

PENERAPAN METODE HOLT-WINTERS UNTUK PERAMALAN PENJUALAN LEMARI PAKAIAN 6 PINTU (STUDI KASUS: JUMLAH PESANAN TOKO HOMEBAZE LIVING)

Annisa Agustin^{1*}, Ria Faulina, M.Si²

^{1,2}Statistika, Universitas Terbuka, Tangerang Selatan, Indonesia

*Penulis korespondensi: Annisaagustin894@gmail.com

ABSTRAK

Pasca pandemi Covid-19 persaingan dalam penjualan *e-commerce* menjadi semakin ketat, sehingga jumlah pesanan yang naik turun menjadi tantangan tersendiri bagi pelaku usaha. Hal ini terjadi karena tidak terdapat analisa dan strategi manajemen stok (tidak dapat memprediksi berapa jumlah optimal produk yang harus disediakan) yang dilakukan oleh Perusahaan. Perkiraan jumlah pesanan yang akan datang dapat membantu penjual dalam mengantisipasi fluktuasi permintaan dan mempersiapkannya di waktu yang akan datang. Untuk mengatasi hal ini, dikembangkan sistem peramalan penjualan dengan tujuan menerapkan metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* untuk meramalkan jumlah pesanan berdasarkan data historis. Metode ini merupakan metode peramalan yang selain memperhatikan faktor trend juga melihat faktor musiman. Penelitian ini menggunakan data jumlah pesanan pada toko *online* Homebaze Living periode 2022-2025. Dari beberapa kombinasi parameter model Multiplikatif dan model Aditif, dihasilkan nilai akurasi yang layak atau memadai dengan nilai rata-rata MAPE 30,68% untuk model Multiplikatif dan 38,02% untuk Model Aditif. Hal ini menunjukkan bahwa Model Multiplikatif lebih baik daripada Model Aditif karena memiliki nilai MAPE lebih kecil.

Kata Kunci : e-Commerce, peramalan, holt-winters, multiplikatif, aditif

1 PENDAHULUAN

Perkembangan internet dan proses digitalisasi telah membawa perubahan yang signifikan dalam pola hidup masyarakat, dunia bisnis maupun pemerintahan. Dengan didukung teknologi dan infrastruktur yang semakin berkembang atau canggih, kemudahan dan kecepatan yang ditawarkan dalam ekonomi berbasis digital telah mengubah pola *supply* dan *demand* di berbagai aspek kegiatan ekonomi dari berbagai sisi, seperti: pemasaran, transaksi pembelian, pendistribusian produk, hingga sistem pembayaran. Digitalisasi memungkinkan perdagangan barang dan jasa menjadi lebih besar, lebih mudah dan lebih bervariasi. Pandemi COVID-19 memberi contoh nyata perkembangan ekonomi yang dilakukan secara digital oleh Masyarakat dalam memenuhi kebutuhan sehari-harinya, seperti berbelanja melalui *marketplace* atau *e-commerce* dan melakukan pembayaran secara *online*. Perkembangan ini juga didorong oleh kemudahan akses informasi, promosi menarik, pengaruh dari lingkungan sosial, iklan yang masif maupun tren yang berkembang (Nopiah et al., 2024). Dalam ruang *e-commerce*, terdapat *marketplace* yang merupakan *platform* membuka peluang bagi para penjual untuk memasarkan produk secara bersamaan. Perbedaan utama antara *e-commerce* dan *marketplace* terletak pada lingkup dan peran nya. *E-commerce* mencakup semua jenis transaksi *online*, sementara *marketplace* adalah salah satu bentuk dari *e-commerce* yang

memfasilitasi interaksi antara penjual dan pembeli (Idris, 2024). Dengan digunakannya *e-commerce* dapat memberikan banyak peluang bagi pelaku usaha, dimana mereka dapat menjangkau pelanggan secara lebih luas di berbagai daerah tanpa batasan geografis. Selain itu, dapat membantu pelaku bisnis dalam mengurangi biaya operasional seperti biaya sewa tempat dan juga dapat memudahkan dalam mengumpulkan data konsumen. Namun, setelah pandemi berakhir, beberapa pelaku usaha mengalami penurunan aktivitas karena perubahan kategori usaha atau bahkan penutupan. Persaingan dalam penjualan *e-commerce* menjadi semakin ketat, sehingga strategi pemasaran yang tepat menjadi krusial bagi pelaku usaha. Salah satu contoh pelaku bisnis yang memanfaatkan perkembangan ini adalah Homebaze Living, brand dari PT. Furnimart Mebelindo Sakti yang berdiri pada tahun 2007. Awalnya, perusahaan *furniture* ini mengandalkan penjualan konvensional, namun sejak 2020, mereka mulai berfokus pada penjualan *online* melalui beberapa brand store, termasuk Homebaze Living. Keputusan ini terbukti menguntungkan dengan meningkatnya penjualan produk mereka secara *online*.

Jumlah pembeli yang naik turun menjadi tantangan tersendiri bagi pemilik usaha dalam menjalankan bisnisnya, khususnya dalam bisnis *furniture*. Beberapa alasan yang diketahui adalah perubahan perilaku konsumen, persaingan harga yang lebih kompetitif. Dalam konteks ini, peramalan (*forecasting*) penjualan menjadi elemen penting dalam strategi bisnis *online*. Peramalan yang akurat memungkinkan Perusahaan untuk menentukan jumlah stok barang, merancang strategi pemasaran, serta mengoptimalkan pelayanan pelanggan. Untuk membantu mengatasi tantangan dalam manajemen persediaan dan penjualan tersebut, dikembangkan sistem peramalan penjualan dengan tujuan menerapkan metode *Holt-Winters Exponential Smoothing*. Metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* adalah sebutan untuk metode pemulusan eksponensial rangkap tiga yang melakukan pemulusan sebanyak tiga kali dan kemudian membuat prediksi (Safitri et al., 2017). Metode ini mampu memodelkan data deret waktu yang memiliki komponen tren dan musiman, sehingga cocok diterapkan untuk peramalan penjualan yang biasanya mengalami pola fluktuasi tertentu sepanjang waktu (Makridakis, Wheelwright, & Hyndman, 1999).

