

## Evaluasi Algoritma Peramalan Exponential Smoothing dan Holt-Winter's Additive dalam Data Mining

Sella Agriani<sup>1</sup>, Elsa Dwi Saputri S.<sup>2</sup>, Rachmad Fitriyanto<sup>3</sup>

Sistem Informasi

STMIK PPKIA Tarakanita Rahmawati

Tarakan, Indonesia

e-mail: <sup>1</sup> sellasagriani20@gmail.m, <sup>2</sup> elsadwisaputri0701@gmail.com<sup>2</sup>, <sup>3</sup> corachmad@ppkia.ac.id<sup>3</sup>

### Abstrak

Material listrik merupakan bahan utama yang dibutuhkan Biro Teknik Listrik untuk menyediakan layanan jasanya. Penyediaan stok material listrik yang sesuai kebutuhan, dapat meminimalisir pengeluaran yang tidak diperlukan. Forecasting atau peramalan di dalam data mining dapat menjadi solusi bagi Biro Teknik Listrik untuk memperkirakan kebutuhan material listrik berdasarkan data-data pemakaian di periode sebelumnya. Single Exponential smoothing, double exponential smoothing dan Holt-Winters Additive merupakan teknik peramalan (forecasting) termasuk ke dalam kategori exponential smoothing algorithm untuk teknik peramalan time series decomposition. Ketiga algoritma telah banyak digunakan di dalam penelitian-penelitian sebelumnya, namun masih sedikit yang membahas tentang evaluasi hasil peramalan diantara kedua algoritma tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja peramalan dari ketiga algoritma. Penelitian ini dilaksanakan dalam empat tahap utama. Tahap pertama adalah pengumpulan data. Tahap kedua adalah pengujian pola data. Tahap ketiga adalah implementasi ketiga algoritma untuk peramalan. Tahap keempat evaluasi hasil peramalan. Hasil yang diperoleh menunjukkan algoritma double exponential smoothing memiliki kinerja lebih baik dari Holt-Winter's Additive. Peramalan untuk material pipa menunjukkan algoritma double exponential smoothing memiliki nilai MAD dan MAPE terendah (0,74 – 0,03) dibandingkan dengan algoritma lainnya. Peramalan untuk material saklar menunjukkan algoritma single exponential smoothing memiliki nilai MAD terendah (0,39), sedangkan double exponential smoothing memiliki nilai MAPE terendah (0,02). Peramalan material fitting menghasilkan nilai MAD terendah sebesar 6,58 pada algoritma double exponential smoothing dan nilai MAPE terendah pada single exponential smoothing. Berdasarkan komparasi tersebut, maka disimpulkan algoritma double exponential smoothing lebih baik dibandingkan dengan single exponential smoothing dan holt-winters additive

**Kata kunci:** Exponential Smoothing, Forecasting, Holt-Winter's Additive, MAD, MAPE.

### Abstract

Electrical material is the main material required by the Electrical Engineering Bureau to provide its services. Provision of stock of electrical materials as needed, can minimize unnecessary expenses. Forecasting or forecasting in data mining could be a solution for the Electrical Engineering Bureau to estimate the electrical materials requirement, based on usage data in the previous period. Single Exponential smoothing, double exponential smoothing and Holt-Winters Additive are forecasting techniques included in the exponential smoothing algorithm category for time series decomposition forecasting techniques. The three algorithms have been widely used in previous studies, but there is still little that discusses the evaluation of forecasting results between the two algorithms. This study purpose is to evaluate the forecasting performance of the three algorithms. This research was carried out in four main stages. The first stage is data collection. The second stage is testing the data pattern. The third stage is the implementation of the three algorithms for forecasting. The fourth stage is the evaluation of the forecasting results. The results obtained show that the double exponential smoothing algorithm has better performance than Holt-Winter's Additive. Forecasting for pipe material shows that the double exponential smoothing algorithm has the lowest MAD and MAPE values (0.74 – 0.03) compared to other algorithms. Forecasting for the switch material shows that the single exponential smoothing algorithm has the lowest MAD value (0.39), while the double exponential smoothing has the lowest MAPE value (0.02). Material fitting forecasting produces the lowest MAD value of 6.58 on the double exponential smoothing algorithm and the lowest MAPE value on single exponential smoothing. Based on this comparison, it can be concluded that the double exponential smoothing algorithm is better than the single exponential smoothing and holt-winters additive.

