

PERBANDINGAN METODE SARIMA DAN BAYESIAN STRUCTURAL TIME SERIES PADA PERAMALAN INFLASI PROVINSI NUSA TENGGARA TIMUR**Louisa Feolin Messakh**Matematika, Fakultas Sains dan Teknik, Universitas Nusa Cendana, Kota Kupang, Indonesia
e-mail: louisaf.messakh@gmail.com**Astri Atti**Matematika, Fakultas Sains dan Teknik, Universitas Nusa Cendana, Kota Kupang, Indonesia
e-mail: astri_atti@yahoo.com**Farly Oktriany Haning**Matematika, Fakultas Sains dan Teknik, Universitas Nusa Cendana, Kota Kupang, Indonesia
e-mail: farly_haning@staf.undana.ac.id**Keristina Br. Ginting**Matematika, Fakultas Sains dan Teknik, Universitas Nusa Cendana, Kota Kupang, Indonesia
e-mail: keristina_ginting@staf.undana.ac.id**Abstrak**

Inflasi merupakan salah satu indikator makroekonomi utama di Indonesia. Inflasi terjadi ketika permintaan melebihi penawaran, dan apabila tidak dikendalikan dapat memengaruhi stabilitas ekonomi suatu wilayah. Peramalan inflasi diperlukan sebagai dasar bagi pemerintah dalam perumusan dan evaluasi kebijakan ekonomi. Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja metode Seasonal Autoregressive Moving Average (SARIMA) dan Bayesian Structural Time Series (BSTS) dalam meramalkan inflasi di Provinsi Nusa Tenggara Timur. SARIMA merupakan metode peramalan klasik yang mampu menangani pola musiman, sedangkan BSTS merupakan model state-space yang dapat mendekomposisi komponen tren, musiman, dan regresi secara terpisah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode BSTS memiliki kinerja peramalan yang lebih baik dibandingkan SARIMA, ditunjukkan oleh nilai kesalahan yang lebih kecil. Model BSTS dengan komponen Semilocal Linear Trend menghasilkan nilai RMSE sebesar 0.5893397, MAE sebesar 0.4759239, dan MASE sebesar 0.6509315.

Kata Kunci: Seasonal Autoregressive Moving Average, Bayesian Structural Time Series, Inflasi.

Abstract

Inflation is one of the main macroeconomic indicators in Indonesia. Inflation occurs when demand exceeds supply, and if not properly controlled, it may affect the economic stability of a region. Inflation forecasting is therefore essential as a basis for governments in formulating and evaluating economic policies. This study aims to compare the performance of the Seasonal Autoregressive Moving Average (SARIMA) method and the Bayesian Structural Time Series (BSTS) method in forecasting inflation in East Nusa Tenggara Province. SARIMA is a classical forecasting method designed to handle seasonal patterns, while BSTS is a state-space model that allows separate decomposition of trend, seasonal, and regression components. The results of this study indicate that the BSTS method outperforms SARIMA, as reflected by smaller forecast error values. The BSTS model with a Semilocal Linear Trend component produces an RMSE of 0.5893397, an MAE of 0.4759239, and a MASE of 0.6509315.

Keywords: Seasonal Autoregressive Moving Average, Bayesian Structural Time Series, Inflation.

PENDAHULUAN

Inflasi merupakan indikator penting dalam menjaga stabilitas perekonomian suatu wilayah. Inflasi terjadi ketika permintaan melebihi penawaran dan ditandai oleh kenaikan harga barang dan jasa secara umum dan berkelanjutan. Menurut Bank

Indonesia, inflasi mencerminkan stabilitas nilai rupiah yang perlu dijaga agar perekonomian tetap berjalan secara sehat. Pada tahun 2022, tingkat inflasi Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT) tercatat sebesar 4,94%, lebih tinggi dibandingkan inflasi nasional,

yang menunjukkan perlunya perhatian khusus terhadap pengendalian inflasi di daerah tersebut.

Inflasi tidak bertujuan untuk dihilangkan, melainkan dikendalikan agar tetap berada pada tingkat yang rendah dan stabil. Oleh karena itu, peramalan inflasi menjadi penting sebagai dasar bagi pemerintah dan bank sentral dalam merumuskan serta mengevaluasi kebijakan ekonomi. Inflasi dapat diprediksi menggunakan pendekatan deret waktu (time series), karena pergerakan harga umumnya diamati secara periodik, seperti bulanan atau tahunan.

Salah satu Salah satunya yaitu *Seasonal Autoregressive Moving Average (SARIMA)*, sebuah metode yang diperkenalkan oleh George Box dan Gwilyn Jenkins pada tahun 1970, yang dirancang untuk menangani pola musiman. Selain metode klasik tersebut, pendekatan Bayesian juga dapat digunakan, salah satunya melalui model Bayesian Structural Time Series (BSTS), yang mampu mendekomposisi komponen tren dan musiman dalam kerangka state-space. Kinerja model BSTS sangat bergantung pada pemilihan *state components* yang digunakan; oleh karena itu, penelitian ini menginvestigasi berbagai kombinasi *state components* untuk memperoleh model terbaik berdasarkan evaluasi visual dan nilai kesalahan model (Katarina, 2022). Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa kinerja SARIMA dan BSTS dapat berbeda tergantung pada karakteristik data yang dianalisis. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja metode SARIMA dan BSTS dalam peramalan inflasi di Provinsi Nusa Tenggara Timur.

