

ANALISIS PERAMALAN *BAYESIAN STRUCTURAL TIME SERIES* PADA DATA NILAI TUKAR PETANI DI SULAWESI SELATAN

Nur Azizah Amra¹, Annurial Fitrayah Taufiq², Siswanto Siswanto³, Anisa Kalondeng⁴

^{1, 2, 3, 4}Departemen Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Hasanuddin

amrana21h@student.unhas.ac.id¹, annurialfitrayaht@gmail.com²,

siswanto@unhas.ac.id³, nkalondeng@gmail.com⁴

Received 4 December 2023; revised 18 December 2023; accepted 29 December 2023.

ABSTRAK

Kesejahteraan petani masih menjadi polemik di Indonesia. Salah satu parameter kesejahteraan petani adalah Nilai Tukar Petani (NTP) yang mengukur perbandingan antara Indeks Terima Petani (ITP) dengan Indeks Bayar Petani (IBP). Pentingnya peningkatan kesejahteraan petani berkaitan dengan keberlanjutan produksi pangan di Indonesia. Sulawesi Selatan menduduki urutan ke-6 sebagai provinsi dengan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) sektor pertanian terbesar di tingkat nasional pada tahun 2021. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk meramalkan kesejahteraan petani di Sulawesi Selatan menggunakan variabel NTP. Metode yang digunakan adalah *Bayesian Structural Time Series* (BSTS) dengan dan tanpa variabel ITP dan IBP sebagai prediktor. Proses dekomposisi deret waktu menunjukkan bahwa tren NTP mengikuti pola kuadratik dan komponen musiman 12. Pemodelan BSTS dengan variabel ITP dan IBP memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi daripada tanpa kedua variabel prediktor tersebut. Akurasi dari pemodelan dengan variabel ITP dan IBP mampu mencapai 99,8% dengan *goodness of fit* 0,133 pada iterasi ke-1000. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model dengan variabel ITP dan IBP memberikan prediksi NTP yang lebih baik dibandingkan dengan model tanpa kedua variabel prediktor tersebut yang memiliki nilai *goodness of fit* -1,227. Hingga tahun 2025, peramalan NTP mengalami kenaikan signifikan yang mengindikasikan adanya peningkatan kesejahteraan petani di Sulawesi Selatan.

Kata kunci: BSTS, indeks bayar petani, indeks harga petani, nilai tukar petani

ABSTRACT

The welfare of farmers remains a contentious issue in Indonesia, one crucial metric for assessing their well-being is the Farmer Exchange Value (NTP). This metric examines the

relationship with the Farmer Payment Index (IBP) and the Farmer Exchange Rate (ITP). The amelioration of farmers' welfare is of paramount significance for the enduring sustenance of food production in Indonesia. This is particularly crucial in provinces like South Sulawesi, which ranks 6th nationally in terms of Gross Regional Domestic Product (GRDP) in the agriculture sector in 2021. The present study utilizes Bayesian Structural Time Series (BSTS) methodology to prognosticate the welfare of farmers in South Sulawesi, placing particular emphasis on the NTP parameter. A meticulous time series analysis reveals a quadratic trend in the NTP and a 12-month seasonal component. The BSTS models incorporating ITP and IBP variables manifest superior accuracy when compared to models devoid of these predictors. Demonstrating an accuracy of 99,8% and a goodness of fit of 0,133 on the 1000th iteration, the model encompassing ITP and IBP variables furnishes more adept predictions relative to the model bereft of these variables (goodness of fit: -1,227). The forecast extrapolates a noteworthy escalation in NTP until the year 2025, signifying an auspicious improvement in the welfare of farmers in South Sulawesi.

Keywords: BSTS, farmer payment index, farmer price index, farmer exchange rate

PENDAHULUAN

Kemiskinan masih menjadi permasalahan serius di berbagai negara, termasuk Indonesia. Menurut data Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2020, jumlah penduduk miskin masih mencapai angka yang cukup signifikan, yakni sekitar 24,79 juta jiwa. Data tersebut mengindikasikan bahwa tingkat kemiskinan lebih tinggi di wilayah perdesaan. Hal ini disebabkan oleh mayoritas penduduk desa mengandalkan sumber daya alam, terutama melalui kegiatan bertani untuk memenuhi kebutuhan hidup mereka (Ruauw, 2010).