**Keywords:** Exponential Smoothing, Forecasting, Holt-Winter's Additive, MAD, MAPE.

## 1. Pendahuluan

Forecasting atau peramalan merupakan satu dari lima fungsi utama di dalam data mining. Peramalan di dalam data mining dilakukan dengan memproses data berbentuk time series untuk memperkirakan nilai yang akan muncul pada beberapa periode ke depan. Beberapa teknik untuk peramalan dikembangkan dan diimplementasikan berdasarkan pola data yang tersimpan di dalam data time series. Exponential smoothing merupakan kelompok algoritma yang dikembangkan dan bekerja menggunakan konsep pemulusan (smoothing)[1]. Exponential smoothing terdiri dari 3 macam algoritma, single exponential smoothing, double exponential smoothing dan triple exponential smoothing. Exponential smoothing digunakan untuk data time series yang mengandung pola data tren dan musiman [2]. Beberapa penelitian yang telah mengimplementasikan kelompok exponential smoothing dapat ditemukan di penelitian [3][5][6]. Penelitian tersebut menerapkan algoritma single exponential smoothing untuk peramalan. Single exponential smoothing bekerja berdasarkan pada rata-rata nilai-nilai masa lalu yang diperhalus (smoothing) dengan cara yang menurun secara eksponensial. Data aktual terbaru akan memiliki bobot terbesar, sedangkan data sebelumnya akan memiliki bobot yang lebih kecil. Proses penghitungan nilai peramalan dengan algoritma ini dapat menggunakan persamaan (1)

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha) \hat{Y}_t \quad (1)$$

Variabel  $\hat{Y}_{t-1}$  menunjukkan nilai peramalan pada periode ke t-1. Variabel  $\alpha$  adalah konstanta peramalan yang dipilih secara acak diantara rentang nilai 0,1 sampai 0,9. Variabel  $Y_t$  adalah nilai data aktual pada periode t dan variabel  $\hat{Y}_t$  adalah hasil peramalan pada periode ke t [2][6].

Variasi lain dari single exponential smoothing adalah double exponential smoothing. Algoritma ini memiliki 2 bentuk persamaan yang dikembangkan berdasarkan penelitinya, yaitu Brown dan Holt [2]. Double exponential smoothing yang dikembangkan oleh Brown dikembangkan dari algoritma single exponential smoothing[7]. Persamaan (2) sampai (6) menunjukkan proses penghitungan nilai peramalan menggunakan double exponential smoothing Brown.

$$S'_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha) S'_{t-1} \quad (2)$$

$$S''_t = \alpha S'_t + (1 - \alpha) S''_{t-1} \quad (3)$$

$$a_t = 2S'_t + S''_t \quad (4)$$

$$b_t = \frac{\alpha}{1 - \alpha} (S'_t - S''_t) \quad (5)$$

$$F_{t+m} = a_t + b_t m \quad (6)$$

Nilai  $S'_t$  adalah nilai pemulusan tunggal, sedangkan  $S''_t$  adalah nilai pemulusan ganda.  $a_t$  adalah nilai konstanta sedangkan  $b_t$  adalah nilai *slope*. Hasil peramalan ditunjukkan dengan variabel  $F_{t+m}$  dengan t adalah periode terakhir dari data aktual dan m adalah nomor urut periode yang diramal diurutkan dari periode terakhir.