KAJIAN TEORI

PERAMALAN

Peramalan merupakan suatu upaya dalam memprediksi peristiwa di waktu mendatang (Saragih & Sembiring, 2022). Peramalan memiliki fungsi yang akan terlihat pada saat pengambilan keputusan. Keputusan yang baik ialah keputusan yang didasarkan atas pertimbangan apa yang akan terjadi pada waktu keputusan itu dilaksanakan. Forecasting bekerja dengan cara memprediksi masa depan berdasarkan data-data yang diperoleh dari masa lalu. Kemudian, hasil dari analisis tersebut akan

digunakan sebagai bahan untuk pengambilan keputusan.

STASIONERITAS

Stasioneritas data merupakan konsep dalam analisis runtun waktu. Suatu data runtun waktu dikatakan stasioner jika karakteristik statistiknya, seperti rata-rata, variance, dan covariance, tetap konstan sepanjang waktu (Hamilton, 1994). Dalam analisis deret waktu, beberapa metode peramalan mensyaratkan data bersifat stasioner, khususnya stasioner terhadap rata-rata (mean). Namun, pada praktiknya sebagian besar data deret waktu bersifat tidak stasioner, yang ditandai dengan perubahan rata-rata, variansi, atau keduanya dari waktu ke waktu. Untuk metode peramalan yang mensyaratkan stasioneritas data, seperti Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA), ketidakstasioneran tersebut dapat diatasi melalui proses differencing. Sebaliknya, metode Bayesian Structural Time Series (BSTS) mampu menangani data tidak stasioner secara langsung melalui pemodelan komponen struktural, seperti tren dan musiman, tanpa memerlukan proses differencing (Katarina, 2022).

SEASONAL AUTOREGRESSIVE MOVING AVERAGE (SARIMA)

Model SARIMA merupakan penggabungan komponen AR, I, dan MA dengan komponen musiman. Secara umum model SARIMA dinyatakan sebagai $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)^S$ (Wei, 2006): dengan persamaan umum model SARIMA dapat ditulis sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \phi_p(B)\Phi_p(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D\dot{Z}_t \\ = \theta_q(B)\theta_q(B^S)a_t \end{aligned} \quad (1)$$

dengan

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p \quad (2)$$

$$\Phi_p(B^S) = 1 - \Phi_1 B^S - \dots - \Phi_p B^{pS} \quad (3)$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q \quad (4)$$

$$\Theta_q(B^S) = 1 - \theta_1 B^S - \dots - \theta_q B^{qS} \quad (5)$$

Di mana $\phi_p(B)$, $\Phi_p(B^S)$, $\theta_q(B)$, $\Theta_q(B^S)$ merupakan operator AR dan MA.

BAYESIAN STRUCTURAL TIME SERIES

Bayesian Structural time series (BSTS) dibangun dari kerangka structural time series yang memungkinkan pemisahan dan pemodelan komponen tren, musiman, serta komponen

struktural lainnya pada deret waktu (Scott & Varian, 2013).

Terdapat 2 komponen model umum Structural Time Series (STS) sebagai berikut (Scott & Varian, 2013) :

$$\begin{aligned} y_t &= Z_t^T \alpha_t + e_t & e_t &\sim N(0, H_t) & (6) \\ \alpha_{t+1} &= T_t \alpha_t + R_t \eta_t & \eta_t &\sim N(0, Q_t) & (7) \end{aligned}$$

Untuk setiap $t = 1, \dots, n$ di mana Z_t, T_t, R_t, H_t, Q_t pada awalnya diasumsikan telah diketahui, biasanya 0 dan 1, dan parameter yang tidak diketahui. Komponen error e_t dan η_t diasumsikan saling bebas dan saling bebas antar periode waktunya.

LOCAL LEVEL

Model level lokal merupakan model STS yang paling sederhana (Almarashi & Khan, 2020). Model level lokal ini mengasumsikan trend sebagai random walk. Sehingga model level lokal didefinisikan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} y_t &= \mu_t + e_t & e_t &\sim N(0, \sigma_e^2), & (8) \\ \mu_{t+1} &= \mu_t \alpha_t + \eta_{\mu,t} & \eta_{\mu,t} &\sim N(0, \sigma_\mu^2). & (9) \end{aligned}$$

Pada local level nilai Z_t, T_t, R_t adalah 1. Priorinya berada pada parameter σ_μ^2 .

LOCAL LINEAR TREND

Model tren linear lokal mengasumsikan bahwa rata-rata dan kemiringan (slope) dari tren mengikuti Random Walk (Durbin & Koopman, 2012). Persamaan model tren linear lokal adalah sebagai berikut (Brodersen et al., 2015) :

$$\begin{aligned} y_t &= \mu_t + e_t, & e_t &\sim N(0, \sigma_e^2), & (10) \\ \mu_{t+1} &= \mu_t + \delta_t + \eta_{\mu,t}, & \eta_{\mu,t} &\sim N(0, \sigma_\mu^2) & (11) \\ \delta_{t+1} &= \delta_t + \eta_{\delta,t}, & \eta_{\delta,t} &\sim N(0, \sigma_\delta^2). & (12) \end{aligned}$$

dengan μ_t merupakan nilai tren pada waktu ke- t , sedangkan δ_t (komponen slope) merupakan peningkatan μ_t yang diharapkan di antara waktu ke- t dan waktu ke- $(t + 1)$. Priorinya berada pada parameter σ_μ^2 dan σ_δ^2 .

