

**PREDIKSI PENJUALAN TOKO KURNIA JAYA MENGGUNAKAN  
METODE *TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS***

**SKRIPSI**

**Oleh :  
WILDAN DATUM BAHA'UDDIN  
NIM. 18650119**



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2025**

**PREDIKSI PENJUALAN TOKO KURNIA JAYA MENGGUNAKAN  
METODE *TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS***

**SKRIPSI**

**Diajukan kepada:  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang  
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)**

**Oleh :  
WILDAN DATUM BAHA'UDDIN  
NIM. 18650119**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2025**

HALAMAN PERSETUJUAN

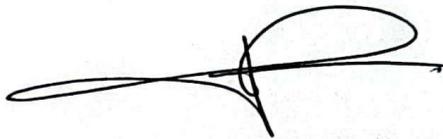
PREDIKSI PENJUALAN TOKO KURNIA JAYA MENGGUNAKAN  
METODE *TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS*

SKRIPSI

Oleh :  
**WILDAN DATUM BAHA'UDDIN**  
NIM. 18650119

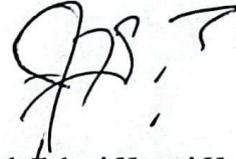
Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:  
Tanggal: 19 Juni 2025

Pembimbing I,



Dr. Ir. Fachrul Kurniawan ST., M.MT.,IPU  
NIP. 19771020 200912 1 001

Pembimbing II,



Khadijah Fahmi Hayati Holle, M.Kom  
NIP. 19900626 202203 2 002

Mengetahui,  
Ketua Program Studi Teknik Informatika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Dr. Ir. Fachrul Kurniawan ST., M.MT.,IPU  
NIP. 19771020 200912 1 001

**HALAMAN PENGESAHAN**

**PREDIKSI PENJUALAN TOKO KURNIA JAYA MENGGUNAKAN  
METODE *TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS***

**SKRIPSI**

Oleh :  
**WILDAN DATUM BAHU'UDDIN**  
NIM. 18650119

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi  
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan  
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer ( S.Kom )  
Tanggal: 25 Juni 2025

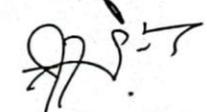
**Susunan Dewan Penguji**

Ketua Penguji : Dr. Ir. Fresy Nugroho, M.T, IPM  
NIP. 19710722 201101 1 001

Anggota Penguji I : Hani Nurhayati, M.T  
NIP. 19780625 200801 2 006

Anggota Penguji II : Dr. Ir. Fachrul Kurniawan ST., M.MT., IPU  
NIP. 19771020 200912 1 001

Anggota Penguji III : Khadijah Fahmi Hayati Holle, M.Kom  
NIP. 19900626 202203 2 002

(  )  
(  )  
(  )  
(  )

Mengetahui dan Mengesahkan,  
Ketua Program Studi Teknik Informatika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



  
Dr. Ir. Fachrul Kurniawan, ST., M.MT, IPU  
NIP. 19771020 200912 1 001

## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Wildan Datum Baha'uddin

NIM : 18650119

Fakultas / Program Studi : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika

Judul Skripsi : Prediksi Penjualan Toko Kurnia Jaya Menggunakan Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters*

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil alihan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini merupakan hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 30 Juni 2025  
Yang membuat pernyataan,



Wildan Datum Baha'uddin  
NIM.18650119

## **MOTTO**

*Berbuat baik jangan sekali  
Yang sudah terjadi jangan terlalu disesali  
Jalani hidupmu hari ini  
Untuk masa depan cerah yang telah menanti*

## **HALAMAN PERSEMBAHAN**

Alhamdulillah, puji syukur kehadiran Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya yang tak terhingga, sehingga karya ini dapat terselesaikan dengan baik. Dengan segenap hati, karya ini kupersembahkan setulus-tulusnya kepada:

Ayahanda dan Ibunda tercinta, terima kasih atas segala cinta, doa tulus, bimbingan, dukungan tanpa henti, serta pengorbanan yang tak terhingga. Kalian adalah inspirasi dan kekuatan terbesar dalam setiap langkah hidupku.

Seluruh teman-teman seperjuangan, khususnya Angkatan 2018 Teknik Informatika, terima kasih atas kebersamaan, semangat, dan kenangan indah yang kita ukir bersama selama ini. Kalian adalah bagian tak terpisahkan dari perjalanan ini. Semoga karya ini dapat memberikan manfaat dan menjadi berkah bagi kita semua.

## KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT atas rahmat dan karunia-Nya yang melimpah, sehingga Skripsi dengan judul “PREDIKSI PENJUALAN TOKO KURNIA JAYA MENGGUNAKAN METODE *TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS*” ini dapat terselesaikan tepat waktu. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

Sholawat serta salam semoga tetap terlimpahkan kepada Rasulullah Muhammad SAW yang telah memberikan bimbingan dan petunjuk sehingga kita tetap dalam iman islam dan dapat melakukan kegiatan belajar dengan cahaya islam.

Penyusunan Skripsi ini tentu tidak lepas dari bimbingan, dukungan, dan bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, izinkan penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Prof. Dr. H. M. Zainuddin, MA selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Prof. Dr. Hj. Sri Harini, M.Si selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Ir. Fachrul Kurniawan S.T., M.MT., IPU selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika UIN Maulana Malik Ibrahim Malang dan juga Dosen Pembimbing I yang telah meluangkan waktu, memberikan bimbingan, arahan, dan motivasi yang tak ternilai selama proses penyusunan Skripsi ini.

4. Khadijah Fahmi Hayati Holle, M.Kom selaku Dosen Pembimbing II yang telah memberikan masukan, saran, dan dukungan yang sangat berarti bagi penulis.
5. Kedua orang tua tercinta, Mochamad Arifin dan Bi'ah Atchain, atas doa, dukungan moral dan materi, serta kasih sayang yang tak pernah putus sehingga penulis dapat menyelesaikan pendidikan ini.
6. Seluruh rekan-rekan seperjuangan Teknik Informatika Angkatan 2018, atas kebersamaan, semangat, dan motivasi yang selalu terjalin selama masa perkuliahan.
7. Nia Faricha, S.Si sebagai Admin Program Studi Teknik Informatika yang dengan sangat sabar banyak membantu penulis terkait informasi administrasi dan berkas studi.

Penulis menyadari bahwa Skripsi ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat penulis harapkan demi perbaikan di masa mendatang. Semoga Skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi perkembangan ilmu pengetahuan dan pihak-pihak yang membutuhkan.

Malang, 26 Juni 2025

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN PENGAJUAN</b> .....	<b>ii</b>
<b>HALAMAN PERSETUJUAN</b> .....	<b>iii</b>
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b> .....	<b>iv</b>
<b>PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN</b> .....	<b>v</b>
<b>MOTTO</b> .....	<b>vi</b>
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN</b> .....	<b>vii</b>
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	<b>viii</b>
<b>DAFTAR ISI</b> .....	<b>x</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	<b>xii</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	<b>xiii</b>
<b>ABSTRAK</b> .....	<b>xiv</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>xv</b>
<b>مستخلص البحث</b> .....	<b>xvi</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian .....	3
1.5 Manfaat Penelitian .....	3
<b>BAB II STUDI PUSTAKA</b> .....	<b>4</b>
2.1 Penelitian Terkait .....	4
2.2 Metode <i>Triple Exponential Smoothing Holt-Winters</i> .....	8
2.2.1 Model <i>Holt-Winters Additive</i> .....	8
2.2.2 Model <i>Holt-Winters Multiplicative</i> .....	11
2.3 <i>Root Mean Square Error (RMSE)</i> .....	13
2.4 <i>Mean Absolute Percentage Error (MAPE)</i> .....	14
2.5 <i>Decimal Scaling</i> .....	14
<b>BAB III METODOLOGI DAN DESAIN PENELITIAN</b> .....	<b>16</b>
3.1 Metodologi Penelitian .....	16
3.2 Pengumpulan Data .....	18
3.3 Pengolahan Data.....	19
3.4 Desain Sistem.....	22
3.5 Perhitungan Manual Metode <i>Holt-Winters Additive</i> .....	24
3.5.1 Nilai Awal <i>Level Trend dan Seasonal (Additive)</i> .....	25
3.5.2 Perhitungan Nilai <i>Level, Trend dan Seasonal (Additive)</i> .....	28
3.5.3 Perhitungan Nilai <i>Fitted Values (Additive)</i> .....	31
3.5.4 Perhitungan Nilai <i>Forecasting (Additive)</i> .....	33
3.6 Perhitungan Manual Metode <i>Holt-Winters Multiplicative</i> .....	34
3.6.1 Nilai Awal <i>Level Trend dan Seasonal (Multiplicative)</i> .....	35
3.6.2 Perhitungan Nilai <i>Level, Trend dan Seasonal (Multiplicative)</i> .....	38
3.6.3 Perhitungan Nilai <i>Fitted Values (Multiplicative)</i> .....	42

3.6.4 Perhitungan Nilai Forecasting (Multiplicative) .....	43
3.7 Skenario Pengujian Nilai <i>RMSE</i> dan <i>MAPE</i> .....	45
3.7.1 Perhitungan <i>Root Mean Square Error</i> (RMSE) .....	47
3.7.2 Perhitungan <i>Mean Percentage Error</i> (MAPE) .....	47
<b>BAB IV IMPLEMENTASI DAN HASIL .....</b>	<b>49</b>
4.1 Input Data .....	49
4.2 Implementasi Inisialisasi Nilai Awal Level, Tren dan Seasonal .....	50
4.3 Implementasi Perhitungan Nilai <i>Smoothing Level, Trend, dan Seasonal</i> .....	54
4.4 Implementasi Perhitungan nilai Fitted Values .....	55
4.5 Implementasi Perhitungan Peramalan (Forecasting) .....	57
4.6 Implementasi Pengujian RMSE dan MAPE .....	58
4.7 Uji Coba .....	61
4.7.1 Percobaan Kombinasi $\alpha$ , $\beta$ , $\gamma$ <i>Multiplicative</i> Periode 12 Bulan .....	62
4.7.2 Percobaan Kombinasi $\alpha$ , $\beta$ , $\gamma$ <i>Multiplicative</i> Periode 6 Bulan .....	64
4.7.3 Percobaan Kombinasi $\alpha$ , $\beta$ , $\gamma$ <i>Additive</i> Periode 12 Bulan .....	66
4.7.4 Percobaan Kombinasi $\alpha$ , $\beta$ , $\gamma$ <i>Additive</i> Periode 6 Bulan .....	68
4.8 Hasil Percobaan .....	70
4.8.1 Perbandingan Seluruh Model dan Kesimpulan Model Terbaik .....	70
4.8.2 Penerapan Terbaik Pada Data Asli .....	71
4.9 Analisis dan Pembahasan Hasil Peramalan .....	75
4.10 Integrasi Islam .....	76
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>	<b>79</b>
5.1 Kesimpulan .....	79
5.2 Saran .....	80
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Metodologi Penelitian .....	17
Gambar 3.2 Desain Sistem .....	23
Gambar 4.1 <i>Pseudocode Level Awal</i> .....	51
Gambar 4.2 <i>Pseudocode Trend Awal</i> .....	52
Gambar 4.3 <i>Pseudocode Seasonal Awal</i> .....	53
Gambar 4.4 <i>Pseudocode Pemulusan Level, Trend, dan Seasonal</i> .....	54
Gambar 4.5 <i>Pseudocode Nilai Fitted Values</i> .....	56
Gambar 4.6 <i>Pseudocode Forecasting</i> .....	57
Gambar 4.7 <i>Pseudocode RMSE</i> .....	59
Gambar 4.8 <i>Pseudocode MAPE</i> .....	60
Gambar 4.9 <i>Pseudocode Pencarian <math>\alpha, \beta, \gamma</math> Multiplicative 12 Bulan</i> .....	62
Gambar 4.10 <i>Pseudocode Pencarian <math>\alpha, \beta, \gamma</math> Multiplicative 6 Bulan</i> .....	64
Gambar 4.11 <i>Pseudocode Pencarian <math>\alpha, \beta, \gamma</math> Additive 12 Bulan</i> .....	66
Gambar 4.12 <i>Pseudocode Pencarian <math>\alpha, \beta, \gamma</math> Additive 6 Bulan</i> .....	68
Gambar 4.13 <i>Pseudocode Mengambil Nilai Peramalan Multiplicative 12 Bulan</i> .....	71
Gambar 4.14 <i>Pseudocode Visualisasi Grafik Multiplicative 12 Bulan</i> .....	74
Gambar 4.15 <i>Grafik Hasil Peramalan Multiplicative 12 Bulan</i> .....	75

## DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Contoh Data Harian Pendapatan Toko Kurnia Jaya .....	18
Tabel 3.2 Pendapatan Bulanan Periode Tahunan (12 bulan) .....	20
Tabel 3.3 Pendapatan Bulanan Periode Semester (6 bulan) .....	21
Tabel 3.4 Hasil Perhitungan <i>Holt-Winters Additive</i> awal <i>Level, Trend, dan Seasonal</i> .....	27
Tabel 3.5 Hasil Perhitungan <i>Holt-Winters Additive</i> Pemulusan <i>Level, Trend dan Seasonal</i> .....	29
Tabel 3.6 Hasil <i>Fitted Values Additive</i> .....	32
Tabel 3.7 Hasil <i>Forecasting Additive</i> .....	34
Tabel 3.8 Hasil Perhitungan <i>Holt-Winters Multiplicative</i> awal <i>Level, Trend, dan Seasonal</i> .....	37
Tabel 3.9 Hasil Perhitungan <i>Holt-Winters Multiplicative</i> Pemulusan <i>Level, Tren dan Seasonal</i> .....	40
Tabel 3.10 Hasil <i>Fitted Values Multiplicative</i> .....	42
Tabel 3.11 Hasil <i>Forecasting Multiplicative</i> .....	44
Tabel 3.12 Data Nilai Aktual dan Nilai Peramalan .....	45
Tabel 4.1 Data Normalisasi Pemasukan Toko .....	49
Tabel 4.2 Hasil Uji Coba Parameter <i>Multiplicative</i> periode 12 Bulan .....	63
Tabel 4.3 Hasil Uji Coba Parameter <i>Multiplicative</i> periode 6 Bulan .....	65
Tabel 4.4 Hasil Uji Coba Parameter <i>Multiplicative</i> periode 12 Bulan .....	67
Tabel 4.5 Hasil Uji Coba Parameter <i>Additive</i> periode 6 Bulan .....	69
Tabel 4.6 Tabel Hasil Uji Coba Kombinasi <i>Alpha, Beta, dan Gamma</i> Terbaik ...	70
Tabel 4.7 Hasil Peramalan <i>Multiplicative</i> 12 Bulan .....	72

## ABSTRAK

Baha'uddin, Wildan Datum. 2025. **Prediksi Penjualan Toko Kurnia Jaya Menggunakan Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters***. Skripsi. Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Ir. Fachrul Kurniawan S.T., M.MT., IPU (II) Khadijah Fahmi Hayati Holle, M.Kom.

**Kata kunci:** Peramalan, Penjualan, *Holt-Winters*, RMSE, MAPE

Perkembangan teknologi informasi dan kemajuan dalam pengolahan data telah membuka peluang besar bagi sektor bisnis, termasuk toko peralatan sekolah, untuk mengoptimalkan pengambilan keputusan. Salah satu tantangan utama dalam manajemen bisnis adalah memprediksi penjualan secara akurat guna mendukung pengelolaan stok dan strategi pemasaran. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan variasi parameter dan dua bentuk model (*additive* dan *multiplicative*) guna menemukan model peramalan terbaik data yang digunakan adalah data penjualan bulanan Toko Kurnia Jaya dari Desember 2021 hingga November 2024. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *multiplicative* dengan periode musiman 12 bulan dan kombinasi parameter  $\alpha=0,1$ ,  $\beta=0,1$ , serta  $\gamma=0,9$  memberikan hasil terbaik dengan nilai *RMSE* sebesar 0,0236 dan *MAPE* sebesar 16,0386%. Nilai kesalahan yang rendah ini menunjukkan bahwa model tersebut mampu memberikan prediksi penjualan yang akurat dan dapat diandalkan.

## ABSTRACT

Baha'uddin, Wildan Datum. 2025. **Sales Forecasting for Kurnia Jaya Store Using the Triple Exponential Smoothing Holt-Winters Method.** Undergraduate Thesis. Department of Informatics Engineering, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University of Malang. Advisors: (I) Dr. Ir. Fachrul Kurniawan, S.T., M.MT., IPU, (II) Khadijah Fahmi Hayati Holle, M.Kom.

**Keywords:** Forecasting, Sales, Holt-Winters, RMSE, MAPE

The advancement of information technology and data processing has opened up significant opportunities for businesses, including school supply stores, to optimize decision-making. One of the main challenges in business management is accurately forecasting sales to support inventory management and marketing strategies. This study aims to apply the Triple Exponential Smoothing Holt-Winters algorithm with parameter variations and two model forms (additive and multiplicative) to identify the best forecasting model based on monthly sales data from Kurnia Jaya Store, covering the period from December 2021 to November 2024. The results show that the multiplicative model with a seasonal period of 12 months and parameter combination of  $\alpha=0.1$ ,  $\beta=0.1$ , and  $\gamma=0.9$  performs best, yielding an RMSE (Root Mean Squared Error) value of 0.0236 and a MAPE (Mean Absolute Percentage Error) of 16.0386%. These low error values indicate that the model provides accurate and reliable sales forecasts.

## مستخلص البحث

بهاء الدين، ولدان داتوم. 2025. تنبؤ مبيعات متجر كورنيا جايا باستخدام طريقة التمهيد الأسّي الثلاثي هولت-وينترز. البحث الجامعي. قسم هندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا، الجامعة الإسلامية الحكومية مولانا مالك إبراهيم مالانج. المشرفان الدكتور فخر الكرنياوان الماجستير، خديجة فهمي حياتي هول الماجستير

الكلمات الرئيسية: RMSE MAPE التنبؤ، المبيعات، هولت-وينترز، التمهيد الأسّي الثلاثي

إن تطور تكنولوجيا المعلومات وتقدم معالجة البيانات قد أتاح فرصاً كبيرة لقطاع الأعمال، بما في ذلك متاجر الأدوات المدرسية، لتحسين اتخاذ القرار. ومن التحديات الأساسية في إدارة الأعمال التنبؤ الدقيق بالمبيعات لدعم إدارة المخزون ووضع استراتيجيات التسويق. تهدف هذه الدراسة إلى تطبيق خوارزمية التمهيد الأسّي الثلاثي هولت-وينترز باستخدام تنبؤات في المعاملات وشكلين من النماذج (الإضافي والضربي) لاختيار النموذج الأمثل للتنبؤ، بناءً على بيانات المبيعات الشهرية لمتجر كورنيا جايا من ديسمبر 2021 إلى نوفمبر 2024. أظهرت نتائج الدراسة أن النموذج الضربي بفترة موسمية مدتها 12 شهراً ومع مجموعة المعاملات ومتوسط 0.0236 (RMSE) قدّم أفضل النتائج، حيث بلغ خطأ الجذر التربيعي المتوسط  $\alpha = 0.1$ ،  $\beta = 0.1$ ، و  $\gamma = 0.9$  وتشير هذه القيم المنخفضة إلى دقة النموذج وموثوقيته في التنبؤ بمبيعات المتجر. الخطأ النسبي المطلق (MAPE) 16.0386%.

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Perkembangan teknologi informasi dan kemajuan dalam pengolahan data telah membuka banyak peluang bagi dunia bisnis untuk mengoptimalkan operasional dan pengambilan keputusan (Fauzi et al. 2024). Salah satu tantangan yang sering dihadapi pemilik bisnis, termasuk toko peralatan sekolah, adalah memprediksi penjualan di masa depan. Pencatatan penjualan yang akurat dan mampu memberikan prediksi yang relevan dapat membantu pemilik toko dalam mengatur stok barang, menentukan strategi pemasaran, dan menghindari kekurangan atau kelebihan persediaan.

Salah satu ayat Al-Qur'an yang memberikan isyarat tentang kegiatan ekonomi termuat dalam Surah An-Nisa ayat 29 yang berbunyi:

أَيُّهَا الَّذِينَ ءَامَنُوا لَا تَأْكُلُوا أَمْوَالِكُمْ بَيْنَكُمْ بِالْبُطْلِ إِلَّا أَنْ تَكُونَ تِجَارَةً عَنْ تَرَاضٍ مِّنْكُمْ ؕ وَلَا تَقْتُلُوا أَنْفُسَكُمْ ؕ إِنَّ اللَّهَ  
كَانَ بِكُمْ رَحِيمًا

*“Wahai orang-orang yang beriman, janganlah kamu memakan harta sesamamu dengan cara yang batil (tidak benar), kecuali berupa perniagaan atas dasar suka sama suka di antara kamu. Janganlah kamu membunuh dirimu. Sesungguhnya Allah adalah Maha Penyayang kepadamu.”, (QS An-Nisa : 29)*

Ayat ini menjelaskan bahwa Islam menghendaki semua bentuk kegiatan ekonomi dilakukan dengan usaha yang sah dan jujur serta dilandasi dengan iman serta itikad yang baik (Abidin 2023). Dalam konteks modern, tentunya prinsip ini tetap relevan dalam aktivitas ekonomi, termasuk dalam perdagangan seperti yang dilakukan oleh Toko Kurnia Jaya. Penelitian dengan judul "Prediksi Penjualan

Toko Kurnia Jaya Menggunakan Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters Model*" bertujuan untuk membantu pengambilan keputusan bisnis yang lebih akurat melalui peramalan penjualan. Dengan adanya prediksi yang baik, pemilik usaha dapat mengelola stok barang, menentukan strategi pemasaran, serta meningkatkan efisiensi dalam pengelolaan usaha.

Ketidakpastian permintaan produk selama tahun ajaran baru atau pada saat promosi khusus sering kali menjadi tantangan tersendiri bagi pemilik toko. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan ilmiah untuk memprediksi penjualan berdasarkan data historis, salah satunya menggunakan model *Triple Exponential Smoothing (TES)*, yang mampu meramalkan beberapa periode sekaligus dengan tiga tahap pemulusan, yaitu unsur *level*, *trend*, dan *seasonal*. Metode ini dapat meningkatkan akurasi peramalan serta menghasilkan prediksi penjualan dengan tingkat kesalahan yang lebih kecil (Bayu Saputro, Paranita Kartika, and Dwi Puspitasari 2022) . Lalu dengan bantuan aplikasi kali ini, diharapkan pemilik toko Kurnia Jaya mendapatkan prediksi penjualan untuk beberapa periode ke depan.

