif Dan Implikasi," *Jurnal Manajemen Bisnis Era Digital*, vol. 1, no. 2, p. 255–265, 2024.
- [2] I. Mohamad, A. Abdurrohman, U. Agus and I. N. M., "TINJAUAN SISTEMATIS TENTANG STRATEGI, TANTANGAN, DAN PENINGKATAN DAYA SAING UMKM DI INDONESIA," *COSTING : Journal of Economic, Bussines and Accounting*, vol. 8, no. 5, p. 1021–1029, 2025.
- [3] E. F. fatmawati and E. Sudarmilah, "Forecasting Permintaan Persediaan Berbasis Long Short-Term Memory untuk Penentuan Safety Stock dan Reorder Point," *JSON*, vol. 7, no. 3, p. 1131–1144, 2026.
- [4] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, Australia: OTexts, 2021.
- [5] A. C. Harvey, *Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter*, reprint ed. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 2021.
- [6] R. M. Binoto, S. Sudarwanto and V. M. Santi, "Damped Trend Exponential Smoothing and Holt-Winters in Forecasting the Number of Airplane Passengers at Kualanamu Airport," *PIJMath*, vol. 4, no. 1, p. 29–40, 2025.
- [7] A. Widodo and A. A. Chamid, "Peramalan Penjualan Genteng Menggunakan Metode Holt–Winters Exponential Smoothing," *J. Sitech Sist. Inf. dan Teknologi*, vol. 8, no. 2, p. 291–302, 2025.
- [8] A. Ahmadpour, P. H. Jou and S. H. Mirhashemi, "Comparison of classic time series and artificial intelligence models, various Holt-Winters hybrid models in predicting the monthly flow discharge in Marun dam reservoir," *Applied Water Science*, vol. 13, no. 141, p. 1–8, 2023.
- [9] S. Sawalha and G. Al-Naymat, "An Adaptive Holt–Winters Model for Seasonal Forecasting of Internet of Things (IoT) Data Streams," *IoT*, vol. 6, no. 3, p. 39, 2025.
- [10] H. Sulaiman, D. Ekawati and R. W. Yanti, "Peramalan Nilai Inflasi di Indonesia Menggunakan Double Exponential Smoothing dan Triple Exponential Smoothing," *j. variansi*, vol. 7, no. 1, p. 75–82, 2025.

- [11] C. V. Shakila and K. B. Shaik, "Boosting time series forecasting accuracy with Holt-Winters," *Discover Applied Sciences*, vol. 7, no. 1442, 2025.
- [12] D. W. Putra, A. F. Setiawan and N. Vendyansyah, "Peramalan Curah Hujan Menggunakan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing," *josh*, vol. 7, no. 2, p. 360–370, 2026.
- [13] Y. N. Faiza, S. Suparti and A. R. Hakim, "PERAMALAN HARGA BERAS DI INDONESIA MENGGUNAKAN METODE HOLT-WINTERS ADDITIVE EXPONENTIAL SMOOTHING DENGAN OPTIMASI GOLDEN SECTION," *Jurnal Gaussian*, vol. 14, no. 2, p. 257–268, 2025.
- [14] I. R. Amalia, T. widiharih and T. Tarno, "HOLT WINTERS EXPONENTIAL SMOOTHING UNTUK MERAMALKAN PRODUK DOMESTIK BRUTO DI INDONESIA," *Jurnal Gaussian*, vol. 13, no. 1, p. 219–229, 2024.
- [15] L. Lathifah and D. agustina, "ADDITIVE HOLT-WINTERS METHOD FOR FORECASTING GROSS REGIONAL DOMESTIC PRODUCT AT CONSTANT PRICES OF EXPENDITURE OF WEST SUMATRA," *BAREKENG: J. Math. & App.*, vol. 18, no. 4, p. 2737–2746, 2024.
- [16] A. Zevallos-Aquije, A. Maravi-Cardenas, R. A. Salas-Bolaños and A. Zevallos-Aquije, "Holt-Winters Additive Model to Forecasting Academic Performance: A Case of Middle School," *IJLT*, vol. 11, no. 3, p. 154–158, 2025.
- [17] W. Maulidiyah and A. Fauzy, "Perbandingan Metode Peramalan Double Exponential Smoothing with Damped Parameter dan Autoregressive Integrated Moving Average (Studi Kasus: Data Volume Penjualan Bunga Krisan di Pasar Bunga Rawa Belong DKI Jakarta Tahun 2018-2022)," *Emerging Statistics and Data Science Journal*, vol. 1, no. 3, p. 361–377, 2023.
- [18] A. Mutiara and M. H. S. Kurniawan, "Penerapan Metode ARIMA dan Double Exponential Smoothing with Damped Parameter Untuk Memprediksi Jumlah Keberangkatan Penumpang Pesawat Komersial di Jawa Tengah Pada Tahun 2022-2023," *Emerging Statistics and Data Science Journal*, vol. 1, no. 1, p. 57–69, 2023.
- [19] A. Hidayatullah, D. Wulandari and N. W. Ramadhani, "PENGUNAAN PREDIKSI AKURASI FORECASTING MENGGUNAKAN METODE ARIMA DAN HOLT-WINTERS PADA PENJUALAN (STUDI EMPIRIS PADA PT. KARUNIA ALAM SEGAR TAHUN 2020-2024)," *EJATSM*, vol. 5, no. 3, p. 145–158, 2025.
- [20] H. Ahaggach, L. Abrouk and E. Lebon, "Systematic Mapping Study of Sales Forecasting: Methods, Trends, and Future Directions," *Forecasting*, vol. 6, no. 3, p. 502–532, 2024.