

Analisis Perbandingan Peramalan Indeks Harga Konsumen di Indonesia dengan Metode Autoregressive Integrated Moving Average dan Bayesian Structural Time Series

Mochammad Taufiqurrochman, Affiati Oktaviarina



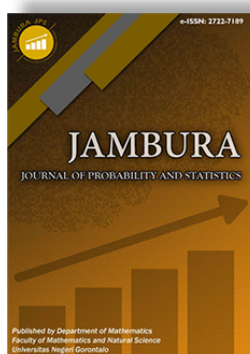
Volume 7, Issue 1, Pages 16–22, May 2026

Received 16 April 2026, Revised 19 Mei 2026, Accepted 19 Juni 2026, Published Online 19 Juni 2026

To Cite this Article : M. Taufiqurrochman, A. Oktaviarina, “ Analisis Perbandingan Peramalan Indeks Harga Konsumen di Indonesia dengan Metode Autoregressive Integrated Moving Average dan Bayesian Structural Time Series ”, *Jambura J. Probab. Stat.*, vol. 7, no. 1, pp. 16–22, 2026, <https://doi.org/10.34312/jjps.v7i2.38286>

© 2026 by author(s)

JOURNAL INFO • JAMBURA JOURNAL OF PROBABILITY AND STATISTICS



	Homepage	: https://ejournal.ung.ac.id/index.php/jps/index
	Journal Abbreviation	: Jambura J. Probab. Stat.
	Frequency	: Biannual (May and November)
	Publication Language	: English (preferable), Indonesia
	DOI	: https://doi.org/10.34312/jjps
	Online ISSN	: 2722-7189
	Editor-in-Chief	: Ismail Djakaria
	Publisher	: Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo
	Country	: Indonesia
	OAI Address	: http://ejournal.ung.ac.id/index.php/jps/oai
	Google Scholar ID	: kWdujzMAAAJ
	Email	: redaksi.jjps@ung.ac.id

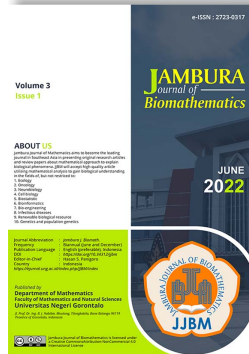
JAMBURA JOURNAL • FIND OUR OTHER JOURNALS



Jambura Journal of Mathematics



Jambura Journal of Mathematics Education



Jambura Journal of Biomathematics



EULER : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains, dan Teknologi

Analisis Perbandingan Peramalan Indeks Harga Konsumen di Indonesia dengan Metode Autoregressive Integrated Moving Average dan Bayesian Structural Time Series

Mochammad Taufiqurrochman¹, Affiati Oktaviarina¹

¹ Program Studi Matematika, Fakultas MIPA, Universitas Negeri Surabaya

ARTICLE HISTORY

Received 16 April 2026

Revised 19 Mei 2026

Accepted 19 Juni 2026

Published 19 Juni 2026

KATA KUNCI

LSTM
GRU
Saham
Boikot
Optuna

KEYWORDS

LSTM
GRU
Stock
Boycott
Optuna.

ABSTRAK. Indeks Harga Konsumen (IHK) merupakan indikator makroekonomi penting yang mencerminkan inflasi dan stabilitas harga di suatu negara. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan akurasi peramalan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Bayesian Structural Time Series (BSTS) dalam memprediksi IHK di Indonesia, serta memberikan rekomendasi metodologis bagi peneliti dan pemangku kebijakan. Data yang digunakan adalah IHK bulanan Indonesia periode Januari 2020 hingga Desember 2024 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS), dengan total 60 observasi. Data dibagi menjadi data latih sebesar 85% dan data uji sebesar 15%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA terbaik adalah ARIMA(0, 2, 1) dengan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 1,43%, yang memproyeksikan IHK cenderung menurun dari 105,85 menjadi 97,34 sehingga mengindikasikan terjadinya deflasi. Sementara itu, model BSTS terbaik adalah komponen keadaan (state component) semilocal linear trend dengan 1000 iterasi dan nilai MAPE sebesar 0,21%, yang memproyeksikan IHK relatif stabil di sekitar angka 106. Secara kuantitatif, BSTS menunjukkan keunggulan akurasi yang signifikan dibandingkan ARIMA, sedangkan ARIMA lebih unggul dalam menangkap kecenderungan tren jangka panjang. Berdasarkan temuan tersebut, disarankan penggunaan BSTS apabila prioritas utama adalah stabilitas ramalan dan akurasi tertinggi, sedangkan ARIMA lebih sesuai apabila tujuan analisis adalah menangkap dinamika tren historis serta menghasilkan proyeksi jangka panjang.

ABSTRACT. The Consumer Price Index (CPI) is an important macroeconomic indicator that reflects inflation and price stability in a country. This study aims to compare the forecasting accuracy of the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Bayesian Structural Time Series (BSTS) methods in predicting the CPI in Indonesia. The data used consists of monthly CPI data for a specific period, showing significant fluctuations with a minimum value of 104.3 and a maximum value of 116.6. The results indicate that the best ARIMA model is ARIMA(1, 2, 1), with a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 7.58%, projecting the CPI to increase from 118.28 to 120.29. Meanwhile, the best BSTS model is the state component local level trend with 100 iterations, yielding a MAPE of 6.46% and forecasting a relatively stable CPI around 115. Quantitatively, BSTS demonstrates superior forecasting accuracy compared to ARIMA, although ARIMA is more sensitive to historical trends. Therefore, the choice of forecasting method should be aligned with the objectives of the analysis, where BSTS is recommended when forecast stability and higher accuracy are prioritized, while ARIMA is more suitable for capturing long-term trend dynamics.



This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. Editorial of JJPS: Department of Statistics, Universitas Negeri Gorontalo, Jln. Prof. Dr. Ing. B. J. Habibie, Bone Bolango 96554, Indonesia.

1. Pendahuluan

Indeks Harga Konsumen (IHK) adalah indikator makroekonomi yang penting dalam mengukur inflasi dan stabilitas harga di suatu negara. Indeks Harga Konsumen (IHK) adalah angka indeks yang mengukur perubahan rata-rata tingkat harga barang dan jasa yang dibeli konsumen dalam suatu periode tertentu [1, 2]. IHK sangat penting dalam analisis inflasi, yang didefinisikan sebagai peningkatan umum dalam harga barang dan jasa di ekonomi [3, 4]. Perkembangan IHK memiliki dampak luas pada kebijakan fiskal dan moneter, serta pada kesejahteraan masyarakat [5]. Di Indonesia, IHK menjadi acuan penting bagi

pemerintah dan pelaku ekonomi dalam mengantisipasi gejolak inflasi dan merumuskan strategi ekonomi yang tepat [6].

Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia [7], angka Indeks Harga Konsumen (IHK) selama lima tahun terakhir mengalami fluktuasi yang cukup signifikan. Pada awal tahun 2020, IHK berada pada nilai yang relatif rendah, yaitu sekitar 104–106. Memasuki tahun 2021 hingga 2023, tren IHK menunjukkan peningkatan bertahap mendekati kisaran 106–116. Namun, pada tahun 2024, nilai IHK kembali mengalami penurunan yang cukup signifikan, mendekati nilai tahun 2020, yakni sekitar 105–107. Kenaikan dan penurunan ini dapat berdampak pada meningkatnya nilai inflasi dan deflasi di Indonesia. Oleh karena

*Corresponding Author.

itu, diperlukan informasi yang dapat menggambarkan keadaan IHK di Indonesia. Salah satu hal yang dapat dilakukan adalah dengan memperkirakan angka IHK untuk beberapa periode ke depan atau peramalan (*forecasting*).

Peramalan adalah penggunaan teknik statistik untuk memperkirakan masa depan berdasarkan data masa lalu [8]. Metode ini dapat memberikan gambaran tentang masa depan yang tidak pasti. Hasil yang diperoleh dari peramalan tersebut nantinya dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan oleh pihak terkait dalam pengambilan keputusan strategis, baik di bidang ekonomi maupun bidang lainnya.

Peramalan deret waktu telah berkembang dengan berbagai pendekatan. Salah satu metode klasik yang paling luas digunakan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang dikembangkan oleh Box & Jenkins (1976). ARIMA mampu memodelkan data non-stasioner [9] melalui proses *differencing* dan memiliki fleksibilitas tinggi dengan tingkat akurasi yang baik [10, 11]. Namun, ARIMA memiliki kelemahan dalam menangkap perubahan struktural dan ketidakpastian parameter [12]. Seiring perkembangan, muncul pendekatan berbasis Bayesian yaitu *Bayesian Structural Time Series* (BSTS). BSTS mengintegrasikan komponen tren, musiman, dan regresi [13] dalam kerangka *state-space* dengan *prior* Bayesian [14]. Keunggulan BSTS adalah kemampuannya menangani data tidak stasioner, mengakomodasi ketidakpastian, dan memberikan interval prediksi yang lebih realistis [15, 16].

Beberapa peneliti menggunakan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk meramalkan Indeks Harga Konsumen (IHK), seperti pada penelitian [5], [17] dan [18] yang masing-masing untuk meramalkan IHK di tingkat lokal (Kota Semarang) dan regional (Jawa Barat, Jambi). ARIMA dipilih karena kemampuannya dalam memodelkan data deret waktu yang stasioner serta keakuratan peramalan jangka pendek. Hasil penelitian [5] menunjukkan bahwa model ARIMA (0, 1, 1) adalah model terbaik dengan menghasilkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 6,07%. Sementara itu, penelitian [17], dan [18] masing-masing menghasilkan model ARIMA (2, 1, 2) dengan nilai MAPE sebesar 3,25% dan menghasilkan model ARIMA (4, 1, 4) dengan nilai MAPE sebesar 0,036%. Dengan demikian, berdasarkan ketiga studi tersebut, metode ARIMA terbukti cocok dan andal untuk meramalkan IHK, baik pada tingkat lokal maupun regional, sebagaimana ditunjukkan oleh nilai MAPE yang tergolong rendah.

Di sisi lain, perkembangan metode peramalan terus mengalami inovasi, salah satunya adalah *Bayesian Structural Time Series* (BSTS). BSTS merupakan pendekatan yang lebih modern yang mampu menangani ketidakpastian data dengan lebih baik melalui integrasi komponen tren, musiman, dan regresi dalam kerangka Bayesian [15]. Berdasarkan penelitian [19] dan [20], dilakukan perbandingan dua metode peramalan, yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Bayesian Structural Time Series* (BSTS) dalam konteks peramalan yang berbeda. Penelitian [19] menerapkan kedua metode tersebut untuk meramalkan inflasi di Indonesia periode 2015–2021, dan hasilnya menunjukkan bahwa model BSTS memiliki nilai RMSE sebesar 0,043%, lebih rendah dibandingkan model ARIMA (2, 0, 3) yang mencapai RMSE 0,201%, sehingga BSTS dinilai lebih unggul. Sementara itu, penelitian [20] menggunakan kedua metode tersebut un-

tuk meramalkan permintaan penumpang dan kargo udara di industri penerbangan India. Hasilnya menunjukkan bahwa model ARIMA lebih unggul dalam meramalkan jumlah penumpang internasional dan domestik dengan nilai MAPE masing-masing sebesar 1,45% dan 2,61%, sedangkan model BSTS lebih unggul dalam meramalkan kargo internasional dan domestik dengan nilai MAPE masing-masing sebesar 3,82% dan 4,12%.

Berdasarkan tinjauan literatur yang telah diuraikan, ditemukan bahwa meskipun penelitian mengenai peramalan IHK dengan metode ARIMA telah cukup banyak dilakukan di tingkat lokal maupun regional di Indonesia [5, 17, 18], masih sangat terbatas penelitian yang menggunakan pendekatan *Bayesian Structural Time Series* (BSTS) untuk konteks IHK nasional. Penelitian [19] telah membandingkan ARIMA dan BSTS untuk peramalan inflasi Indonesia secara umum, namun belum spesifik menargetkan Indeks Harga Konsumen sebagai variabel utama yang memiliki karakteristik fluktuasi yang berbeda. Selain itu, penelitian [20] membandingkan kedua metode tersebut dalam konteks industri penerbangan India, yang memiliki karakteristik data dan faktor pengaruh yang sangat berbeda dengan IHK di Indonesia. Dengan demikian, terdapat celah penelitian (*research gap*) yang nyata, yaitu belum adanya studi komparatif yang komprehensif antara metode ARIMA dan BSTS untuk meramalkan IHK Indonesia dengan data terbaru periode 2020–2024 yang menunjukkan fluktuasi signifikan akibat dampak pandemi dan pemulihan ekonomi. Lebih lanjut, belum ada penelitian yang secara khusus menguji pengaruh pemilihan *state component* dan jumlah iterasi dalam algoritma BSTS terhadap akurasi peramalan IHK, sehingga aspek metodologis ini masih terbuka untuk dieksplorasi lebih mendalam.