Penelitian ini mengusulkan penerapan algoritma *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* yang dirancang untuk toko alat tulis kantor dan peralatan sekolah Toko Kurnia Jaya. Aplikasi ini akan membantu pemilik toko dalam melakukan prediksi penjualan berdasarkan data historis. Dengan demikian, toko dapat lebih efisien dalam mengelola penghasilan dan membuat perencanaan keputusan yang lebih tepat dalam menghadapi fluktuasi penjualan kedepan.

## 1.2 Rumusan Masalah

Bagaimana untuk mengetahui model terbaik dari metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* yang diterapkan dalam meramalkan penjualan Toko Kurnia Jaya, berdasarkan nilai (RMSE) dan (MAPE) terkecil hasil kombinasi berbagai parameter?

## 1.3 Batasan Masalah

Data-data yang digunakan adalah jumlah pendapatan total perbulan pada toko Kurnia Jaya mulai bulan Desember 2021 sampai November 2024.

## 1.4 Tujuan Penelitian

Untuk mengetahui model terbaik dari metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* yang diterapkan dalam meramalkan penjualan Toko Kurnia Jaya, berdasarkan nilai (RMSE) dan (MAPE) terkecil hasil kombinasi berbagai parameter.

## 1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut.

1. Aplikasi yang dikembangkan akan memudahkan pemilik toko peralatan sekolah Toko Kurnia Jaya untuk dapat memprediksi penjualan di masa depan, sehingga dapat lebih efisien dalam mengelola stok dan pengambilan keputusan.
2. Penelitian ini dapat memberikan kontribusi pada penelitian terkait *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters*.

## BAB II

### STUDI PUSTAKA

#### 2.1 Penelitian Terkait

Penelitian yang dilakukan oleh Pongdatu et al (2020), metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* digunakan untuk meramalkan transaksi penjualan pada toko *retail* pakaian selama periode 2014–2018. Metode ini dipilih karena kemampuannya dalam menangani data deret waktu yang memiliki pola musiman dan *trend*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik adalah model multiplikatif dengan *smoothing weight* sebesar 0,2, yang menghasilkan nilai *Mean Absolute Deviation (MAD)* terkecil, yaitu 4,38. Evaluasi akurasi model dilakukan dengan membandingkan nilai peramalan terhadap nilai aktual menggunakan berbagai metrik kesalahan, seperti *MAD*, *Mean Squared Error (MSE)*, dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. Kesimpulan dari penelitian ini menegaskan bahwa metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* dapat menjadi pendekatan yang efektif dalam memprediksi pola penjualan, sehingga dapat membantu pengambilan keputusan bisnis dalam menentukan strategi persediaan dan penjualan yang lebih optimal.

Penelitian yang dilakukan oleh Junita & Primandari (2023) berjudul "Perbandingan Metode *Double Exponential Smoothing* dan Metode *Triple Exponential Smoothing* untuk Harga Telur pada Produsen di Kabupaten Sukabumi". Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan harga telur ayam ras pada tingkat produsen dengan menggunakan *time series data* dari Januari 2020 hingga Desember 2021. Metode yang digunakan adalah *Double Exponential Smoothing*

(*DES*) dan *Triple Exponential Smoothing (TES)*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *Triple Exponential Smoothing* lebih unggul dibandingkan *DES*, dengan nilai *Mean Square Error (MSE)* sebesar 629368.5 dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* sebesar 3.584268%, yang menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang sangat baik ( $MAPE < 10\%$ ). Hasil ini menunjukkan bahwa metode *TES* dapat digunakan secara efektif untuk memprediksi harga telur di Kabupaten Sukabumi.

Penelitian yang dilakukan oleh Nurdin, Balqis, dan Yunizar (2022) yang berjudul *Application of Triple Exponential Smoothing Method to Predict LQ45 Saham Stock Price* menggunakan metode *Triple Exponential Smoothing* untuk memprediksi pergerakan harga saham *LQ45*, khususnya pada tiga perusahaan yaitu Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF), Unilever Indonesia Tbk (UNVR), dan Aneka Tambang Tbk (ANTM). Penelitian ini bertujuan untuk membantu investor dalam menganalisis pergerakan harga saham berdasarkan data historis, sehingga dapat meminimalkan risiko kerugian dalam investasi. Dengan menggunakan 125 data historis dari *Google Finance*, penelitian ini menerapkan model peramalan menggunakan parameter  $\alpha = 0.13$  dan  $\beta = 0.87$ . Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini mampu menghasilkan tingkat kesalahan prediksi yang rendah, dengan margin kesalahan rata-rata pada harga *Open* sebesar -0.10681%, *High* - 1.1156%, *Low* 1.4616%, dan *Close* 0.2504%.

Penelitian yang dilakukan oleh Handika & Satwika (2023) berjudul "*Enhancing Sales Forecasting Accuracy Through Optimized Holt-Winters Exponential Smoothing with Modified Improved Particle Swarm Optimization*" membahas peningkatan akurasi peramalan penjualan menggunakan kombinasi

metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* dengan algoritma *Modified Improved Particle Swarm Optimization (MIPSO)*. Penelitian ini bertujuan untuk menemukan kombinasi optimal dari parameter *smoothing*  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  guna meningkatkan ketepatan prediksi. Data yang digunakan adalah data penjualan dari Januari 2021 hingga Mei 2023, dan hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan metode *MIPSO* mampu menurunkan nilai *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* hingga 9,1717%, yang lebih baik dibandingkan pendekatan tanpa optimasi. Hal ini membuktikan bahwa optimasi menggunakan *MIPSO* dapat meningkatkan akurasi peramalan dan mempercepat proses pencarian parameter optimal.

Penelitian yang dilakukan oleh Otiva et al. (2024) yang berjudul "*Application of Holt-Winter Exponential Smoothing Method to Design a Drug Inventory Prediction Application in Private Health Units*". Penelitian ini bertujuan untuk merancang aplikasi prediksi persediaan obat menggunakan metode *Holt-Winter Exponential Smoothing*. Metode yang digunakan mencakup observasi dan wawancara sebagai teknik pengumpulan data, serta *prototyping system development* dalam pengembangan aplikasinya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Holt-Winter Exponential Smoothing* dapat diterapkan dengan baik untuk memprediksi persediaan obat seperti *amoxicillin*, *cefixime*, *paracetamol*, dan *CTM*, dengan nilai *MAPE* kurang dari 10%, yang menunjukkan akurasi prediksi yang cukup tinggi. Kesimpulannya, metode ini efektif untuk membantu perencanaan persediaan obat di fasilitas kesehatan swasta.

Riset yang dilakukan oleh Sofiana et al. (2020) meneliti aplikasi metode *Holt-Winters' Exponential Smoothing* dan *Exponential Smoothing Event-Based*

untuk peramalan data numerik. Penelitian mereka secara spesifik berfokus pada prediksi jumlah penumpang pesawat di Bandara Internasional Ahmad Yani. Data sekunder yang digunakan dalam studi ini diperoleh dari PT Angkasa Pura I (Persero), mencakup periode Januari 2013 hingga Desember 2019. Hasil analisis menunjukkan bahwa metode *Holt-Winters' Exponential Smoothing* menawarkan akurasi yang lebih tinggi dibanding *Exponential Smoothing Event-Based*. Hal ini dibuktikan dengan perolehan nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) sebesar 5,64139% dan MSE (*Mean Squared Error*) sebesar 619.998.718,9 untuk metode *Holt-Winters*.

Penelitian yang dilakukan oleh Lubis (2024) dengan Judul *Implementation of Triple Exponential Smoothing in Predicting Blood Stock Inventory* bertujuan untuk memprediksi persediaan stok darah di Unit Donor Darah (UDD) PMI menggunakan metode *Triple Exponential Smoothing (TES)*. Data yang digunakan mencakup stok darah dari Januari 2019 hingga Desember 2023, dengan akurasi metode diukur menggunakan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* dan *Mean Absolute Error (MAE)*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *TES* mampu memprediksi ketersediaan dan permintaan darah dengan tingkat akurasi tinggi, dengan nilai *MAPE* sebesar 2,15% untuk darah A, 1,38% untuk darah B, 1,03% untuk darah O, dan 2,42% untuk darah AB. Temuan ini menunjukkan bahwa *TES* dapat menjadi alat yang efektif dalam membantu PMI mengelola stok darah secara lebih efisien, mengurangi risiko kekurangan atau pemborosan darah.

## 2.2 Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters*

Metode *Triple Exponential Smoothing (TES)* atau yang lebih dikenal sebagai metode *Holt-Winters* adalah teknik peramalan yang digunakan untuk menganalisis *time series data* yang memiliki tren dan pola musiman (Ersita et al, 2024). Metode *Holt-Winters* bekerja dengan tiga komponen utama, yaitu *level* yang menunjukkan rata-rata data pada periode saat ini, *trend* yang menunjukkan kecenderungan perubahan data dari waktu ke waktu, serta *seasonal* (musiman) yang menunjukkan pola musiman yang berulang dalam data dalam periode waktu tertentu. Dengan memanfaatkan ketiga komponen tersebut, metode ini mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat dalam *time series data* yang bersifat musiman. Menurut (Suhartono 2008) terdapat dua pendekatan terkait penggunaan metode *Holt-Winters*, yaitu model *Holt-Winters Additive* dan model *Holt-Winters Multiplicative*.

### 2.2.1 Model *Holt-Winters Additive*

Model ini digunakan apabila komponen musiman tidak berubah besarnya terhadap waktu (stabil atau tetap). Komponen musiman ditambahkan dalam proses pemulusan dan peramalan. Komponen awal ini berguna menjadi acuan awal perhitungan untuk tahap pemulusan selanjutnya. Nantinya tahap pemulusan ini yang akan menggunakan komponen awal sebagai awalan acuan perhitungan

#### 1. Inisialisasi Komponen Awal

Langkah awal model *Holt-Winters Additive* yaitu mengidentifikasi nilai awal *Level Trend* dan *Seasonal* pada periode  $t$  yang tertuang dalam persamaan

berikut ini (Amalia, Widiharih, and Tarno 2024). Berikut merupakan persamaan untuk menghitung nilai awal  $Level(L_0)$ .

$$L_0 = \left( \frac{y_1 + y_2 + y_3 + \dots + y_s}{s} \right) \quad (2.1)$$

Berikut merupakan persamaan untuk menghitung nilai awal  $Trend(T_s)$ .

$$T_0 = \frac{1}{s} \times \left[ \frac{y_{s+1} - y_1}{s} + \frac{y_{s+2} - y_2}{s} + \dots + \frac{y_{s+s} - y_s}{s} \right] \quad (2.2)$$

Berikut adalah persamaan untuk menghitung nilai  $Seasonal$  awal ( $S_1, S_2, \dots, S_s$ ).

$$S_i = y_i - L_s, \text{ untuk } i = 1, 2, 3, \dots, s \quad (2.3)$$

Keterangan

- $L_0$  = Nilai *level* awal
- $T_0$  = Nilai *trend* awal.
- $S_i$  = Nilai *seasonal* pada periode waktu ke- $i$ .
- $y_t$  = Nilai aktual pada periode waktu ke- $t$ .
- $s$  = periode waktu  $s$ .

## 2. Persamaan Pemulusan (*Smoothing*)

Setelah mendapatkan semua nilai awal dari *Level*, *Trend*, dan *Seasonal*, maka dilakukan pemulusan ketiganya. Berikut persamaan pemulusan *Level* dengan menggunakan persamaan sebagai berikut.

$$L_t = \alpha \times (y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha) \times (L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.4)$$

Setelah melakukan pemulusan nilai *Level*, maka tahapan selanjutnya adalah pemulusan nilai *Trend* menggunakan persamaan berikut.

$$T_t = \beta \times (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) \times T_{t-1} \quad (2.5)$$

Langkah selanjutnya yaitu menghitung pemulusan nilai *Seasonal* dengan persamaan berikut.

$$S_t = \gamma \times (y_t - L_t) + (1 - \gamma) \times S_{t-s} \quad (2.6)$$

Keterangan

- $L_t$  = Nilai level pada waktu  $t$
- $T_t$  = Nilai tren pada waktu  $t$ .

$S_t$	= Nilai seasonal pada waktu t
$\alpha$	= Faktor pemulusan level ( $0 < \alpha < 1$ )
$\beta$	= Faktor pemulusan level ( $0 < \beta < 1$ )
$\gamma$	= Faktor pemulusan level ( $0 < \gamma < 1$ )
$y_t$	= Nilai aktual data pada waktu t
$S_{t-s}$	= Faktor musiman pada periode sebelumnya
$L_{t-1}$	= Nilai level pada waktu sebelumnya.
$T_{t-1}$	= Nilai tren pada waktu sebelumnya.

### 3. Persamaan *Fitted Values*

*Fitted values* adalah nilai prediksi yang dihasilkan oleh model untuk periode waktu historis yang telah digunakan dalam pelatihan model. *Fitted values* digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik model dapat menjelaskan pola yang sudah ada dalam data. Untuk menghitung *fitted values* menggunakan nilai pemulusan *Level* sebelumnya ( $L_{t-1}$ ), nilai pemulusan *Trend* sebelumnya ( $T_{t-1}$ ) dan nilai *Seasonal* periode sebelumnya ( $S_{t-s}$ ) maka untuk menghitung *Fitted Values* dengan menggunakan persamaan berikut.

$$\hat{y}_t = L_{t-1} + T_{t-1} + S_i \quad (2.7)$$

Keterangan

$\hat{y}_t$	= Nilai <i>forecasting fitted values</i> pada waktu t
$L_{t-1}$	= Nilai <i>level</i> sebelumnya.
$T_{t-1}$	= Nilai <i>trend</i> sebelumnya.
$S_i$	= Nilai <i>seasonal</i> pada satu periode sebelumnya

### 4. Persamaan *Future Forecasting*

Setelah mendapatkan semua nilai pemulusan *Level* ( $L_t$ ), *Trend* ( $T_t$ ) dan *Seasonal* ( $S_t$ ) maka tahap selanjutnya yaitu menghitung *Future Forecast* (peramalan) dengan menggunakan persamaan berikut.

$$\hat{y}_{t+k} = L_t + (k \times T_t) + S_{t+k-s} \quad (2.8)$$

Keterangan

$\hat{y}_{t+k}$	= Nilai prediksi ( <i>forecast</i> ) pada waktu $t+k$ di masa depan
$L_t$	= Nilai level terakhir
$T_t$	= Nilai tren pada titik waktu t.
$S_{t+k-s}$	= Nilai seasonal pada titik waktu $t+k$ periode ke depan
$k$	= Periode peramalan

### 2.2.2 Model *Holt-Winters Multiplicative*

Model ini digunakan apabila komponen musiman berubah secara proporsional terhadap level data (yaitu musiman bersifat perkalian atau proporsional).

#### 1. Inisialisasi Komponen Awal

Langkah awal Metode *Holt-Winters* yaitu mengidentifikasi nilai awal *Level*, *Trend* dan *Seasonal* pada periode  $s$  yang tertuang dalam persamaan berikut ini (Amalia, Widiharih, and Tarno 2024). Berikut merupakan persamaan untuk menghitung nilai awal *Level* ( $L_s$ ).

$$L_s = \left( \frac{y_1 + y_2 + y_3 + \dots + y_s}{s} \right) \quad (2.9)$$

Berikut merupakan persamaan untuk menghitung nilai awal *Trend* ( $T_s$ ).

$$T_s = \frac{1}{s} \times \left[ \frac{y_{s+1} - y_1}{s} + \frac{y_{s+2} - y_2}{s} + \dots + \frac{y_{s+s} - y_s}{s} \right] \quad (2.10)$$

Berikut adalah persamaan untuk menghitung nilai *Seasonal* awal ( $S_1, S_2, \dots, S_s$ ).

$$S_i = \left( \frac{y_i}{L_s} \right), \text{ untuk } i = 1, 2, 3, \dots, s \quad (2.11)$$

Keterangan

- $L_s$  = Nilai level pada periode waktu  $s$
- $T_s$  = Nilai trend pada periode waktu  $s$ .
- $S_s$  = Nilai seasonal pada periode waktu  $s$ .
- $y_s$  = Nilai aktual pada periode waktu  $s$ .
- $s$  = periode waktu  $s$ .

#### 2. Persamaan Pemulusan (*Smoothing*)

Setelah mendapatkan semua nilai awal dari *Level*, *Trend*, dan *Seasonal*, maka dilakukan pemulusan ketiganya. Berikut persamaan pemulusan *Level* dengan menggunakan persamaan 2.12.

$$L_t = \alpha \times \left( \frac{y_t}{S_{t-s}} \right) + (1 - \alpha) \times (L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.12)$$

Setelah melakukan pemulusan nilai *Level*, maka tahapan selanjutnya adalah pemulusan nilai *Trend* menggunakan persamaan berikut.

$$T_t = \beta \times (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) \times T_{t-1} \quad (2.13)$$

Langkah selanjutnya yaitu menghitung pemulusan nilai *Seasonal* dengan persamaan berikut.

$$S_t = \gamma \times \left(\frac{y_t}{L_t}\right) + (1 - \gamma) \times S_{t-s} \quad (2.14)$$

Keterangan:

- $L_t$  = Nilai level pada waktu t
- $T_t$  = Nilai tren pada waktu t.
- $S_t$  = Nilai seasonal pada waktu t
- $\alpha$  = Faktor pemulusan level ( $0 < \alpha < 1$ )
- $\beta$  = Faktor pemulusan level ( $0 < \beta < 1$ )
- $\gamma$  = Faktor pemulusan level ( $0 < \gamma < 1$ )
- $y_t$  = Nilai aktual data pada waktu t
- $S_{t-s}$  = Faktor musiman pada periode sebelumnya
- $L_{t-1}$  = Nilai level pada waktu sebelumnya.
- $T_{t-1}$  = Nilai tren pada waktu sebelumnya.

### 3. Persamaan *Fitted Values*

*Fitted values* adalah nilai prediksi yang dihasilkan oleh model untuk periode waktu historis yang telah digunakan dalam pelatihan model. *Fitted values* digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik model dapat menjelaskan pola yang sudah ada dalam data. Untuk menghitung *fitted values* menggunakan nilai pemulusan *Level* sebelumnya ( $L_{t-1}$ ), nilai pemulusan *Trend* sebelumnya ( $T_{t-1}$ ) dan nilai *Seasonal* periode sebelumnya ( $S_{t-s}$ ) maka untuk menghitung *Fitted Values* dengan menggunakan persamaan berikut.

$$\hat{y}_t = (L_{t-1} + T_{t-1}) \times S_i \quad (2.15)$$

Keterangan:

- $\hat{y}_t$  = Nilai forecasting fitted values pada waktu t
- $L_{(t-1)}$  = Nilai level sebelumnya.
- $T_{(t-1)}$  = Nilai trend sebelumnya.
- $S_i$  = Nilai seasonal pada satu periode sebelumnya

#### 4. Persamaan Peramalan (*forecasting*)

Setelah mendapatkan semua nilai pemulusan *Level* ( $L_t$ ), *Trend* ( $T_t$ ) dan *Seasonal* ( $S_t$ ) maka tahap selanjutnya yaitu menghitung *Forecast* (peramalan). Peramalan ini digunakan sebagai tahapan meramalkan beberapa periode kedepan. *Forecast* (peramalan) dimaksudkan untuk memprediksi bagaimana nilai dari data dalam periode selanjutnya. Persamaan untuk memprediksi beberapa periode kedepan dapat menggunakan persamaan berikut.

$$\hat{y}_{t+k} = (L_t + k \times T_t) \times S_{t+k-s} \quad (2.16)$$

Keterangan:

$L_t$  = Nilai level pada titik waktu  $t$

$T_t$  = Nilai tren pada titik waktu  $t$ .

$S_{(t+k-s)}$  = Nilai seasonal pada titik waktu  $t+k$  periode ke depan

$k$  = Periode peramalan

### 2.3 *Root Mean Square Error* (RMSE)

*Root Mean Square Error* (RMSE) adalah salah satu metrik evaluasi yang sering digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan dalam model prediksi atau peramalan. RMSE mengukur seberapa jauh nilai prediksi ( $\hat{y}$ ) dari nilai aktual ( $y$ ) dengan memberikan bobot lebih besar pada kesalahan yang lebih besar melalui proses pemangkatan. RMSE dihitung menggunakan persamaan sebagai berikut (Hodson 2022).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y - \hat{y})^2} \quad (2.17)$$

Keterangan:

$y$  = Nilai aktual data pada waktu  $t$

$\hat{y}$  = Nilai prediksi data pada waktu  $t$

$n$  = Jumlah total data

## 2.4 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

*Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* adalah salah satu metrik evaluasi yang sering digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan dalam model prediksi atau peramalan. MAPE mengukur seberapa jauh nilai prediksi ( $\hat{y}$ ) dari nilai aktual ( $y$ ) dalam bentuk persentase, dengan memberikan bobot yang sama untuk semua kesalahan. MAPE dihitung menggunakan persamaan sebagai berikut (Koutsandreas et al. 2022).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y - \hat{y}}{y} \right| \times 100\% \quad (2.18)$$

Keterangan:

$y$  = Nilai aktual data pada waktu  $t$   
 $\hat{y}$  = Nilai prediksi data pada waktu  $t$   
 $n$  = Jumlah total data

## 2.5 Decimal Scaling

*Decimal Scaling* adalah salah satu metode *normalisasi data* yang digunakan untuk mengubah skala nilai-nilai numerik agar berada dalam rentang tertentu, biasanya antara -1 dan 1. Teknik ini dilakukan dengan cara membagi setiap nilai data dengan pangkat 10 dari nilai maksimum absolut data tersebut. Metode ini berguna terutama dalam *preprocessing* data sebelum dilakukan analisis statistik agar semua *fitur* memiliki skala yang sebanding. *Decimal Scaling* dihitung menggunakan persamaan sebagai berikut.

$$\hat{x} = \frac{x}{10^j} \quad (2.19)$$

Keterangan:

$x$  = Nilai asli dari data  
 $\hat{x}$  = Nilai hasil normalisasi  
 $j$  = Nilai terkecil sedemikian hingga  $\max(|\hat{x}|) < 1$

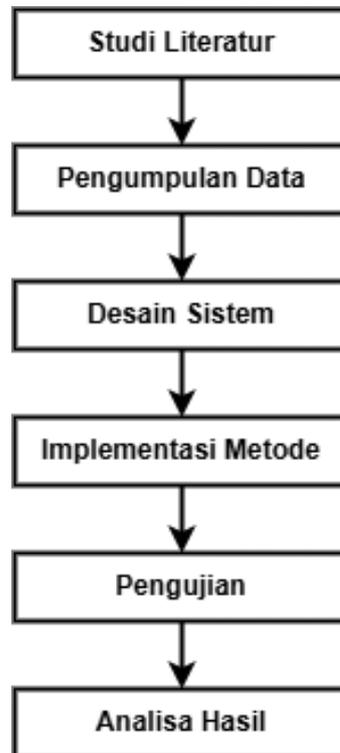
## BAB III

### METODOLOGI DAN DESAIN PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan algoritma *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan pendekatan studi kasus untuk meramalkan data penjualan bulanan. Teknik analisis yang digunakan adalah metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan pengujian model *aditif* dan *multiplicative*, yang mempertimbangkan tiga komponen utama dalam deret waktu: *level*, *trend*, dan *seasonal* (musiman).