SEMILOCAL LINEAR TREND

Model tren linear semi lokal adalah pengembangan dari model tren linear lokal, namun lebih efektif untuk peramalan jangka panjang (Almarashi & Khan, 2020). 18 Diasumsikan bahwa level component mengikuti random walk dan slope component bergerak mengikuti proses AR(1) yang berpusat di D . Persamaan model tren linear semi lokal adalah sebagai berikut (Brodersen, dkk., 2015) :

$$y_t = \mu_t + e_t, \quad e_t \sim N(0, \sigma_e^2), \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \mu_{t+1} &= \mu_t + \delta_t + u_t, & u_t &\sim N(0, \sigma_u^2) & (14) \\ \delta_{t+1} &= D + \rho(\delta_t - D) + v_t, & v_t &\sim N(0, \sigma_v^2). & (15) \end{aligned}$$

Dengan μ_t merupakan nilai tren pada waktu ke- t , sedangkan δ_t (komponen slope) merupakan peningkatan μ_t yang diharapkan di antara waktu ke- t dan waktu ke- $(t + 1)$, dan $|\rho| < 1$ learning rate di mana tren lokal diperbarui kedua komponen. Priorinya berada pada $\sigma_\mu^2, \sigma_\delta^2, D$, dan ρ .

SEASONAL

Model musiman dapat dilihat sebagai regresi dengan variabel dummy sebanyak S musim di mana jumlah koefisien harus bernilai 1 dan nilai ekspektasi koefisiennya sebesar 0 selama 1 siklus penuh dari S musim (Scott & Varian, 2013). Model Musiman (seasonal) yang paling sering digunakan adalah

$$\begin{aligned} y_t &= \tau_t + e_t & e_t &\sim N(0, \sigma_e^2), & (16) \\ \tau_{t+1} &= - \sum_{s=0}^{S-2} \tau_{t-s} + \eta_{\tau,t} & \eta_{\tau,t} &\sim N(0, \sigma_\tau^2), & (17) \end{aligned}$$

(Brodersen dkk., 2015). S adalah banyaknya musim, τ_t adalah komponen musiman, dan $\eta_{\tau,t}$ adalah komponen error dari musiman. Efek musiman dari τ_t dapat disesuaikan dengan karakteristik musiman pada data. Sebagai contoh, untuk data harian digunakan periode musiman $S = 7$, untuk data triwulanan digunakan $S = 4$, dan untuk data bulanan digunakan $S = 12$. Sementara itu, untuk menangkap pola musiman tahunan pada data mingguan digunakan $S = 52$, karena dalam satu tahun terdapat 52 minggu (Durbin & Koopman, 2012).

MARKOV CHAIN MONTE CARLO (MCMC)

Markov Chain Monte Carlo (MCMC) digunakan dalam model Bayesian Structural Time Series (BSTS) untuk mengestimasi parameter dan melakukan peramalan melalui pengambilan sampel dari distribusi posterior. Proses estimasi parameter dilakukan dengan memanfaatkan Kalman filter dan Kalman smoother. Secara umum, MCMC terdiri atas dua tahapan utama, yaitu pengambilan sampel dari distribusi posterior parameter dan state laten model berdasarkan data training, serta simulasi dari distribusi posterior prediktif untuk menghasilkan nilai peramalan pada periode data testing maupun periode mendatang dengan menggunakan informasi posterior yang diperoleh dari data training.

METODE

Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah data sekunder, berupa data inflasi di NTT periode bulanan dari Januari 2010 – Desember 2024 yang bersumber dari website resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT). Secara umum data bulanan inflasi dibagi menjadi beberapa jenis, yakni inflasi year-on year, inflasi month-to-month, dan inflasi date-to-date. Dalam penelitian ini, yang digunakan untuk analisis deskriptif adalah data inflasi bulanan month-to-month, yaitu perbandingan indeks harga konsumen (IHK) periode bulan tertentu terhadap periode bulan sebelumnya.

Pemodelan peramalan dilakukan menggunakan dua metode, yaitu Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) dan Bayesian Structural Time Series (BSTS). Pada metode SARIMA, analisis diawali dengan pemeriksaan stasioneritas data. Apabila data belum stasioner dalam mean, dilakukan proses differencing, dan apabila belum stasioner dalam varians, dilakukan transformasi data. Orde differencing yang digunakan adalah orde non-musiman (d) dan musiman (D). Selanjutnya, identifikasi model dilakukan dengan menganalisis pola Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF) untuk menentukan orde p , q , P , dan Q . Model-model kandidat yang diperoleh kemudian diestimasi parameternya dan diuji signifikansinya. Model yang memenuhi kriteria signifikansi selanjutnya diuji secara diagnostik untuk memastikan residual bersifat white noise dan berdistribusi normal. Model SARIMA terbaik dipilih berdasarkan nilai Akaike's Information Criterion (AIC) dan Bayesian Information Criterion (BIC) yang paling kecil, kemudian digunakan untuk melakukan peramalan. Kinerja model dievaluasi menggunakan ukuran kesalahan Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), dan Mean Absolute Scaled Error (MASE).