Salah satu parameter kesejahteraan petani yang sering digunakan adalah Nilai Tukar Petani (NTP) yang mengukur perbandingan antara Indeks Harga Petani (ITP) dengan Indeks Bayar Petani (IBP) (Mulyani & Kemala, 2022). Kedua indeks tersebut mencerminkan perkembangan harga komoditas hasil pertanian dan biaya produksi/konsumsi yang dibayar oleh petani. Peningkatan NTP dianggap sebagai indikasi peningkatan kesejahteraan petani, sementara penurunan NTP dianggap sebagai tanda sebaliknya (Nurasa & Rachmat, 2013). Pentingnya meningkatkan kesejahteraan petani juga berkaitan dengan keberlanjutan produksi pangan di Indonesia (Rahman dkk., 2019). Fokus pada kesejahteraan petani menjadi krusial, tidak hanya untuk memenuhi kebutuhan keluarga petani tetapi juga untuk

mendukung kelangsungan usaha pertanian dan produksi pangan di masa depan (Aulia dkk., 2021).

Sulawesi Selatan menduduki posisi ke-6 sebagai provinsi dengan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) sektor pertanian terbesar di tingkat nasional pada tahun 2021. Menurut laporan perekonomian Provinsi Sulawesi Selatan pada Mei 2023, sektor pertanian mendominasi penyerapan tenaga kerja dengan kontribusi sebesar 36,7% dari total tenaga kerja. Oleh karena itu, penelitian ini mengangkat analisis peramalan NTP di Sulawesi Selatan.

Peramalan NTP dilakukan dengan menggunakan metode *Bayesian Structural Time Series* (BSTS). Estimasi model BSTS menggunakan *regression state component* (Kohns & Bhattacharjee, 2023). Model ini dirancang untuk menganalisis dan meramalkan data deret waktu dengan mempertimbangkan komponen tren, musiman, dan regresi secara terpisah (Feroze, 2020). BSTS menggunakan pendekatan Bayesian dalam pengestimasiannya (Ni'mah, 2023). Pendekatan ini memungkinkan penggunaan distribusi prior yang dapat menggambarkan pengetahuan awal tentang parameter model sebelum pengamatan dilakukan (Saadi & Ubaidillah, 2022). Hasil peramalan diperoleh dari distribusi prediktif posterior dan iterasi *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) (Almarashi & Khan, 2020).

Metode struktural Bayesian memiliki pendekatan yang logis, konsisten, dan koheren (Chatfield & Xing, 2019). Namun, sebagian besar model melibatkan matematika yang kompleks sehingga studi dimudahkan menggunakan *software R* (AL-Moders & Kadhim, 2021). Simulasi MCMC pada deret waktu Bayesian di R dapat menggunakan paket yang disebut sebagai paket BSTS. Paket ini secara otomatis melakukan operasi khusus untuk deret waktu Bayesian yang mencakup metode simulasi MCMC untuk menghasilkan sampel dan menghitung parameter dalam model regresi Bayesian (Ning & Qiu, 2021). Peramalan BSTS pada data NTP melibatkan komponen musiman untuk menggambarkan pola kesejahteraan petani setiap tahun dan komponen tren untuk menggambarkan kecenderungan jangka panjangnya. Pemodelan komponen-komponen tersebut dapat memberikan peramalan yang akurat tentang kesejahteraan petani di masa depan.

METODE PENELITIAN

Data yang digunakan bersumber dari Badan Pusat Statistik yang mencakup NTP, IBP, dan ITP dari Provinsi Sulawesi Selatan dengan rentang waktu dari Januari tahun 2019 hingga Agustus tahun 2023. Pemodelan BSTS yang digunakan memiliki perhitungan analitik distribusi posterior Bayesian yang cukup sulit sehingga akan memanfaatkan pendekatan perhitungan numerik dengan metode MCMC untuk mensimulasikan distribusi tersebut (Suciati, t.t.). Tahapan pemodelan dan peramalan deret waktu NTP menggunakan BSTS adalah sebagai berikut.

