

PERBANDINGAN AKURASI MODEL SARIMA, ETS, DAN NNETAR PADA PERAMALAN HARGA BERAS ECERAN KOTA BANDUNG TAHUN 2015 - 2025

Asma Adzkia Mafaza*, Muh Fajar Safaatullah

Universitas Negeri Semarang, Indonesia

asmaazkiamafaza@gmail.com

Informasi Artikel	Abstrak
<p>Submitted: April 28, 2026 Revised: June 14, 2026 Accepted: June 23, 2026</p> <p>Kata Kunci ETS; Harga Beras; NNETAR; Peramalan Deret Waktu; SARIMA.</p>	<p>Tujuan: Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja tiga metode peramalan deret waktu, yaitu <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i> (SARIMA), <i>Error Trend Seasonal</i> (ETS), dan <i>Neural Network Autoregression</i> (NNETAR), dalam memprediksi harga beras eceran di Kota Bandung periode 2015–2025.</p> <p>Metode: Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain komparatif berbasis analisis deret waktu. Data yang digunakan berupa data sekunder harga beras eceran bulanan yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Bandung, mencakup 132 observasi periode Januari 2015 hingga Desember 2025. Data dibagi secara kronologis menjadi data pelatihan periode 2015–2021 (84 observasi) dan data pengujian periode 2022–2025 (48 observasi). Pengujian stasioneritas dilakukan menggunakan uji <i>Augmented Dickey-Fuller</i> (ADF) dan <i>Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin</i> (KPSS), pemilihan orde SARIMA berdasarkan nilai AICc, pemilihan arsitektur NNETAR melalui pencarian grid sistematis, serta evaluasi kinerja model menggunakan indikator MAE, RMSE, dan MAPE.</p> <p>Hasil: Model SARIMA dengan spesifikasi ARIMA(1,1,1)(0,1,1)[12] menghasilkan akurasi peramalan terbaik dengan nilai MAE sebesar 1.651,85, RMSE sebesar 2.036,13, dan MAPE sebesar 10,96%, mengungguli NNETAR (MAPE 12,99%) dan ETS (MAPE 14,28%).</p> <p>Simpulan: Temuan ini mengonfirmasi bahwa model SARIMA dengan komponen musiman eksplisit lebih efektif dalam menangkap pola tren dan musiman pada data harga komoditas pangan perkotaan, sekaligus memberikan kontribusi empiris bagi pengembangan model peramalan harga pangan dan perumusan kebijakan stabilisasi harga di tingkat kota.</p>
<p>Keywords ETS; NNETAR; Rice Price; SARIMA; Time Series Forecasting.</p>	<p>Abstract</p> <p>Purpose: This study aims to compare the performance of three time series forecasting methods, namely <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i> (SARIMA), <i>Error Trend Seasonal</i> (ETS), and <i>Neural Network Autoregression</i> (NNETAR), in predicting retail rice prices in Bandung City for the period 2015–2025.</p> <p>Method: This study employed a quantitative approach with a comparative design based on time series analysis. The data used consisted of secondary data on monthly retail rice prices obtained from the Central Statistics Agency (BPS) of Bandung City, comprising 132 observations covering the period from January 2015 to December 2025. The data were chronologically divided into training data for the period 2015–2021 (84 observations) and testing data for the period 2022–2025 (48 observations). Stationarity testing was conducted using the <i>Augmented Dickey-Fuller</i> (ADF) and <i>Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin</i> (KPSS) tests, SARIMA order selection was based on the AICc value, NNETAR architecture selection was performed through systematic grid search, and model performance was evaluated using MAE, RMSE, and MAPE indicators.</p> <p>Results: The SARIMA model with the specification ARIMA(1,1,1)(0,1,1)[12] produced the best forecasting accuracy, with an MAE of 1,651.85, an RMSE of</p>

2,036.13, and a MAPE of 10.96%, outperforming NNETAR (MAPE 12.99%) and ETS (MAPE 14.28%).

Conclusion: These findings confirm that the SARIMA model with explicit seasonal components is more effective in capturing trend and seasonal patterns in urban food commodity price data, while also providing an empirical contribution to the development of food price forecasting models and the formulation of price stabilization policies at the city level.

PENDAHULUAN

Beras merupakan komoditas pangan utama yang berperan penting dalam menjaga ketahanan pangan dan stabilitas ekonomi Indonesia, mengingat sebagian besar masyarakat menjadikan beras sebagai sumber makanan pokok (Wardhiana dkk., 2025). Fluktuasi harga beras yang dipengaruhi oleh faktor produksi, distribusi, kondisi iklim, serta dinamika permintaan dan penawaran di pasar (Sako dkk., 2022) berdampak langsung terhadap tingkat inflasi, daya beli masyarakat, dan stabilitas pasar pangan. Kondisi ini menjadikan peramalan harga beras yang akurat sebagai kebutuhan mendesak dalam mendukung perumusan kebijakan stabilisasi harga yang efektif (Ruspayandi dkk., 2022).

Berbagai penelitian telah mengkaji penerapan metode peramalan deret waktu untuk memodelkan pergerakan harga beras. Pendekatan statistik seperti *AutoRegressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average* (SARIMA) telah terbukti mampu memprediksi harga beras berdasarkan pola historis (Dewi dkk., 2024; Heryan Tudaan & Silfiani, 2025; Yulianti dkk., 2025), sementara metode *Holt-Winters* efektif memodelkan komponen tren dan musiman pada data harga beras di Jawa Timur (Isnaini dkk., 2024). Seiring perkembangan metode analisis, pendekatan berbasis kecerdasan buatan seperti jaringan saraf tiruan juga telah diaplikasikan dan menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan metode statistik konvensional dalam konteks peramalan harga beras di Indonesia (Ngestisari dkk., 2020), bahkan model *hybrid* HWES-MLP juga telah diuji sebagai pendekatan yang lebih mutakhir dalam memprediksi harga beras (Al Haris dkk., 2026).