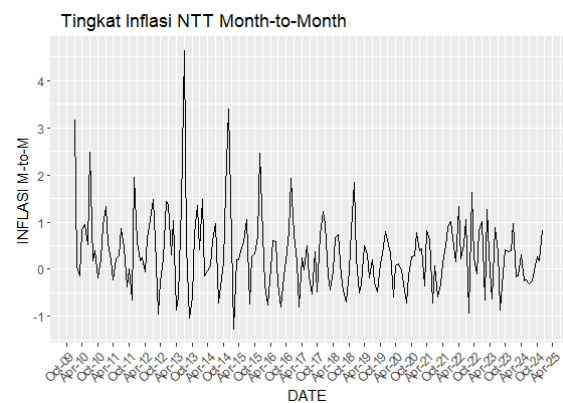
Pada metode BSTS, pemodelan diawali dengan eksplorasi grafik data training untuk mengidentifikasi komponen deret waktu yang mungkin terkandung dalam data. Model BSTS dibangun dengan memasukkan komponen state secara bertahap, meliputi local level, local linear trend, dan semilocal linear trend, baik tanpa maupun dengan penambahan komponen musiman. Estimasi parameter dilakukan menggunakan pendekatan

Markov Chain Monte Carlo (MCMC) dengan jumlah iterasi sebesar 500. Model BSTS terbaik dipilih berdasarkan nilai RMSE, MAE, dan MASE terkecil pada data testing, selanjutnya digunakan untuk melakukan peramalan inflasi.

Tahap akhir penelitian dilakukan dengan membandingkan kinerja peramalan metode SARIMA dan BSTS berdasarkan nilai RMSE, MAE, dan MASE untuk menentukan metode yang memberikan hasil peramalan terbaik pada data inflasi Provinsi Nusa Tenggara Timur.

HASIL DAN PEMBAHASAN

DESKRIPSI DATA PENELITIAN

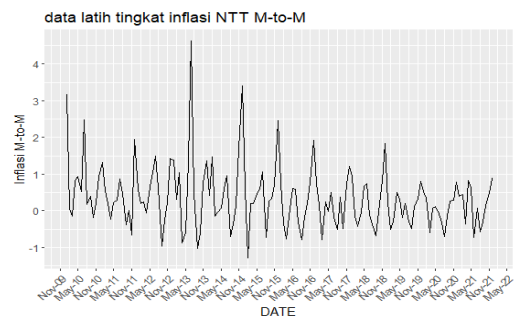


Gambar 1. Grafik Inflasi di NTT

Gambar 1 menunjukkan adanya kenaikan dan penurunan nilai Inflasi Provinsi Nusa Tenggara Timur mulai Januari 2010 hingga Desember 2024. Data ini mengandung pola tren pada grafiknya, dan diasumsikan terdapat unsur musiman sebesar 12 periode.

PEMBAGIAN DATA

Dilakukan pembagian data menjadi 2, yakni data training dan data testing. Data training sebesar 80% dan data testing sebesar 20%. berdasarkan bulan, data training berada pada bulan Januari 2010 hingga Desember 2021.

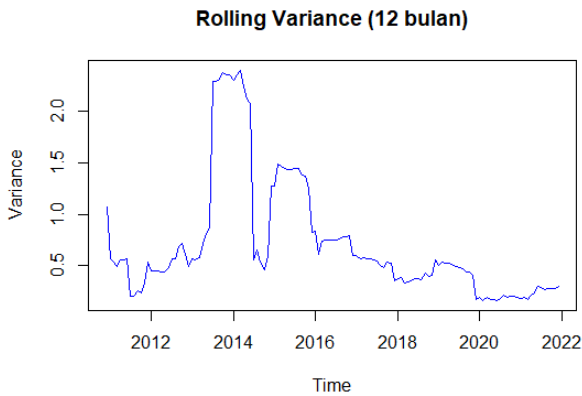


Gambar.2 Grafik Data Training

PEMODELAN TIME SERIES MENGGUNAKAN SARIMA

PENGUJIAN STASIONERITAS DATA

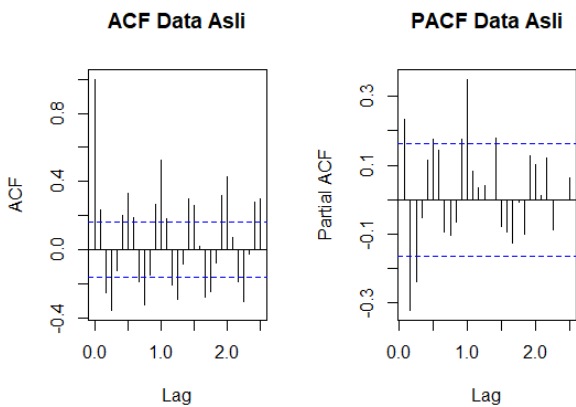
Syarat pertama untuk peramalan runtun waktu menggunakan SARIMA adalah data harus stasioner. Dilakukan pengujian stasioneritas dalam mean dan varians. Untuk melihat apakah varians dalam data stabil atau tidak dilakukan pemeriksaan rolling variance.



