
PREDIKSI HARGA EMAS UNTUK INVESTASI MASA DEPAN MENGGUNAKAN MODEL SEASONAL AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (SARIMA)

Oleh

Nurul Qisthi¹, Shofa Lutfiah Fitri², Angel Immanuel³, Dhita Diana Dewi⁴

¹ Program Studi Teknik Informatikai, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Poltek Cirebon

^{2,3} Program Studi Komputerisasi Akuntansi, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Poltek Cirebon

⁴ Program Studi Teknik Informatika, Universitas Nusa Putra

Email: ¹nurulqqisthii@gmail.com, ²shofalutfiahf@gmail.com,

³angeli.sutanto@gmail.com, ⁴dhita.dianadewi@nusaputra.ac.id

Article History:

Received: 14-10-2024

Revised: 21-10-2024

Accepted: 17-11-2024

Keywords:

Harga Emas, Analisis Deret Waktu, Peramalan, Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

Abstract: Emas merupakan aset investasi yang diminati karena stabilitasnya, namun harga emas rentan terhadap fluktuasi yang dipengaruhi berbagai faktor eksternal, seperti kondisi ekonomi global dan ketegangan geopolitik. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga emas menggunakan model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA). Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga emas bulanan dalam mata uang IDR per gram dari Januari 2017 hingga November 2024. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SARIMA (0,2,1)(0,1,1)₁₂ merupakan model yang terbaik dan dapat menghasilkan prediksi yang cukup akurat untuk harga emas. Dengan demikian, model SARIMA (0,2,1)(0,1,1)₁₂ dapat dijadikan sebagai alat prediksi harga emas untuk periode mendatang serta memberikan informasi yang relevan bagi investor dan pelaku usaha di Indonesia dalam mengambil keputusan investasi emas pada masa mendatang.

PENDAHULUAN

Investasi telah menjadi salah satu fokus perhatian utama di kalangan generasi muda, termasuk mahasiswa, seiring dengan meningkatnya aksesibilitas informasi dan teknologi keuangan. Meskipun terdapat berbagai platform investasi yang menawarkan kemudahan dalam transaksi, banyak individu yang masih ragu untuk berinvestasi. Hal ini disebabkan oleh beberapa faktor, antara lain keterbatasan modal dan persepsi mengenai risiko tinggi yang melekat pada aktivitas investasi. Oleh karena itu, pemahaman yang mendalam mengenai aspek-aspek investasi sangat diperlukan untuk memfasilitasi keputusan yang lebih baik.

Emas merupakan salah satu instrumen investasi tradisional yang telah lama diakui sebagai standar keuangan di berbagai negara. Emas tidak hanya berfungsi sebagai alat tukar yang diterima secara universal, tetapi juga memiliki nilai intrinsik yang tahan lama.

Keunggulan emas meliputi ketahanan terhadap kerusakan, tidak adanya batas kedaluwarsa, serta kemudahan dalam likuiditas. Namun demikian, meskipun emas menawarkan sejumlah keuntungan, investasi dalam instrumen ini tetap menghadapi risiko signifikan akibat fluktuasi harga yang sering terjadi.

Prediksi harga emas menjadi suatu kebutuhan penting dalam konteks investasi, mengingat harga emas dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor eksternal yang sulit diprediksi, seperti kondisi ekonomi global dan bencana alam. Dalam konteks ketidakpastian ekonomi global saat ini, terutama terkait dengan ketegangan perdagangan antara Amerika Serikat dan China, emas sering dianggap sebagai *safe haven*.

Urgensi penelitian ini terletak pada kebutuhan untuk memprediksi harga emas di masa depan guna memberikan panduan bagi masyarakat dan pemangku kepentingan dalam pengambilan keputusan investasi. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model analisis deret waktu (*time series*) menggunakan aplikasi RProject. Penelitian ini akan mengeksplorasi pola perkembangan harga emas berdasarkan data historis untuk meramalkan pergerakan harga di masa mendatang yang diharapkan dapat memberikan wawasan berharga bagi masyarakat dalam merencanakan investasi emas serta memahami dinamika pertumbuhan harga emas dari waktu ke waktu.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan dan memprediksi harga emas menggunakan pendekatan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA). SARIMA adalah suatu metode analisis deret waktu yang dikembangkan dari model ARIMA untuk mengatasi data dengan pola musiman.