Meskipun demikian, kajian yang secara spesifik membandingkan kombinasi SARIMA, ETS, dan NNETAR secara bersamaan pada data harga beras di tingkat kota konsumen perkotaan masih relatif terbatas (Irdyanti dkk., 2025; Mgale dkk., 2021), khususnya pada konteks Kota Bandung yang sangat bergantung pada pasokan dari daerah penghasil seperti Karawang, Subang, dan Indramayu sehingga harga beras di kota ini sangat sensitif terhadap gangguan distribusi dan fluktuasi produksi karakteristik yang berbeda dari daerah penghasil beras dan belum banyak dikaji secara spesifik.

Karakteristik data harga beras yang dipengaruhi oleh musim tanam, panen, hari besar keagamaan, serta kebijakan pemerintah menghasilkan pola yang tidak sepenuhnya linear, sehingga diperlukan pendekatan yang mampu menangkap pola kompleks tersebut (Devianto dkk., 2024). Penelitian ini dibatasi pada metode statistik dan jaringan saraf tiruan konvensional dan tidak mencakup metode *deep learning* yang lebih mutakhir seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) maupun arsitektur berbasis *Transformer*, yang direkomendasikan untuk penelitian lanjutan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja metode SARIMA, *Error Trend Seasonal* (ETS), dan *Neural Network Autoregression* (NNETAR) dalam meramalkan harga beras eceran di Kota Bandung periode 2015–2025 guna memperoleh model peramalan yang paling akurat.

METODE PENELITIAN

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain penelitian komparatif berbasis analisis deret waktu (*time series analysis*). Pendekatan kuantitatif dipilih karena sesuai dengan karakteristik data numerik sekuensial yang memerlukan teknik statistik untuk mengidentifikasi pola temporal dan menghasilkan model peramalan yang optimal (Egrioglu & Bas, 2024). Desain komparatif diterapkan untuk membandingkan kinerja tiga metode peramalan secara sistematis yaitu SARIMA, ETS, dan NNETAR. Berdasarkan ukuran kesalahan prediksi sehingga dapat ditentukan model yang paling akurat dalam menggambarkan pola pergerakan harga beras eceran di Kota Bandung (Toy dkk., 2025).

Subjek

Subjek dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa harga beras eceran bulanan di Kota Bandung yang diperoleh dari publikasi resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Bandung. Penelitian ini tidak melibatkan subjek manusia karena menggunakan pendekatan analisis deret waktu (*time series analysis*) yang berfokus pada pola pergerakan data historis. Data mencakup periode Januari 2015 hingga Desember 2025 dengan total 132 observasi bulanan, rentang waktu ini dipilih untuk menangkap pola tren jangka panjang serta komponen musiman dalam pergerakan harga beras. Data kemudian dibagi secara kronologis (*chronological split*) menjadi data pelatihan (*training data*) periode Januari 2015 hingga Desember 2021 sebanyak 84 observasi, dan data pengujian (*testing data*) periode Januari 2022 hingga Desember 2025 sebanyak 48 observasi. Metode pembagian kronologis diterapkan untuk mempertahankan struktur temporal data dan mencegah kebocoran informasi dari masa depan ke masa lalu (*data leakage*), sesuai dengan prinsip validasi model pada analisis deret waktu (Lopez dkk., 2023).

Instrumen

Instrumen utama dalam penelitian ini adalah data harga beras eceran bulanan di Kota Bandung yang bersumber dari publikasi resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Bandung. Sebagai lembaga statistik nasional, BPS menerapkan prosedur pengumpulan data yang sistematis, terstandarisasi, dan dapat dipertanggungjawabkan secara metodologis, sehingga data yang dihasilkan memiliki tingkat validitas dan reliabilitas yang tinggi untuk digunakan dalam penelitian kuantitatif (Ro'ifah & Mashitasari, 2023). Validitas data dijamin melalui mekanisme verifikasi lapangan dan konsistensi pencatatan harga yang dilakukan secara berkala oleh *enumerator* BPS di seluruh wilayah, sedangkan reliabilitas data tercermin dari konsistensi prosedur pencatatan yang seragam sepanjang periode pengamatan Januari 2015 hingga Desember 2025.

Sebagai instrumen evaluasi, penelitian ini menggunakan tiga indikator akurasi peramalan, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Ketiga indikator ini dipilih karena secara luas diakui dalam literatur peramalan deret waktu sebagai ukuran yang valid dan reliabel untuk membandingkan kinerja model prediksi secara objektif (Zuhri, 2020). MAE mengukur rata-rata besaran kesalahan prediksi tanpa mempertimbangkan arah, RMSE memberikan penalti lebih besar terhadap kesalahan yang ekstrem, sedangkan MAPE menyajikan kesalahan dalam bentuk persentase sehingga memudahkan interpretasi lintas skala data.

Analisis Data

Analisis data dilakukan menggunakan pendekatan statistik deret waktu (*time series analysis*) melalui serangkaian tahapan sistematis. Pertama, eksplorasi data dilakukan untuk mengidentifikasi karakteristik utama seperti pola tren, fluktuasi, dan komponen musiman melalui visualisasi grafik deret waktu. Martina dkk., (2024) menjelaskan bahwa analisis eksploratif merupakan langkah fundamental dalam pemodelan deret waktu untuk memahami struktur data sebelum membangun model statistik yang tepat.

Kedua, pengujian stasioneritas dilakukan secara formal menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) dan uji *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (KPSS) secara komplementer. Uji ADF menguji hipotesis nol bahwa data memiliki akar unit (tidak stasioner), sedangkan uji KPSS menguji hipotesis nol bahwa data stasioner, sehingga penggunaan keduanya secara bersamaan menghasilkan kesimpulan yang lebih robust mengenai sifat stasioneritas data (Houssein dkk., 2025; Swardanasuta dkk., 2025).