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* dalam menganalisa dan memprediksi pesanan produk lemari di Toko Homebaze Living berdasarkan data historis penjualan. Dengan mengidentifikasi pola musiman dan tren dalam penjualan lemari di platform *shopee.co.id*, penelitian ini diharapkan dapat memberikan hasil yang dapat membantu Perusahaan dalam mengelola stok secara lebih efisien dan memaksimalkan strategi pemasaran yang lebih efektif dan efisien.

2 METODE

Untuk melakukan penelitian tentang peramalan penjualan lemari pakaian 6 pintu pada Toko Homebaze Living, terdapat beberapa langkah penting yang perlu dilakukan, yaitu pengumpulan data, menentukan nilai awal atau proses inialisasi sebagai dasar dalam proses peramalan dan melakukan peramalan penjualan lemari pakaian 6 pintu yang dalam penelitian ini menggunakan metode *Holt-Winters Exponential Smoothing*. Metode ini merupakan salah satu teknik peramalan dalam *time series analysis* yang mempertimbangkan adanya tren dan pola musiman (*seasonal*). Tahapan penerapan metode ini dapat dilihat pada gambar 1 di bawah ini.



Gambar 1. Tahapan Metode *Holt-Winters Exponential Smoothing*

Langkah awal untuk melakukan peramalan dengan menggunakan Metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* ini adalah dengan mengumpulkan data set yaitu data jumlah pesanan bulanan. Setelah data terkumpul, maka langkah selanjutnya yaitu mengidentifikasi pola data dengan membuat plot deret waktu yang berfungsi untuk menyajikan data secara visual agar lebih mudah dibaca apakah data menunjukkan naik atau turun. Setelah itu lakukan inisialisasi nilai awal taksiran pemulusan eksponensial *Level (L)*, *Trend (b)* dan *Seasonal (S)*. Setelah nilai awal taksiran pemulusan eksponensial didapatkan, selanjutnya dapat dilakukan peramalan (*forecasting*) pada data set. Peramalan dapat dilakukan jika nilai *alpha* (α), *gamma* (γ), *beta* (β) telah ditentukan. Untuk hasil yang lebih maksimal atau mendapatkan nilai peramalan terbaik dapat dilakukan beberapa kali perubahan nilai parameter. Langkah terakhir untuk menentukan tingkat ketepatan metode dapat dihitung dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*.(Dewi & Listiowarni, n.d.- a)

2.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan yang terdiri dari studi literatur, pengumpulan data, pengolahan data, analisis hasil dan penarikan kesimpulan. Tahap pengumpulan data bertujuan untuk mendapatkan data yang dibutuhkan guna suatu penelitian. Dalam hal ini, data yang digunakan dalam penelitian adalah data jumlah pesanan bulanan yang diambil dari daftar

pesanan saya toko Homebase Living dalam *platform Shopee Seller Centre* mulai dari bulan Maret 2022 hingga Maret 2025.

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan dengan mencatat jumlah penjualan setiap bulan selama periode pengamatan yang telah ditentukan, untuk memperoleh gambaran pola permintaan konsumen terhadap produk tersebut. Selanjutnya data disajikan dalam bentuk plot atau grafik guna mempermudah pemahaman secara visual. Analisis trend dilakukan terhadap grafik tersebut untuk melihat perkembangan jumlah pesanan selama masa pengamatan. Visualisasi yang dihasilkan digunakan untuk mengidentifikasi serta mengevaluasi pola data, sehingga dapat ditentukan metode peramalan yang paling sesuai. (Kusnadi & Safitri, 2025)

2.2 Metode Peramalan

2.2.1 Inisialisasi Nilai Awal Level, Tren dan Musiman

Menurut (Rosadi, 2011) dalam (Aryati et al., 2020), apabila suatu data memiliki komponen tren dan musiman, maka metode penghalusan Holt-Winters (*Holt-Winters Exponential Smoothing*) dapat digunakan untuk melakukan peramalan. Metode ini perlu menggunakan tiga parameter penghalusan, yakni α (untuk mengestimasi level atau nilai dasar), β (untuk menangkap pola tren), dan γ (untuk komponen musiman dalam data). Menurut (Makridakis, dll, 1999) dalam (Aryati et al., 2020), penentuan nilai optimal dari ketiga parameter tersebut bertujuan untuk meminimalkan nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), sehingga menghasilkan akurasi peramalan yang lebih baik. Metode *Holt-Winters* memiliki 2 jenis pendekatan, yaitu metode *Holt-Winters* Aditif dan metode *Holt-Winters* Multiplikatif. Menurut (Makridakis, dkk, 1999) dalam (Aryati et al., 2020) metode peramalan dengan penghalusan eksponensial *Holt-Winters* multiplikatif lebih sesuai diterapkan apabila pola musiman dalam data bervariasi terhadap level data, sedangkan metode penghalusan eksponensial *Holt-Winters* aditif lebih tepat digunakan jika fluktuasi data musiman bersifat konstan atau relatif stabil sepanjang waktu. Adapun langkah-langkah untuk menentukan nilai awal musiman atau inisialisasi dimulai dari tren dan keseluruhan pada periode ke-s sebagai berikut:

Langkah 1. Inisialisasi nilai awal *level* L_s dengan menggunakan persamaan (1).

Menentukan nilai awal *level* L_s dengan menggunakan persamaan (1)

$$L_s = \frac{1}{s} (X_1 + X_2 + \dots + X_s) \quad (1)$$

Langkah 2. Menentukan nilai awal tren b_s dengan menggunakan persamaan (2)

$$b_s = \frac{1}{s} \left(\frac{X_{s+1} - X_1}{s} + \frac{X_{s+2} - X_2}{s} + \dots + \frac{X_{s+s} - X_s}{s} \right) \quad (2)$$

Langkah 3. Menentukan nilai awal untuk indeks musiman (*seasonal*) dengan menggunakan persamaan (3) untuk Aditif dan persamaan (4) untuk Multiplikatif.