Berdasarkan *gap* analisis tersebut, penelitian ini menawarkan kebaruan sebagai studi pertama yang secara sistematis membandingkan metode ARIMA dan BSTS untuk peramalan IHK Indonesia dengan memanfaatkan data bulanan periode 2020–2024, serta menguji secara empiris pengaruh variasi *state component* (*local linear trend*; *semilocal linear trend*; *local level trend*; dan *student local linear trend*) dan jumlah iterasi (100 hingga 5000 iterasi) terhadap akurasi peramalan BSTS. Urgensi penelitian ini terletak pada kebutuhan mendesak akan metode peramalan IHK yang akurat di tengah kondisi ekonomi nasional yang dinamis dan tidak pasti pasca-pandemi, mengingat IHK merupakan acuan utama bagi Bank Indonesia dan pemerintah dalam menetapkan kebijakan moneter serta fiskal. Tanpa peramalan yang andal, kebijakan yang diambil berisiko tidak tepat sasaran dan justru memperburuk stabilitas ekonomi. Adapun objektif yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah: (1) membangun model ARIMA terbaik untuk meramalkan IHK Indonesia; (2) membangun model BSTS terbaik melalui eksplorasi berbagai *state component* dan jumlah iterasi; (3) membandingkan tingkat akurasi kedua metode berdasarkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE); serta (4) memberikan rekomendasi metodologis bagi peneliti dan pemangku kebijakan dalam memilih metode peramalan IHK yang paling sesuai dengan karakteristik data dan tujuan analisis yang hendak dicapai.

2. Metode Penelitian

2.1. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah Indeks Harga Konsumen (IHK) bulanan Indonesia periode Januari 2020 hingga Desember 2024 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik [7]. Total observasi sebanyak 60 bulan. Data tersebut dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (*training*) dan data uji (*testing*). Data latih mencakup periode Januari 2020 hingga Maret 2024 sebanyak 51 bulan atau 85% dari total data, sedangkan data uji mencakup periode April 2024 hingga Desember 2024 sebanyak 9 bulan atau 15% dari total data. Pembagian proporsi ini dipilih karena terdapat nilai pada dataset yang mengalami penurunan drastis dibandingkan tahun sebelumnya, sehingga diperlukan porsi data latih yang lebih besar (85%) agar model mampu membaca pola data yang fluktuatif tersebut.

2.2. Uji Stasioner

Suatu data *time series* yang dapat dianalisis adalah data yang bersifat stasioner, di mana keadaan *mean* dan varians harus konstan [12]. Data yang tidak stasioner dapat menjadi stasioner melalui proses *differencing* yang melibatkan pengujian hipotesis yaitu uji Augmented Dickey-Fuller (ADF).

Secara umum, hasil uji ADF memberikan nilai *t-statistic* yang dapat dibandingkan dengan nilai kritis dari distribusi ADF untuk membuat keputusan apakah menolak hipotesis nol atau tidak [21]. ADF memiliki hipotesis sebagai berikut:

$$\begin{aligned} H_0 &: \text{Data tidak stasioner} \\ H_1 &: \text{Data stasioner} \end{aligned}$$

dengan statistik uji:

$$\Delta y_t = \alpha + \beta_t + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \delta_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Keterangan:

- Δy_t : diferensiasi pertama dari deret waktu $y_t - y_{t-1}$
- α : konstanta
- β : koefisien untuk trend waktu
- γ : koefisien autoregresi untuk y_{t-1}
- δ_i : koefisien AR untuk diferensiasi lag terdahulu
- ε_t : galat error

2.3. Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), yang juga dikenal sebagai metode Box-Jenkins, pertama kali dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1976. Model ini merupakan perluasan dari model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) yang diperkenalkan oleh Wold pada tahun 1938, dengan kemampuan untuk mengakomodasi komponen musiman serta proses non-stasioner [9]. ARMA sendiri berasal dari pengembangan model *Autoregressive* (AR) yang dikembangkan oleh Yule (1927) dan model *Moving Average* (MA) yang diperkenalkan oleh Slutsky (1937). Metode ARIMA dinilai fleksibel, memiliki tingkat akurasi yang tinggi, cepat penerapannya, sederhana, serta efisien dari segi biaya [10]. Karena karakteristik

tersebut, metode ini banyak diterapkan dalam berbagai bidang dan menjadi salah satu pendekatan peramalan yang paling luas digunakan.

Model ARIMA dinotasikan dengan $ARIMA(p, d, q)$. Model ini terdiri atas beberapa komponen [11]:

1. AR (p), yakni orde untuk proses *Autoregressive*.
2. I (d), yakni *differencing* yang digunakan.
3. MA (q), yakni orde untuk proses *Moving Average*.

Persamaan umum model ARIMA:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d X_t = \theta_q(B)e_t \quad (2)$$

Keterangan:

- ϕ_p : koefisien parameter autoregressive ke- p
- X_t : data observasi pada waktu ke- t
- d : banyaknya differencing yang dilakukan
- θ_q : koefisien parameter moving average ke- q
- e_t : nilai residual error

2.4. State Space dan Kalman Filter

State Space Model atau yang biasa disebut juga dengan *Structural Time Series* atau Kalman Filter merupakan dasar dari *Bayesian Structural Time Series* (BSTS) [13]. BSTS merupakan suatu teknik pemodelan data deret waktu yang mengintegrasikan berbagai komponen struktural, seperti tren, musiman, dan pengaruh regresi [14]. Pendekatan ini dinilai memiliki keunggulan dibandingkan model-model klasik karena kemampuannya dalam meningkatkan akurasi estimasi dengan mempertimbangkan ketidakpastian yang melekat pada data, baik pada periode masa lalu maupun masa depan [16].

Persamaan umum *State Space Model*:

$$y_t = Z_t^T \alpha_t + e_t, \quad e_t \sim N(0, H_t) \quad (3)$$

$$\alpha_{t+1} = T_t \alpha_t + R_t \eta_t, \quad \eta_t \sim N(0, Q_t) \quad (4)$$

Keterangan:

- y_t : nilai pengamatan deret waktu pada waktu t
- Z_t^T : vektor output berukuran m
- α_t : vektor state berdimensi m
- e_t : error observasi (scalar)
- T_t : matriks transisi berukuran $m \times m$
- R_t : matriks control berukuran $m \times q$
- η_t : system error berdimensi q

2.5. Algoritma Markov Chain Monte Carlo (MCMC)

Markov Chain Monte Carlo (MCMC) digunakan untuk memprediksi parameter model melalui pengambilan sampel dari distribusi posterior. Algoritma ini memanfaatkan Kalman Filter dan *smoother* dalam mengestimasi parameter model. Distribusi posterior dari θ dapat disimulasikan menggunakan MCMC dengan algoritma berikut [22]:

1. Mensimulasikan α dari $p(\alpha | y, 0, \beta, \sigma_t^2)$ menggunakan *simulation smoother*. *Simulation smoother* merupakan algoritma pengambilan *states* $\alpha = (\alpha'_1, \dots, \alpha'_t)$ dari distribusi bersyarat pada $y = (y'_1, \dots, y'_t)$.
2. Mensimulasikan $\theta \sim p(\alpha | y, 0, \beta, \sigma_t^2)$.
3. Mensimulasikan β dan σ_t^2 dari $p(\alpha | y, 0, \beta, \sigma_t^2)$.

