

Penerapan Metode *Triple Exponential Smoothing* Holt Winters dalam Meramalkan Jumlah Keberangkatan Penumpang Kapal di Pelabuhan Soekarno-Hatta Makassar

Muhammad Abdy^{*1}, Irwan², Mayangsari³

^{1,2,3}Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Makassar

e-mail: muh.abdy@unm.ac.id

Abstrak

Triple exponential smoothing Holt-Winters adalah suatu metode peramalan untuk data yang memiliki pola musiman dan memiliki dua cara perhitungan yaitu secara *additive* dan *multiplicative*. Penelitian ini bertujuan untuk memberikan informasi mengenai jumlah calon penumpang, agar pihak Pelindo (Pelabuhan Indonesia) dapat mempersiapkan atau melakukan penambahan jumlah kapal jika terjadinya suatu lonjakan jumlah penumpang. Metode yang tepat untuk meramalkan jumlah keberangkatan penumpang kapal di Pelabuhan Soekarno-Hatta Makassar untuk 12 bulan ke depan (Januari 2023 - Desember 2023) menggunakan metode *triple exponential smoothing Holt-Winters*. Pemilihan model terbaik berdasarkan hasil perbandingan nilai akurasi prakiraan MSE, RMSE dan MAD yang terkecil. Hasil peramalan pada penelitian ini menunjukkan model terbaik yang tepat untuk digunakan adalah model *additive* dengan nilai parameter $\alpha = 0.5778264$, $\beta = 0,06587121$, dan $\gamma = 1$ dengan tingkat nilai akurasi prakiraan MSE=161718521, RMSE=12583,6952 dan MAD=8584,4011 yang lebih rendah bila dibandingkan dengan model *Holt-Winters multiplicative*.

Kata Kunci—Jumlah Keberangkatan Penumpang, *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters Additive*, *Holt-Winters Multiplicative*.

1. PENDAHULUAN

1.1 Analisa Deret Berkala (Time Series)

Data runtun waktu adalah serangkaian data yang diukur atau diamati secara berurutan pada interval waktu yang konsisten, seperti harian, bulanan, atau tahunan. Peneliti menggunakan metode analisis data runtun waktu untuk menemukan pola yang dapat digunakan dalam peramalan (Subanar & Suhartono, 2009). Wahyu dan Hendrik (2023) menyatakan bahwa model time series sering digunakan untuk peramalan, dengan dua teori utama: *smoothing* dan *decomposition*. *Smoothing* menjumlahkan nilai ramalan sebelumnya dan kesalahan antara nilai aktual dan nilai ramalan, sementara *decomposition* membagi data waktu menjadi komponen trend, cyclical, seasonal, dan random effects.

1.2 Peramalan

Menurut Sumayang (2003), peramalan adalah perhitungan objektif yang menggunakan data masa lalu untuk menentukan sesuatu di masa depan. Subagyo (2002) menyatakan bahwa peramalan bertujuan untuk memprediksi permintaan item-item independent demand di masa depan. Gasperz (2005) menjelaskan bahwa peramalan adalah metode memperkirakan nilai masa depan berdasarkan data masa lalu. Peramalan juga dapat dianggap sebagai seni dan ilmu dalam memperkirakan kejadian di masa depan, serta sebagai fungsi bisnis yang berusaha memprediksi penjualan dan penggunaan produk agar dapat diproduksi dalam jumlah yang tepat.

1.3 Metode *Exponential Smoothing*

Exponential smoothing adalah metode peramalan rata-rata bergerak (moving average) yang menentukan pembobotan secara eksponensial terhadap data historis. Metode ini memiliki tiga jenis utama:

- Single exponential smoothing: Digunakan untuk data time series tanpa pola trend atau musiman.

- b. Double exponential smoothing: Digunakan untuk data time series dengan pola trend tetapi tanpa pola musiman.
- c. Triple exponential smoothing: Digunakan untuk data time series dengan pola musiman (Febriyanti & Rifai, 2022).

1.4 Triple Exponential Smoothing (TES)

Metode triple exponential smoothing terbagi menjadi dua kategori: metode Brown dengan satu parameter dan metode Holt-Winters dengan tiga parameter. Penggunaannya tergantung pada jenis pola data. Metode Brown, dengan satu parameter, cocok untuk data dengan pola trend kuadratik. Metode Holt-Winters, dengan tiga parameter (α , β , dan γ) yang berkisar antara 0 hingga 1, cocok untuk data dengan pola musiman.

