

**PERBANDINGAN METODE *TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS* MODEL *ADDITIVE* DAN *MULTIPLICATIVE* UNTUK PREDIKSI
INDEKS HARGA KONSUMEN**

SKRIPSI

Oleh:
PUTRI MAULIDAH AL KHUSNA
NIM. 2006051100157



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2024**

**PERBANDINGAN METODE *TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING*
HOLT-WINTERS MODEL *ADDITIVE* DAN *MULTIPLICATIVE* UNTUK
PREDIKSI INDEKS HARGA KONSUMEN**

SKRIPSI

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

Oleh:
PUTRI MAULIDAH AL KHUSNA
NIM. 200605110157

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2024**

HALAMAN PERSETUJUAN

PERBANDINGAN METODE *TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING* *HOLT-WINTERS* MODEL *ADDITIVE* DAN *MULTIPLICATIVE* UNTUK PREDIKSI INDEKS HARGA KONSUMEN

SKRIPSI

Oleh:

PUTRI MAULIDAH AL KHUSNA
NIM. 200605110157

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:
Tanggal: 26 April 2024

Pembimbing I,



Fajar Rohman Hariri, M.Kom
NIP. 19890515 201801 1 001

Pembimbing II,



Syahiduz Zaman, M.Kom
NIP. 19700502 200501 1 005

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknik Informatika

Fakultas Sains dan Teknologi

Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT, IPM
NIP. 19771020 200912 1 001

HALAMAN PENGESAHAN

PERBANDINGAN METODE *TRIPLE EXPONENTIAL SMOOTHING* *HOLT-WINTERS* MODEL *ADDITIVE* DAN *MULTIPLICATIVE* UNTUK PREDIKSI INDEKS HARGA KONSUMEN

SKRIPSI

Oleh:

PUTRI MAULIDAH AL KHUSNA
NIM. 200605110157

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)
Tanggal: 16 Mei 2024


Susunan Dewan Penguji

Ketua Penguji	: <u>Dr. M. Ainul Yaqin, M.Kom</u> NIP. 19761013 200604 1 004
Anggota Penguji I	: <u>Okta Qomaruddin Aziz, M. Kom</u> NIP. 19911019 201903 1 013
Anggota Penguji II	: <u>Fajar Rohman Hariri, M.Kom</u> NIP. 19890515 201801 1 001
Anggota Penguji III	: <u>Syahiduz Zaman, M.Kom</u> NIP. 19700502 200501 1 005

()
()
()
()

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



()
Dr. Achmad Kurniawan, M.MT, IPM
NIP. 19771020 200912 1 001

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Putri Maulidah Al Khusna

NIM : 200605110157

Fakultas / Prodi : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika

Judul Skripsi : Perbandingan Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters Model Additive* Dan *Multiplicative* Untuk Prediksi Indeks Harga Konsumen.

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, 16 Mei 2024

Yang membuat pernyataan,



Putri Maulidah Al Khusna

NIM.200605110157

MOTTO

Jangan Menyerah, Hal-Hal Besar Membutuhkan Waktu

HALAMAN PERSEMBAHAN

Penulis ingin dengan tulus mempersembahkan karya ilmiah ini kepada orang tua yang telah memberikan dukungan, dan inspirasi tanpa batas, kepada adik saya yang selalu memberikan semangat dan doa, kepada para dosen yang telah memberikan bimbingan dan pembimbingan yang berharga, kepada sahabat-sahabat yang selalu ada dalam setiap langkah perjalanan ini, dan kepada semua pihak yang dengan sukarela dan penuh dedikasi telah turut serta dalam menyukseskan penelitian ini. Terima kasih atas segala kontribusi dan dukungan yang telah diberikan. Semoga karya ini dapat menjadi bermanfaat bagi banyak pihak.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr.Wb.

Penulis mengucapkan puji syukur kehadiran Allah SWT yang senantiasa memberikan rahmat dan kesehatan, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik. Penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu menyelesaikan skripsi ini, baik secara langsung maupun tidak langsung. Hal ini merupakan hasil dukungan pihak lain di samping kerja keras penulis sendiri. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada.

1. Prof. Dr. M. Zainuddin, M.A., selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Prof. Sri Hariani, M.Si., selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Fachrul Kurniawan M.MT., IPM selaku Ketua Prodi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Fajar Rohman Hariri, M.Kom selaku Dosen Pembimbing 1 dan Syahiduz Zaman, M.Kom selaku Dosen Pembimbing 2 yang telah memberikan bimbingan, arahan serta bantuan dalam terwujudnya karya tulis skripsi ini dari awal hingga akhir.
5. Dr. M. Ainul Yaqin, M.Kom selaku penguji I dan Okta Qomaruddin Aziz, M.Kom selaku penguji II yang telah meluangkan waktunya untuk menguji dan dengan sabar memberi arahan dan saran dalam menyelesaikan skripsi ini.

6. Segenap civitas akademik Program Studi Teknik Informatika, dan seluruh yang telah memberikan ilmu serta arahan semasa kuliah.
7. Kedua orang tua penulis, Bapak Khusnul Wafa dan Ibu Mukarromah yang telah memberikan dukungan berupa doa, motivasi, arahan, semangat, dukungan, serta dorongan finansial terbesar dalam menyelesaikan perkuliahan. Serta adik saya Salsabila Nuris Zahwa yang telah memberikan motivasi dan semangat sehingga penulis mampu menyelesaikan masa studi hingga mencapai gelar sarjana.
8. Semua pihak yang ikut membantu dalam menyelesaikan skripsi ini yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu tanpa mengurangi rasa hormat dan terima kasih.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Skripsi ini masih terdapat banyak kekurangan dan penulis berharap semoga Skripsi ini dapat memberikan manfaat kepada pembaca khususnya penulis sendiri. *Aamiin Ya Rabbal Alamin. Wassalamu'alaikum Wr.Wb.*

Malang, 26 April 2024

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGAJUAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	v
MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR TABEL.....	xiii
ABSTRAK	xiv
ABSTRACT	xv
مستخلص البحث	xvi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	8
1.3 Batasan Masalah.....	8
1.4 Tujuan Penelitian.....	8
1.5 Manfaat Penelitian.....	8
BAB II STUDI PUSTAKA	10
2.1 Penelitian Terkait	10
2.2 Indeks Harga Konsumen	13
2.3 Peramalan.....	16
2.4 Metode <i>Triple Exponential Smoothing Holt-Winters</i>	18
2.4.1 Metode <i>Triple Exponential Smoothing Holt-Winters Additive</i>	19
2.4.2 Metode <i>Triple Exponential Smoothing Holt-Winters Multiplicative</i>	20
2.5 <i>Mean Absolute Percentage Error</i>	22
BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI.....	24
3.1 Desain Penelitian	24
3.2 Pengumpulan Data	24
3.3 Perancangan Sistem.....	26
3.4 Implementasi Metode <i>Triple Exponential Smoothing Holt-Winters</i>	28
3.4.1 Inisialisasi Parameter	30
3.4.2 Inisialisasi Persamaan <i>Smoothing</i>	30
3.4.3 Perhitungan <i>Seed Value Level</i>	31
3.4.4 Perhitungan <i>Seed Value Trend</i>	32
3.4.5 Perhitungan <i>Seed Value Season</i>	34
3.4.6 Perhitungan Persamaan <i>Smoothing</i> untuk <i>Level</i>	37
3.4.7 Perhitungan Persamaan <i>Smoothing</i> untuk <i>Trend</i>	40
3.4.8 Perhitungan Persamaan <i>Smoothing</i> untuk <i>Season</i>	42
3.4.9 Peramalan Untuk k Periode Selanjutnya	45
3.5 Evaluasi Hasil.....	48
3.6 Skenario Pengujian.....	50
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	52
4.1 Hasil Pengujian Metode <i>Triple Exponential Smoothing Holt-Winters</i>	52
4.1.1 Hasil Pengujian Model <i>Additive</i>	52
4.1.2 Hasil Pengujian Model <i>Multiplicative</i>	60
4.2 Pembahasan	67
4.3 Integrasi Islam	89

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	93
5.1 Kesimpulan	93
5.2 Saran	93
DAFTAR PUSTAKA	
LAMPIRAN-LAMPIRAN	

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Desain Penelitian	24
Gambar 3. 2 Grafik Data Indeks Harga Konsumen.....	25
Gambar 3. 3 Desain Sistem	27
Gambar 3. 4 Diagram alur Triple Exponential Smoothing Holt-Winters.....	29
Gambar 3. 5 Pseudocode Seed Value Level.....	31
Gambar 3. 6 Pseudocode Seed Value Trend	33
Gambar 3. 7 Pseudocode Seed Value Season Additive.....	35
Gambar 3. 8 Pseudocode Seed Value Season Multiplicative	36
Gambar 3. 9 Pseudocode Persamaan Smoothing Level Additive	38
Gambar 3. 10 Pseudocode Persamaan Smoothing Level Multiplicative.....	39
Gambar 3. 11 Pseudocode Persamaan Smoothing Trend.....	41
Gambar 3. 12 Pseudocode Persamaan Smoothing Season Additive	43
Gambar 3. 13 Pseudocode Persamaan Smoothing Season Multiplicative	44
Gambar 3. 14 Pseudocode Proses Peramalan Additive	45
Gambar 3. 15 Pseudocode Persamaan Peramalan Multiplicative.....	47
Gambar 3. 16 Pseudocode Perhitungan MAPE.....	50
Gambar 3. 17 Skenario Pengujian	51
Gambar 4. 1 Grafik Metode Holt-Winters Model Additive Periode 3 Bulan.....	69
Gambar 4. 2 Grafik Metode Holt-Winters Model Multiplicative Periode 3 Bulan	70
Gambar 4. 3 Grafik Metode Holt-Winters Model Additive Periode 6 Bulan.....	72
Gambar 4. 4 Grafik Metode Holt-Winters Model Multiplicative Periode 6 Bulan	73
Gambar 4. 5 Grafik Metode Holt-Winters Model Additive Periode 12 Bulan.....	75
Gambar 4. 6 Grafik Metode Holt-Winters Model Multiplicative Periode 12 Bulan	76
Gambar 4. 7 Hasil Uji Koefisien Korelasi Parameter Alpha.....	79
Gambar 4. 8 Hasil Uji Koefisien Korelasi Parameter Beta	79
Gambar 4. 9 Hasil Uji Koefisien Korelasi Parameter Gamma	80
Gambar 4. 10 Grafik Parameter Alpha Metode Holt-Winters Model Additive	81
Gambar 4. 11 Grafik Parameter Beta Metode Holt-Winters Model Additive.....	82
Gambar 4. 12 Grafik Parameter Gamma Metode Holt-Winters Model Additive.....	83
Gambar 4. 13 Grafik Parameter Alpha Metode Holt-Winters Model Multiplicative.....	85
Gambar 4. 14 Grafik Parameter Beta Metode Holt-Winters Model Multiplicative	86
Gambar 4. 15 Grafik Parameter Gamma Metode Holt-Winters Model Multiplicative	87

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Analisis Tinjauan Literatur.....	12
Tabel 2. 2 Kriteria Nilai MAPE	23
Tabel 3. 1 Data Indeks Harga Konsumen Januari 2010 – Agustus 2023	25
Tabel 3. 2 Inisialisasi Parameter	30
Tabel 3. 3 Seed Value Level, Trend, dan Seasonal Additive	35
Tabel 3. 4 Seed Value Level, Trend dan Season Multiplicative	37
Tabel 3. 5 Perhitungan Level Model Additive	38
Tabel 3. 6 Perhitungan Level Model Multiplicative	40
Tabel 3. 7 Perhitungan Trend Model Additive.....	40
Tabel 3. 8 Perhitungan Trend Model Multiplicative	42
Tabel 3. 9 Perhitungan Seasonal Model Additive	43
Tabel 3. 10 Perhitungan Seasonal Model Multiplicative	44
Tabel 3. 11 Perhitungan Forecast Model Additive.....	46
Tabel 3. 12 Perhitugan Model Multiplicative.....	47
Tabel 3. 13 Perhitungan MAPE Model Additive	48
Tabel 3. 14 Perhitungan MAPE Untuk Hasil Peramalan Model Multiplicative.....	49
Tabel 3. 15 Pengujian Parameter α , β , dan γ	51
Tabel 4. 1 Hasil Pengujian Parameter Model Additive Periode 3 Bulan	53
Tabel 4. 2 Perhitungan Metode Holt-Winters Model Additive 3 Bulan.....	54
Tabel 4. 3 Hasil Pengujian Parameter Model Additive Periode 6 Bulan	55
Tabel 4. 4 Perhitungan Metode Holt-Winters Model Additive 6 Bulan.....	56
Tabel 4. 5 Hasil Pengujian Parameter Model Additive Periode 12 Bulan	58
Tabel 4. 6 Perhitungan Metode Holt-Winters Model Additive 12 Bulan.....	59
Tabel 4. 7 Hasil Pengujian Parameter Model Multiplicative Periode 3 Bulan	60
Tabel 4. 8 Perhitungan Metode Holt-Winters Model Multiplicative 3 Bulan	61
Tabel 4. 9 Hasil Perhitungan Parameter Model Multiplicative Periode 6 Bulan.....	62
Tabel 4. 10 Perhitungan Metode Holt-Winters Model Multiplicative 6 Bulan	64
Tabel 4. 11 Hasil Pengujian Parameter Model Multiplicative Periode 12 Bulan	65
Tabel 4. 12 Perhitungan Metode Holt-Winters Model Multiplicative 12 Bulan	66
Tabel 4. 13 Perbandingan Model Additive dan Multiplicative Periode 3 Bulan	68
Tabel 4. 14 Perbandingan Model Additive dan Multiplicative Periode 6 Bulan	71
Tabel 4. 15 Perbandingan Model Additive dan Multiplicative Periode 12 Bulan	74

ABSTRAK

Khusna, Putri Maulidah Al. 2024. **Perbandingan Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* Model *Additive* Dan *Multiplicative* Untuk Prediksi Indeks Harga Konsumen**. Skripsi. Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Fajar Rohman Hariri, M.Kom (II) Syahiduz Zaman, M.Kom

Kata kunci: *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters*, prediksi, indeks harga konsumen.

Indeks Harga Konsumen (IHK) adalah angka yang menunjukkan perubahan harga barang dan jasa yang dikonsumsi oleh masyarakat. Perubahan harga barang dan jasa menghasilkan harga yang tidak selalu sama, kadang naik (inflasi) atau kadang turun (deflasi). Inflasi yang tidak terkendali dapat mengganggu daya beli masyarakat, sementara deflasi yang berkepanjangan dapat menghambat pertumbuhan ekonomi. Salah satu upaya yang dapat dilakukan untuk menggambarkan kondisi IHK di masa depan adalah melakukan peramalan angka IHK untuk beberapa periode kedepan. Sehingga dapat membantu dalam mengoptimalkan pengambilan keputusan ekonomi untuk mengantisipasi dan mengatasi masalah ekonomi yang mungkin timbul. Tujuan penelitian ini, yaitu untuk menentukan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* model *Additive* dan *Multiplicative* yang terbaik dalam peramalan IHK. Pemilihan kedua metode tersebut didasarkan pada data IHK yang memiliki pola data trend dan musiman. Model *Additive* digunakan untuk mengatasi variasi musiman yang tetap, sedangkan model *Multiplicative* digunakan untuk mengatasi variasi musiman yang berubah relatif terhadap data. Data yang digunakan berupa data IHK periode Januari 2010 hingga Agustus 2023 yang berasal dari Badan Pusat Statistik. Penelitian ini melakukan pengujian terhadap metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan melakukan variasi pada parameter dan periode, kemudian mengevaluasi hasilnya dengan menggunakan pengukuran *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Tujuan dari pengujian ini adalah untuk menemukan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* yang memiliki tingkat persentase nilai error terkecil. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan model *Additive* pada periode 3 bulan dengan parameter α 0.9, β 0.1 dan γ 0.1, memiliki tingkat persentase error terkecil dengan MAPE sebesar 1.1775%.

ABSTRACT

Khusna, Putri Maulidah Al. 2024. **Comparison of the *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters Additive and Multiplicative Model Methods for Predicting the Consumer Price Index***. Skripsi. Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Promotor: (I) Fajar Rohman Hariri, M.Kom (II) Syahiduz Zaman, M.Kom

The Consumer Price Index (CPI) is a number that shows changes in the prices of goods and services consumed by the public. Changes in the prices of goods and services result in prices that are not always the same, sometimes rising (inflation) or sometimes falling (deflation). Uncontrolled inflation can disrupt people's purchasing power, while prolonged deflation can hamper economic growth. One effort that can be made to describe the condition of the CPI in the future is to forecast the CPI figures for several future periods. So it can help in optimizing economic decision making to anticipate and overcome economic problems that may arise. The aim of this research is to determine the best Triple Exponential Smoothing Holt-Winters Additive and Multiplicative model method for forecasting CPI. The selection of these two methods is based on CPI data which has trend and seasonal data patterns. The Additive model is used to deal with fixed seasonal variations, while the Multiplicative model is used to deal with seasonal variations that change relative to the data. The data used is CPI data for the period January 2010 to August 2023 which comes from the Central Statistics Agency. This research tested the Triple Exponential Smoothing Holt-Winters method by varying the parameters and periods, then evaluating the results using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) measurement. The aim of this test is to find the Holt-Winters Triple Exponential Smoothing method which has the smallest percentage error rate. The test results show that the Triple Exponential Smoothing Holt-Winters method with the Additive model for a 3 month period with parameters alpha 0.9, beta 0.1 and gamma 0.1, has the smallest percentage error rate with a MAPE of 1.1775%.

Key words: Triple Exponential Smoothing Holt-Winters, predictions, consumer price index.

مستخلص البحث

خوسنة بوتري مولدة آل. 2024. مقارنة بين طرق التجانس الأسّي الثلاثي لهولت-وينترز المضافة والمضاعفة للتنبؤ بمؤشر أسعار المستهلك. أطروحة. قسم الهندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا شهيدوز (II) فجر الرحمن الحريري، م. كوم (I): مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية، مالانج. المشرف زمان، م. كوم

الكلمات الأساسية : التجانس الأسّي الثلاثي هولت-وينترز، التنبؤ، مؤشر أسعار المستهلك

هو رقم يوضح التغيرات في أسعار السلع والخدمات التي (IHK) الرقم القياسي لأسعار المستهلك يستهلكها الجمهور. تؤدي التغيرات في أسعار السلع والخدمات إلى تغيرات في أسعار السلع والخدمات بحيث لا تكون الأسعار كما هي دائماً، فترتفع أحياناً (التضخم) أو تنخفض أحياناً (الانكماش). ويمكن أن يؤدي التضخم غير المنضبط إلى تعطيل القوة الشرائية للأفراد، بينما يمكن أن يؤدي الانكماش لفترات طويلة إلى إعاقة النمو الاقتصادي. أحد الجهود التي يمكن بذلها لوصف حالة مؤشر أسعار المستهلكين في المستقبل هو التنبؤ بأرقام مؤشر أسعار المستهلكين لعدة فترات مستقبلية. لذلك يمكن أن يساعد في تحسين عملية اتخاذ القرارات الاقتصادية لتوقع المشاكل الاقتصادية التي قد تنشأ والتغلب عليها. والهدف من هذا البحث هو تحديد أفضل طريقة نموذجية ثلاثية أسية ثلاثية للتنبؤ بالرقم القياسي لأسعار المستهلكين وهي طريقة نموذج هولت-وينترز المضافة والمضاعفة. ويستند اختيار هاتين الطريقتين إلى بيانات مؤشر أسعار المستهلكين التي تحتوي على أنماط بيانات الاتجاه والموسمية. يُستخدم النموذج الإضافي للتعامل مع التغيرات الموسمية الثابتة، بينما يُستخدم النموذج المضاعف للتعامل مع التغيرات الموسمية التي تتغير بالنسبة للبيانات. والبيانات المستخدمة هي بيانات مؤشر أسعار المستهلكين للفترة من يناير 2010 إلى أغسطس 2023 والتي تأتي من الجهاز المركزي للإحصاء. وقد اختبر هذا البحث طريقة هولت-وينترز للتنبؤ الأسّي (MAPE) الثلاثي عن طريق تغيير العلامات والفترات، ثم تقييم النتائج باستخدام قياس متوسط الخطأ المئوي المطلق المهدف من هذا الاختبار هو العثور على طريقة هولت-وينترز للتنبؤ الأسّي الثلاثي التي لديها أقل نسبة مئوية ذات نموذج Holt-Winters للتنبؤ الأسّي الثلاثي Holt-Winters للخطأ. تُظهر نتائج الاختبار أن طريقة الإضافة لفترة 3 أشهر مع العلامات ألفا 0.9، وبيتا 0.1، وجاما 0.1، لديها أصغر معدل خطأ مئوي مع متوسط %بنسبة 1.1775 (MAPE) خطأ مئوي مطلق.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indeks Harga Konsumen (IHK) adalah angka rata-rata yang menunjukkan perubahan harga barang dan jasa yang umumnya dikonsumsi oleh masyarakat selama periode waktu tertentu (Rondhi, 2017). Barang dan jasa dalam IHK dikelompokkan menjadi 11 (sebelas) kategori, yaitu makanan, minuman dan tembakau; pakaian dan alas kaki; perumahan, air, listrik dan bahan bakar rumah tangga; perlengkapan, peralatan dan pemeliharaan rutin rumah tangga; kesehatan; transportasi; informasi, komunikasi dan jasa keuangan; rekreasi, olahraga dan budaya; pendidikan; penyediaan makanan dan minuman atau restoran; perawatan pribadi dan jasa lainnya. IHK dapat mencerminkan perubahan harga barang dan jasa serta memberikan wawasan mengenai kesejahteraan masyarakat dan kesehatan perekonomian. Selain melacak perubahan harga, indeks harga konsumen juga memiliki dampak signifikan terhadap kehidupan sehari-hari kebanyakan orang.

Secara global, IHK juga memiliki pengaruh yang signifikan pada stabilitas ekonomi dunia, perdagangan internasional, dan kesejahteraan nasional. Indonesia, sebagai negara dengan jumlah penduduk yang cukup besar dan pertumbuhan ekonomi yang pesat, juga memainkan peran yang semakin signifikan dalam dinamika perekonomian global. Pemerintah, bank sentral, dan pelaku ekonomi Indonesia harus memantau perubahan IHK dan mengembangkan kebijakan yang

bijaksana untuk menjaga stabilitas perekonomian, mengendalikan inflasi, dan meningkatkan kesejahteraan masyarakat mengingat semakin pentingnya perekonomian Indonesia dalam konteks global. Keberhasilan dalam mengendalikan perubahan IHK akan bermanfaat bagi stabilitas dan pertumbuhan perekonomian Indonesia sekaligus mendorong perekonomian global yang lebih seimbang.

Menurut keterangan data resmi dari BPS (Badan Pusat Statistik) yang mengindikasikan adanya deflasi di Indonesia pada Agustus 2022 sebesar 0,21 persen dengan IHK sebesar 111,57. Dari 90 kota yang tercatat dalam perhitungan indeks harga konsumen, 79 kota mengalami deflasi sementara 11 kota mengalami inflasi. Deflasi tertinggi tercatat di Tanjung Pandan mencapai angka 1,65 persen dengan IHK sebesar 115,34 dan deflasi terendah tercatat di Depok dan Kediri sebesar 0,01 persen dengan IHK masing-masing sebesar 113,29 dan 111,01. Di sisi lain, inflasi tertinggi terjadi di Ambon sebesar 0,82 persen dengan IHK sebesar 114,65. Sementara itu, inflasi terendah terjadi di Bekasi sebesar 0,12 persen dengan IHK sebesar 113,74.

Permasalahan ekonomi yang signifikan mungkin tercermin dalam deflasi, atau penurunan harga barang dan jasa secara luas. Hal ini disebabkan oleh fakta bahwa deflasi dapat menyebabkan dunia usaha mengalami penurunan pendapatan dan profitabilitas, menghambat pertumbuhan ekonomi, dan menyebabkan konsumen menunda pembelian barang dan jasa dengan harapan harga akan turun di masa depan. Indikasi lain yang dapat menjadi tanda bahwa lemahnya permintaan konsumen atau masalah struktural perekonomian adalah periode

deflasi yang berkepanjangan. Di sisi lain, penting untuk mewaspadaai inflasi agar tidak lepas kendali. Inflasi yang terlalu tinggi dapat melemahkan tabungan, membatasi daya beli konsumen, dan meningkatkan ketidakpastian perekonomian. Pemerintah, bank sentral, dan pelaku ekonomi memerlukan pemantauan dan analisis lebih lanjut guna merumuskan strategi yang tepat dalam menjaga stabilitas ekonomi serta menjaga pertumbuhan ekonomi yang berkelanjutan di masa mendatang.