Algoritma Holt-Winters merupakan teknik peramalan yang dikembangkan oleh Holt dan Winter. Holt sebelumnya telah mengembangkan algoritma yang memiliki kesamaan dengan double exponential smoothing. Algoritma Holt tersebut kemudian dikembangkan oleh Winters untuk meramalkan data time series yang mengandung pola musiman [9][10]. Algoritma holt-winters memiliki dua tahapan utama yaitu menghitung nilai pemulusan awal dan peramalan. Kedua tahapan tersebut memiliki kesamaan dalam hal dekomposisi pola data dikarenakan bertujuan untuk menghitung nilai pemulusan level, pemulusan tren dan pemulusan musiman [10][11]. Algoritma holt-winters memiliki dua model, additive dan multiplikatif [9], [10]. Kedua model tersebut digunakan salah satu berdasarkan bentuk plot data time series. Jika plot data menunjukkan kenaikan atau penurunan yang signifikan atau drastis, maka digunakan model multiplikatif. Jika plot data yang dihasilkan menunjukkan kenaikan dan penurunan data aktual antar periode yang tidak terlalu signifikan perbedaannya, maka menggunakan model additive [10][11]. Persamaan (7), (8) dan (9) menunjukkan persamaan untuk menghitung nilai pemulusan awal level, tren dan musiman.

$$S_l = \frac{1}{l} (X_1 + X_2 + \dots + X_l) \quad (7)$$

$$b_l = \frac{1}{k} \left( \frac{X_{l+1} - X_1}{1} + \frac{X_{l+2} - X_2}{1} + \dots + \frac{X_{l+k} - X_k}{1} \right) \quad (8)$$

$$I_k = \frac{X_k}{S_l} \quad (9)$$

Nilai  $S_l$  adalah nilai pemulusan level awal,  $b_l$  adalah nilai pemulusan tren awal dan  $I_k$  adalah nilai pemulusan musiman awal. Istilah awal menunjukkan pada data actual di musim pertama atau musim awal. Hasil dari ketiga persamaan di atas, kemudian digunakan dalam proses peramalan seperti ditunjukkan pada persamaan (10), (11) dan (12) [9], [10].

$$S_t = \alpha(X_t - I_{t-L}) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (10)$$

$$b_t = \beta(S_{t-1} - S_t) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (11)$$

$$I_t = \gamma(X_t - S_t) + (1 - \gamma)I_{t-L} \quad (12)$$

Nilai  $S_t$  adalah nilai pemulusan level pada musim terakhir.  $b_t$  adalah nilai pemulusan tren pada musim terakhir, dan  $I_t$  adalah nilai pemulusan musiman pada musim terakhir

Komparasi algoritma data mining dilakukan menggunakan dua jenis pendekatan, pengukuran nilai error dan confusion matrix [11]. Teknik pengukuran nilai error bertujuan untuk mengukur nilai kesalahan antara hasil peramalan dibandingkan dengan data aktual. Beberapa nilai error yang digunakan untuk mengevaluasi hasil peramalan antara lain mean absolute error (MAD), mean square error (MSE), mean absolute percentage error (MAPE) dan root mean square error (RMSE) [2][11]. Pengukuran dengan nilai MAD dilakukan dengan cara menghitung rata-rata magnitude dari selisih absolut antara data actual dan data peramalan seperti ditunjukkan pada persamaan (13).

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - Y_t^{\wedge}| \quad (13)$$

Variabel  $Y_t$  menunjukkan nilai data aktual pada periode ke t. Variabel  $Y_t^{\wedge}$  adalah hasil peramalan pada periode ke t, sedangkan n adalah banyaknya data aktual. Persamaan (14) digunakan untuk mengukur nilai MAPE.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - Y_t^{\wedge}|}{|Y_t|} \quad (14)$$

Penghitungan nilai MAPE yang ditunjukkan pada persamaan (2) dilakukan dengan cara mencari selisih absolut dari setiap data aktual dan hasil peramalan, kemudian dibagi dengan data actual untuk kemudian dicari nilai persentase absolute errornya. Semakin rendah nilai MAD atau MAPE, maka semakin baik kinerja dari algoritma peramalan tersebut [2], [12], [13].