2.6. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan berdasarkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE merupakan indikator yang digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan peramalan dalam bentuk persentase terhadap data aktual [23]. Semakin kecil nilai MAPE yang dihasilkan, semakin tinggi tingkat akurasi prediksi terhadap nilai sebenarnya, sehingga model tersebut dapat dikategorikan sebagai model terbaik [24]. Nilai MAPE dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - y_i}{x_i} \right| \quad (5)$$

Keterangan:

n : jumlah data

x_i : nilai aktual pada waktu ke- i

y_i : nilai ramalan pada waktu ke- i

Berikut merupakan interpretasi nilai MAPE yang digunakan untuk menilai tingkat keakuratan model peramalan [25].

Table 1. Kriteria nilai MAPE

Nilai MAPE	Interpretasi
< 10%	Peramalan yang akurat
11% – 20%	Peramalan yang baik
21% – 50%	Peramalan yang layak
> 50%	Peramalan tidak akurat

2.7. Tahapan Penelitian

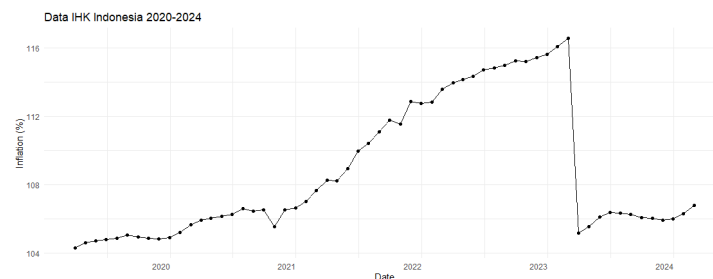
Langkah-langkah dan prosedur analisis yang digunakan dalam penelitian ini sebagai berikut:

- Input data ke dalam perangkat lunak *R Studio*.
- Pembagian data menjadi data latih (*training*) sebanyak 85% (Januari 2020–Maret 2024) dan data uji (*testing*) sebanyak 15% (April 2024–Desember 2024).
- Uji stasioneritas menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) pada data latih.
- Pemodelan ARIMA meliputi:
 - Identifikasi orde model melalui plot ACF dan PACF.
 - Estimasi parameter model.
 - Pemeriksaan diagnostik residual (uji Ljung–Box dan uji Jarque–Bera).
 - Pemilihan model terbaik berdasarkan kriteria AIC, BIC, dan LogLik.
 - Peramalan (*forecasting*) dengan model ARIMA terbaik.
- Pemodelan BSTS meliputi:
 - Uji coba empat *state component* (*local linear trend*, *semilocal linear trend*, *local level trend*, dan *student local linear trend*).
 - Pemilihan model terbaik berdasarkan nilai MAPE terkecil.
 - Variasi jumlah iterasi (100, 500, 1000, 2000, dan 5000).
 - Pemilihan iterasi terbaik berdasarkan nilai MAPE terkecil.
 - Peramalan (*forecasting*) dengan model BSTS dan iterasi terbaik.
- Evaluasi akurasi dengan menghitung nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada data uji untuk kedua metode.

- Perbandingan hasil peramalan metode ARIMA dan BSTS.
- Interpretasi hasil peramalan dan penarikan kesimpulan.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Data



Gambar 1. Data Indeks Harga Konsumen (IHK) di Indonesia tahun 2020–2024

Gambar 1 menyajikan plot data Indeks Harga Konsumen (IHK) tahun 2020–2024 di Indonesia. Berdasarkan data yang tercatat pada kurun waktu tertentu, terlihat bahwa IHK di Indonesia mengalami fluktuasi yang cukup signifikan. Nilai minimum data adalah sebesar 104,3. Sedangkan nilai maksimum data adalah sebesar 116,6. Adapun rata-rata IHK selama periode pengamatan adalah 108,7.

3.2. Uji Stasioner

Pengujian stasioneritas data dilakukan menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Hasil pengujian menunjukkan nilai *p-value* sebesar 0,9755. Dalam uji ADF, hipotesis nol (H_0) menyatakan bahwa data tidak stasioner, sedangkan hipotesis alternatif (H_1) menyatakan bahwa data stasioner. Dengan tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$, nilai *p-value* yang diperoleh (0,9755) lebih besar dari 0,05, sehingga hipotesis nol tidak dapat ditolak. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa data latih yang digunakan tidak stasioner.

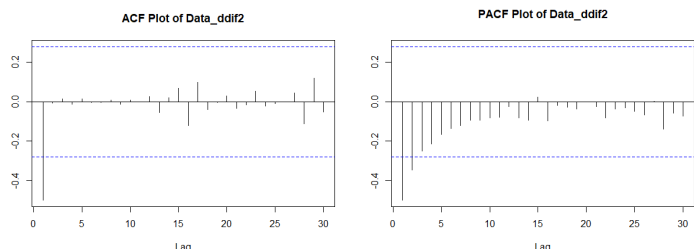
3.3. Transformasi dan Differencing

Berdasarkan hasil pengujian, diketahui bahwa data latih yang digunakan tidak bersifat stasioner. Untuk mengatasi kondisi tersebut, dilakukan transformasi dan differencing pada data. Transformasi bertujuan untuk menstabilkan variansi data, sedangkan differencing digunakan untuk membuat data stasioner dalam mean. Prosedur yang diterapkan adalah melakukan transformasi terlebih dahulu sebelum differencing. Apabila setelah transformasi data masih belum stasioner, hal tersebut mengindikasikan bahwa mean dari data belum stasioner, sehingga diperlukan differencing dan pada penelitian ini, transformasi yang digunakan adalah transformasi BoxCox.

Berdasarkan hasil uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) yang dilakukan, setelah transformasi data, nilai *p-value* yang diperoleh masih lebih besar dari tingkat signifikansi 0,05 yang mengindikasikan bahwa data belum stasioner. Oleh karena itu, dilakukan differencing hingga orde kedua hingga nilai *p-value* menjadi lebih kecil dari 0,05 dengan nilai *p-value* yang didapat adalah 0,03751. Dengan demikian, orde differencing (d) maksimal yang digunakan adalah 2.

3.4. Identifikasi Model ARIMA

Identifikasi model awal dilakukan dengan mengamati korelogram Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF) dari data yang telah melalui differencing orde kedua (ddif2). Orde p dan q dari model awal ditentukan berdasarkan lag terakhir dari masing-masing korelogram yang masih berada di luar batas signifikansi interval kepercayaan.