Metode Holt-Winters memiliki dua model perhitungan:

- a. Model additive: Digunakan untuk data dengan variasi konstan.
- b. Model multiplicative: Digunakan untuk data dengan fluktuasi signifikan.

Kedua model ini bertujuan untuk memprediksi kejadian di masa depan dengan membandingkan data masa lalu. Metode ini efektif dalam mengatasi pola data trend dan musiman yang muncul bersamaan. Menurut Nurhamidah, *et al.* (2020), penerapan metode Holt-Winters Exponential Smoothing Method of Additive Models menunjukkan bahwa triple exponential smoothing cocok untuk data dengan pola trend dan musiman.

1.5 Metode Tripel Exponential Smoothing Holt-Winters (TES-HW)

Inisialisasi nilai awal

Proses Inisialisasi adalah penentuan nilai awal dari suatu prakiraan pada metode TES-HW. Berikut merupakan rumus nilai awal dari metode TES-HW (Ma'ruf, *et al.*, 2021)

$$S_L = \frac{1}{L} (Y_1 + Y_2 + Y_3 + \dots + Y_L) \tag{1}$$

$$b_L = \frac{1}{L} \left(\frac{Y_{L+1} - Y_1}{L} + \frac{Y_{L+2} - Y_2}{L} + \dots + \frac{Y_{L+L} - Y_L}{L} \right) \tag{2}$$

Additive:

$$I_k = (Y_k - S_L) \tag{3}$$

Multiplicative:

$$I_k = \left(\frac{Y_k}{S_L} \right) \tag{4}$$

Perhitungan smoothing model holt-winters

1.6 Ukuran Ketepatan Peramalan

Dalam peramalan diperlukan perhitungan akurasi prakiraan. Akurasi prakiraan digunakan untuk melihat ketepatan ramalan, semakin kecil nilai kesalahan maka semakin baik pula prakiraan yang dilakukan. Dalam menghitung kesalahan peramalan digunakan:

Mean Absolute Deviation (MAD) (Setiawan 2021)

Indikator ini mengukur keakuratan peramalan melalui keabsolutan rata-rata keadaan galat peramalan.

$$MAD = \sum \frac{|y_t - F_t|}{N} \tag{5}$$

Mean Square Error (MSE) (Sutisna, *et al.*, 2019)

Indikator ini mengukur rata-rata galat kuadrat nilai aktual dan nilai peramalan. MSE yang rendah atau mendekati nol menunjukkan bahwa hasil peramalan sesuai dengan data aktual dan bisa dijadikan untuk perhitungan peramalan periode mendatang.

$$MSE = \sum \frac{(y_t - F_t)^2}{N-1} \quad (6)$$

Root Mean Squared Error (RMSE) (Hutasuhut, et al., 2014)

RMSE digunakan untuk mengukur akar rata-rata dari kuadrat dari selisih antara nilai yang diprediksi oleh model dengan nilai sebenarnya.

$$RMSE = \sqrt{\sum \frac{(y_t - F_t)^2}{N}} \quad (7)$$

Penelitian ini, menggunakan *TES-HW* untuk meramalkan jumlah penumpang kapal di Pelabuhan Soekarno Hatta Makassar. Makassar memiliki 7 pelabuhan yaitu pelabuhan Soekarno Hatta, pelabuhan Area Popsa, pelabuhan Kayu Bangkoa, pelabuhan Pasar Ikan Lelong, pelabuhan Desa Nelayan, dan pelabuhan Lakkang. Di antara pelabuhan tersebut, pelabuhan Soekarno Hatta adalah pelabuhan yang memiliki lalu lintas penumpang tertinggi dan lalu lintas kargo terbesar di Sulawesi (Anfas & Zainuddin, 2018), tidak bisa dipungkiri ketika musim libur tiba sebagian penumpang mengambil rute perjalanan transportasi kapal. Apabila terjadinya suatu peningkatan pada jumlah penumpang dan kapasitas tidak memadai untuk menampung penumpang, pihak Pelindo III (pelabuhan Indonesia) perlu mempersiapkan atau melakukan penambahan jumlah kapal untuk menangani lonjakan tersebut agar tidak terjadi ketidaknyamanan atau keterlambatan bagi para penumpang memilih kapal yang sesuai dengan jadwal penumpang. Maka dari itu diperlukan suatu metode tertentu.