1. Identifikasi komponen tren dan musiman

Metode dekomposisi digunakan untuk mengidentifikasi adanya pola tren dan pengaruh musiman pada data deret waktu (Sebastian Seftiansyah & Yuniarti, 2013).

2. Pemodelan dan peramalan

- a. Peramalan nilai ITP dan IBP hingga Desember tahun 2025 menggunakan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Hasil peramalan akan digunakan untuk pemodelan BSTS dengan kedua variabel prediktor tersebut.
- b. Pemodelan BSTS menggunakan data NTP tanpa variabel ITP dan IBP sebagai prediktor.
- c. Pemodelan BSTS menggunakan data NTP dengan variabel ITP dan IBP sebagai prediktor.
- d. Peramalan nilai NTP hingga tahun 2025 menggunakan model dengan dan tanpa variabel ITP dan IBP

3. Akurasi dan kebaikan model

Akurasi model ditinjau berdasarkan nilai *R-square*, sedangkan kebaikan model ditinjau berdasarkan nilai *goodness of fit*. Hasil peramalan yang baik ditandai dengan *R-square* yang mendekati 1 dan *goodness of fit* yang lebih tinggi di antara dua model.

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Komponen tren dan musiman dapat diidentifikasi dengan melihat *plot* persebaran NTP terhadap waktu. Persebaran nilai NTP mengalami fluktuasi yang signifikan dari bulan Januari 2019 hingga Agustus 2023. Fluktuasi nilai NTP dapat dilihat pada Gambar 1.

Plot Deret Waktu NTP



Gambar 1. *Plot Deret Waktu NTP*

Gambar 1 mengindikasikan visualisasi tren naik dengan pola kuadratik. Namun, diperlukan metrik evaluasi lebih lanjut. Tren linear dan kuadratik dapat dihitung menggunakan persamaan (1) dan (2).

$$\hat{Y} = a + bX \quad (1)$$

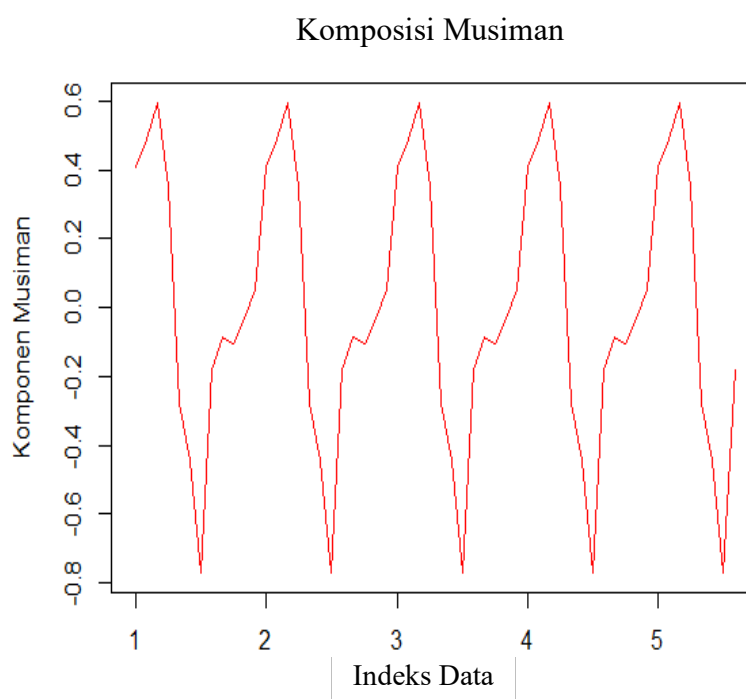
$$\hat{Y} = a + b_1X + b_2X^2 \quad (2)$$

dengan $\hat{Y}$ adalah nilai Prediksi NTP, a dan b adalah konstanta, serta X adalah waktu. Tren yang diperoleh akan digunakan dalam meramalkan nilai NTP menggunakan BSTS dengan perangkat lunak R. Nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Adjusted R-squared* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Nilai Metrik Evaluasi Tren Linear dan Kuadrat