Penelitian yang membahas tentang evaluasi kinerja algoritma dapat ditemukan pada penelitian [7],[13] dan [12]. Pada penelitian [7], algoritma peramalan yang dikomparasi adalah double exponential smoothing dan triple exponential smoothing. Pada penelitian tersebut, kedua algoritma dikomparasikan menggunakan nilai MAPE dan MAD. Pada penelitian [13] dilakukan komparasi antara algoritma double moving average dan double exponential smoothing menggunakan pengukuran dua nilai error yaitu MAPE dan RMSE. Penelitian [12] mengevaluasi algoritma regresi linier, single moving average, double moving average, single exponential smoothing, dan double exponential smoothing. Kelima algoritma diukur kinerjanya menggunakan nilai MAPE.

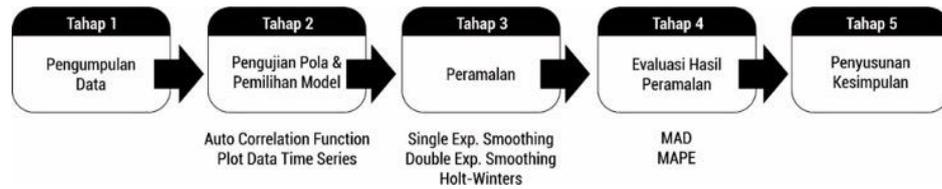
Penelitian-penelitian yang telah dideskripsikan sebelumnya dapat dikelompokkan menjadi dua jenis, penelitian implementasi algoritma peramalan dan penelitian evaluasi kinerja algoritma peramalan. Berdasarkan deskripsi penelitian-penelitian tersebut, diketahui masih sedikit yang membahas tentang evaluasi kinerja algoritma, terutama untuk komparasi antara algoritma exponential smoothing.

Biro teknik listrik merupakan badan usaha yang bergerak dalam bidang penyediaan jasa kelistrikan yaitu instalasi dan perbaikan jaringan listrik. Material listrik, seperti pipa, kabel, kwh meter merupakan kebutuhan utama yang harus disediakan oleh perusahaan untuk mendukung berjalannya aktifitas bisnis utama mereka. Permasalahan yang dihadapi oleh perusahaan tentang material listrik adalah ketersediaan stok material. Perusahaan sering kali mengalami defisit stok material saat dibutuhkan, sehingga membuat jasa pelayanan menjadi terganggu. Perusahaan juga mengalami kelebihan stok yang dapat membuat alokasi

modal yang seharusnya dapat digunakan untuk kebutuhan lain menjadi sia-sia. Peramalan kebutuhan material listrik menjadi solusi untuk menyelesaikan permasalahan stok material perusahaan. Berdasarkan permasalahan di tersebut dan ringkasan dari penelitian-penelitian sebelumnya, maka penelitian ini dilaksanakan untuk mengetahui kinerja dari tiga jenis algoritma exponential smoothing, yaitu single exponential smoothing, double exponential smoothing dan holt-winters exponential smoothing.

**2. Metode Penelitian**

Penelitian ini dilaksanakan dalam empat tahap utama seperti diilustrasikan pada gambar 1. Tahap pertama adalah pengumpulan data. Tahap kedua adalah pengujian pola data untuk algoritma exponential smoothing. Tahap ketiga adalah implementasi kedua algoritma untuk peramalan. Tahap keempat evaluasi hasil peramalan dari kedua algoritma.



Gambar 11. Tahapan Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data penggunaan 3 jenis material listrik pada periode September 2019 sampai agustus 2021. Data yang terkumpul kemudian diproses pada tahap kedua untuk mengetahui bentuk pola data. Pada tahap kedua digunakan 2 metode. Autocorrelation Function digunakan untuk menentukan kesesuaian data terhadap algoritma exponential smoothing, dikarenakan exponential smoothing lebih cocok untuk data dengan pola tren dan atau musiman. Plot data time series digunakan untuk menentukan jenis model algoritma Holt-Winters.