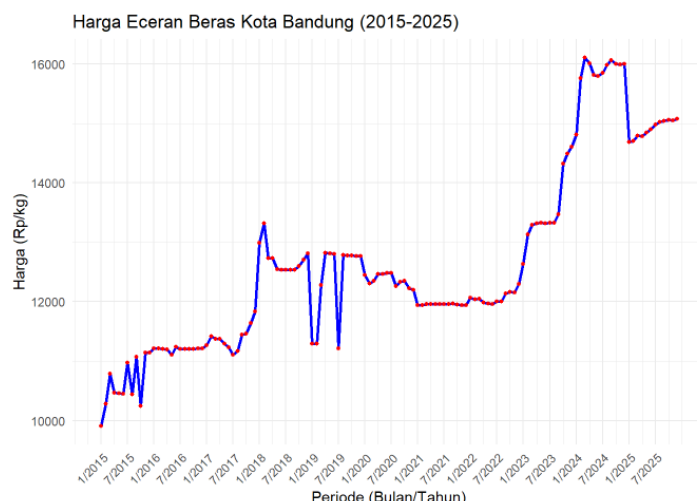
Ketiga, pemodelan peramalan dilakukan menggunakan tiga metode, yaitu SARIMA, ETS, dan NNETAR. Pemilihan orde model SARIMA ditentukan berdasarkan plot ACF dan PACF data setelah differencing serta perbandingan nilai *Akaike Information Criterion* (AICc) dan *Bayesian Information Criterion* (BICc) dari sejumlah model kandidat (Junaedi dkk., 2025). Pemilihan arsitektur model NNETAR meliputi jumlah lag input (p) dan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi (k) yang dilakukan melalui pencarian grid sistematis (*grid search*) dengan mengevaluasi berbagai kombinasi nilai p dan k pada data validasi internal (Egrioglu & Bas, 2024). Subset validasi internal sebesar 20% diambil secara kronologis dari akhir periode pelatihan untuk mempertahankan struktur temporal dan mencegah data *leakage* (Lopez dkk., 2023). Fatkhudin dkk., (2025) menjelaskan bahwa metode peramalan berbasis statistik mampu memodelkan dinamika data runtun waktu secara sistematis sehingga menghasilkan prediksi yang akurat dan dapat dipertanggungjawabkan secara metodologis.

Keempat, evaluasi kinerja model dilakukan dengan membandingkan nilai MAE, RMSE, dan MAPE pada data pengujian, di mana model dengan nilai kesalahan terkecil ditetapkan sebagai model terbaik (Zuhri, 2020). Soetedja dkk., (2025) menyatakan bahwa pemilihan model terbaik dalam penelitian peramalan dilakukan dengan membandingkan nilai kesalahan prediksi sehingga diperoleh model yang paling sesuai dengan karakteristik data. Seluruh proses analisis dilakukan menggunakan perangkat lunak RStudio dengan paket *forecast* dan *tseries*, yang secara luas digunakan dalam penelitian statistika karena mendukung implementasi metode peramalan deret waktu secara efisien dan terreproduksi (Suseno & Kunci, 2025).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Penelitian

Analisis awal dilakukan melalui visualisasi grafik deret waktu harga beras eceran di Kota Bandung periode Januari 2015 hingga Desember 2025.



Gambar 1. Grafik Time Series Harga Eceran Beras Kota Bandung 2015-2025

Hasil visualisasi menunjukkan kecenderungan tren meningkat sepanjang periode pengamatan disertai fluktuasi yang cukup dinamis, mengindikasikan adanya pengaruh faktor eksternal terhadap pergerakan harga komoditas (Sihombing dkk., 2024). Statistik deskriptif data disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Harga Eceran Beras Kota Bandung 2015-2025

Statistik	Nilai (Rp)
Minimum	9.908,00
Maksimum	16.110,00
Rata – Rata	12.634,77
Standar Deviasi	1.546,30
Median	12.290,00

Rentang nilai minimum hingga maksimum sebesar Rp.6.202 menunjukkan variasi harga yang substansial selama periode pengamatan.

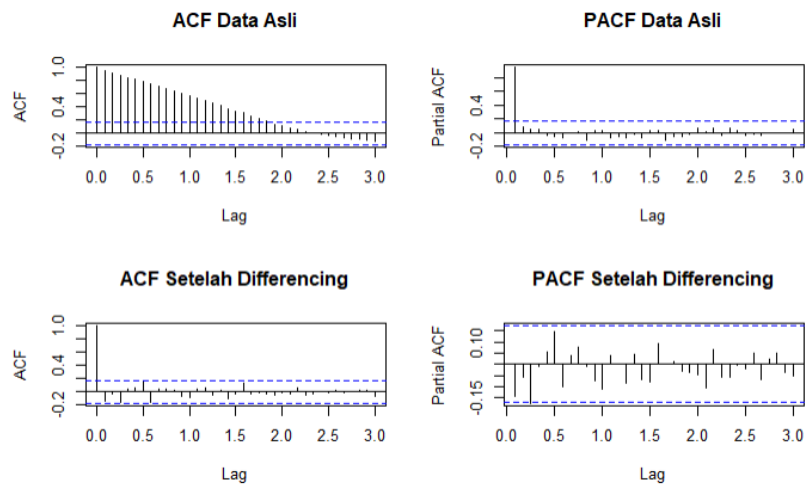
Sebelum pemodelan, dilakukan pengujian stasioneritas menggunakan uji ADF dan KPSS secara komplementer. Hasil pengujian disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian Stasioneritas Data

Uji	Data Asli	p-value	Kesimpulan	Setelah Differencing 1	p-value	Kesimpulan
ADF	-1,8740	0,6289	Tidak stasioner	-4,1696	0,01	Stasioner
KPSS	1,9729	0,01	Tidak stasioner	0,0691	0,1	Stasioner

Hasil uji ADF pada data asli menghasilkan p-value sebesar 0,6289 ($>0,05$), menunjukkan data belum stasioner. Hasil uji KPSS menghasilkan nilai statistik sebesar 1,9729 dengan p-value 0,01 ($< 0,05$), mengonfirmasi kesimpulan yang sama. Setelah differencing orde pertama, uji ADF menghasilkan p-value 0,01 ($< 0,05$) dan uji KPSS menghasilkan p-value 0,10 ($> 0,05$), sehingga data dinyatakan stasioner. Hasil ini mendukung penggunaan parameter $d=1$ pada model SARIMA.