#### 3.1 Metodologi Penelitian

Pada penelitian kali ini penggunaan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* model digunakan untuk memprediksi penghasilan pada Toko Kurnia Jaya dengan menggunakan histori data beberapa bulan sebelumnya. Metodologi penelitian menawarkan pendekatan sistematis untuk melakukan penelitian, menguraikan tahapan penting seperti identifikasi masalah, pengumpulan data, dan analisis (Sahithi 2021). Gambar 3.1 menunjukkan metodologi penelitian prediksi penjualan Toko Kurnia Jaya menggunakan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters*. Penelitian ini akan diawali dengan studi literatur untuk mengumpulkan informasi relevan. Selanjutnya, pengumpulan data akan dilakukan, diikuti dengan desain sistem untuk merancang alur kerja. Tahap berikutnya adalah implementasi metode yang dipilih, kemudian dilanjutkan dengan pengujian untuk validasi. Terakhir, akan dilakukan analisis hasil untuk mengevaluasi temuan.



Gambar 3.1 Metodologi Penelitian

Penelitian ini akan memiliki alur seperti yang ditunjukkan pada gambar 3.1. Penelitian dimulai dengan melakukan studi literatur yang bertujuan untuk mengumpulkan berbagai teori, konsep, dan hasil penelitian terdahulu yang berkaitan dengan topik penelitian. Dilanjutkan pengumpulan data penghasilan bulanan toko Toko Kurnia Jaya. Setelah data terkumpul tahap selanjutnya adalah merancang desain sistem untuk menentukan struktur sistem, alur sistem bekerja, serta metodologi. Tahap berikutnya yaitu implementasi sistem berdasarkan desain yang dibuat untuk mendapatkan hasil uji serta untuk menganalisa bagaimana tingkat keakurasian penelitian ini.

### 3.2 Pengumpulan Data

Proses awal pada penelitian kali ini adalah pengumpulan data. Pengumpulan data yaitu proses sistematis pengumpulan informasi yang diperlukan untuk menjawab pertanyaan penelitian atau memecahkan masalah penelitian. Ini melibatkan penggunaan berbagai metode, seperti wawancara, kuesioner, dan pengamatan, untuk mengumpulkan data primer atau sekunder dari sumber yang sesuai (Mwita 2022). Pengumpulan data yang digunakan pada penelitian ini adalah dengan cara menanyai pemilik toko tentang penghasilan kotor harian toko Kurnia Jaya di Blitar. Data yang digunakan untuk penelitian kali ini yaitu data pada pembukuan toko penjualan mulai dari 1 Desember 2021 sampai 30 November 2024.

Tabel 3.1 Contoh Data Harian Pendapatan Toko Kurnia Jaya

Tanggal	Pemasukan (Rp)	Tanggal	Pemasukan (Rp)
01/12/2021	1.950.000	17/12/2021	1.700.000
02/12/2021	2.950.000	18/12/2021	1.400.000
03/12/2021	2.250.000	19/12/2021	2.650.000
04/12/2021	3.300.000	20/12/2021	1.550.000
05/12/2021	2.850.000	21/12/2021	2.100.000
06/12/2021	2.850.000	22/12/2021	3.900.000
07/12/2021	1.850.000	23/12/2021	1.900.000
08/12/2021	1.550.000	24/12/2021	1.400.000
09/12/2021	1.450.000	25/12/2021	1.250.000
10/12/2021	2.100.000	26/12/2021	1.950.000
11/12/2021	1.850.000	27/12/2021	1.750.000
12/12/2021	2.400.000	28/12/2021	2.750.000
13/12/2021	1.660.000	29/12/2021	2.000.000
14/12/2021	1.850.000	30/12/2021	2.680.000
15/12/2021	1.600.000	31/12/2021	1.550.000
16/12/2021	1.150.000	Total	64.140.000

Tabel 3.1 merupakan contoh pencatatan pemasukan harian Toko Kurnia Jaya bulan Desember 2021. Data ini mencakup keseluruhan penghasilan toko setiap

harinya. Pendapatan harian tersebut nantinya akan dijumlahkan untuk memperoleh total pendapatan bulanan. Jika dijumlahkan keseluruhan data bulan Desember 2021 maka akan memperoleh Rp 64.140.000,-. Seluruh data harian mulai dari tanggal 1 Desember 2021 hingga 30 November 2024 akan disajikan secara lengkap pada bagian lampiran skripsi.

### **3.3 Pengolahan Data**

Proses pengolahan data dimulai dengan mengonversi data mentah yang awalnya tercatat secara manual dalam pembukuan toko menjadi format digital. Setelah data berhasil didigitalkan, dilakukan penyesuaian untuk memastikan konsistensi serta kelengkapan informasi. Selanjutnya, data tersebut diproses lebih lanjut dengan menambahkan beberapa label untuk mengetahui tren dan musim. Hal ini bertujuan agar data dapat dianalisis secara lebih efektif, khususnya dengan menggunakan metode statistik seperti *Triple Exponential Smoothing*. Dengan demikian, data yang telah diolah tidak hanya lebih akurat, tetapi juga siap digunakan untuk peramalan atau prediksi guna mendukung pengambilan keputusan.

Setelah data mentahan tahap pertama yaitu data berupa pemasukan harian, data diolah lebih lanjut lagi menjadi jumlah pemasukan data bulanan dengan cara menjumlahkan seluruh pemasukan tiap hari diubah menjadi tiap bulan sehingga akan didapatkan berupa jumlah data bulanan sebanyak 36 bulan. Hal ini dimaksudkan agar memudahkan untuk penghitungan metode holt winter ini agar menghindari *overfitting* dalam peramalan karena banyaknya data. Setelah

dijumlahkan dalam bentuk data bulanan, data siap digunakan untuk perhitungan peramalan menggunakan metode *holt-winters* ini.

Tabel 3.2. Sementara itu, pada periode semester (6 bulan), data bulanan dikelompokkan menjadi dua semester dalam satu tahun guna melihat pola musiman dalam cakupan waktu yang lebih pendek serta mengevaluasi performa prediksi dalam jangka menengah. Data periode semester akan ditampilkan dalam Tabel 3.3.

Tabel 3.2 Pendapatan Bulanan Periode Tahunan (12 bulan)

<b>Periode</b>	<b>Bulan</b>	<b>Pemasukan</b>	<b>Periode</b>	<b>Bulan</b>	<b>Pemasukan</b>
2021/2022	Desember	64.140.000	2022/2023	Desember	78.925.000
	Januari	65.640.000		Januari	62.847.000
	Februari	54.152.000		Februari	54.806.000
	Maret	52.831.000		Maret	54.764.000
	April	155.525.000		April	195.941.000
	Mei	161.568.000		Mei	114.323.000
	Juni	65.653.000		Juni	70.873.000
	Juli	165.080.000		Juli	175.030.000
	Agustus	98.199.000		Agustus	97.344.000
	September	68.690.000		September	66.375.000
	Oktober	68.340.000		Oktober	63.777.500
	November	72.555.000		November	67.689.000
<b>Periode</b>	<b>Bulan</b>	<b>Pemasukan</b>			
2023/2024	Desember	83.167.500			
	Januari	59.492.000			
	Februari	47.942.000			
	Maret	69.782.000			
	April	236.405.000			
	Mei	63.702.500			
	Juni	102.226.000			
	Juli	209.212.000			
	Agustus	112.809.500			
	September	65.397.000			
	Oktober	65.088.500			
	November	65.496.000			

Tabel 3.2 merupakan hasil penjumlahan keseluruhan penghasilan Toko Kurnia Jaya yang disajikan dalam pembagian periode 12 bulan. Data sampai bulan Desember 2024 yang mana data terbagi menjadi tepat 3 periode karena jumlah total data adalah 36 baris. Dari tabel ini dapat dilihat jika terdapat tren naik setiap periode bulan April, Mei dan Juli.

Tabel 3.3 Pendapatan Bulanan Periode Semester (6 bulan)

<b>Periode</b>	<b>Bulan</b>	<b>Pemasukan</b>	<b>Periode</b>	<b>Bulan</b>	<b>Pemasukan</b>
Semester I	Desember	64.140.000	Semester III	Desember	78.925.000
	Januari	65.640.000		Januari	62.847.000
	Februari	54.152.000		Februari	54.806.000
	Maret	52.831.000		Maret	54.764.000
	April	155.525.000		April	195.941.000
	Mei	161.568.000		Mei	114.323.000
Semester II	Juni	65.653.000	Semester IV	Juni	70.873.000
	Juli	165.080.000		Juli	175.030.000
	Agustus	98.199.000		Agustus	97.344.000
	September	68.690.000		September	66.375.000
	Oktober	68.340.000		Oktober	63.777.500
	November	72.555.000		November	67.689.000
<b>Periode</b>	<b>Bulan</b>	<b>Pemasukan</b>			
Semester V	Desember	83.167.500			
	Januari	59.492.000			
	Februari	47.942.000			
	Maret	69.782.000			
	April	236.405.000			
	Mei	63.702.500			
Semester VI	Juni	102.226.000			
	Juli	209.212.000			
	Agustus	112.809.500			
	September	65.397.000			
	Oktober	65.088.500			
	November	65.496.000			

Tabel 3.3 merupakan penyajian data dalam bentuk tabel penjumlahan keseluruhan penghasilan Toko Kurnia Jaya yang disajikan dalam pembagian

periode 6 bulan. Data sampai bulan Desember 2024 yang mana terbagi menjadi 6 periode karena jumlah data 36 bulan dibagi menjadi 6 bulan sehingga menghasilkan 6 periode waktu. Dari tabel ini dapat dilihat jika terdapat tren naik setiap musiman yaitu pada periode ganjil bulan April dan Mei sedangkan pada periode genap selalu meningkat pada bulan Juli. Pada Peramalan akan dimulai pada bulan Desember 2024.

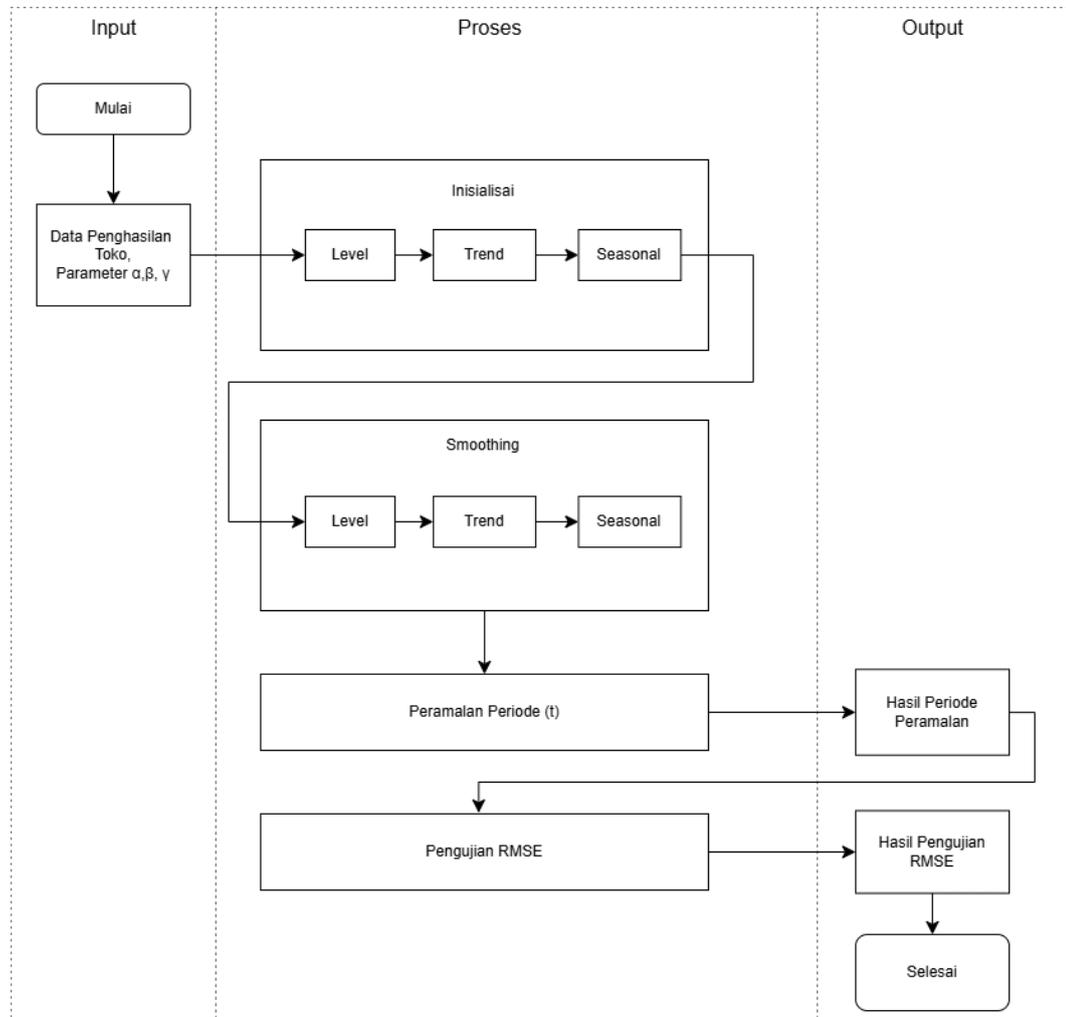
### 3.4 Desain Sistem

*Triple Exponential Smoothing* digunakan pada data kali ini menggunakan tiga tahapan utama yaitu *input*, proses, dan *output*. Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dapat digunakan untuk meramalkan data yang memiliki pola musiman dengan ada atau tidaknya data yang menunjukkan *trend* tertentu (Hariri and Prakasa 2023).

Sistem peramalan dalam penelitian ini dirancang untuk mengolah data deret waktu penjualan dengan mempertimbangkan pola musiman dan tren. Proses dilakukan secara bertahap mulai dari input data, penentuan parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$ , hingga menghasilkan output berupa prediksi dan evaluasi. Penerapan metode Triple Exponential Smoothing Holt-Winters dilakukan secara sistematis, agar setiap langkah saling mendukung dalam proses peramalan secara keseluruhan.

Untuk memvisualisasikan alur proses peramalan tersebut, digunakan desain sistem seperti pada Gambar 3.2. Desain ini memperlihatkan hubungan antar komponen utama dalam sistem, dimulai dari input data hingga diperoleh output berupa hasil peramalan dan evaluasi. Dengan desain ini, setiap langkah dalam

metode Triple Exponential Smoothing dapat dipahami secara sistematis dan mendalam oleh pengguna atau peneliti yang ingin mengembangkan model serupa.



Gambar 3.2 Desain Sistem

Berdasarkan gambar 3.2 desain sistem, metode *Triple Exponential Smoothing* dimulai dengan pengambilan data historis penjualan toko, beserta parameter  $\alpha$  (*alpha*) untuk pemulusan level,  $\beta$  (*beta*) untuk pemulusan *trend*, dan  $\gamma$  (*gamma*) untuk pemulusan faktor musiman. Nilai masing masing untuk  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  adalah di bawah 1 dan tidak boleh negatif. Pada tahap inialisasi, data diolah untuk menentukan tiga komponen utama, yaitu *level*, *trend*, dan *seasonal*. *Level* mewakili

nilai dasar dari data historis, *trend* mencerminkan perubahan pola dari waktu ke waktu, dan *seasonal* menangkap pola musiman yang berulang dalam periode tertentu. Setelah proses inisialisasi, data akan melalui tahap *smoothing*. Tahap *smoothing* dilakukan dengan memperbarui nilai *level* berdasarkan *trend* dan musiman, menghitung *trend* dari perubahan nilai sebelumnya, serta memperbarui *seasonal* sesuai faktor musiman. Proses ini berlangsung secara berulang untuk memastikan data menjadi lebih halus dan siap digunakan dalam peramalan. Setelah proses *smoothing* dilakukan peramalan untuk periode mendatang ( $t$ ) dengan memanfaatkan nilai *level*, *trend*, dan *seasonal* yang telah diperbarui. Hasil dari tahap ini adalah nilai prediksi untuk periode yang akan datang. Selanjutnya, model diuji menggunakan *Root Mean Squared Error (RMSE)* untuk mengukur rata-rata kesalahan dalam bentuk persentase. Pada tahap akhir, output yang diperoleh meliputi hasil peramalan periode  $t$  dan hasil evaluasi akurasi menggunakan *RMSE*. Setelah evaluasi selesai, proses peramalan dianggap selesai, dan model dapat digunakan untuk memprediksi data di masa mendatang dengan mempertimbangkan *trend* dan faktor musiman yang ada.

### **3.5 Perhitungan Manual Metode Holt-Winters Additive**

Perhitungan manual metode Holt-Winters *Additive* dilakukan melalui beberapa tahapan, dimulai dengan menentukan nilai awal komponen-komponen pemulusan, yaitu *level*, *trend*, dan *seasonal*. Langkah pertama dalam metode ini adalah menghitung nilai awal dari ketiga komponen pemulusan (*level*, *trend*, dan *seasonal*).

### 3.5.1 Nilai Awal Level Trend dan Seasonal (Additive)

Tahap awal perhitungan metode *Holt-Winters* model *additive* yaitu mencari nilai awal sebagai acuan. Pertama untuk mencari nilai awal *Level*( $L_s$ ) yaitu dengan cara mencari rata-rata data aktual 1 periode sebelumnya yaitu 12 , sehingga perhitungannya adalah sebagai berikut.

$$L_0 = \left( \frac{y_1 + y_2 + y_3 + \dots + y_s}{s} \right)$$

$$L_0 = \left( \frac{64140000 + 65640000 + 54152000 + \dots + 72555000}{12} \right)$$

$$L_0 = 91031083$$

$L_0$  sebesar 91.031.083 adalah nilai awal level yang digunakan sebagai nilai awal *level* untuk proses selanjutnya dalam metode *Holt-Winters Additive*.

Nilai awal *trend* diperoleh dengan cara mencari rata-rata dari selisih data aktual periode kedua dikurangi dengan data aktual periode pertama dibagi dengan periode waktu 12.

$$T_0 = \frac{1}{s} \times \left[ \frac{y_{s+1} - y_1}{s} + \frac{y_{s+2} - y_2}{s} + \frac{y_{s+3} - y_3}{s} \dots + \frac{y_{s+s} - y_s}{s} \right]$$

$$T_0 = \frac{1}{12} \times \left[ \frac{78925000 - 64140000}{12} + \frac{62847000 - 65640000}{12} \right. \\ \left. + \frac{54806000 - 54152000}{12} \dots + \frac{67689000 - 72555000}{12} \right]$$

$$T_0 = \frac{1}{12} \times \left[ \frac{14785000}{12} + \frac{-2793000}{12} + \frac{654000}{12} \dots + \frac{-4866000}{12} \right]$$

$$T_0 = \frac{1}{12} \times \left[ \frac{10321500}{12} \right]$$

$$T_0 = 71677$$

$T_{12}$  sebesar 71.677 adalah nilai awal level yang digunakan sebagai nilai awal *level* untuk proses selanjutnya dalam metode *Holt-Winters Additive*.

Untuk mendapatkan nilai awal *Seasonal* diperlukan penghitungan semua nilai *seasonal* periode pertama yaitu dengan cara sebagai mengurangi nilai data aktual yang disimbolkan dengan  $y_1$  dikurangi dengan *level* awal dengan simbol  $L_0$  berikut.

$$S_1 = y_1 - L_0 = 64140000 - 91031083 = -26891083$$

$$S_2 = y_2 - L_0 = 65640000 - 91031083 = -25391083$$

$$S_3 = y_3 - L_0 = 54152000 - 91031083 = -36879083$$

$$S_4 = y_4 - L_0 = 52831000 - 91031083 = -38200083$$

$$S_5 = y_5 - L_0 = 155525000 - 91031083 = 64493917$$

$$S_6 = y_6 - L_0 = 161568000 - 91031083 = 70536917$$

$$S_7 = y_7 - L_0 = 65653000 - 91031083 = -25378083$$

$$S_8 = y_8 - L_0 = 165080000 - 91031083 = 74048917$$

$$S_9 = y_9 - L_0 = 98199000 - 91031083 = 7167917$$

$$S_{10} = y_{10} - L_0 = 68690000 - 91031083 = -22341083$$

$$S_{11} = y_{11} - L_0 = 68340000 - 91031083 = -22691083$$

$$S_{12} = y_{12} - L_0 = 72555000 - 91031083 = -18476083$$

Nilai hasil  $S_1$  sampai dengan  $S_{12}$  adalah nilai awal *Seasonal* yang pada awal periode yaitu Bulan Desember 2021 sampai Bulan November 2022 yang nantinya digunakan sebagai acuan pemulusan selanjutnya.