Oleh karena itu diperlukan informasi yang dapat menggambarkan kondisi IHK di masa depan. Salah satu langkah yang dapat dilakukan adalah melakukan perkiraan angka IHK untuk beberapa periode ke depan. Peramalan (*forecasting*) merupakan proses dalam memperkirakan kejadian dan fenomena yang akan datang serta memberikan pandangan mengenai langkah-langkah yang mungkin diambil untuk mendukung penyusunan rencana yang optimal dan produktif (Desvina & Nuraziza, 2022). Konsep ini juga tercermin dalam makna salah satu ayat Al-Qur'an pada Surah Al-Hasyr ayat 18 yang berbunyi :

يَا أَيُّهَا الَّذِينَ آمَنُوا اتَّقُوا اللَّهَ وَلْتَنْظُرْ نَفْسٌ مَّا قَدَّمَتْ لِغَدٍ وَاتَّقُوا اللَّهَ إِنَّ اللَّهَ خَبِيرٌ بِمَا تَعْمَلُونَ

“Wahai orang-orang yang beriman! Bertakwalah kepada Allah dan hendaklah setiap orang memperhatikan apa yang telah diperbuatnya untuk hari esok (akhirat), dan bertakwalah kepada Allah. Sungguh, Allah Maha teliti terhadap apa yang kamu kerjakan.” (Q.S. Al-Hasyr: 18).

Potongan ayat tersebut mengandung tafsiran bahwa Allah mengetahui segala amal perbuatan dan keadaan manusia, tidak ada yang tersembunyi dari-Nya, dan tidak ada yang terlewatkan dari pengetahuan-Nya baik itu besar atau

kecil,. Dari ayat tersebut, dapat dipahami bahwa manusia tidak memiliki kemampuan untuk meramalkan masa depan dengan pasti. Namun, mereka diwajibkan untuk berusaha dan menyerahkan diri kepada-Nya.

Ada berbagai metode yang menggunakan perhitungan matematis berdasarkan rumus yang sudah ada untuk membuat peramalan tentang kejadian di masa depan (Alfarisi, 2017). Ketika menggunakan metode peramalan, sangat penting untuk memahami dan menganalisis pola data yang dimiliki. Pola data memberikan wawasan tentang perilaku data seiring waktu, yang dapat membantu memilih metode peramalan yang paling sesuai dan mengoptimalkan hasil peramalan. Untuk mengatasi data dengan pola stasioner akan lebih efektif saat menerapkan metode ARIMA (*AutoRegressive Integrated Moving Average*). Data stasioner adalah data yang memiliki statistik dasar yang konstan sepanjang waktu, seperti rata-rata dan varians. Ini berarti bahwa data tidak menunjukkan *trend* jangka panjang atau fluktuasi musiman yang signifikan. Sementara untuk mengatasi data dengan pola *trend* dan musiman akan lebih efektif ketika menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters*. Karena metode tersebut dikembangkan secara khusus dirancang untuk mengatasi karakteristik tersebut. Serta, untuk mengatasi data dengan pola tidak terstruktur akan lebih efektif saat menerapkan metode *Fuzzy Time Series Cheng*. Karena metode tersebut dirancang untuk mengukur tingkat keterkaitan antara poin-poin waktu dalam data.

Pola data dalam IHK yang telah dikumpulkan membentuk suatu kurva yang polanya memperlihatkan adanya pola data *trend* dan musiman. Kondisi *trend*

terlihat pada data yang cenderung mengalami kenaikan dan penurunan selama periode waktu tertentu. Sementara kondisi musiman ditunjukkan pada data yang cenderung berulang selama periode waktu tertentu. Oleh karena itu, metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* adalah pilihan sesuai ketika menghadapi data yang menunjukkan pola tren dan musiman yang jelas. Metode ini dirancang khusus dalam menangani karakteristik tersebut dengan menggunakan tiga parameter utama: *level* (α), *trend* (β) dan *seasonal* (γ), yang membantu dalam melakukan peramalan yang lebih akurat.

Metode *Holt-Winters* atau yang dikenal sebagai metode *Triple Exponential Smoothing* menggunakan proses pemulusan tiga kali untuk menghasilkan data ramalan. Keunggulan utama dari metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* adalah kemampuannya untuk meramalkan data yang menunjukkan pola musiman dengan mengakomodasi unsur *trend* yang muncul bersamaan. Metode ini memiliki dua varian pendekatan yang disesuaikan dengan jenis komponen musimannya, yaitu *Additive* dan *Multiplicative* (Pleños, 2022). Dimana kedua pendekatan metode tersebut menawarkan cara yang berbeda dalam menangani data. Pada model pendekatan *Additive* digunakan untuk mengatasi variasi atau perubahan musiman dalam data dari waktu ke waktu yang cenderung berubah secara tetap pada data. Sementara itu, dalam model pendekatan *Multiplicative* digunakan untuk mengatasi variasi atau perubahan musiman dalam data dari waktu ke waktu yang berubah relatif terhadap nilai data. Dengan membandingkan model pendekatan *Additive* dan *Multiplicative*, analisis terhadap data dapat membantu dalam memberikan keputusan yang lebih tepat mengenai model yang

tepat digunakan, yang pada akhirnya akan meningkatkan performa analisis dan hasil yang diperoleh.

Terdapat penelitian terdahulu oleh (Andrian et al., 2020) menerapkan metode Triple Exponential Smoothing Holt-Winters dalam meramalkan jumlah mahasiswa baru. Sumber dataset merupakan data jumlah mahasiswa baru Akademi Farmasi Yarsi Pontianak dari tahun 2000 – 2018. Data tersebut menunjukkan bahwa data memiliki pola trend dan seasonal yang mengalami fluktuasi yang stabil. Untuk itu, Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* model *Additive* tepat digunakan untuk melakukan peramalan. Pengujian dilakukan dengan menentukan nilai parameter α (*alpha*) sebesar 0.21 dan β (*beta*) sebesar 0.99 serta γ (*gamma*) sebesar 0.75. Adapun hasil evaluasi menghasilkan performa yang baik dengan pengukuran *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 14%.

Selain itu, penelitian lainnya yang dilakukan oleh (Haris et al., 2022) melakukan perbandingan dua metode peramalan untuk memprediksi harga daging ayam broiler. Kedua metode peramalan yang digunakan yaitu metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dan model *Holt-Winters Multiplicative*. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan harga daging ayam broiler di Kabupaten Banyuwangi dari tahun 2014 - 2017. Data tersebut menunjukkan bahwa data memiliki pola *seasonal* dengan fluktuasi yang bervariasi berubah ubah. Oleh karena itu, model *Multiplicative Holt-Winters* menjadi pilihan yang lebih baik karena data menunjukkan pola musiman dengan kecenderungan yang bervariasi. Hasil penelitian menunjukkan model *Holt-Winters Multiplicative*

memiliki keunggulan akurasi yang lebih baik dalam performa dengan menghasilkan pengukuran MAPE sebesar 12.63%, dibandingkan pada metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation yang menghasilkan MAPE sebesar 18.02%.

Performa peramalan digunakan untuk mengevaluasi hasil estimasi peramalan dalam menentukan sejauh mana hasil estimasi tersebut akurat. Tingkat keakuratan inilah menjadi standar untuk menilai kinerja suatu metode peramalan melalui kriteria performa peramalan. Kriteria performa peramalan dilakukan untuk memberikan panduan tentang seberapa baik atau buruknya akurasi peramalan berdasarkan pengukuran nilai MAPE yang dihasilkan dalam pengujian peramalan. MAPE mengukur kesalahan peramalan dengan membandingkannya dengan nilai aktual. Ini juga berguna untuk membandingkan tingkat keakuratan berbagai metode untuk dua variasi yang berlainan, serta sebagai pengukur tingkat akurasi model melalui rata-rata *error* (Prayudani et al., 2019).

Berdasarkan penjelasan diatas, maka metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* menggunakan model pendekatan *Additive* dan *Multiplicative* akan diterapkan untuk meramalkan indeks harga konsumen di Indonesia. Tingkat kesalahan peramalan diukur menggunakan nilai MAPE. Pengujian dengan MAPE dilakukan untuk membandingkan hasil peramalan indeks harga konsumen menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* model *Additive* dan *Multiplicative* berguna untuk menentukan performa metode terbaik dalam peramalan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan paparan pada latar belakang yang telah diuraikan, maka pernyataan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana menangani karakteristik data yang berbeda pada data indeks harga konsumen ?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini diterapkan agar penelitian bisa berfokus kepada permasalahan adalah sebagai berikut :

- a. Data yang digunakan untuk uji perhitungan dalam penelitian ini yaitu data indeks harga konsumen mulai dari periode Januari 2010 sampai dengan Agustus 2023.
- b. Data yang diambil merupakan data indeks harga konsumen di Indonesia yang diterbitkan oleh Badan Pusat Statistik (BPS).
- c. Variabel yang digunakan hanya data bulanan indeks harga konsumen tanpa mempertimbangkan variabel lain.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan perumusan masalah diatas, maka tujuan dari penelitian ini adalah untuk menganalisa karakteristik data indeks harga konsumen.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah diharapkan bermanfaat untuk :

- a. Mengidentifikasi metode terbaik untuk menentukan pendekatan yang paling tepat untuk menyelesaikan masalah atau mencapai tujuan

tertentu. Hal ini memungkinkan untuk memaksimalkan efisiensi, akurasi, dan relevansi dalam setiap tindakan atau analisis yang dilakukan.

- b. Mengevaluasi performa metode untuk memastikan bahwa metode atau teknik yang digunakan mencapai hasil yang diharapkan dan relevan dengan tujuan tertentu. Hal ini memungkinkan untuk mengukur efektivitas berbagai pendekatan yang digunakan dalam suatu tugas atau analisis. Dengan pemahaman yang lebih baik tentang performa metode, dapat melakukan perbaikan berkelanjutan untuk memastikan bahwa metode yang dipilih mencapai hasil yang diharapkan dan relevan dengan tujuan tertentu.
- c. Mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam tentang beragam aspek dari data yang kita hadapi. Hal ini memungkinkan untuk menggali wawasan yang lebih mendalam dan memahami karakteristik yang mungkin terlewatkan jika hanya menggunakan satu metode. Dengan pemahaman yang lebih dalam, dapat membuat keputusan yang lebih terinformasi dan mendapatkan perspektif yang lebih komprehensif terhadap tantangan yang dihadapi.

BAB II

STUDI PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

Studi mengenai konsep peramalan sebelumnya telah diterapkan oleh (Ishak et al., 2023) yaitu melakukan peramalan indeks harga konsumen menerapkan metode *AutoRegressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Sumber dataset yang digunakan adalah data indeks harga konsumen di Indonesia yang meliputi periode Januari 2015 hingga Maret 2022. Data tersebut menunjukkan bahwa terjadi kecenderungan pola *trend* naik dari waktu ke waktu disertai dengan fluktuasi. Namun tidak ada indikasi adanya pola musiman dalam data tersebut. Karena data tersebut terdapat pola *trend* naik dan terjadi fluktuasi, hal ini mengindikasikan bahwa data indeks harga konsumen tidak stasioner. Untuk mengatasi ketidakstasioneran, diperlukan uji stasioner dengan menerapkan transformasi dan *differencing* pada data. Setelah data berhasil diubah menjadi stasioner, langkah berikutnya adalah melakukan pengujian signifikansi untuk menentukan model ARIMA terbaik yang akan digunakan untuk peramalan. Proses ini melibatkan evaluasi setiap parameter model ARIMA dan pemilihan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) yang paling kecil sebagai kriteria utama dalam menentukan model yang optimal untuk peramalan. Adapun perolehan model terbaik, yaitu model ARIMA (2,1,2) menghasilkan nilai AIC sebesar 2190,84.

Penelitian selanjutnya oleh (Tursina et al., 2023) membahas tentang peramalan indeks harga konsumen menggunakan metode *Fuzzy Time Series Cheng*. Data yang digunakan adalah data indeks harga konsumen Kota Pontianak periode Januari 2017 sampai Desember 2021. Data tersebut menunjukkan bahwa terjadi kecenderungan pola tidak terstruktur. Sehingga metode *Fuzzy Time Series Cheng* ini sesuai dengan karakteristik data indeks harga konsumen Kota Pontianak periode Januari 2017 sampai Desember 2021. Pengujian dari penelitian ini menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk menguji hasil peramalan akan digunakan untuk menentukan nilai error. Dari hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa performa peramalan tersebut sangat baik dan teknik *Fuzzy Time Series Cheng* dapat digunakan untuk meramalkan indeks harga konsumen karena rata-rata MAPE sebesar 0.23%.

Terdapat penelitian terdahulu oleh (Andrian et al., 2020) menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* model *Additive* dalam meramalkan jumlah mahasiswa baru. Dataset yang digunakan merupakan data jumlah mahasiswa baru Akademi Farmasi Yarsi Pontianak dari tahun 2000 – 2018. Data tersebut menunjukkan bahwa data memiliki pola *trend* dan *seasonal* yang mengalami fluktuasi yang stabil. Untuk itu, metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* model *Additive* tepat digunakan untuk melakukan peramalan. Pengujian dilakukan dengan menentukan nilai parameter α (*alpha*) = 0,21 dan β (*beta*) = 0,99 serta γ (*gamma*) = 0,75. Adapun hasil evaluasi menghasilkan performa yang baik dengan pengukuran MAPE sebesar 14%.

Selain itu, pada penelitian ini akan membandingkan dua metode peramalan untuk memprediksi harga daging ayam broiler. Kedua metode peramalan yang digunakan yaitu metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dan model *Holt-Winters Multiplicative* dilakukan oleh (Haris et al., 2022). Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan harga daging ayam broiler di Kabupaten Banyuwangi dari tahun 2014 - 2017. Data tersebut menunjukkan bahwa data memiliki pola *seasonal* dengan fluktuasi yang bervariasi berubah ubah. Oleh karena itu, model *Multiplicative Holt-Winters* menjadi pilihan yang lebih baik karena data menunjukkan pola musiman dengan kecenderungan yang bervariasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *Holt-Winters Multiplicative* memiliki keunggulan akurasi yang lebih baik dalam performa dengan menghasilkan pengukuran MAPE sebesar 12.63%, dibandingkan pada metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* yang menghasilkan MAPE sebesar 18.02%.

Tabel 2. 1 Analisis Tinjauan Literatur

Peneliti	Metode	Periode musiman 3 bulan	Periode musiman 6 bulan	Periode musiman 12 bulan	Model Additive	Model Multiplicative
(Andrian et al., 2020)	<i>Triple Exponential Smoothing</i>			✓	✓	
(Haris et al., 2022)	Jaringan Saraf Tiruan <i>Backpropagation</i> dan <i>Holt-Winters Multiplicative</i>			✓		✓
Putri Maulidah Al Khusna	<i>Triple Exponential Smoothing Holt-Winters</i> model <i>Additive</i> dan <i>Multiplicative</i>	✓	✓	✓	✓	✓

Tabel 2.1 menyajikan gambaran tentang analisis tinjauan literatur, dapat dilihat bahwa kebaruan penelitian (*novelty*) dalam penelitian ini terdapat pada penggunaan periode awal musiman yang berbeda, khususnya dalam menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters*. Sebagian peneliti sebelumnya cenderung menggunakan periode awal musiman 12 bulan atau tahunan. Sedangkan dalam penelitian ini, menggunakan periode awal musiman yang beragam yaitu 3, 6 dan 12 bulan.

2.2 Indeks Harga Konsumen

Indeks Harga Konsumen (IHK) adalah angka rata-rata yang menunjukkan perubahan biaya produk dan jasa yang dibeli masyarakat umum selama periode waktu tertentu (Rondhi, 2017). Data IHK disusun dan dipublikasikan oleh lembaga statistik atau badan yang bertanggung jawab atas pengukuran ekonomi negara tersebut. Jenis barang dan jasa dalam IHK dikelompokkan menjadi 11 (sebelas) kategori, yaitu makanan, minuman dan tembakau; pakaian dan alas kaki; perumahan, air, listrik dan bahan bakar rumah tangga; perlengkapan, peralatan dan pemeliharaan rutin rumah tangga; kesehatan; transportasi; informasi, komunikasi dan jasa keuangan; rekreasi, olahraga dan budaya; pendidikan; penyediaan makanan dan minuman atau restoran; perawatan pribadi dan jasa lainnya. IHK tidak hanya mencatat perubahan harga barang dan jasa, tetapi juga memberikan wawasan mengenai kesejahteraan masyarakat dan kesehatan perekonomian. Selain itu, IHK memiliki dampak signifikan terhadap kehidupan sehari-hari kebanyakan orang. Perubahan dalam IHK dapat memengaruhi keputusan konsumen, standar hidup, dan alokasi anggaran rumah tangga.

IHK bermanfaat untuk mengetahui tingkat kenaikan pendapatan, harga, juga dapat dijadikan sebagai indikator ekonomi dan tolak ukur besarnya biaya produksi (Ganessa et al., 2021). Perubahan IHK berarti merepresentasikan perubahan harga. Perubahan harga menghasilkan harga yang tidak selalu sama, kadang naik atau bahkan memungkinkan untuk perubahan harga turun. Ini adalah fenomena alami dalam ekonomi yang mencerminkan fluktuasi permintaan dan penawaran, serta faktor-faktor eksternal seperti perubahan dalam biaya produksi atau peristiwa global yang mempengaruhi pasar.

Ketika harga-harga mengalami kenaikan secara konsisten, ini dapat mengakibatkan inflasi. Inflasi mempunyai pengaruh positif dan negatif terhadap perekonomian. Inflasi yang tinggi dan fluktuatif mencerminkan ketidakstabilan perekonomian, yang menyebabkan kenaikan harga produk dan jasa secara luas dan konstan, serta meningkatnya tingkat kemiskinan di Indonesia. Karena tingkat inflasi yang semakin tinggi, maka masyarakat yang sebelumnya mampu memenuhi kebutuhan sehari-hari dengan adanya harga produk dan jasa tinggi, kini tidak mampu memenuhi kebutuhan tersebut sehingga berujung pada kemiskinan. Sebaliknya, jika harga-harga secara signifikan turun, ini dapat menyebabkan deflasi (Asnawi & Fitria, 2018). Ketika tingkat deflasi yang terlalu tajam atau berkepanjangan dapat menjadi masalah serius. Ini dapat menyebabkan penundaan pembelian konsumen, karena mereka mengharapkan harga akan turun lebih lanjut, yang dapat memperlambat pertumbuhan ekonomi.

Pemerintah dan bank sentral biasanya memantau perubahan IHK dengan cermat dan dapat mengambil tindakan seperti mengatur suku bunga atau

mengimplementasikan kebijakan fiskal untuk menjaga stabilitas harga. Ini adalah bagian penting dari upaya untuk menjaga ekonomi berjalan seimbang dan memberikan panduan bagi pengambilan keputusan ekonomi dan investasi. Tujuan dari pemantauan perubahan IHK yaitu untuk mengetahui dan mendeteksi adanya perubahan terkait harga beli konsumen.

Perhitungan IHK bermula dari pengumpulan data harga berbagai jenis barang dan jasa yang dibeli oleh konsumen secara berkala. Selanjutnya, membagi nilai konsumsi umum suatu kota pada bulan berjalan dengan nilai konsumsi umum kota bersangkutan pada tahun dasar dikalikan 100. Nilai konsumsi umum merupakan total dari nilai konsumsi dari semua jenis barang dan jasa yang dipilih di kota yang bersangkutan. Hasil dari IHK berupa indeks tunggal karena tidak mempunyai satuan (Madani et al., 2020).

Dengan demikian data mengenai IHK memegang peran penting dalam menganalisis dan mengidentifikasi perubahan dalam tingkat inflasi dan deflasi selama periode waktu tertentu. Perhitungan inflasi dan deflasi yang tepat memerlukan data IHK bulan sebelumnya sebagai pijakan utama. Misalnya pada bulan Juli dan Agustus 2022 IHK Indonesia sebesar 111,80 dan 111,57. Berdasarkan data IHK Indonesia bulan Juli dan Agustus 2022 menunjukkan terjadinya deflasi di Indonesia pada bulan Agustus 2022 adalah sebesar :

$$\frac{111.57 - 111.80}{111.80} \times 100\% = 0.21\%$$

Dalam ajaran Islam, konsep IHK telah dibahas dalam Al-Qur'an sebagai ukuran yang adil, sebagaimana disebutkan dalam Surat Hud ayat 85 yang berbunyi:

وَيَقُومُوا أَوْفُوا الْمِكْيَالَ وَالْمِيزَانَ بِالْقِسْطِ وَلَا تَبْخَسُوا النَّاسَ أَشْيَاءَهُمْ وَلَا تَعْنُوا فِي الْأَرْضِ مُفْسِدِينَ

“Dan Syu'aib berkata: 'Hai kaumku, cukupkanlah takaran dan timbangan dengan adil, dan janganlah kamu merugikan manusia terhadap hak-hak mereka dan janganlah kamu membuat kejahatan di muka bumi dengan membuat kerusakan.’” (Q.S. Hud: 85).

Ayat tersebut menegaskan keadilan dalam petunjuk-Nya yang menyatakan, "*Cukupkanlah takaran dan timbangan dengan adil.*" Ayat ini menginstruksikan Nabi Syu'aib untuk memerintahkan umatnya agar menjaga takaran dan timbangan mereka dengan jujur dan adil. Kata "adil" dalam surat tersebut mencerminkan makna memberikan cukup dan memenuhi hak-hak mereka yang berhak menerima tanpa merugikan atau mengurangi hak-hak mereka sedikit pun.

Dalam konteks ekonomi Islam, menjaga keadilan dalam transaksi dan perdagangan menjadi prinsip utama yang mendasar. Perubahan nilai uang yang signifikan, seperti yang terjadi pada masa inflasi atau deflasi, dapat memiliki dampak yang besar terhadap daya beli dan kesejahteraan masyarakat secara keseluruhan. Oleh karena itu, prinsip-prinsip keadilan dan kejujuran yang diajarkan dalam Al-Qur'an tidak hanya memberikan kerangka moral, tetapi juga menjadi pedoman praktis bagi umat Islam dalam merespons dinamika ekonomi yang terus berubah.

2.3 Peramalan

Peramalan (*forecasting*) adalah proses memperkirakan sejumlah kejadian saat ini atau yang akan datang (Montgomery et al., 2008). Tujuan utamanya

adalah untuk memperoleh suatu kesimpulan atau informasi yang dapat dijadikan bahan pertimbangan dalam pengambilan keputusan. Dengan mengevaluasi data historis, peramalan digunakan untuk mengurangi risiko ketidakpastian terkait dengan data di masa depan. Peramalan memiliki peranan dalam mendukung penyusunan rencana dan penetapan keputusan untuk masa depan (Napitupulu & Iskandar, 2022).

Berdasarkan cara pendekatannya, maka pengelompokan dalam peramalan dapat dibagi menjadi dua kategori utama, yang masing masing kategorinya memanfaatkan metodologi dan teknik yang berbeda untuk memberikan peramalan yang akurat terhadap kejadian masa depan, yaitu:

- a. Peramalan Kualitatif, yaitu peramalan berdasarkan fakta sejarah yang didasarkan pada pengetahuan, pengalaman, dan penilaian intuitif penyusunnya.
- b. Peramalan Kuantitatif, yaitu model peramalan yang dibangun berdasarkan data historis dengan menggunakan metode yang ada. Metode yang digunakan akan sangat mempengaruhi hasil dari peramalan. Metode kuantitatif dapat dikategorikan sebagai dua kategori utama. Pertama yaitu, pendekatan deret *time series* (berkala) merupakan tahapan perencanaan yang dirancang untuk menghasilkan estimasi hasil perencanaan yang akurat sebagai suatu kesatuan yang lengkap serta tidak perlu dilaksanakan proses lebih lanjut untuk menemukannya (Ahmad, 2020). Kemudian yang kedua adalah teknik

kausal yang merupakan metode dengan menggunakan masukan sistem untuk menetapkan hubungan sebab akibat antara hasil peramalan.

Peramalan dilakukan dengan tujuan meminimalkan dampak ketidakpastian terhadap suatu masalah dengan mengidentifikasi pola dan hubungan dalam data historis, sehingga hasil peramalan mendekati nilai aktual. Untuk memberikan keyakinan lebih ketika membuat penilaian, peramalan dapat memberikan gambaran tentang kondisi atau perkiraan di masa depan berdasarkan data historis dan model peramalan yang digunakan. Dengan menganalisis pola yang terjadi dalam data masa lalu, peramalan berusaha untuk memberikan informasi yang berguna dalam membuat keputusan di masa depan. Melalui peramalan, risiko dapat diantisipasi dan langkah-langkah strategis dapat direncanakan untuk mencapai tujuan yang diinginkan di masa mendatang.

2.4 Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters*

Salah satu model untuk menganalisa peramalan melalui data historis (*time series*) adalah model peramalan *Exponential Smoothing* (Fitria & Anwar, 2020). *Exponential Smoothing* merupakan metode yang terus menerus melakukan perbaikan peramalan dengan menggunakan pembobotan data masa lalu dalam urutan waktu dengan cara mengurangi bobotnya secara menurun (*exponential*) (Nugraheni et al., 2022). Metode peramalan *Exponential Smoothing* menggunakan parameter *smoothing* sebagai bobot untuk menghitung nilai peramalan. Dengan memberikan bobot yang semakin menurun akan memberikan penekanan eksponensial pada data historis. Metode peramalan *Triple Exponential Smoothing*

adalah salah satu pengembangan dari model peramalan *Exponential Smoothing* (Hayati et al., 2022).

Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* bertujuan untuk melakukan pemulusan pada data yang memuat *trend*, dan variasi musiman dengan menggunakan tiga parameter pemulusan yakni *alpha* (α), *beta* (β) dan *gamma* (γ). Kelebihan dari metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* adalah kemampuannya dalam meramalkan data yang cenderung mengalami fluktuasi dari waktu ke waktu, seperti pengaruh musim tertentu dengan elemen *trend* yang muncul secara bersamaan. Dalam metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters*, terdapat dua varian model yang bergantung pada jenis komponen musimnya. Tergantung dari jenis musimnya, metode ini dapat bersifat *Additive* dan *Multiplicative* (Arumningsih & Darsyah, 2018).

2.4.1 Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters Additive*

Model pendekatan *Additive* digunakan untuk mengatasi variasi atau perubahan musiman dalam data dari waktu ke waktu yang cenderung berubah secara tetap pada data. Dalam model ini, *level* dan *trend* ditambahkan dengan perhitungan musiman. Tingkat besarnya komponen dalam perhitungan *seasonal* tidak dipengaruhi oleh nilai *level* atau skala keseluruhan data, dan dapat menambahkan angka tertentu dalam rangkaian dengan tujuan mempertimbangkan faktor musiman maka data tetap stabil (Navaro & Navarro, 2019). Adapun rumus perhitungan persamaan *smoothing* dalam model dapat dilihat pada persamaan dibawah ini.

Perhitungan persamaan untuk *level* (L_t)

$$L_t = \alpha(y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.1)$$

Perhitungan persamaan untuk *trend* (b_t)

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2.2)$$

Perhitungan persamaan untuk *seasonal* (S_t)

$$S_t = \gamma(y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (2.3)$$

Perhitungan peramalan untuk m periode ke depan (F_{t+m})

$$F_{t+m} = L_t + kb_t + S_{t+m-s} \quad (2.4)$$

2.4.2 Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters Multiplicative*

Model pendekatan *Multiplicative* digunakan untuk mengatasi variasi atau perubahan musiman dalam data dari waktu ke waktu yang berubah relatif terhadap nilai data. Pada model ini, *level* dan *trend* dikalikan dengan perhitungan musiman. Tingkat besarnya komponen dalam perhitungan seasonal relatif terhadap ukuran nilai seri sehingga proses perkalian tingkat seri dengan faktor tertentu berguna untuk menyesuaikan faktor musiman (Navaro & Navarro, 2019). Adapun rumus perhitungan persamaan smoothing dalam model ini dapat dilihat pada persamaan dibawah ini.

Perhitungan persamaan untuk *level* (L_t)

$$L_t = \alpha \left(\frac{y_t}{S_{t-s}} \right) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.5)$$

Perhitungan persamaan untuk *trend* (b_t)

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2.6)$$

Perhitungan persamaan untuk *seasonal* (S_t)

$$S_t = \gamma \left(\frac{y_t}{L_t} \right) + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (2.7)$$

Perhitungan persamaan untuk m periode ke depan (F_{t+m})

$$F_{t+m} = (L_t + kb_t)S_{t+m-s} \quad (2.8)$$

Keterangan :

F_{t+m} = Peramalan periode pada periode (t+m)

L_t = Nilai pemulusan level di periode t

α = Konstanta pemulusan untuk estimasi *level*

Y_t = Data aktual pada periode ke t

b_t = Nilai pemulusan trend di periode t

β = Konstanta pemulusan untuk estimasi *trend*

S_t = Nilai pemulusan musiman di periode t

γ = Konstanta pemulusan untuk estimasi *seasonal*

m = Jumlah periode ke depan

s = Panjang periode musiman (jumlah bulan dalam satu musim)

Dalam penerapan penggunaan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters*, langkah pertama yang dilakukan adalah menentukan nilai awal atau inisialisasi. Pentingnya inisialisasi ini terletak pada nilai awal yang ditetapkan pada peramalan karena peramalan sangat tergantung pada penetapan nilai awal yang tepat. Inisialisasi yang tepat memungkinkan model untuk memulai proses peramalan dengan landasan yang kuat, sehingga dapat menangkap pola-pola yang ada dalam data dengan lebih baik. Berikut rumus dalam perhitungan inisialisasi

seed value (nilai awal) pada metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dapat dilihat dalam persamaan berikut.

Perhitungan *seed value level* (L_s)

$$L_s = \frac{1}{s}(Y_1 + Y_2 + \dots + Y_s) \quad (2.9)$$

Perhitungan *seed value trend* (b_s)

$$b_s = \frac{1}{s} \left(\frac{Y_{s+1} - Y_1}{s} + \frac{Y_{s+2} - Y_2}{s} + \dots + \frac{Y_{s+s} - Y_s}{s} \right) \quad (2.10)$$

Perhitungan *seed value season* model *Additive* (S_k)

$$S_k = Y_k - L_s \quad (2.11)$$

Perhitungan *seed value season* model *Multiplicative* (S_k)

$$S_k = \frac{Y_k}{L_s} \quad (2.12)$$

Keterangan :

s = jumlah data

Y = nilai aktual data

L_s = *seed value level*

b_s = *seed value trend*

S_k = *seed value season*

2.5 Mean Absolute Precentage Error

Mean Absolute Persentage Error (MAPE) adalah indikator sebagai pengukur tingkat kesalahan metode peramalan. MAPE memberikan pandangan mengenai evaluasi ukuran akurasi *error* peramalan dalam melakukan perbandingan dengan angka sebenarnya. Selain itu, MAPE juga berguna dalam

mengukur perbedaan ukuran akurasi antara beragam metode atau metode sama dengan beragam data, serta sebagai pengukur tingkat akurasi model melalui rata-rata *error* (Prayudani et al., 2019).

Adapun persamaan MAPE ditunjukkan sebagai berikut :

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right| \times 100 \quad (2.12)$$

Dimana :

n : Banyaknya data peramalan

Y_t : Nilai aktual pada indeks ke- t

F_t : Hasil Peramalan pada indeks ke- t

MAPE mengukur rata-rata kesalahan absolut sebagai persentase bukan pada setiap periode tetapi sebagai persentase dari rata-rata kesalahan absolut sejumlah periode data aktual. MAPE menjadi pilihan untuk pengujian akurasi karena nilai MAPE memberikan informasi seberapa besar presentasi kesalahan peramalan, semakin kecil nilai presentasi kesalahan pada MAPE maka semakin akurat hasil peramalan tersebut. Kriteria nilai MAPE ditunjukkan pada tabel di bawah ini (Chang et al., 2007).

Tabel 2. 2 Kriteria Nilai MAPE

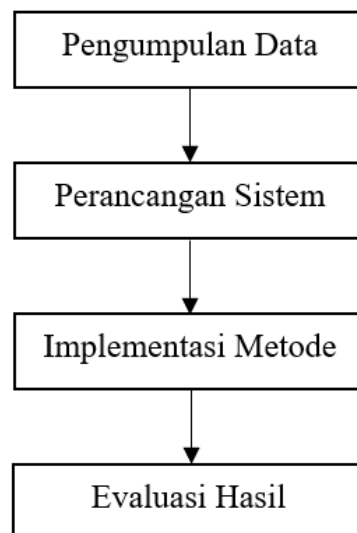
Nilai MAPE	Kriteria
< 10%	Sangat Baik
10% - 20%	Baik
20% - 50%	Cukup
> 50%	Buruk

BAB III

DESAIN DAN IMPLEMENTASI

3.1 Desain Penelitian

Desain penelitian memberikan gambaran jelas kerangka tahapan penelitian yang terstruktur. Adapun desain penelitian pada sistem peramalan indeks harga konsumen ditunjukkan pada Gambar 3.1 sebagai berikut:



Gambar 3. 1 Desain Penelitian

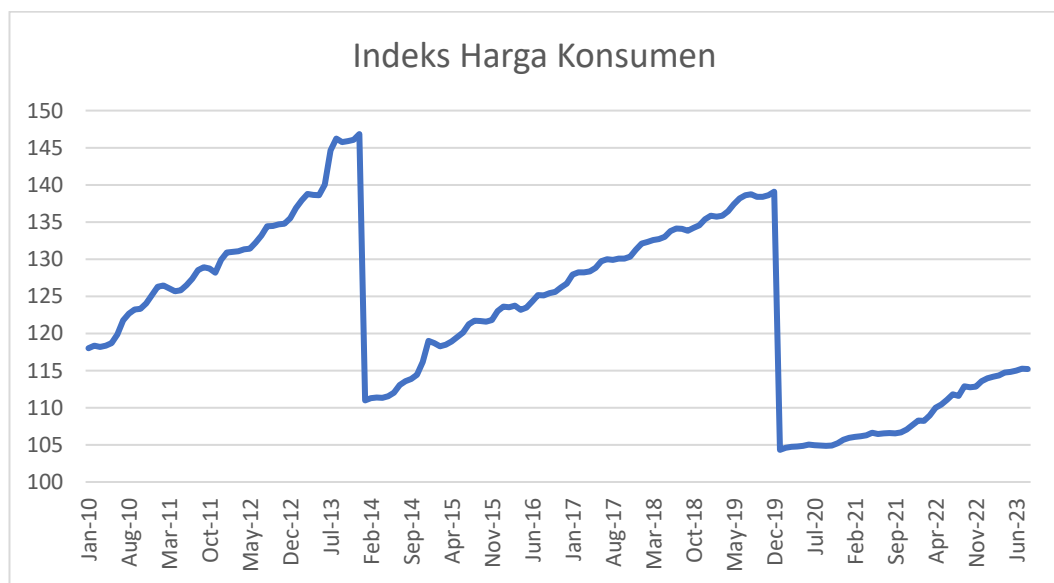
3.2 Pengumpulan Data

Tahap awal pada penelitian adalah pengumpulan data. Sumber data yang digunakan berasal dari Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia. Data yang digunakan adalah data indeks harga konsumen di Indonesia yang mencakup periode dari bulan Januari 2010 sampai dengan Agustus 2023.

Tabel 3. 1 Data Indeks Harga Konsumen Januari 2010 – Agustus 2023

Periode		Indeks Harga Konsumen
Tahun	Bulan	
2010	Januari	118.01
	Februari	118.36
	Maret	118.19
	April	118.37
	Mei	118.71
	Juni	119.86
	Juli	121.74
	Agustus	122.67
	September	123.21
	Oktober	123.29
	November	124.03
	Desember	125.17
...		
2023	Januari	113.98
	Februari	114.16
	Maret	114.36
	April	114.74
	Mei	114.84
	Juni	115
	Juli	115.24
	Agustus	115.22

Tabel 3.1 menunjukkan sampel data indeks harga konsumen di Indonesia selama bulan Januari 2010 sampai Agustus 2023. Adapun grafik data indeks harga konsumen ditunjukkan oleh gambar di bawah ini.

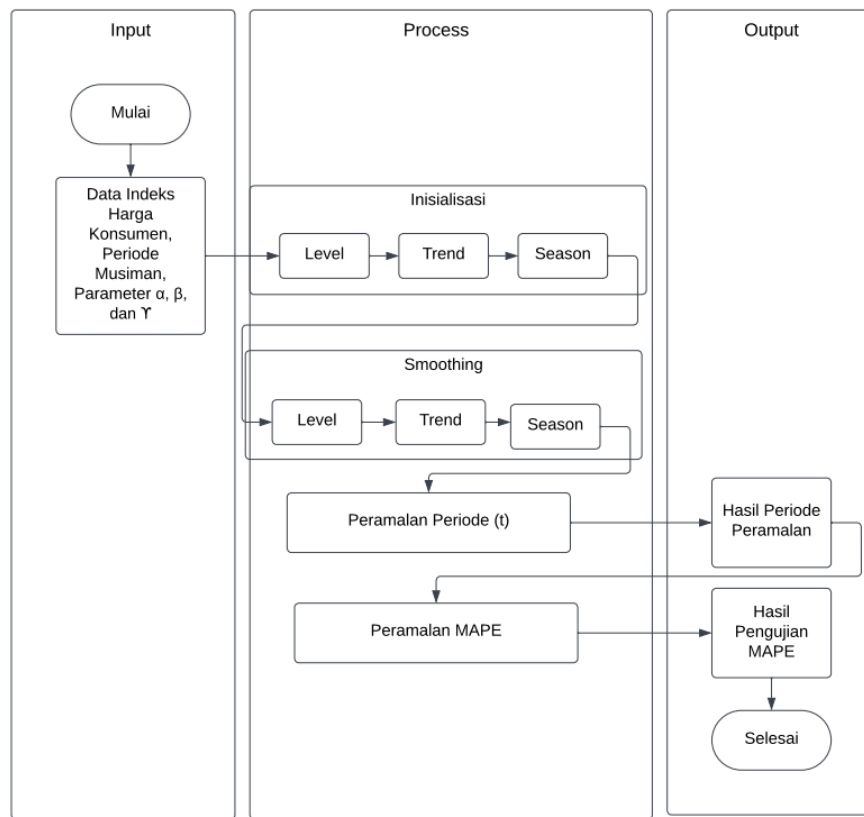


Gambar 3. 2 Grafik Data Indeks Harga Konsumen

Berdasarkan grafik data yang ditunjukkan pada Gambar 3.2, data indeks harga konsumen menunjukkan pola data *trend* dan musiman. Kondisi *trend* terlihat pada data yang cenderung mengalami kenaikan selama periode waktu tertentu. Sementara kondisi musiman ditunjukkan pada data yang cenderung berulang selama periode waktu tertentu. Oleh karena itu, dalam penelitian ini melakukan peramalan indeks harga konsumen menggunakan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* karena kemampuannya sesuai dalam mengidentifikasi pola *trend* dan musiman yang dimiliki oleh data.

3.3 Perancangan Sistem

Perancangan sistem adalah pemaparan mengenai serangkaian langkah pada suatu sistem yang akan dibangun. Rancangan sistem peramalan indeks harga konsumen ditunjukkan dalam gambar berikut.



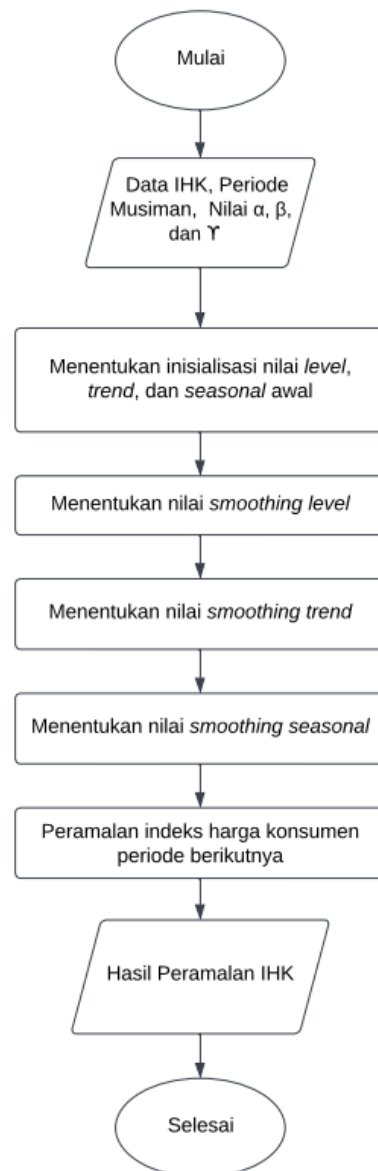
Gambar 3. 3 Desain Sistem

Gambar 3.3 menunjukkan rancangan sistem dalam penggambaran langkah-langkah awal, dimulai dari penginputan data indeks harga konsumen di Indonesia. Tahap selanjutnya yaitu menentukan periode musiman. Periode musiman yang akan digunakan pada penelitian ini adalah periode 3, 6, dan 12 bulan. Kemudian rentang nilai 0.1 hingga 0.9 akan ditetapkan sebagai nilai untuk menginisialisasi parameter α (*alpha*), β (*beta*) dan γ (*gamma*). Setelah data berhasil diinputkan kemudian mengalami proses inisialisasi untuk menentukan nilai awal dari *level*, *trend* dan *season*. Langkah berikutnya melibatkan proses *smoothing* untuk menetapkan nilai *level*, *trend* dan *season* menggunakan perhitungan model pendekatan *Additive* dan *Multiplicative*. Selanjutnya, peramalan dilakukan untuk periode tertentu menerapkan metode *forecasting*.

Evaluasi dilakukan dengan mencari nilai MAPE terkecil menggunakan parameter optimum. Hasil akhir berupa peramalan indeks harga konsumen untuk periode yang ditentukan menggunakan parameter terbaik.

3.4 Implementasi Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters*

Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* diterapkan untuk peramalan indeks harga konsumen. Di bawah ini adalah diagram alur yang melibatkan langkah-langkah pada pengimplementasian metode.



Gambar 3. 4 Diagram alur *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters*

Diagram alur pada Gambar 3.4 menampilkan proses metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam menggunakan model pendekatan *Additive* maupun *Multiplicative*. Kedua metode tersebut memiliki proses yang serupa, hanya berbeda dalam rumus komponen musiman yang diterapkan. Berikut

adalah langkah-langkah penerapan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* menggunakan data indeks harga konsumen.

3.4.1 Inisialisasi Parameter

Parameter yang diperlukan dalam penerapan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* meliputi α , β dan γ . Nilai estimasi awal yang diterapkan dalam nilai pemulusan adalah berkisar antara 0.1 hingga 0.9. Penerapan nilai pemulusan tersebut berguna untuk membantu menemukan nilai optimal. Proses ini melibatkan iterasi yang cermat untuk menyesuaikan nilai α , β , dan γ sehingga model dapat secara akurat merepresentasikan pola dan *trend* yang ada dalam data historis. Dengan demikian, langkah-langkah ini memberikan landasan yang kuat untuk menghasilkan perkiraan masa depan dengan akurat agar berguna bagi pengambilan keputusan.

Tabel 3. 2 Inisialisasi Parameter

α	β	γ
0.9	0.1	0.1

Tabel 3.2 mengindikasikan nilai estimasi awal dalam penetapan rentang nilai untuk parameter α , β dan γ .

3.4.2 Inisialisasi Persamaan *Smoothing*

Pentingnya inisialisasi persamaan *smoothing* terletak pada penentuan nilai awal atau kondisi awal dari komponen musiman. Nilai awal musiman ini digunakan sebagai dasar untuk menghitung perkiraan musiman selama periode tertentu. Dalam konteks ini, penentuan nilai awal musiman menggunakan nilai 3, 6 dan 12 bulan sebagai referensi. Dengan mencoba menggunakan berbagai

periode musiman yang berbeda, yaitu 3, 6 dan 12 bulan berguna untuk melihat akurasi mana yang baik, apakah ketika menggunakan 3, 6 atau 12 bulan sebagai nilai awal musiman dalam model peramalan agar dapat melakukan perbandingan dan evaluasi terhadap performa model peramalan.

3.4.3 Perhitungan *Seed Value Level*

Perhitungan *seed value level* adalah langkah awal dalam proses inisialisasi metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* pada komponen *level*. *Seed value level* adalah nilai awal yang digunakan untuk memulai estimasi *level* dalam peramalan. Proses perhitungan *seed value level* dilakukan dengan cara menghitung rata-rata dari data aktual yang terdapat dalam satu periode musiman. Berikut adalah perhitungan *seed value level* dalam rumus persamaan 2.9 menggunakan panjang periode 3 bulan :

$$L_3 = \frac{1}{3}(118.01 + 118.36 + 118.19)$$

$$= 118.1867$$

```
initial_level() :
    ambil_rata = array_slice(xt, 0, n_bulan)
    rata = array_sum(ambil_rata) / count(ambil_rata)
```

Gambar 3. 5 *Pseudocode Seed Value Level*

Pseudocode pada Gambar 3.5 adalah sebuah fungsi dari *initial_level*. Fungsi ini bertujuan untuk melakukan perhitungan nilai awal *level*. Langkah pertama adalah mengambil data dari array *xt* dimulai dari indeks 0 hingga *n_bulan*. Setelah mendapatkan data (*ambil_rata*), langkah selanjutnya adalah

menghitung rata-rata dari data tersebut. Fungsi `array_sum` digunakan untuk menjumlahkan semua nilai dalam array `ambil_rata`, dan kemudian hasilnya dibagi dengan jumlah elemen dalam array tersebut yang diperoleh dari fungsi `count(ambil_rata)`.

3.4.4 Perhitungan *Seed Value Trend*

Perhitungan *seed value trend* adalah langkah awal dalam proses inisialisasi metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* pada komponen *trend*. *Seed value trend* adalah nilai awal yang digunakan untuk memulai estimasi *trend* dalam peramalan. Proses perhitungan *seed value trend* dilakukan dengan melibatkan perhitungan rata-rata dari selisih data antara periode sekarang dengan periode sebelumnya. Kemudian hasilnya dibagi dengan panjang musiman. Berikut adalah perhitungan *seed value trend* dalam rumus persamaan 2.10 menggunakan panjang periode 3 bulan :

$$b_3 = \frac{1}{3} \left(\frac{Y_{126.29} - Y_{118.01}}{3} + \frac{Y_{126.46} - Y_{118.36}}{3} + \frac{Y_{126.05} - Y_{118.19}}{3} \right)$$

$$= 2.693333$$


```

initial_trend():
    arr = array_values(xt)
    initial_tren = []
    counter = 1
    foreach (arr as key => val)
        initial_tren[counter][] = val
        initial_tren[counter][] = arr[key + 12]

    if (counter >= n_bulan)
        break
    counter++

    foreach (initial_tren as val)
        temp_trend[] = (val[1] - val[0]) / n_bulan

    temp_trend = array_sum(temp_tren) / count(temp_tren)

```

Gambar 3. 6 *Pseudocode Seed Value Trend*

Pseudocode pada Gambar 3.6 adalah sebuah fungsi dari `initial_trend`. Fungsi ini bertujuan untuk melakukan perhitungan *trend* awal. Langkah pertama adalah mengambil nilai-nilai dari array `xt` dan menyimpannya dalam variabel `$arr`. Fungsi `array_values` digunakan untuk mengambil nilai-nilai dari array asosiatif dan mengabaikan kunci indeks. Kemudian menginisialisasi array `$initial_tren` dan variabel `$counter`. Setelah itu melakukan iterasi untuk setiap elemen dalam array `$arr`. Dimana variabel `$key` adalah indeks dari elemen dan `$val` adalah nilai dari elemen tersebut. Kemudian menyimpan nilai dari elemen saat ini dan nilai dari elemen 12 bulan ke depan dari array `$arr` ke dalam array `$initial_tren`. Selanjutnya melakukan pemeriksaan apakah jumlah iterasi (`$counter`) sudah mencapai jumlah bulan yang ditentukan (`n_bulan`). Jika iya, maka *loop* dihentikan menggunakan perintah *break*. Setelah selesai mengisi `$initial_tren` dengan data yang diperlukan,

dilakukan perhitungan tren awal dengan menghitung selisih antara nilai kedua dan nilai pertama dari setiap pasangan data dalam \$initial_tren. Hasil perhitungan disimpan dalam variabel \$temp_trend. Setelah menghitung selisih untuk setiap pasangan data, langkah terakhir adalah menghitung rata-rata dari selisih-selisih tersebut dengan menjumlahkan semua selisih dan membaginya dengan jumlah selisih yang dihitung. Hasilnya disimpan dalam variabel \$temp_trend.

3.4.5 Perhitungan *Seed Value Season*

Perhitungan *seed value season* adalah langkah awal dalam proses inisialisasi metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* pada komponen musiman. *Seed value season* adalah nilai awal yang digunakan untuk memulai estimasi *season* dalam peramalan. Proses perhitungan *seed value season* model *Additive* dilakukan dengan pengurangan data aktual dengan perkiraan nilai rata-rata *level*. Berikut ini adalah perhitungan *seed value season* dalam rumus persamaan 2.11 menggunakan panjang 3 bulan model *Additive* :

$$S_1 = 118.01 - 118.1867$$

$$= -0.176667$$

$$S_2 = 118.36 - 118.1867$$

$$= 0.1733333$$

$$S_3 = 118.19 - 118.1867$$

$$= 0.0033333$$

```

initial_season():
    no = 1
    temp_seasonal = []
    foreach (xt as key => val)
        if (no <= n_bulan)
            temp_seasonal[key] = val - rata

```

Gambar 3. 7 Pseudocode Seed Value Season Additive

Pseudocode pada Gambar 3.7 adalah sebuah fungsi dari *initial_season*. Fungsi ini bertujuan untuk melakukan perhitungan awal *season additive*. Langkah pertama adalah menginisialisasi array *\$temp_seasonal* dan variabel *\$no*. Kemudian melakukan iterasi *loop* melalui array *xt*. Variabel *\$key* adalah kunci atau indeks elemen array dan *\$val* adalah nilai dari elemen tersebut. Di dalam loop, terdapat pemeriksaan apakah nomor iterasi saat ini (*\$no*) kurang dari atau sama dengan jumlah bulan yang ditentukan (*n_bulan*). Ini bertujuan untuk memastikan bahwa hanya data dalam rentang bulan yang ditentukan yang akan digunakan untuk menghitung nilai musiman. Kemudian melakukan perhitungan musiman awal dengan setiap pasangan kunci *key* dan nilai *val* akan diambil datanya. Selanjutnya, nilai musiman awal akan dihitung dengan mengurangi nilai rata-rata (*rata*) dari nilai aktual (*val*). Hasil perhitungan tersebut kemudian akan disimpan dalam array *\$temp_seasonal* dengan kunci *key*.