Gambar 2. Plot ACF dan PACF

Berdasarkan hasil observasi terhadap korelogram pada gambar 2, diketahui bahwa lag terakhir yang berada di luar batas signifikansi pada ACF dan PACF secara berturut-turut adalah lag ke-1 untuk ACF dan lag ke-2 untuk PACF. Dengan demikian, orde $p = 2$ dan orde $q = 1$. Sebelumnya, telah dilakukan differencing non-musiman dengan orde maksimal sebesar 2, sehingga model awal yang terbentuk adalah ARIMA (2, 2, 1).

3.5. Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik dilakukan untuk menguji apakah residual model ARIMA yang signifikan memenuhi asumsi white noise (tidak terdapat autokorelasi) menggunakan uji Ljung-Box serta asumsi normalitas residual menggunakan uji Jarque-Bera. Hasil pemeriksaan diagnostik disajikan pada Tabel 2.

Table 2. Pemeriksaan Diagnostik Model ARIMA yang Signifikan

p	d	q	Ljung	Jarque Bera	Indikator
0	2	0	0,0002309424	0	0
0	2	1	0,4973204661	0	1
1	2	0	0,1801641044	0	1
2	2	0	0,3538530038	0	1

Pemeriksaan diagnostik dilakukan pada seluruh model yang memiliki parameter signifikan. Dari empat model yang diestimasi, tidak ada satupun model yang memenuhi asumsi normalitas residual berdasarkan uji Jarque-Bera (semua model memiliki nilai Jarque-Bera = 0, yang mengindikasikan p -value < 0,05 sehingga menolak hipotesis normalitas).

Sementara itu, dari sisi asumsi white noise berdasarkan uji Ljung-Box, terdapat tiga model yang memenuhi asumsi tersebut, yaitu ARIMA (0,2,1), ARIMA (1,2,0), dan ARIMA (2,2,0). Satu model lainnya yaitu ARIMA (0,2,0) tidak memenuhi asumsi white noise karena nilai p -value Ljung-Box < 0,05.

Dengan demikian, model ARIMA (0,2,0) dikeluarkan karena tidak memenuhi asumsi white noise, sedangkan ketiga model lainnya tetap dilibatkan dalam tahap pemilihan model terbaik meskipun tidak memenuhi asumsi normalitas, mengingat normalitas residual bukan syarat mutlak untuk peramalan.

3.6. Pemilihan Model Terbaik

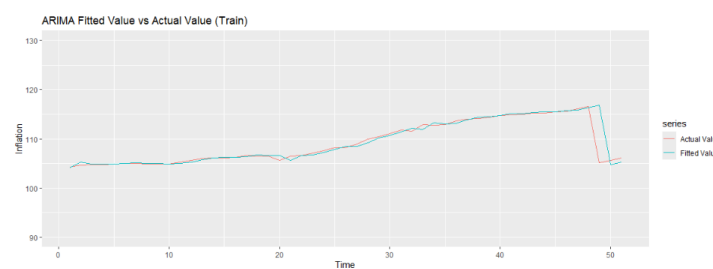
Pemilihan model terbaik dilakukan terhadap tiga model yang telah memenuhi asumsi white noise. Kriteria yang digunakan untuk memilih model terbaik adalah AIC (Akaike Information Criterion), BIC (Bayesian Information Criterion), dan LogLik (Log Likelihood). Model terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC dan BIC terkecil serta nilai LogLik terbesar. Hasil kriteria pemilihan model terbaik disajikan pada Tabel 3.

Table 3. Kriteria Pemilihan Model ARIMA Terbaik

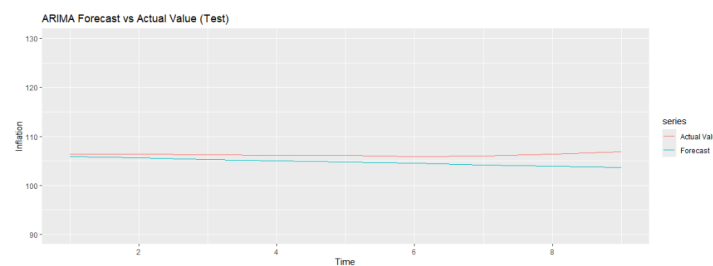
p	d	q	AIC	BIC	LogLik
0	2	1	-263,2774	-259,4137	133,6387
1	2	0	-244,5742	-240,7105	124,2871
2	2	0	-260,3362	-254,5407	133,1681

Berdasarkan Tabel 3, model ARIMA (0,2,1) terpilih sebagai model terbaik karena memenuhi seluruh kriteria pemilihan model. Model ini memiliki nilai AIC terkecil (-263,28) yang menunjukkan model lebih baik dalam menyeimbangkan ketepatan fit, nilai BIC terkecil (-259,41) yang menunjukkan efisiensi model, serta nilai LogLik terbesar (133,64) yang mengindikasikan kemampuan terbaik dalam menjelaskan data. Dengan demikian, model ARIMA (0,2,1) ditetapkan sebagai model terbaik dan digunakan untuk melakukan peramalan pada tahap selanjutnya.

3.7. Peramalan Data ARIMA



Gambar 3. Grafik Perbandingan Fitted Value Model ARIMA (0, 2, 1) dengan Data Latih

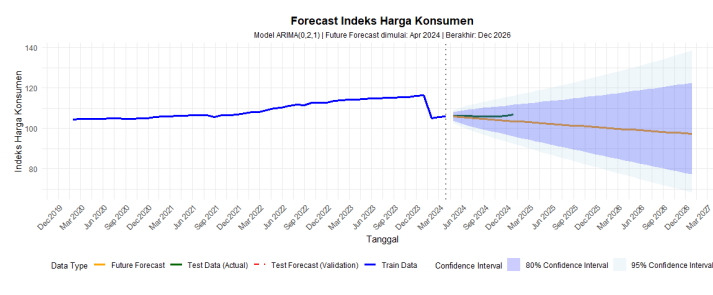


Gambar 4. Grafik Perbandingan Hasil Peramalan Model ARIMA (0, 2, 1) dengan Data Uji

Berdasarkan hasil pemodelan yang disajikan pada Gambar 3 dan Gambar 4, diketahui bahwa nilai fitted value yang dihasilkan oleh model ARIMA pada data training menunjukkan kesesuaian yang sangat baik dengan data aktual. Garis fitted value hampir menempel pada garis aktual, yang mengindikasikan bahwa model mampu menangkap pola pergerakan IHK selama periode training dengan akurasi tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa model ARIMA

(0,2,1) telah terkalibrasi dengan baik. Pada Gambar 4, hasil peramalan (forecast) pada data uji menunjukkan bahwa garis ramalan masih mengikuti tren data aktual, meskipun terdapat sedikit deviasi, terutama pada periode-periode akhir. Garis ramalan cenderung lebih rendah dibandingkan data aktual pada beberapa titik, namun secara umum pola kenaikan masih dapat ditangkap dengan cukup baik.

