



## PENENTUAN NILAI TERKECIL *ROOT MEAN SQUARED ERROR* (RMSE) METODE *HOLT-WINTERS EXPONENTIAL SMOOTHING* PADA EKSPOR KOPI TUJUAN JERMAN

Wahyu Nur Achmadin<sup>1\*</sup>, Dwi Agustin Retnowardani<sup>2</sup>, Dewi Mashitasari<sup>3</sup>, Fita Fatimah<sup>4</sup>, Indah Noor Dwi Kusuma Dewi<sup>5</sup>

Program Studi Statistik, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas PGRI Argopuro Jember<sup>1,2,3,4</sup>  
Program Studi Teknik Mesin, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Panca Marga Probolinggo<sup>5</sup>

\*Email: [wahyu.achmadin@gmail.com](mailto:wahyu.achmadin@gmail.com)\*

**Abstrak**– Penelitian ini mengkaji dinamika ekspor kopi dari Indonesia ke Jerman dengan menerapkan metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* untuk proses peramalan. Fokus penelitian hanya akan dibatasi pada penentuan nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) terkecil. Tujuan utama penelitian adalah memberikan pemahaman yang mendalam mengenai tren, pola musiman, dan kinerja keseluruhan ekspor kopi dari tahun 2000 hingga 2022. Penelitian uji efektivitas berbagai kombinasi parameter ( $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$ ) menggunakan data yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Indonesia yang kemudian diimplementasikan pada metode *Holt-Winters* untuk mendapatkan prediksi yang akurat. Penelitian mempertimbangkan berbagai faktor dengan menyesuaikan nilai-nilai parameter ini dalam kisaran 0,1 hingga 0,9 untuk meminimalkan nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE). Melalui visualisasi grafis dan analisis statistik, penelitian mengidentifikasi kombinasi parameter optimal yang menghasilkan RMSE terendah, yang menunjukkan prediksi yang paling akurat dalam peramalan.

**Kata Kunci**–*Ekspor, Holt - Winters Exponential Method, Kopi, Root Mean Squared Error (RMSE)*

### I. PENDAHULUAN

Metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* merupakan salah satu teknik yang

digunakan untuk melakukan peramalan terhadap data *time series* yang menunjukkan adanya tren dan musim. Metode ini merupakan pengembangan dari teknik *Holt* dan *Winters* [1], [2].

Dalam penerapan *Holt-Winters Exponential Smoothing*, terdapat tiga komponen utama yang digunakan untuk meramalkan data, yaitu *level*, *trend*, dan *seasonal* (musiman)[3], [4], [5].

*Level*, *trend*, dan *musiman* merupakan komponen-komponen utama dalam metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* yang digunakan untuk meramalkan data *time series*. *Level* merupakan estimasi rata-rata dari data historis, *trend* mengindikasikan arah perubahan data dari waktu ke waktu, sedangkan *musiman* adalah pola perubahan data yang bersifat periodik dalam satu periode tertentu.

Metode ini menggunakan tiga parameter utama, yaitu  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$ , untuk mengontrol pengaruh dari tingkat, tren, dan musiman dalam peramalan.

Dengan mempertimbangkan ketiga komponen tersebut, *Holt-Winters Exponential Smoothing* mampu memberikan prediksi yang lebih akurat untuk data *time series* yang memiliki tren dan musim.

Meskipun memiliki keunggulan dalam menangani data *time series* yang kompleks dengan tren dan musim, metode ini juga

memiliki kelemahan. Salah satunya adalah kebutuhan untuk menyesuaikan parameter secara optimal, yang sering memerlukan waktu dan upaya untuk menemukan kombinasi parameter yang tepat guna menghasilkan prediksi yang akurat.