**3. Hasil dan Pembahasan**

**3.1. Pengumpulan Data**

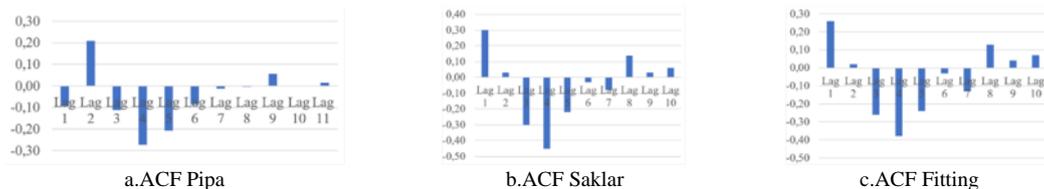
Data pemakaian 3 jenis material instalasi mulai bulan September 2020 sampai dengan Agustus 2021 ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel 1. Data Pemakaian 3 Material Listrik

Periode	Pipa	Saklar	Fitting	Periode	Pipa	Saklar	Fitting
September 2020	32	28	35	Maret 2021	48	60	60
Oktober 2020	40	32	40	April 2021	52	24	30
November 2020	16	24	30	Mei 2021	28	24	30
Desember 2020	48	36	40	Juni 2021	20	20	25
Januari 2021	32	45	55	Juli 2021	16	28	35
Februari 2021	32	28	35	Agustus 2021	28	24	30

**3.2. Pengujian Pola Data dan Penentuan Model**

Tahap ini bertujuan untuk mengetahui bentuk pola data dari ketiga jenis data pemakaian material listrik. Bentuk pola data disusun menggunakan grafik nilai ACF dan plot data time series. Nilai ACF untuk menentukan kesesuaian data terhadap algoritma exponential smoothing. Grafik plot data time series digunakan untuk menentukan model algoritma Holt-Winters. Gambar X menunjukkan grafik nilai ACF dari ketiga jenis material listrik.



Gambar 2. Grafik ACF Data Pemakaian Material Listrik

Berdasarkan grafik pada Gambar 2, terlihat pola musiman yang membentuk gelombang di kelima data pemakaian material listrik selama 12 bulan. Bentuk pola musiman menunjukkan data pemakaian lima

jenis material listrik dapat digunakan untuk peramalan dengan algoritma exponential smoothing. Penentuan model Holt-Winter additive atau multiplikative dilakukan dengan mengidentifikasi grafik plot time series data pemakaian seperti ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik Plot Time Series Pemakaian Material Listrik

Bentuk pola data dari grafik plot data time series di ketiga jenis material listrik menunjukkan selisih antar data pemakaian per bulan yang tidak signifikan. Berdasarkan hal tersebut, maka model algoritma Holt-Winters yang digunakan adalah model Additif.

**3.3. Peramalan**

Tahap peramalan berisikan proses penerapan algoritma exponential smoothing dan Holt-Winters Additive. Algoritma exponential smoothing yang digunakan adalah Single Exponential Smoothing, Double dan Triple Exponential Smoothing. Hasil peramalan dengan keempat algoritma untuk salah satu data pemakaian material ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Peramalan SES Material Pipa

Data Aktual		Hasil Peramalan dengan Variasi Nilai Alpha								
Periode	Pemakaian	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
September 2020	32	32,00	32,00	32,00	32,00	32,00	32,00	32,00	32,00	32,00
Oktober 2020	40	32,80	33,60	34,40	35,20	36,00	36,80	37,60	38,40	39,20
November 2020	16	31,12	30,08	28,88	27,52	26,00	24,32	22,48	29,72	18,32

Hasil peramalan di Tabel 2 berisikan hasil peramalan dengan 9 variasi nilai alpha. Untuk hasil peramalan material pipa dengan algoritma Double Exponential Smoothing ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Peramalan dengan Algoritma DES

Data Aktual		Hasil Peramalan dengan Variasi Nilai Alpha								
Periode	Pemakaian	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
September 2020	32	32,00	32,00	32,00	32,00	32,00	32,00	32,00	32,00	32,00
Oktober 2020	40	35,12	38,08	40,88	43,52	46,00	48,32	50,48	52,48	54,32
November 2020	16	27,38	21,57	14,67	6,78	-2,00	-11,58	-21,87	6,04	-44,18

Tabel 3 berisikan 9 hasil peramalan double exponential dengan 9 variasi nilai alpha mulai 0.1 sampai 0.9. Hasil peramalan material pipa dengan algoritma Holt-Winters Additive ditunjukkan pada tabel 4.