Beberapa penelitian terdahulu yang telah membahas kasus peramalan menggunakan metode *eksponensial smoothing* diantaranya yaitu Febriyanti dan Rifai., (2022) memperkirakan jumlah penumpang kereta api di pulau Jawa dengan metode *TES-HW* dan menyimpulkan model *additive* merupakan model terbaik dengan kemampuan peramalan sangat baik. Penelitian yang terkait juga dilakukan oleh Irwan, et al., (2023) menganalisa peramalan curah hujan di Kota Makassar menggunakan metode *TES*. Hasil peramalan curah hujan di Kota Makassar pada periode 2022 menunjukkan bahwa metode Holt-Winters *multiplicative* merupakan metode terbaik karena menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil dibandingkan dengan metode Brown dan Holt-Winters *additive*.

Tujuan dalam penelitian ini adalah untuk memperoleh model terbaik pada metode *TES-HW* dalam meramalkan jumlah keberangkatan penumpang kapal di pelabuhan Soekarno Hatta Makassar, dan untuk memperoleh hasil peramalan jumlah keberangkatan penumpang kapal di pelabuhan Soekarno Hatta Makassar tahun 2023.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif terapan yang menerapkan metode *TES-HW*, jenis data yang digunakan adalah data sekunder yaitu data jumlah keberangkatan penumpang kapal di pelabuhan Soekarno Hatta Makassar mulai dari Januari 2019 - Desember 2022 yang bersumber dari *website* BPS (www.bps.go.id).

2.1 Metode Analisis

Pada penelitian ini, menggunakan analisis *time series* dengan metode *TES-HW* untuk memperoleh model terbaik dan mendapat hasil peramalan pada data jumlah keberangkatan penumpang kapal di pelabuhan Soekarno Hatta Makassar.

Penelitian ini menggunakan *software R-Studio* dan *Microsoft Excel* dengan tahapan sebagai berikut:

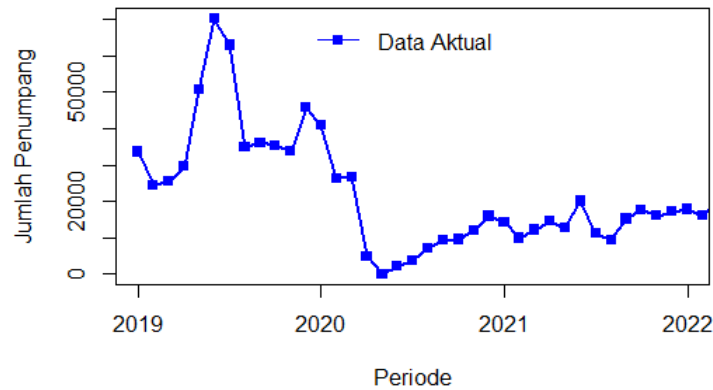
- Eksplorasi Data.
- Melihat apakah mengandung pola musiman.
- Menentukan nilai inisialisasi.
- Melakukan proses inisialisasi nilai awal berdasarkan persamaan (1)-(3) (*additive*), (1)-(2) dan (4) (*multiplicative*).
- Memilih parameter α , β , γ dengan melihat *error* terkecil dan parameter berada pada 0 sampai 1.
- Menghitung nilai smoothing pemulusan level (S_t), *trend* (b_t), dan musiman (I_t) pada persamaan *additive* atau *multiplicative*.
- Menghitung ukuran ketepatan peramalan berdasarkan persamaan (5), (6) dan (7)

- h. Melakukan perhitungan peramalan tahun 2023 selama 12 bulan kedepan
- i. Menarik Kesimpulan

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Deskriptif Data

Deskriptif data ini dilakukan untuk memberikan gambaran umum mengenai informasi awal pada data jumlah penumpang kapal yang berangkat pada pelabuhan Soekarno Hatta Makassar dengan periode Januari 2019 hingga Desember 2022 sebagaimana Gambar 1.



Gambar 1. Plot Data Aktual Jumlah Keberangkatan Penumpang Kapal

3.2 Pola Musiman

Suatu data yang dapat menggunakan metode *TES-HW*, apabila data tersebut memiliki pola musiman. Berikut ini hasil uji pola musiman dari data jumlah penumpang yang berangkat pada pelabuhan Soekarno Hatta Makassar yang disajikan pada Gambar 1.