Tabel 3.4 Hasil Perhitungan *Holt-Winters Additive* awal *Level*, *Trend*, dan *Seasonal*

No	Bulan	Pemasukan	Level	Trend	Seasonal
1	Desember 21	64.140.000	91.031.083	71677	-26.891.083
2	Januari 22	65.640.000	-	-	-25.391.083
3	Februari 22	54.152.000	-	-	-36.879.083
4	Maret 22	52.831.000	-	-	-38.200.083
5	April 22	155.525.000	-	-	64.493.917
6	Mei 22	161.568.000	-	-	70.536.917
7	Juni 22	65.653.000	-	-	-25.378.083
8	Juli 22	165.080.000	-	-	74.048.917
9	Agustus 22	98.199.000	-	-	7.167.917
10	September 22	68.690.000	-	-	-22.341.083
11	Oktober 22	68.340.000	-	-	-22.691.083
12	November 22	72.555.000	-	-	-18.476.083

Tabel 3.4 menampilkan hasil inisialisasi awal untuk model *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters Additive*. Ini adalah langkah pertama dalam membangun model peramalan. Kolom "*Level*" dan "*Trend*" di baris Desember 2021 untuk *Level* (91.031.083) dan *Trend* (71677) adalah nilai inisialisasi ( $L_0$  dan  $T_0$ ) yang dihitung satu kali di awal data historis. Nilai *Level* dan *Trend* yang sebenarnya akan terus diperbarui di setiap periode selama proses smoothing model berjalan, namun pembaruan tersebut tidak disajikan dalam tabel inisialisasi ini. Kolom "*Seasonal*" ini menunjukkan faktor musiman awal untuk setiap bulan dalam satu siklus (Desember 2021 hingga November 2022). Nilai negatif, seperti -26.891.083 untuk Desember 2021, berarti penjualan di bulan tersebut cenderung lebih rendah dari level dan tren dasar model. Sebaliknya, nilai positif, seperti 64.493.917 untuk April 2022, menunjukkan penjualan yang cenderung lebih tinggi dari level dan tren dasar pada bulan tersebut.

### 3.5.2 Perhitungan Nilai *Level*, *Trend* dan *Seasonal (Additive)*

Untuk melakukan peramalan menggunakan metode Holt-Winters *additive*, diperlukan tiga komponen utama, yaitu *level*, *trend*, dan *seasonal*. Ketiga komponen ini dihitung secara berurutan menggunakan rumus pemulusan eksponensial sebagai berikut. Dengan menggunakan nilai  $\alpha = 0,6$   $\beta = 0,9$   $\gamma = 0,3$ , dan diketahui  $y_t$  adalah pemasukan periode selanjutnya yaitu mulai bulan Desember 2022 sampai dengan data pemasukan bulan terakhir.  $S_{t-s}$  adalah nilai *seasonal* pada satu periode sebelumnya.  $L_{t-1}$  adalah nilai *Level* sebelumnya  $T_{t-1}$  adalah nilai *Trend* sebelumnya, maka contoh perhitungan untuk pemulusan nilai *level* pada bulan Desember 2022 adalah sebagai berikut dengan rincian:

$$\alpha = 0,6$$

$$L_{t-1} = 91.031.083$$

$$y_t = 78.925.000$$

$$T_{t-1} = 71677$$

$$S_{t-s} = -26.891.083$$

$$L_t = 0,6 \times (78925000 - (-26.891.083)) + (1 - 0,6) \times (91031083 + 71677 )$$

$$L_t = 99.930.754$$

$L_t$  sebesar 99.930.754 adalah nilai *level* pada bulan Desember 2022. Nilai  $L_t$  tersebut adalah contoh perhitungan untuk mencari pemulusan *level*. Adapun nilai hasil pemulusan nilai *level* bulan yang lain disajikan pada tabel 3.5. Dengan menggunakan nilai  $\beta = 0,9$ , dan diketahui  $L_t$  adalah nilai *level* pada bulan Desember 2022.  $L_{t-1}$  adalah nilai *level* sebelumnya.  $T_{t-1}$  adalah nilai *trend* sebelumnya, maka contoh perhitungan untuk pemulusan nilai *trend* pada bulan Desember 2022 adalah sebagai berikut dengan rincian:

$$\beta = 0,9$$

$$L_{t-1} = 91.031.083$$

$$L_t = 99.930.754 \quad T_{t-1} = 71677$$

$$T_t = 0,9 \times (99.930.754 - 91.031.083) + (1 - 0,9) \times 71677$$

$$T_t = 8.016.871$$

$T_t$  sebesar 8.016.871 adalah nilai *trend* pada bulan Desember 2022. Nilai  $T_t$  tersebut adalah contoh perhitungan untuk mencari pemulusan *trend*. Adapun nilai hasil pemulusan nilai *trend* bulan yang lain disajikan pada tabel 3.5. Dengan menggunakan nilai  $\gamma = 0,3$ , dan diketahui  $y_t$  adalah pemasukan bulan Desember 2022.  $L_t$  adalah nilai *level* pada bulan Desember 2022.  $S_{t-s}$  adalah nilai *seasonal* pada satu periode sebelumnya, maka contoh perhitungan untuk pemulusan nilai *seasonal* pada bulan Desember 2022 adalah sebagai berikut dengan rincian:

$$\gamma = 0,3 \quad L_t = 99.930.754$$

$$y_t = 78.925.000 \quad S_{t-s} = -26.891.083$$

$$S_t = 0,3 \times (78.925.000 - 99.930.754) + (1 - 0,3) \times -26.891.083$$

$$S_t = -25.125.484,5833$$

$S_t$  sebesar  $-25.125.484,5833$  adalah nilai pemulusan *seasonal* pada bulan Desember 2022. Nilai  $S_t$  tersebut adalah contoh perhitungan untuk mencari pemulusan *seasonal*. Adapun nilai hasil pemulusan nilai *seasonal* bulan yang lain disajikan pada tabel 3.5.

Tabel 3.5 Hasil Perhitungan *Holt-Winters Additive* Pemulusan *Level*, *Trend* dan *Seasonal*

No	Bulan	Pemasukan	Level	Trend	Seasonal
1	Desember 22	78.925.000	99.930.754	8.016.871	-25125484,5833
2	Januari 23	62.847.000	96.121.900	-2.626.281	-27756228,4083
3	Februari 23	54.806.000	92.409.298	-3.603.971	-37096347,5978
4	Maret 23	54.764.000	91.300.581	-1.358.242	-37701032,5708
5	April 23	195.941.000	114.845.185	21.054.320	69474486,0282
6	Mei 23	114.323.000	80.631.452	-28.686.928	59483306,0126
7	Juni 23	70.873.000	78.528.460	-4.761.386	-20061296,2405

No	Bulan	Pemasukan	Level	Trend	Seasonal
8	Juli 23	175.030.000	90.095.479	9.934.179	77314597,8282
9	Agustus 23	97.344.000	94.117.513	4.613.249	5985487,6284
10	September 23	66.375.000	92.721.955	-794.678	-23542844,7708
11	Oktober 23	63.777.500	88.652.061	-3.742.372	-23346126,5543
12	November 23	67.689.000	85.662.925	-3.064.459	-18325435,9283
13	Desember 23	83.167.500	98.015.177	10.810.581	-22042142,3767
14	Januari 24	59.492.000	95.879.240	-841.285	-30345531,9636
15	Februari 24	47.942.000	89.038.191	-6.241.073	-38296300,4943
16	Maret 24	69.782.000	97.608.666	7.089.321	-34738722,7456
17	April 24	236.405.000	142.037.503	40.694.885	76942389,2078
18	Mei 24	63.702.500	75.624.472	-55.702.240	38061722,6507
19	Juni 24	102.226.000	81.341.271	-425.105	-7777488,5350
20	Juli 24	209.212.000	111.504.907	27.104.763	83432346,2410
21	Agustus 24	112.809.500	119.538.275	9.940.507	2171208,6935
22	September 24	65.397.000	105.155.420	-11.950.519	-28407517,3561
23	Oktober 24	65.088.500	90.342.736	-14.526.467	-23918559,4775
24	November 24	65.496.000	80.619.369	-10.203.677	-17364815,8974

Tabel 3.5 adalah penyajian data nilai dari pemulusan *level*, *trend* dan *seasonal* menggunakan metode *Holt-Winters* model *additive* dengan menggunakan periode 12 bulan. Nilai pemulusan *level*, *trend* dan *seasonal* pada tabel 3.5 dimulai dari bulan Desember 2022 sampai dengan bulan November 2024. Ketiga nilai pemulusan (*level*, *trend*, *seasonal*) tersebut nantinya dijadikan sebagai dasar untuk melakukan perhitungan *forecast Holt-Winters* model *additive*.

Nilai *trend* pada beberapa bulan menunjukkan angka negatif, hal ini menandakan bahwa terjadi kecenderungan penurunan nilai pemasukan dari waktu ke waktu pada periode tersebut. Dalam metode *Holt-Winters* model aditif, nilai tren mencerminkan arah dan laju perubahan data dari satu periode ke periode berikutnya. Oleh karena itu, ketika tren bernilai negatif, berarti nilai level cenderung turun, yang secara praktis dapat diartikan sebagai adanya fase penurunan dalam data penjualan toko.

Sementara itu, nilai *seasonal* juga dapat bernilai negatif, dan hal ini merupakan hal yang wajar dalam pendekatan aditif. Nilai musiman negatif menandakan bahwa pada bulan-bulan tertentu, nilai aktual berada di bawah rata-rata *level*, atau dengan kata lain, bulan tersebut biasanya merupakan periode rendah (*low season*) dalam siklus musiman penjualan. Sebaliknya, nilai *seasonal* yang positif menandakan periode musim tinggi (*peak season*), yaitu saat nilai aktual cenderung lebih tinggi dari rata-rata. Karena model aditif menjumlahkan ketiga komponen ( $\text{level} + \text{trend} + \text{seasonal}$ ), maka adanya *seasonal* negatif menjadi koreksi wajar terhadap prediksi yang terlalu tinggi pada bulan-bulan tersebut.

### 3.5.3 Perhitungan Nilai *Fitted Values* (*Additive*)

Nilai *fitted values* digunakan untuk data training dan juga untuk perhitungan *RMSE*. Dengan  $L_{t-1}$  adalah nilai *level* sebelumnya.  $T_{t-1}$  adalah nilai *trend* sebelumnya, maka contoh perhitungan untuk pemulusan nilai *fitted value* pada bulan Desember 2022 adalah sebagai berikut dengan rincian:

$$L_{t-1} = 91.031.083 \quad T_{t-1} = 71677$$

$$S_i = -26.891.083$$

$$\hat{y}_t = (91.031.083 + 71677 + (-26.891.083))$$

$$\hat{y}_t = 64.211.677,0833$$

$\hat{y}_t$  sebesar 64.211.677,0833 adalah nilai *fitted values* pada bulan Desember 2022.

Nilai  $\hat{y}_t$  tersebut adalah contoh perhitungan untuk mencari pemulusan *forecasting*.

Adapun nilai hasil pemulusan nilai *forecasting* bulan yang lain disajikan pada tabel

3.6.

Tabel 3.6 Hasil *Fitted Values Additive*

No	Bulan	Pemasukan	Forecasting
1	Desember 22	78.925.000	64.211.677
2	Januari 23	62.847.000	82.556.542
3	Februari 23	54.806.000	56.616.536
4	Maret 23	54.764.000	50.605.244
5	April 23	195.941.000	154.436.255
6	Mei 23	114.323.000	206.436.422
7	Juni 23	70.873.000	26.566.441
8	Juli 23	175.030.000	147.815.990
9	Agustus 23	97.344.000	107.197.575
10	September 23	66.375.000	76.389.679
11	Oktober 23	63.777.500	69.236.194
12	November 23	67.689.000	66.433.605
13	Desember 23	83.167.500	57.472.982
14	Januari 24	59.492.000	81.069.530
15	Februari 24	47.942.000	57.941.607
16	Maret 24	69.782.000	45.096.085
17	April 24	236.405.000	174.172.474
18	Mei 24	63.702.500	242.215.695
19	Juni 24	102.226.000	-139.064
20	Juli 24	209.212.000	158.230.763
21	Agustus 24	112.809.500	144.595.158
22	September 24	65.397.000	105.935.938
23	Oktober 24	65.088.500	69.858.774
24	November 24	65.496.000	57.490.833

Tabel 3.6 membandingkan penjualan aktual ("Pemasukan") Toko Kurnia Jaya dengan ramalan internal Fitted Values dari model *Holt-Winters Additive* dari Desember 2022 hingga November 2024. Kolom "Pemasukan" adalah data penjualan riil, sedangkan "Forecasting" menunjukkan seberapa akurat model mampu mereplikasi data historis. Sebagai catatan ramalan bulan Juni 2024 menunjukkan nilai negatif (-139.064). Ini terjadi karena sifat model Holt-Winters: jika level dan tren dasar penjualan terlalu rendah, dan komponen musiman bulan tersebut juga sangat negatif (menandakan penjualan rendah), maka total ramalan

bisa menjadi negatif. Ini adalah keterbatasan model aditif untuk data penjualan yang tidak bisa negatif. Untuk data semacam ini, model *multiplicative* lebih sering direkomendasikan karena memperlakukan variasi musiman secara proporsional, sehingga cenderung menghindari ramalan negatif.

### 3.5.4 Perhitungan Nilai Forecasting (*Additive*)

Nilai *Forecasting* yang dicari pada bagian ini adalah untuk mencari nilai peramalan pada beberapa bulan berikutnya. Cara mendapatkan nilai *forecasting* kali ini dengan menggunakan persamaan 2.8. sebagai berikut. Dengan  $\hat{y}_{t+k}$  adalah peramalan beberapa periode kedepan.  $L_t$  adalah nilai *level* terakhir.  $T_t$  adalah nilai *trend* terakhir.  $k$  adalah iterasi periode yang diinginkan, pada hal ini iterasi mulai dari 1 sampai 12.  $S_{t+k-s}$  adalah nilai *seasonal* periode terakhir, maka contoh perhitungan untuk pemulusan nilai *forecasting* pada bulan Desember 2024 adalah sebagai berikut dengan rincian:

$$L_t = 80.619.369 \quad T_t = -10.203.677$$

$$k = 1 \quad S_{t+k-s} = -22.042.142,3767$$

$$\hat{y}_{t+k} = L_t + (k \times T_t) + S_{t+k-s}$$

$$\hat{y}_{t+k} = 80.619.369 + (1 \times -10.203.677) + (-22.042.142,3767)$$

$$\hat{y}_{t+k} = 48.373.549,6262$$

$\hat{y}_{t+k}$  sebesar 48.373.549,6262 adalah nilai *forecasting* pada bulan Desember 2024.

Nilai  $\hat{y}_{t+k}$  tersebut adalah contoh perhitungan untuk mencari peramalan beberapa periode kedepan berdasarkan nilai *level* dan *trend* terakhir. Adapun nilai hasil *forecasting* beberapa bulan kedepan disajikan pada tabel 3.7.

Tabel 3.7 Hasil *Forecasting Additive*

No	Bulan	k	Forecasting
1	Desember 24	1	48373549,6262
2	Januari 25	2	29866482,8837
3	Februari 25	3	11712037,1975
4	Maret 25	4	5065937,7907
5	April 25	5	106543372,5886
6	Mei 25	6	57459028,8760
7	Juni 25	7	1416140,5348
8	Juli 25	8	82422298,1553
9	Agustus 25	9	-9042516,5478
10	September 25	10	-49824919,7528
11	Oktober 25	11	-55539639,0298
12	November 25	12	-59189572,6051

Tabel 3.7 menampilkan ramalan penjualan Toko Kurnia Jaya dari Desember 2024 hingga November 2025 menggunakan model *Holt-Winters Additive*. Sebagian besar ramalan menunjukkan nilai positif. Namun, model ini memprediksi penjualan negatif untuk bulan Agustus, September, Oktober, dan November 2025. Munculnya nilai negatif ini adalah keterbatasan utama model *additive* pada data penjualan, karena penjualan riil tidak mungkin negatif. Hal ini terjadi saat *level* dan *trend* dasar yang rendah digabungkan dengan komponen musiman yang sangat negatif. Oleh karena itu, model *multiplicative* kemungkinan lebih cocok untuk meramalkan penjualan Toko Kurnia Jaya, karena sifat perkaliannya akan mencegah hasil negatif.

### 3.6 Perhitungan Manual Metode *Holt-Winters Multiplicative*

Perhitungan manual metode *Holt-Winters Multiplicative* dilakukan melalui beberapa tahapan, dimulai dengan menentukan nilai awal komponen-komponen pemulusan, yaitu *level*, *trend*, dan *seasonal*. Langkah pertama dalam metode ini

adalah menghitung nilai awal dari ketiga komponen pemulusan (*level*, *trend*, dan *seasonal*).

### 3.6.1 Nilai Awal *Level Trend* dan *Seasonal (Multiplicative)*

Tahap awal perhitungan metode *Holt-Winters* model *multiplicative* yaitu mencari nilai awal sebagai acuan. Pertama untuk mencari nilai awal *Level*( $L_s$ ) yaitu dengan cara mencari rata-rata data aktual 1 periode sebelumnya yaitu 12 , sehingga perhitungannya adalah sebagai berikut

$$L_0 = \left( \frac{y_1 + y_2 + y_3 + \dots + y_s}{s} \right)$$

$$L_0 = \left( \frac{64140000 + 65640000 + 54152000 + \dots + 72555000}{12} \right)$$

$$L_0 = 91031083$$

$L_0$  sebesar 91.031.083 adalah nilai awal *level* yang digunakan sebagai nilai awal *level* untuk proses selanjutnya dalam metode *Holt-Winters Multiplicative*.

Nilai awal *trend* diperoleh dengan cara mencari rata-rata dari selisih data aktual periode kedua dikurangi dengan data aktual periode pertama dibagi dengan periode waktu 12

$$T_0 = \frac{1}{s} \times \left[ \frac{y_{s+1} - y_1}{s} + \frac{y_{s+2} - y_2}{s} + \frac{y_{s+3} - y_3}{s} \dots + \frac{y_{s+s} - y_s}{s} \right]$$

$$T_0 = \frac{1}{12} \times \left[ \frac{78925000 - 64140000}{12} + \frac{62847000 - 65640000}{12} \right. \\ \left. + \frac{54806000 - 54152000}{12} \dots + \frac{67689000 - 72555000}{12} \right]$$

$$T_0 = \frac{1}{12} \times \left[ \frac{14785000}{12} + \frac{-2793000}{12} + \frac{654000}{12} \dots + \frac{-4866000}{12} \right]$$

$$T_0 = \frac{1}{12} \times \left[ \frac{10321500}{12} \right]$$

$$T_0 = 71677$$

$T_{12}$  sebesar 71.677 adalah nilai awal level yang digunakan sebagai nilai awal *level* untuk proses selanjutnya dalam metode *Holt-Winters Multiplicative*.

Untuk mendapatkan nilai awal *Seasonal* diperlukan penghitungan semua nilai *seasonal* periode pertama yaitu dengan cara sebagai membandingkan nilai data aktual yang disimbolkan dengan  $y_1$  dibagi dengan *level* awal dengan simbol  $L_0$  berikut:

$$S_1 = \left( \frac{y_1}{L_0} \right) = \left( \frac{64.140.000}{91.031.083} \right) = 0,7046$$

$$S_2 = \left( \frac{y_2}{L_0} \right) = \left( \frac{65.640.000}{91.031.083} \right) = 0,7211$$

$$S_3 = \left( \frac{y_3}{L_0} \right) = \left( \frac{54.152.000}{91.031.083} \right) = 0,5949$$

$$S_4 = \left( \frac{y_4}{L_0} \right) = \left( \frac{52.831.000}{91.031.083} \right) = 0,5804$$

$$S_5 = \left( \frac{y_5}{L_0} \right) = \left( \frac{155.525.000}{91.031.083} \right) = 1,7085$$

$$S_6 = \left( \frac{y_6}{L_0} \right) = \left( \frac{161.568.000}{91.031.083} \right) = 1,7749$$

$$S_7 = \left( \frac{y_7}{L_0} \right) = \left( \frac{65.653.000}{91.031.083} \right) = 0,7212$$

$$S_8 = \left( \frac{y_8}{L_0} \right) = \left( \frac{165.080.000}{91.031.083} \right) = 1,8134$$

$$S_9 = \left( \frac{y_9}{L_0} \right) = \left( \frac{98.199.000}{91.031.083} \right) = 1,0787$$

$$S_{10} = \left( \frac{y_{10}}{L_0} \right) = \left( \frac{68.690.000}{91.031.083} \right) = 0,7546$$

$$S_{11} = \left( \frac{y_{11}}{L_0} \right) = \left( \frac{68.340.000}{91.031.083} \right) = 0,7507$$

$$S_{12} = \left( \frac{y_{12}}{L_0} \right) = \left( \frac{72.555.000}{91.031.083} \right) = 0,7970$$

Nilai hasil  $S_1$  sampai dengan  $S_{12}$  adalah nilai awal *Seasonal* yang pada awal periode yaitu Bulan Desember 2021 sampai Bulan November 2022 yang nantinya digunakan sebagai acuan pemulusan selanjutnya.