Tabel 3. 3 Seed Value Level, Trend, dan Seasonal Additive

Bulan	Indeks	Level	Trend	Seasonal
Jan-2010	118.01			-0.176667
Feb-2010	118.36			0.1733333
Mar-2010	118.19	118.1867	2.693333	0.0033333

Tabel 3.3 menunjukkan *seed value* pada nilai *level*, *trend*, dan *seasonal* model *Additive* akan diaplikasikan sebagai kelanjutan untuk menghitung persamaan *smoothing*. Sedangkan pada proses perhitungan *seed value season* model *Multiplicative* dilakukan dengan pembagian data aktual dengan perkiraan nilai rata-rata *level*. Berikut ini adalah perhitungan *seed value season* dalam rumus persamaan 2.12 menggunakan referensi 3 bulan model *Multiplicative*:

$$\begin{aligned}
 S_1 &= \frac{118.01}{118.1867} \\
 &= 0.9755513 \\
 S_2 &= \frac{118.36}{118.1867} \\
 &= 1.0014666 \\
 S_3 &= \frac{118.19}{118.1867} \\
 &= 1.0000282
 \end{aligned}$$

```

initial_season ():
    no = 1
    temp_seasonal = []
    foreach (xt as key => val)
        if (no <= n_bulan)
            temp_seasonal[key] = val / rata

```

Gambar 3. 8 Pseudocode Seed Value Season Multiplicative

Pseudocode pada Gambar 3.8 adalah sebuah fungsi dari *initial_season*. Fungsi ini bertujuan untuk melakukan perhitungan awal *season multiplicative*. Langkah pertama adalah menginisialisasi array *\$temp_seasonal* dan variabel *\$no*. Kemudian melakukan iterasi *loop* melalui array *xt*. Variabel *\$key* adalah kunci

atau indeks elemen array dan \$val adalah nilai dari elemen tersebut. Di dalam loop, terdapat pemeriksaan apakah nomor iterasi saat ini (\$no) kurang dari atau sama dengan jumlah bulan yang ditentukan (n_bulan). Ini bertujuan untuk memastikan bahwa hanya data dalam rentang bulan yang ditentukan yang akan digunakan untuk menghitung nilai musiman. Kemudian melakukan perhitungan musiman awal dengan setiap pasangan kunci key dan nilai val akan diambil datanya. Selanjutnya, nilai musiman awal akan dihitung dengan membagi nilai rata-rata (rata) dari nilai aktual (val). Hasil perhitungan tersebut kemudian akan disimpan dalam array \$temp_seasonal dengan kunci key.

Tabel 3. 4 *Seed Value Level, Trend dan Season Multiplicative*

Bulan	Indeks	Level	Trend	Seasonal
Jan-2010	118.01			0.9985052
Feb-2010	118.36			1.0014666
Mar-2010	118.19	118.1867	2.693333	1.0000282

Tabel 3.4 menunjukkan *seed value* pada nilai *level*, *trend*, dan *seasonal* model *Multiplicative* akan diaplikasikan sebagai kelanjutan untuk menghitung persamaan *smoothing*.

3.4.6 Perhitungan Persamaan *Smoothing* untuk *Level*

Rumus yang tercantum pada persamaan 2.1 digunakan untuk melakukan perhitungan *smoothing level* pada periode berikutnya L_4 (April 2010) dalam model *Additive* dengan langkah-langkah seperti yang tertera dibawah ini:

$$L_4 = \alpha(y_4 - S_1) + (1 - \alpha)(L_3 + b_3)$$

$$\begin{aligned}
 L_4 &= 0.9(118.37 - (-0.176667)) + (1 - 0.9)(118.1867 + 2.693333) \\
 &= 118.78
 \end{aligned}$$

```

temp_level = rata
prev_seasonal = temp_seasonal
temp_tren = temp_trend
level = []
level = alpha * (val - prev_seasonal) + (1 - alpha) * (temp_level + temp_tren)

```

Gambar 3. 9 *Pseudocode Persamaan Smoothing Level Additive*

Pseudocode pada Gambar 3.9 memberikan penjelasan mengenai langkah-langkah yang terlibat dalam proses *smoothing level* model *additive*. Langkah pertama adalah menyimpan nilai rata-rata (*rata*) dalam variabel *\$temp_level*. Ini mungkin merupakan bagian dari inisialisasi atau persiapan untuk menghitung *level*. Selanjutnya, nilai musiman (*prev_seasonal*) diambil dari variabel *\$temp_seasonal* yang sudah dihitung sebelumnya. Dan nilai tren sementara (*temp_tren*) diambil dari variabel *\$temp_trend* yang telah dihitung sebelumnya. Kemudian Inisialisasi array kosong *\$level* yang akan digunakan untuk menyimpan nilai *level* yang dihitung. Selanjutnya proses perhitungan *level* model *additive* dilakukan.

Tabel 3. 5 Perhitungan *Level Model Additive*

Bulan	Indeks Harga Konsumen	Level
Apr-2010	118.37	118.78
Mei-2010	118.71	118.8093
Jun-2010	119.86	119.9757
Jul-2010	121.74	121.9567
Agu-2010	122.67	122.6788
Sep-2010	123.21	123.3622
Okt-2010	123.29	123.6634
Nov-2010	124.03	124.0451
Des-2010	125.17	125.2343
Jan-2011	126.29	126.5338
Feb-2011	126.46	126.5131
Mar-2011	126.05	126.2556

Tabel 3.5 menunjukkan nilai *level* pada model *Additive* $L_4 - L_{15}$ (April 2010 hingga Maret 2011). Nilai ini selanjutnya digunakan untuk perhitungan peramalan periode selanjutnya. Sedangkan perhitungan persamaan *smoothing level* pada model *Multiplicative* dalam rumus persamaan 2.5 menggunakan langkah-langkah perhitungan berikut:

$$L_3 = \alpha \left(\frac{y_4}{s_1} \right) + (1 - \alpha)(L_3 + b_3)$$

$$L_3 = 0.9 \left(\frac{118.37}{0.9985052} \right) + (1 - 0.9)(118.1867 + 2.693333) \\ = 118.7805$$

```
temp_level = rata
prev_seasonal = temp_seasonal
temp_tren = temp_trend
level = []
level = alpha * (val / prev_seasonal) + (1 - alpha) * (temp_level + temp_tren)
```

Gambar 3. 10 *Pseudocode Persamaan Smoothing Level Multiplicative*

Pseudocode pada Gambar 3.10 memberikan penjelasan mengenai langkah-langkah yang terlibat dalam proses *smoothing level* model *Multiplicative*. Langkah pertama adalah menginisialisasi variabel \$temp_level dengan nilai rata-rata (rata) dari hasil perhitungan rata-rata sebelumnya. Selanjutnya, variabel \$prev_seasonal diisi dengan nilai musiman sebelumnya yang disimpan dalam variabel \$temp_seasonal. Dan variabel \$temp_tren diisi dengan nilai tren sementara yang disimpan dalam variabel \$temp_trend. Kemudian variabel \$level diinisialisasi sebagai array kosong yang akan digunakan untuk menyimpan nilai *level* yang dihitung. Selanjutnya proses perhitungan *level* model *multiplicative* dilakukan.

Tabel 3. 6 Perhitungan *Level Model Multiplicative*

Bulan	Indeks Harga Konsumen	Level
Apr-2010	118.37	118.7805
Mei-2010	118.71	118.8089
Jun-2010	119.86	119.9756
Jul-2010	121.74	121.9622
Agu-2010	122.67	122.6745
Sep-2010	123.21	123.3619
Okt-2010	123.29	123.6713
Nov-2010	124.03	124.0398
Des-2010	125.17	125.2341
Jan-2011	126.29	126.5466
Feb-2011	126.46	126.5063
Mar-2011	126.05	126.2554

Tabel 3.6 menunjukkan nilai *level* pada model *Multiplicative* $L_4 - L_{15}$ (April 2010 hingga Maret 2011) akan diaplikasikan sebagai kelanjutan untuk menghitung peramalan periode selanjutnya.

3.4.7 Perhitungan Persamaan *Smoothing* untuk *Trend*

Rumus yang tercantum pada persamaan 2.2 digunakan untuk melakukan perhitungan *smoothing trend* pada periode berikutnya b_4 (April 2010) dalam model *Additive* dengan langkah-langkah seperti yang tertera dibawah ini:

$$b_4 = \beta(L_4 - L_3) + (1 - \beta)b_3$$

$$b_4 = 0.1(118.78 - 118.1867) + (1 - 0.1)2.693333$$

$$= 2.483333$$

Tabel 3. 7 Perhitungan *Trend Model Additive*

Bulan	Indeks Harga Konsumen	Trend
Apr-2010	118.37	2.483333
Mei-2010	118.71	2.237933
Jun-2010	119.86	2.130779
Jul-2010	121.74	2.115794

Bulan	Indeks Harga Konsumen	Trend
Agu-2010	122.67	1.976428
Sep-2010	123.21	1.84713
Okt-2010	123.29	1.692537
Nov-2010	124.03	1.561447
Des-2010	125.17	1.524225
Jan-2011	126.29	1.501754
Feb-2011	126.46	1.349511
Mar-2011	126.05	1.188809

Tabel 3.7 menunjukkan nilai *trend* pada model *Additive* $b_4 - b_{15}$ (April 2010 hingga Maret 2011) yang nantinya akan digunakan untuk perhitungan peramalan periode selanjutnya. Sedangkan perhitungan persamaan *smoothing trend* pada model *Multiplicative* dalam rumus persamaan 2.6 menggunakan langkah-langkah seperti yang tertera dibawah ini:

$$b_4 = \beta(L_4 - L_3) + (1 - \beta)b_3$$

$$b_4 = 0.1(118.7805 - 118.1867) + (1 - 0.1)2.693333$$

$$= 2.483382$$

```
temp_level = rata
prev_seasonal = temp_seasonal
temp_tren = temp_trend
tren = []
tren = beta * (level - temp_level) + (1 - beta) * temp_tren
```

Gambar 3. 11 Pseudocode Persamaan Smoothing Trend

Pseudocode pada Gambar 3.11 memberikan penjelasan mengenai langkah-langkah yang terlibat dalam proses *smoothing trend* pada kedua model yaitu model *Additive* dan *Multiplicative*. Langkah pertama adalah menginisialisasi variabel \$temp_level dengan nilai rata-rata (rata) yang mengambil hasil perhitungan rata-rata sebelumnya. Selanjutnya, variabel \$prev_seasonal diisi

dengan nilai musiman sebelumnya yang disimpan dalam variabel \$temp_seasonal. Sementara pada variabel \$temp_tren diisi dengan nilai *trend* sementara yang disimpan dalam variabel \$temp_trend. Kemudian variabel \$tren diinisialisasi sebagai array kosong yang akan digunakan untuk menyimpan nilai *trend* yang dihitung. Selanjutnya proses perhitungan *smoothing trend* dilakukan.

Tabel 3. 8 Perhitungan *Trend Model Multiplicative*

Bulan	Indeks Harga Konsumen	<i>Trend</i>
Apr-2010	118.37	2.483382
Mei-2010	118.71	2.237888
Jun-2010	119.86	2.13077
Jul-2010	121.74	2.116351
Agu-2010	122.67	1.975943
Sep-2010	123.21	1.847092
Okt-2010	123.29	1.693321
Nov-2010	124.03	1.560835
Des-2010	125.17	1.524189
Jan-2011	126.29	1.503014
Feb-2011	126.46	1.348688
Mar-2011	126.05	1.188728

Tabel 3.8 menunjukkan nilai *trend* pada model *Multiplicative* $b_4 - b_{15}$ (April 2010 hingga Maret 2011) akan diaplikasikan sebagai kelanjutan untuk menghitung peramalan periode selanjutnya.

3.4.8 Perhitungan Persamaan *Smoothing* untuk *Season*

Rumus yang tercantum pada persamaan 2.3 digunakan untuk melakukan perhitungan *smoothing season* pada periode berikutnya S_4 (April 2010) dalam model *Additive* dengan langkah-langkah perhitungan sebagai berikut:

$$S_4 = \gamma(y_4 - L_4) + (1 - \gamma)S_1$$

$$S_4 = 0.1(118.37 - 118.78) + (1 - 0.1)(-0.176667)$$

$= -0.2$

```
prev_seasonal = temp_seasonal
season = []
season = gamma * (val - level) + (1 - gamma) * prev_seasonal
```

Gambar 3. 12 Pseudocode Persamaan Smoothing Season Additive

Pseudocode pada Gambar 3.12 memberikan penjelasan mengenai langkah-langkah yang terlibat dalam proses *smoothing season* model *Additive*. Langkah pertama adalah menginisialisasi variabel \$prev_seasonal dengan nilai musiman sebelumnya yang disimpan dalam variabel \$temp_seasonal dan variabel \$season diinisialisasi sebagai array kosong yang akan digunakan untuk menyimpan nilai musiman yang dihitung. Kemudian proses perhitungan *smoothing season* model *Additive* dilakukan.

Tabel 3. 9 Perhitungan *Seasonal* Model *Additive*

Bulan	Indeks Harga Konsumen	<i>Seasonal</i>
Apr-10	118.37	-0.2
Mei-10	118.71	0.1460667
Jun-10	119.86	-0.008573
Jul-10	121.74	-0.201665
Agu-10	122.67	0.1305816
Sep-10	123.21	-0.022939
Okt-10	123.29	-0.218842
Nov-10	124.03	0.116016
Des-10	125.17	-0.027075
Jan-11	126.29	-0.221339
Feb-11	126.46	0.0991002
Mar-11	126.05	-0.044931

Tabel 3.9 menunjukkan nilai *seasonal* pada model *Additive* $S_4 - S_{15}$ (April 2010 hingga Maret 2011) yang nantinya akan digunakan untuk perhitungan peramalan periode selanjutnya. Sedangkan perhitungan persamaan *smoothing*

seasonal pada model *Multiplicative* dalam rumus persamaan 2.7 menggunakan langkah-langkah seperti yang tertera dibawah ini:

$$S_4 = \gamma \left(\frac{y_4}{L_4} \right) + (1 - \gamma) S_1$$

$$S_4 = 0.1 \left(\frac{118.37}{118.7805} \right) + (1 - 0.1) 0.9985052$$

$$= 0.9983091$$

```
prev_seasonal = temp_seasonal
season = []
season = gamma * (val / level) + (1 - gamma) * prev_seasonal
```

Gambar 3. 13 *Pseudocode Persamaan Smoothing Season Multiplicative*

Pseudocode pada Gambar 3.13 memberikan penjelasan mengenai langkah-langkah yang terlibat dalam proses *smoothing season* model *Multiplicative*. Langkah pertama dalam alur ini adalah menginisialisasi variabel \$prev_seasonal dengan nilai musiman sebelumnya yang kemudian disimpan dalam variabel \$temp_seasonal dan variabel \$season diinisialisasi sebagai array kosong yang akan digunakan untuk menyimpan nilai musiman yang dihitung selama proses ini. Setelah inisialisasi variabel tersebut, kemudian proses perhitungan *smoothing season* model *Multiplicative* dilakukan.

Tabel 3. 10 Perhitungan *Seasonal Model Multiplicative*

Bulan	Indeks harga konsumen	Seasonal
Apr-10	118.37	0.9983091
Mei-10	118.71	1.0012367
Jun-10	119.86	0.999929
Jul-10	121.74	0.998296
Agu-10	122.67	1.0011094
Sep-10	123.21	0.999813
Okt-10	123.29	0.9981581
Nov-10	124.03	1.0009905
Des-10	125.17	0.9997804

Bulan	Indeks harga konsumen	Seasonal
Jan-11	126.29	0.9981395
Feb-11	126.46	1.0008549
Mar-11	126.05	0.9996397

Tabel 3.10 menunjukkan nilai *seasonal* pada model *Multiplicative* $S_4 - S_{15}$ (April 2010 hingga Maret 2011) akan diaplikasikan sebagai kelanjutan untuk menghitung peramalan periode selanjutnya.

3.4.9 Peramalan Untuk k Periode Selanjutnya

Rumus yang tercantum pada persamaan 2.4 digunakan untuk melakukan perhitungan periode ke depan dengan model *Additive* dengan langkah-langkah perhitungan sebagai berikut:

$$F_{3+1} = L_3 + mb_3 + S_1$$

$$F_4 = 118.1867 + 1 * 2.693333 + (-0.176667)$$

$$= 120.7033$$

```
temp_level = rata
prev_seasonal = temp_seasonal
temp_tren = temp_trend
ft = []
ft = temp_level + 1 * temp_tren + prev_seasonal
```

Gambar 3. 14 *Pseudocode* Proses Peramalan *Additive*

Pseudocode pada Gambar 3.14 memberikan penjelasan mengenai langkah-langkah yang terlibat dalam proses menghitung nilai peramalan model *Additive*. Langkah pertama adalah menginisialisasi variabel \$temp_level dengan nilai rata-rata (rata) yang mengambil hasil perhitungan rata-rata sebelumnya dan variabel \$prev_seasonal diisi dengan nilai musiman sebelumnya yang disimpan dalam

variabel \$temp_seasonal. Kemudian variabel \$temp_tren diisi dengan nilai *trend* sementara yang disimpan dalam variabel \$temp_trend dan variabel \$ft diinisialisasi sebagai array kosong yang akan digunakan untuk menyimpan nilai prediksi yang dihitung. Selanjutnya proses perhitungan nilai peramalan model *Additive* dilakukan.

Tabel 3. 11 Perhitungan *Forecast Model Additive*

Bulan	Indeks harga konsumen	Forecast
Apr-10	118.37	120.7033
Mei-10	118.71	121.4367
Jun-10	119.86	121.0506
Jul-10	121.74	121.9065
Agu-10	122.67	124.2185
Sep-10	123.21	124.6466
Okt-10	123.29	125.0077
Nov-10	124.03	125.4866
Des-10	125.17	125.5836
Jan-11	126.29	126.5397
Feb-11	126.46	128.1516
Mar-11	126.05	127.8356

Tabel 3.11 menunjukkan hasil peramalan pada model *Additive* $F_4 - F_{15}$ (April 2010 hingga Maret 2011) akan diaplikasikan sebagai kelanjutan untuk menghitung MAPE. Sementara itu, dalam menghitung peramalan periode ke depan dengan model *Multiplicative* dalam rumus persamaan 2.8 menggunakan langkah-langkah seperti yang tertera dibawah ini:

$$F_{3+1} = (L_3 + mb_3)S_1$$

$$\begin{aligned}
 F_4 &= (118.1867 + 1 * 2.693333)0.9985052 \\
 &= 121.6978
 \end{aligned}$$

```

temp_level = rata
prev_seasonal = temp_seasonal
temp_tren = temp_trend
ft = []
ft = (temp_level + 1 * temp_tren) * prev_seasonal

```

Gambar 3. 15 Pseudocode Persamaan Peramalan Multiplicative

Pseudocode pada Gambar 3.15 memberikan penjelasan mengenai langkah-langkah yang terlibat dalam proses menghitung hasil peramalan model *Multiplicative*. Langkah pertama adalah menginisialisasi variabel \$temp_level dengan nilai rata-rata (rata) yang mengambil hasil perhitungan rata-rata sebelumnya dan variabel \$prev_seasonal diisi dengan nilai musiman sebelumnya yang disimpan dalam variabel \$temp_seasonal. Kemudian variabel \$temp_tren diisi dengan nilai *trend* sementara yang disimpan dalam variabel \$temp_trend dan variabel \$ft diinisialisasi sebagai array kosong yang akan digunakan untuk menyimpan nilai prediksi yang dihitung. Selanjutnya proses perhitungan nilai peramalan model *Multiplicative* dilakukan.

Tabel 3. 12 Perhitungan Model *Multiplicative*

Bulan	Indeks harga konsumen	Forecast
Apr-10	118.37	121.6978
Mei-10	118.71	122.4432
Jun-10	119.86	122.0503
Jul-10	121.74	122.8982
Agu-10	122.67	125.2333
Sep-10	123.21	125.6415
Okt-10	123.29	125.9939
Nov-10	124.03	126.5048
Des-10	125.17	126.5769
Jan-11	126.29	127.523
Feb-11	126.46	129.1774
Mar-11	126.05	128.8267

Tabel 3.12 menunjukkan hasil peramalan pada model *Multiplicative* $F_4 - F_{15}$ (April 2010 hingga Maret 2011) akan diaplikasikan sebagai kelanjutan untuk menghitung MAPE.

3.5 Evaluasi Hasil

Tahap evaluasi hasil dilakukan dengan cara menghitung nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengukur tingkat kesalahan dalam peramalan. Berikut perhitungan MAPE untuk model *Additive* dengan merujuk pada hasil peramalan selama periode 12 bulan yang tercantum dalam Tabel 3.11 yang tertera dibawah ini:

Tabel 3. 13 Perhitungan MAPE Model *Additive*

Periode	Data Aktual (Y_t)	Peramalan (F_t)	$(Y_t - F_t)$	$\left \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right $
Apr-10	118.37	120.7033	-2.33333	0.019712
Mei-10	118.71	121.4367	-2.72667	0.022969
Jun-10	119.86	121.0506	-1.1906	0.009933
Jul-10	121.74	121.9065	-0.16651	0.001368
Agu-10	122.67	124.2185	-1.54851	0.012623
Sep-10	123.21	124.6466	-1.43664	0.01166
Okt-10	123.29	125.0077	-1.7177	0.013932
Nov-10	124.03	125.4866	-1.45655	0.011744
Des-10	125.17	125.5836	-0.41358	0.003304
Jan-11	126.29	126.5397	-0.24968	0.001977
Feb-11	126.46	128.1516	-1.69158	0.013376
Mar-11	126.05	127.8356	-1.78558	0.014166

Berdasarkan Tabel 3.13, langkah selanjutnya adalah melakukan perhitungan MAPE dalam rumus persamaan 2.12 untuk mengevaluasi peforma model, sesuai dengan rumus yang telah ditetapkan sebelumnya.

$$\begin{aligned}
 \text{MAPE} &= \frac{1}{12} \sum_{i=1}^{12} \left| \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right| \times 100 \% \\
 &= \frac{0.019712 + 0.022969 + 0.009933 + 0.001368 + \dots + 0.014166}{12} \times 100 \% = 4.5588266\%
 \end{aligned}$$

Sedangkan untuk melakukan perhitungan MAPE pada model *Multiplicative* dengan merujuk pada hasil peramalan selama periode 12 bulan yang tercantum dalam Tabel 3.12 sebagai berikut:

Tabel 3. 14 Perhitungan MAPE Untuk Hasil Peramalan Model *Multiplicative*

Periode	Data Aktual (Y_t)	Peramalan (F_t)	$(Y_t - F_t)$	$\left \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right $
Apr-10	118.37	121.6978	-3.32781	0.028114
Mei-10	118.71	122.4432	-3.73318	0.031448
Jun-10	119.86	122.0503	-2.19026	0.018273
Jul-10	121.74	122.8982	-1.15825	0.009514
Agu-10	122.67	125.2333	-2.56326	0.020896
Sep-10	123.21	125.6415	-2.43151	0.019735
Okt-10	123.29	125.9939	-2.70395	0.021932
Nov-10	124.03	126.5048	-2.47481	0.019953
Des-10	125.17	126.5769	-1.40692	0.01124
Jan-11	126.29	127.523	-1.233	0.009763
Feb-11	126.46	129.1774	-2.71742	0.021488
Mar-11	126.05	128.8267	-2.77673	0.022029

Berdasarkan Tabel 3.14, langkah selanjutnya adalah melakukan perhitungan MAPE dalam rumus persamaan 2.12 untuk mengevaluasi peforma model, sesuai dengan rumus yang telah ditetapkan sebelumnya.

$$\begin{aligned}
 \text{MAPE} &= \frac{1}{12} \sum_{i=1}^{12} \left| \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right| \times 100 \% \\
 &= \frac{0.028114 + 0.031448 + 0.018273 + 0.009514 + \dots + 0.022029}{12} \times 100 \% = 7.8128244\%
 \end{aligned}$$

```

if (isset($this->ft[$key]))
    e[key] = ft[key] - xt[key]
    e_xt[key] = abs(e[key] / xt[key])
    error['MAPE'] = array_sum(e_xt) / count(e_xt)

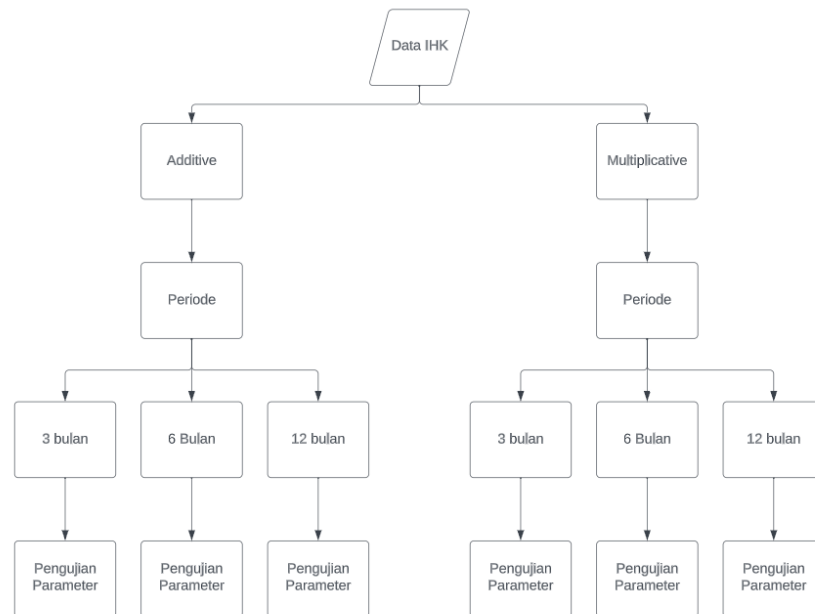
```

Gambar 3. 16 Pseudocode Perhitungan MAPE

Pseudocode pada Gambar 3.16 merupakan bagian dari proses evaluasi performa model peramalan dengan menghitung MAPE. Langkah pertama adalah memeriksa apakah terdapat nilai peramalan ($ft[key]$) yang telah dihitung sebelumnya untuk indeks (key). Jika ada, maka proses perhitungan MAPE akan dilanjutkan. Pada baris selanjutnya, nilai error ($e[key]$) dihitung dengan mengurangi nilai peramalan ($ft[key]$) dengan nilai aktual ($xt[key]$). Langkah ini bertujuan untuk mendapatkan besaran kesalahan antara peramalan dan data aktual. Selanjutnya, nilai dari ($e_xt[key]$) dihitung dengan membagi nilai error ($e[key]$) dengan nilai aktual ($xt[key]$) dan kemudian mengambil nilai absolut dari hasilnya. Langkah ini bertujuan untuk mengukur tingkat kesalahan relatif dari peramalan terhadap data aktual. Pada baris terakhir, nilai MAPE dihitung dengan menjumlahkan semua nilai dari (e_xt) dan kemudian membaginya dengan jumlah data ($count(e_xt)$).