Berdasarkan Gambar 1, disimpulkan, bahwa data tersebut dikategorikan sebagai pola jenis data musiman. Karena terlihat pada grafik (Gambar 1) menunjukkan fluktuasi atau pola yang berulang dalam periode waktu tertentu, yaitu mengalami kenaikan khususnya setiap bulan selama beberapa tahun, peningkatan pada bulan Mei 2020 dan diikuti dengan peningkatan pada bulan Juni dan Juli setiap tahun, dimana Peningkatan tersebut disebabkan dengan adanya hari libur yang terjadi dalam rentang waktu tersebut. Kemudian penurunan jumlah keberangkatan penumpang kapal mencatat fluktuasi yang signifikan di bulan Februari-mei 2020 faktor ini disebabkan oleh dampak dari pandemi *COVID-19* yang terjadi di Indonesia dan telah menyebabkan perubahan besar dalam mobilitas dan perilaku perjalanan. Meskipun terjadi selama periode pandemi *COVID-19* di bulan Juli 2020 jumlah penumpang mengalami peningkatan, lantaran telah diterapkan protokol kesehatan yang lebih ketat di industri perjalanan, termasuk di pelabuhan dan kapal. Hal ini dapat memberikan keamanan lebih kepada calon penumpang untuk melakukan perjalanan. data yang menunjukkan fluktuasi atau pola yang berulang dalam periode waktu tertentu, secara visual data dapat dikatakan berpola musiman (Ruhiat & Suwanda, 2019). Oleh karena data tersebut telah menunjukkan adanya perilaku musiman (*seasonal*). Dengan demikian data dapat langsung dianalisis dengan menggunakan metode *TES-HW*.

Tabel 1. Deskripsi Data

Variabel	Nilai Maksimum	Nilai Minimum	Rata-rata	Standar Deviasi
Jumlah Penumpang kapal	70160	118	24438	15474

Berdasarkan Tabel 1, dapat disimpulkan bahwa, jumlah keberangkatan penumpang yang menggunakan rute transportasi kapal paling banyak terjadi pada Juni 2019 sebanyak 70160 penumpang dan jumlah penumpang paling sedikit terjadi pada Mei 2020 sebanyak 118 penumpang. Setiap tahun rata – rata jumlah keberangkatan penumpang rute transportasi kapal sebanyak 24438 dan nilai standar deviasi sebesar 15474.

3.3 Proses Inisialisasi

Proses inisialisasi merupakan tahap untuk menentukan nilai awal. Proses ini terdapat nilai awal pemulusan pada eksponensial, *trend* dan musiman untuk data jumlah keberangkatan penumpang kapal di pelabuhan Soekarno Hatta Makassar mulai dari bulan Januari 2019 - Desember 2022.

Proses inisialisasi pada tahun 2019-2022

a. Nilai awal smoothing level

$$\begin{aligned}
 S_L &= \frac{1}{t} (Y_1 + Y_2 + Y_3 + \dots + Y_L) \\
 S_{12} &= \frac{1}{12} (33603 + 24443 + \dots + 45704) \\
 &= \frac{1}{12} (482546) \\
 &= 40.212,17
 \end{aligned} \tag{1}$$

b. Nilai awal smoothing trend

$$\begin{aligned}
 b_L &= \frac{1}{L} \left(\frac{Y_{L+1} - Y_1}{L} + \frac{Y_{L+2} - Y_2}{L} + \dots + \frac{Y_{L+3} - Y_L}{L} \right) \\
 b_{12} &= \frac{1}{12} \left(\frac{40819-33603}{12} + \frac{26289-24443}{12} + \dots + \frac{15943-45704}{12} \right) \\
 &= \frac{1}{12} (-26968,5833) \\
 &= -2247,38
 \end{aligned} \tag{2}$$

c. Pemulusan pola musiman

Dalam penghitungan nilai awal *smoothing* pola musiman untuk model *additive* digunakan persamaan (3) dan model *multiplicative* digunakan persamaan (4) menggunakan rasio dari beberapa nilai data pertama dengan rata rata tahun pertama.