Tabel 3.8 Hasil Perhitungan Holt-Winters *Multiplicative* awal *Level*, *Trend*, dan *Seasonal*

No	Bulan	Pemasukan	Level	Trend	Seasonal
1	Desember 21	64.140.000	91.031.083	71677	0,7046
2	Januari 22	65.640.000	-	-	0,7211
3	Februari 22	54.152.000	-	-	0,5949
4	Maret 22	52.831.000	-	-	0,5804
5	April 22	155.525.000	-	-	1,7085
6	Mei 22	161.568.000	-	-	1,7749
7	Juni 22	65.653.000	-	-	0,7212
8	Juli 22	165.080.000	-	-	1,8134
9	Agustus 22	98.199.000	-	-	1,0787
10	September 22	68.690.000	-	-	0,7546
11	Oktober 22	68.340.000	-	-	0,7507
12	November 22	72.555.000	-	-	0,7970

Tabel 3.8 menyajikan hasil *inisialisasi* awal untuk model *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters Multiplikatif* pada data penjualan Toko Kurnia Jaya. Tabel ini menampilkan nilai-nilai awal untuk komponen *Level* ( $L_0$ ), *Trend* ( $T_0$ ), dan *Seasonal* ( $S_t$ ). Seperti pada model *additive*, nilai *Level* ( $L_0$ ) dan *Trend* ( $T_0$ ) hanya muncul di baris Desember 2021 (yaitu 91.031.083 dan 71677), yang merupakan titik awal perhitungan model. Kolom-kolom ini sengaja kosong di bulan-bulan berikutnya karena nilai *Level* dan *Trend* akan diperbarui secara *iteratif* oleh model

sepanjang deret waktu, sehingga tabel ini hanya berfokus pada nilai *inisialisasi*. Perbedaan signifikan terletak pada kolom *Seasonal*. Dalam model *multiplicative*, faktor musiman disajikan sebagai rasio atau pengali. Nilai kurang dari 1 (contohnya 0,7046 untuk Desember 2021 atau 0,5949 untuk Februari 2022) menunjukkan bahwa penjualan pada bulan tersebut cenderung lebih rendah dari *level* dan *tren* dasarnya. Sebaliknya, nilai lebih dari 1 (seperti 1,7085 untuk April 2022 atau 1,8134 untuk Juli 2022) mengindikasikan bahwa penjualan cenderung lebih tinggi dari *level* dan *tren* dasar, menandakan puncak musiman. Inisialisasi ini berfungsi sebagai fondasi penting bagi model *multiplicative* untuk memproses data dan menghasilkan *fitted values* serta ramalan di masa mendatang.

### 3.6.2 Perhitungan Nilai *Level*, *Trend* dan *Seasonal* (*Multiplicative*)

Untuk melakukan peramalan menggunakan metode Holt-Winters *multiplicative*, diperlukan tiga komponen utama, yaitu *level*, *trend*, dan *seasonal*. Ketiga komponen ini dihitung secara berurutan menggunakan rumus pemulusan eksponensial sebagai berikut.

Untuk menghitung nilai pemulusan *level multiplicative* digunakan persamaan 2.12 sebagai berikut. Dengan menggunakan nilai  $\alpha = 0,6$   $\beta = 0,9$   $\gamma = 0,3$ , dan diketahui  $y_t$  adalah pemasukan periode selanjutnya yaitu mulai bulan Desember 2022 sampai dengan data pemasukan bulan terakhir.  $S_{t-s}$  adalah nilai *seasonal* pada satu periode sebelumnya.  $L_{t-1}$  adalah nilai *Level* sebelumnya  $T_{t-1}$  adalah nilai *Trend* sebelumnya, maka contoh perhitungan untuk pemulusan nilai *level* pada bulan Desember 2022 adalah sebagai berikut.

$$\alpha = 0,6$$

$$L_{t-1} = 91.031.083$$

$$y_t = 78.925.000 \quad T_{t-1} = 71.677$$

$$S_{t-s} = 0,7046$$

$$L_t = 0,6 \times \left( \frac{78.925.000}{0,7046} \right) + (1 - 0,6) \times (91.031.083 + 71.677)$$

$$L_t = 103.649.975$$

$L_t$  sebesar 103.649.975 adalah nilai *level* pada bulan Desember 2022. Nilai  $L_t$  tersebut adalah contoh perhitungan untuk mencari pemulusan *level*. Adapun nilai hasil pemulusan nilai *level* bulan yang lain disajikan pada tabel 3.9. Dengan menggunakan nilai  $\beta = 0,9$ , dan diketahui  $L_t$  adalah nilai *level* pada bulan Desember 2022.  $L_{t-1}$  adalah nilai *level* sebelumnya.  $T_{t-1}$  adalah nilai *trend* sebelumnya, maka contoh perhitungan untuk pemulusan nilai *trend* pada bulan Desember 2022 adalah sebagai berikut dengan rincian:

$$\beta = 0,9 \quad L_{t-1} = 91.031.083$$

$$L_t = 103.649.975 \quad T_{t-1} = 71677$$

$$T_t = 0,9 \times (103.649.975 - 91.031.083) + (1 - 0,9) \times 71677$$

$$T_t = 11.364.170$$

$T_t$  sebesar 11.364.170 adalah nilai *trend* pada bulan Desember 2022. Nilai  $T_t$  tersebut adalah contoh perhitungan untuk mencari pemulusan *trend*. Adapun nilai hasil pemulusan nilai *trend* bulan yang lain disajikan pada tabel 3.9. Dengan menggunakan nilai  $\gamma = 0,3$ , dan diketahui  $y_t$  adalah pemasukan bulan Desember 2022.  $L_t$  adalah nilai *level* pada bulan Desember 2022.  $S_{t-s}$  adalah nilai *seasonal* pada satu periode sebelumnya, maka contoh perhitungan untuk pemulusan nilai *seasonal* pada bulan Desember 2022 adalah sebagai berikut.

$$\gamma = 0,3 \quad L_t = 103.649.975$$

$$y_t = 78.925.000 \quad S_{t-s} = 0,7046$$

$$S_t = 0,3 \times \left( \frac{78.925.000}{103.649.975} \right) + (1 - 0,3) \times 0,7046$$

$$S_t = 0,7217$$

$S_t$  sebesar 0,7217 adalah nilai pemulusan *seasonal* pada bulan Desember 2022.

Nilai  $S_t$  tersebut adalah contoh perhitungan untuk mencari pemulusan *seasonal*.

Adapun nilai hasil pemulusan nilai *seasonal* bulan yang lain disajikan pada tabel

3.9.

Tabel 3.9 Hasil Perhitungan *Holt-Winters Multiplicative* Pemulusan *Level, Tren* dan *Seasonal*

No	Bulan	Pemasukan	Level	Trend	Seasonal
1	Desember 22	78.925.000	103.649.975	11.364.170	0,7217
2	Januari 23	62.847.000	98.300.269	-3.678.318	0,6966
3	Februari 23	54.806.000	93.127.066	-5.023.714	0,5930
4	Maret 23	54.764.000	91.858.398	-1.644.173	0,5851
5	April 23	195.941.000	104.897.990	11.571.215	1,7563
6	Mei 23	114.323.000	85.234.988	-16.539.580	1,6448
7	Juni 23	70.873.000	86.439.484	-569.912	0,7508
8	Juli 23	175.030.000	92.258.553	5.180.171	1,8386
9	Agustus 23	97.344.000	93.118.585	1.292.046	1,0687
10	September 23	66.375.000	90.542.137	-2.189.599	0,7481
11	Oktober 23	63.777.500	86.313.227	-4.024.979	0,7472
12	November 23	67.689.000	83.870.875	-2.600.615	0,8000
13	Desember 23	83.167.500	101.655.579	15.746.172	0,7506
14	Januari 24	59.492.000	98.206.281	-1.529.751	0,6693
15	Februari 24	47.942.000	87.181.488	-10.075.289	0,5800
16	Maret 24	69.782.000	102.400.663	12.689.728	0,6140
17	April 24	236.405.000	126.797.934	23.226.517	1,7887
18	Mei 24	63.702.500	83.247.745	-36.872.519	1,3809
19	Juni 24	102.226.000	100.241.027	11.606.702	0,8315
20	Juli 24	209.212.000	113.013.716	12.656.090	1,8424
21	Agustus 24	112.809.500	113.600.638	1.793.839	1,0460
22	September 24	65.397.000	98.606.203	-13.315.608	0,7227
23	Oktober 24	65.088.500	86.383.207	-12.332.257	0,7491
24	November 24	65.496.000	78.739.714	-8.112.370	0,8096

Tabel 3.9 adalah penyajian data nilai dari pemulusan *level*, *trend* dan *seasonal* menggunakan metode *Holt-Winters* model *multiplicative* dengan menggunakan periode 12 bulan. Nilai pemulusan *level*, *trend* dan *seasonal* pada tabel 3.9 dimulai dari bulan Desember 2022 sampai dengan bulan November 2024. Ketiga nilai pemulusan (*level*, *trend*, *seasonal*) tersebut nantinya dijadikan sebagai dasar untuk melakukan perhitungan *forecast Holt-Winters* model *multiplicative*.

Nilai *trend* pada metode *Holt-Winters* model *multiplicative* menunjukkan arah dan besar perubahan dari nilai *level* (rata-rata pemulusan) dari waktu ke waktu. Ketika nilai *trend* bernilai negatif, hal ini mengindikasikan bahwa terdapat kecenderungan penurunan dalam data penjualan pada periode tersebut. Artinya, meskipun nilai pemasukan mungkin tetap tinggi secara absolut, *trend* menunjukkan bahwa secara relatif terhadap waktu sebelumnya, nilai tersebut sedang berada dalam fase penurunan bertahap.

Penurunan *trend* bisa terjadi karena beberapa faktor, seperti fluktuasi musiman yang kuat, penurunan performa penjualan aktual, atau kombinasi keduanya. Dalam pendekatan *multiplicative*, perubahan *trend* sangat sensitif terhadap nilai *level* dan faktor *seasonal* karena *trend* dihitung berdasarkan selisih nilai *level* antar periode, bukan langsung dari data aktual. Oleh karena itu, saat *level* mengalami penurunan dari bulan ke bulan, nilai *trend* cenderung negatif sebagai representasi dari penurunan kecenderungan umum penjualan. Hal ini terlihat, misalnya, pada bulan Mei 2024, di mana *trend* bernilai negatif cukup besar (-36.872.519) karena *level* yang turun drastis akibat penurunan nilai aktual meskipun faktor *seasonal* masih tinggi.

### 3.6.3 Perhitungan Nilai Fitted Values (Multiplicative)

Nilai *fitted values* digunakan untuk data training dan juga untuk perhitungan *RMSE*. *Fitted values* model *additive* dicari dengan menggunakan persamaan 2.15 sebagai berikut. Dengan  $L_{t-1}$  adalah nilai *level* sebelumnya.  $T_{t-1}$  adalah nilai *trend* sebelumnya, maka contoh perhitungan untuk pemulusan nilai *fitted value* pada bulan Desember 2022 adalah sebagai berikut.

$$L_{t-1} = 91.031.083 \quad T_{t-1} = 71677$$

$$S_i = 0,7046$$

$$\hat{y}_t = (91.031.083 + 71677) \times 0,7046$$

$$\hat{y}_t = 64.190.503$$

$\hat{y}_t$  sebesar 64.190.503 adalah nilai *fitted values* pada bulan Desember 2022. Nilai  $\hat{y}_t$  tersebut adalah contoh perhitungan untuk mencari pemulusan *forecasting*. Adapun nilai hasil pemulusan nilai *forecasting* bulan yang lain disajikan pada tabel 3.10.

Tabel 3.10 Hasil *Fitted Values Multiplicative*

No	Bulan	Pemasukan	<i>Forecasting</i>
1	Desember 22	78.925.000	64.190.503
2	Januari 23	62.847.000	82.933.523
3	Februari 23	54.806.000	56.288.113
4	Maret 23	54.764.000	51.131.855
5	April 23	195.941.000	154.129.412
6	Mei 23	114.323.000	206.717.264
7	Juni 23	70.873.000	49.544.172
8	Juli 23	175.030.000	155.719.875
9	Agustus 23	97.344.000	105.111.187
10	September 23	66.375.000	71.240.131
11	Oktober 23	63.777.500	66.329.129
12	November 23	67.689.000	65.586.651
13	Desember 23	83.167.500	58.648.947
14	Januari 24	59.492.000	81.776.398
15	Februari 24	47.942.000	57.325.696

No	Bulan	Pemasukan	Forecasting
16	Maret 24	69.782.000	45.115.384
17	April 24	236.405.000	202.134.808
18	Mei 24	63.702.500	246.758.255
19	Juni 24	102.226.000	34.819.680
20	Juli 24	209.212.000	205.639.101
21	Agustus 24	112.809.500	134.307.343
22	September 24	65.397.000	86.330.003
23	Oktober 24	65.088.500	63.727.861
24	November 24	65.496.000	59.243.976

Tabel 3.10 membandingkan penjualan aktual Toko Kurnia Jaya dengan ramalan internal (*Fitted Values*) dari model *Holt-Winters Multiplicative* periode Desember 2022 hingga November 2024. Tabel ini menunjukkan kemampuan model dalam mereplikasi pola data historis, di mana akurasi dinilai dari kecilnya selisih antara nilai aktual dan ramalan. Keunggulan penting dari model *Multiplikatif* yang terlihat jelas di tabel ini adalah bahwa semua nilai ramalan bersifat positif, yang mengkonfirmasi kemampuannya menghindari masalah ramalan negatif yang sering terjadi pada model *Additive*. Hal ini disebabkan model *Multiplicative* memperlakukan fluktuasi musiman sebagai faktor pengali, menjadikannya pendekatan yang lebih realistis dan konsisten untuk data penjualan yang selalu positif dan bervariasi secara proporsional.

#### 3.6.4 Perhitungan Nilai Forecasting (Multiplicative)

Nilai *Forecasting* yang dicari pada bagian ini adalah untuk mencari nilai peramalan pada beberapa bulan berikutnya. Cara mendapatkan nilai *forecasting* kali ini dengan menggunakan persamaan 2.16. sebagai berikut. Dengan  $\hat{y}_{t+k}$  adalah peramalan beberapa periode kedepan.  $L_t$  adalah nilai *level* terakhir.  $T_t$  adalah nilai *trend* terakhir.  $k$  adalah iterasi periode yang diinginkan, pada hal ini iterasi mulai

dari 1 sampai 12.  $S_{t+k-s}$  adalah nilai *seasonal* periode terakhir, maka contoh perhitungan untuk pemulusan nilai *forecasting* pada bulan Desember 2024 adalah sebagai berikut.

$$L_t = 78.739.714 \quad T_t = -8.112.370$$

$$k = 1 \quad S_{t+k-s} = 0,7506$$

$$\hat{y}_{t+k} = (L_t + k \times T_t) \times S_{t+k-s}$$

$$\hat{y}_{t+k} = (78.739.714 + 1 \times -8.112.370) \times 0,7506$$

$$\hat{y}_{t+k} = 53.012.625,9641$$

$\hat{y}_{t+k}$  sebesar 53.012.625,9641 adalah nilai *forecasting* pada bulan Desember 2024.

Nilai  $\hat{y}_{t+k}$  tersebut adalah contoh perhitungan untuk mencari peramalan beberapa periode kedepan berdasarkan nilai *level* dan *trend* terakhir. Adapun nilai hasil *forecasting* beberapa bulan kedepan disajikan pada tabel 3.11.

Tabel 3.11 Hasil *Forecasting Multiplicative*

No	Bulan	k	Forecasting
1	Desember 24	1	53.012.626
2	Januari 25	2	41.842.652
3	Februari 25	3	31.556.114
4	Maret 25	4	28.422.811
5	April 25	5	68.290.520
6	Mei 25	6	41.517.914
7	Juni 25	7	18.254.423
8	Juli 25	8	25.499.614
9	Agustus 25	9	5.992.026
10	September 25	10	1.722.796
11	Oktober 25	11	7.862.557
12	November 25	12	15.065.091

Tabel 3.11 menampilkan hasil ramalan penjualan (*Forecasting*) Toko Kurnia Jaya selama 12 bulan ke depan (Desember 2024–November 2025) menggunakan model *Holt-Winters Multiplicative*. Berbeda dengan model *Additive*,

model ini secara konsisten menghasilkan nilai ramalan positif di setiap periode, yang sesuai dengan karakteristik data penjualan yang tidak bisa negatif. Ini menegaskan bahwa model *Multiplicative* lebih realistis dan konsisten dalam memprediksi penjualan, karena variasi musiman diterapkan sebagai faktor perkalian terhadap *level* dan *tren* dasar. Ramalan ini sangat berguna sebagai acuan strategis untuk perencanaan penjualan Toko Kurnia Jaya ke depan.

### 3.7 Skenario Pengujian Nilai *RMSE* dan *MAPE*

Skenario pengujian ini bertujuan untuk mengukur tingkat akurasi model peramalan *Holt-Winters* dengan menggunakan dua metrik evaluasi, yaitu *Root Mean Square Error (RMSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. Pengujian dilakukan terhadap hasil peramalan menggunakan konfigurasi awal parameter model berdasarkan penelitian Hariri (Hariri and Prakasa 2023), yaitu  $\alpha = 0,1$ ;  $\beta = 0,1$ ; dan  $\gamma = 0,3$ .

Pengukuran *RMSE* digunakan untuk mengetahui besar rata-rata kesalahan kuadrat yang dihasilkan oleh model terhadap data aktual, sedangkan *MAPE* digunakan untuk mengukur rata-rata kesalahan absolut dalam bentuk persentase. Kedua metrik ini memberikan gambaran tentang sejauh mana model mampu menghasilkan peramalan yang mendekati nilai aktual.

Tabel 3.12 Data Nilai Aktual dan Nilai Peramalan

No	Periode	Nilai Aktual (Y)	Nilai Peramalan ( $\hat{Y}$ )
1	Desember 23	78.925.000	64.190.503
2	Januari 24	62.847.000	67.402.068
3	Februari 24	54.806.000	55.359.353
4	Maret 24	54.764.000	54.075.819
5	April 24	195.941.000	159.768.290
6	Mei 24	114.323.000	170.500.563
7	Juni 24	70.873.000	67.083.189

No	Periode	Nilai Aktual (Y)	Nilai Peramalan ( $\hat{Y}$ )
8	Juli 24	175.030.000	169.933.580
9	Agustus 24	97.344.000	101.600.827
10	September 24	66.375.000	70.889.958
11	Oktober 24	63.777.500	70.152.183
12	November 24	67.689.000	73.811.599
13	Desember 23	83.167.500	68.581.540
14	Januari 24	59.492.000	66.434.097
15	Februari 24	47.942.000	55.119.187
16	Maret 24	69.782.000	53.349.039
17	April 24	236.405.000	171.327.969
18	Mei 24	63.702.500	159.179.266
19	Juni 24	102.226.000	67.949.317
20	Juli 24	209.212.000	179.001.621
21	Agustus 24	112.809.500	106.823.340
22	September 24	65.397.000	75.171.360
23	Oktober 24	65.088.500	73.635.305
24	November 24	65.496.000	77.754.562

Tabel 3.12 menampilkan data penting yang membandingkan nilai aktual (Y) penjualan Toko Kurnia Jaya dengan nilai peramalan ( $\hat{Y}$ ) dari model *Holt-Winters Multiplikatif* terbaik untuk periode Desember 2023 hingga November 2024. Data dalam tabel ini berfungsi sebagai dasar utama untuk perhitungan manual metrik akurasi seperti *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Setiap baris memungkinkan perhitungan kesalahan peramalan, yang kemudian digunakan dalam formula RMSE untuk mengukur rata-rata kesalahan absolut, dan MAPE untuk mengukur kesalahan persentase. Fakta bahwa semua nilai peramalan di tabel ini positif juga menegaskan kemampuan model *Multiplikatif* untuk menghasilkan prediksi yang realistis dan konsisten dengan sifat data penjualan, sekaligus menunjukkan efektivitasnya dalam memvalidasi akurasi peramalan.

### 3.7.1 Perhitungan *Root Mean Square Error* (RMSE)

Contoh cara untuk menghitung nilai RMSE yaitu seperti pada persamaan 2.17. Dengan menggunakan nilai hasil *forecasting additive* pada tabel 3.12 contoh Skenario pengujian kali ini adalah mencari nilai RMSE terkecil dari model *Holt-Winters* model *multiplicative*. Untuk contoh perhitungannya yaitu sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y - \hat{y})^2}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{24} \sum_{i=1}^{24} (y - \hat{y})^2}$$

*RMSE*

$$= \sqrt{\frac{1}{24} \times (78.925.000 - 64.190.503)^2 + \dots + (65.496.000 - 77.754.562)^2}$$

$$RMSE = 31.349.612$$

Nilai *RMSE* sebesar 31.349.612 adalah nilai hasil dari model *multiplicative* dengan periode 12 menggunakan data pengamatan sebanyak 24 bulan yang menggunakan nilai  $\alpha = 0,1$   $\beta = 0,1$  dan  $\gamma = 0,3$ .

### 3.7.2 Perhitungan *Mean Percentage Error* (MAPE)

Contoh cara untuk menghitung nilai RMSE yaitu seperti pada persamaan 2.18. Dengan menggunakan nilai hasil *forecasting additive* pada tabel 3.12 contoh Skenario pengujian kali ini adalah mencari nilai MAPE terkecil dari model *Holt-Winters* model *multiplicative*. Untuk contoh perhitungannya yaitu sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y - \hat{y}}{y} \right| \times 100\%$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y - \hat{y}}{y} \right| \times 100\%$$

$$MAPE = \frac{1}{24} \left| \frac{78.925.000 - 64.190.503}{78.925.000} + \dots + \frac{65.496.000 - 77.754.562}{65.496.000} \right| \times 100\%$$

$$MAPE = 19,978\%$$

Nilai *MAPE* sebesar 19,978% adalah nilai hasil dari model *multiplicative* dengan periode 12 menggunakan data pengamatan sebanyak 24 bulan yang menggunakan nilai *alpha*= 0,1 *beta*= 0,1 dan *gamma* =0,3.

## BAB IV

### IMPLEMENTASI DAN HASIL

Bab ini menyajikan hasil dari penelitian yang telah dilakukan, meliputi data yang digunakan, tahapan analisis, serta interpretasi dari hasil yang diperoleh. Bagian ini diawali dengan penjelasan mengenai data masukan yang digunakan, diikuti dengan proses perhitungan dan penerapan model yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya. Selanjutnya, akan dibahas hasil evaluasi kinerja model dan interpretasinya, serta perbandingan dengan tujuan penelitian. Pembahasan ini diharapkan dapat memberikan pemahaman mendalam mengenai capaian penelitian dan implikasinya.