Gambar.3 Grafik Rolling Variance

Gambar 3 menunjukkan perubahan tingkat varians dengan jendela 12 bulan yang cukup drastis antar periode yang mengindikasikan bahwa varians data tidak bersifat konstan. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa data tidak stasioner dalam varians.

Kemudian pengujian stasioneritas dalam mean dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACFnya.



Gambar.4 Plot ACF dan PACF Data Inflasi di NTT

Gambar 4 menunjukkan bahwa nilai ACF pada lag awal sangat tinggi dan menurun secara lambat, serta banyak nilai autokorelasi yang melebihi batas signifikansi. Kondisi ini menunjukkan bahwa data masih mengandung tren dan belum stasioner dalam

mean. Dengan demikian diketahui bahwa data training yang dimiliki tidak stasioner.

DIFFERENCING DAN TRANSFORMASI DATA

Telah diketahui data tidak bersifat stasioner. Untuk itu dilakukan differencing dan transformasi Yeo-Johnson. Differencing dilakukan dengan orde maksimum 1.

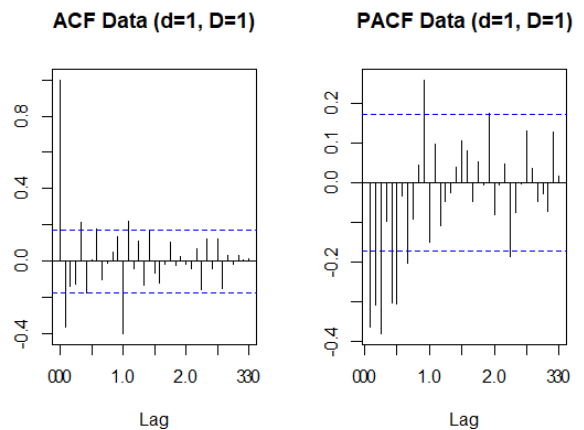
Tabel.1 ADF Test Data Hasil Differencing dan Transformasi Yeo-Johnson

	<i>D</i>	<i>D</i>	<i>p-value</i>	<i>Dickey-Fuller</i>
diff01	0	1	0.01	-5.6774
ddiff11	1	1	0.01	-10.435
dtrans01	0	1	0.01	-6.564
dtrans11	1	1	0.01	-10.351

Berdasarkan Tabel 1, dilakukan perbandingan dengan melihat nilai Dickey-Fuller karena diketahui bahwa data sudah stasioner dan memiliki nilai $p - value = 0.01 < 0.05(\alpha)$. Data yang dipilih adalah data dengan nilai Dickey-Fuller terkecil, yaitu ddiff11.

IDENTIFIKASI MODEL SARIMA

Identifikasi model awal dengan menganalisis correlogram ACF dan PACF dari data ddiff11.



Gambar.5 Plot ACF dan PACF Data ddiff11

Berdasarkan Gambar 5, diketahui dari correlogram ACF dan PACF bahwa lag keluar batas dari 4 lag pertama secara berturut-turut sehingga nilai $p = 4$ dan nilai $q = 4$. Selanjutnya untuk orde musiman P dan Q terlihat dari correlogram ACF musiman spike disekitar lag musiman sehingga diperoleh $P = 1$, dan untuk orde Q pada PACF tidak ada spike pada lag musiman sehingga nilai $Q = 1$. Dengan demikian, model awal yang terbentuk adalah $SARIMA (4,1,4)(1,1,1)_{12}$.

Dari model awal, diperoleh beberapa model yang mungkin dapat digunakan.

ESTIMASI DAN UJI SIGNIFIKANSI PARAMETER

Dilakukan estimasi dan uji signifikansi parameter pada setiap model yang dapat digunakan. Model dengan parameter tidak signifikan digugurkan sehingga diperoleh model dengan parameter yang signifikan. Hasil uji signifikansi menunjukkan terdapat 20 model yang signifikan, yaitu : *SARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂* , *SARIMA (0,1,3)(0,1,1)₁₂* , *SARIMA (1,1,0)(0,1,1)₁₂*, *SARIMA (2,1,3)(0,1,0)₁₂*, ... , *SARIMA (4,1,0)(1,1,0)₁₂*.

PEMERIKSAAN DIAGNOSTIK

Dilakukan pemeriksaan diagnostik pada seluruh model yang signifikan

Tabel.2 Pemeriksaan Diagnostik Model-Model SARIMA yang Signifikan

P	D	Q	P	D	Q	Ljung	Kolmogorov-Smirnov
0	1	1	0	1	1	0.04394	0.1545
0	1	3	1	1	0	0.492	0.1453
0	1	3	0	1	1	0.4164	0.1304
0	1	1	1	1	0	0.08532	0.3326
0	1	1	0	1	0	2.326e-05	0.03856
0	1	0	0	1	1	0.002353	0.6842
0	1	0	1	1	0	0.001765	0.5703
1	1	0	0	1	1	0.0003038	0.3629
1	1	0	1	1	0	0.0004491	0.1664
1	1	0	0	1	0	4.544e-09	0.1188
2	1	3	0	1	0	0.006131	0.318
2	1	2	0	1	0	0.0009298	0.01432
2	1	0	0	1	1	0.0006805	0.4513
2	1	0	1	1	0	0.001595	0.3106
2	1	0	0	1	0	8.836e-08	0.09418
3	1	0	0	1	1	0.03568	0.3061
3	1	0	1	1	0	0.01767	0.3134
3	1	0	0	1	0	3.575e-08	0.2005
4	1	0	0	1	1	0.05574	0.2807
4	1	0	1	1	0	0.01711	0.2354

Berdasarkan Tabel 2, diantara 20 model yang signifikan terdapat 4 model yang memenuhi asumsi white noise dan asumsi normalitas.