Tabel 2. Model *additive* dan *Multiplicative*

I_k	Additive $(Y_k - S_L)$	Multiplicative $\left(\frac{Y_k}{S_L}\right)$
I_1	-6609,17	0,8356
I_2	-15769,2	0,6078
I_3	-14755,2	0,6330
I_4	-10646,2	0,7352
I_5	10332,83	1,2569
I_6	29947,83	1,7447
I_7	22692,83	1,5643
I_8	-5340,17	0,8672
I_9	-4079,17	0,8985
I_{10}	-4777,17	0,8812
I_{11}	-6489,17	0,8386
I_{12}	5491,833	1,1365

Penentuan nilai parameter

Nilai pembobot atau parameter α , β , dan γ adalah tiga parameter yang digunakan untuk membantu dalam menghitung nilai prediksi *TES-HW* dalam penelitian ini. Tiga parameter α , β , dan γ yang dipilih harus berada dalam interval (0,1) dan dengan nilai *error* paling kecil.

Dengan menggunakan *software R* diperoleh tiga nilai parameter $\alpha, \beta, \text{ dan } \gamma$ untuk *TES-HW* pada model *additive* dan model *multiplikatif* pada data jumlah keberangkatan penumpang kapal di pelabuhan Soekarno Hatta Makassar 2019-2022 sebagai berikut:

Tabel 3. Nilai Parameter $\alpha, \beta, \text{ dan } \gamma$

		α	β	γ
2019-2022	Additive	0.5778	0,0658	1
	Multiplikative	0,8808	0	1

Ketepatan model peramalan

Selanjutnya dengan melakukan perhitungan dengan menggunakan persamaan (13), (14) dan (15) didapatkan nilai akurasi peramalan.

Tabel 4. Nilai Akurasi Peramalan

		MAD	MSE	RMSE
2019-2022	Additive	8584,4011	161718521	12583,695
	Multiplikative	11934,9906	1303620306	35727,6021

Dari hasil yang diperoleh dari Tabel 4, disimpulkan bahwa Holt-Winters *additive* memiliki nilai *error* yang lebih rendah bila dibandingkan dengan Holt-Winters *multiplicative* untuk semua tiga metrik (MAD, MSE, dan RMSE). Oleh karena itu, dalam konteks ini, Holt-Winters *additive* dapat dianggap sebagai metode yang lebih baik atau lebih akurat daripada Holt-Winters *multiplicative* dalam meramalkan jumlah keberangkatan penumpang kapal di pelabuhan Soekarno Hatta Makassar pada Januari-Desember 2023.

Selanjutnya akan dihitung nilai *smoothing* dan juga nilai peramalan untuk jumlah keberangkatan penumpang kapal di pelabuhan Soekarno Hatta Makassar Januari – Desember 2023 dengan nilai parameter untuk *TES-HW model additive* dengan nilai $\alpha = 0.5778264, \beta = 0,06587121, \text{ dan } \gamma = 1$ sebagai berikut:

Perhitungan nilai smoothing dengan model additive

a. Menentukan nilai pemulusan level

Berdasarkan persamaan (9) dapat ditentukan nilai pemulusan level dengan $t = 13$ sampai $t = 48$ sebagai berikut:

$$S_t = a(Y_t - I_{t-L}) + (1 - a)(S_{t-1} + b_{t-1}) \tag{9}$$

$$S_{13} = a(y_{13} - I_{13-12}) + (1 - a)(S_{13-1} + b_{13-1})$$

$$= 0.5778264 (40819 - (-6609,17)) + (1 - 0.5778264)$$

$$(40212,17 + (-2247,38))$$

$$= 43432,98$$

b. Menentukan nilai pemulusan trend

Berdasarkan persamaan (10) dapat ditentukan nilai pemulusan level dengan $t = 13$ sampai $t = 48$ sebagai berikut:

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \tag{10}$$

$$b_{13} = \beta(S_{13} - S_{13-1}) + (1 - \beta)b_{13-1}$$

$$= 0,06587121(43432,98 - 40212,17) + (1 - 0,06587121)(-2247,38)$$

$$= -1887,19$$

c. Menentukan nilai pemulusan musiman

Berdasarkan persamaan (11) dapat ditentukan nilai pemulusan level dengan $t = 13$ sampai $t = 48$ sebagai berikut:

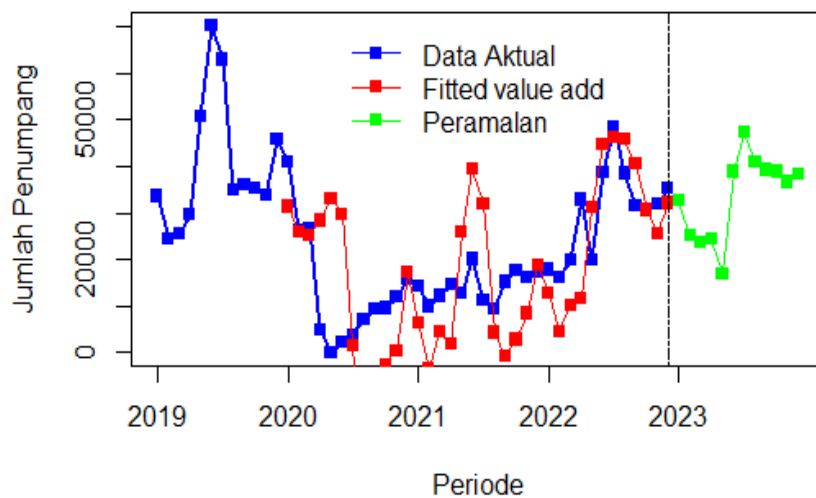
$$\begin{aligned}
 I_t &= \gamma(Y_t - S_t) + (1 - \gamma)I_{t-L} \\
 I_{13} &= \gamma(Y_{13} - S_{13}) + (1 - \gamma)I_{13-12} \\
 &= 1(40819 - 43432) + (1 - 1)(-6609,17) \\
 &= 5491,833
 \end{aligned}
 \tag{11}$$

3.4 Hasil Peramalan Jumlah Penumpang Kapal

Berdasarkan hasil analisis sebelumnya untuk data jumlah keberangkatan penumpang bulan Januari 2019 - Desember 2022 menggunakan metode *TES-HW* dengan *model Additive* memiliki nilai MAD, MSE, dan RMSE terkecil dengan kemampuan *forecasting* sangat baik. Selanjutnya dengan bantuan *software R* dengan nilai parameter untuk *TES-HW model Additive* didapat $\alpha = 0.5778264$, $\beta = 0,06587121$, dan $\gamma = 1$. Dan setelah memperoleh nilai awal, nilai untuk *smoothing level*, *trend*, dan musiman pada data jumlah penumpang kapal tahun 2019-2022, selanjutnya melakukan peramalan jumlah keberangkatan penumpang kapal di pelabuhan Soekarno Hatta Makassar untuk Januari-Desember 2023 menggunakan model *Additive* sebagai berikut:

Tabel 5. Hasil Analisis Peramalan dengan Metode Holt-Winters *Additive*

Tahun	Bulan	Periode (t)	Forecasting
2023	Januari	49	32573
	Februari	50	25005
	Maret	51	23500
	April	52	24325
	Mei	53	16945
	Juni	54	38844
	Juli	55	47172
	Agustus	56	41048
	September	57	39238
	Oktober	58	38834
	November	59	36615
	Desember	60	38206



Gambar 2. Plot Time Series Data Aktual dan Peramalan Tahun 2023

Berdasarkan Gambar 2, dapat dilihat bahwa garis berwarna biru merupakan plot data jumlah keberangkatan penumpang kapal di pelabuhan Soekarno Hatta Makassar dari Januari 2019 - Desember 2022, sedangkan yang berwarna merah merupakan *TES-HW* dengan model *Additive*. Terlihat bahwa garis merah mengikuti garis berwarna biru yang merupakan data aktual menunjukkan bahwa pola tersebut mengalami kenaikan dan penurunan seperti musim-musim sebelumnya.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan pembahasan dalam penelitian ini, peneliti menyimpulkan bahwa model *additive* adalah model terbaik karena memiliki nilai akurasi *error* yang lebih kecil dengan nilai $MSE = 161718521$, $RMSE = 12583,6952$ dan $MAD = 8584,4011$ dibandingkan dengan nilai akurasi prakiraan yang dimiliki model *multiplicative*. Peramalan dengan model *additive* ini memiliki pendekatan yang paling sesuai untuk meramalkan jumlah keberangkatan penumpang kapal di pelabuhan Soekarno Hatta Makassar dengan parameter yang dipilih yaitu $\alpha = 0.5778264$, $\beta = 0,06587121$, dan $\gamma = 1$.