3.6 Skenario Pengujian

Skenario pengujian ini dilakukan untuk merancang serangkaian proses pengujian menggunakan kedua pendekatan model dalam meramalkan indeks harga konsumen, yaitu model *Additive* dan *Multiplicative* selama pengujian.



Gambar 3. 17 Skenario Pengujian

Pengujian parameter dilakukan dengan memvariasikan nilai parameter α (*alpha*), β (*beta*), dan γ (*gamma*) dari rentang 0.1 sampai dengan 0.9 seperti yang ditunjukkan pada tabel dibawah ini.

Tabel 3. 15 Pengujian Parameter α , β , dan γ

Parameter α	Parameter β	Parameter γ	MAPE
0.1	0.1	0.1	
0.1	0.1	0.2	
...	
0.1	0.2	0.1	
0.1	0.2	0.2	
...	
0.9	0.9	0.9	

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini membahas hasil pengujian penelitian dalam penerapan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* model *Additive* dan *Multiplicative* untuk peramalan Indeks Harga Konsumen (IHK).

4.1 Hasil Pengujian Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters*

Proses pengujian akan dilakukan menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Additive* dan *Multiplicative* melalui berbagai penerapan variasi nilai parameter dan pengambilan periode musiman. Penerapan variasi dalam nilai parameter tersebut melibatkan perubahan nilai parameter dalam rentang 0.1 hingga 0.9 serta variasi periode musiman, yakni selama 3, 6, dan 12 bulan. Tujuan pengujian ini adalah untuk mengidentifikasi kombinasi nilai parameter yang menghasilkan nilai MAPE terkecil. Hasil dari proses tersebut direkapitulasi yang bertujuan untuk memberikan gambaran tentang kinerja model peramalan dalam menghadapi variasi parameter yang telah ditetapkan. Adapun pengujian kedua metode tersebut sebagai berikut:

4.1.1 Hasil Pengujian Model *Additive*

Pengujian model *Additive* diterapkan dengan memvariasikan nilai parameter *alpha*, *beta* dan *gamma* dari 0.1 hingga 0.9 dengan pengambilan musiman selama 3 bulan seperti yang tercantum dalam tabel dibawah ini.

Tabel 4. 1 Hasil Pengujian Parameter Model *Additive* Periode 3 Bulan

No. Model	<i>Alpha</i>	<i>Beta</i>	<i>Gamma</i>	MAPE
1	0.9	0.1	0.1	1.1775%
2	0.9	0.1	0.2	1.1961%
3	0.9	0.1	0.7	1.2047%
4	0.9	0.1	0.8	1.206%
5	0.9	0.1	0.6	1.2061%
6	0.9	0.1	0.3	1.2062%
7	0.9	0.1	0.5	1.2074%
8	0.9	0.1	0.4	1.2088%
9	0.9	0.1	0.9	1.2165%
10	0.9	0.2	0.1	1.2416%
...
...
729	0.1	0.1	0.1	5.2663%

Tabel 4.1 menggambarkan serangkaian eksperimen parameter *alpha*, *beta* dan *gamma* diurutkan berdasarkan MAPE dari paling kecil ke yang paling besar dalam rangka mengevaluasi kinerja sistem peramalan IHK dengan menggunakan model pendekatan *Additive*. Pengujian ini dilakukan dengan cara memvariasikan nilai parameter dari 0.1 hingga 0.9 untuk masing-masing parameter dengan pengambilan musiman yang ditetapkan selama 3 bulan. Keseluruhan jumlah model percobaan sebanyak 729 dihasilkan melalui kombinasi nilai parameter tersebut. Dari serangkaian eksperimen tersebut menunjukkan bahwa kombinasi dari parameter *alpha* 0.9, *beta* 0.1 dan *gamma* 0.1 menghasilkan nilai MAPE terkecil yaitu sebesar 1.1775%. Hal ini menunjukkan bahwa kombinasi parameter tersebut memberikan hasil peramalan yang paling akurat dibandingkan dengan kombinasi parameter lainnya. Secara keseluruhan, rangkaian perhitungan peramalan IHK menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Additive* memperoleh parameter terbaik dengan $\alpha=0.9$, $\beta=0.1$ dan $\gamma=0.1$ sebagaimana yang tertera dibawah ini:

Tabel 4. 2 Perhitungan Metode *Holt-Winters Model Additive* 3 Bulan

Periode	Y_t	Level	Trend	Season	F_t	$(Y_t - F_t)$	$\left \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right $
Jan-2010	118.01			-0.177			
Feb-2010	118.36			0.173			
Mar-2010	118.19	118.187	2.693	0.003			
Apr-2010	118.37	118.78	2.483	-0.2	120.703	2.333	0.02
May-2010	118.71	118.809	2.238	0.146	121.437	2.727	0.023
Jun-2010	119.86	119.976	2.131	-0.009	121.051	1.191	0.01
Jul-2010	121.74	121.957	2.116	-0.202	121.907	0.167	0.001
Aug-2010	122.67	122.679	1.976	0.131	124.219	1.549	0.013
Sep-2010	123.21	123.362	1.847	-0.023	124.647	1.437	0.012
Oct-2010	123.29	123.663	1.693	-0.219	125.008	1.718	0.014
Nov-2010	124.03	124.045	1.561	0.116	125.487	1.457	0.012
Dec-2010	125.17	125.234	1.524	-0.027	125.584	0.414	0.003
...
Jan-2023	113.98	114.388	0.353	-0.482	113.156	-0.824	0.007
Feb-2023	114.16	114.199	0.299	0.015	114.761	0.601	0.005
Mar-2023	114.36	114.193	0.268	0.198	114.7	0.34	0.003
Apr-2023	114.74	115.146	0.337	-0.474	113.979	-0.761	0.007
May-2023	114.84	114.891	0.278	0.008	115.497	0.657	0.006
Jun-2023	115	114.839	0.245	0.194	115.367	0.367	0.003
Jul-2023	115.24	115.651	0.301	-0.468	114.609	-0.631	0.005
Aug-2023	115.22	115.286	0.235	0.001	115.961	0.741	0.006

Berdasarkan Tabel 4.2 menyajikan beragam nilai yang meliputi *level*, *trend*, *seasonal*, *forecast*, *error* dan nilai *precentage error*. Penyajian nilai diatas didasarkan pada penggunaan parameter $\alpha=0.9$, $\beta=0.1$ dan $\gamma=0.1$ untuk periode 3 bulan. Data IHK yang mencakup rentang waktu dari Januari 2010 hingga Maret 2010 digunakan untuk perhitungan nilai awal untuk periode selama 3 bulan. Selanjutnya, proses pengujian akan dilakukan menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Additive* pada pengambilan musiman sepanjang 6 bulan. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengidentifikasi kombinasi nilai parameter yang menghasilkan nilai MAPE terkecil. Hasil dari proses tersebut direkapitulasi dalam tabel yang tersedia dibawah ini, yang memberikan gambaran tentang kinerja model peramalan dalam menghadapi variasi parameter yang telah ditetapkan.

Tabel 4. 3 Hasil Pengujian Parameter Model *Additive* Periode 6 Bulan

No. Model	<i>Alpha</i>	<i>Beta</i>	<i>Gamma</i>	MAPE
1	0.9	0.1	0.4	1.2779%
2	0.9	0.1	0.3	1.278%
3	0.9	0.1	0.2	1.2794%
4	0.9	0.1	0.5	1.2795%
5	0.9	0.1	0.6	1.2835%
6	0.9	0.1	0.1	1.2839%
7	0.9	0.1	0.7	1.291%
8	0.9	0.1	0.8	1.3001%
9	0.9	0.1	0.9	1.3117%
10	0.8	0.1	0.2	1.3441%
...
...
729	0.6	0.9	0.9	20.2533%

Tabel 4.3 menggambarkan serangkaian eksperimen parameter *alpha*, *beta* dan *gamma* dengan diurutkan berdasarkan MAPE dari paling kecil ke yang paling besar dalam rangka mengevaluasi kinerja sistem peramalan IHK dengan menggunakan model pendekatan *Additive*. Pengujian ini dilakukan dengan

memvariasikan nilai parameter dari 0.1 hingga 0.9 untuk setiap parameter dengan pengambilan musiman 6 bulan. Keseluruhan jumlah model percobaan sebanyak 729 dihasilkan melalui kombinasi nilai parameter tersebut. Dari serangkaian eksperimen tersebut menunjukkan bahwa nilai MAPE terkecil terdapat pada parameter α 0.9, β 0.1 dan γ 0.4 yang menghasilkan nilai sebesar 1.2779%. Secara keseluruhan, rangkaian perhitungan peramalan IHK menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Additive* memperoleh parameter terbaik dengan $\alpha=0.9$, $\beta=0.1$ dan $\gamma=0.4$ sebagaimana yang tertera dibawah ini:

Tabel 4. 4 Perhitungan Metode *Holt-Winters* Model *Additive* 6 Bulan

Periode	Y_t	Level	Trend	Season	F_t	$(Y_t - F_t)$	$\left \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right $
Jan-2010	118.01			-0.573			
Feb-2010	118.36			-0.223			
Mar-2010	118.19			-0.393			
Apr-2010	118.37			-0.213			
May-2010	118.71			0.127			
Jun-2010	119.86	118.583	1.258	1.277			
Jul-2010	121.74	122.066	1.48	-0.474	119.268	-2.473	0.02
Aug-2010	122.67	122.959	1.421	-0.249	123.323	0.653	0.005
Sep-2010	123.21	123.681	1.351	-0.424	123.987	0.777	0.006
Oct-2010	123.29	123.656	1.214	-0.274	124.819	1.529	0.012
Nov-2010	124.03	124	1.127	0.088	124.997	0.967	0.008
Dec-2010	125.17	124.017	1.016	1.227	126.403	1.233	0.01

Periode	Y_t	<i>Level</i>	<i>Trend</i>	<i>Season</i>	F_t	$(Y_t - F_t)$	$\left \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right $
Jan-2023	113.98	114.681	0.389	-0.825	111.928	-2.052	0.018
Feb-2023	114.16	114.589	0.341	-0.397	114.695	0.535	0.005
Mar-2023	114.36	114.547	0.303	-0.161	114.785	0.425	0.004
Apr-2023	114.74	114.874	0.305	-0.135	114.713	-0.027	0
May-2023	114.84	114.775	0.265	0.092	115.289	0.449	0.004
Jun-2023	115	114.118	0.172	0.944	116.024	1.024	0.009
Jul-2023	115.24	115.887	0.332	-0.754	113.466	-1.774	0.015
Aug-2023	115.22	115.677	0.278	-0.421	115.822	0.602	0.005

Berdasarkan Tabel 4.4 menyajikan beragam nilai yang meliputi *level*, *trend*, *seasonal*, *forecast*, *error* dan nilai *percentage error*. Penyajian nilai diatas didasarkan pada penggunaan parameter $\alpha=0.9$, $\beta=0.1$ dan $\gamma=0.4$ untuk periode 6 bulan. Data IHK yang mencakup rentang waktu dari Januari 2010 hingga Juni 2010 digunakan untuk menghitung nilai awal untuk periode selama 6 bulan. Selanjutnya, proses pengujian akan dilakukan menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Additive* pada pengambilan musiman sepanjang 12 bulan Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengidentifikasi kombinasi nilai parameter yang menghasilkan nilai MAPE terkecil. Hasil dari proses tersebut direkapitulasi dalam tabel yang tersedia dibawah ini, yang memberikan gambaran tentang kinerja model peramalan dalam menghadapi variasi parameter yang telah ditetapkan.

Tabel 4. 5 Hasil Pengujian Parameter Model *Additive* Periode 12 Bulan

No. Model	<i>Alpha</i>	<i>Beta</i>	<i>Gamma</i>	MAPE
1	0.9	0.1	0.1	1.4757%
2	0.9	0.1	0.2	1.4773%
3	0.9	0.1	0.3	1.4795%
4	0.9	0.1	0.4	1.483%
5	0.9	0.1	0.5	1.487%
6	0.9	0.1	0.6	1.4919%
7	0.9	0.1	0.7	1.4966%
8	0.9	0.1	0.8	1.5012%
9	0.9	0.1	0.9	1.5061%
10	0.8	0.1	0.5	1.6001%
...
...
729	0.2	0.9	0.9	171.3548%

Tabel 4.5 menggambarkan serangkaian eksperimen parameter *alpha*, *beta* dan *gamma* dengan diurutkan berdasarkan MAPE dari paling kecil ke yang paling besar dalam rangka mengevaluasi kinerja sistem peramalan IHK dengan menggunakan model pendekatan *Additive*. Pengujian ini dilakukan dengan cara memvariasikan rentang nilai dari 0.1 hingga 0.9 untuk masing-masing parameter dengan pengambilan musiman yang ditetapkan selama 12 bulan. Keseluruhan jumlah model percobaan sebanyak 729 dihasilkan melalui kombinasi nilai parameter tersebut. Dari serangkaian eksperimen tersebut menunjukkan bahwa kombinasi dari parameter *alpha* 0.9, *beta* 0.1 dan *gamma* 0.1 menghasilkan nilai MAPE terkecil yaitu sebesar 1.4757%. Hal ini menunjukkan bahwa kombinasi parameter tersebut memberikan hasil peramalan yang paling akurat dibandingkan dengan kombinasi parameter lainnya. Secara keseluruhan, rangkaian perhitungan peramalan IHK menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan penerapan model *Additive* memperoleh parameter terbaik dengan $\alpha=0.9$, $\beta=0.1$ dan $\gamma=0.1$ sebagaimana yang tertera dibawah ini:

Tabel 4. 6 Perhitungan Metode *Holt-Winters Model Additive* 12 Bulan

Periode	Y_t	Level	Trend	Season	F_t	$(Y_t - F_t)$	$\left \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right $
Jan-2010	118.01			-2.957			
Feb-2010	118.36			-2.607			
Mar-2010	118.19			-2.777			
Apr-2010	118.37			-2.597			
May-2010	118.71			-2.257			
Jun-2010	119.86			-1.107			
Jul-2010	121.74			0.773			
Aug-2010	122.67			1.703			
Sep-2010	123.21			2.243			
Oct-2010	123.29			2.323			
Nov-2010	124.03			3.063			
Dec-2010	125.17	120.968	0.533	4.203			
...
Jan-2023	113.98	115.979	0.604	-2.659	106.645	-7.335	0.064
Feb-2023	114.16	116.741	0.619	-2.597	113.984	-0.176	0.002
Mar-2023	114.36	117.126	0.596	-2.742	114.621	0.261	0.002
Apr-2023	114.74	117.383	0.562	-2.609	115.117	0.377	0.003
May-2023	114.84	117.194	0.487	-2.279	115.675	0.835	0.007
Jun-2023	115	116.324	0.351	-1.188	116.507	1.507	0.013
Jul-2023	115.24	114.797	0.164	0.63	117.327	2.087	0.018
Aug-2023	115.22	113.724	0.04	1.619	116.594	1.374	0.012

Berdasarkan Tabel 4.6 menyajikan nilai *level*, *trend*, *seasonal*, *forecast*, *error* dan nilai *percentage error* dengan nilai parameter $\alpha=0.9$, $\beta=0.1$ dan $\gamma=0.1$ untuk panjang periode 12 bulan. Data IHK yang mencakup rentang waktu dari Januari 2010 sampai Desember 2010 digunakan untuk menghitung nilai awal untuk periode selama 12 bulan.

4.1.2 Hasil Pengujian Model *Multiplicative*

Pengujian model *Multiplicative* diterapkan dengan memvariasikan nilai parameter *alpha*, *beta* dan *gamma* dari 0.1 hingga 0.9 dengan periode musiman selama 3 bulan seperti yang tercantum dalam tabel dibawah ini.

Tabel 4. 7 Hasil Pengujian Parameter Model *Multiplicative* Periode 3 Bulan

No. Model	<i>Alpha</i>	<i>Beta</i>	<i>Gamma</i>	MAPE
1	0.9	0.1	0.1	1.1859%
2	0.9	0.1	0.2	1.2083%
3	0.9	0.1	0.3	1.2216%
4	0.9	0.1	0.7	1.2221%
5	0.9	0.1	0.8	1.2238%
6	0.9	0.1	0.6	1.2242%
7	0.9	0.1	0.5	1.2255%
8	0.9	0.1	0.4	1.2263%
9	0.9	0.1	0.9	1.2345%
10	0.9	0.2	0.1	1.2507%
...
...
729	0.1	0.1	0.1	5.2395%

Tabel 4.7 menggambarkan serangkaian eksperimen parameter *alpha*, *beta* dan *gamma* dengan diurutkan berdasarkan MAPE dari paling kecil ke yang paling besar dalam rangka mengevaluasi kinerja sistem peramalan IHK dengan menggunakan model pendekatan *Multiplicative*. Pengujian ini dilakukan dengan memvariasikan nilai parameter dari 0.1 hingga 0.9 untuk setiap parameter dengan pengambilan musiman 3 bulan. Keseluruhan jumlah model percobaan sebanyak

729 dihasilkan melalui kombinasi nilai parameter tersebut. Dari serangkaian eksperimen menunjukkan bahwa parameter α 0.9, β 0.1 dan γ 0.1 menghasilkan nilai MAPE terkecil yang sebesar 1.1859%. Secara keseluruhan, rangkaian perhitungan peramalan IHK menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Multiplicative* memperoleh parameter terbaik dengan $\alpha=0.9$, $\beta=0.1$ dan $\gamma=0.1$ sebagaimana yang tertera dibawah ini.

Tabel 4. 8 Perhitungan Metode *Holt-Winters Model Multiplicative* 3 Bulan

Periode	Y_t	Level	Trend	Season	F_t	$(Y_t - F_t)$	$\left \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right $
Jan-2010	118.01			0.999			
Feb-2010	118.36			1.001			
Mar-2010	118.19	118.187	2.693	1			
Apr-2010	118.37	118.78	2.483	0.998	120.699	2.329	0.02
May-2010	118.71	118.809	2.238	1.001	121.442	2.732	0.023
Jun-2010	119.86	119.976	2.131	1	121.05	1.19	0.01
Jul-2010	121.74	121.962	2.116	0.998	121.9	0.16	0.001
Aug-2010	122.67	122.674	1.976	1.001	124.232	1.562	0.013
Sep-2010	123.21	123.362	1.847	1	124.642	1.432	0.012
Oct-2010	123.29	123.671	1.693	0.998	124.996	1.706	0.014
Nov-2010	124.03	124.04	1.561	1.001	125.504	1.474	0.012
Dec-2010	125.17	125.234	1.524	1	125.577	0.407	0.003
Jan-2023	113.98	114.391	0.354	0.996	113.142	-0.838	0.007
Feb-2023	114.16	114.191	0.299	1	114.777	0.617	0.005

Periode	Y_t	Level	Trend	Season	F_t	$(Y_t - F_t)$	$\left \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right $
Mar-2023	114.36	114.18	0.268	1.002	114.705	0.345	0.003
Apr-2023	114.74	115.152	0.338	0.996	113.961	-0.779	0.007
May-2023	114.84	114.883	0.277	1	115.515	0.675	0.006
Jun-2023	115	114.825	0.244	1.002	115.373	0.373	0.003
Jul-2023	115.24	115.659	0.303	0.996	114.587	-0.653	0.006
Aug-2023	115.22	115.278	0.235	1	115.98	0.76	0.007

Berdasarkan Tabel 4.8 menyajikan nilai yang meliputi *level*, *trend*, *seasonal*, *forecast*, *error* dan nilai *precentage error*. Penyajian nilai diatas didasarkan pada penggunaan parameter $\alpha=0.9$, $\beta=0.1$ dan $\gamma=0.1$ untuk panjang periode 3 bulan. Data IHK yang mencakup rentang waktu dari Januari 2010 sampai Maret 2010 digunakan untuk menghitung nilai awal untuk periode selama 3 bulan. Selanjutnya, proses pengujian akan dilakukan menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Multiplicative* pada pengambilan musiman selama 6 bulan. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengidentifikasi kombinasi nilai parameter yang menghasilkan nilai MAPE terkecil. Hasil dari proses tersebut direkapitulasi dalam tabel yang tersedia dibawah ini, yang memberikan gambaran tentang kinerja model peramalan dalam menghadapi variasi parameter yang telah ditetapkan.