#### 4.1 Input Data

Data penghasilan bulanan Toko Kurnia Jaya selama 36 Bulan dinormalisasikan menggunakan metode normalisasi decimal scaling. Sehingga datanya akan digunakan untuk pengujian agar nilai RMSEnya kecil. Berikut adalah hasil dari normalisasi datanya

Tabel 4.1 Data Normalisasi Pemasukan Toko

No	Bulan	Pemasukan	Normalisasi
1	Desember 21	64.140.000	0,06414
2	Januari 22	65.640.000	0,06564
3	Februari 22	54.152.000	0,054152
4	Maret 22	52.831.000	0,052831
5	April 22	155.525.000	0,155525
6	Mei 22	161.568.000	0,161568
7	Juni 22	65.653.000	0,065653
8	Juli 22	165.080.000	0,16508
9	Agustus 22	98.199.000	0,098199
10	September 22	68.690.000	0,06869
11	Oktober 22	68.340.000	0,06834

No	Bulan	Pemasukan	Normalisasi
12	November 22	72.555.000	0,072555
13	Desember 22	78.925.000	0,078925
14	Januari 23	62.847.000	0,062847
15	Februari 23	54.806.000	0,054806
16	Maret 23	54.764.000	0,054764
17	April 23	195.941.000	0,195941
18	Mei 23	114.323.000	0,114323
19	Juni 23	70.873.000	0,070873
20	Juli 23	175.030.000	0,17503
21	Agustus 23	97.344.000	0,097344
22	September 23	66.375.000	0,066375
23	Oktober 23	63.777.500	0,0637775
24	November 23	67.689.000	0,067689
25	Desember 23	83.167.500	0,0831675
26	Januari 24	59.492.000	0,059492
27	Februari 24	47.942.000	0,047942
28	Maret 24	69.782.000	0,069782
29	April 24	236.405.000	0,236405
30	Mei 24	63.702.500	0,0637025
31	Juni 24	102.226.000	0,102226
32	Juli 24	209.212.000	0,209212
33	Agustus 24	112.809.500	0,1128095
34	September 24	65.397.000	0,065397
35	Oktober 24	65.088.500	0,0650885
36	November 24	65.496.000	0,065496

Tabel 4. 1 adalah hasil normalisasi penghasilan toko menggunakan metode *decimal scaling* (persamaan 2.19). Semua penghasilan toko mulai dari Desember 2021 sampai November 2024 dilakukan normalisasi data yang mana hasil normalisasi ini nantinya digunakan untuk mengimplementasikan metode *Holt-Winters*.

#### 4.2 Implementasi Inisialisasi Nilai Awal Level, Tren dan Seasonal

Tahap awal yaitu inisialisasi untuk mencari nilai awal dari *Level Trend* dan *Seasonal*. Nilai awal *Level* didapatkan dengan cara menghitung nilai rata-rata aktual

pada periode awal. Nilai *Trend* yaitu selisih dari rata-rata aktual kedua dengan aktual pertama yang dibagi dengan jumlah periode. Nilai awal *Seasonal* adalah nilai aktual yang dibagi dengan nilai level awal. Nilai *Seasonal* ini jumlahnya mengikuti periode yang dihitung. Implementasi perhitungan nilai awal *Level*, *Trend* dan *Seasonal* ada pada kodingan python sebagai berikut.

```

FUNCTION InitializeLevelValue(actual_values,
seasonality_period):
    // Calculate the mean of the first 'seasonality_period'
actual values
    // and assign it to the (seasonality_period - 1)-th index
of the level_values array.
    level_values[seasonality_period - 1] =
MEAN(actual_values[0] TO actual_values[seasonality_period - 1])
END FUNCTION

```

Gambar 4.1 *Pseudocode* Level Awal

Gambar 4.1 merupakan *pseudocode* untuk mencari nilai awal *level* dengan cara merata-ratakan nilai-nilai aktual dari periode musiman pertama. `actual_values` merujuk pada deret waktu dari data aktual. `seasonality_period` menentukan durasi satu periode musiman. Untuk menginisialisasi nilai level awal, kode mengambil irisan data `actual_values` hingga `seasonality_period` pertama (`actual_values[:seasonality_period]`), lalu menghitung rata-ratanya (`.mean()`). Hasil rata-rata ini kemudian ditetapkan sebagai nilai awal level pada indeks `seasonality_period - 1` dalam `level_values`, mengingat indeks Python dimulai dari 0.

Pendekatan ini memastikan nilai level awal merepresentasikan rata-rata dasar data dalam satu siklus musiman penuh. Hal ini penting untuk stabilitas model

dan akurasi peramalan awal. Dengan demikian, model dapat memulai proses pembaruan dengan fondasi yang kokoh, meminimalkan bias pada estimasi awal.

```
// Inisialisasi Tren (T0)
FUNCTION InitializeTrend(actual_values, seasonality_period):
    // Hitung rata-rata musim pertama
    avg_first_season = MEAN(actual_values[0 to
seasonality_period - 1])

    // Hitung rata-rata musim kedua
    avg_second_season = MEAN(actual_values[seasonality_period
to (2 * seasonality_period) - 1])

    // Hitung dan simpan nilai tren awal
    trend_at_T0 = (avg_second_season - avg_first_season) /
seasonality_period

    // Asumsikan 'trend_values' adalah array atau list untuk
menyimpan nilai tren
    // Indeks disesuaikan untuk merepresentasikan akhir periode
musim pertama
    trend_values[seasonality_period - 1] = trend_at_T0

    RETURN trend_values
END FUNCTION
```

Gambar 4.2 *Pseudocode* Trend Awal

Gambar 4.2 merupakan *pseudocode* untuk mencari nilai awal *trend* dengan cara menghitung rata-rata perubahan antar dua periode musiman pertama. Inisialisasi nilai *trend* dalam kode tersebut diawali dengan menghitung rata-rata nilai aktual dari periode musiman pertama (*avg\_first\_season*) sebagai dasar. Selanjutnya, rata-rata nilai aktual dari periode musiman kedua (*avg\_second\_season*) juga dihitung untuk mengamati perubahan setelah satu siklus musiman penuh. Inti perhitungannya terletak pada selisih antara *avg\_second\_season* dan *avg\_first\_season*, yang merepresentasikan total perubahan antar dua siklus. Selisih ini kemudian dibagi dengan

`seasonality_period` untuk menormalisasi perubahan tersebut menjadi perubahan rata-rata per unit waktu, yang secara efektif mendefinisikan nilai *trend* awal.

```
// Inisialisasi Musiman (S0)
FUNCTION InitializeSeasonal(actual_values, level_values,
seasonality_period):
    // Asumsikan 'seasonal_values' adalah array atau list untuk
    menyimpan indeks musiman

    FOR i FROM 0 TO seasonality_period - 1:
        // Hitung nilai musiman awal untuk setiap periode dalam
        satu siklus
        // Dengan menormalisasi nilai aktual dengan nilai level
        terakhir dari periode musiman pertama
        seasonal_values[i] = actual_values[i] /
level_values[seasonality_period - 1]
    END FOR

    RETURN seasonal_values
END FUNCTION
```

Gambar 4.3 *Pseudocode* Seasonal Awal

Gambar 4.3 merupakan *pseudocode* untuk menginisialisasi nilai musiman dengan cara membagi setiap nilai aktual dalam periode musiman pertama dengan nilai level awal. Penginisialisasian nilai musiman melibatkan sebuah *loop* yang berulang sebanyak `seasonality_period`, memastikan setiap titik data dalam satu siklus musiman pertama diproses. Di setiap iterasi, nilai musiman dihitung dengan membagi nilai aktual pada indeks tersebut (`actual_values[i]`) dengan nilai *level* awal yang telah ditentukan sebelumnya (`level_values[seasonality_period - 1]`). Pembagian ini bertujuan untuk mengisolasi komponen musiman relatif dengan menghilangkan pengaruh *level*, sehingga menghasilkan faktor musiman spesifik untuk setiap titik dalam periode pertama.

### 4.3 Implementasi Perhitungan Nilai *Smoothing Level, Trend, dan Seasonal*

Dalam implementasi perhitungan nilai *smoothing level, trend, dan seasonal* pada model peramalan deret waktu *Holt-Winters*, setiap komponen diinisialisasi melalui langkah-langkah spesifik. Berikut adalah implementasi penghitungannya:

```

FUNCTION HoltWintersSmoothing(actual_values, level_values,
trend_values, seasonal_values, n_data, seasonality_period,
alpha, beta, gamma):
    // actual_values: Data deret waktu aktual
    // level_values: Array untuk menyimpan komponen level
    // trend_values: Array untuk menyimpan komponen tren
    // seasonal_values: Array untuk menyimpan komponen musiman
    // n_data: Jumlah total data
    // seasonality_period: Panjang periode musiman
    // alpha: Koefisien pemulusan level
    // beta: Koefisien pemulusan tren
    // gamma: Koefisien pemulusan musiman

    FOR i FROM seasonality_period TO n_data - 1:
        // Hitung indeks musiman sebelumnya (s_idx)
        s_idx = i - seasonality_period

        // Perbarui Level (L_i)
        // L_i = alpha * (Y_i / S_{i-m}) + (1 - alpha) * (L_{i-1} + T_{i-1})
        level_values[i] = alpha * (actual_values[i] /
seasonal_values[s_idx]) + \
(1 - alpha) * (level_values[i-1] +
trend_values[i-1])

        // Perbarui Tren (T_i)
        // T_i = beta * (L_i - L_{i-1}) + (1 - beta) * T_{i-1}
        trend_values[i] = beta * (level_values[i] -
level_values[i-1]) + \
(1 - beta) * trend_values[i-1]

        // Perbarui Musiman (S_i)
        // S_i = gamma * (Y_i / L_i) + (1 - gamma) * S_{i-m}
        seasonal_values[i] = gamma * (actual_values[i] /
level_values[i]) + \
(1 - gamma) *
seasonal_values[s_idx]
    END FOR

    RETURN level_values, trend_values, seasonal_values
END FUNCTION

```

Gambar 4.4 Pseudocode Pemulusan Level, Trend, dan Seasonal

Gambar 4.4 merupakan *pseudocode* dari perhitungan pemulusan untuk mendapatkan nilai *level*, *trend* dan *seasonal*. Ini adalah inti dari algoritma *Holt-Winters* yang terus-menerus memperbarui komponen-komponen ini seiring dengan masuknya data baru. Kode ini memulai sebuah *loop* yang berulang dari indeks *seasonality\_period* hingga *n\_data* (jumlah total data). Ini karena inisialisasi *level*, *trend*, dan *seasonal* sudah dilakukan untuk *seasonality\_period* pertama. Variabel *s\_idx* digunakan untuk mengakses nilai *seasonal* dari periode sebelumnya. *level\_values[i]* adalah kodingan untuk menyimpan nilai pemulusan *level* (atau *smoothed level*) pada periode waktu *i*. Perhitungan ini adalah implementasi dari persamaan 2.12 untuk menghitung nilai *level* dalam algoritma *smoothing Holt-Winters*. *trend\_values[i]* adalah kodingan untuk menyimpan nilai pemulusan *trend* (atau *smoothed trend*) pada periode waktu *i*. Perhitungan ini adalah implementasi dari persamaan 2.13 untuk menghitung nilai *trend* dalam algoritma *smoothing Holt-Winters*. *seasonal\_values[i]* adalah kodingan untuk menyimpan nilai pemulusan *seasonal* (atau *smoothed seasonal*) pada periode waktu *i*. Perhitungan ini adalah implementasi dari persamaan 2.14 untuk menghitung nilai *seasonal* dalam algoritma *smoothing Holt-Winters*.

#### 4.4 Implementasi Perhitungan nilai Fitted Values

Nilai *fitted values* yaitu nilai yang merujuk pada estimasi yang dihasilkan oleh model untuk data historis yang sudah ada. Perhitungan *fitted values* sangat penting untuk mengevaluasi seberapa baik model dengan data masa lalu. Berikut adalah implementasi untuk mendapatkan nilai *fitted values*.

Perbedaan antara *fitted values* dan nilai aktual sering digunakan untuk menghitung residu, yang selanjutnya dapat dianalisis untuk mengidentifikasi kelemahan atau bias dalam model. Berikut adalah implementasi untuk mendapatkan nilai *fitted values*.

```

FUNCTION CalculateFittedValues(level_values, trend_values,
seasonal_values, n_data, seasonality_period, fitted_values):
  // level_values: Array yang berisi komponen level yang
  sudah diperbarui
  // trend_values: Array yang berisi komponen tren yang sudah
  diperbarui
  // seasonal_values: Array yang berisi komponen musiman yang
  sudah diperbarui
  // n_data: Jumlah total data
  // seasonality_period: Panjang periode musiman
  // fitted_values: Array untuk menyimpan nilai fitted
  (perkiraan)

  FOR i FROM seasonality_period TO n_data - 1:
    // Hitung indeks musiman sebelumnya (s_idx)
    // Ini adalah indeks untuk nilai musiman dari periode
    yang sama di siklus sebelumnya
    s_idx = i - seasonality_period

    // Hitung Fitted Value (Y_hat_i)
    //  $Y_{hat_i} = (L_{i-1} + T_{i-1}) * S_{i-m}$ 
    fitted_values[i] = (level_values[i-1] + trend_values[i-
1]) * \
                                seasonal_values[s_idx]
  END FOR

  RETURN fitted_values
END FUNCTION

```

Gambar 4.5 *Pseudocode* Nilai Fitted Values

Gambar 4.5 adalah *pseudocode* dari *fitted values*. Kodingan ini adalah implemenasi dari persamaan 2.15 untuk menghitung nilai *fitted values* pada setiap langkah iterasi dengan mengalikan proyeksi *level* dan *trend* dari periode sebelumnya dengan komponen *seasonal* yang sesuai dari periode musiman sebelumnya.

#### 4.5 Implementasi Perhitungan Peramalan (Forecasting)

Peramalan (*forecasting*) adalah proses memprediksi nilai-nilai masa depan berdasarkan data historis dan pola yang telah diidentifikasi oleh model. Implementasi peramalan dalam model *smoothing* eksponensial seperti *Holt-Winters* melibatkan proyeksi komponen *level*, *trend*, dan *seasonal* ke periode mendatang. Berikut adalah implementasi kode untuk perhitungan *forecasting*:

```

FUNCTION ForecastHoltWinters(level_values, trend_values,
seasonal_values, n_data, seasonality_period, forecast_horizon):
    // level_values: Array yang berisi komponen level yang
    sudah diperbarui
    // trend_values: Array yang berisi komponen tren yang sudah
    diperbarui
    // seasonal_values: Array yang berisi komponen musiman yang
    sudah diperbarui
    // n_data: Jumlah total data historis
    // seasonality_period: Panjang periode musiman
    // forecast_horizon: Berapa banyak langkah ke depan yang
    ingin diramal
    // Inisialisasi array untuk menyimpan nilai ramalan
    forecast_values = CREATE_ARRAY_OF_ZEROS(forecast_horizon)
    // Ambil nilai level dan tren terakhir dari data historis
    last_level = level_values[n_data - 1]
    last_trend = trend_values[n_data - 1]
    // Lakukan perulangan untuk setiap langkah di horizon
    peramalan
    FOR h FROM 1 TO forecast_horizon:
        // Hitung indeks musiman yang sesuai untuk langkah
        peramalan saat ini
        // Menggunakan operator modulo (%) untuk memastikan
        indeks berulang sesuai periode musiman
        seasonal_idx_forecast = (n_data - seasonality_period +
(h - 1)) MOD seasonality_period
        // Hitung nilai ramalan
        // Ramalan = (Level Terakhir + h * Tren Terakhir) *
        Faktor Musiman yang Sesuai
        forecast_values[h-1] = (last_level + h * last_trend) *
        \
        seasonal_values[seasonal_idx_forecast]
    END FOR
    RETURN forecast_values
END FUNCTION

```

Gambar 4.6 Pseudocode Forecasting

Gambar 4.6 adalah *pseudocode* dari perhitungan peramalan (*forecasting*) nilai deret waktu ke masa depan algoritma *Holt-Winters*. Kodingan tersebut di atas adalah implementasi dari persamaan 2.16. Kode ini menginisialisasi array `forecast_values` dan mengambil nilai *level* (`last_level`) serta *trend* (`last_trend`) terakhir dari data historis. Kemudian, sebuah *loop* berjalan untuk setiap langkah dalam *forecast horizon*. Di setiap langkah, indeks musiman yang relevan untuk peramalan dihitung (`seasonal_idx_forecast`) untuk mendapatkan komponen *seasonal* yang tepat dari siklus sebelumnya. Akhirnya, nilai peramalan untuk setiap periode (`forecast_values[h-1]`) dihitung dengan mengalikan proyeksi *level* dan *trend* (`last_level + h * last_trend`) dengan komponen *seasonal* yang sesuai (`seasonal_values[seasonal_idx_forecast]`). Ini memungkinkan model untuk memprediksi nilai-nilai mendatang berdasarkan pola yang dipelajari dari data historis.

#### 4.6 Implementasi Pengujian RMSE dan MAPE

Pengujian *Root Mean Squared Error (RMSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* adalah langkah krusial dalam mengevaluasi akurasi model peramalan. Kedua metrik ini mengukur seberapa dekat nilai ramalan dengan nilai aktual data. *RMSE* memberikan indikasi seberapa besar *error* rata-rata yang dihasilkan model. Sementara itu, *MAPE* mengukur rata-rata persentase *error* mutlak yang dihitung dengan mengambil rata-rata dari nilai absolut persentase selisih antara nilai aktual dan nilai ramalan.

Perbedaan utama adalah bahwa *RMSE* lebih sensitif terhadap error besar karena mengkuadratkan selisih, sedangkan *MAPE* lebih mudah diinterpretasikan

karena hasilnya dalam bentuk persentase dan sangat berguna saat membandingkan model di berbagai skala data.

```

FUNCTION CalculateRMSE(actual_values, fitted_values,
seasonality_period):
    // actual_values: Data deret waktu aktual
    // fitted_values: Nilai perkiraan (fitted) dari model
    // seasonality_period: Panjang periode musiman (digunakan
untuk mengabaikan periode inisialisasi)

    // 1. Hitung Selisih (Error/Residu)
    // Ambil hanya bagian data yang relevan (setelah periode
inisialisasi)
    errors_actual_segment = actual_values[seasonality_period TO
END]
    errors_fitted_segment = fitted_values[seasonality_period TO
END]

    errors = errors_actual_segment - errors_fitted_segment

    // 2. Hitung Mean Squared Error (MSE)
    // Kuadratkan setiap error, lalu hitung rata-ratanya
    mse = MEAN(errors^2) // Mengkuadratkan setiap elemen dalam
array 'errors'

    // 3. Hitung Root Mean Squared Error (RMSE)
    // Akarkan nilai MSE
    rmse = SQUARE_ROOT(mse)

    RETURN rmse
END FUNCTION

```

Gambar 4.7 *Pseudocode* RMSE

Gambar 4.7 adalah *pseudocode* perhitungan *Root Mean Squared Error* (*RMSE*). Kode ini pertama-tama menghitung errors dengan mencari selisih antara nilai aktual (*actual\_values*) dan *fitted values* (*fitted\_values*) mulai dari periode musiman pertama (*seasonality\_period*). Kemudian, *errors* tersebut dikuadratkan dan dirata-ratakan untuk mendapatkan *Mean Squared Error* (*mse*). Terakhir, *rmse* diperoleh dengan menghitung akar kuadrat dari *mse*, memberikan ukuran rata-rata besarnya *error* model dalam unit yang sama dengan data asli.

RMSE sangat berguna karena memberikan bobot lebih pada error yang lebih besar, membuatnya sensitif terhadap *outlier*. Nilai RMSE yang lebih rendah menunjukkan model yang lebih akurat.

```

FUNCTION CalculateMAPE(actual_values, fitted_values,
seasonality_period, n_data):
    // actual_values: Data deret waktu aktual
    // fitted_values: Nilai perkiraan (fitted) dari model
    // seasonality_period: Panjang periode musiman (untuk
mengabaikan periode inisialisasi)
    // n_data: Jumlah total data

    // Inisialisasi daftar kosong untuk menyimpan Absolute
Percentage Errors (APE)
    absolute_percentage_errors = CREATE_EMPTY_LIST()

    // Iterasi melalui data, mulai dari akhir periode
inisialisasi
    FOR i FROM seasonality_period TO n_data - 1:
        actual = actual_values[i]
        predicted = fitted_values[i]

        // Periksa untuk menghindari pembagian dengan nol
        IF actual IS NOT EQUAL TO 0:
            // Hitung Absolute Percentage Error (APE) untuk
titik data saat ini
            // APE = |(Aktual - Prediksi) / Aktual| * 100
            ape = ABS((actual - predicted) / actual) * 100
            // Tambahkan APE ke dalam daftar
            ADD_TO_LIST(absolute_percentage_errors, ape)
        END IF
    END FOR

    // Hitung rata-rata dari semua APE yang terkumpul untuk
mendapatkan MAPE
    IF IS_LIST_NOT_EMPTY(absolute_percentage_errors):
        mape = MEAN(absolute_percentage_errors)
    ELSE:
        mape = UNDEFINED // Atau nilai khusus lainnya, jika
tidak ada data yang valid
    END IF

    RETURN mape
END FUNCTION

```

Gambar 4.8 Pseudocode MAPE

Gambar 4.8 adalah *pseudocode* perhitungan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Kode ini menginisialisasi daftar `absolute_percentage_errors` kosong. Kemudian, melalui sebuah *loop*, setiap nilai aktual dan *fitted value* dari periode musiman pertama hingga akhir data diproses. Untuk menghindari pembagian dengan nol, kode memeriksa apakah nilai aktual tidak nol. Jika tidak, *absolute percentage error* (APE) dihitung sebagai nilai absolut dari selisih antara aktual dan prediksi, dibagi dengan nilai aktual, lalu dikalikan 100 untuk mendapatkan persentase. APE ini kemudian ditambahkan ke daftar, yang nantinya akan dirata-ratakan untuk mendapatkan nilai MAPE keseluruhan.

#### 4.7 Uji Coba

Bagian ini bertujuan mengeksplorasi berbagai kombinasi parameter guna mengoptimalkan performa model. Serangkaian pengujian ekstensif akan dilakukan dengan memvariasikan nilai *alpha* ( $\alpha$ ), *beta* ( $\beta$ ), dan *gamma* ( $\gamma$ ) pada rentang 0,1 hingga 0,9 dengan interval 0,1. Setiap kombinasi parameter kemudian akan dievaluasi secara menyeluruh untuk menentukan pengaruhnya terhadap akurasi model.