Sebelum menentukan orde model SARIMA, dilakukan identifikasi awal melalui pembacaan plot ACF dan PACF data asli serta data setelah differencing orde pertama yang disajikan pada Gambar 2. Plot ACF data asli menunjukkan pola penurunan lambat (slow decay) yang mengindikasikan data belum stasioner dan memerlukan differencing. Setelah differencing orde pertama diterapkan, plot ACF menunjukkan pemotongan tajam (significant cut-off) setelah lag ke-1, sedangkan plot PACF menunjukkan pola serupa dengan pemotongan signifikan setelah lag ke-1. Pola ini mengindikasikan bahwa model dengan orde autoregresif $p=1$ dan moving average $q=1$ merupakan kandidat awal yang relevan untuk dipertimbangkan.



Gambar 2. Plot ACF dan PACF

Berdasarkan hasil pembacaan plot ACF dan PACF tersebut, selanjutnya dilakukan perbandingan sistematis terhadap sejumlah model kandidat SARIMA menggunakan kriteria AICc dan BICc. Hasil perbandingan disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Nilai AICc Model Kandidat SARIMA

Model	AICc	BICc
ARIMA(1,1,1)(0,1,1)[12]	1.082,53	1.090,97
ARIMA(0,1,1)(0,1,1)[12]	1.082,95	1.089,38
ARIMA(0,1,2)(0,1,1)[12]	1.083,08	1.091,52
ARIMA(1,1,1)(1,1,1)[12]	1.084,36	1.094,75
ARIMA(0,1,1)(1,1,1)[12]	1.084,61	1.093,05
ARIMA(2,1,1)(0,1,1)[12]	1.084,81	1.095,20
ARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12]	1.084,83	1.095,22
ARIMA(0,1,2)(1,1,1)[12]	1.084,94	1.095,33
ARIMA(1,1,0)(0,1,1)[12]	1.085,50	1.091,93
ARIMA(2,1,2)(0,1,1)[12]	1.085,58	1.097,85

Model ARIMA(1,1,1)(0,1,1)[12] dipilih sebagai model SARIMA terbaik karena menghasilkan nilai AICc terkecil sebesar 1.082,53, konsisten dengan indikasi awal dari pembacaan plot ACF dan PACF yang mengarah pada orde $p=1$ dan $q=1$.

Pemilihan model ETS dilakukan secara otomatis menggunakan fungsi *ets()* berdasarkan kriteria AICc, dengan hasil perbandingan disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan Nilai AICc Model Kandidat ETS

Model ETS	Komponen Error	Komponen Tren	Komponen Musiman	AICc
ETS(M,N,N)	Multiplicative	None	None	1.377,279
ETS(A,N,N)	Additive	None	None	1.378,838
ETS(M,A,N)	Multiplicative	Additive	None	1.379,582
ETS(M,A,M)	Multiplicative	Additive	Multiplicative	1.410,239
ETS(M,M,M)	Multiplicative	Multiplicative	Multiplicative	1.410,906

Model ETS(M,N,N) dipilih karena menghasilkan nilai AICc terkecil sebesar 1.377,279. Pemilihan arsitektur model NNETAR dilakukan melalui *grid search* sistematis dengan mengevaluasi berbagai kombinasi nilai p (lag input) dan k (neuron tersembunyi) pada data validasi internal. Hasil grid search disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Grid Search Arsitektur Model NNETAR

Arsitektur	p	K	MAE	RMSE	MAPE
NNAR(1,1,3)[12]	1	3	536,10	556,84	4,47%
NNAR(1,1,5)[12]	1	5	522,46	542,02	4,35%
NNAR(2,1,5)[12]	2	5	498,63	524,63	4,16%
NNAR(2,1,7)[12]	2	7	448,33	469,93	3,73%
NNAR(3,1,5)[12]	3	5	543,95	566,45	4,53%
NNAR(4,1,5)[12]	4	5	435,94	528,70	3,64%
NNAR(12,1,5)[12]	12	5	343,78	436,02	2,86%

Model NNAR(12,1,5)[12] dipilih karena menghasilkan nilai MAPE terkecil pada data validasi internal.

Ringkasan model terbaik dari ketiga model berdasarkan kriteria disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Ringkasan Model Terbaik Ketiga Metode

Metode	Model	Kriteria	Nilai
SARIMA	ARIMA(1,1,1)(0,1,1)[12]	AICc	1.082,53
ETS	ETS(M,N,N)	AICc	1.377,28
NNETAR	NNAR(12,1,5)[12]	MAPE Validasi	2,86%

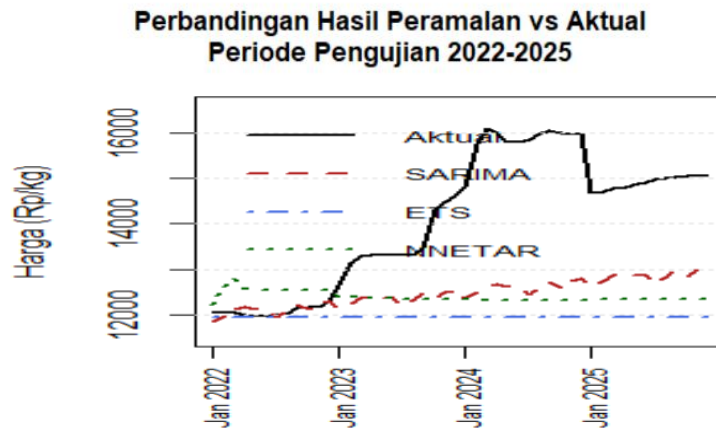
Evaluasi kinerja ketiga model pada data pengujian (2022–2025) disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Perbandingan Akurasi Ketiga Model