PEMILIHAN MODEL SARIMA TERBAIK

Setelah dilakukan uji diagnostic, dilakukan pemilihan model SARIMA terbaik dengan melihat nilai AIC dan BIC

Tabel.3 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

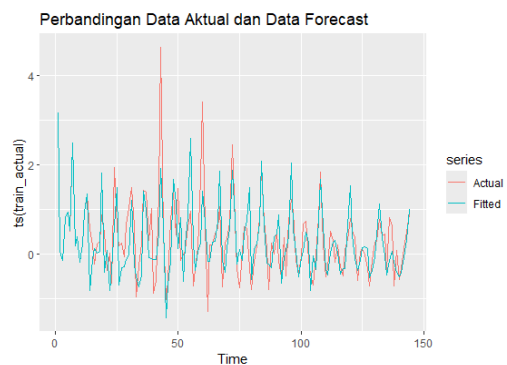
P	D	Q	P	D	Q	AIC	BIC
0	1	3	1	1	0	295.7786	310.154
0	1	3	0	1	1	285.3196	299.6955
0	1	1	1	1	0	298.8893	307.5149
4	1	0	0	1	1	309.2509	326.5020

Berdasarkan Tabel 3, diketahui model terbaik adalah *SARIMA (0,1,3)(0,1,1)₁₂* dengan nilai AIC dan BIC terkecil. Nilai koefisien parameter *MA(1)*, *MA(2)*, *MA(3)*, dan *SMA(1)* pada model ini yaitu -0.985418 , -0.257574 , 0.242993 , dan -0.614898 . Secara matematis, persamaan model ini dapat dituliskan sebagai :

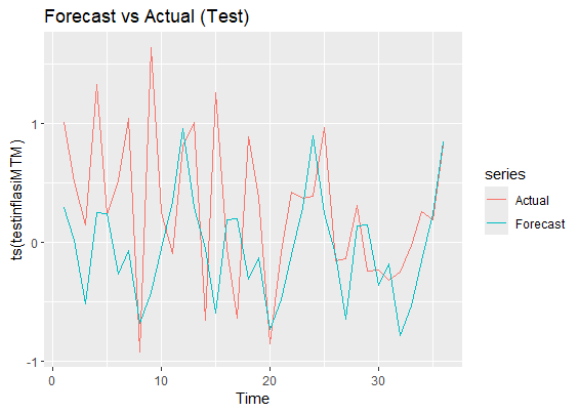
$$\begin{aligned}
 Y_t = & Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} + \quad (18) \\
 & \varepsilon_t - 0.985418\varepsilon_{t-1} - 0.257574\varepsilon_{t-2} + \\
 & 0.242993\varepsilon_{t-3} - 0.614898\varepsilon_{t-12} + \\
 & 0.605932\varepsilon_{t-13} + 0.158382\varepsilon_{t-14} - \\
 & 0.149416\varepsilon_{t-15}
 \end{aligned}$$

PERAMALAN DATA INFLASI NTT DENGAN MENGGUNAKAN SARIMA

Dilakukan peramalan pada model *SARIMA (0,1,3)(0,1,1)₁₂* pada data training dan data testing. Dilakukan perbandingan data aktual dan data forecast.



Gambar.6 Perbandingan Data Training dan Data Forecas pada Model *SARIMA (0,1,3)(0,1,1)₁₂*



Gambar.7 Perbandingan Data Testing dan Data Forecas pada Model SARIMA (0,1,3)(0,1,1)₁₂

Berdasarkan Gambar 6 dan Gambar 7, dapat dilihat bahwa model ini terdapat perbedaan yang relatif rendah atau tidak mengalami overfitting. Nilai RMSE, MAE, dan MASE yang diperoleh pada proses uji adalah 0.7117952, 0.5387434, dan 0.7368511. Dari ketiga nilai pengukuran kesalahan RMSE, MAE, dan MASE menunjukan bahwa SARIMA (0,1,3)(0,1,1)₁₂ cukup baik dalam meramalkan nilai inflasi di Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT).

PEMODELAN TIME SERIES MENGGUNAKAN BSTS

IDENTIFIKASI PLOT DATA INFLASI DAN KOMPONEN

Berdasarkan gambar 2, data training menunjukkan pola tren dan musiman. Dalam tahap identifikasi komponen menggunakan package **BSTS**, terdapat beberapa state components yang digunakan, yaitu local level, local linear trend, semilocal linear trend. Untuk memperoleh model terbaik dilakukan pengujian berbagai kombinasi komponen tersebut dengan seasonal. Ketiga komponen dilakukan percobaan dengan iterasi sebanyak 500 untuk masing-masing modelnya.