Metrik Evaluasi	Linear	Kuadrat
AIC	214,820	172,390
<i>Adjusted R-squared</i>	0,720	0,870

Berdasarkan Tabel 1, model dengan tren kuadrat memiliki nilai AIC yang lebih rendah. Nilai AIC pada tren linear sebesar 214,820 sedangkan pada tren kuadrat sebesar 172,390. Hal tersebut mengindikasikan bahwa model kuadrat lebih baik daripada model dengan tren linear. Selain itu, nilai *Adjusted R-squared* pada model dengan tren kuadrat adalah 0,870 yang lebih besar daripada nilai model dengan tren linear yakni 0,720. Hal ini juga mengindikasikan bahwa model kuadrat lebih baik daripada model tren linear.



Gambar 2. *Plot* Komponen Musiman

Nilai musiman berdasarkan metode dekomposisi menunjukkan repetitif setiap 12 kali. Hal tersebut mengindikasikan bahwa terdapat pola musiman 12 pada data NTP yang terlihat pada Gambar 2. Berdasarkan hasil tersebut, model peramalan akan menggunakan tren kuadrat dan musiman 12.

Kemudian dilakukan peramalan dari variabel ITP dan IBP yang diperlukan untuk pemodelan BSTS. Dalam penelitian ini, ramalan nilai ITP dan IBP hingga

Analisis Peramalan Bayesian Structural Time Series pada Data Nilai Tukar Petani di Sulawesi Selatan

tahun 2025 menggunakan paket *forecast* pada perangkat lunak R. Model terbaik yang didapatkan untuk ITP adalah $ARIMA(0, 2, 1)(1, 0, 0)^{12}$ sedangkan IBP adalah $ARIMA(0, 1, 0)$. Hasil peramalan nilai ITP dan IBP menggunakan ARIMA tertera pada Tabel 2.

Tabel 2. Peramalan Nilai ITP dan IBP menggunakan ARIMA

Waktu	Ramalan ITP	Ramalan IBP
Sep 2023	125,020	115,075
Okt 2023	125,932	115,310
Nov 2023	127,039	115,545
Des 2023	127,983	115,780
Jan 2024	129,504	116,015
Feb 2024	130,696	116,250
Mar 2024	132,240	116,484
Apr 2024	133,191	116,719
Mei 2024	133,947	116,954
Jun 2024	135,333	117,189
Jul 2024	136,657	117,424
Ags 2024	137,751	117,659
Sep 2024	138,975	117,894
Okt 2024	140,085	118,129
Nov 2024	141,252	118,364
Des 2024	142,371	118,599
Jan 2025	143,660	118,834
Feb 2025	144,852	119,068
Mar 2025	146,148	119,303
Apr 2025	147,269	119,538
Mei 2025	148,333	119,773
Jun 2025	149,582	120,008
Jul 2025	150,813	120,243
Ags 2025	151,976	120,478
Sep 2025	153,178	120,713
Okt 2025	154,346	120,948
Nov 2025	155,531	121,183
Des 2025	156,702	121,418

Berdasarkan Tabel 2, hasil peramalan ITP dan IBP pada Maret 2024 hingga Desember 2025 menunjukkan kenaikan yang signifikan. Hasil peramalan ITP dan IBP digunakan untuk meramalkan NTP menggunakan BSTS. Hasil peramalan NTP disajikan pada Tabel 8.

Selanjutnya, pemodelan BSTS tanpa variabel ITP dan IBP dilakukan dengan menggunakan data waktu dan waktu kuadrat sebagai variabel prediktor. Waktu kuadrat digunakan untuk menggambarkan tren kuadrat yang terjadi pada data NTP. Sedangkan variabel respon yang digunakan adalah nilai NTP.