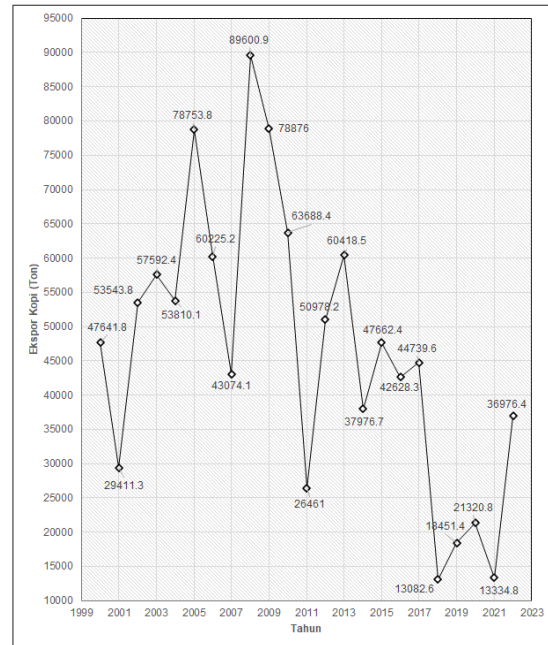
Telah terdapat banyak peneliti yang telah menginvestigasi serta mendalami penerapan metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* dalam konteks peramalan. Metode ini menjadi subjek penelitian yang diminati karena kemampuannya dalam menangani data time series yang memiliki tren dan musim dengan efektif. Penelitian-penelitian sebelumnya telah menunjukkan beragam aplikasi serta pengaturan parameter yang berbeda-beda [3], [6], [7], [8], [9], [10], [11], [12], menjadikan metode ini sebagai fokus utama dalam studi peramalan. Peneliti-peneliti telah berupaya untuk meningkatkan pemahaman kita terhadap metode ini, menjelajahi berbagai aspeknya dan mengevaluasi kinerja serta kecocokannya dalam berbagai konteks aplikasi yang berbeda.

Untuk mencapai hasil peramalan yang optimal, penting untuk menentukan nilai  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  yang sesuai. Penentuan nilai-nilai ini biasanya didasarkan pada minimisasi kesalahan yang dihasilkan dari perhitungan ketiga komponen tersebut. Penelitian ini menggunakan data yang berasal dari Badan Pusat Statistik Indonesia sebagai objek penelitian. Rentang nilai  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  yang digunakan dalam penelitian ini adalah antara 0,1 hingga 0,9.

## II. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini mengambil titik berat pada analisis data ekspor kopi yang secara spesifik ditujukan kepada pasar Jerman, menggali berbagai aspek dari dinamika perdagangan kopi antara tahun 2000 hingga 2022 pada Gambar 1. Rentang waktu yang luas ini memberikan kesempatan bagi peneliti untuk memeriksa tren jangka panjang, fluktuasi musiman, dan perubahan kebijakan yang mungkin memengaruhi pola ekspor. Dengan memperoleh wawasan mendalam dalam kurun waktu yang panjang ini, penelitian ini

diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih komprehensif tentang faktor-faktor yang mempengaruhi ekspor kopi ke Jerman, serta implikasinya bagi pasar kopi global secara keseluruhan.



**Gambar 1.** Nilai ekspor kopi tujuan Jerman

Proses perhitungan nilai RMSE melibatkan langkah-langkah yang terstruktur dan menggunakan rumus akar kuadrat dari MSE (*Mean Squared Error*) sebagai metrik evaluasi dalam metode *Holt-Winters Exponential Smoothing*. Langkah-langkah ini mencakup penghitungan MSE terlebih dahulu, yang melibatkan pembagian jumlah selisih kuadrat antara nilai prediksi dan nilai aktual dengan jumlah observasi.

$$MSE = \frac{\sum y_t - \hat{y}_t}{n} \quad (1)$$

Selanjutnya, nilai MSE tersebut diakarkan untuk mendapatkan RMSE, yang memberikan ukuran rata-rata dari kesalahan prediksi dalam satuan yang sama dengan data aslinya.

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{y_t - \hat{y}_t}{n}\right)} \quad (2)$$

Proses ini memungkinkan penilaian yang lebih rinci terhadap akurasi prediksi dari model *Holt-Winters Exponential Smoothing*,

membantu dalam evaluasi kinerja dan penyesuaian yang diperlukan.