EVALUASI MODEL DENGAN KOMPONEN TREN

Pada pemodelan ini diberi nama modell1, modell2, modell3. ketiga model ini secara berturut-turut merupakan model dengan local level, local linear trend, dan semilocal linear trend. Pemilihan model dilakukan dengan melihat 3 ukuran kesalahan yaitu RMSE, MAE, dan MASE.

Tabel.4 Evaluasi Model Komponen Trend

	RMSE	MAE	MASE
MODELL1	0.6154055	0.4942725	0.6760272
MODELL2	0.6946845	0.5773755	0.789689
MODELL3	0.590706	0.4791499	0.6553438

Berdasarkan Tabel 4, Modell3 dan modell1 memiliki nilai ukuran kesalahan yang lebih kecil, kemudian kedua model dianalisis lebih lanjut dengan dikombinasikan dengan state components lain, yaitu seasonal.

EVALUASI MODEL DENGAN KOMPONEN TREN DAN SEASONAL

Dilakukan penambahan state components seasonal yang menambahkan komponen musiman ke dalam state component sebelumnya. Model 4 merupakan model dengan local level dan seasonal (nseason=12), model 5 merupakan model dengan local linear trend dan seasonal, dan model 6 merupakan model semilocal linear trend dan seasonal.

Tabel.5 Evaluasi Model dengan komponen trend dan seasonal

	RMSE	MAE	MASE
MODEL4	0.6774825	0.5207767	0.7122776
MODEL5	0.690144	0.5316408	0.7271367
MODEL6	0.8400015	0.666205	0.911183

Berdasarkan Tabel 5, model 4 memiliki nilai ukuran kesalahan yang lebih kecil dibanding model 5 dan model 6.

PEMILIHAN MODEL BSTS TERBAIK

Berikut merupakan ringkasan pengukuran kesalahan dari seluruh model BSTS yang ada. Dilakukan iterasi sebanyak 500.

Tabel.6 Evaluasi Model BSTS

	RMSE	MAE	MASE
modell1	0.6154055	0.4942725	0.6760272
modell2	0.6946845	0.5773755	0.789689
modell3	0.590706	0.4791499	0.6553438
model4	0.6774825	0.5207767	0.7122776
model5	0.690144	0.5316408	0.7271367
model6	0.8400015	0.666205	0.911183

Berdasarkan Tabel 6 dapat diketahui bahwa modell3 yaitu model dengan semilocal linear trend merupakan model BSTS yang terbaik.

PERBANDINGAN MODEL SARIMA DAN BSTS

Dilakukan perbandingan untuk memilih model terbaik diantara seluruh model yang terbentuk dari analisis SARIMA dan BSTS.

Tabel.7 Evaluasi Model

	RMSE	MAE	MASE
SARIMA	0.7117952	0.5387434	0.7368511
modell1	0.6154055	0.4942725	0.6760272
modell2	0.6946845	0.5773755	0.789689
modell3	0.590706	0.4791499	0.6553438
modell4	0.6774825	0.5207767	0.7122776
modell5	0.690144	0.5316408	0.7271367
modell6	0.8400015	0.666205	0.911183

Berdasarkan Tabel 7, model terbaik adalah BSTS yaitu modell3 dengan nilai ukuran kesalahan RMSE, MAE, dan MASE paling kecil. Sehingga modell3 yaitu BSTS dengan semilocal linear trend dipilih pada kasus ini.

MODEL TERBAIK

Berdasarkan perbandingan evaluasi model yang dilakukan, telah diketahui bahwa semilocal linear trends merupakan komponen yang paling cocok untuk digunakan pada data inflasi di NTT. Maka dilakukan pengujian dengan jumlah iterasi yang berbeda untuk mendapat nilai ukuran kesalahan yang lebih kecil.

Tabel.8 Pengukuran Kinerja Model Terbaik dengan Iterasi Berbeda

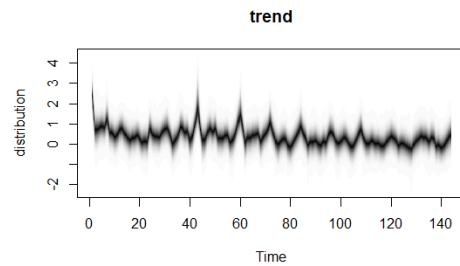
	Iterasi	RMSE	MAE	MASE
Semilocal linear trend	200	0.606833	0.4954805	0.677679
	3			4
	500	0.590706	0.4791499	0.655343
	8			8
	1000	0.592327	0.477698	0.653357
5			9	
2000	0.589339	0.4759239	0.650931	
7			5	
5000	0.592943	0.4782105	0.654058	
9			9	

Berdasarkan Tabel 8, penggunaan iterasi 200 ke 2000 menghasilkan model dengan ukuran kesalahan

lebih kecil. Pada penelitian ini, model semilocal linear trend dengan 2000 iterasi MCMC menunjukkan kinerja terbaik dengan RMSE 0.5893397, MAE 0.4759239, dan MASE 0.6509315. Berikut persamaan dari model terbaik di atas.