Meskipun secara visual garis ramalan cenderung lebih rendah dibandingkan data aktual, nilai MAPE yang diperoleh dari proses pengujian adalah sebesar 0,014375911 atau 1,43%. Nilai tersebut termasuk dalam kategori sangat baik (kurang dari 10%), yang mengindikasikan bahwa secara kuantitatif model ARIMA masih menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi. Dengan demikian, meskipun secara visual terdapat deviasi kecil pada data uji, secara statistik model ARIMA layak digunakan sebagai alat peramalan IHK. Secara keseluruhan, hasil peramalan dapat diamati pada gambar dan tabel berikut:



Gambar 5. Grafik Peramalan ARIMA (0,2,1)

Gambar 5 menampilkan hasil peramalan IHK menggunakan model ARIMA (0,2,1). Garis biru merepresentasikan data training yang digunakan untuk membangun model, sedangkan garis hijau merupakan data testing yang dipisahkan oleh garis putus-putus vertikal sebagai batas antara periode training dan periode uji. Garis oranye menunjukkan nilai forecast (ramalan) yang dihasilkan model untuk 33 bulan ke depan, dimulai dari awal data testing (April 2024) hingga akhir Desember 2026. Daerah biru gelap merepresentasikan interval kepercayaan (confidence interval) 80%, sementara daerah biru muda merepresentasikan interval kepercayaan 95%. Untuk nilai ramalan selama 33 bulan dapat dilihat pada Tabel 4 berikut ini:

Berdasarkan Tabel 4, hasil peramalan IHK menggunakan model ARIMA (0,2,1) menunjukkan tren yang terus menurun sepanjang waktu. Secara keseluruhan, model ARIMA (0,2,1) memproyeksikan bahwa IHK akan mengalami penurunan secara konsisten sebesar sekitar 2-3 poin setiap tahunnya selama periode ramalan 33 bulan ke depan, yang mengindikasikan potensi tekanan deflasi dalam jangka menengah.

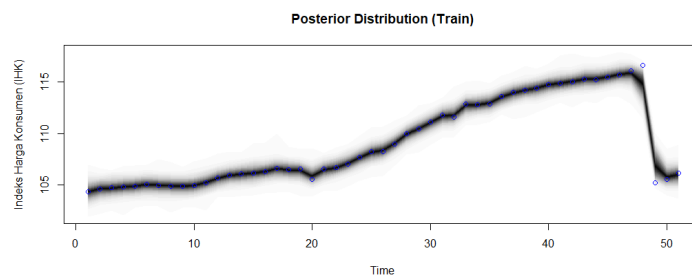
3.8. Peramalan Bayesian Structural Time Series

Berbeda halnya dengan ARIMA, metode peramalan BSTS tidak mensyaratkan data dalam kondisi stasioner. BSTS mampu mengatasi perubahan struktural pada data, termasuk perubahan pada nilai mean maupun variansi. Dengan karakteristik tersebut, data IHK di Indonesia dapat langsung digunakan dalam pemodelan BSTS tanpa perlu melalui proses differencing terlebih dahulu.

Dalam package BSTS, terdapat beberapa trend state components yang dapat digunakan, yaitu: local linear trend; semilocal linear trend; local level trend; dan student local linear trend.

Keempat state component tersebut diujicobakan satu per satu pada data yang tersedia dengan jumlah iterasi sebanyak 100 untuk masing-masing model. Seluruh state component yang diujicobakan menggunakan prior default yang identik dari package BSTS pada R, yaitu prior untuk level dan slope mengikuti distribusi Normal dengan parameter $\mu = 0$ dan $\sigma = 1000$, serta prior untuk observation variance menggunakan SdPrior dengan $\text{sample_size} = 1$ dan $\text{initial_value} = 1$. Selanjutnya, dari keempat model tersebut dipilih satu model terbaik yang berdasarkan nilai MAPE terkecil. Berikut merupakan ringkasan MAPE untuk keempat model:

Berdasarkan nilai MAPE yang dihasilkan, model BSTS dengan state component semilocal linear trend menghasilkan nilai MAPE terkecil dibandingkan dengan state component lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa semilocal linear trend merupakan komponen yang paling unggul di antara keempat komponen yang diujicobakan. Selanjutnya, dilakukan analisis terhadap distribusi posterior dari model semilocal linear trend untuk melihat sejauh mana model mampu menangkap pola data IHK selama periode training yang dapat dilihat pada Gambar 6 berikut:



Gambar 6. Grafik Posterior State Component Semilocal Linear Trend

Berdasarkan Gambar 6, distribusi posterior model BSTS dengan state component semilocal linear trend menampilkan data aktual IHK (garis hitam) sepanjang periode training. Bulatan biru yang terlihat di sepanjang garis aktual merupakan representasi dari sampel distribusi posterior (posterior draws). Sebaran bulatan biru yang mengikuti pola garis hitam mengindikasikan bahwa model mampu menangkap pola pergerakan IHK dengan baik. Model tersebut dibangun dengan jumlah iterasi sebanyak 100. Namun, perlu diketahui bahwa penggunaan jumlah iterasi yang berbeda berpotensi menghasilkan model dengan tingkat akurasi yang berbeda pula. Oleh karena itu, peneliti melakukan analisis lebih lanjut untuk menguji apakah peningkatan jumlah iterasi pada model semilocal linear trend dapat menghasilkan nilai MAPE yang lebih baik. Sehubungan dengan hal tersebut, dilakukan percobaan dengan memvariasikan jumlah iterasi, yaitu 100, 500, 1000, 2000, dan 5000 pada state component semilocal linear trend. Hasil dari masing-masing skenario iterasi tersebut selanjutnya akan dibandingkan untuk menentukan jumlah iterasi optimal yang menghasilkan akurasi peramalan terbaik.