Tabel 3. Metrik Evaluasi Model BSTS Tanpa Variabel ITP dan IBP

Metrik Evaluasi	Nilai
SD Residual	0,345
SD Prediksi	1,006
<i>R-squared</i>	0,947
<i>Relative Goodness-Of-Fit</i>	-1,227

Berdasarkan Tabel 3, diperoleh nilai standar deviasi (SD) residual yang cukup rendah, yakni 0,345. Hal ini menunjukkan bahwa selisih antara nilai data aktual dan nilai prediksi dari model relatif kecil. Kemudian *R-squared* menunjukkan bahwa variabel prediktor berhasil menjelaskan sekitar 94,7% variabel respon. Nilai *relative goodness of fit* yang negatif memerlukan perbandingan dengan model yang menggunakan prediktor ITP dan IBP.

Tabel 4. Koefisien Parameter Model

Parameter	Rata-rata	SD	Peningkatan Rata-rata	Peningkatan SD	Probabilitas Inklusi
Waktu	$-3,779 \times 10^{-3}$	$2,216 \times 10^{-3}$	$-4,658 \times 10^{-3}$	$1,398 \times 10^{-3}$	0,811
Waktu kuadrat	$-1,556 \times 10^{-6}$	$2,947 \times 10^{-6}$	$-4,999 \times 10^{-6}$	$3,272 \times 10^{-6}$	0,311
Intersep	0	0	0	0	0

Berdasarkan Tabel 4, probabilitas inklusi parameter waktu adalah 0.811 yang mengindikasikan bahwa pengaruh waktu pada NTP bersifat signifikan. Parameter waktu kuadrat dengan nilai rata-rata dan peningkatan rata-rata yang negatif menunjukkan bahwa pengaruh kuadrat menurunkan nilai rata-rata NTP. Sedangkan nilai 0 pada parameter intersep disebabkan oleh proses normalisasi pada data. Hal tersebut mengindikasikan bahwa intersep tidak memberikan pengaruh yang signifikan.

Kemudian, pemodelan BSTS dengan variabel ITP dan IBP dilakukan dengan data waktu, waktu kuadrat, ITP, dan IBP. Variabel waktu kuadrat digunakan untuk memodelkan komponen kuadrat pada data NTP. Sementara itu, variabel

ITP dan IBP digunakan sebagai variabel prediktor untuk membandingkan model tanpa keduanya. Pemodelan dilakukan dengan nilai NTP sebagai variabel respon.

Tabel 5. Metrik Evaluasi Model BSTS dengan Variabel ITP dan IBP

Metrik Evaluasi	Nilai
SD Residual	0,068
SD Prediksi	0,641
<i>R-squared</i>	0,998
<i>Relative Goodness-Of-Fit</i>	0,133

Berdasarkan Tabel 5, SD residual yang rendah menunjukkan bahwa selisih antara nilai data aktual dan nilai prediksi dari model relatif kecil. Nilai *R-squared* menggambarkan bahwa sekitar 99,8% nilai variabel respon dapat dijelaskan oleh variabel prediktor. Nilai *relative goodness of fit* memiliki nilai positif yang menunjukkan bahwa model ini lebih baik daripada model tanpa prediktor ITP dan IBP.

Tabel 6. Koefisien Parameter Model

Parameter	Rata-rata	SD	Peningkatan Rata-rata	Peningkatan SD	Probabilitas Inklusi
Waktu	$8,583 \times 10^{-7}$	$1,043 \times 10^{-5}$	$5,462 \times 10^{-5}$	$6,541 \times 10^{-5}$	0,016
Waktu kuadrat	$3,492 \times 10^{-10}$	$6,214 \times 10^{-9}$	$2,829 \times 10^{-8}$	$5,067 \times 10^{-8}$	0,012
IBP	$-1,038 \times 10^{-6}$	$6,266 \times 10^{-4}$	$-4,405 \times 10^{-5}$	$4,179 \times 10^{-3}$	0,024
ITP	$-8,875 \times 10^{-6}$	$6,543 \times 10^{-4}$	$-5,272 \times 10^{-4}$	$5,188 \times 10^{-3}$	0,016
Intersep	0	0	0	0	0

Tabel 6 menunjukkan bahwa variabel waktu memiliki pengaruh yang signifikan terhadap NTP dengan nilai probabilitas inklusi sebesar 0,016. Variabel waktu kuadrat, ITP, dan IBP juga memiliki pengaruh signifikan. Sedangkan nilai 0 pada parameter intersep disebabkan oleh proses normalisasi pada data. Hal tersebut mengindikasikan bahwa intersep tidak memberikan pengaruh yang signifikan.