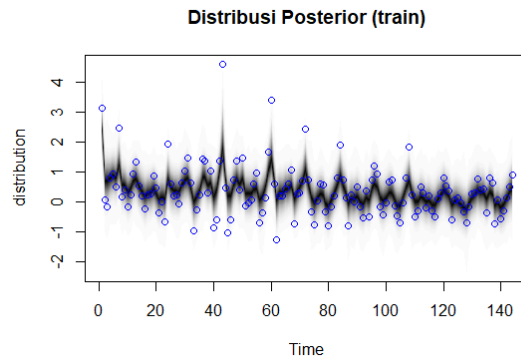
$$\begin{aligned}
 y_t &= \mu_t + e_t, & e_t &\sim N(0, \sigma_e^2), \\
 \mu_{t+1} &= \mu_t + \delta_t + \eta_{\mu,t}, & u_t &\sim N(0, \sigma_\mu^2) \quad (19) \\
 \delta_{t+1} &= D + \rho(\delta_t - D) + \eta_{\delta,t}, & v_t &\sim N(0, \sigma_\delta^2).
 \end{aligned}$$

Komponen state pada model semilocal linear trend memiliki 1 komponen, yaitu komponen tren. Berikut grafik komponen tren pada semilocal linear trend.



Gambar.8 Plot Komponen State

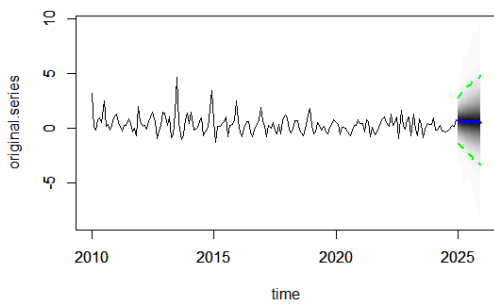
Selanjutnya, distribusi posterior yang terbentuk dari model terbaik dengan 2000 iterasi dapat dilihat pada Gambar 9 yang menunjukkan hasil plot yang serupa dan mengikuti pola data training.



Gambar.9 Plot Distribusi Posterior

PERAMALAN DATA INFLASI DENGAN MODEL TERBAIK

Dilakukan peramalan selama 12 bulan kedepan dengan model BSTS.



Gambar.10 Plot Hasil Peramalan 12 Periode ke depan

Berdasarkan Gambar 10, rata-rata peramalan inflasi di Provinsi NTT cenderung menurun selama 12 periode kedepan dengan asumsi tidak terdapat faktor-faktor lain yang mempengaruhi. Hasil peramalan inflasi M-to-M di Provinsi NTT periode Januari 2025 hingga Desember 2025 berkisar antara 0.6 dan 0.7 saja.

PENUTUP

SIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SARIMA terbaik untuk peramalan inflasi Provinsi Nusa Tenggara Timur adalah SARIMA $(0,1,3)(0,1,1)_{12}$ dengan nilai RMSE sebesar 0.7118, MAE 0.5387, dan MASE 0.7369. Pada metode Bayesian Structural Time Series (BSTS), model dengan komponen **semilocal linear trend** memberikan kinerja peramalan terbaik dengan nilai RMSE 0.5893, MAE 0.4759, dan MASE 0.6509. Perbandingan kedua metode menunjukkan bahwa model BSTS menghasilkan kesalahan peramalan yang lebih kecil dibandingkan model SARIMA, sehingga lebih unggul dalam memodelkan dan meramalkan inflasi NTT. Model BSTS terbaik selanjutnya digunakan untuk melakukan peramalan inflasi selama 12 periode ke depan.

SARAN

Pengembangan penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menambahkan variabel eksogen yang berpotensi memengaruhi inflasi, seperti nilai tukar, harga energi, dan indikator makroekonomi lainnya, sehingga diharapkan mampu meningkatkan akurasi peramalan. Selain itu, evaluasi kinerja model BSTS pada berbagai horizon waktu peramalan, baik jangka pendek maupun jangka panjang, perlu dilakukan untuk menilai stabilitas model. Penelitian selanjutnya juga dapat mempertimbangkan

perbandingan dengan metode peramalan runtun waktu lainnya atau pendekatan hybrid, seperti SARIMA-GARCH, VAR, maupun metode berbasis machine learning.

DAFTAR PUSTAKA

- Brodersen, K.H., Gallusser, F., Koehler, J., Remy, N., & Scott, S.L. (2015). Inferring Causal Impact using Bayesian Structural Time-Series Models, *The Annals of Applied Statistics*. 9(1): 247-274.
- Durbin, J. & Koopman, S.J. (2012). *Time Series Analysis by State Space Methods*. 2nd Edition. Oxford University Press, UK.
- Hamilton, J. D. (1994). *Time Series Analysis*. Princeton University Press.
- KATARINA, B. (2022). *Optimasi Aplikasi Bayesian Structural Time Series (BSTS) dalam Peramalan Harga Saham Melalui Pemilihan State Components* (Doctoral dissertation, Universitas Gadjah Mada).
- Saragih, S. M., & Sembiring, P. (2022). Analisis Perbandingan Metode Arima dan Double Exponential Smoothing dari Brown pada Peramalan Inflasi di Indonesia. *Journal of Fundamental Mathematics and Applications (JFMA)*, 5(2), 81-96.
- Scott, S.L. & Varian, H.R. (2014). Predicting the Present with Bayesian Structural Time Series. *Int. J. Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*. 5(1-2): 4-23.
- Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methode Second Edition*. Canada: Pearson Eddison Wesley.