Berdasarkan hasil percobaan yang telah dilakukan, model dengan jumlah iterasi 100; 500; 1000; 2000; dan 5000 menghasilkan nilai MAPE yang relatif serupa dengan selisih yang tidak terlalu jauh, yaitu secara berturut-turut sebesar 0,4037%; 0,2204%; 0,2091%; 0,2233%; 0,4768%. Nilai MAPE cenderung menurun seiring peningkatan iterasi hingga 1000, kemudian

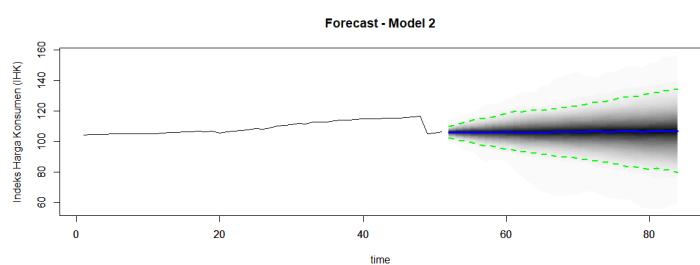
Table 4. Hasil Peramalan ARIMA (0,2,1) selama 33 bulan dari April 2024 sampai Desember 2026

2024		2025		2026	
Bulan	Nilai	Bulan	Nilai	Bulan	Nilai
Januari	-	Januari	103,39	Januari	100,19
Februari	-	Februari	103,12	Februari	99,92
Maret	-	Maret	102,85	Maret	99,66
April	105,85	April	102,58	April	99,40
Mei	105,58	Mei	102,31	Mei	99,14
Juni	105,30	Juni	102,04	Juni	98,88
Juli	105,02	Juli	101,77	Juli	98,62
Agustus	104,75	Agustus	101,51	Agustus	98,37
September	104,47	September	101,24	September	98,11
Oktober	104,20	Oktober	100,98	Oktober	97,85
November	103,93	November	100,71	November	97,60
Desember	103,66	Desember	100,45	Desember	97,34

Table 5. Nilai MAPE State Component BSTS

State Component	Nilai MAPE
Local Linear Trend	13,189%
Semilocal Linear Trend	0,4037%
Local Level	0,8054%
Student Local Linear Trend	1,7741%

meningkat pada iterasi 2000 dan 5000. Iterasi sebanyak 1000 menghasilkan MAPE terkecil, yang mengindikasikan bahwa algoritma MCMC telah mencapai konvergensi yang stabil pada jumlah iterasi tersebut. Peningkatan MAPE pada iterasi yang lebih tinggi (2000 dan 5000) kemungkinan disebabkan oleh overfitting atau ketidakstabilan algoritma pada iterasi yang berlebihan. Dengan demikian, iterasi 1000 dipilih sebagai jumlah iterasi optimal dan model dianggap telah konvergen. Secara keseluruhan, hasil peramalan menggunakan state component semilocal linear trend dengan 1000 iterasi dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 7. Grafik Peramalan State Component Semilocal Linear Trend

Gambar 7 menampilkan hasil peramalan IHK menggunakan model terbaik, yaitu state component semilocal linear trend. Garis hitam merepresentasikan data training yang digunakan untuk membangun model, sedangkan garis biru merupakan nilai forecast (ramalan) yang dihasilkan model untuk 33 bulan ke depan, dimulai dari awal data testing (April 2024) hingga akhir Desember 2026. Pola ramalan yang dihasilkan oleh BSTS cukup berbeda dengan ARIMA. ARIMA menunjukkan tren penurunan yang konsisten, sedangkan BSTS menunjukkan tren yang stabil dengan fluktuasi antarbulan yang sangat kecil. Perbedaan

ini mencerminkan karakteristik masing-masing metode, di mana ARIMA lebih sensitif terhadap pola historis sementara BSTS lebih menekankan pada stabilitas ramalan. Secara kuantitatif, nilai ramalan IHK dari model BSTS untuk 33 bulan ke depan disajikan pada Tabel 6 berikut ini:

Pada Tabel 6, terlihat bahwa model BSTS dengan state component semilocal linear trend menghasilkan nilai ramalan IHK yang relatif stabil di sekitar angka 106 sepanjang periode 2024 hingga 2026. Nilai ramalan tertinggi terjadi pada Februari 2026 sebesar 106,44, sedangkan nilai terendah terjadi pada Agustus 2024 sebesar 106,00.

Stabilitas nilai ramalan ini mengindikasikan bahwa model BSTS dengan state component semilocal linear trend lebih menekankan pada pemulusan fluktuasi jangka pendek dan cenderung tidak terpengaruh oleh pola historis yang mungkin menunjukkan tren penurunan (seperti yang dihasilkan oleh model ARIMA). Dengan kata lain, BSTS lebih cocok digunakan ketika stabilitas ramalan menjadi prioritas utama, misalnya untuk perencanaan ekonomi jangka pendek yang membutuhkan kepastian.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis perbandingan metode ARIMA dan BSTS untuk peramalan IHK di Indonesia, kedua metode menghasilkan akurasi yang sangat baik dengan karakteristik berbeda. Model ARIMA terbaik adalah ARIMA (0,2,1) dengan MAPE 1,43% yang memproyeksikan IHK menurun dari 105,85 menjadi 97,34 (indikasi deflasi). Model BSTS terbaik adalah semilocal linear trend dengan 1000 iterasi dan MAPE 0,21% yang memproyeksikan IHK stabil di sekitar 106.

Secara kuantitatif, BSTS unggul dalam akurasi, sedangkan ARIMA lebih unggul menangkap tren jangka panjang. Berdasarkan temuan tersebut, rekomendasi metodologis yang dapat diberikan untuk peneliti atau pemangku kebijakan adalah gunakan BSTS jika prioritas utama adalah stabilitas dan akurasi tertinggi (misal perencanaan jangka pendek). Sebaliknya, gunakan ARIMA jika tujuan analisis adalah menangkap dinamika tren historis dan proyeksi jangka panjang. Dengan demikian, pemilihan metode peramalan IHK harus disesuaikan secara fleksibel dengan karakteristik data dan tujuan analisis yang hendak dicapai.

Table 6. Hasil Peramalan State Component Semilocal Linear Trend untuk Tahun 2025

2024		2025		2026	
Bulan	Nilai	Bulan	Nilai	Bulan	Nilai
Januari	-	Januari	106,22	Januari	106,43
Februari	-	Februari	106,13	Februari	106,44
Maret	-	Maret	106,09	Maret	106,37
April	106,01	April	106,10	April	106,33
Mei	106,10	Mei	106,08	Mei	106,32
Juni	106,07	Juni	106,12	Juni	106,23
Juli	106,13	Juli	106,14	Juli	106,16
Agustus	106,00	Agustus	106,29	Agustus	106,21
September	106,03	September	106,28	September	106,26
Oktober	106,12	Oktober	106,24	Oktober	106,29
November	106,16	November	106,31	November	106,37
Desember	106,15	Desember	106,38	Desember	106,43