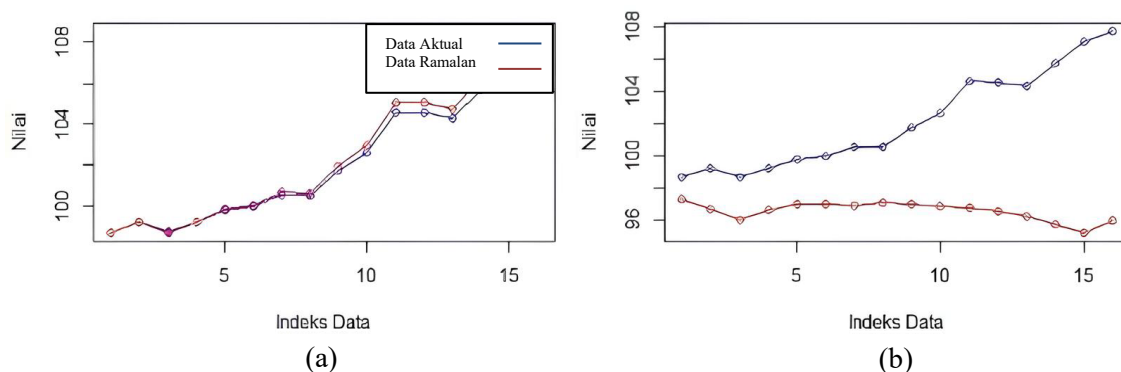
Tabel 7. Perbandingan Hasil Peramalan dengan Data Aktual

Waktu	NTP Aktual	NTP Ramalan dengan Variabel ITP dan IBP	NTP Ramalan Tanpa Variabel ITP dan IBP
Mei 2022	98,700	98,701	97,289

Waktu	NTP Aktual	NTP Ramalan dengan Variabel ITP dan IBP	NTP Ramalan Tanpa Variabel ITP dan IBP
Jun 2022	99,200	99,227	96,677
Jul 2022	98,720	98,718	96,010
Ags 2022	99,210	99,232	96,641
Sep 2022	99,780	99,847	96,976
Okt 2022	99,970	100,060	96,945
Nov 2022	100,550	100,691	96,878
Des 2022	100,510	100,611	97,090
Jan 2023	101,710	101,954	96,989
Feb 2023	102,610	102,938	96,835
Mar 2023	104,590	105,072	96,775
Apr 2023	104,550	105,057	96,520
Mei 2023	104,290	104,751	96,246
Jun 2023	105,700	106,285	95,754
Jul 2023	107,050	107,773	95,214
Ags 2023	107,740	108,545	95,943

Tabel 7 menunjukkan perbandingan antara nilai peramalan NTP dengan nilai aktualnya. Hasil peramalan dengan variabel ITP dan IBP lebih mendekati nilai aktual dibandingkan dengan hasil peramalan yang tidak menggunakan kedua prediktor tersebut. Pada bulan September 2022, hasil peramalan nilai NTP menggunakan variabel ITP dan IBP hampir mendekati nilai aktual dengan selisih 0,067. *Plot* perbandingan kedua model dengan nilai aktual dapat dilihat pada Gambar 3.

Plot Perbandingan Nilai Aktual dengan Nilai Prediksi dengan dan Tanpa Variabel ITP dan IBP



Gambar 3. (a) *Plot* Perbandingan Nilai Aktual dan Nilai Ramalan dengan Variabel ITP dan IBP (b) *Plot* Perbandingan Nilai Aktual dan Nilai Ramalan Tanpa Variabel ITP dan IBP

Analisis Peramalan Bayesian Structural Time Series pada Data Nilai Tukar Petani di Sulawesi Selatan