Sedangkan nilai awal penghalusan musiman aditif:

$$S_t = X_t - L_s \quad (3)$$

Nilai awal penghalusan musiman model multiplikatif:

$$S_t = \frac{X_1}{L_s}, S_2 = \frac{X_2}{L_s}, \dots, S_s = \frac{X_s}{L_s} \quad (4)$$

2.2.2 Peramalan

Setelah menentukan nilai awal dari *level*, *trend* dan *seasonal*, langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan penjualan. Sebelum melakukan peramalan perlu ditentukan nilai pada setiap

parameter alpha (α), beta (β), dan gamma (γ). Nilai alpha (α) merupakan konstanta pembobot pemulusan eksponensial ($0 < \alpha < 1$), β merupakan konstanta pembobot pemulusan unsur kecenderungan ($0 < \beta < 1$) dan γ merupakan konstanta pembobot pemulusan musiman ($0 < \gamma < 1$). (Dewi & Listiowarni, n.d.-b). Peramalan penelitian ini terdapat 2 model, yaitu model Multiplikatif dan model Aditif. Berikut langkah-langkah proses dan persamaan:

Langkah 1. Menghitung persamaan untuk metode *Holt-Winters* Aditif, untuk perhitungan penghalusan eksponensial (*Level*) dengan persamaan (5), untuk perhitungan penghalusan unsur kecenderungan (*Trend*) dengan persamaan (6), untuk perhitungan penghalusan musiman (*Seasonal*) dengan persamaan (7) dan untuk peramalan penjualan dengan persamaan (8).

a. Penghalusan Eksponensial (5)

$$L_t = \alpha(X_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} - b_{t-1}) \quad (5)$$

b. Penghalusan Trend (6)

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (6)$$

c. Penghalusan Musiman (7)

$$S_t = \gamma(X_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (7)$$

d. Ramalan m periode ke depan (8)

$$F_{t+m} = L_t + b_t m + S_{t-s+m} \quad (8)$$

Langkah 2. Menghitung persamaan untuk metode *Holt-Winters* Multiplikatif, untuk perhitungan penghalusan eksponensial (*Level*) dengan persamaan (9), untuk perhitungan penghalusan unsur kecenderungan (*Trend*) dengan persamaan (10), untuk perhitungan penghalusan musiman (*Seasonal*) dengan persamaan (11) dan untuk peramalan penjualan dengan persamaan (12).

a. Penghalusan eksponensial (9)

$$L_t = \alpha \left(\frac{X_t}{S_{t-s}} \right) + (1 - \alpha)(L_{t-1} - b_{t-1}) \quad (9)$$

b. Penghalusan Trend (10)

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (10)$$

c. Penghalusan Musiman (11)

$$S_t = \gamma \left(\frac{X_t}{L_t} \right) + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (11)$$

d. Ramalan m periode ke depan (12)

$$F_{t+m} = (L_t + b_t m) S_{t-s+m} \quad (12)$$

2.2.3 Perhitungan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

Langkah terakhir dalam proses peramalan adalah mengukur tingkat akurasi atau ketepatan hasil prediksi. Tingkat akurasi ini menjadi acuan dalam menentukan model mana yang paling akurat, sekaligus menunjukkan seberapa tepat model tersebut dalam mencerminkan data aktual. Pada penelitian ini akan menggunakan perhitungan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). MAPE dihitung dengan menggunakan kesalahan absolut pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi yang nyata untuk periode itu. Kemudian merata-rata kesalahan persentase absolut tersebut. MAPE dirumuskan dengan menggunakan persamaan (13) berikut ini. (Utami & Atmojo, 2017); (Wisnu Prihatmono, n.d.); (Y. Utami et al., 2024)

$$MAPE = \left(\frac{100\%}{n} \right) \sum_{t=1}^n \frac{|x_t - F_t|}{x_t} \quad (13)$$

dimana,

X_t : nilai data aktual periode t

F_t : nilai peramalan periode t

n : banyaknya data

Tabel 1. Standar Nilai Model Peramalan

Nilai	Kemampuan Peramalan
$\leq 10\%$	Sangat Baik
10% - 20%	Baik
20% - 50%	Layak atau Memadai
$\geq 50\%$	Buruk

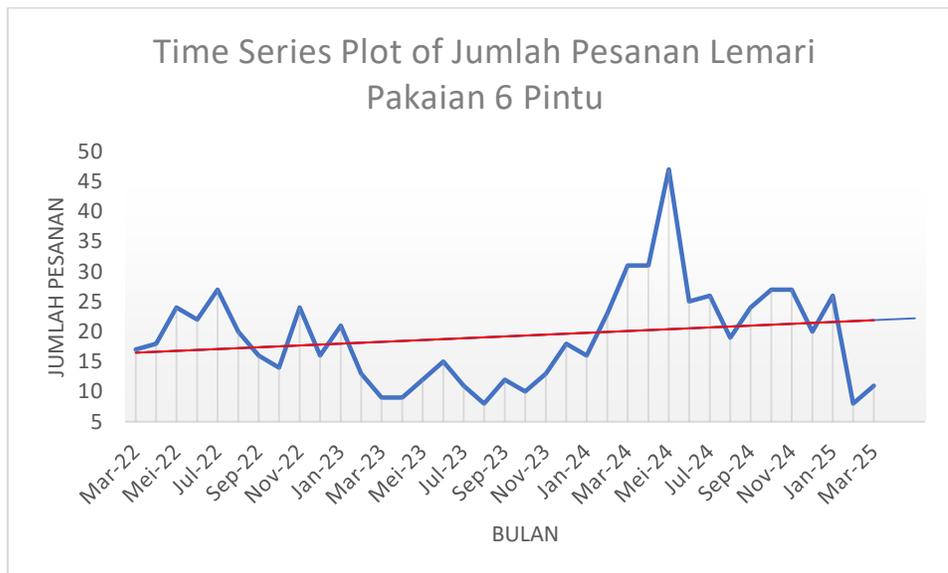
Sumber: (Praasetyo et al., 2023)

Dari Tabel 1. dapat dikatakan bahwa jika suatu model mempunyai nilai MAPE diatas 50%, maka model tersebut tidak dapat digunakan kembali. (Praasetyo et al., 2023)

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Data

Berdasarkan data yang ditunjukkan pada Tabel 1 dilakukan pembuatan grafik untuk menunjukkan data secara visual. Hal ini bertujuan untuk mengidentifikasi serta mengevaluasi pola data, sehingga dapat ditentukan metode peramalan yang paling sesuai.