Dengan rumus Level:

$$L_t = \alpha \times \left(\frac{y_t}{S_{t-s}}\right) + (1 - \alpha) \times (L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (3)$$

Dan kemudian menggunakan rumus trend sebagai berikut.

$$T_t = \beta \times (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) \times (T_{t-1}) \quad (4)$$

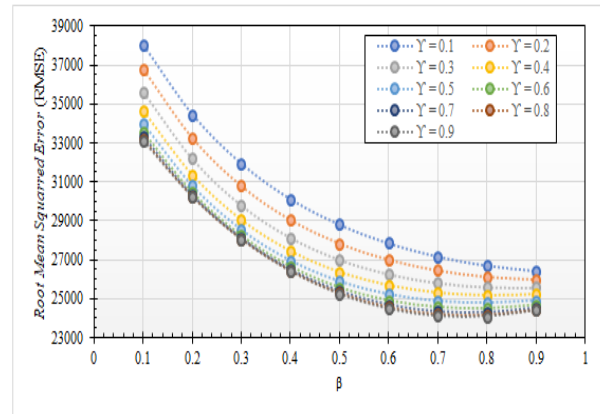
Selanjutnya menggunakan komponen seasonal sebagai berikut.

$$S_t = \gamma \times \left(\frac{y_t}{L_t}\right) + (1 - \gamma) \times (S_{t-s}) \quad (5)$$

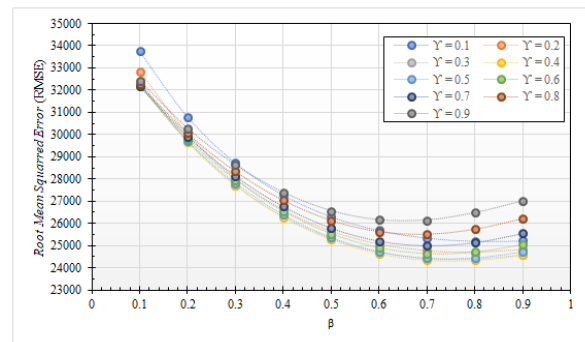
Dari hasil perhitungan yang digabungkan, penelitian ini memutuskan untuk mengubah nilai-nilai setiap komponen  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  dalam rentang yang cukup luas, dimulai dari 0,1 hingga 0,9. Pengambilan nilai-nilai ini dilakukan secara sistematis dan berulang, dengan tujuan untuk mengeksplorasi berbagai kemungkinan kombinasi parameter dan melihat bagaimana perubahan nilai-nilai tersebut memengaruhi akurasi peramalan. Pendekatan ini memberikan fleksibilitas dalam menyesuaikan model dengan data yang digunakan, serta memungkinkan peneliti untuk menemukan konfigurasi parameter yang paling sesuai dengan karakteristik data ekspor kopi ke Jerman selama periode yang diteliti.

Hasil analisis tersebut kemudian disajikan dalam bentuk grafik yang jelas dan terstruktur, memfasilitasi pengamatan terhadap setiap detail dan pola yang mungkin terjadi seperti yang ditampilkan pada gambar di bawah. Melalui penyajian visual ini, tujuannya adalah untuk memberikan kejelasan dalam menangkap setiap kesalahan yang mungkin terjadi, bahkan yang sangat kecil sekalipun. Dengan demikian, penggunaan grafik bertujuan untuk memastikan bahwa setiap peramalan dapat mencapai hasil yang optimal dengan meminimalkan nilai kesalahan dalam perhitungannya. Pendekatan

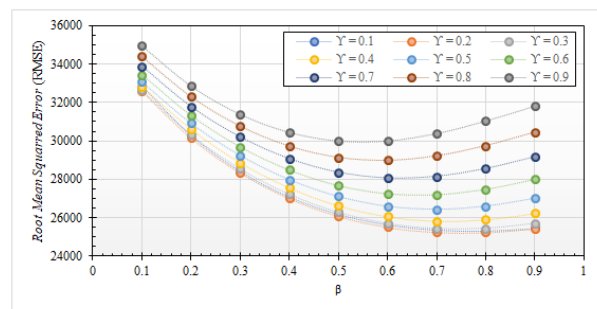
ini penting untuk menghadirkan gambaran yang lebih komprehensif dan intuitif terhadap performa peramalan, sehingga memungkinkan adopsi keputusan yang lebih tepat dan efisien dalam pengelolaan ekspor kopi ke Jerman.