Selanjutnya, pengujian akan membandingkan dua jenis model musiman, yaitu *multiplicative* dan *additive* guna mengidentifikasi pendekatan yang lebih optimal. Masing-masing model akan diuji pada dua periode waktu berbeda, yakni enam bulan dan dua belas bulan, untuk menilai konsistensi performanya. Melalui pendekatan komprehensif ini, penelitian bertujuan memperoleh konfigurasi parameter dan tipe model musiman yang paling akurat dalam memproyeksikan data.

#### 4.7.1 Percobaan Kombinasi $\alpha$ , $\beta$ , $\gamma$ *Multiplicative* Periode 12 Bulan

Percobaan ini dilakukan serangkaian percobaan untuk mengidentifikasi kombinasi parameter *Alpha* ( $\alpha$ ), *Beta* ( $\beta$ ), dan *Gamma* ( $\gamma$ ) yang paling optimal bagi model *Holt-Winters Multiplikatif* dengan periode musiman 12 bulan. Percobaan ini melibatkan pengujian semua kemungkinan kombinasi nilai  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  mulai dari 0.1 hingga 0.9, dengan interval peningkatan sebesar 0.1. Setiap kombinasi parameter diimplementasikan pada data penjualan untuk menghitung nilai *Root Mean Squared Error (RMSE)* yang dihasilkan. Tujuan utama dari percobaan ini adalah untuk menemukan kombinasi parameter yang menghasilkan nilai *RMSE* paling kecil, yang mengindikasikan akurasi peramalan tertinggi dari model.

```

musim_periode = 12
periode_ramalan = 12
paramtr_values = CREATE_LIST_FROM_RANGE(start=0.1, end=0.9, step=0.1)
results = CREATE_EMPTY_LIST()
FOR alpha_val IN paramtr_values:
    FOR beta_val IN paramtr_values:
        FOR gamma_val IN paramtr_values:
            (level_values, trend_values, seasonal_values,
fitted_values, forecast_values,
            actual_data_series, actual_column_name, current_rmse,
current_mape) = CALL holt_winters_multiplicative(
                df,
                kolom_penjualan,
                musim_periode,
                alpha_val,
                beta_val,
                gamma_val,
                periode_ramalan)
            ADD_TO_LIST(results, {
                'alpha': alpha_val,
                'beta': beta_val,
                'gamma': gamma_val,
                'RMSE': current_rmse,
                'MAPE': current_mape})
        END FOR
    END FOR
END FOR

```

Gambar 4.9 Pseudocode Pencarian  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  *Multiplicative* 12 Bulan

Gambar 4.9 di atas adalah *pseudocode* untuk mencari kombinasi optimal nilai koefisien *smoothing* ( $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ ) dalam model Holt-Winters multiplikatif berdasarkan nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Kode tersebut melakukan pencarian *grid* (penjelajahan semua kombinasi) dengan menguji nilai  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  dalam rentang 0.1 hingga 0.9. Untuk setiap kombinasi parameter ini, fungsi `holt_winters_multiplicative` dipanggil untuk melatih model, dan hasilnya (termasuk nilai *RMSE* serta *MAPE*) dicatat. Proses ini bertujuan untuk menemukan kombinasi parameter yang menghasilkan akurasi model terbaik, yang kemudian hasilnya akan disajikan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Hasil Uji Coba Parameter Multiplicative periode 12 Bulan

No	<i>Alpha</i>	<i>Beta</i>	<i>Gamma</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAPE</i>
1	0,1	0,1	0,1	0,032083071	21,342%
2	0,1	0,1	0,2	0,030898016	20,656%
3	0,1	0,1	0,3	0,029745842	19,978%
4	0,1	0,1	0,4	0,028627355	19,306%
5	0,1	0,1	0,5	0,027543634	18,641%
6	0,1	0,1	0,6	0,026496039	17,982%
7	0,1	0,1	0,7	0,025486217	17,329%
8	0,1	0,1	0,8	0,024516119	16,681%
9	0,1	0,1	0,9	0,023587999	16,039%
...	...	...	...	...	...
334	0,5	0,2	0,1	0,04011324	26,475%
335	0,5	0,2	0,2	0,038839782	25,808%
336	0,5	0,2	0,3	0,037593769	25,147%
337	0,5	0,2	0,4	0,036375311	24,493%
338	0,5	0,2	0,5	0,035184611	23,844%
...	...	...	...	...	...
724	0,9	0,9	0,4	0,06330128	42,699%
725	0,9	0,9	0,5	0,062558898	42,357%
726	0,9	0,9	0,6	0,061825902	42,015%
727	0,9	0,9	0,7	0,061102185	41,674%
728	0,9	0,9	0,8	0,060387646	41,333%
729	0,9	0,9	0,9	0,059682186	40,992%

Tabel 4.2 menunjukkan bahwa nilai *RMSE* terkecil terdapat pada set  $\alpha=0.1$ ,  $\beta=0.1$ ,  $\gamma=0.9$  (yang disorot warna kuning). Nilai Mape yang didapatkan yaitu 16,039%.

#### 4.7.2 Percobaan Kombinasi $\alpha$ , $\beta$ , $\gamma$ *Multiplicative* Periode 6 Bulan

Percobaan ini dilakukan serangkaian percobaan untuk mengidentifikasi kombinasi parameter *Alpha* ( $\alpha$ ), *Beta* ( $\beta$ ), dan *Gamma* ( $\gamma$ ) yang paling optimal bagi model *Holt-Winters Multiplikatif* dengan periode musiman 6 bulan. Percobaan ini melibatkan pengujian semua kemungkinan kombinasi nilai  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  mulai dari 0.1 hingga 0.9, dengan interval peningkatan sebesar 0.1. Setiap kombinasi parameter diimplementasikan pada data penjualan untuk menghitung nilai *Root Mean Squared Error (RMSE)* yang dihasilkan.

```

musim_periode = 6
periode_ramalan = 6
paramtr_values = CREATE_LIST_FROM_RANGE(start=0.1, end=0.9,
step=0.1)
results = CREATE_EMPTY_LIST()
FOR alpha_val IN paramtr_values:
  FOR beta_val IN paramtr_values:
    FOR gamma_val IN paramtr_values:
      (level_values, trend_values, seasonal_values,
fitted_values, forecast_values,
actual_data_series, actual_column_name,
current_rmse, current_mape) = CALL holt_winters_multiplicative(
df, kolom_penjualan, musim_periode, alpha_val,
beta_val, gamma_val, periode_ramalan)
      ADD_TO_LIST(results, {
        'alpha': alpha_val,
        'beta': beta_val,
        'gamma': gamma_val,
        'RMSE': current_rmse,
        'MAPE': current_mape
      })
    END FOR
  END FOR
END FOR
END FOR

```

Gambar 4.10 *Pseudocode* Pencarian  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  *Multiplicative* 6 Bulan

Gambar 4.10 di atas adalah *pseudocode* untuk mencari kombinasi optimal nilai koefisien *smoothing* ( $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ ) dalam model Holt-Winters multiplikatif berdasarkan nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Kode tersebut melakukan pencarian *grid* (penjelajahan semua kombinasi) dengan menguji nilai  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  dalam rentang 0.1 hingga 0.9. Untuk setiap kombinasi parameter ini, fungsi `holt_winters_multiplicative` dipanggil untuk melatih model, dan hasilnya (termasuk nilai *RMSE* serta *MAPE*) dicatat. Proses ini bertujuan untuk menemukan kombinasi parameter yang menghasilkan akurasi model terbaik, yang kemudian hasilnya akan disajikan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil Uji Coba Parameter *Multiplicative* periode 6 Bulan

No	<i>Alpha</i>	<i>Beta</i>	<i>Gamma</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAPE</i>
1	0,1	0,1	0,1	0,071505314	62,2792%
2	0,1	0,1	0,2	0,067572518	58,8860%
3	0,1	0,1	0,3	0,066232374	57,2627%
4	0,1	0,1	0,4	0,066611148	56,9398%
5	0,1	0,1	0,5	0,068233933	57,6303%
6	0,1	0,1	0,6	0,070859881	59,1888%
7	0,1	0,1	0,7	0,0744018	61,9145%
8	0,1	0,1	0,8	0,078892112	65,6194%
9	0,1	0,1	0,9	0,084479417	70,2148%
...	...	...	...	...	...
334	0,5	0,2	0,1	0,086238572	75,9780%
335	0,5	0,2	0,2	0,082094523	71,5063%
336	0,5	0,2	0,3	0,078996442	68,0243%
337	0,5	0,2	0,4	0,076798992	65,5591%
338	0,5	0,2	0,5	0,075395381	64,0187%
...	...	...	...	...	...
724	0,9	0,9	0,4	0,095586079	87,3412%
725	0,9	0,9	0,5	0,097708042	88,8088%
726	0,9	0,9	0,6	0,099830389	90,2076%
727	0,9	0,9	0,7	0,101937889	91,5317%
728	0,9	0,9	0,8	0,104015605	92,7756%
729	0,9	0,9	0,9	0,106048885	93,9335%

Tabel 4.2 menunjukkan bahwa nilai *RMSE* terkecil terdapat pada set  $\alpha=0.1$ ,  $\beta=0.1$ ,  $\gamma=0.3$  (yang disorot warna kuning). Nilai Mape yang didapatkan yaitu 57,2627%.

#### 4.7.3 Percobaan Kombinasi $\alpha$ , $\beta$ , $\gamma$ Additive Periode 12 Bulan

Percobaan ini dilakukan serangkaian percobaan untuk mengidentifikasi kombinasi parameter *Alpha* ( $\alpha$ ), *Beta* ( $\beta$ ), dan *Gamma* ( $\gamma$ ) yang paling optimal bagi model *Holt-Winters Additive* dengan periode musiman 12 bulan. Percobaan ini melibatkan pengujian semua kemungkinan kombinasi nilai  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  mulai dari 0.1 hingga 0.9. Setiap kombinasi parameter diimplementasikan pada data penjualan untuk menghitung nilai *Root Mean Squared Error (RMSE)* yang dihasilkan.

```

musim_periode = 12
periode_ramalan = 12
paramtr_values = CREATE_LIST_FROM_RANGE(start=0.1, end=0.9,
step=0.1)
results = CREATE_EMPTY_LIST()
FOR alpha_val IN paramtr_values:
    FOR beta_val IN paramtr_values:
        FOR gamma_val IN paramtr_values:
            (level_values, trend_values, seasonal_values,
fitted_values, forecast_values,
            actual_data_series, actual_column_name,
current_rmse, current_mape) =
CALL holt_winters_additive(df,
kolom_penjualan, musim_periode, alpha_val,    beta_val,
gamma_val, periode_ramalan
            )
            ADD_TO_LIST(results, {
                'alpha': alpha_val,
                'beta': beta_val,
                'gamma': gamma_val,
                'RMSE': current_rmse,
                'MAPE': current_mape })
        END FOR
    END FOR
END FOR

```

Gambar 4.11 Pseudocode Pencarian  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  Additive 12 Bulan

Gambar 4.11 di atas adalah *pseudocode* untuk mencari kombinasi optimal nilai koefisien *smoothing alpha*, *beta*, dan *gamma* ( $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ ) dalam model Holt-Winters multiplikatif berdasarkan nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Kode tersebut melakukan pencarian *grid* (penjelajahan semua kombinasi) dengan menguji nilai  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  dalam rentang 0.1 hingga 0.9. Untuk setiap kombinasi parameter ini, fungsi `holt_winters_multiplicative` dipanggil untuk melatih model, dan hasilnya (termasuk nilai *RMSE* serta *MAPE*) dicatat. Proses ini bertujuan untuk menemukan kombinasi parameter yang menghasilkan akurasi model terbaik, yang kemudian hasilnya akan disajikan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Hasil Uji Coba Parameter *Multiplicative* periode 12 Bulan

No	Alpha	Beta	Gamma	RMSE	MAPE
1	0,1	0,1	0,1	0,032448122	21,78%
2	0,1	0,1	0,2	0,031307367	21,15%
3	0,1	0,1	0,3	0,030182911	20,51%
4	0,1	0,1	0,4	0,029076645	19,88%
5	0,1	0,1	0,5	0,027990726	19,25%
6	0,1	0,1	0,6	0,026927617	18,62%
7	0,1	0,1	0,7	0,025890125	17,99%
8	0,1	0,1	0,8	0,024881458	17,35%
9	0,1	0,1	0,9	0,023905262	16,72%
...	...	...	...	...	...
334	0,5	0,2	0,1	0,041822651	29,16%
335	0,5	0,2	0,2	0,040746946	28,53%
336	0,5	0,2	0,3	0,039679726	27,90%
337	0,5	0,2	0,4	0,038621696	27,27%
338	0,5	0,2	0,5	0,037573631	26,64%
...	...	...	...	...	...
724	0,9	0,9	0,4	0,0768436	53,45%
725	0,9	0,9	0,5	0,076190775	53,13%
726	0,9	0,9	0,6	0,075542968	52,80%
727	0,9	0,9	0,7	0,07490031	52,47%
728	0,9	0,9	0,8	0,074262935	52,15%
729	0,9	0,9	0,9	0,07363098	51,82%

Tabel 4.4 menunjukkan bahwa nilai *RMSE* terkecil terdapat pada set  $\alpha=0.1$ ,  $\beta=0.1$ ,  $\gamma=0.9$  (yang disorot warna kuning). Nilai Mape yang didapatkan yaitu 16,72%.

#### 4.7.4 Percobaan Kombinasi $\alpha$ , $\beta$ , $\gamma$ Additive Periode 6 Bulan

Percobaan ini berfokus pada optimasi parameter untuk model Holt-Winters Aditif dengan periode musiman 6 bulan. Kami menguji setiap kombinasi nilai Alpha ( $\alpha$ ), Beta ( $\beta$ ), dan Gamma ( $\gamma$ ) dari 0.1 hingga 0.9 (dengan peningkatan 0.1). Untuk setiap kombinasi, kami menghitung Root Mean Squared Error (RMSE). Tujuannya adalah menemukan kombinasi parameter yang memberikan RMSE terkecil, yang menunjukkan akurasi peramalan model yang paling tinggi.

```

musim_periode = 6
periode_ramalan = 6
paramtr_values = CREATE_LIST_FROM_RANGE(start=0.1, end=0.9,
step=0.1)
results = CREATE_EMPTY_LIST()
FOR alpha_val IN paramtr_values:
  FOR beta_val IN paramtr_values:
    FOR gamma_val IN paramtr_values:
      (level_values, trend_values, seasonal_values,
fitted_values, forecast_values,
actual_data_series, actual_column_name,
current_rmse, current_mape) = CALL holt_winters_additive(
df, kolom_penjualan, musim_periode, alpha_val,
beta_val, gamma_val,
periode_ramalan)
      ADD_TO_LIST(results, {
'alpha': alpha_val,
'beta': beta_val,
'gamma': gamma_val,
'RMSE': current_rmse,
'MAPE': current_mape})
    END FOR
  END FOR
END FOR

```

Gambar 4.12 Pseudocode Pencarian  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  Additive 6 Bulan

Gambar 4.12 di atas adalah *pseudocode* untuk mencari kombinasi optimal nilai koefisien *smoothing* ( $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ ) dalam model Holt-Winters multiplikatif berdasarkan nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Kode tersebut melakukan pencarian *grid* (penjelajahan semua kombinasi) dengan menguji nilai  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  dalam rentang 0.1 hingga 0.9. Untuk setiap kombinasi parameter ini, fungsi `holt_winters_multiplicative` dipanggil untuk melatih model, dan hasilnya (termasuk nilai *RMSE* serta *MAPE*) dicatat. Proses ini bertujuan untuk menemukan kombinasi parameter yang menghasilkan akurasi model terbaik, yang kemudian hasilnya akan disajikan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil Uji Coba Parameter *Additive* periode 6 Bulan

No	<i>Alpha</i>	<i>Beta</i>	<i>Gamma</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAPE</i>
1	0,1	0,1	0,1	0,063397486	53,212%
2	0,1	0,1	0,2	0,0611525	51,444%
3	0,1	0,1	0,3	0,060625141	50,557%
4	0,1	0,1	0,4	0,061381983	50,596%
5	0,1	0,1	0,5	0,063111547	51,336%
6	0,1	0,1	0,6	0,065614845	53,152%
7	0,1	0,1	0,7	0,06878516	55,623%
8	0,1	0,1	0,8	0,072588746	58,549%
9	0,1	0,1	0,9	0,077051044	61,924%
...	...	...	...	...	...
334	0,5	0,2	0,1	0,074717415	74,051%
335	0,5	0,2	0,2	0,072356062	70,577%
336	0,5	0,2	0,3	0,070745581	68,364%
337	0,5	0,2	0,4	0,069822481	67,293%
338	0,5	0,2	0,5	0,069525653	67,603%
...	...	...	...	...	...
724	0,9	0,9	0,4	0,10552215	99,644%
725	0,9	0,9	0,5	0,105641511	99,522%
726	0,9	0,9	0,6	0,105803768	100,063%
727	0,9	0,9	0,7	0,106005973	101,089%
728	0,9	0,9	0,8	0,106245601	102,265%
729	0,9	0,9	0,9	0,106520522	103,430%

Tabel 4.5 menunjukkan bahwa nilai *RMSE* terkecil terdapat pada set  $\alpha=0.1$ ,  $\beta=0.1$ ,  $\gamma=0.9$  (yang disorot warna kuning). Nilai *Mape* yang didapatkan yaitu 50,557%.

#### 4.8 Hasil Percobaan

Bagian ini menyajikan hasil eksperimen dan pengujian model peramalan Holt-Winters yang telah dilakukan. Fokus utamanya adalah membandingkan performa berbagai konfigurasi model untuk menentukan yang terbaik, kemudian menerapkan model terpilih pada data penjualan asli untuk menghasilkan ramalan yang mudah diinterpretasi. Hasil-hasil ini akan disajikan dalam bentuk tabel dan visualisasi grafis untuk memberikan gambaran yang komprehensif mengenai kinerja model.

##### 4.8.1 Perbandingan Seluruh Model dan Kesimpulan Model Terbaik

Subbab ini memaparkan perbandingan kinerja seluruh model *Holt-Winters* yang telah diuji, baik dalam bentuk *additive* maupun *multiplicative*, dengan dua periode peramalan (6 bulan dan 12 bulan). Penilaian model terbaik didasarkan pada nilai *RMSE* dan *MAPE* terkecil dari masing-masing hasil peramalan.

Tabel 4.6 Tabel Hasil Uji Coba Kombinasi Alpha, Beta, dan Gamma Terbaik

Model	Periode	Alpha	Beta	Gamma	RMSE	MAPE
Additive	12 bulan	0.1	0.1	0.9	0.0239	16.72%
Additive	6 bulan	0.1	0.1	0.3	0.0606	50.56%
Multiplicative	12 bulan	0.1	0.1	0.9	0.0236	16.04%
Multiplicative	6 bulan	0.1	0.1	0.3	0.0662	57.26%

Berdasarkan tabel 4.6 di atas, model *Holt-Winters Multiplicative* dengan periode 12 bulan dan parameter  $\alpha = 0.1$ ;  $\beta = 0.1$ ;  $\gamma = 0.9$  menghasilkan nilai RMSE dan MAPE terkecil yaitu 0.0236 dan 16.04%. Oleh karena itu, model ini dipilih sebagai model terbaik untuk meramalkan penjualan Toko Kurnia Jaya.

#### 4.8.2 Penerapan Terbaik Pada Data Asli

Untuk meningkatkan interpretasi hasil, model terbaik kemudian diterapkan kembali pada data penjualan asli. Hal ini bertujuan untuk menampilkan hasil peramalan dalam satuan rupiah agar lebih mudah dipahami oleh pemangku kepentingan. Hasil peramalan ini akan ditampilkan dalam bentuk dalam tabel dan divisualkan dalam bentuk grafis. Adapun Gambar 4.13 berikut adalah *pseudocode* untuk mendapatkan nilai estimasi dan nilai peramalan yang akan dimuat dalam tabel 4.7:

```

LOAD_DATA 'penjualan_bulanan.csv' INTO df
SET kolom_penjualan = 'Total_Sales'
SET musim_periode = 12
SET alpha = best_alpha
SET beta = best_beta
SET gamma = best_gamma
SET periode_ramalan = 12
(new_actual, new_fitted, new_forecast, new_level, new_trend,
new_seasonal, new_mse, new_rmse, new_mape) = \
  CALL holt_winters_multiplicative(
    df, kolom_penjualan, musim_periode, alpha, beta, gamma,
    periode_ramalan)
CREATE DATAFRAME FROM SERIES(new_actual) AS df_actual
CREATE DATAFRAME FROM SERIES(new_fitted) AS df_fitted
CREATE DATAFRAME FROM SERIES(new_forecast) AS df_forecast
SAVE_TO_EXCEL(
  file_name='hasil_peramalan_holt_winters.xlsx',
  sheets={
    'Aktual': df_actual,
    'Fitted': df_fitted,
    'Ramalan': df_forecast})

```

Gambar 4.13 *Pseudocode* Mengambil Nilai Peramalan *Multiplicative* 12 Bulan

Gambar 4.13 menunjukkan *pseudocode* yang digunakan untuk mendapatkan nilai peramalan (*forecast*), nilai estimasi (*fitted values*), dan data aktual. Kode ini dimulai dengan memuat data penjualan bulanan dari `penjualan_bulanan.csv` ke dalam `DataFrame`. Kemudian, parameter penting untuk model *Holt-Winters Multiplikatif* didefinisikan: `kolom_penjualan ('Total_Sales')`, `musim_periode`, (12 bulan) serta koefisien *smoothing* optimal `alpha`, `beta`, dan `gamma` yang diperoleh sebelumnya, dan `periode_ramalan` (12 bulan ke depan). Fungsi `holt_winters_multiplicative` dipanggil untuk menghasilkan berbagai *output*, di antaranya `new_actual`, `new_fitted`, dan `new_forecast` yang merupakan data utama yang disajikan dalam Tabel 4.7. Hasil-hasil ini juga disimpan ke dalam file Excel untuk kemudahan akses dan analisis.