Gambar 2. Plot Data Jumlah Pesanan Lemari Pakaian 6 Pintu Toko *Online* Homebaze Living

Dari Gambar 2, data penjualan lemari 6 pintu di toko *online* Homebaze Living mengalami fluktuasi untuk tiap-tiap periode. Pada grafik terlihat pola penurunan yang tajam pada periode

Maret 2023 dan pola mulai naik perlahan, meskipun tetap berfluktuasi. Terlihat juga terdapat garis *trend* yang menunjukkan bahwa secara keseluruhan, jumlah pesanan cenderung meningkat dari waktu ke waktu, meskipun tidak secara konsisten setiap bulan. Setelah data terkumpul, langkah selanjutnya adalah proses inialisasi nilai awal untuk *level*, *trend* dan *seasonal* yang akan digunakan dalam proses perhitungan peramalan selanjutnya.

a. Hitung Nilai Awal Penghalusan Level

Untuk mendapatkan nilai awal level, menggunakan perhitungan persamaan (1), dan diperoleh hasil sebagai berikut:

$$\begin{aligned} L_0 &= L_s = \left(\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_{12}}{12} \right) \\ &= \left(\frac{17+18+\dots+13}{12} \right) \\ &= \left(\frac{232}{12} \right) \\ &= 19,33333 \end{aligned}$$

b. Hitung Nilai Awal Penghalusan *Trend*

Untuk mendapatkan nilai awal level, menggunakan perhitungan persamaan (2), dan diperoleh hasil sebagai berikut:

$$\begin{aligned} b_0 &= b_s = \frac{1}{12} \left(\frac{X_{12+1} - X_1}{12} + \frac{X_{12+2} - X_2}{12} + \dots + \frac{X_{12+12} - X_{12}}{12} \right) \\ &= \frac{1}{12} \left(\frac{X_{13} - X_1}{12} + \frac{X_{14} - X_2}{12} + \dots + \frac{X_{24} - X_{12}}{12} \right) \\ &= \frac{1}{12} \left(\frac{9 - 17}{12} + \frac{9 - 18}{12} + \dots + \frac{23 - 13}{12} \right) \\ &= -0,52778 \end{aligned}$$

c. Hitung Nilai Awal Penghalusan Musiman

Untuk mendapatkan nilai awal musiman, dapat dihitung menggunakan 2, yaitu model multiplikatif dan model aditif. Model multiplikatif dihitung dengan menggunakan persamaan (4) dan model aditif dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (3) dan diperoleh hasil sebagai berikut:

I. Perhitungan model multiplikatif:

$$\begin{aligned} S_t &= \frac{X_t}{S_L} \\ S_1 &= \frac{X_1}{S_L} = \frac{17}{19,3333} = 0,87931 \\ S_2 &= \frac{X_2}{S_L} = \frac{18}{19,3333} = 0,931034 \\ S_3 &= \frac{X_3}{S_L} = \frac{24}{19,3333} = 1,24137 \\ &\vdots \\ S_{10} &= \frac{X_{10}}{S_L} = \frac{16}{19,3333} = 0,827586 \\ S_{11} &= \frac{X_{11}}{S_L} = \frac{21}{19,3333} = 1,086207 \end{aligned}$$

$$S_{12} = \frac{X_{12}}{S_L} = \frac{13}{19,3333} = 0,672414$$

II. Perhitungan model aditif:

$$S_t = X_t - L_s$$

$$S_1 = X_1 - L_s = 17 - 19,3333 = -2,3333$$

$$S_2 = X_2 - L_s = 18 - 19,3333 = -1,3333$$

$$S_3 = X_3 - L_s = 24 - 19,3333 = 4,666667$$

⋮

$$S_{10} = X_{10} - L_s = 16 - 19,3333 = -3,33333$$

$$S_{11} = X_{11} - L_s = 21 - 19,3333 = 1,666667$$

$$S_{12} = X_{12} - L_s = 13 - 19,3333 = -6,3333$$

Tabel 2. Inisialisasi Nilai Awal *Level*, *Trend* dan *Seasonal*

Bulan	Jumlah Pesanan	Level	Trend	Seasonal
Multiplikatif				
Mar-22	17			0,87931
Apr-22	18			0,931034
Mei-22	24			1,241379
...
Des-22	16			0,827586
Jan-23	21			1,086207
Feb-23	13	19,33333	$\frac{-}{0,52778}$	0,672414
Aditif				
Mar-22	17			-2,33333
Apr-22	18			-1,33333
Mei-22	24			4,666667
...
Des-22	16			-3,33333
Jan-23	21			1,666667
Feb-23	13	19,33333	$\frac{-}{0,52778}$	-6,33333

3.2 Perhitungan MAPE

Untuk mengukur ketepatan peramalan dari kedua model yang telah dianalisis, perlu dilakukan perhitungan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang dapat dihitung menggunakan persamaan (13). Pada Tabel 3 menunjukkan perbandingan nilai MAPE antara model Multiplikatif dan model Aditif, sebagai berikut.

Tabel 3. Perbandingan Nilai MAPE

α	β	γ	MAPE(%)
Multiplikatif			
0,9	0	0,1	30,68
0,9	0	0,2	30,82
0,9	0	0,3	30,96
0,9	0,1	0,1	32,38
0,9	0,1	0,2	32,54
0,9	0,1	0,3	32,69
Aditif			
0,9	0	0,1	38,02
0,9	0	0,2	38,06
0,9	0	0,3	38,1
0,9	0,1	0,1	39,28
0,9	0,1	0,2	39,41
0,9	0,1	0,3	39,54

Berdasarkan Tabel 3, parameter penghalusan yang paling optimal terletak pada parameter $\alpha = 0,9$; $\beta = 0$; $\gamma = 0,1$ dengan menggunakan model multiplikatif menghasilkan nilai MAPE terkecil yaitu sebesar 30,68%. Dari Tabel 3. juga diperoleh informasi bahwa jika *alpha* (α) dan *beta* (β) dianggap konstan maka dapat dilihat bahwa semakin besar *gamma* (γ) nya semakin besar juga nilai MAPE yang dihasilkan, sedangkan jika *alpha* (α) dan *gamma* (γ) dianggap konstan maka nilai MAPE yang dihasilkannya semakin besar juga. Secara keseluruhan nilai MAPE dengan rentang 20% - 50% ini menunjukkan bahwa peramalan tersebut masih layak atau memadai.