References

- [1] Y. Ginanjar et al., *Pengantar Ekonomi Mikro*. PT. MIFANDI MANDIRI DIGITAL, 2023.
- [2] D. R. Prama, T. Notapiri, and B. N. Ruchjana, "Model space-time autoregressive integrated (stari) pada peramalan indeks harga konsumen (ihk) di kota bogor, depok, dan bekasi," *Naskah tidak diterbitkan / working paper*, 2022.
- [3] A. Sofro, I. A. R. Azzahro, K. N. Khikmah, and O. Nunkaw, "Robust regression modelling for inflation factor in the Indonesian economy development," in *E3S Web of Conferences*. EDP Sciences, Apr. 2024. doi: 10.1051/e3sconf/202451301006
- [4] A. White, "Measurement biases in consumer price indexes," *International Statistical Review*, vol. 67, pp. 301–325, May 2007.
- [5] S. H. Prabuningrat, N. K. Salma, P. W. Muharamah, M. A. Haris, and M. S. Nur, "Peramalan indeks harga konsumen kota Semarang dengan metode autoregressive integrated moving average," *Jurnal Online (journalnew.unimus.ac.id)*, 2023. [Online]. Available: <http://journalnew.unimus.ac.id/index.php/jodi>
- [6] N. A. K. Rifai and M. A. Zhahirulhaq, "Forecasting inflation in Indonesia using the autoregressive integrated moving average method," *Parameter: Journal of Statistics*, vol. 4, no. 1, pp. 37–45, Jun. 2024.
- [7] Badan Pusat Statistik, "Indeks harga konsumen 150 kabupaten/kota di Indonesia 2025 (2022=100)," Badan Pusat Statistik, Jakarta, Tech. Rep., Apr. 2025.
- [8] W. Fahrozi, F. Harahap, D. Adhar, and F. I. Rasaki, "Penerapan metode des dalam memprediksi persediaan barang berbasis web," *[Nama Jurnal Tidak Tersedia]*, vol. 16, no. 2, p. 2023, n.d.
- [9] H. Hartati, "Penggunaan metode arima dalam meramal pergerakan inflasi," *Jurnal Matematika, Sains dan Teknologi*, vol. 18, pp. 1–10, 2017. [Online]. Available: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:157710904>
- [10] F. Fejriani, M. Hendrawansyah, L. Muharni, S. F. Handayani, and Syaharuddin, "Forecasting peningkatan jumlah penduduk berdasarkan jenis kelamin menggunakan metode arima," *Jurnal Kajian, Penelitian dan Pengembangan Pendidikan*, vol. 8, no. 1, pp. 27–36, Apr. 2020. [Online]. Available: <http://journal.ummat.ac.id/index.php/geography>
- [11] R. J. Djami and Y. W. A. Nanlohy, "PERAMALAN INDEKS HARGA KONSUMEN DI KOTA AMBON MENGGUNAKAN AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) DAN DOUBLE EXPONENTIAL SMOOTHING (Consumer Price Index Forecasting in Ambon City Using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) And Double Exponential Smoothing)," *Variance: Journal of Statistics and Its Applications*, vol. 4, no. 1, 2022.
- [12] C. Döbler and C. Anderson-Cook, "Forecasting, time series, and regression: An applied approach (4th ed.)," Bruce I. Bowerman, Richard T. O'Connell, and Anne B. Koehler, *The American Statistician*, vol. 59, p. 278, Feb. 2005.
- [13] A. M. Almarashi and K. Khan, "Bayesian structural time series," *Nanoscience and Nanotechnology Letters*, vol. 12, no. 1, pp. 54–61, Sep. 2020.
- [14] J. Liu et al., "Bayesian structural time series for biomedical sensor data: A flexible modeling framework for evaluating interventions," *PLoS Computational Biology*, vol. 17, no. 8, p. e1009303, Aug. 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1009303>
- [15] N. Feroze, "Forecasting the patterns of covid-19 and causal impacts of lockdown in top five affected countries using bayesian structural time series models," *Chaos, Solitons & Fractals*, vol. 140, Nov. 2020.
- [16] P. Amini, A. Almasi-Hashiani, M. A. Sahraian, M. Najafi, and S. Eskandarieh, "Multiple sclerosis projection in tehran, Iran using bayesian structural time series," *BMC Neurology*, vol. 21, no. 1, Dec. 2021.
- [17] A. Pratami, "PENERAPAN MODEL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED," Master's thesis, Universitas Pakuan, Bogor, 2023.
- [18] K. S. Panjaitan and B. Mardhotillah, "Prediksi indeks harga konsumen provinsi jambi menggunakan autoregressive integrated moving average forecasting the consumer price index of jambi province using the autoregressive integrated moving average model," *Jurnal Statistika Universitas Jambi*, vol. 3, no. 1, p. 2024, Jun. 2024.
- [19] S. Wulandari, "PENERAPAN METODE ARIMA DAN BAYESIAN STRUCTURAL TIME SERIES UNTUK MEMPREDIKSI INFLASI DI INDO," Master's thesis, UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta, Yogyakarta, 2022.
- [20] M. Madhavan, M. A. Sharafuddin, P. Piboonrungraj, and C. C. Yang, "Short-term forecasting for airline industry: The case of Indian air passenger and air cargo," *Global Business Review*, vol. 24, no. 6, pp. 1145–1179, Dec. 2023.
- [21] S. Nurman, M. Nusrang, and Sudarmin, "Analysis of rice production forecast in maros district using the box-jenkins method with the ARIMA model," *AR-RUS Journal of Mathematics and Applied Science*, vol. 2, no. 1, pp. 36–48, Feb. 2022.
- [22] J. Durbin and S. J. Koopman, "A simple and efficient simulation smoother for state space time series analysis," 2001, unpublished manuscript / Working paper.
- [23] D. Anggelia, Y. F. Riti, and P. W. Siswanto, "ANALISIS PERBANDINGAN METODE ARIMA DAN LEAST SQUARE UNTUK PREDIKSI HARGA EMAS : PENDEKATAN PROBABILISTIK DAN STATISTIK," *Jurnal Sistem Informasi dan Informatika (Simika)*, vol. 7, no. 1, pp. 2622–6901, 2024. [Online]. Available: <https://id.investing.com/commodities/gold-historical-data>
- [24] Q. D. H. B. Sitepu, S. Sutarmam, and M. A. P. Siregar, "Metode Autoregressive Integrated Moving Average (Arima) dalam Memprediksi Jumlah Penumpang Kereta Api Kota Binjai," *Jurnal Arjuna : Publikasi Ilmu Pendidikan, Bahasa dan Matematika*, vol. 2, no. 2, pp. 69–85, Jan. 2024.
- [25] C. Kasemset, N. Sae-Haew, and A. Sopadang, "Multiple regression model for forecasting quantity of supply of off-season longan," *Chiang Mai University Journal of Natural Sciences*, vol. 13, no. 3, pp. 391–402, 2014.