Langkah pertama dalam penelitian ini adalah pengumpulan data historis harga penutupan emas berjangka dari bulan Januari 2017 hingga bulan November 2024. Setelah data terkumpul, langkah selanjutnya adalah membagi dataset menjadi dua bagian, yaitu data untuk pelatihan (*training*) dan data untuk pengujian (*testing*). Pembagian ini penting untuk memastikan bahwa model yang dibangun dapat generalisasi dengan baik. Data pelatihan digunakan untuk membangun model, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi kinerja model dalam meramalkan nilai masa depan.

Selanjutnya adalah tahap *pre-processing* data. Pada tahap ini, akan diuji kestasioneran pada data training. Jika data tidak stasioner maka perlu dilakukan *differencing* hingga data stasioner. Uji kestasioneran data dapat dilakukan dengan menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF). Adapun langkah pengujian ADF adalah sebagai berikut

Hipotesis

$H_0 : \delta = 0$ (Data memiliki unit root atau data tidak stasioner)

$H_0 : \delta \neq 0$ (Data tidak memiliki unit root atau data stasioner)

Statistik uji

$$\tau = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \quad (1)$$

Kriteria uji : Tolak H_0 jika nilai $p - value < \alpha$

Jika sudah stasioner, maka dilakukan identifikasi model SARIMA. Model SARIMA dinyatakan dalam notasi $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s$ dan dapat dituliskan dalam persamaan berikut

$$\Phi(B^s)(1 - B^d)(1 - B^s)^D Y_t = \Theta(B)\varepsilon_t \quad (2)$$

dimana

- p : orde Autoregressive (AR)
 d : orde differencing
 q : orde Moving Average (MA)
 P : orde Autoregressive (AR) musiman
 D : orde differencing musiman
 Q : orde Moving Average (MA) musiman
 s : periode musiman
 Y_t : nilai pada waktu ke- t
 B : operator lag
 $\Phi(B^s)$: polinom AR musiman
 $\theta(B)$: polinom MA
 ε_t : kesalahan acak (*white noise*)

Orde-orde pada model SARIMA tersebut dapat diidentifikasi melalui plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Estimasi parameter model SARIMA dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE).

Proses selanjutnya adalah melakukan uji diagnostic pada model SARIMA yang telah dibentuk. Uji diagnostik ini dilakukan untuk memastikan model yang terbentuk memenuhi asumsi, diantaranya adalah asumsi *white noise* dan residual berdistribusi normal. Asumsi *white noise* dapat dilakukan dengan uji Ljung-Box [9], dengan langkah pengujian sebagai berikut

Hipotesis

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (Tidak ada autokorelasi antar residual atau residual bersifat *white noise*)

H_1 : minimal ada satu $\rho_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, k$ (Ada autokorelasi antar residual atau residual tidak bersifat *white noise*)

Statistik Uji

$$Q = n \sum_{j=1}^k \frac{\hat{\rho}_j^2}{n-j} \quad (3)$$

dimana

- Q : nilai statistik uji Ljung-Box
 n : jumlah observasi
 k : jumlah lag yang diuji
 $\hat{\rho}_j$: estimasi autokorelasi pada lag ke- j

Kriteria Uji : Tolak H_0 jika nilai $p - value < \alpha$

Sedangkan untuk asumsi berikutnya, yaitu residual berdistribusi normal, dapat dilakukan dengan uji Kolmogorov-Smirnov dengan langkah pengujian sebagai berikut

Hipotesis

H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Statistik Uji

$$D_n = \max |F_n(x) - F(x)| \quad (4)$$

dimana

- D_n : nilai statistik uji Kolmogorov-Smirnov
 $F_n(x)$: fungsi distribusi kumulatif empiris sampel

$F(x)$: fungsi distribusi kumulatif dari distribusi normal

Kriteria Uji : Tolak H_0 jika nilai $p - value < \alpha$

Jika semua asumsi telah terpenuhi, maka langkah selanjutnya adalah pemilihan model SARIMA terbaik dengan menggunakan nilai AIC. *Akaike Information Criterion* (AIC) adalah metode pengukuran untuk membandingkan berbagai model yang mungkin dan memilih model yang paling sesuai berdasarkan data yang ada. Nilai AIC dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut

$$AIC = 2k - 2\ln(L) \quad (5)$$

di mana:

k : jumlah parameter dalam model,

L : likelihood maksimum dari model.