3.3 Hasil Peramalan

Langkah selanjutnya adalah melakukan proses peramalan (*forecasting*) menggunakan metode *Holt-Winters Exponential*. Pada tahap ini, untuk memperoleh hasil peramalan yang akurat akan dilakukan percobaan peramalan dengan model multiplikatif dan model aditif. Langkah yang harus dilakukan adalah menentukan parameter pemulusan eksponensial (α), trend (β) dan musiman (γ). Setelah dilakukan beberapa kali percobaan peramalan dengan model multiplikatif dan model aditif didapatkan nilai $\alpha=0,9$; $\beta=0$, dan $\gamma=0,1$. Nilai parameter tersebut dapat menghasilkan nilai dengan error terkecil.

3.3.1 Peramalan *Holt-Winters* Multiplikatif

Perhitungan peramalan dilakukan menggunakan persamaan (9) sampai dengan persamaan (12). Berikut hasil peramalannya:

a. Perhitungan Nilai Penghalusan Eksponensial (Level)

Untuk menghitung nilai L_t digunakan persamaan (9), dimana nilai $\alpha=0,9$, pada saat $t = 1$, sehingga nilai pengamatan atau data aktual X_t adalah 9. Untuk Komponen nilai S_t pada saat $t = 1$ yang dikurangkan dengan panjang musiman $L = 12$ (data penjualan bersifat bulanan), maka dapat digunakan nilai $S_{t-s} = S_{1-12} = S_{11}$, yaitu nilai musiman dari 11 bulan sebelumnya. Nilai awal

dari S_{11} sebesar 0,87931. Sedangkan untuk nilai L_{t-1} dan b_{t-1} yang masing-masing merupakan komponen *level* dan *trend* pada waktu sebelumnya, dapat menggunakan nilai awal komponen *level* (L_0) dan komponen *trend* (b_0). (Aryati et al., 2020). Berikut adalah hasil perhitungan nilai awal komponen level nya:

$$L_t = \alpha \left(\frac{X_t}{S_{t-s}} \right) + (1 - \alpha)(L_{t-1} - b_{t-1})$$

$$L_1 = (0,9) \left(\frac{X_1}{S_{1-12}} \right) + (1 - 0,9)(L_0 - b_0)$$

$$L_1 = (0,9) \left(\frac{X_1}{S_{1-12}} \right) + (1 - 0,9)(L_0 - b_0)$$

$$L_1 = (0,9) \left(\frac{9}{0,87931} \right) + (0,1)(19,3333 - (-0,52778))$$

$$L_1 = 11,092$$

b. Perhitungan Nilai Penghalusan Trend

Langkah berikutnya untuk menghitung perhitungan komponen penghalusan trend pada saat $t = 1$ dapat menggunakan persamaan (10) dengan nilai $\beta = 0$. Berikut adalah hasil perhitungan nilai penghalusan trend nya:

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

$$b_1 = 0(L_1 - L_0) + (1 - 0)b_0$$

$$b_1 = 0(11,0923 - 19,3333) + (1 - 0)(-0,52778)$$

$$b_t = -0,52778 \approx -0,528$$

c. Perhitungan Nilai Penghalusan Musiman

Setelah mendapatkan nilai komponen trend yang dihaluskan pada saat $t = 1$, langkah selanjutnya dalam proses peramalan dengan menggunakan model multiplikatif adalah menghitung komponen musiman pada periode yang sama. Perhitungan dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan (11) dan nilai parameter musiman $\gamma = 0,1$. Berikut adalah hasil perhitungan nilai penghalusan musiman nya:

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

$$S_1 = (0,1) \left(\frac{X_1}{L_1} \right) + (1 - 0,1)S_{1-12}$$

$$S_1 = (0,1) \left(\frac{9}{11,0923} \right) + (1 - 0,1)(0,87931)$$

$$S_1 = 0,872517 \approx 0,873$$

d. Perhitungan Peramalan pada Periode ke-1

Langkah terakhir dalam perhitungan peramalan *Holt-Winters* menggunakan model multiplikatif. Dengan menggunakan persamaan (12) menghitung nilai peramalan model *Holt-Winters* multiplikatif pada saat $t = 1$ dapat dilakukan. Berikut adalah hasil perhitungan peramalan periode ke-1:

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

$$F_1 = (19,3333 + 1(-0,52778)) (0,87931)$$

$$F_1 = 16,536$$

Untuk perhitungan peramalan pada periode berikutnya, dilakukan perhitungan sesuai persamaan (9) sampai dengan persamaan (12).

3.3.2. Peramalan Holt-Winters Aditif

Perhitungan peramalan dilakukan menggunakan persamaan (5) sampai dengan persamaan (8). Berikut hasil peramalannya:

a. Perhitungan Nilai Penghalusan Eksponensial (Level)

Untuk melakukan perhitungan nilai L_t dengan menggunakan persamaan (5) dan nilai $\alpha=0,9$, pada saat $t = 1$, sehingga nilai pengamatan atau data aktual X_t adalah 9. Untuk komponen nilai S_t pada saat $t = 1$ akan dikurangkan dengan panjang musiman $L = 12$ (data penjualan bersifat periode bulanan), maka dapat digunakan nilai $S_{t-s} = S_{1-12} = S_{11}$, yaitu nilai musiman dari 11 bulan sebelumnya. Nilai awal dari S_{11} sebesar $-2,33333$. Sedangkan untuk nilai L_{t-1} dan b_{t-1} yang masing-masing merupakan komponen *level* dan *trend* pada waktu sebelumnya dapat menggunakan nilai awal komponen *level* (L_0) dan komponen *trend* (b_0). Berikut adalah hasil perhitungan nilai awal komponen level nya:

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

$$L_1 = (0,9)(X_1 - S_{1-12}) + (1 - 0,9)(L_0 - b_0)$$

$$L_1 = (0,9)(9 - (-2,33333)) + (1 - 0,9)(19,33333 - (-5,27778))$$

$$L_1 = 12,08056$$

b. Perhitungan Nilai Penghalusan Trend

Langkah berikutnya untuk menghitung perhitungan komponen penghalusan trend pada saat $t = 1$ dapat menggunakan persamaan (6) dengan nilai $\beta = 0$. Berikut adalah hasil perhitungan nilai penghalusan

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

$$b_1 = 0(L_1 - L_0) + (1 - 0)b_0$$

$$b_1 = 0(12,08056 - 19,33333) + (1 - 0)(-0,52778)$$

$$b_1 = -0,52778$$

c. Perhitungan Nilai Penghalusan Musiman

Setelah mendapatkan nilai komponen trend yang dihaluskan pada saat $t = 1$, langkah selanjutnya dalam proses peramalan dengan menggunakan model multiplikatif adalah menghitung komponen musiman pada periode yang sama. Perhitungan dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan (7) dan nilai parameter musiman $\gamma = 0,1$. Berikut adalah hasil perhitungan nilai penghalusan musiman nya:

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

$$S_1 = (0,1)(X_1 - L_1) + (1 - 0,1)S_{1-12}$$

$$S_1 = (0,1)(9 - 12,08056) + (1 - 0,1)(-2,33333)$$

$$S_t = -2,40806$$

d. Perhitungan Peramalan pada Periode ke-1

Langkah terakhir dalam perhitungan peramalan *Holt-Winters* menggunakan model multiplikatif. Dengan menggunakan persamaan (8) menghitung nilai peramalan model *Holt-Winters* multiplikatif pada saat $t = 1$ dapat dilakukan. Berikut adalah hasil perhitungan peramalan periode ke-1:

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

$$F_1 = (19,33333 + 1(-0,527778)) + (2,33333)$$

$$F_1 = 16,472$$

Untuk perhitungan peramalan pada periode berikutnya, dilakukan perhitungan sesuai persamaan (5) sampai dengan persamaan (8).

Dari hasil perhitungan diatas akan disajikan kembali dalam Tabel 4. dan hasil perhitungan akan dilengkapi untuk periode-periode berikutnya.

Tabel 4. Hasil Peramalan Data Jumlah Pesanan

Bulan	Jumlah Pesanan	Level	Trend	Seasonal	Forecasting
Multiplikatif					
Mar-23	9	11,092	-0,528	0,873	16,536
Apr-23	9	9,756	-0,528	0,930	9,836
Mei-23	12	9,623	-0,528	1,242	11,456
...
Jan-25	26	23,955	-0,528	1,083	25,294
Feb-25	8	12,986	-0,528	0,670	15,848
Mar-25	11	12,580	-0,528	0,874	10,882
Aditif					
Mar-23	9	12,081	-0,528	-2,408	16,472
Apr-23	9	10,455	-0,528	-1,346	10,219
Mei-23	12	7,593	-0,528	4,641	14,594
...
Jan-25	26	24,210	-0,528	1,632	24,245
Feb-25	8	15,133	-0,528	-6,278	17,499
Mar-25	11	13,473	-0,528	-2,360	12,258

3.3.3. Peramalan Data

Untuk langkah selanjutnya, akan dilakukan peramalan selama 9 periode berikutnya. Dengan menggunakan data *level*, *trend* dan *seasonal* pada periode Maret 2025. Perhitungan peramalan jumlah pesanan untuk 9 periode berikutnya akan dilakukan dengan model multiplikatif dan model aditif menggunakan persamaan (12) dan persamaan (8). Hasil peramalan selama 9 periode berikutnya adalah :

a. Peramalan Data Model Multiplikatif

Peramalan jumlah pesanan untuk $m = 1$ (Periode 38), m menunjukkan prediksi untuk satu periode ke depan. Peramalan ini memerlukan nilai penghalus *level* dan *trend* periode ke $t = 37$ serta komponen nilai musiman multiplikatif periode ke $t = 26$. Dari hasil perhitungan diketahui nilai $L_{37} = 12,58008$; $b_{37} = -0,52778$; $S_{26} = 0,929818$. Berikut adalah hasil perhitungan peramalan dengan menggunakan model multiplikatif:

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

$$F_{37+1} = (L_{37} + b_{37} m) S_{26}$$

$$F_{38} = (13,47285 + 1(-0,52778))(0,929818)$$

$$F_{38} = 11,20 \approx 11$$

Untuk perhitungan peramalan pada 8 periode berikutnya, dilakukan perhitungan sesuai persamaan (12)

b. Peramalan Data Model Aditif

Peramalan jumlah pesanan untuk $m = 1$ (Periode 38), m menunjukkan prediksi untuk satu periode ke depan. Peramalan ini memerlukan nilai penghalus *level* dan *trend* periode ke $t = 37$ serta komponen nilai musiman multiplikatif periode ke $t = 26$. Dari hasil perhitungan diketahui nilai $L_{37} = 13,47285$; $b_{37} = -0,52778$; $S_{26} = -1,34477$. Berikut adalah hasil perhitungan peramalan dengan menggunakan model multiplikatif:

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

$$F_{37+1} = L_{37} + b_{37} m + S_{26}$$

$$F_{38} = 13,47285 + 1(-0,52778) + (-1,34477)$$

$$F_{38} = 11,60 \approx 12$$

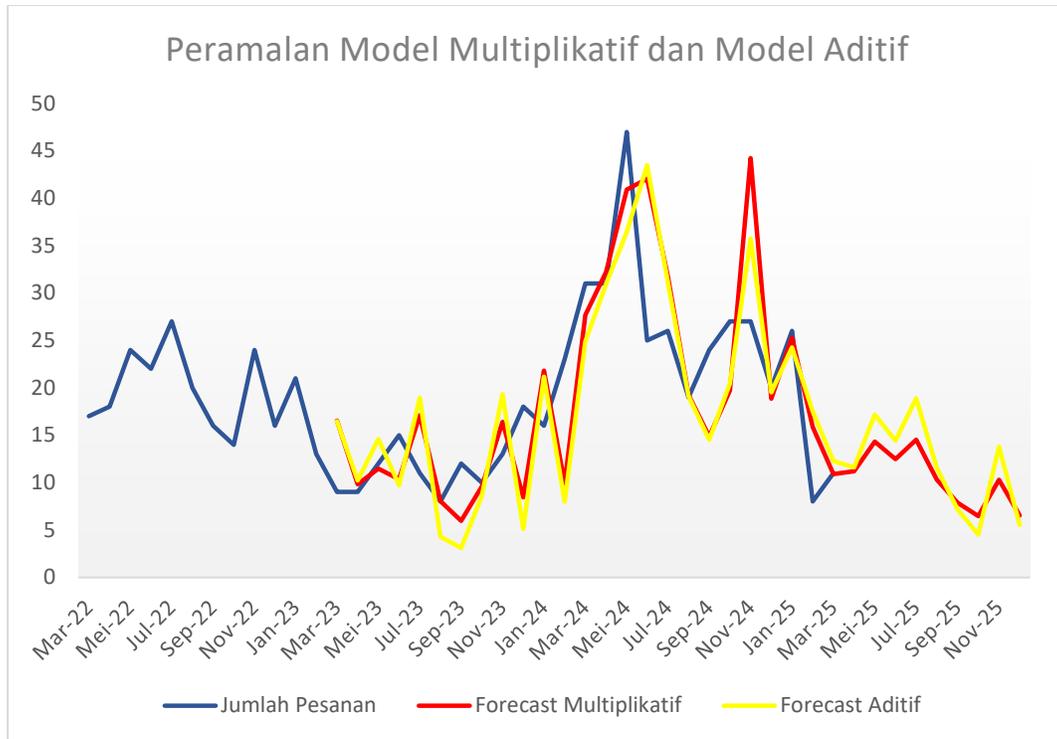
Untuk perhitungan peramalan pada 8 periode berikutnya, dilakukan perhitungan sesuai persamaan (8).

Sehingga didapatkan hasil peramalan jumlah pesanan lemari 6 pintu di Toko Homebase Living untuk 9 periode berikutnya dengan metode penghalusan eksponensial *Holt-Winters* multiplikatif dan metode penghalusan eksponensial *Holt-Winters* aditif dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Peramalan Model Multiplikatif dan Model Aditif

Periode	Bulan	Model Multiplikatif	Model Aditif
38	Apr-25	11	12
39	Mei-25	14	17
40	Jun-25	12	14
41	Jul-25	15	19
42	Agust-25	10	12
43	Sep-25	8	7
44	Okt-25	6	5
45	Nov-25	10	14
46	Des-25	7	6

Tabel 5 menunjukkan hasil peramalan selama 9 periode berikutnya. Hasil peramalan dengan menggunakan model multiplikatif dan model aditif menunjukkan bahwa jumlah pesanan diprediksi akan sama yaitu mengalami penurunan, hanya saja untuk model multiplikatif terlihat lebih stabil dan tidak mengalami penurunan tajam dibanding model aditif. Untuk mempermudah melihat hasil peramalan jumlah pesanan dengan data aktual akan disajikan grafik dari data peramalan jumlah pesanan dengan menggunakan model multiplikatif dan model aditif, disajikan Gambar 3 sebagai berikut.



Gambar 3. Grafik Hasil Peramalan Jumlah Pesanan Menggunakan Model *Multiplikatif* dan Model *Aditif*

Berdasarkan Gambar 3, tersaji grafik hasil peramalan jumlah pesanan dengan menggunakan model Multiplikatif dan model Aditif selama 9 periode berikutnya. Garis biru tua pada gambar menunjukkan data aktual jumlah pesanan setiap bulan, garis merah pada gambar menunjukkan hasil peramalan model multiplikatif dan garis kuning menunjukkan hasil peramalan model aditif. Dari grafik tersebut terlihat bahwa:

- I. Hasil Peramalan Model Multiplikatif (Garis Merah):
 - Dapat dilihat garis merah cenderung mengikuti pola data aktual, terutama pada periode lonjakan dan penurunan tajam. Model ini lebih responsif terhadap perubahan besar pada data, sehingga prediksinya lebih dekat dengan data aktual saat terjadi fluktuasi ekstrem.
 - Periode awal terlihat fluktuasi jumlah pesanan dengan terdapat beberapa perbedaan puncak dan lembah. Pada pertengahan 2023 menunjukkan tren menurun, dimana jumlah pesanan cenderung berkurang. Akan tetapi setelah pertengahan 2023, terjadi kenaikan bertahap hingga awal 2024.

- Pada periode terbesar awal 2024 hingga pertengahan 2024 terdapat lonjakan signifikan pada jumlah pesanan yang mencapai puncaknya di sekitar bulan Mei 2024. Hasil peramalan juga menunjukkan pola yang mengikuti lonjakan ini.
- Setelah puncak tersebut, jumlah pesanan mengalami penurunan tajam, lalu kembali naik dan turun secara tajam beberapa kali hingga akhir 2024
- Memasuki tahun 2025, jumlah pesanan aktual maupun peramalan menunjukkan tren penurunan dan stabilisasi di angka yang lebih rendah dibandingkan puncak periode sebelumnya. Dan tetap mengalami fluktuasi, namun tidak sebesar periode awal hingga pertengahan 2024.

II. Hasil Peramalan Model Aditif (Garis Kuning):

- Dapat dilihat pada garis kuning juga mengikuti pola data aktual, namun pada beberapa titik tampak kurang responsif terhadap perubahan ekstrem, terutama pada puncak dan lembah. Pada puncak dan lembah, garis kuning sering kali tidak setinggi atau serendah data aktual seperti garis merah, sehingga prediksi nya tampak lebih stabil.
- Periode awal mengalami fluktuasi jumlah pesanan. Pada pertengahan 2022 hingga awal 2023 terjadi beberapa kenaikan dan penurunan, namun masih cenderung stabil.
- Pada periode terbesar awal 2024 hingga pertengahan 2024, grafik menunjukkan tren kenaikan yang cukup signifikan, dengan puncak terbesar nya terjadi sekitar Mei 2024. Hasil peramalan juga memprediksi kenaikan meski tidak selalu tepat pada nilai puncaknya (terlihat kurang responsif terhadap lonjakan).
- Setelah puncak tersebut, jumlah pesanan mengalami penurunan tajam, lalu kembali naik dan turun secara tajam beberapa kali hingga akhir 2024
- Memasuki 2025, data aktual jumlah pesanan dan peramalan cenderung menurun dan stabil di angka yang lebih rendah dibandingkan puncak periode sebelumnya. Pola yang diramalkan juga tetap mengalami fluktuasi.