Tabel 4. Hasil Peramalan dengan Algoritma Holt-Winters Additive

Data Aktual		Hasil Peramalan dengan Variasi Nilai Alpha								
Periode	Pemakaian	V1	V2	V3	V4	V5	...	...	V728	V729
September 2020	28	34.033	33.874	33.714	33.555	33.396	...	...	32.998	32.832
Oktober 2020	32	26.833	27.474	28.114	28.755	29.396	...	...	31.398	32.032
November 2020	24	48.433	46.674	44.914	43.155	41.396	...	...	36.198	34.432

Hasil peramalan yang ditunjukkan pada tabel 4 berisikan hasil peramalan dengan variasi nilai konstanta  $\alpha$ ,  $\beta$  dan  $\gamma$  dengan masing-masing memiliki rentang nilai mulai 0.1 sampai 0.9. Total kombinasi ketiga nilai konstanta tersebut menghasilkan 819 variasi konstanta.

### 3.4. Evaluasi Hasil Peramalan

Evaluasi hasil peramalan dilakukan dengan menghitung nilai MAD dan MAPE untuk hasil peramalan sebanyak 3 bulan ke depan pada musim berikutnya. Tabel 5 menunjukkan nilai MAD dan MAPE untuk hasil peramalan dari ketiga algoritma yang digunakan

Tabel 8. Komparasi Nilai MAD & MAPE Peramalan Material

Material	SES		DES		HWA	
	MAD	MAPE	MAD	MAPE	MAD	MAPE
Pipa	1,04	0,06	0,74	0,03	11,73	48,00
Saklar	0,39	0,30	0,47	0,02	9,05	45,75
Fitting	7,15	0,01	6,58	0,20	9,43	48,32

Peramalan untuk material pipa menunjukkan algoritma double exponential smoothing memiliki nilai MAD dan MAPE terendah (0,74 – 0,03) dibandingkan dengan algoritma lainnya. Peramalan untuk material saklar menunjukkan algoritma single exponential smoothing memiliki nilai MAD terendah (0,39), sedangkan double exponential smoothing memiliki nilai MAPE terendah (0,02). Peramalan material fitting menghasilkan nilai MAD terendah sebesar 6,58 pada algoritma double exponential smoothing dan nilai MAPE terendah pada single exponential smoothing. Berdasarkan komparasi tersebut, maka diketahui algoritma double exponential smoothing lebih baik dibandingkan dengan single exponential smoothing dan holt-winters additive. Penggunaan algoritma double exponential smoothing dapat diterapkan untuk meramalkan kebutuhan material listrik di periode yang telah ditentukan. Penerapan algoritma ini diharapkan dapat membantu perusahaan dalam hal pengalokasian modal yang tepat untuk memenuhi stok material listrik

### 4. Kesimpulan

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengevaluasi kinerja tiga algoritma peramalan, single exponential smoothing, double exponential smoothing dan holt-winters additive melalui komparasi nilai MAD dan MAPE. Berdasarkan hasil yang diperoleh diketahui algoritma double exponential smoothing memiliki nilai MAD dan MAPE yang lebih baik di peramalan pada tiga jenis data time series yang digunakan. Penelitian selanjutnya dapat difokuskan untuk mengevaluasi kinerja algoritma peramalan berdasarkan jumlah data time series yang digunakan, dan atau jumlah musim yang digunakan.