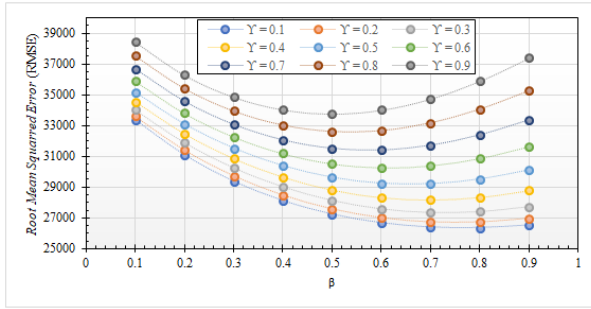
Gambar 1. Nilai RMSE pada saat  $\alpha = 0,1$



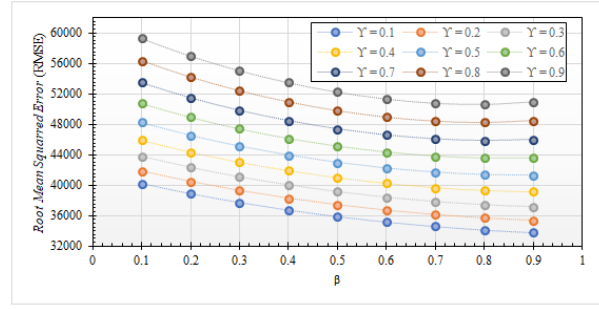
Gambar 2. Nilai RMSE pada saat  $\alpha = 0,2$



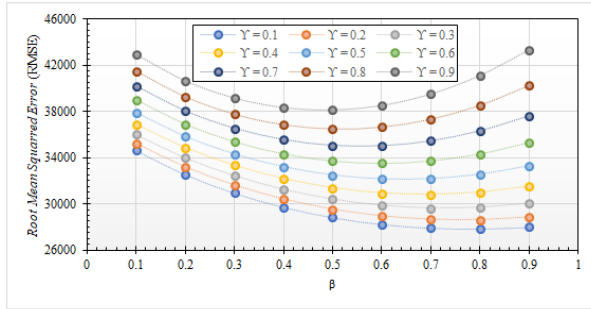
Gambar 3. Nilai RMSE pada saat  $\alpha = 0,3$



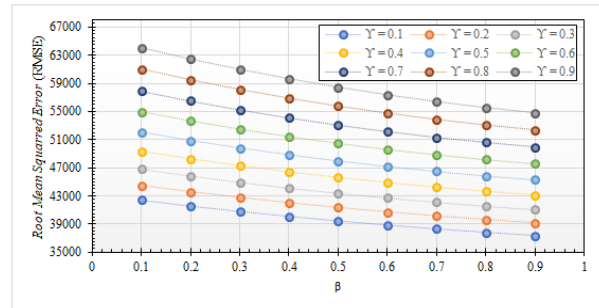
**Gambar 4.** Nilai RMSE pada saat  $\alpha = 0,4$



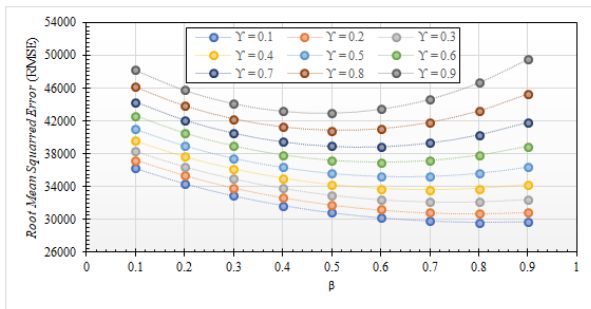
**Gambar 8.** Nilai RMSE pada saat  $\alpha = 0,8$



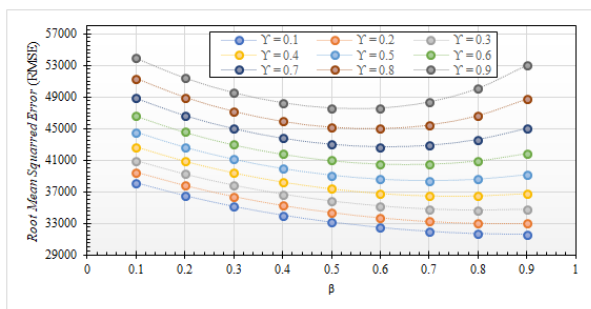
**Gambar 5.** Nilai RMSE pada saat  $\alpha = 0,5$