Model	MAE	RMSE	MAPE
SARIMA	1.651,85	2.036,13	10,96%
ETS	2.146,75	2.600,34	14,28%
NNETAR	1.939,46	2.300,83	12,99%

Model SARIMA menghasilkan nilai MAE, RMSE, dan MAPE terkecil di antara ketiga model, menunjukkan tingkat akurasi peramalan yang paling baik. Secara kuantitatif, selisih nilai MAPE antara SARIMA dan NNETAR sebesar 2,03 persentase poin serta antara SARIMA dan ETS sebesar 3,32 persentase poin mengindikasikan keunggulan yang konsisten dan tidak bersifat marginal. Pada dimensi MAE, SARIMA menghasilkan kesalahan absolut rata-rata yang lebih rendah 287,61 dibandingkan NNETAR dan 494,90 dibandingkan ETS, sedangkan

pada dimensi RMSE selisihnya masing-masing sebesar 264,70 dan 564,21. Konsistensi keunggulan SARIMA pada ketiga indikator secara bersamaan memperkuat validitas temuan bahwa model ini bukan sekadar unggul pada satu dimensi pengukuran, melainkan secara menyeluruh lebih mampu menggeneralisasi pola data harga beras Kota Bandung pada periode pengujian. Perbandingan visual antara nilai prediksi ketiga model dan data aktual disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik Perbandingan Hasil Peramalan vs Aktual

Pembahasan

Hasil evaluasi kinerja model menunjukkan bahwa SARIMA dengan spesifikasi $ARIMA(1,1,1)(0,1,1)[12]$ menghasilkan akurasi peramalan terbaik dibandingkan NNETAR dan ETS, dengan nilai MAE sebesar 1.651,85, RMSE sebesar 2.036,13, dan MAPE sebesar 10,96%. Perlu dicermati bahwa kinerja model NNETAR pada tahap grid search (MAPE 2,86%) dan pada data pengujian (MAPE 12,99%) menunjukkan kesenjangan yang cukup besar. Hal ini terjadi karena data validasi internal berasal dari periode yang masih memiliki karakteristik serupa dengan data pelatihan, sedangkan data pengujian periode 2022–2025 mengandung lonjakan harga yang dipicu oleh gangguan distribusi pascapandemi dan kebijakan intervensi pasar yang bersifat tidak menentu, sehingga pola tersebut tidak terwakili secara memadai dalam data pelatihan. Kondisi ini mencerminkan *generalization gap* yang umum dijumpai pada model berbasis jaringan saraf tiruan ketika dihadapkan pada data dengan pola struktural baru (Houssein dkk., 2025; Kong dkk., 2025), dan sekaligus menjelaskan mengapa SARIMA yang lebih parsimoni justru menghasilkan akurasi yang lebih konsisten pada data pengujian. Berdasarkan kriteria interpretasi MAPE yang dikemukakan oleh Lewis (Zuhri, 2020), nilai MAPE di bawah 20% tergolong dalam kategori peramalan yang layak untuk konteks bisnis dan ekonomi, sehingga ketiga model yang diuji memenuhi ambang batas kelayakan. Namun demikian, SARIMA menunjukkan keunggulan yang konsisten pada seluruh indikator akurasi, mengindikasikan bahwa pendekatan statistik berbasis *autoregresif* musiman lebih mampu menangkap kompleksitas pola pergerakan harga beras di Kota Bandung yang memiliki struktur tren dan musiman yang dominan dibandingkan metode lainnya (Jimenez-Navarro dkk., 2024; Madhulatha & Ghorri, 2025; Makridakis dkk., 2020; Melina dkk., 2024).

Keunggulan SARIMA dapat dijelaskan dari perspektif struktur model yang digunakan. Spesifikasi $ARIMA(1,1,1)(0,1,1)[12]$ mengintegrasikan komponen autoregresif orde pertama,

differencing non-musiman orde pertama, moving average orde pertama, serta moving average musiman orde pertama dengan periode 12 bulan. Komponen musiman eksplisit ini memungkinkan model menangkap pola perulangan tahunan yang terdapat pada data harga beras, seperti pola kenaikan harga yang berulang setiap menjelang bulan Ramadhan dan periode panen. Selain itu, proses differencing yang diterapkan secara efektif menstabilkan tren data yang meningkat sepanjang periode pengamatan, sehingga model dapat berfokus pada pola fluktuasi residual yang tersisa (Junaedi dkk., 2025). Kombinasi komponen-komponen ini menjadikan SARIMA sangat sesuai untuk data harga beras perkotaan yang memiliki tren jangka panjang yang konsisten dan pola musiman tahunan yang relatif stabil (Al Haris dkk., 2026; Farrih dkk., 2025).

Sebaliknya, model NNETAR dengan arsitektur NNAR(12,1,5)[12] dan model ETS(M,N,N) menghasilkan nilai MAPE yang relatif lebih tinggi, masing-masing sebesar 12,99% dan 14,28%. Meskipun NNETAR mengungguli ETS, keduanya tidak mampu melampaui akurasi SARIMA pada data pengujian. Hasil ini mengindikasikan bahwa pada konteks data harga beras Kota Bandung yang memiliki pola tren dan musiman yang dominan dan relatif stabil, model statistik berbasis struktur musiman eksplisit seperti SARIMA terbukti lebih efektif dibandingkan pendekatan berbasis jaringan saraf maupun exponential smoothing. Makridakis dkk., (2020) menyatakan bahwa model SARIMA memang unggul pada data dengan struktur musiman yang stabil dan pola linear yang dominan, tetapi mengalami keterbatasan ketika dihadapkan pada data dengan lonjakan harga yang tidak berulang secara periodik. Pada penelitian ini, karakteristik data harga beras Kota Bandung yang memiliki tren meningkat secara konsisten dan pola musiman tahunan yang teratur justru menjadi kondisi yang paling menguntungkan bagi SARIMA, sehingga model statistik ini terbukti lebih efektif dibandingkan pendekatan berbasis jaringan saraf maupun *exponential smoothing*.