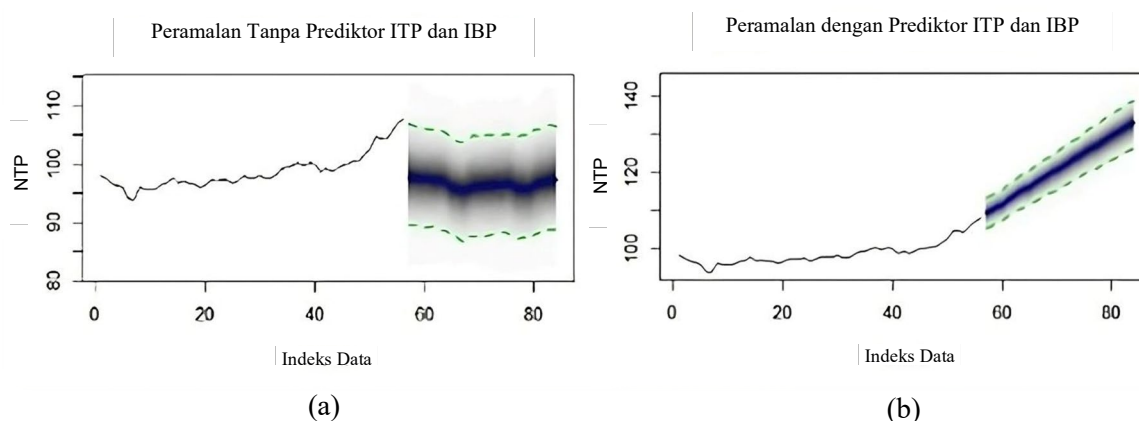
Gambar 3(a) menunjukkan pengaruh signifikan dari variabel ITP dan IBP. Tingkat keakuratan ramalan. Gambar 3(a) menunjukkan *plot* garis yang nyaris sama antara nilai ramalan dengan data aktual. Sementara itu, Gambar 3(b) menunjukkan perbedaan yang signifikan antara nilai aktual dengan nilai ramalan. Nilai ramalan tanpa variabel ITP dan IBP berada jauh di bawah nilai aktual.

Nilai peramalan NTP dilakukan berdasarkan hasil pemodelan NTP dengan dan tanpa variabel ITP dan IBP. Peramalan dilakukan mulai dari September 2023 hingga Desember 2025. Hasil peramalan NTP hingga tahun 2025 dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Peramalan NTP Hingga Tahun 2025

Waktu	Ramalan NTP dengan Variabel ITP dan IBP	Ramalan NTP tanpa Variabel ITP dan IBP
Sep 2023	109,663	97,290
Okt 2023	110,318	96,688
Nov 2023	111,139	96,021
Des 2023	111,828	96,654
Jan 2024	113,058	96,954
Feb 2024	113,977	96,905
Mar 2024	115,229	96,799
Apr 2024	115,900	97,035
Mei 2024	116,405	96,949
Jun 2024	117,509	96,772
Jul 2024	118,539	96,696
Ags 2024	119,333	96,440
Sep 2024	120,285	96,123
Okt 2024	121,110	95,683
Nov 2024	122,000	95,132
Des 2024	122,891	95,914
Jan 2025	123,877	96,385
Feb 2025	124,798	96,450
Mar 2025	125,815	96,532
Apr 2025	126,678	96,868
Mei 2025	127,458	96,944
Jun 2025	128,425	96,952
Jul 2025	129,346	97,012
Ags 2025	130,196	96,885
Sep 2025	131,144	96,732

Waktu	Ramalan NTP dengan Variabel ITP dan IBP	Ramalan NTP tanpa Variabel ITP dan IBP
Okt 2025	132,029	96,451
Nov 2025	132,925	96,036
Des 2025	133,818	96,943



Gambar 4. (a) *Plot* Ramalan NTP Tanpa Prediktor ITP dan IBP (b) *Plot* Ramalan NTP dengan Prediktor ITP dan IBP

Berdasarkan Tabel 8, terdapat perbandingan antara ramalan dengan variabel ITP dan IBP serta ramalan tanpa kedua variabel tersebut. Hasilnya menunjukkan bahwa model dengan prediktor ITP dan IBP memberikan ramalan NTP yang lebih tinggi dibandingkan dengan model tanpa keduanya. Prediksi NTP juga dapat dilihat pada Gambar 4(b) dengan hasil yang signifikan naik, sedangkan pada Gambar 4(a) dengan hasil signifikan turun dan berada di bawah nilai aktual.