Tabel 4. 9 Hasil Perhitungan Parameter Model *Multiplicative* Periode 6 Bulan

No. Model	α	β	γ	MAPE
1	0.9	0.1	0.2	1.2988%
2	0.9	0.1	0.1	1.3003%
3	0.9	0.1	0.3	1.3005%
4	0.9	0.1	0.4	1.3031%

No. Model	<i>Alpha</i>	<i>Beta</i>	<i>Gamma</i>	MAPE
5	0.9	0.1	0.5	1.3086%
6	0.9	0.1	0.6	1.3157%
7	0.9	0.1	0.7	1.3245%
8	0.9	0.1	0.8	1.3353%
9	0.9	0.1	0.9	1.3504%
10	0.8	0.1	0.2	1.3629%
...
...
...
...
729	0.6	0.9	0.9	23.1374%

Tabel 4.9 menggambarkan serangkaian eksperimen parameter *alpha*, *beta* dan *gamma* dengan diurutkan berdasarkan MAPE dari paling kecil ke yang paling besar dalam rangka mengevaluasi kinerja sistem peramalan IHK dengan menggunakan model pendekatan *Additive*. Pengujian ini dilakukan dengan cara memvariasikan nilai parameter dari 0.1 hingga 0.9 untuk masing-masing parameter dengan panjang periode musiman yang ditetapkan selama 6 bulan. Keseluruhan jumlah model percobaan sebanyak 729 model percobaan dihasilkan melalui kombinasi nilai parameter *alpha*, *beta* dan *gamma*. Dari serangkaian eksperimen tersebut menunjukkan bahwa kombinasi dari parameter *alpha* 0.9, *beta* 0.1 dan *gamma* 0.2 menghasilkan nilai MAPE terkecil yaitu sebesar 1.2988%. Hal ini menunjukkan bahwa kombinasi parameter tersebut memberikan hasil peramalan yang paling akurat dibandingkan dengan kombinasi parameter lainnya. Secara keseluruhan, rangkaian perhitungan peramalan IHK menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Additive* memperoleh parameter terbaik dengan $\alpha=0.9$, $\beta=0.1$ dan $\gamma=0.2$ sebagaimana yang tertera dibawah ini:

Tabel 4. 10 Perhitungan Metode *Holt-Winters Model Multiplicative* 6 Bulan

Periode	Y_t	<i>Level</i>	<i>Trend</i>	<i>Season</i>	F_t	$(Y_t - F_t)$	$\left \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right$
Jan-2010	118.01			0.995			
Feb-2010	118.36			0.998			
Mar-2010	118.19			0.997			
Apr-2010	118.37			0.998			
May-2010	118.71			1.001			
Jun-2010	119.86	118.583	1.258	1.011			
Jul-2010	121.74	122.082	1.482	0.996	119.261	-2.479	0.02
Aug-2010	122.67	122.968	1.422	0.998	123.331	0.661	0.005
Sep-2010	123.21	123.697	1.353	0.997	123.977	0.767	0.006
Oct-2010	123.29	123.666	1.214	0.998	124.825	1.535	0.012
Nov-2010	124.03	123.996	1.126	1.001	125.014	0.984	0.008
Dec-2010	125.17	123.965	1.01	1.011	126.469	1.299	0.01
...
Jan-2023	113.98	114.563	0.382	0.994	111.99	-1.99	0.017
Feb-2023	114.16	114.486	0.336	0.998	114.669	0.509	0.004
Mar-2023	114.36	114.602	0.314	0.998	114.604	0.244	0.002
Apr-2023	114.74	114.907	0.313	0.999	114.75	0.01	0
May-2023	114.84	114.759	0.267	1.001	115.353	0.513	0.004
Jun-2023	115	114.026	0.167	1.009	116.123	1.123	0.01
Jul-2023	115.24	115.812	0.329	0.994	113.453	-1.787	0.016
Aug-2023	115.22	115.571	0.272	0.997	115.851	0.631	0.005

Berdasarkan Tabel 4.10 menyajikan beragam nilai yang meliputi *level*, *trend*, *seasonal*, *forecast*, *error* dan nilai *precentage error*. Penyajian nilai diatas didasarkan pada penggunaan parameter $\alpha=0.9$, $\beta=0.1$ dan $\gamma=0.2$ untuk periode 6 bulan. Data IHK yang mencakup rentang waktu dari Januari 2010 sampai Juni 2010 digunakan untuk menghitung nilai awal untuk periode selama 6 bulan. Selanjutnya, proses pengujian akan dilakukan menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Multiplicative* pada pengambilan musiman selama 12 bulan. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengidentifikasi kombinasi nilai parameter yang menghasilkan nilai MAPE terkecil. Hasil dari proses tersebut direkapitulasi dalam tabel yang tersedia dibawah ini, yang memberikan gambaran tentang kinerja model peramalan dalam menghadapi variasi parameter yang telah ditetapkan.

Tabel 4. 11 Hasil Pengujian Parameter Model *Multiplicative* Periode 12 Bulan

No. Model	<i>Alpha</i>	<i>Beta</i>	<i>Gamma</i>	MAPE
1	0.9	0.1	0.1	1.4718%
2	0.9	0.1	0.2	1.4742%
3	0.9	0.1	0.3	1.4772%
4	0.9	0.1	0.4	1.4815%
5	0.9	0.1	0.5	1.4862%
6	0.9	0.1	0.6	1.4916%
7	0.9	0.1	0.7	1.4971%
8	0.9	0.1	0.8	1.5033%
9	0.9	0.1	0.9	1.5102%
10	0.8	0.1	0.4	1.6027%
...
...
729	0.2	0.7	0.9	1777.249%

Tabel 4.11 menggambarkan serangkaian eksperimen parameter *alpha*, *beta* dan *gamma* diurutkan berdasarkan MAPE dari paling kecil ke yang paling besar dalam rangka mengevaluasi kinerja sistem peramalan IHK dengan menggunakan model pendekatan *Multiplicative*. Pengujian ini dilakukan dengan memvariasikan

nilai parameter dari 0.1 hingga 0.9 untuk setiap parameter dengan panjang periode musiman 12 bulan. Keseluruhan jumlah model percobaan sebanyak 729 dihasilkan melalui kombinasi nilai parameter tersebut. Dari serangkaian eksperimen menunjukkan bahwa parameter α 0.9, β 0.1 dan γ 0.1 menghasilkan nilai MAPE terkecil yang sebesar 1.4718%. Secara keseluruhan, rangkaian perhitungan peramalan indeks harga konsumen menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Multiplicative* memperoleh parameter terbaik dengan $\alpha=0.9$, $\beta=0.1$ dan $\gamma=0.1$ sebagaimana yang tertera dibawah ini.

Tabel 4. 12 Perhitungan Metode *Holt-Winters Model Multiplicative* 12 Bulan

Periode	Y_t	Level	Trend	Season	F_t	$(Y_t - F_t)$	$\left \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right $
Jan-2010	118.01			0.976			
Feb-2010	118.36			0.978			
Mar-2010	118.19			0.977			
Apr-2010	118.37			0.979			
May-2010	118.71			0.981			
Jun-2010	119.86			0.991			
Jul-2010	121.74			1.006			
Aug-2010	122.67			1.014			
Sep-2010	123.21			1.019			
Oct-2010	123.29			1.019			
Nov-2010	124.03			1.025			
Dec-2010	125.17	120.968	0.533	1.035			

Periode	Y_t	$Level$	$Trend$	$Season$	F_t	$(Y_t - F_t)$	$\left \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right $
Jan-2023	113.98	115.983	0.595	0.978	107.249	-6.731	0.059
Feb-2023	114.16	116.659	0.603	0.979	114.071	-0.089	0.001
Mar-2023	114.36	117.028	0.579	0.977	114.614	0.254	0.002
Apr-2023	114.74	117.291	0.548	0.979	115.084	0.344	0.003
May-2023	114.84	117.11	0.475	0.981	115.634	0.794	0.007
Jun-2023	115	116.269	0.343	0.99	116.447	1.447	0.013
Jul-2023	115.24	114.823	0.164	1.005	117.239	1.999	0.017
Aug-2023	115.22	113.813	0.047	1.013	116.543	1.323	0.011

Berdasarkan Tabel 4.12 menyajikan beragam nilai yang meliputi *level*, *trend*, *seasonal*, *forecast*, *error* dan nilai *precentage error*. Penyajian nilai diatas didasarkan pada penggunaan parameter $\alpha=0.9$, $\beta=0.1$ dan $\gamma=0.1$ untuk panjang periode 12 bulan. Data IHK yang mencakup rentang waktu dari Januari 2010 sampai Desember 2010 digunakan untuk menghitung nilai awal untuk periode selama 12 bulan.

4.2 Pembahasan

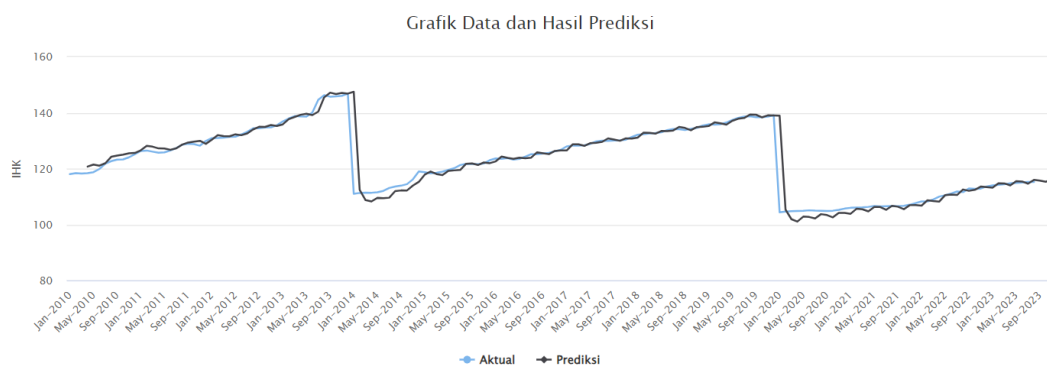
Pada pembahasan penelitian ini, perbandingan dilakukan dengan menganalisis hasil pengujian yang dilakukan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam penerapan menggunakan model pendekatan *Additive* maupun *Multiplicative* terhadap sistem peramalan Indeks Harga Konsumen (IHK) untuk mendapatkan model terbaik. Berikut perbandingan nilai *Mean Absolute Precentage Error* (MAPE) sebagaimana yang tertera dibawah ini:

Tabel 4. 13 Perbandingan Model *Additive* dan *Multiplicative* Periode 3 Bulan

Model	Periode	<i>Alpha</i>	<i>Beta</i>	<i>Gamma</i>	MAPE
<i>Additive</i>	3	0.9	0.1	0.1	1.1775%
<i>Multiplicative</i>	3	0.9	0.1	0.1	1.1859%

Tabel 4.13 menunjukkan perbandingan hasil pengujian nilai MAPE pada periode 3 bulan menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Additive* dan *Multiplicative*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kedua model menggunakan parameter yang sama yaitu *alpha* 0.9, *beta* 0.1 dan *gamma* 0.1 serta pengambilan musiman yang digunakan yaitu 3 bulan. MAPE yang didapatkan model *Additive* adalah sebesar 1.1775%, sementara MAPE yang didapatkan model *Multiplicative* adalah sebesar 1.1859%.

Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam penerapan menggunakan model pendekatan model *Additive* pada pengambilan musiman selama 3 bulan menggunakan nilai parameter *alpha* 0.9, *beta* 0.1 dan *gamma* 0.1 memperoleh MAPE sebesar 1.1775%. Grafik di bawah ini menggambarkan hasil *forecasting* menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Additive* untuk periode 3 bulan pada indeks harga konsumen.

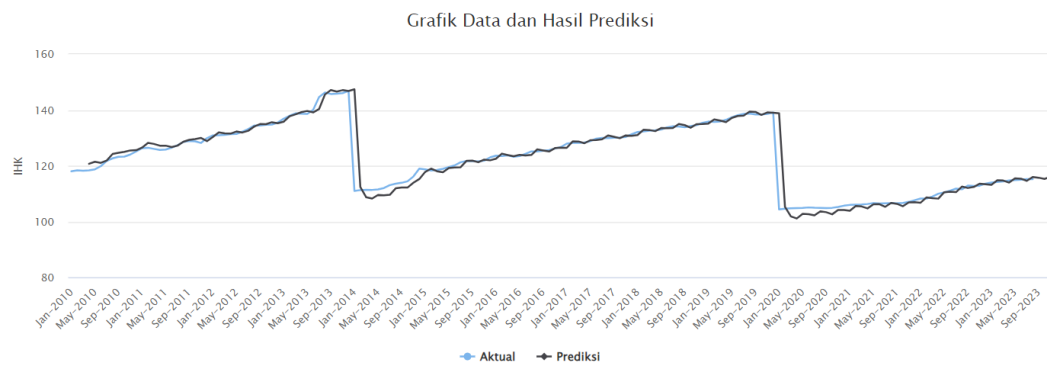


Gambar 4. 1 Grafik Metode *Holt-Winters Model Additive* Periode 3 Bulan

Pada Gambar 4.1 menyajikan grafik perbandingan antara data aktual indeks harga konsumen dan hasil *forecasting* indeks harga konsumen menggunakan model *Additive* untuk periode selama 3 bulan. Grafik tersebut menampilkan 2 garis dimana garis berwarna biru mencerminkan data aktual IHK dan garis berwarna hitam mencerminkan hasil peramalan IHK. Dari pola grafik tersebut, terlihat bahwa perhitungan peramalan dilakukan dengan mengikuti perhitungan 3 bulan sebelumnya. Dengan kata lain, untuk memprediksi nilai pada bulan berikutnya, model menggunakan informasi dari bulan-bulan sebelumnya dengan interval waktu 3 bulan. Jika pola ini terus berulang, maka peramalan untuk bulan selanjutnya akan terus mengikuti pola tersebut dengan memanfaatkan data dari 3 bulan sebelumnya.

Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam penerapan menggunakan model pendekatan model *Multiplicative* pada pengambilan musiman selama 3 bulan menggunakan nilai parameter *alpha* 0.9, *beta* 0.1 dan *gamma* 0.1 menghasilkan MAPE terkecil sebesar 1.1859%. Grafik di bawah ini menggambarkan hasil *forecasting* menerapkan metode *Triple Exponential*

Smoothing Holt-Winters dengan menggunakan model pendekatan *Multiplicative* untuk periode 3 bulan pada indeks harga konsumen.



Gambar 4. 2 Grafik Metode *Holt-Winters* Model *Multiplicative* Periode 3 Bulan

Pada Gambar 4.2 menyajikan grafik perbandingan antara data aktual indeks harga konsumen dan hasil *forecasting* indeks harga konsumen menggunakan model *Multiplicative* untuk periode selama 3 bulan. Grafik tersebut menampilkan 2 garis dimana garis berwarna biru mencerminkan data aktual IHK dan garis berwarna hitam mencerminkan hasil peramalan IHK. Dari pola grafik tersebut, terlihat bahwa perhitungan peramalan dilakukan dengan mengikuti perhitungan 3 bulan sebelumnya. Dengan kata lain, untuk memprediksi nilai pada bulan berikutnya, model menggunakan informasi dari bulan-bulan sebelumnya dengan interval waktu 3 bulan. Jika pola ini terus berulang, maka peramalan untuk bulan selanjutnya akan terus mengikuti pola tersebut dengan memanfaatkan data dari 3 bulan sebelumnya.

Dari perbandingan penerapan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam menggunakan model pendekatan *Additive* maupun *Multiplicative* menggunakan parameter *alpha*, *beta*, dan *gamma* yang sama untuk kedua model

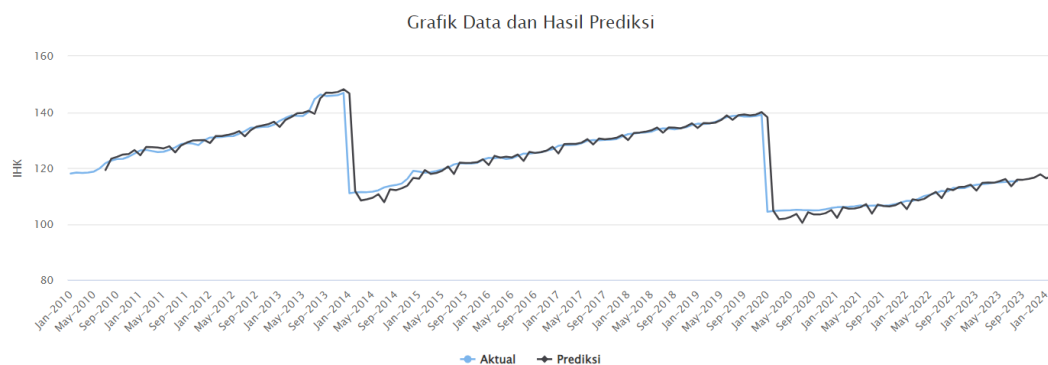
yaitu 0.9, 0.1, dan 0.1 serta panjang periode yang digunakan untuk kedua model yaitu 3 bulan. Hasil analisis menunjukkan bahwa keduanya memiliki performa yang relatif serupa dengan perbedaan nilai MAPE yang dihasilkan tidak signifikan secara besar. Namun, terdapat sedikit perbedaan dalam nilai MAPE, dimana model *Additive* memiliki MAPE sebesar 1.1775% terlihat sedikit lebih unggul dalam hal akurasi dibandingkan dengan metode *Multiplicative* yang memiliki MAPE sebesar 1.1859%. Meskipun perbedaannya tidak signifikan secara besar, perbedaan dalam nilai MAPE mencerminkan sedikit keunggulan pada model *Additive* dibandingkan pada model *Multiplicative* dalam pengambilan musiman selama 3 bulan. Pada periode yang pendek yaitu 3 bulan, pola musiman mungkin lebih terlihat seragam dan kurang bervariasi sehingga kedua model memberikan hasil yang sangat mirip dan menghasilkan selisih MAPE yang kecil.

Tabel 4. 14 Perbandingan Model *Additive* dan *Multiplicative* Periode 6 Bulan

Model	Periode	<i>Alpha</i>	<i>Beta</i>	<i>Gamma</i>	MAPE
<i>Additive</i>	6	0.9	0.1	0.4	1.2779%
<i>Multiplicative</i>	6	0.9	0.1	0.2	1.2988%

Tabel 4.14 menunjukkan perbandingan hasil pengujian nilai MAPE pada periode 6 bulan menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Additive* dan *Multiplicative*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kedua model memiliki parameter untuk model *Additive* yaitu α 0.9, β 0.1 dan γ 0.4 sedangkan untuk parameter model *Multiplicative* yaitu α 0.9, β 0.1 dan γ 0.2 serta pengambilan musiman yang digunakan untuk kedua model yaitu 6 bulan. MAPE yang didapatkan model *Additive* sebesar 1.2779%, sementara MAPE yang didapatkan model *Multiplicative* sebesar 1.2988%.

Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam penerapan menggunakan model pendekatan model *Additive* pada pengambilan musiman selama 6 bulan menggunakan nilai parameter α 0.9, β 0.1 dan γ 0.4 menghasilkan MAPE terkecil sebesar 1.2779%. Grafik di bawah ini menggambarkan hasil *forecasting* menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Additive* untuk periode 6 bulan pada indeks harga konsumen.

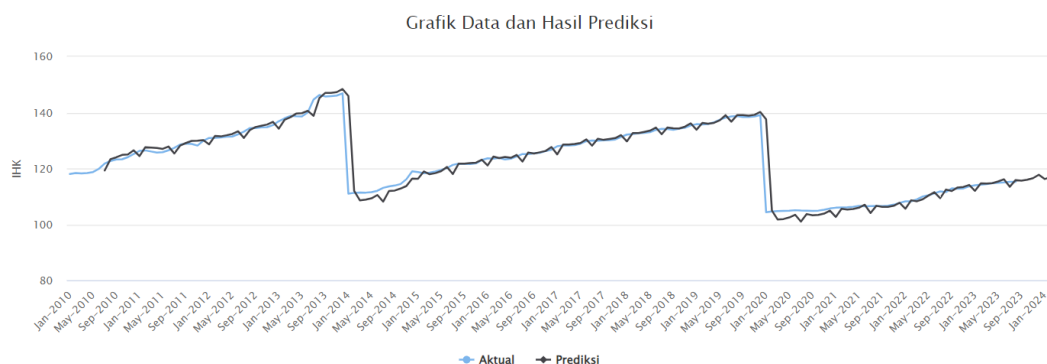


Gambar 4. 3 Grafik Metode *Holt-Winters Model Additive* Periode 6 Bulan

Pada Gambar 4.3 menyajikan grafik perbandingan antara data aktual indeks harga konsumen dan hasil *forecasting* indeks harga konsumen dalam menggunakan model pendekatan *Additive* untuk periode selama 6 bulan. Grafik tersebut menampilkan 2 garis dimana garis berwarna biru mencerminkan data aktual IHK dan garis berwarna hitam mencerminkan hasil peramalan IHK. Dari pola grafik tersebut, terlihat bahwa perhitungan peramalan dilakukan dengan mengikuti perhitungan 6 bulan sebelumnya. Dengan kata lain, untuk memprediksi nilai pada bulan berikutnya, model menggunakan informasi dari bulan-bulan sebelumnya dengan interval waktu 6 bulan. Jika pola ini terus berulang, maka

peramalan untuk bulan selanjutnya akan terus mengikuti pola tersebut dengan memanfaatkan data dari 6 bulan sebelumnya.

Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam penerapan menggunakan model pendekatan model *Multiplicative* pada pengambilan musiman selama 6 bulan dengan nilai parameter α 0.9, β 0.1 dan γ 0.2 menghasilkan MAPE terkecil sebesar 1.2988%. Grafik di bawah ini menggambarkan hasil *forecasting* menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Multiplicative* untuk periode 6 bulan pada indeks harga konsumen.



Gambar 4. 4 Grafik Metode *Holt-Winters Model Multiplicative* Periode 6 Bulan

Pada Gambar 4.4 menyajikan grafik perbandingan antara data aktual indeks harga konsumen dan hasil *forecasting* indeks harga konsumen dalam menggunakan model pendekatan model *Multiplicative* untuk periode selama 6 bulan. Grafik tersebut menampilkan 2 garis dimana garis berwarna biru mencerminkan data aktual IHK dan garis berwarna hitam mencerminkan hasil peramalan IHK. Dari pola grafik tersebut, terlihat bahwa perhitungan peramalan dilakukan dengan mengikuti perhitungan 6 bulan sebelumnya. Dengan kata lain,

untuk memprediksi nilai pada bulan berikutnya, model menggunakan informasi dari bulan-bulan sebelumnya dengan interval waktu 6 bulan. Jika pola ini terus berulang, maka peramalan untuk bulan selanjutnya akan terus mengikuti pola tersebut dengan memanfaatkan data dari 6 bulan sebelumnya.

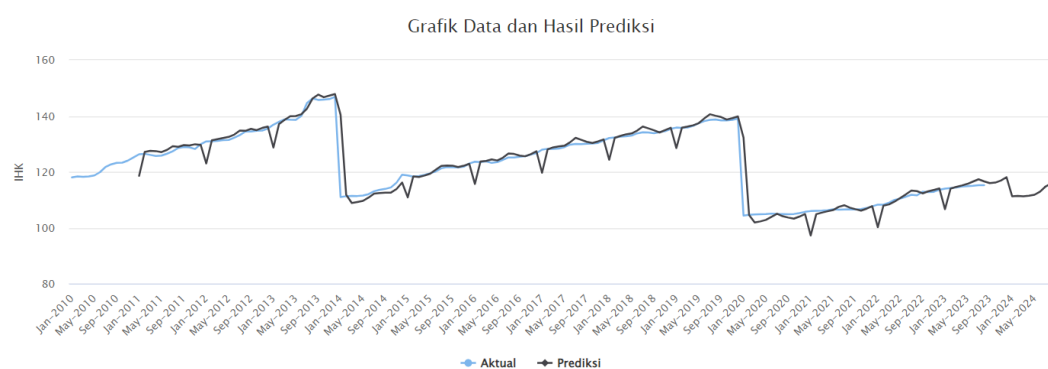
Dari perbandingan penerapan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam menggunakan model pendekatan *Additive* maupun *Multiplicative* menggunakan periode selama 6 bulan serta parameter α , β , dan γ yang berbeda untuk kedua model (yaitu 0.9, 0.1, dan 0.4 untuk model *Additive*, dan 0.9, 0.1, dan 0.2 untuk model *Multiplicative*). Hasil analisis menunjukkan bahwa keduanya memiliki performa yang relatif serupa dengan perbedaan nilai MAPE yang dihasilkan tidak signifikan secara besar. Namun, terdapat sedikit perbedaan dalam nilai MAPE, dimana model *Additive* memiliki MAPE sebesar 1.2779% terlihat sedikit lebih unggul dalam hal akurasi dibandingkan dengan metode *Multiplicative* yang memiliki MAPE sebesar 1.2988%. Meskipun perbedaannya tidak signifikan secara besar, perbedaan dalam nilai MAPE mencerminkan sedikit keunggulan pada model *Additive* dibandingkan pada model *Multiplicative* pada pengambilan musiman selama 6 bulan. Pada periode menengah yaitu 6 bulan, perubahan pada variasi musiman dan tren lebih kompleks dan perbedaan model lebih terlihat variasi sehingga menyebabkan perbedaan yang lebih besar dalam akurasi antara kedua model.

Tabel 4. 15 Perbandingan Model *Additive* dan *Multiplicative* Periode 12 Bulan

Model	Periode	α	β	γ	MAPE
<i>Additive</i>	12	0.9	0.1	0.1	1.4757%
<i>Multiplicative</i>	12	0.9	0.1	0.1	1.4718%

Tabel 4.15 menunjukkan perbandingan hasil pengujian nilai MAPE pada periode 12 bulan menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Additive* dan *Multiplicative*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kedua model menggunakan parameter yang sama yaitu α 0.9, β 0.1 dan γ 0.1 serta pengambilan musiman yaitu 12 bulan. MAPE yang didapatkan model *Additive* sebesar 1.4757%, sedangkan MAPE yang didapatkan model *Multiplicative* sebesar 1.4718%.

Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam penerapan menggunakan model pendekatan model *Additive* pada pengambilan musiman selama 12 bulan menggunakan nilai parameter α 0.9, β 0.1 dan γ 0.1 memperoleh MAPE terkecil sebesar 1.4757%. Grafik di bawah ini menggambarkan hasil *forecasting* menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Additive* untuk periode 12 bulan pada indeks harga konsumen.