**Gambar 9.** Nilai RMSE pada saat  $\alpha = 0,9$



**Gambar 6.** Nilai RMSE pada saat  $\alpha = 0,6$



**Gambar 7.** Nilai RMSE pada saat  $\alpha = 0,7$

Ilustrasi yang tercantum di atas adalah hasil dari serangkaian perhitungan RMSE yang dilakukan dengan memvariasikan nilai  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$ . Pada gambar pertama, grafik tersebut menampilkan komponen dengan nilai  $\alpha$  yang diamankan pada 0,1, sedangkan nilai  $\beta$  dan  $\gamma$  divariasikan dari 0,1 hingga 0,9. Skenario yang serupa diamati pada gambar-gambar berikutnya, di mana nilai-nilai komponen yang lain juga diperagakan dalam kisaran yang sama. Pendekatan ini memberikan pandangan yang komprehensif terhadap bagaimana variasi dalam parameter-parameter tersebut mempengaruhi akurasi peramalan dan membantu dalam menentukan kombinasi parameter yang paling optimal.

Dari setiap komponen yang memiliki nilai  $\alpha$  yang konsisten, dilakukan evaluasi terhadap rentang nilai yang bervariasi dari 0,1 hingga 0,9. Kemudian, nilai terkecil dipilih dari rentang tersebut sebagai hasilnya. Selanjutnya, hasil tersebut direkap dalam tabel yang disajikan di bawah ini, dengan tujuan untuk memfasilitasi perbandingan serta analisis lebih mendalam terhadap pengaruh nilai  $\alpha$  yang berbeda terhadap hasil peramalan. Penyajian data ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih

komprehensif tentang bagaimana pengaturan parameter ini mempengaruhi akurasi dan keandalan peramalan dalam konteks penelitian ini.

**Tabel 1.** Nilai RMSE terkecil tiap komponen

| RMSE terkecil | $\alpha$ | $\beta$ | $\gamma$ |
|---------------|----------|---------|----------|
| 24,102.46     | 0.1      | 0.9     | 0.8      |
| 24,341.47     | 0.2      | 0.4     | 0.8      |
| 25,239.32     | 0.3      | 0.2     | 0.8      |
| 26,359.39     | 0.4      | 0.1     | 0.8      |
| 27,856.60     | 0.5      | 0.1     | 0.8      |
| 29,646.09     | 0.6      | 0.1     | 0.8      |
| 31,580.52     | 0.7      | 0.1     | 0.9      |
| 33,801.84     | 0.8      | 0.1     | 0.9      |
| 37,365.88     | 0.9      | 0.1     | 0.9      |

Melalui analisis data yang terdapat dalam Tabel 1, disimpulkan bahwa nilai RMSE yang paling rendah ditemukan ketika  $\alpha$  memiliki nilai 0,1, sedangkan untuk  $\beta$  adalah 0,9, dan untuk  $\gamma$  adalah 0,8. Pada konfigurasi ini, nilai RMSE mencapai angka 24,102.46. Temuan ini menunjukkan bahwa kombinasi parameter tertentu memiliki dampak yang signifikan dalam mengoptimalkan akurasi peramalan, dengan hasil yang mengindikasikan konsistensi dan kestabilan prediksi model. Informasi ini dapat menjadi landasan penting dalam pengambilan keputusan yang berkaitan dengan perencanaan dan strategi di bidang ekspor kopi ke Jerman.

### III. KESIMPULAN

Setelah menganalisis data, disimpulkan bahwa nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) terendah terjadi ketika  $\alpha$  ditetapkan pada 0,1, sedangkan untuk  $\beta$  dan  $\gamma$  memiliki nilai masing-masing 0,9 dan 0,8. Pada konfigurasi ini, RMSE mencapai angka 24,102.46. Temuan ini menyoroti pentingnya memilih parameter yang tepat dalam merancang model peramalan yang akurat. Implikasinya menunjukkan bahwa penyesuaian yang cermat terhadap parameter-parameter ini dapat menghasilkan prediksi yang konsisten dan stabil. Hasil ini

memberikan landasan yang kuat bagi pengambilan keputusan terkait strategi dan perencanaan di sektor ekspor kopi ke Jerman. Informasi yang diperoleh dari analisis ini dapat menjadi panduan berharga dalam mengoptimalkan kinerja peramalan serta mengelola risiko yang terkait dengan pasar ekspor kopi secara efektif.