Temuan penelitian ini sejalan dengan hasil Ngestisari dkk., (2020) yang melaporkan bahwa jaringan saraf tiruan mampu mengungguli ARIMA dalam peramalan harga beras di tingkat nasional. Namun demikian, penelitian ini justru menunjukkan hasil yang berbeda, yakni SARIMA terbukti lebih unggul dibandingkan NNETAR pada konteks data harga beras Kota Bandung. Perbedaan ini dapat dijelaskan melalui karakteristik data yang secara struktural berbeda antara kedua konteks tersebut. Data harga beras di tingkat perkotaan cenderung memiliki pola tren jangka panjang yang lebih konsisten dan komponen musiman yang lebih teratur, sedangkan data harga beras di tingkat nasional lebih rentan terhadap guncangan produksi yang bersifat acak dan tidak periodik, sehingga pendekatan berbasis jaringan saraf tiruan lebih diuntungkan dalam konteks yang disebut terakhir. Temuan ini memperkuat argumentasi bahwa keunggulan metode *machine learning* atas model statistik tidak bersifat universal, melainkan sangat bergantung pada karakteristik struktural data yang dianalisis (Makridakis dkk., 2020), sekaligus memberikan bukti empiris yang lebih kontekstual bagi kebijakan stabilisasi harga di tingkat daerah (Butar Butar dkk., 2025).

Perbedaan kinerja antar model dalam penelitian ini juga memberikan implikasi metodologis yang penting. Fakta bahwa SARIMA unggul dengan selisih MAPE sebesar 2,03 persentase poin dibandingkan NNETAR dan 3,32 persentase poin dibandingkan ETS mengindikasikan bahwa untuk data dengan struktur musiman yang kuat dan tren yang stabil, pemilihan model statistik berbasis musiman eksplisit justru menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan pendekatan machine learning. Temuan ini memperkuat argumen bahwa

kompleksitas model tidak selalu berbanding lurus dengan akurasi peramalan dimana model yang lebih sederhana namun sesuai dengan struktur data dapat mengungguli model yang lebih kompleks (Bernard dkk., 2025; Makridakis dkk., 2020). Oleh karena itu, pemilihan metode peramalan harga komoditas pangan sebaiknya didasarkan pada karakteristik empiris data, bukan semata-mata pada kompleksitas atau kebaruan metode yang digunakan (Kong dkk., 2025; Palet dkk., 2024).

Implikasi

Penelitian ini memberikan kontribusi teoretis terhadap pengembangan literatur peramalan deret waktu dalam konteks harga komoditas pangan perkotaan, khususnya dengan menunjukkan bahwa superioritas metode machine learning seperti NNETAR atas SARIMA tidak bersifat universal, melainkan bergantung pada kesesuaian struktur model dengan karakteristik data. Pada data harga beras perkotaan yang memiliki tren jangka panjang yang konsisten dan pola musiman tahunan yang teratur, model SARIMA dengan komponen musiman eksplisit terbukti menghasilkan akurasi peramalan yang lebih tinggi, sehingga memperkuat argumentasi bahwa pemilihan model harus didasarkan pada karakteristik data, bukan pada asumsi bahwa metode yang lebih kompleks selalu lebih baik. Secara praktis, hasil penelitian ini relevan bagi Dinas Perdagangan, Badan Ketahanan Pangan, maupun Perum Bulog di tingkat daerah, di mana model SARIMA dapat diadopsi sebagai alat bantu peramalan dalam sistem pemantauan pasar untuk mengantisipasi kenaikan harga sebelum berdampak pada inflasi, serta diintegrasikan ke dalam perencanaan pengadaan dan distribusi cadangan beras menjelang periode permintaan tinggi. Metodologi ini juga bersifat replikatif sehingga dapat diterapkan oleh pemerintah daerah lain dengan karakteristik pasar serupa sebagai bagian dari penguatan sistem peringatan dini kerawanan pangan berbasis data.

Keterbatasan dan Rekomendasi Penelitian Lanjutan

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan secara konstruktif. Pemodelan yang dilakukan bersifat *univariat* sehingga belum mempertimbangkan variabel eksternal seperti tingkat produksi padi, indeks inflasi, curah hujan, dan kebijakan impor beras yang berpotensi memengaruhi dinamika harga secara struktural, sehingga penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan model peramalan multivariat dengan mengintegrasikan variabel-variabel ekonomi dan lingkungan yang relevan. Selain itu, penelitian ini belum mencakup metode deep learning yang lebih mutakhir seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan arsitektur berbasis *Transformer* seperti *Temporal Fusion Transformer* (TFT), sehingga penelitian lanjutan disarankan untuk mengeksplorasi metode-metode tersebut, baik secara mandiri maupun dalam kerangka model hybrid, guna mengeksplorasi potensi peningkatan akurasi peramalan secara lebih substansial. Evaluasi kinerja model juga hanya didasarkan pada satu partisi data pelatihan dan pengujian tanpa menerapkan teknik validasi yang lebih robust seperti *time series cross-validation* atau *walk-forward validation*, sehingga penelitian mendatang disarankan untuk menerapkan teknik tersebut guna menghasilkan estimasi akurasi yang lebih *representatif*. Terakhir, kebaruan penelitian ini perlu dipahami secara proporsional dalam konteks kombinasi spesifik ketiga metode serta lokasi Kota Bandung sebagai daerah konsumen perkotaan, sehingga penelitian selanjutnya disarankan untuk menguji konsistensi performa ketiga model pada daerah-daerah

penghasil beras utama guna memverifikasi apakah keunggulan SARIMA tetap berlaku pada karakteristik pasar produsen yang berbeda secara struktural.

SIMPULAN

Penelitian ini membandingkan kinerja tiga metode peramalan deret waktu yaitu *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA), *Error Trend Seasonal* (ETS), dan *Neural Network Autoregression* (NNETAR) dalam memprediksi harga beras eceran di Kota Bandung periode 2015–2025. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan indikator MAE, RMSE, dan MAPE pada data pengujian periode 2022–2025, model SARIMA dengan spesifikasi ARIMA(1,1,1)(0,1,1)[12] terbukti menghasilkan akurasi peramalan tertinggi dibandingkan NNETAR dan ETS, dengan nilai MAPE sebesar 10,96% dibandingkan NNETAR sebesar 12,99% dan ETS sebesar 14,28%. Keunggulan SARIMA mencerminkan kemampuan model statistik berbasis autoregresif musiman dalam menangkap pola tren jangka panjang dan komponen musiman tahunan yang dominan pada data harga beras perkotaan, yang merupakan karakteristik utama data yang dianalisis. Dengan demikian, SARIMA dapat direkomendasikan sebagai model peramalan yang paling optimal untuk data harga beras eceran perkotaan dengan karakteristik tren meningkat dan pola musiman yang teratur.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Semarang (UNNES) atas dukungan akademik, bimbingan, serta fasilitas penelitian yang telah diberikan selama proses penyusunan artikel ini berlangsung. Apresiasi yang sama juga disampaikan kepada seluruh dosen Program Studi Statistika UNNES yang telah memberikan masukan konstruktif dalam pengembangan kerangka metodologis penelitian ini.