Peramalan pada tahun 2023, mencatat penurunan pada beberapa bulan, terutama pada bulan Mei sebanyak 16945 penumpang kemudian kembali mengalami peningkatan yang signifikan, terlihat dari bulan Juni sebanyak 38844 penumpang hingga Juli sebanyak 47172 penumpang. Pada bulan Juli menunjukkan variasi yang menonjol dengan kinerja yang lebih unggul, di mana nilai peramalan mencapai puncak yang lebih tinggi dibandingkan dengan bulan lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Anfas, A., & Zainuddin, Z. (2018). Implementasi SWOT Pada Institusi Pendidikan Dalam Meningkatkan Angka Partisipasi Kasar. *Jurnal Organisasi Dan Manajemen*, 14(1), 82-93. <https://doi.org/10.33830/jom.v14i1.151.2018>
- Febriyanti, A. N., & Rifai, N. A. K. (2022, July). *Metode Triple Exponential Smoothing Holt-Winters untuk Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Pulau Jawa*. In Bandung Conference Series: Statistics (Vol. 2, No. 2, pp. 152-158). <https://doi.org/10.29313/bcss.v2i2.3560>
- Hutasuhut, A. H., Anggraeni, W., & Tyasnurita, R. (2014). Pembuatan aplikasi pendukung keputusan untuk peramalan persediaan bahan baku produksi plastik blowing dan inject menggunakan metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) di CV. Asia. *Jurnal Teknik ITS*, 3(2), A169-A174.
- Irwan, I., Abdy, M., Karwingsi, E., & Ahmar, A. S. (2023). Rainfall Forecasting in Makassar City Using Triple Exponential Smoothing Method. *ARRUS Journal of Social Sciences and Humanities*, 3(1), 52-58. <https://doi.org/10.35877/soshum1707>
- Kalekar, P. S. (2004). Time series forecasting using holt-winters exponential smoothing. *Kanwal Rekhi school of information Technology*,(13), 1-13.
- Ma'ruf, A. G. (2021). TA: Jangkauan aksesibilitas halte trans metro bandung. *Doctoral dissertation*. Institut Teknologi Nasional. <http://eprints.itenas.ac.id/id/eprint/1539>
- Nurhamidah, Nusyirwan, & Faisol, A. (2020). Forecasting Seasonal Time Series Data using The Holt-Winters Exponential Smoothing Method of Additive Models. *Jurnal Matematika Integratif*, 151-157. Retrieved from <http://jurnal.unpad.ac.id/jmi/article/view/29293>
- Robial, S. M. (2018). Perbandingan Model Statistik Pada Analisis Metode Peramalan Time Series:(Studi kasus: PT. Telekomunikasi indonesia, TBK kandatel sukabumi). *Santika is a scientific journal of science and technology*, 8(2), 823-838.
- Ruhiat, D., & Suwanda, C. (2019). Peramalan data deret waktu berpola musiman menggunakan metode regresi spektral (studi kasus: debit sungai citarum-nanjung). *Teorema: Teori dan Riset matematika*, 4(1), 1-12. <http://dx.doi.org/10.25157/teorema.v4i1.1887>

- Setiawan, I. (2021). Rancang Bangun Aplikasi Peramalan Persediaan Stok Barang Menggunakan Metode Weighted Moving Average (WMA) Pada Toko Barang XYZ. *Jurnal Teknik Informatika*, 13(3), 1-9.
- Suhartono, S., & Subanar, S. (2009). Development of model building procedures in wavelet neural networks for forecasting non-stationary time series. *European Journal of Scientific Research*, 34(3), 416-427.
- Sutisna, F., & Hendy, H. (2019). Analisis Perbandingan Tingkat Kesalahan Metode Peramalan sebagai Upaya Perencanaan Pengelolaan Persediaan yang Optimal pada PT Duta Indah Sejahtera. *Jurnal Bina Manajemen*, 8(1). <https://wiyatamandala.e-journal.id/JBM/article/view/54>
- Ulya, M. (2022). Metode Triple Exponential Smoothing Holt-Winters (TES-HW) Untuk Peramalan Jumlah Persentase Penduduk Miskin di Kabupaten/Kota Provinsi Aceh. *Doctoral dissertation*. Universitas Muhammadiyah Semarang.
- Wahyu, F., & Hendrik, B. (2023). Perbandingan Algoritma Time Series Dan Fuzzy Inference System Dalam Analisis Data Deret Waktu. *Jurnal Penelitian Teknologi Informasi Dan Sains*, 1(3), 16-24. <https://doi.org/10.54066/jptis.v1i3.711>