### REFERENSI

- [1] M. C. F. Pleños, "Time Series Forecasting Using Holt-Winters Exponential Smoothing: Application to Abaca Fiber Data," *Zeszyty Naukowe SGGW w Warszawie - Problemy Rolnictwa Światowego*, vol. 22, no. 2, hlm. 17–29, Jun 2022, doi: 10.22630/prs.2022.22.2.6.
- [2] L. Caspah, "Modelling and Forecasting Inflation Rate in Kenya Using SARIMA and Holt-Winters Triple Exponential Smoothing," *American Journal of Theoretical and Applied Statistics*, vol. 6, no. 3, hlm. 161, 2017, doi: 10.11648/j.ajtas.20170603.15.
- [3] I. Efrilia, "Comparison Of ARIMA And Exponential Smoothing Holt-Winters Methods For Forecasting CPI In The Tegal City, Central Java," *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, vol. 19, no. 02, hlm. 97–106, 2021.
- [4] N. Andriani, S. Wahyuningsih, dan M. Siringoringo, "Application of Double Exponential Smoothing Holt and Triple Exponential Smoothing Holt-Winter with Golden Section Optimization to Forecast Export Value of East Borneo Province," *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, vol. 18, no. 3, hlm. 475–483, Mei 2022, doi: 10.20956/j.v18i3.17492.
- [5] N. N. Aini, A. Iriany, W. H. Nugroho, dan F. L. Wibowo, "Comparison of Adaptive Holt-Winters Exponential Smoothing and Recurrent Neural Network Model for Forecasting Rainfall in Malang City," *ComTech: Computer, Mathematics and Engineering Applications*, vol. 13, no.

- 2, hlm. 87–96, Nov 2022, doi: 10.21512/comtech.v13i2.7570.
- [6] F. R. Hariri dan J. E. W. Prakasa, “Chicken Menu Sales Forecasting System Using Multiplicative Holt-Winters Triple Exponential Smoothing,” *MATICS: Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, vol. 15, no. 1, hlm. 8–14, 2023, doi: <https://dx.doi.org/10.18860/mat.v15i1.21103>.
- [7] A. N. Febriyanti dan N. A. K. Rifai, “Metode Triple Exponential Smoothing Holt-Winters untuk Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Jawa,” *Bandung Conference Series: Statistics*, vol. 2, no. 2, hlm. 152–158, Jul 2022, doi: 10.29313/bcss.v2i2.3560.
- [8] Y. J. Siregar, R. Hartono, dan A. E. Hardana, “Peramalan Harga Cabai Rawit di Kota Malang dengan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing,” *Agricore: Jurnal Agribisnis dan Sosial Ekonomi Pertanian*, vol. 6, no. 2, hlm. 99–110, 2021.
- [9] S. A. Mendila, I. T. Utami, dan P. Kartikasari, “Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Jawa Menggunakan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing dan Fuzzy Time Series Markov Chain,” *Jurnal Gaussian*, vol. 12, no. 1, hlm. 104–115, Mei 2023, doi: 10.14710/j.gauss.12.1.104-115.
- [10] S. B. Atoyebi, M. F. Olayiwola, J. O. Oladapo, dan D. I. Oladapo, “Forecasting Currency in Circulation in Nigeria Using Holt-Winters Exponential Smoothing Method,” *South Asian Journal of Social Studies and Economics*, vol. 20, no. 1, hlm. 25–41, Jul 2023, doi: 10.9734/sajsse/2023/v20i1689.
- [11] D. Rahman, I. W. Sumarjaya, dan I. K. G. Sukarsa, “Perbandingan Peramalan Hasil Produksi Ikan Menggunakan Metode Permulusan Ekspensial Holt-Winters dan ARIMA,” *E-Jurnal Matematika*, vol. 7, no. 4, hlm. 371, Des 2018, doi: 10.24843/mtk.2018.v07.i04.p227.
- [12] N. P. Dewi dan I. Listiowarni, “Implementasi Holt-Winters Exponential Smoothing untuk Peramalan Harga Bahan Pangan di Kabupaten Pamekasan,” *Digital ZOne: Jurnal Teknologi Informasi & Komunikasi*, vol. 11, no. 2, hlm. 219–231, 2020, doi: 10.31849/digitalzone.v11i2.4797ICCS .