### Daftar Pustaka

- [1] E. Pujiati, D. Yuniarti, and R. Goejantoro, "Peramalan Dengan Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing Dari Brown (Studi Kasus : Indeks Harga Konsumen (IHK) Kota Samarinda)," *J. EKSPONENSIAL*, vol. 7, no. 1, pp. 33–40, 2016, [Online]. Available: <http://jurnal.fmipa.unmul.ac.id/index.php/exponensial/article/view/23>.
- [2] J. E. Hanke and D. Wichern, *Business Forecasting*, Ninth Edit. Essex: Pearson Education Limited, 2014.
- [3] N. Hudaningsih, S. Firda Utami, and W. A. Abdul Jabbar, "Perbandingan Peramalan Penjualan Produk Aknil PT.Sunthi Sepurimenggunakan Metode Single Moving Average Dan Single Exponential Smoothing," *J. Inform. Teknol. dan Sains*, vol. 2, no. 1, pp. 15–22, 2020, doi: 10.51401/jinteks.v2i1.554.
- [4] F. E. Supriatin and A. N. Rohman, "Peramalan Produksi Perikanan Budidaya di Kabupaten Malang Dengan Metode Exponential Smoothing," *J. Media Akuatika*, vol. 5, no. 2, p. 51, 2020, doi: 10.33772/jma.v5i2.11961.
- [5] N. H. A. S. Al Ihsan, H. H. Dzakiyah, and F. Liantoni, "Perbandingan Metode Single Exponential Smoothing dan Metode Holt untuk Prediksi Kasus COVID-19 di Indonesia," *Ultim. J. Tek. Inform.*, vol. 12, no. 2, pp. 89–94, 2020, doi: 10.31937/ti.v12i2.1689.
- [6] P. J. Brockwell and R. A. Davis, *Introduction to Time Series and Forecasting Third Edition*, Third Edit. Switzerland: Springer International Publishing Switzerland, 2016.
- [7] A. Krisma, M. Azhari, and P. P. Widagdo, "Perbandingan Metode Double Exponential Smoothing Dan Triple Exponential Smoothing Dalam Parameter Tingkat Error Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan Means Absolute Deviation (MAD) Alviani Krisma Putut Pamilih Widagdo Kata kunci-forecasting, Double Ex," *Pros. Semin. Nas. Ilmu Komput. dan Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp.

- 81–87, 2019.
- [8] M. A. D. Chandrasa, E. Lesmana, and E. Hertini, “Peramalan Jumlah Kedatangan Wisatawan Mancanegara Ke Indonesia Dengan Metode Holt-Winters Dan Hubungannya Terhadap Pendapatan Devisa Pariwisata,” *Teorema Teor. dan Ris. Mat.*, vol. 5, no. 2, p. 230, 2020, doi: 10.25157/teorema.v5i2.3790.
- [9] E. Rosalina, S. Sugiarto, and M. D. . Gamal, “Metode Peramalan Holt-Winter Untuk Memprediksi Jumlah Pengunjung Perpustakaan Universitas Riau,” *Repos. FMIPA*, vol. 7, no. 1, pp. 1–8, 2016.
- [10] E. Padang, G. Tarigan, and U. Sinulingga, “Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Medan-Rantau Prapat Dengan Metode Pemulusan Eksponensial Holt-Winters,” *Saintia Mat.*, vol. 1, no. 2, pp. 161–174, 2013.
- [11] N. Mehdiyev, D. Enke, P. Fettke, and P. Loos, “Evaluating Forecasting Methods by Considering Different Accuracy Measures,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 95, pp. 264–271, 2016, doi: 10.1016/j.procs.2016.09.332.
- [12] R. Gustriansyah, W. Nadia, and M. Sofiana, “Komparasi Metode Peramalan Jumlah Permintaan Kamar Hotel,” *J. Ilm. Inform. Glob.*, vol. 9, no. 2, pp. 95–100, 2019, doi: 10.36982/jig.v9i2.563.
- [13] H. D. E. Sinaga and N. Irawati, “Perbandingan Double Moving Average Dengan Double Exponential Smoothing Pada Peramalan,” *JURTEKSI (Jurnal Teknol. dan Sist. Informasi)*, vol. IV, no. 2, p. 8, 2018.