Tabel 4.7 Hasil Peramalan *Multiplicative* 12 Bulan

No	Bulan	Data Aktual (Rp)	Nilai Estimasi (Rp)	Nilai Peramalan (Rp)
1	Desember 21	Rp64.140.000	-	-
2	Januari 22	Rp65.640.000	-	-
3	Februari 22	Rp54.152.000	-	-
4	Maret 22	Rp52.831.000	-	-
5	April 22	Rp155.525.000	-	-
6	Mei 22	Rp161.568.000	-	-
7	Juni 22	Rp65.653.000	-	-
8	Juli 22	Rp165.080.000	-	-
9	Agustus 22	Rp98.199.000	-	-
10	September 22	Rp68.690.000	-	-
11	Oktober 22	Rp68.340.000	-	-
12	November 22	Rp72.555.000	-	-
13	Desember 22	Rp78.925.000	Rp64.190.503	-
14	Januari 23	Rp62.847.000	Rp67.402.068	-
15	Februari 23	Rp54.806.000	Rp55.359.353	-
16	Maret 23	Rp54.764.000	Rp54.075.819	-
17	April 23	Rp195.941.000	Rp159.768.290	-
18	Mei 23	Rp114.323.000	Rp170.500.563	-
19	Juni 23	Rp70.873.000	Rp67.083.189	-
20	Juli 23	Rp175.030.000	Rp169.933.580	-

No	Bulan	Data Aktual (Rp)	Nilai Estimasi (Rp)	Nilai Peramalan (Rp)
21	Agustus 23	Rp97.344.000	Rp101.600.827	-
22	September 23	Rp66.375.000	Rp70.889.958	-
23	Oktober 23	Rp63.777.500	Rp70.152.183	-
24	November 23	Rp67.689.000	Rp73.811.599	-
25	Desember 23	Rp83.167.500	Rp76.416.980	-
26	Januari 24	Rp59.492.000	Rp63.092.257	-
27	Februari 24	Rp47.942.000	Rp54.306.164	-
28	Maret 24	Rp69.782.000	Rp53.247.012	-
29	April 24	Rp236.405.000	Rp188.934.625	-
30	Mei 24	Rp63.702.500	Rp124.006.024	-
31	Juni 24	Rp102.226.000	Rp69.152.659	-
32	Juli 24	Rp209.212.000	Rp179.122.593	-
33	Agustus 24	Rp112.809.500	Rp102.700.790	-
34	September 24	Rp65.397.000	Rp71.636.458	-
35	Oktober 24	Rp65.088.500	Rp69.341.741	-
36	November 24	Rp65.496.000	Rp74.019.515	-
37	Desember 24	-	-	Rp69.620.143
38	Januari 25	-	-	Rp71.492.189
39	Februari 25	-	-	Rp59.181.170
40	Maret 25	-	-	Rp57.933.781
41	April 25	-	-	Rp171.124.527
42	Mei 25	-	-	Rp178.373.962
43	Juni 25	-	-	Rp72.726.021
44	Juli 25	-	-	Rp183.477.987
45	Agustus 25	-	-	Rp109.508.032
46	September 25	-	-	Rp76.855.863
47	Oktober 25	-	-	Rp76.718.173
48	November 25	-	-	Rp81.719.492

Tabel 4.7 menyajikan hasil implementasi model *Holt-Winters Multiplikatif* terbaik. Tabel ini menampilkan data aktual penjualan toko, nilai estimasi (nilai perkiraan model untuk data historis yang menunjukkan seberapa baik model mencocokkan data masa lalu), dan nilai peramalan (prediksi model untuk periode masa depan yang belum terjadi, yaitu 12 bulan ke depan dari Desember 2024 hingga November 2025). Kolom dengan tanda '-' menunjukkan bahwa data tersebut tidak

relevan untuk kategori tersebut pada baris tertentu, seperti nilai estimasi dan nilai peramalan yang tidak ada untuk periode awal data aktual.

```

PRINT "====="
DISPLAY new_actual
DISPLAY new_fitted
DISPLAY new_forecast

PRINT "  Alpha ( $\alpha$ ): " + best_alpha
PRINT "  Beta ( $\beta$ ): " + best_beta
PRINT "  Gamma ( $\gamma$ ): " + best_gamma

PRINT "RMSE: " + FORMAT(new_rmse, "4 decimal places")
PRINT "MAPE: " + FORMAT(new_mape, "2 decimal places") + "%"
PRINT "====="

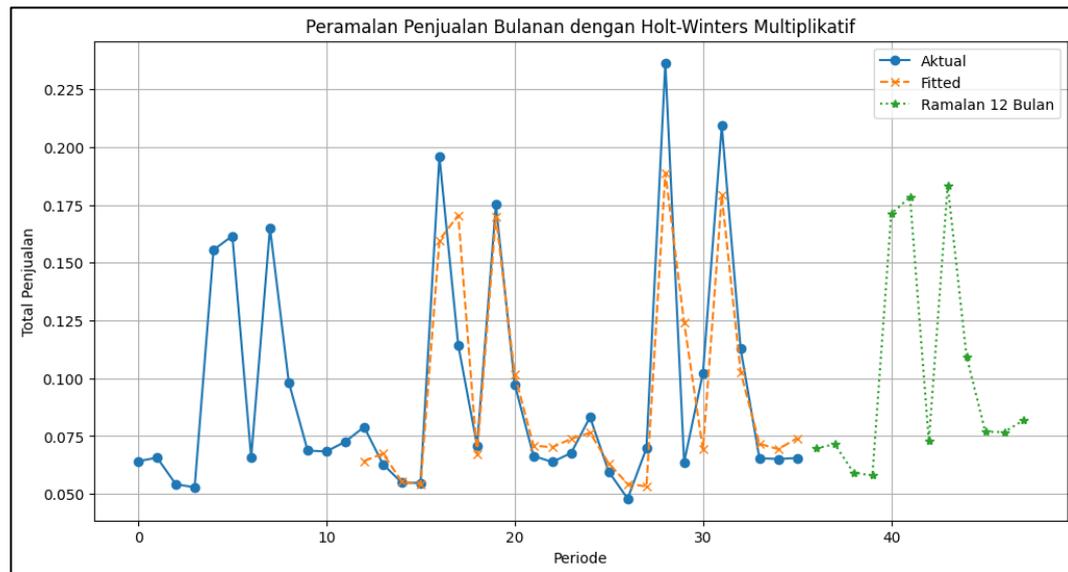
CREATE_PLOT_FIGURE(width=12, height=6)
PLOT(new_actual, label='Aktual', marker='o', line_style='-')
PLOT(RANGE(musim_periode, LENGTH(new_actual)),
new_fitted[musim_periode:],
label='Fitted', marker='x', line_style='--')
PLOT(RANGE(LENGTH(new_actual), LENGTH(new_actual) +
periode_ramalan), new_forecast,
label='Ramalan ' + periode_ramalan + ' Bulan', marker='*',
line_style=':')
SET_PLOT_TITLE('Peramalan Penjualan Bulanan dengan Holt-Winters
Multiplikatif')
SET_PLOT_XLABEL('Periode')
SET_PLOT_YLABEL('Total Penjualan')
SHOW_PLOT_LEGEND()
ENABLE_PLOT_GRID()
SHOW_PLOT()

CREATE_PLOT_FIGURE(width=12, height=8)
ADJUST_PLOT_LAYOUT()
SHOW PLOT()

```

Gambar 4.14 Pseudocode Visualisasi Grafik Multiplicative 12 Bulan

Gambar 4.14 adalah *pseudocode* untuk memvisualisasikan hasil peramalan yang diperoleh dari model *Holt-Winters Multiplikatif*. Kode ini berfungsi untuk memvisualisasikan hasil model *Holt-Winters Multiplikatif* lewat grafik. Grafik akan menunjukkan perbandingan data aktual, nilai *fitted* (perkiraan model di masa lalu), dan hasil *forecasting* (prediksi 12 bulan ke depan).



Gambar 4.15 Grafik Hasil Peramalan *Multiplicative* 12 Bulan

Gambar 4.15 adalah tampilan grafik hasil peramalan model *Multiplikatif* periode 12 Bulan data Penjualan Toko Kurnia Jaya yang menggunakan parameter  $\alpha=0.1$ ,  $\beta=0.1$ , dan  $\gamma=0.9$ . Pada grafik ini, garis biru menunjukkan data aktual penjualan, garis oranye mewakili nilai estimasi, dan garis hijau menampilkan hasil peramalan.

#### 4.9 Analisis dan Pembahasan Hasil Peramalan

Bagian ini membahas temuan-temuan utama dari hasil uji coba dan penerapan model. Berdasarkan evaluasi terhadap nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), model *Holt-Winters Multiplicative* dengan periode musiman 12 bulan dan parameter  $\alpha=0.1$ ,  $\beta=0.1$ ,  $\gamma=0.9$  menunjukkan performa terbaik dibandingkan dengan model-model lainnya.

Nilai *RMSE* sebesar 0.0236 dan *MAPE* sebesar 16.04% pada model *multiplicative* menunjukkan bahwa model ini memiliki akurasi yang tinggi dalam meramalkan data penjualan. Meskipun model *additive* dengan periode 12 bulan

juga menunjukkan performa yang mendekati, nilai RMSE (0.0239) dan MAPE (16.72%), namun tetap kalah dari model *multiplicative*. Hasil ini mengindikasikan bahwa karakteristik data penjualan Toko Kurnia Jaya lebih sesuai dengan pola musiman yang bersifat *multiplikatif*.

Selain itu, perbandingan model dengan periode musiman 6 bulan menunjukkan performa yang relatif lebih buruk, baik untuk pendekatan model *additive* maupun *multiplicative*. Hal ini mengindikasikan bahwa data penjualan cenderung memiliki pola musiman tahunan (12 bulan), sehingga model dengan periode 12 bulan lebih mampu menangkap fluktuasi tersebut.

Penerapan model terbaik pada data aktual berhasil menghasilkan estimasi yang mendekati data historis dan memberikan ramalan penjualan untuk 12 bulan ke depan (Desember 2024 hingga November 2025) dalam satuan Rupiah yang mudah diinterpretasikan. Visualisasi grafik juga menunjukkan bahwa model ini mampu menangkap tren dan pola musiman penjualan dengan baik.

#### **4.10 Integrasi Islam**

Model *Holt-Winters Multiplicative* diterapkan dalam sistem peramalan penjualan Toko Kurnia Jaya untuk memproyeksikan estimasi permintaan konsumen. Implementasi ini bertujuan memastikan persediaan bahan baku tetap seimbang, tidak ada kekurangan maupun kelebihan. Keberhasilan manajemen toko dalam mengadopsi sistem peramalan ini merefleksikan pemanfaatan peluang usaha yang optimal, memungkinkan mereka meninjau performa lampau demi perencanaan strategis ke depan. Diharapkan, langkah ini akan mendukung pencapaian target laba dan penjualan.

Pada dasarnya, peramalan (forecasting) adalah disiplin ilmu yang memprediksi peristiwa di masa depan berdasarkan pola data historis. Bagi sebuah restoran, peramalan penjualan sangat krusial untuk mengantisipasi volume penjualan saat ini dan mendatang, sehingga keputusan manajerial dapat diambil secara tepat. Peramalan berfungsi sebagai alat untuk meminimalkan ketidakpastian data di masa depan melalui analisis pola historis. Singkatnya, peramalan esensial untuk perencanaan dan pengambilan keputusan yang prospektif. Konsep mengantisipasi atau memprediksi hal yang belum terjadi ini juga dapat ditemukan dalam ajaran agama, seperti yang tersirat dalam Al-Qur'an Surah Yusuf [12]: 46-49, yang menyatakan:

يُوسُفُ أَيُّهَا الصِّدِّيقُ أَفْتِنَا فِي سَبْعِ بَقَرَاتٍ سِمَانٍ يَأْكُلُهُنَّ سَبْعَ عَجَافٍ وَسَبْعِ سُنبُلَاتٍ خُضْرٍ وَأُخَرَ يَابِسَاتٍ لَعَلِّي أَرْجِعُ إِلَى النَّاسِ لَعَلَّهُمْ يَعْلَمُونَ ﴿٤٦﴾ قَالَ تَزْرَعُونَ سَبْعَ سِنِينَ دَأَبًا فَمَا حَصَدْتُمْ فَذَرُوهُ فِي سُنْبُلَةٍ إِلَّا قَلِيلًا مِمَّا تَأْكُلُونَ ﴿٤٧﴾ ثُمَّ يَأْتِي مِنْ بَعْدِ ذَلِكَ سَبْعٌ شِدَادًا يَأْكُلْنَ مَا قَدَّمْتُمْ هُنَّ إِلَّا قَلِيلًا مِمَّا تَحْصِنُونَ ﴿٤٨﴾ ثُمَّ يَأْتِي مِنْ بَعْدِ ذَلِكَ عَامٌ فِيهِ يُعَاثُ النَّاسُ وَفِيهِ يَعْصِرُونَ ﴿٤٩﴾

*“Yusuf, wahai orang yang sangat dipercaya! Terangkanlah kepada kami (takwil mimpi) tentang tujuh ekor sapi betina yang gemuk yang dimakan oleh tujuh (ekor sapi betina) yang kurus, tujuh tangkai (gandum) yang hijau dan (tujuh tangkai) lainnya yang kering agar aku kembali kepada orang-orang itu, agar mereka mengetahuinya (46). Dia (Yusuf) berkata, "Agar kamu bercocok tanam tujuh tahun (berturut-turut) sebagaimana biasa; kemudian apa yang kamu tuai hendaklah kamu biarkan ditangkainya kecuali sedikit untuk kamu makan (47). Kemudian setelah itu akan datang tujuh (tahun) yang sangat sulit, yang menghabiskan apa yang kamu simpan untuk menghadapinya (tahun sulit), kecuali sedikit dari apa (bibit gandum) yang kamu simpan (48). Setelah itu akan datang tahun, dimana manusia diberi hujan (dengan cukup) dan pada masa itu mereka memeras (anggur) (49).” (Q.S. Yusuf: 46-49)*

Menurut Prof. Dr. M. Quraish Shihab (2009) dalam tafsir Al-Mishbah Jilid 6, Surah Yusuf [12]: 46-49 menguraikan pentingnya perencanaan yang bersumber dari interpretasi mimpi Nabi Yusuf. Dalam mimpi tersebut, tujuh sapi gemuk

melambangkan periode kemakmuran, sementara tujuh sapi kurus menandakan masa-masa sulit atau paceklik. Bulir-bulir gandum yang hijau dan kering merepresentasikan ketersediaan pangan.

Berdasarkan tafsiran ini, masyarakat Mesir disarankan untuk mengelola pertanian mereka secara cermat dan berkelanjutan selama tujuh tahun pertama. Ini termasuk memperhatikan faktor-faktor seperti kondisi iklim, jenis tanaman, dan sistem irigasi. Hasil panen dari masa subur tersebut kemudian digunakan secukupnya dan sisanya disimpan dengan baik sebagai persiapan menghadapi tujuh tahun paceklik yang diperkirakan akan datang.

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini menyajikan rangkuman hasil penelitian mengenai penerapan metode Triple Exponential Smoothing Holt-Winters untuk peramalan pendapatan bulanan Toko Kurnia Jaya. Selain itu, bab ini juga memuat saran-saran yang ditujukan bagi penelitian di masa mendatang sebagai referensi untuk peningkatan kualitas riset.

#### 5.1 Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengidentifikasi model terbaik dari metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* untuk meramalkan penjualan Toko Kurnia Jaya. Tujuannya adalah untuk mengetahui model *Holt-Winters* terbaik dibuktikan berdasar nilai RMSE (*Root Mean Squared Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) terkecil melalui eksplorasi berbagai kombinasi parameter. Setelah melakukan serangkaian uji coba, diketahui bahwa model *Holt-Winters Multiplikatif* dengan periode musiman 12 bulan adalah model dengan performa yang paling optimal. Model ini berhasil mencapai nilai RMSE terkecil, yaitu 0.0236, dan menunjukkan tingkat akurasi yang baik dengan MAPE sebesar 16.0386%. Secara spesifik, kombinasi parameter penghalus yang dapat menghasilkan akurasi terbaik adalah alpha ( $\alpha$ ) = 0.1, beta ( $\beta$ ) = 0.1, dan gamma ( $\gamma$ ) = 0.9 serta pola periode musimannya adalah 12 bulan. Hal ini menunjukkan bahwa karakteristik data penjualan Toko Kurnia Jaya memiliki pola musiman yang kuat dan lebih cocok dimodelkan secara *multiplikatif* dengan periode tahunan.

## 5.2 Saran

Sebagai bagian dari pengembangan berkelanjutan, peneliti mengidentifikasi area untuk perbaikan pada studi selanjutnya. Rekomendasi bagi penelitian di masa depan adalah berfokus pada peningkatan akurasi peramalan. Hal ini dapat dicapai melalui pengujian nilai parameter *smoothing*  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  dengan interval peningkatan yang lebih kecil dan presisi, misalnya 0,01 atau 0,05, dibandingkan dengan interval yang lebih besar.

## DAFTAR PUSTAKA

- Abidin, Zainal. 2023. "Tafsir Maudhu'i: Study of the Qur'an on Business, Trade and Economy." *Bulletin of Islamic Research* 1(4): 63–80. doi:10.69526/bir.v1i4.5.
- Amalia, Iva Rizki, Tatik Widiharih, and Tarno Tarno. 2024. "HOLT WINTERS EXPONENTIAL SMOOTHING UNTUK MERAMALKAN PRODUK DOMESTIK BRUTO DI INDONESIA." *Jurnal Gaussian* 13(1): 219–29. doi:10.14710/j.gauss.13.1.219-229.
- Bayu Saputro, Ronggo, Kurnia Paranita Kartika, and Wahyu Dwi Puspitasari. 2022. 4 Network, and Computer Science) | *Implementation of the Triple Exponential Smoothing Method for Predicting Helmet Sales Implementasi Metode Triple Exponential Smoothing Untuk Prediksi Penjualan Helm.*
- Diapari Ma'aruf Lubis, Afif, and Nurdin 2 Kurniawati. "Implementation of Triple Exponential Smoothing in Predicting Blood Stock Inventory." doi:10.29103/icomden.v2.xxxx.
- Ersita, Vika, Yuciana Wilandari, and Sugito. 2024. "METODE TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTER'S MULTIPLICATIVE DAN DEKOMPOSISI KLASIK MULTIPLIKATIF UNTUK PERAMALAN RATA-RATA KENAIKAN KONSENTRASI KARBON DIOKSIDA (CO<sub>2</sub>) GLOBAL." *Jurnal Gaussian* 12(3): 434–44. doi:10.14710/j.gauss.12.3.434-444.
- Fauzi, Andi Muh Akbar Saputra, Alvionitha Sari Agstringtyas, Wenny Desty Febrian Febrian, Annisa Nurul Nabilah, and Hanifah Nurul Muthmainah. 2024. "EVALUASI PENGGUNAAN TEKNOLOGI BIG DATA UNTUK ANALISIS DATA BISNIS DAN PENGAMBILAN KEPUTUSAN." *Jurnal Review Pendidikan dan Pengajaran* 7: 2962–71.
- Hariri, Fajar Rohman, and Johan Ericka Wahyu Prakasa. 2023. "Chicken Menu Sales Forecasting System Using Multiplicative Holt-Winters Triple Exponential Smoothing." *Journal of Computer Science and Information Technology.*
- Hodson, Timothy O. 2022. "Root Mean Square Error (RMSE) or Mean Absolute Error (MAE): When to Use Them or Not." *Geoscientific Model Development.* doi:10.5194/gmd-2022-64.
- I Putu Susila Handika, and I Kadek Susila Satwika. 2023. "Enhancing Sales Forecasting Accuracy Through Optimized Holt-Winters Exponential Smoothing with Modified Improved Particle Swarm Optimization." *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)* 12(2): 203–12. doi:10.23887/janapati.v12i2.65462.

- Koutsandreas, Diamantis, Evangelos Spiliotis, Fotios Petropoulos, and Vassilios Assimakopoulos. 2022. "On the Selection of Forecasting Accuracy Measures." *Journal of the Operational Research Society* 73(5): 937–54. doi:10.1080/01605682.2021.1892464.
- Mwita, Kelvin. 2022. "Factors to Consider When Choosing Data Collection Methods." *International Journal of Research in Business and Social Science (2147- 4478)* 11(5): 532–38. doi:10.20525/ijrbs.v11i5.1842.
- Nurdin, Balqis, and Zara Yunizar. 2022. "Application of Triple Exponential Smoothing Method to Predict LQ45 Saham Stock Price." *Jurnal CoreIT: Jurnal Hasil Penelitian Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi* 8(2): 40. doi:10.24014/coreit.v8i2.14935.
- Octiva, Cut Susan, Israkwaty, Uli Wildan Nuryanto, Handry Eldo, and Abdul Tahir. 2024. "Application of Holt-Winter Exponential Smoothing Method to Design a Drug Inventory Prediction Application in Private Health Units." *Jurnal Informasi dan Teknologi*: 1–6. doi:10.60083/jidt.v6i1.464.
- Permata Junita, Tarisya, and Arum Handini Primandari. 2023. "Perbandingan Metode Double Exponential Smoothing Dan Metode Triple Exponential Smoothing Untuk Harga Telur Pada Produsen Di Kabupaten Sukabumi." *Emerging Statistics and Data Science Journal* 1(2).
- Pongdatu, G. A. N., Egi Abinowi, and Wahyuddin S. 2020. "PERAMALAN TRANSAKSI PENJUALAN DENGAN METODE HOLT-WINTER EXPONENTIAL SMOOTHING." *Jurnal Ilmiah Teknologi Infomasi Terapan* 6(3): 228–33. doi:10.33197/jitter.vol6.iss3.2020.438.
- Sahithi, Regatte. 2021. "A Qualitative Review on Research Methodology: An Overview." *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology* 9(VIII): 282–86. doi:10.22214/ijraset.2021.37309.
- Shihab, Moh Quraish. 2009. *Tafsir Al-Mishbah : Pesan, Kesan Dan Keserasian al-Qur'an*. Lentera Hati.
- Sofiana, Suparti, Arief Rachman Hakim, and Iut Tri Utami. 2020. "PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG PESAWAT DI BANDARA INTERNASIONAL DAN METODE EXPONENTIAL SMOOTHING EVENT BASED." *JURNAL GAUSSIAN*. <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/>.
- Suhartono. 2008. *ANALISIS DATA STATISTIK R*. Surabaya: Lab Statistik Komputasi ITS.