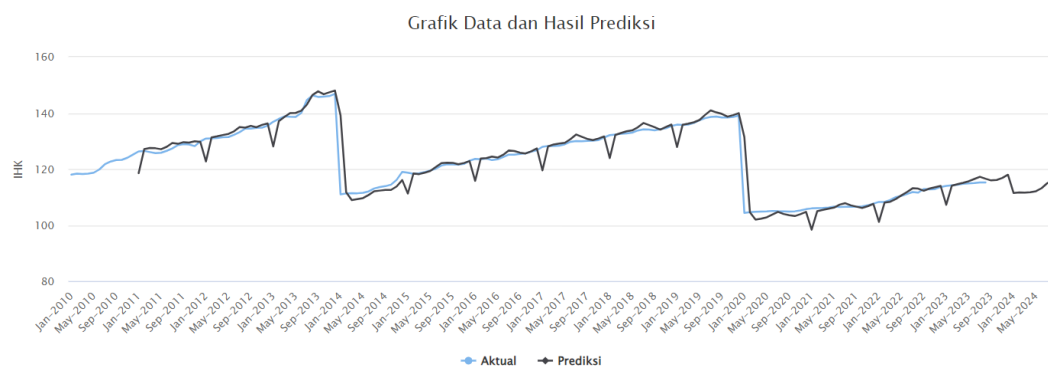


Gambar 4. 5 Grafik Metode *Holt-Winters* Model *Additive* Periode 12 Bulan

Pada Gambar 4.5 menyajikan grafik perbandingan antara data aktual indeks harga konsumen dan hasil *forecasting* indeks harga konsumen dalam

menggunakan model pendekatan *Additive* untuk periode selama 12 bulan. Grafik tersebut menampilkan 2 garis dimana garis berwarna biru mencerminkan data aktual IHK dan garis berwarna hitam mencerminkan hasil peramalan IHK. Dari pola grafik tersebut, terlihat bahwa perhitungan peramalan dilakukan dengan mengikuti perhitungan 12 bulan sebelumnya. Dengan kata lain, untuk memprediksi nilai pada bulan berikutnya, model menggunakan informasi dari bulan-bulan sebelumnya dengan interval waktu 12 bulan. Jika pola ini terus berulang, maka peramalan untuk bulan selanjutnya akan terus mengikuti pola tersebut dengan memanfaatkan data dari 12 bulan sebelumnya.

Metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam penerapan menggunakan model pendekatan model *Multiplicative* pada pengambilan musiman selama 12 bulan menggunakan nilai parameter α 0.9, β 0.1 dan γ 0.1 memperoleh MAPE terkecil sebesar 1.4718%. Grafik di bawah ini menggambarkan hasil *forecasting* menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan menggunakan model pendekatan *Multiplicative* untuk periode 12 bulan pada indeks harga konsumen.



Gambar 4. 6 Grafik Metode *Holt-Winters Model Multiplicative* Periode 12 Bulan

Pada Gambar 4.6 menyajikan grafik perbandingan antara data aktual indeks harga konsumen dan hasil *forecasting* indeks harga konsumen dalam menggunakan model pendekatan model *Multiplicative* untuk periode selama 12 bulan. Grafik tersebut menampilkan 2 garis dimana garis berwarna biru mencerminkan data aktual IHK dan garis berwarna hitam mencerminkan hasil peramalan IHK. Dari pola grafik tersebut, terlihat bahwa perhitungan peramalan dilakukan dengan mengikuti perhitungan 12 bulan sebelumnya. Dengan kata lain, untuk memprediksi nilai pada bulan berikutnya, model menggunakan informasi dari bulan-bulan sebelumnya dengan interval waktu 12 bulan. Jika pola ini terus berulang, maka peramalan untuk bulan selanjutnya akan terus mengikuti pola tersebut dengan memanfaatkan data dari 12 bulan sebelumnya.

Dari perbandingan penerapan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam menggunakan model pendekatan *Additive* maupun *Multiplicative* menggunakan parameter *alpha*, *beta*, dan *gamma* yang sama untuk kedua model yaitu 0.9, 0.1, dan 0.1 serta panjang periode yang digunakan untuk kedua model yaitu 12 bulan. Hasil analisis menunjukkan bahwa keduanya memiliki performa yang relatif serupa dengan perbedaan nilai MAPE yang dihasilkan tidak signifikan secara besar. Namun, terdapat sedikit perbedaan dalam nilai MAPE, dimana model *Multiplicative* memiliki MAPE sebesar 1.4718% terlihat sedikit lebih unggul dalam hal akurasi dibandingkan dengan metode *Additive* yang memiliki MAPE sebesar 1.4757%. Meskipun perbedaannya tidak signifikan secara besar, perbedaan dalam nilai MAPE mencerminkan sedikit keunggulan pada model *Multiplicative* dibandingkan pada model *Additive* dalam pengambilan musiman

selama 12 bulan. Pada pengambilan periode panjang yaitu 12 bulan, meskipun variasi musiman lebih signifikan, model *multiplicative* cenderung menangkap perubahan musiman yang bervariasi lebih baik pada pola tahunan, yang dapat menyebabkan selisih MAPE yang lebih kecil lagi.

Analisis terhadap pengaruh parameter *alpha*, *beta* dan *gamma* terhadap MAPE merupakan langkah penting dalam memahami kinerja suatu model atau sistem, karena MAPE dapat memberikan gambaran yang jelas tentang seberapa akurat peramalan model tersebut. Dengan memahami bagaimana perubahan parameter dapat memengaruhi MAPE, kita dapat mengoptimalkan parameter-parameter tersebut untuk meningkatkan keakuratan peramalan dan performa keseluruhan dari model atau sistem yang sedang dievaluasi.

Pengujian koefisien korelasi dilakukan dengan bantuan program SPSS (*Statistical Package for the Social Sciences*) for windows. Pengambilan keputusan dalam mengevaluasi apakah perubahan dalam model secara keseluruhan memberikan peningkatan yang signifikan dalam kemampuan model untuk menjelaskan data berdasarkan Signifikansi F Change (Sig F Change). Jika nilai signifikansi kurang dari 0.05 maka variabel independen tersebut dinyatakan memiliki hubungan yang signifikan terhadap variabel dependen dan sebaliknya jika nilai signifikansi lebih dari 0.05 maka variabel independen tersebut dinyatakan tidak berpengaruh terhadap variabel dependen. Sedangkan untuk pengambilan keputusan dalam menilai seberapa besar pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen berdasarkan nilai R (*Pearson's correlation coefficient*). Menurut Sugiyono terdapat 5 tingkat hubungan pengelompokan yaitu sangat kuat,

kuat, sedang, rendah dan sangat rendah. Sugiyono menyatakan bahwa nilai R 1.00 – 0.80 termasuk dalam kategori sangat kuat, nilai R 0.799 – 0.60 termasuk dalam kategori kuat, nilai R 0.599 – 0.40 termasuk dalam kategori sedang, nilai R 0.399 – 0.20 termasuk dalam kategori rendah dan nilai R 0.199 – 0.00 termasuk dalam kategori sangat rendah.

Model Summary									
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Change Statistics				
					R Square Change	F Change	df1	df2	Sig. F Change
1	.753 ^a	.566	.566	.4054672	.566	949.525	1	727	.000

a. Predictors: (Constant), Alpha

Gambar 4. 7 Hasil Uji Koefisien Korelasi Parameter *Alpha*

Berdasarkan Gambar 4.7 diperoleh nilai Sig. F Change sebesar $0.000 < 0.05$ yang menunjukkan variabel *alpha* memiliki hubungan yang signifikan terhadap variabel MAPE dan nilai R sebesar 0.753. Hal ini menunjukkan variabel *alpha* dengan MAPE memiliki tingkat hubungan kuat yang sesuai dengan tabel pedoman interval koefisien korelasi.

Model Summary									
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Change Statistics				
					R Square Change	F Change	df1	df2	Sig. F Change
1	.093 ^a	.009	.007	.6130903	.009	6.285	1	727	.012

a. Predictors: (Constant), Beta

Gambar 4. 8 Hasil Uji Koefisien Korelasi Parameter *Beta*

Berdasarkan Gambar 4.8 diperoleh nilai Sig. F Change sebesar $0.012 < 0.05$ yang menunjukkan variabel *beta* memiliki hubungan yang signifikan terhadap variabel MAPE dan nilai R sebesar 0.093. Hal ini variabel *beta* dengan MAPE memiliki tingkat hubungan sangat rendah yang sesuai dengan tabel pedoman interval koefisien korelasi.

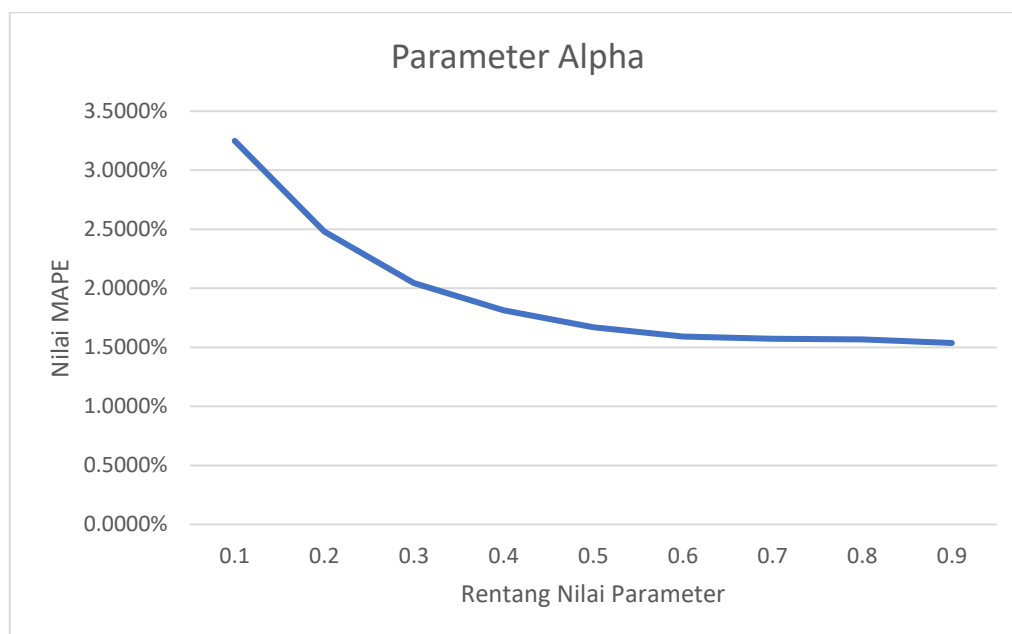
Model Summary									
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Change Statistics				
					R Square Change	F Change	df1	df2	Sig. F Change
1	.112 ^a	.013	.011	.6118396	.013	9.285	1	727	.002

a. Predictors: (Constant), Gamma

Gambar 4. 9 Hasil Uji Koefisien Korelasi Parameter *Gamma*

Berdasarkan Gambar 4.9 diperoleh nilai Sig. F Change sebesar $0.002 < 0.05$ yang menunjukkan variabel *gamma* memiliki hubungan yang signifikan terhadap variabel MAPE dan nilai R sebesar 0.112. Hal ini variabel *gamma* dengan MAPE memiliki tingkat hubungan sangat rendah yang sesuai dengan tabel pedoman interval koefisien korelasi.

Dalam upaya untuk memahami dan meningkatkan kinerja model peramalan, perlunya menganalisis grafik pengaruh parameter *alpha*, *beta*, dan *gamma* terhadap MAPE. Pengaruh parameter *alpha*, *beta*, dan *gamma* terhadap MAPE dapat memberikan wawasan mendalam tentang bagaimana model-model tersebut menanggapi berbagai jenis tren, musiman, dan fluktuasi dalam data waktu. Analisis ini dapat membantu dalam menentukan nilai-nilai optimal untuk parameter-parameter tersebut, sehingga model peramalan dapat memberikan peramalan yang lebih akurat.

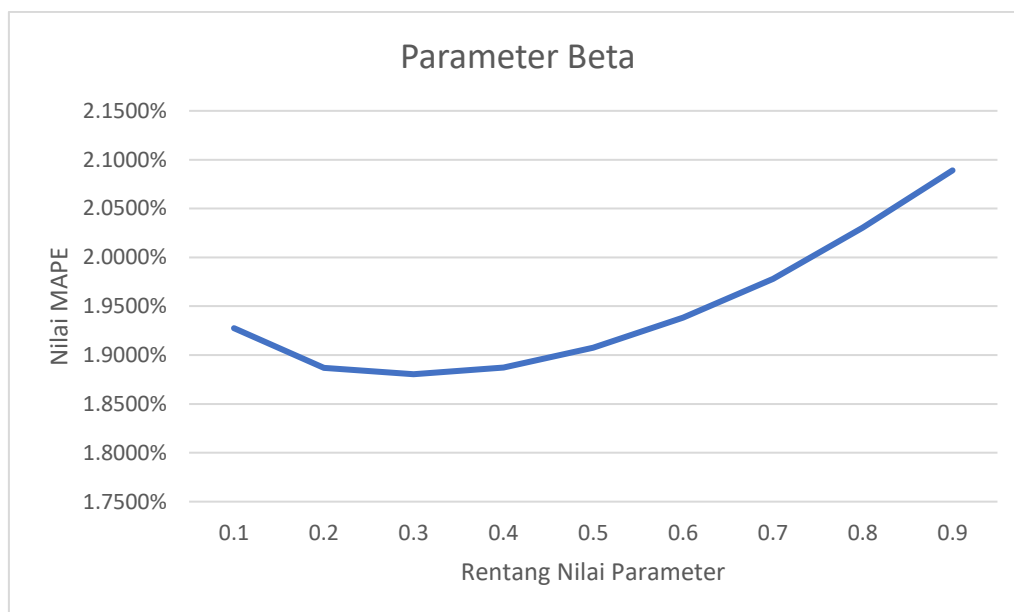


Gambar 4. 10 Grafik Parameter *Alpha* Metode *Holt-Winters Model Additive*

Berdasarkan grafik Gambar 4.10, terlihat bahwa terdapat pengaruh antara parameter *alpha* terhadap nilai MAPE. Terdapat kecenderungan bahwa semakin tinggi nilai *alpha*, nilai MAPE cenderung menurun secara bertahap. Hal ini dapat dilihat dari data yang menunjukkan bahwa ketika nilai *alpha* meningkat dari 0.1 hingga 0.9, nilai MAPE secara konsisten menurun.

Parameter *alpha* adalah parameter dalam metode *Holt-Winters* yang mengontrol seberapa besar bobot diberikan pada data historis dalam menghitung ramalan. Parameter *alpha* yang rendah menunjukkan bahwa model memberikan bobot yang lebih besar pada data dalam menghitung ramalan. Dengan kata lain, data memiliki pengaruh yang lebih besar dalam hasil peramalan. Namun, model dengan *alpha* rendah cenderung kurang responsif terhadap perubahan baru atau fluktuasi dalam data. Sebaliknya, parameter *alpha* yang tinggi menunjukkan bahwa model memberikan bobot yang lebih besar pada data dalam menghitung

ramalan. Hal ini membuat model lebih responsif terhadap perubahan baru atau fluktuasi dalam data. Maka parameter *alpha* tinggi dapat membantu model menangkap perubahan tren atau pola baru dengan lebih cepat.

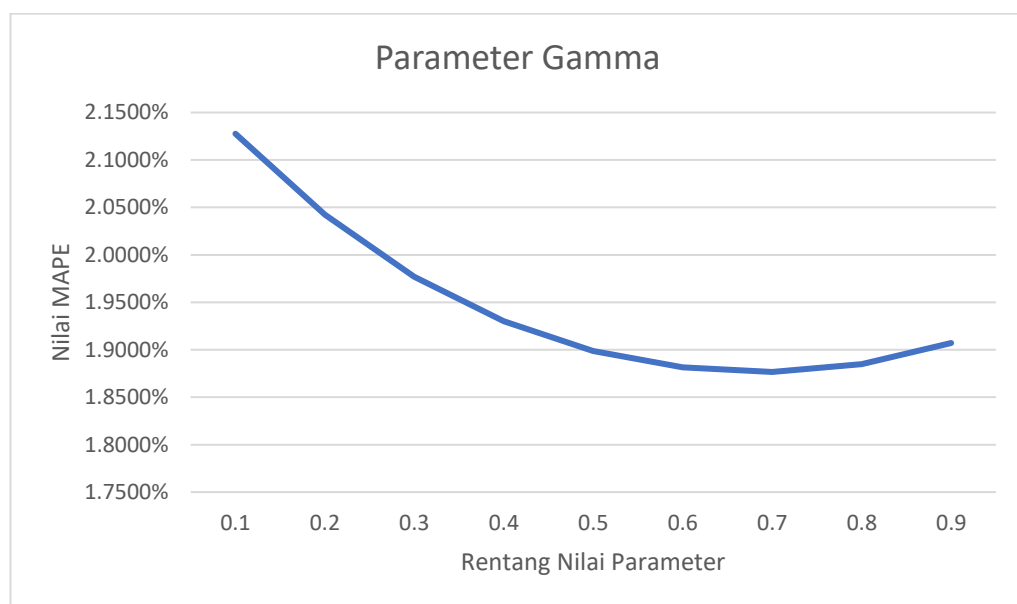


Gambar 4. 11 Grafik Parameter *Beta* Metode *Holt-Winters* Model *Additive*

Berdasarkan grafik Gambar 4.11 menunjukkan bahwa nilai MAPE parameter *beta* bervariasi tergantung pada nilai *beta*. Pada rentang nilai *beta* yang rendah, mulai dari 0.1 hingga 0.4, terlihat fluktuasi penurunan dalam nilai MAPE. Sementara pada nilai *beta* meningkat dan berada dalam rentang 0.5 hingga 0.9, grafik menunjukkan kecenderungan peningkatan nilai MAPE.

Parameter *beta* adalah parameter dalam metode *Holt-Winters* yang mengontrol seberapa besar pengaruh tren terhadap peramalan. Parameter *beta* yang rendah menunjukkan bahwa model memberikan sedikit bobot pada tren, yang berarti peramalan akan menjadi lebih sensitif terhadap fluktuasi dalam data tren. Dengan kata lain, perubahan kecil dalam tren akan memiliki dampak besar

pada peramalan. Di sisi lain, ketika parameter *beta* tinggi, model memberikan lebih banyak bobot pada tren, membuat peramalan lebih stabil terhadap fluktuasi dalam tren. Namun, model dengan *beta* tinggi juga cenderung kurang responsif terhadap perubahan tren baru atau pola tren yang muncul. Oleh karena itu, pemilihan nilai *beta* yang tepat menjadi krusial dalam mencapai keseimbangan yang baik antara sensitivitas terhadap tren dan stabilitas peramalan. Dalam konteks ini, analisis mendalam terhadap data historis dan pemahaman yang kuat tentang tren yang mungkin terjadi di masa mendatang sangat diperlukan untuk menentukan nilai *beta* yang optimal.



Gambar 4. 12 Grafik Parameter *Gamma* Metode *Holt-Winters Model Additive*

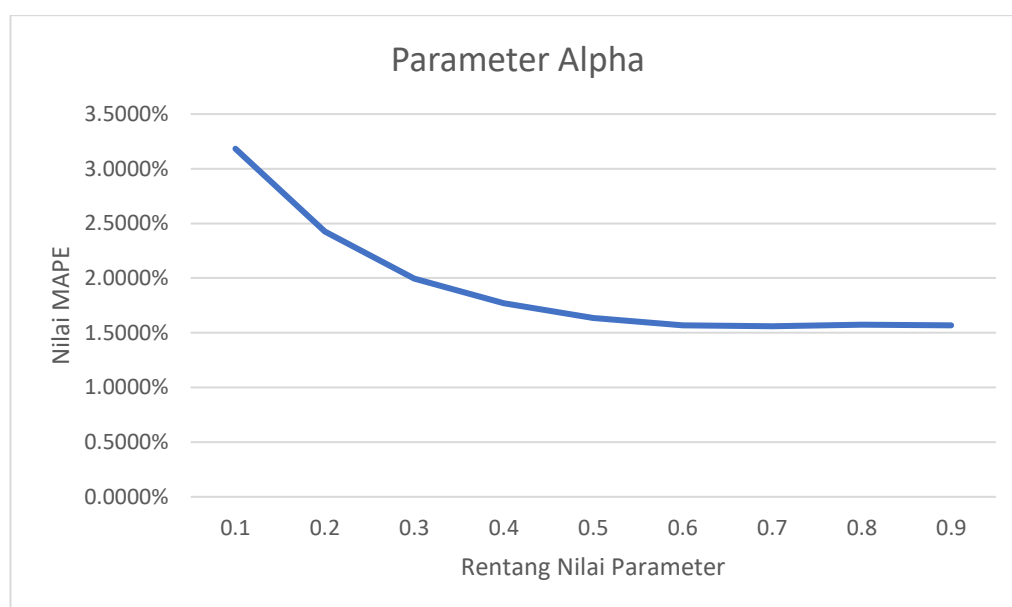
Berdasarkan grafik Gambar 4.12, menunjukkan pengaruh antara nilai parameter *gamma* dan MAPE. Dari grafik tersebut, terlihat bahwa terdapat pola penurunan seiring dengan peningkatan nilai *gamma*. Pada rentang nilai *gamma*

dari 0.1 hingga 0.8, grafik menunjukkan penurunan dalam nilai MAPE dan mengalami kenaikan pada nilai gamma tertinggi (0.9).

Parameter *gamma* adalah parameter dalam metode *Holt-Winters* yang mengontrol seberapa besar pengaruh musiman terhadap peramalan. Parameter *gamma* yang rendah menunjukkan model memberikan sedikit bobot pada komponen musiman, sehingga peramalan menjadi lebih sensitif terhadap fluktuasi dalam pola musiman. Sebaliknya, ketika parameter *gamma* yang tinggi menunjukkan model memberikan lebih banyak bobot pada komponen musiman, membuat peramalan lebih stabil terhadap fluktuasi dalam pola musiman. Namun, model dengan gamma tinggi juga cenderung kurang responsif terhadap perubahan dalam pola musiman baru atau pola musiman yang mungkin berkembang di masa mendatang. Oleh karena itu, pemilihan nilai gamma yang tepat menjadi penting untuk mencapai keseimbangan yang optimal antara sensitivitas terhadap pola musiman dan stabilitas peramalan.

Interaksi antara parameter-parameter ini dapat memiliki dampak yang signifikan pada kinerja keseluruhan model peramalan, serta dapat memengaruhi pola pengaruh terhadap nilai MAPE. Dengan memahami interaksi antara ketiga parameter ini, dapat membuat penyesuaian yang tepat untuk mencapai keseimbangan yang optimal antara sensitivitas terhadap tren, pola musiman, dan stabilitas peramalan. Hal ini menunjukkan pentingnya melakukan eksplorasi dan penyetelan parameter secara menyeluruh untuk memperoleh model peramalan yang paling sesuai dengan karakteristik data historis dan kebutuhan peramalan yang spesifik.

Berdasarkan analisis diatas, dapat diambil kesimpulan bahwa parameter *alpha* yang tinggi memberikan penekanan yang besar pada akurasi dan relevansi dalam model. Hal ini dapat menghasilkan output yang lebih akurat. Parameter *beta* dan *gamma* yang rendah membantu menjaga keseimbangan antara penyesuaian terhadap tren dan fluktuasi musiman.

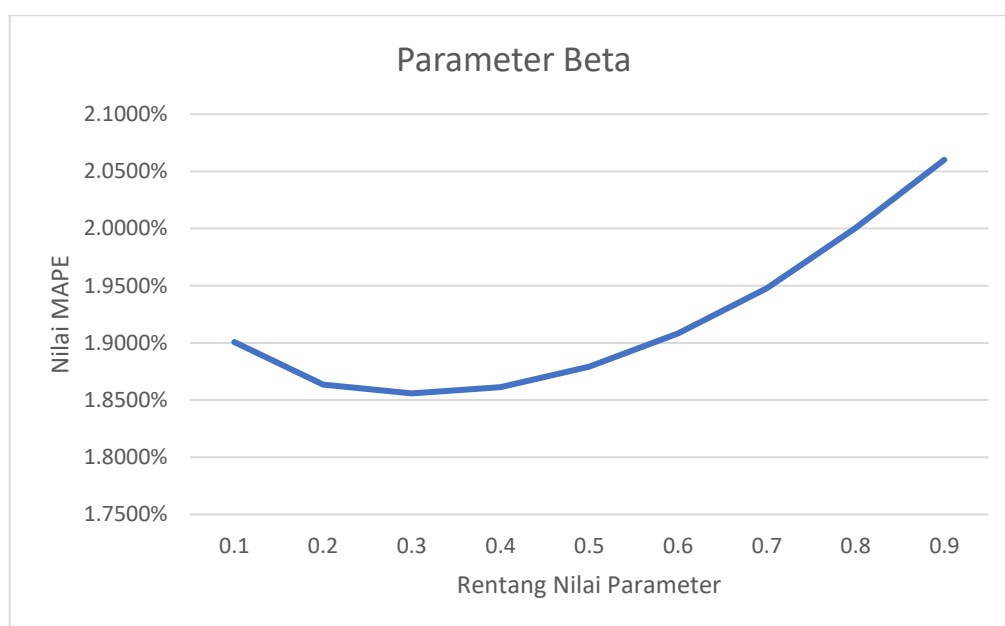


Gambar 4. 13 Grafik Parameter *Alpha* Metode *Holt-Winters Model Multiplicative*

Berdasarkan grafik Gambar 4.13, terlihat bahwa terdapat pengaruh antara parameter *alpha* terhadap nilai MAPE. Terdapat kecenderungan bahwa semakin tinggi nilai *alpha*, nilai MAPE cenderung menurun secara bertahap. Hal ini dapat dilihat dari data yang menunjukkan bahwa ketika nilai *alpha* meningkat dari 0.1 hingga 0.9, nilai MAPE secara konsisten menurun.