SIMPULAN

Pemodelan BSTS dengan prediktor IBP dan ITP mampu mencapai akurasi 99,8% dengan *relative goodness of fit* sebesar 0,133. Hal tersebut menunjukkan inklusi ITP dan IBP meningkatkan akurasi peramalan apabila dibandingkan dengan model tanpa keduanya dengan *relative goodness of fit* yang jauh lebih kecil (–1,227). Peramalan NTP dengan prediktor ITP dan IBP hingga tahun 2025 menunjukkan nilai yang signifikan naik. Hal tersebut mengindikasikan adanya peningkatan kesejahteraan petani di Sulawesi Selatan.

DAFTAR PUSTAKA

- Almarashi, A. M., & Khan, K. (2020). Bayesian Structural Time Series. *Nanoscience and Nanotechnology Letters*, 12(1), 54–61.
- Al-Moders, A. H., & Kadhim, T. H. (2021). Bayesian Structural Time Series for Forecasting Oil Prices. *Ibn AL-Haitham Journal For Pure and Applied Sciences*, 34(2), 100–107.
- Aulia, S. S., Rimbodo, D. S., & Wibowo, M. G. (2021). Faktor-faktor yang Memengaruhi Nilai Tukar Petani (NTP) di Indonesia. *Journal of Economics and Business Aseanomics (JEBA)*, 6(1), 44–59.
- Chatfield, C., & Xing, H. (2019). *The Analysis of Time Series: An Introduction With R*. CRC press.
- Feroze, N. (2020). 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*, 140, 110196.
- Kohns, D., & Bhattacharjee, A. (2023). Nowcasting Growth Using Google Trends Data: A Bayesian Structural Time Series Model. *International Journal of Forecasting*, 39(3), 1384–1412.
- Mulyani, M., & Kemala, N. (2022). Dampak Pandemi Covid 19 Terhadap Nilai Tukar Petani Sub Sektor Tanaman Pangan di Provinsi Jambi. *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*, 22(1), 154–156.
- Ni'mah, R. (2023). Structural Time Series Model Using Hamiltonian Monte Carlo For Rice Price. *Engineering, Mathematics and Computer Science Journal (EMACS)*, 5(3), 103–109.
- Ning, N., & Qiu, J. (2021). *The MBSTS Package: Multivariate Bayesian Structural Time Series Models in R*. <http://arxiv.org/abs/2106.14045>
- Nurasa, T., & Rachmat, M. (2013). Nilai Tukar Petani Padi di Beberapa Sentra Produksi Padi di Indonesia. *Jurnal Agro Ekonomi*, 31(2), 161–179.
- Rahman, A., Malik, A. A., & Toaha, S. (2019). Analisis Kontribusi Sektor Pertanian terhadap Produk Domestik Regional Bruto Kota Parepare. *Agrikan: Jurnal Agribisnis Perikanan*, 12(2), 182–187.
- Ruauw, E. (2010). Nilai Tukar Petani Sebagai Indikator Kesejahteraan Petani. *Jurnal penelitian ASE*, 6(2), 1–8.
- Saadi, R., & Ubaidillah, A. (2022). Pendugaan Area Kecil Angka Partisipasi Kasar Perguruan Tinggi di Indonesia Menggunakan Model Subarea Twofold dengan Pendekatan Hierarchical Bayes. *Seminar Nasional Official Statistics*, 2022(1), 123–136.
- Sebastian Seftiansyah, E., & Yuniarti, D. (2013). Peramalan Kas Bank Central Asia, Tbk Samarinda Tahun 2012 Dengan Menggunakan Metode Dekomposisi Dan Double Moving Averages Forecasting Cash Of Bank Central Asia, Tbk Samarinda Year 2012 Using Decomposition Method And Double Moving Averages. *Jurnal Eksponensial*, 4(2). www.bi.go.id
- Suciati, I. (2023). *Kajian Model Bayesian Structural Time Series pada Data Indeks Harga Saham Gabungan di Indonesia*. Tesis master, Universitas Lampung.