Penulis juga menyampaikan terima kasih kepada Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Bandung atas ketersediaan data harga beras eceran bulanan periode 2015–2025 yang menjadi basis analisis dalam penelitian ini. Data yang dipublikasikan secara resmi oleh BPS telah memberikan landasan empiris yang valid dan dapat dipertanggungjawabkan bagi seluruh proses pemodelan dan peramalan yang dilakukan. Penulis turut mengapresiasi pihak redaksi dan mitra bestari jurnal yang telah memberikan masukan kritis sehingga kualitas artikel ini dapat ditingkatkan secara substansial.

DAFTAR PUSTAKA

- Al Haris, M., Amri, S., Abas, H., & Emmanuel Fadugba, S. (2026). Forecasting Rice Prices in Indonesia Using a Hybrid HWES-MLP Time Series Prediction Model. *JTAM (Jurnal Teori Dan Aplikasi Matematika)*, 10(2), 559–575. <https://doi.org/10.31764/jtam.v10i2.35445>
- Bernard, B., Francois, L., & Renville, D. (2025). Forecasting the International Market Prices for Rice, Corn and Soybeans Using ARIMA Time Series Modelling. *International Journal of Agricultural Economics*, 10(4), 170–182. <https://doi.org/10.11648/j.ijae.20251004.13>
- Butar Butar, B., Giffari, A., Putri, Z. D., Karisma, M., Kurniawan, W., & Fuad, M. H. (2025). Forecasting Rice Prices Using the ARIMA Method: A Case Study in DKI Jakarta Province-Belsana Butar Butar et.al Forecasting Rice Prices Using the ARIMA Method: A

- Case Study in DKI Jakarta Province. *Jurnal Multidisiplin Sahombu*, 5. <https://doi.org/10.58471/jms.v5i02>
- Devianto, D., Wahyuni, E., Maiyastri, M., & Yollanda, M. (2024). The seasonal model of chili price movement with the effect of long memory and exogenous variables for improving time series model accuracy. *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics*, 10. <https://doi.org/10.3389/fams.2024.1408381>
- Dewi, E., Tarigan, B., Ferliani Balqis, M., Hutapea, T. A., & Sihombing, I. (2024). *SEPREN: Journal of Mathematics Education and Applied Peramalan Harga Beras di Indonesia Dengan ARIMA*. 05(02), 117–126. <https://doi.org/10.36655/sepren.v4i1>
- Egrioglu, E., & Bas, E. (2024). A new deep neural network for forecasting: Deep dendritic artificial neural network. *Artificial Intelligence Review*, 57(7). <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10790-7>
- Farrih, M., Arsyada, M., & Tyasnurita, R. (2025). *Evaluasi Model Jaringan Saraf Tiruan untuk Prediksi Konsentrasi Nitrogen Oksida (NO_x) Evaluation of Artificial Neural Network Model for Predicting Nitrogen Oxides (NO_x) Concentration* (Vol. 14, Number 3). <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- Fatkhudin, A., Artanto, F. A., Zamaroh, F., & Azarine, V. A. (2025). Evaluasi Metode Exponential Smoothing dan Moving Average Untuk Peramalan Data Pengangguran di Indonesia. *Jurnal Pendidikan Dan Teknologi Indonesia*, 5(5), 1227–1238. <https://doi.org/10.52436/1.jpti.640>
- Heryan Tudaan, M., & Silfiani, M. (2025). Peramalan Harga Beras Grosir Indonesia Menggunakan SARIMA, Triple Exponential Smoothing, dan Time Series Regression. *Jurnal Pustaka Nusantara Multidisiplin*, 3(1).
- Houssein, E. H., Mohamed, M., Younis, E. M. G., & Mohamed, W. M. (2025). Artificial intelligence and classical statistical models for time series forecasting: a comprehensive review. *Journal of Big Data*, 12(1). <https://doi.org/10.1186/s40537-025-01318-z>
- Irdayanti, Notodiputro, K. A., & Oktarina, S. D. (2025). Performance of SARIMA, LSTM, GRU and Ensemble Methods for Forecasting Nickel Prices. *Scientific Journal of Informatics*, 12(4), 611–622. <https://doi.org/10.15294/sji.v12i4.32225>
- Isnaini, F. D., Via, Y. V., & Mandyartha, E. P. (2024). PENERAPAN HOLT-WINTERS UNTUK PERAMALAN HARGA BERAS DI PROVINSI JAWA TIMUR DENGAN PENDEKATAN TIME SERIES. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 12(3). <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i3.4890>
- Jimenez-Navarro, M. J., Martínez-Ballesteros, M., Martínez-Álvarez, F., Troncoso, A., & Asencio-Cortes, G. (2024). From simple to complex: A sequential method for enhancing time series forecasting with deep learning. *Logic Journal of the IGPL*, 32(6), 986–1003. <https://doi.org/10.1093/jigpal/jzac030>
- Junaedi, L., Damastuti, N., & Widodo, A. (2025). Penerapan Metode Seasonal ARIMA (SARIMA) untuk Peramalan Penjualan Barang dengan Pola Musiman Tahunan. *JISEM Jurnal Program Studi Informatika Universitas Katolik Widya Mandala Surabaya*, 01, 38–48. <https://doi.org/10.33508/jisem.v1i01.7403>
- Kong, X., Chen, Z., Liu, W., Ning, K., Zhang, L., Muhammad Marier, S., Liu, Y., Chen, Y., & Xia, F. (2025). Deep learning for time series forecasting: a survey. *International Journal*