4 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan, peramalan jumlah pesanan lemari 6 pintu pada toko *online* Homebaze Living dilakukan menggunakan metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* dengan cara membandingkan dua pendekatan model multiplikatif dan model aditif. Nilai ketepatan peramalan yang menghasilkan nilai MAPE terkecil yaitu model multiplikatif sebesar 30,68% dengan parameter penghalusan yang paling optimal terletak pada parameter $\alpha = 0,9$; $\beta = 0$ dan $\gamma = 0,1$. Nilai ini menunjukkan bahwa ketepatan peramalan terbilang layak atau memadai. Hasil dari peramalan tersebut menunjukkan bahwa pesanan lemari 6 pintu di toko *online* Homebaze Living akan mengalami fluktuasi dan jumlah pesanan terbanyak akan terjadi pada bulan Juli 2025.

UCAPAN TERIMAKASIH

Saya mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya dan rasa Syukur yang mendalam kepada Allah SWT atas segala kemudahan dan kelancaran dalam menyelesaikan karya ilmiah ini. Selain itu saya ucapkan terimakasih kepada kedua orang tua, keluarga dan teman-teman tersayang yang selalu memberikan semangat dan doa. Terimakasih juga saya sampaikan kepada Ibu Rina Faulina, sebagai Dosen Pembimbing, atas setiap arahan, bimbingan dan dukungannya sehingga saya dapat menyelesaikan karya ilmiah ini dengan mudah dan lancar. Tak lupa juga saya ucapkan terimakasih kepada PT. Furnimart Mebelindo Sakti khususnya kepada Manager National Sales

Department yang telah mengizinkan saya menggunakan data penjualan toko untuk penelitian ini. Semoga segala bantuan yang diberikan dapat dibalas oleh Allah SWT dan menjadi berkah bagi kita semua.

DAFTAR PUSTAKA

- Aryati, A., Purnamasari, I., & Nasution, Y. N. (2020). Peramalan dengan Menggunakan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing (Studi Kasus: Jumlah Wisatawan Mancanegara yang Berkunjung Ke Indonesia) Forecasting using the method of Holt-Winters Exponential Smoothing (Case Study: Number of Foreign Tourists Visiting Indonesia). *Jurnal EKSPONENSIAL*, 11(1).
- Dewi, N. P., & Listiowarni, I. (n.d.-a). *Implementasi Holt-Winters Exponential Smoothing untuk Peramalan Harga Bahan Pangan di Kabupaten Pamekasan*. <https://doi.org/10.31849/digitalzone.v11i2.4797ICCS>
- Dewi, N. P., & Listiowarni, I. (n.d.-b). *Implementasi Holt-Winters Exponential Smoothing untuk Peramalan Harga Bahan Pangan di Kabupaten Pamekasan*. <https://doi.org/10.31849/digitalzone.v11i2.4797ICCS>
- Kusnadi, S. N., & Safitri, E. (2025). PERAMALAN PERMINTAAN FAKE NAILS MENGGUNAKAN METODE HOLT-WINTERS EXPONENTIAL SMOOTHING (STUDI KASUS: JUMLAH PESANAN PRODUK TOKO ROBOKOP BASIC). *Prosiding Seminar Nasional Sains Dan Teknologi Seri III Fakultas Sains Dan Teknologi*, 2(1).
- Nopiah, R., Ekaputri, R. A., Barika, B., & Febriani, R. E. (2024). IMPACT OF E-COMMERCE ON INDONESIA ECONOMIC GROWTH: INTERMEDIATION MODELS WITH FINANCIAL TECHNOLOGY CONSTRAINT. *Jurnal REP (Riset Ekonomi Pembangunan)*, 9(1), 1–23. <https://doi.org/10.31002/rep.v9i1.1216>
- Praasetyo, M. A., Mahdiyah, U., & Swanjaya, D. (2023). Penerapan Metode Holt Winters Untuk Peramalan Harga Saham PT Prodia Widyahusada Tbk. *SKANIKA: Sistem Komputer Dan Teknik Informatika*, 6(1), 75–84.
- Safitri, T., Dwidayati, N., & Kunci, K. (2017). Perbandingan Peramalan Menggunakan Metode Exponential Smoothing Holt-Winters dan Arima. *Unnes Journal of Mathematics*, 6(1), 48–58. <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>
- Utami, R., & Atmojo, S. (2017). Perbandingan Metode Holt Exponential Smoothing dan Winter Exponential Smoothing Untuk Peramalan Penjualan Souvenir. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Asia*, 11(2).
- Utami, Y., Vinsensia, D., & Rasmanna, P. M. (2024). Nomor 2. *Agustus*, 23, 461–468. <https://ojs.trigunadharna.ac.id/index.php/jis/index>
- W. Prihatmono, M. (1). METODE HOLT-WINTER'S UNTUK PERAMALAN HASIL PENJUALAN RUMAH SUBSIDI DAN NONSUBSIDI. *Jurnal Sistem Informasi SIBerPro*, 3(1), 21-35. <https://doi.org/10.56708/siberpro.v3i1.282>

Idris, M. (2022, August 14). *Pengertian e-Commerce Dan Bedanya dengan marketplace*. KOMPAS.com. <https://money.kompas.com/read/2021/09/11/191943626/pengertian-e-commerce-dan-bedanya-dengan-marketplac>

Makridakis, S., Wheelwright, S. C., Victor E., dan Mcgee. 1999. *Forecasting Methods and Applications*. Canada: John Wiley dan Sons. <https://doi.org/10.1057/jors.1984.11>