Model yang memiliki nilai AIC terendah dianggap paling baik karena menunjukkan keseimbangan optimal antara kecocokan model dan kompleksitasnya. Model terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil tersebut akan dilakukan evaluasi untuk melihat akurasi dari model.

Evaluasi akurasi model SARIMA ini dilakukan pada data testing dengan cara melakukan peramalan dengan model tersebut dan diukur akurasi modelnya menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dengan perhitungan sebagai berikut

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{F_t} \right| \times 100 \quad (6)$$

dimana

A_t : nilai data aktual

F_t : nilai hasil peramalan

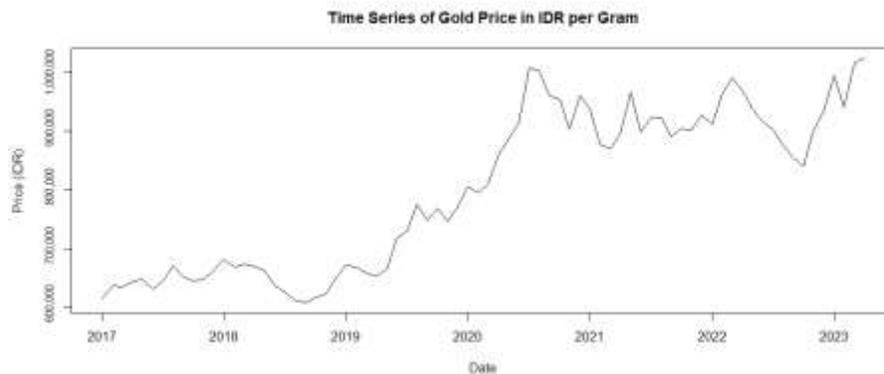
n : jumlah observasi

Peramalan dianggap sangat akurat jika nilai MAPE berada di bawah 10%. Jika nilai MAPE berkisar antara 10% hingga 20%, peramalan tersebut dapat dikategorikan sebagai baik. Sementara itu, peramalan yang memiliki nilai MAPE antara 20% hingga 50% masih dapat dianggap wajar. Namun, jika nilai MAPE melebihi 50%, peramalan tersebut dianggap tidak akurat atau buruk.

Model SARIMA dikatakan baik atau layak jika model tersebut telah memenuhi semua asumsi, yaitu white noise dan residual berdistribusi normal, serta memiliki nilai error yang kecil. Model terbaik tersebut dapat digunakan untuk peramalan pada masa mendatang.

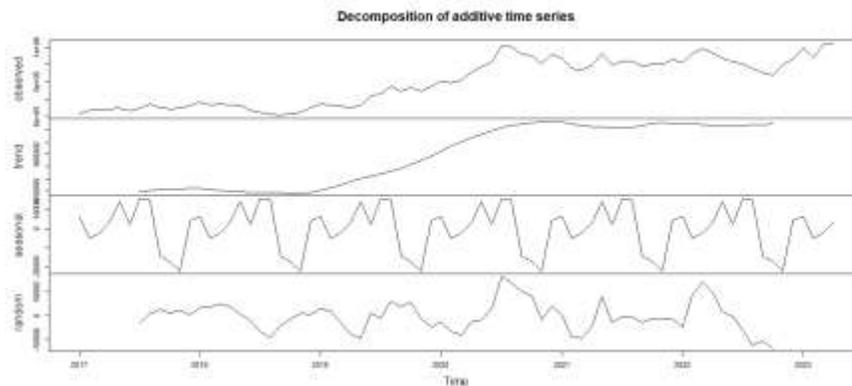
HASIL DAN PEMBAHASAN

Data harga emas dalam penelitian ini memiliki satuan USD per ons, oleh karena itu dilakukan konversi menjadi Rupiah per gram (IDR per gram) agar lebih relevan dan lebih mudah dipahami oleh investor, pengusaha, atau pihak lain yang mengacu pada harga emas di Indonesia. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harga emas dari bulan Januari 2017 hingga bulan November 2024 dengan 80% digunakan sebagai data *training* yakni dari bulan Januari 2017 hingga April 2023 yang digunakan untuk menentukan model terbaik dan 20% data *testing* yakni dari Mei 2023 hingga November 2024 yang digunakan untuk evaluasi model.