- of Machine Learning and Cybernetics*, 16(7–8), 5079–5112. <https://doi.org/10.1007/s13042-025-02560-w>
- Liao, K., Xuan, X., & Ma, K.-L. (2026). Deep learning for time series forecasting: a survey of recent advances. *Frontiers of Computer Science*, 20(11), 2011359. <https://doi.org/10.1007/s11704-025-50947-3>
- Lopez, E., Etxebarria-Elezgarai, J., Amigo, J. M., & Seifert, A. (2023). The importance of choosing a proper validation strategy in predictive models. A tutorial with real examples. In *Analytica Chimica Acta* (Vol. 1275). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.aca.2023.341532>
- Madhulatha, T. S., & Ghori, D. M. A. S. (2025). Deep neural network approach integrated with reinforcement learning for forecasting exchange rates using time series data and influential factors. *Scientific Reports*, 15(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-025-12516-3>
- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2020). The M4 Competition: 100,000 time series and 61 forecasting methods. *International Journal of Forecasting*, 36(1), 54–74. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.04.014>
- Martina, A., Setia Dewi, A., Solih Awalluddin, A., & Sunan Gunung Djati Bandung, U. (2024). Peramalan Menggunakan Model Holt-Winters Exponential Smoothing Multiplikatif dengan Optimasi Parameter Menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO). *Journal Uinsgd*, 9(2), 161–171. <https://journal.uinsgd.ac.id/index.php/kubik/index>
- Melina, Sukono, Napitupulu, H., Mohamed, N., Chrisnanto, Y. H., Hadiana, A. I. D., Kusumaningtyas, V. A., & Nabilla, U. (2024). COMPARATIVE ANALYSIS OF TIME SERIES FORECASTING MODELS USING ARIMA AND NEURAL NETWORK AUTOREGRESSION METHODS. *Barekeng*, 18(4), 2563–2576. <https://doi.org/10.30598/barekengvol18iss4pp2563-2576>
- Mgale, Y. J., Yan, Y., & Timothy, S. (2021). A Comparative Study of ARIMA and Holt-Winters Exponential Smoothing Models for Rice Price Forecasting in Tanzania. *OALib*, 08(05), 1–9. <https://doi.org/10.4236/oalib.1107381>
- Ngestisari, W., Susanto, B., & Mahatma, T. (2020). Perbandingan Metode ARIMA dan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Peramalan Harga Beras. *Indonesian Journal of Data and Science (IJODAS)*, 1(3), 96–107.
- Palet, J., Manquinho, V., & Henriques, R. (2024). Multiple-input neural networks for time series forecasting incorporating historical and prospective context. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 38(1), 315–341. <https://doi.org/10.1007/s10618-023-00984-y>
- Ro'ifah, M., & Mashitasari, D. (2023). PERAMALAN RATA-RATA HARGA BERAS DI INDONESIA MENGGUNAKAN METODE WINTER'S EXPONENTIAL SMOOTHING. In *Journal of Applied Statistics, Mathematics, and Data Science: I* (Number 2).
- Ruspayandi, T., Bantacut, T., Arifin, B., & Fahmi, I. (2022). Market-Approach-Based Policy to Achieve Rice Price Stability in Indonesia—Can It Be a Complement? *Economies*, 10(12). <https://doi.org/10.3390/economies10120296>
- Sako, K., Mpinda, B. N., & Rodrigues, P. C. (2022). Neural Networks for Financial Time Series Forecasting. *Entropy*, 24(5). <https://doi.org/10.3390/e24050657>
- Sihombing, E. I., Suhendra, C. D., & Marini, L. F. (2024). Analisis Data Time Series Untuk Prediksi Harga Komoditas Pangan Menggunakan Autoregressive Integrated Moving

- Average. *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika Dan Komputer*, 4(6), 2711–2720. <https://doi.org/10.30865/klik.v4i6.1863>
- Soetedja, A., Hidayati, R., Zubair, A., & Indana, L. (2025). Perbandingan Double Exponential Smoothing, Single Exponential Smoothing dan MA terhadap Peramalan Jumlah Pelanggan Di Gendis Jowo. *JUSIFOR : Jurnal Sistem Informasi Dan Informatika*, 4(2), 175–184. <https://doi.org/10.70609/jusifor.v4i2.8896>
- Suseno, P., & Kunci, K. (2025). Pengembangan Kompetensi Mahasiswa untuk Analisis Data Statistik dengan Aplikasi Rstudio. *ABDIRA : JURNAL PENGABDIAN MASYARAKAT*, 5, 145.
- Swardanasuta, I. B. P., Sofa, W. A., Muchlisoh, S., & Wijayanto, A. W. (2025). *Forecasting Indonesian Monthly Rice Prices at Milling Level Using Google Trends and Official Statistics Data*.
- Toy, A. L., Kleden, M. A., Atti, A., & Ginting, K. B. (2025). *PERAMALAN HARGA BERAS DI KOTA KUPANG DENGAN MENGGUNAKAN MODEL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA)*.
- Wardhiana, I. N. G. A. M., Ghufron, M. Z., Sarno, R., & Haryono, A. T. (2025). Price Forecasting of West Java Rice using Multivariate Decomposition SARIMAX-Gated Recurrent Unit Combination. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 18(1), 769–778. <https://doi.org/10.22266/ijies2025.0229.54>
- Yemets, K., Izonin, I., & Dronyuk, I. (2025). Time Series Forecasting Model Based on the Adapted Transformer Neural Network and FFT-Based Features Extraction. *Sensors*, 25(3). <https://doi.org/10.3390/s25030652>
- Yulianti, R., Amanda, N. T., Notodiputro, K. A., Angraini, Y., & Mualifah, L. N. A. (2025). COMPARISON OF SARIMA AND SARIMAX METHODS FOR FORECASTING HARVESTED DRY GRAIN PRICES IN INDONESIA. *BAREKENG: J. Math. & App*, 19(1), 319–0330. <https://doi.org/10.30598/barekengvol19iss1pp0319-0330>
- Zuhri. (2020). RANCANG BANGUN APLIKASI PERAMALAN METODE SINGLE EXPONENTIAL SMOOTHING. In *Jurnal Serunai Ilmu Pendidikan*, 6(2).