Parameter *alpha* adalah parameter dalam metode *Holt-Winters* yang mengontrol seberapa besar bobot diberikan pada data historis dalam menghitung ramalan. Parameter *alpha* yang rendah menunjukkan bahwa model memberikan

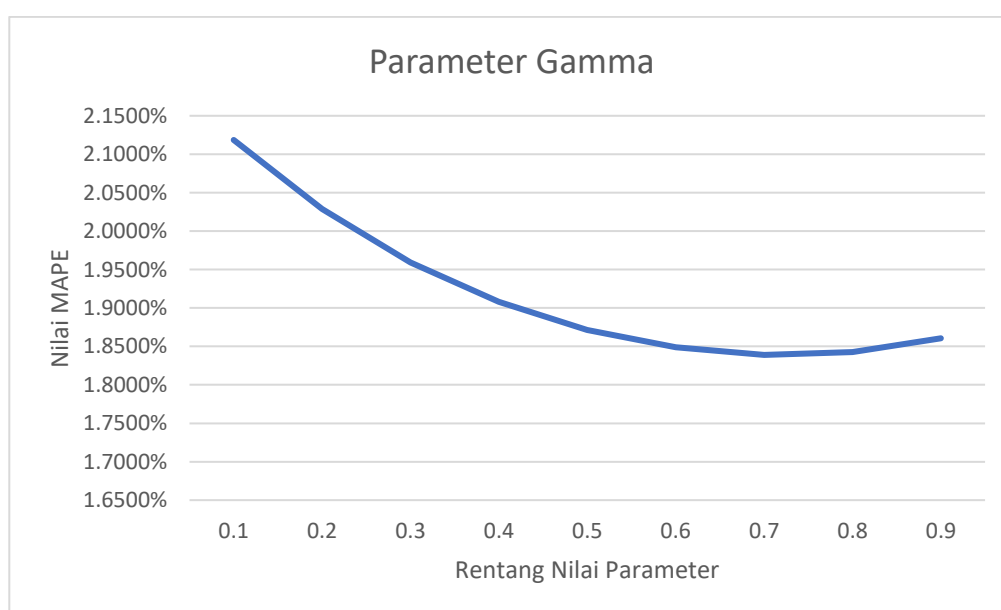
bobot yang lebih besar pada data dalam menghitung ramalan. Dengan kata lain, data memiliki pengaruh yang lebih besar dalam hasil peramalan. Namun, model dengan α rendah cenderung kurang responsif terhadap perubahan baru atau fluktuasi dalam data. Sebaliknya, parameter α yang tinggi menunjukkan bahwa model memberikan bobot yang lebih besar pada data dalam menghitung ramalan. Hal ini membuat model lebih responsif terhadap perubahan baru atau fluktuasi dalam data. Maka parameter α tinggi dapat membantu model menangkap perubahan tren atau pola baru dengan lebih cepat.



Gambar 4. 14 Grafik Parameter β Metode *Holt-Winters Model Multiplicative*

Berdasarkan grafik Gambar 4.14 menunjukkan bahwa nilai MAPE parameter β bervariasi tergantung pada nilai β . Pada rentang nilai β yang rendah, mulai dari 0.1 hingga 0.4, terlihat fluktuasi penurunan dalam nilai MAPE. Sementara pada nilai β meningkat dan berada dalam rentang 0.5 hingga 0.9, grafik menunjukkan kecenderungan peningkatan nilai MAPE.

Parameter *beta* adalah parameter dalam metode *Holt-Winters* yang mengontrol seberapa besar pengaruh tren terhadap peramalan. Parameter *beta* yang rendah menunjukkan bahwa model memberikan sedikit bobot pada tren, yang berarti peramalan akan menjadi lebih sensitif terhadap fluktuasi dalam data tren. Dengan kata lain, perubahan kecil dalam tren akan memiliki dampak besar pada peramalan. Di sisi lain, ketika parameter *beta* tinggi, model memberikan lebih banyak bobot pada tren, membuat peramalan lebih stabil terhadap fluktuasi dalam tren. Namun, model dengan *beta* tinggi juga cenderung kurang responsif terhadap perubahan tren baru atau pola tren yang muncul. Oleh karena itu, pemilihan nilai *beta* yang tepat menjadi krusial dalam mencapai keseimbangan yang baik antara sensitivitas terhadap tren dan stabilitas peramalan. Dalam konteks ini, analisis mendalam terhadap data historis dan pemahaman yang kuat tentang tren yang mungkin terjadi di masa mendatang sangat diperlukan untuk menentukan nilai *beta* yang optimal.



Gambar 4. 15 Grafik Parameter *Gamma* Metode *Holt-Winters* Model *Multiplicative*

Berdasarkan grafik Gambar 4.12, menunjukkan pengaruh antara nilai parameter *gamma* dan MAPE. Dari grafik tersebut, terlihat bahwa terdapat pola penurunan seiring dengan peningkatan nilai *gamma*. Pada rentang nilai *gamma* dari 0.1 hingga 0.8, grafik menunjukkan penurunan dalam nilai MAPE dan mengalami kenaikan pada nilai *gamma* tertinggi (0.9).

Parameter *gamma* adalah parameter dalam metode *Holt-Winters* yang mengontrol seberapa besar pengaruh musiman terhadap peramalan. Parameter *gamma* yang rendah menunjukkan model memberikan sedikit bobot pada komponen musiman, sehingga peramalan menjadi lebih sensitif terhadap fluktuasi dalam pola musiman. Sebaliknya, ketika parameter *gamma* yang tinggi menunjukkan model memberikan lebih banyak bobot pada komponen musiman, membuat peramalan lebih stabil terhadap fluktuasi dalam pola musiman. Namun, model dengan *gamma* tinggi juga cenderung kurang responsif terhadap perubahan dalam pola musiman baru atau pola musiman yang mungkin berkembang di masa mendatang. Oleh karena itu, pemilihan nilai *gamma* yang tepat menjadi penting untuk mencapai keseimbangan yang optimal antara sensitivitas terhadap pola musiman dan stabilitas peramalan.

Interaksi antara parameter-parameter ini dapat memiliki dampak yang signifikan pada kinerja keseluruhan model peramalan, serta dapat memengaruhi pola pengaruh terhadap nilai MAPE. Dengan memahami interaksi antara ketiga parameter ini, dapat membuat penyesuaian yang tepat untuk mencapai keseimbangan yang optimal antara sensitivitas terhadap tren, pola musiman, dan

stabilitas peramalan. Hal ini menunjukkan pentingnya melakukan eksplorasi dan penyetelan parameter secara menyeluruh untuk memperoleh model peramalan yang paling sesuai dengan karakteristik data historis dan kebutuhan peramalan yang spesifik.

Berdasarkan analisis diatas, dapat diambil kesimpulan bahwa parameter *alpha* yang tinggi memberikan penekanan yang besar pada akurasi dan relevansi dalam model. Hal ini dapat menghasilkan output yang lebih akurat. Parameter *beta* dan *gamma* yang rendah membantu menjaga keseimbangan antara penyesuaian terhadap tren dan fluktuasi musiman.

4.3 Integrasi Islam

Dalam penelitian ini, peramalan dengan menerapkan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* pada Indeks Harga Konsumen (IHK) dengan tujuan untuk menyajikan prediksi yang akurat guna merencanakan strategi dalam menjaga stabilitas dan pertumbuhan ekonomi di masa depan. Peramalan atau forecasting merupakan ilmu yang memproyeksikan peristiwa mendatang berdasarkan data historis dan trend yang ada. Dengan memahami pola dan perilaku masa lalu, peramalan dapat membantu dalam pengambilan keputusan dalam menyusun rencana dan strategi untuk menghadapi tantangan serta peluang di masa depan. Ini sejalan dengan prinsip-prinsip yang terkandung dalam al-Qur'an, seperti yang disebutkan dalam surat al-Anfal ayat 60.

وَأَعِدُّوا لَهُمْ مَا اسْتَطَعْتُمْ مِنْ قُوَّةٍ وَمِنْ رِبَاطِ الْخَيْلِ تُرْهِبُونَ بِهِ عَدُوَّ اللَّهِ وَعَدُوَّكُمْ وَآخَرِينَ مِنْ دُونِهِمْ لَا تَعْلَمُونَهُمُ اللَّهُ يَعْلَمُهُمْ ۚ وَمَا تُنْفِقُوا مِنْ شَيْءٍ فِي سَبِيلِ اللَّهِ يُوَفَّ إِلَيْكُمْ وَأَنْتُمْ لَا تُظْلَمُونَ

"Dan persiapkanlah dengan segala kemampuan untuk menghadapi mereka dengan kekuatan yang kamu miliki dan dari pasukan berkuda yang dapat menggentarkan musuh Allah, musuhmu dan orang-orang selain mereka yang kamu tidak mengetahuinya; tetapi Allah mengetahuinya. Apa saja yang kamu infakkan di jalan Allah niscaya akan dibalas dengan cukup kepadamu dan kamu tidak akan dizalimi (dirugikan)." (Q.S. Al-Anfal :60).

Makna dari ayat tersebut dalam tafsir tahlili menjelaskan bahwa perintah tersebut ditujukan kepada umat Islam untuk menghadapi pengkhianatan yang dilakukan oleh kaum Yahudi dan persekongkolan mereka dengan kaum musyrikin yang bertujuan untuk menghancurkan umat Muslim. Allah memerintahkan pada ayat ini agar umat Muslim menyiapkan kekuatan untuk menghadapi musuh-musuh Islam, baik yang sudah mereka ketahui maupun yang belum secara terang-terangan menyatakan permusuhan mereka. Prioritas utama adalah memperkuat iman, yang akan membuat mereka yakin bahwa mereka adalah pembela kebenaran, penegak kalimat Allah di dunia ini, dan pasti akan menang dalam menghadapi serta menghilangkan kezaliman dan kesombongan. Kekuatan iman yang kokoh ini akan membentuk kekuatan mental yang kuat, yang harus ditanamkan dalam hati seluruh umat agar mereka menjadi bangsa yang tangguh dan perkasa dalam menghadapi segala kesulitan dan cobaan. Bangsa yang memiliki kekuatan mental yang kuat tidak akan bisa dikalahkan oleh bangsa lain, meskipun peralatan dan senjata mereka lebih lengkap. Hal ini telah terbukti dalam Perang Badar, dimana meski tentara musyrikin memiliki jumlah yang jauh lebih banyak dan senjata yang lebih lengkap, mereka berhasil dipukul mundur oleh tentara Islam yang jumlahnya sedikit dan senjata yang kurang, tetapi memiliki kekuatan mental yang kuat dan iman yang teguh.

Selain kekuatan iman atau mental, penting juga untuk mempersiapkan kekuatan fisik, karena kedua aspek ini perlu digabungkan menjadi satu. Kekuatan fisik saja tidak akan efektif tanpa kekuatan mental, begitu pula sebaliknya. Allah memerintahkan kaum Muslimin untuk menyiapkan pasukan berkuda yang ditempatkan secara strategis, siap untuk menangkis dan menghancurkan setiap serangan musuh yang datang. Pada zaman Nabi, pasukan berkuda memiliki nilai strategis yang besar dan kekuatan yang luar biasa. Sebuah negara yang memiliki pasukan berkuda yang kuat akan dihormati oleh negara-negara lain, yang kemudian akan berpikir dua kali sebelum menyerangnya.

Pada masa kini, pasukan berkuda telah digantikan oleh pasukan tank dan kendaraan tempur lainnya. Perang modern memiliki dinamika dan bentuk yang berbeda dari perang pada masa lampau. Senjata yang digunakan juga bervariasi termasuk armada udara, armada laut, dan teknologi senjata canggih lainnya. Jika pada masa Nabi Muhammad, Allah memerintahkan persiapan pasukan berkuda maka pada masa sekarang, umat Islam perlu mempersiapkan senjata modern untuk melindungi negaranya dari ancaman musuh. Seperti yang kita ketahui, senjata modern saat ini merupakan hasil dari kemajuan teknologi. Oleh karena itu, umat Islam harus berusaha untuk mencapai tingkat pengetahuan yang tinggi dan menguasai teknologi, serta selalu mengikuti perkembangan dan kemajuan di bidang tersebut.

Surat al-Anfâl ayat 60 menegaskan pentingnya perencanaan bagi kaum Muslimin. Ayat ini menekankan perlunya merencanakan dan mempersiapkan berbagai kekuatan dalam menghadapi musuh-musuh, baik itu melalui penguatan

keimanan maupun persiapan kekuatan fisik. Meskipun ayat ini secara spesifik berkaitan dengan perencanaan militer, namun pesan ini juga mencakup semua aspek kehidupan yang memerlukan perencanaan. Perencanaan melibatkan proses keseluruhan dan penetapan yang matang terhadap langkah-langkah yang akan diambil di masa depan, dengan tujuan mencapai target yang telah ditetapkan.

Perencanaan adalah sebuah proses yang melibatkan beberapa langkah penting. Langkah pertama adalah memahami lingkungan, dimana perencana harus memahami dampak-dampak signifikan yang dihadapi oleh organisasi terkait dengan kondisi ekonomi, persaingan, dan pelanggan. Setelah itu, perencana harus berusaha meramalkan kondisi masa depan, yang akan menjadi dasar bagi perencanaan selanjutnya. Selanjutnya, perencana harus membuat keputusan tentang program tindakan terbaik untuk mencapai tujuan yang ditetapkan. Ini melibatkan formulasi langkah-langkah yang diperlukan dan memastikan pelaksanaan rencana secara efektif. Terakhir, seorang perencana harus terus mengevaluasi keberhasilan rencana yang telah dibuat dan mengambil tindakan korektif jika diperlukan. Allah SWT menegaskan kepada hamba-hambaNya yang beriman untuk memperhatikan segala perbuatan yang dilakukan, sejalan dengan prinsip - prinsip perencanaan dimana tujuan pelaksanaan perencanaan adalah untuk membantu perencanaan dan pengambilan keputusan di masa mendatang. Dengan adanya sebuah peramalan IHK ini akan sangat bermanfaat untuk mengetahui nilai IHK di masa yang akan datang sehingga dapat membantu dalam penyusunan rencana dan penetapan keputusan atau kebijakan yang tepat di masa depan.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil perbandingan penelitian tentang penerapan metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* baik dalam model *Additive* maupun *Multiplicative* untuk peramalan Indeks Harga Konsumen (IHK) menggunakan periode yang berbeda-beda, yaitu 3, 6, dan 12 bulan dapat disimpulkan bahwa evaluasi performa metode *Triple Exponential Smoothing Holt-Winters* dengan model *Additive* pada periode 3 bulan menggunakan parameter $\alpha=0.9$, $\beta=0.1$ dan $\gamma=0.1$ memperoleh *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 1.1775%. Hal ini dikarenakan karakteristik dalam data IHK mencerminkan adanya fluktuasi musiman yang signifikan setiap tiga bulan, dengan fluktuasi musiman yang cenderung konstan dari bulan ke bulan, yang dapat ditangkap dengan baik oleh model *Additive*. Berdasarkan analisis MAPE dari berbagai periode, model *additive* dan *multiplicative* tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan dalam akurasi peramalan. Hal ini ditunjukkan oleh perubahan nilai MAPE yang sangat kecil yaitu 0.0209 hingga 0.0039.

5.2 Saran

Saran yang ingin penulis berikan untuk penelitian berikutnya ialah melakukan analisis pola data secara komprehensif sebelum menentukan metode yang paling cocok untuk digunakan. Selain itu, penelitian dapat diperluas dengan

melakukan beragam variasi periode dan parameter yang dapat berpotensi memengaruhi tingkat kesalahan untuk menghasilkan peramalan yang lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, F. (2020). Determination of Forecasting Methods in the Production of New Granada Bowl ST Parts at PT.X. *JISI: Jurnal Integrasi Sistem Industri*, 7(1), 31. <https://doi.org/10.24853/jisi.7.1.31-39>
- Alfarisi, S. (2017). Qitaz Shop Sales Prediction System Using Single Exponential Smoothing Method. *Journal of Applied Business and Economics*, 4(1), 80–95. <http://dx.doi.org/10.30998/jabe.v4i1.1908>
- Andrian, F., Martha, S., & Rahmayuda, S. (2020). Forecasting System for the Number of New Students Using the Triple Exponential Smoothing Method. *Jurnal Komputer Dan Aplikasi*, 8(1), 112–121. <https://dx.doi.org/10.26418/coding.v8i1.39199>
- Asnawi, A., & Fitria, H. (2018). Effect of Amount of Money Supply, Interest Rates and Inflation on Economic Growth in Indonesia. *Jurnal Ekonomika Indonesia*, 7(1), 24–32. <https://doi.org/10.29103/ekonomika.v7i1.1129>
- Chang, P. C., Wang, Y. W., & Liu, C. H. (2007). The Development of a Weighted Evolving Fuzzy Neural Network for PCB Sales Forecasting. *Expert Systems with Applications*, 32(1), 86–96. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2005.11.021>
- Desvina, A. P., & Nuraziza, D. (2022). Box-Jenkins Forecasting Method to Predict the Amount of Clean Water Distributed by PDAM in Pekanbaru. *Jurnal Sains Matematika Dan Statistika*, 8(2), 146–155. <https://dx.doi.org/10.24014/jsms.v8i2.18775>
- Fitria, V., & Anwar, S. (2020). Application of Triple Exponential Smoothing in Forecasting the Monthly Inflation Rate of Aceh Province in 2019-2020. *E-Jurnal Ekonomi Dan Bisnis Universitas Udayana*, 9(1), 23–38. <https://doi.org/10.24843/eeb.2020.v09.i01.p02>
- Ganessa, N. A. P., Alphenia, S., Zanuarizqi, A. P., & Widodo, E. (2021). Analysis of Influencing Factors Consumer Price Index. *Khazanah: Jurnal Mahasiswa*, 13(1), 14–23. <https://doi.org/10.20885/khazanah.vol13.iss1.art2>
- Haris, A., Slamet, H., Ischak, R., Wulandari, S. A., Brillyantina, S., Agribisnis, J. M., Jember, N., Ekonomi, F., Islam, B., Islam, A., & Ponorogo, N. (2022). Comparison Method of Forecasting Broiler Chicken Meat Prices in Banyuwangi Regency Using Backpropagation Artificial Neural Networks and Multiplicative Holt-Winters Model. *Jurnal Paradigma Agribisnis*, 4(2), 54–68. <http://dx.doi.org/10.33603/jpa.v4i2.6788>
- Hayati, F. N., Silfiani, M., & Nurlaily, D. (2022). *Comparison of the Arima Method and Triple Exponential Smoothing in a Case Study of Non-Oil and Gas Export Data in East Kalimantan*. 1(2), 10–16. <https://doi.org/10.20885/snati.v1i2.10>
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2008). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. John Wiley & Sons.
- Napitupulu, D. J., & Iskandar, S. (2022). Application of the Holt-Winters Exponential Smoothing Additive Method in Rainfall Forecasting.

KARISMATIKA: Kumpulan Artikel Ilmiah, Informatika, Statistik, Matematika Dan Aplikasi, 8(1), 11–19.
<https://doi.org/10.24114/jmk.v8i1.34057>

Navarro, M. M., & Navarro, B. B. (2019). Optimal Short-Term Forecasting Using GA-Based Holt-Winters Method. *IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*, 681–685.
<https://doi.org/10.1109/IEEM44572.2019.8978638>

Nugraheni, R. P., Rimawati, E., & Vlandari, R. T. (2022). Application of the Exponential Smoothing Winters Method in Price Prediction Rice. *Jurnal Ilmiah Sinus (JIS)*, 20(2), 45–56.
<http://dx.doi.org/10.30646/sinus.v20i2.608>

Pleños, M. C. F. (2022). Time Series Forecasting Using Holt-Winters Exponential Smoothing: Application to Abaca Fiber Data. *Scientific Journal Warsaw University of Life Sciences*, 22(2), 17–29.
<https://doi.org/10.22630/PRS.2022.22.2.6>

Prayudani, S., Hizriadi, A., Lase, Y. Y., Fatmi, Y., & Al-Khowarizmi. (2019). Analysis Accuracy of Forecasting Measurement Technique on Random K-Nearest Neighbor (RKNN) Using MAPE and MSE. *Journal of Physics: Conference Series*, 1361(1), 1–8. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1361/1/012089>

Rondhi, M. (2017). *Macro Economics*. UPT Penerbitan Universitas Jember.

LAMPIRAN-LAMPIRAN

Lampiran – Data Indeks Harga Konsumen (IHK)

No	Tahun	Bulan	IHK
1	2010	Januari	118.01
2		Februari	118.36
3		Maret	118.19
4		April	118.37
5		Mei	118.71
6		Juni	119.86
7		Juli	121.74
8		Agustus	122.67
9		September	123.21
10		Oktober	123.29
11		November	124.03
12		Desember	125.17
13	2011	Januari	126.29
14		Februari	126.46
15		Maret	126.05
16		April	125.66
17		Mei	125.81
18		Juni	126.5
19		Juli	127.35
20		Agustus	128.54
21		September	128.89
22		Oktober	128.74
23		November	128.18
24		Desember	129.91
25	2012	Januari	130.9
26		Februari	130.96
27		Maret	131.05
28		April	131.32
29		Mei	131.41
30		Juni	132.23
31		Juli	133.16
32		Agustus	134.43
33		September	134.45
34		Oktober	134.67
35		November	134.76
36		Desember	135.49
37	2013	Januari	136.88
38		Februari	137.91
39		Maret	138.78
40		April	138.64
41		Mei	138.6
42		Juni	140.03
43		Juli	144.63
44		Agustus	146.25
45		September	145.74

No	Tahun	Bulan	IHK
46	2013	Oktober	145.87
47		November	146.04
48		Desember	146.84
49	2014	Januari	110.99
50		Februari	111.28
51		Maret	111.37
52		April	111.35
53		Mei	111.53
54		Juni	112.01
55		Juli	113.05
56		Agustus	113.58
57		September	113.89
58		Oktober	114.42
59		November	116.14
60		Desember	119
61	2015	Januari	118.71
62		Februari	118.28
63		Maret	118.48
64		April	118.91
65		Mei	119.5
66		Juni	120.14
67		Juli	121.26
68		Agustus	121.73
69		September	121.67
70		Oktober	121.57
71		November	121.82
72		Desember	122.99
73	2016	Januari	123.62
74		Februari	123.51
75		Maret	123.75
76		April	123.19
77		Mei	123.48
78		Juni	124.29
79		Juli	125.15
80		Agustus	125.13
81		September	125.41
82		Oktober	125.59
83		November	126.18
84		Desember	126.71
85	2017	Januari	127.94
86		Februari	128.24
87		Maret	128.22
88		April	128.33
89		Mei	128.83
90		Juni	129.72

No	Tahun	Bulan	IHK
91	2017	Juli	130
92		Agustus	129.91
93		September	130.08
94		Oktober	130.09
95		November	130.35
96		Desember	131.28
97	2018	Januari	132.1
98		Februari	132.32
99		Maret	132.58
100		April	132.71
101		Mei	132.99
102		Juni	133.77
103		Juli	134.14
104		Agustus	134.07
105		September	133.83
106		Oktober	134.2
107		November	134.56
108		Desember	135.39
109	2019	Januari	135.83
110		Februari	135.72
111		Maret	135.87
112		April	136.47
113		Mei	137.4
114		Juni	138.16
115		Juli	138.59
116		Agustus	138.75
117		September	138.37
118		Oktober	138.4
119		November	138.6
120		Desember	139.07
121	2020	Januari	104.33
122		Februari	104.62
123		Maret	104.72
124		April	104.8
125		Mei	104.87
126		Juni	105.06
127		Juli	104.95
128		Agustus	104.9

No	Tahun	Bulan	IHK
129	2020	September	104.85
130		Oktober	104.92
131		November	105.21
132		Desember	105.68
133	2021	Januari	105.95
134		Februari	106.06
135		Maret	106.15
136		April	106.29
137		Mei	106.63
138		Juni	106.46
139		Juli	106.54
140		Agustus	106.57
141		September	106.53
142		Oktober	106.66
143	2022	November	107.05
144		Desember	107.66
145		Januari	108.26
146		Februari	108.24
147		Maret	108.95
148		April	109.98
149		Mei	110.42
150		Juni	111.09
151	2023	Juli	111.8
152		Agustus	111.57
153		September	112.87
154		Oktober	112.75
155		November	112.85
156		Desember	113.59
157		Januari	113.98
158		Februari	114.16
159		Maret	114.36
160		April	114.74
161		Mei	114.84
162		Juni	115
163		Juli	115.24
164		Agustus	115.22