Gambar 1. Plot Data Training Harga Emas

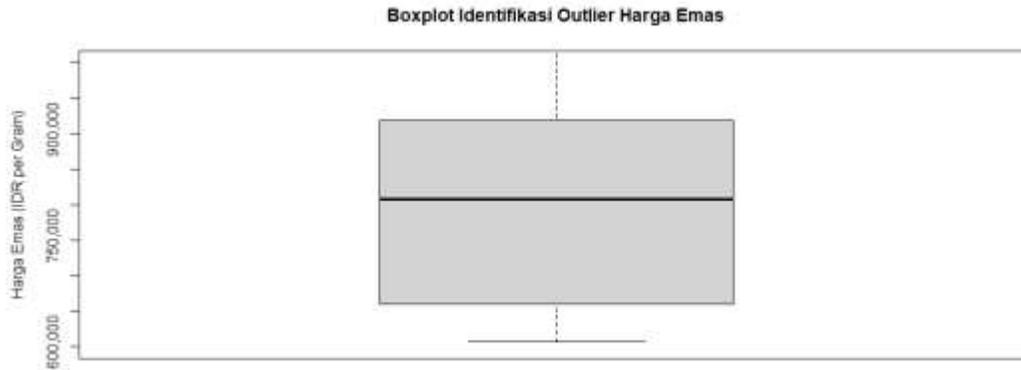
Berdasarkan plot time series data training pada Gambar 1, dapat diketahui bahwa harga emas berfluktuasi yang menunjukkan adanya tren naik dan turun. Pada tahun-tahun awal, khususnya dari 2017 hingga 2019, harga emas cenderung stabil dengan kenaikan yang relatif kecil. Namun, pada tahun 2020, terjadi lonjakan harga emas yang signifikan. Harga emas melonjak dari sekitar Rp772.333 pada akhir 2019 menjadi Rp805.192 pada Januari 2020 dan terus meningkat tajam sepanjang tahun tersebut. Puncak kenaikan ini bertepatan dengan periode awal pandemi COVID-19, yang memicu ketidakpastian ekonomi global dan meningkatkan permintaan untuk emas sebagai aset investasi yang dianggap aman. Peningkatan harga emas berlanjut ke tahun 2021 dan 2022, meskipun dengan fluktuasi yang lebih tinggi dan beberapa bulan menunjukkan penurunan. Meskipun terdapat beberapa penurunan musiman, harga emas tetap berada pada level yang jauh lebih tinggi dibandingkan dengan tahun-tahun sebelumnya. Pada tahun 2023, harga emas mencapai level tertinggi selama periode data ini, yaitu Rp1.023.439 pada bulan April.



Gambar 2. Plot Dekomposisi

Apabila dilakukan dekomposisi untuk memisahkan data menjadi komponen-komponen utama yaitu tren, musiman, dan residual untuk mengidentifikasi pola dari data tersebut seperti pada Gambar 2, data harga emas menunjukkan adanya pola trend yang cenderung terus meningkat dan pola musiman dengan periode sebesar 12, dengan demikian model peramalan yang cocok untuk data tersebut adalah model peramalan yang mempertimbangkan adanya komponen musiman.

Namun sebelum membangun model peramalan, perlu dilakukan identifikasi outlier karena outlier dapat mempengaruhi keakuratan model peramalan. Salah satu cara untuk mengidentifikasi dan mengatasi outlier adalah dengan menggunakan boxplot.



Gambar 3. Box-Plot Data Training Harga Emas

Berdasarkan hasil boxplot pada Gambar 3, tidak ditemukan adanya outlier dalam data harga emas. Hal ini menunjukkan bahwa harga emas dalam dataset ini cenderung terdistribusi secara merata tanpa adanya nilai-nilai yang jauh di luar rentang normal. Karena tidak ada outlier dalam data tersebut, langkah selanjutnya adalah memeriksa stasioneritas data. Uji stasioneritas yang digunakan adalah uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) dengan langkah pengujian sebagai berikut

Hipotesis

$H_0 : \delta = 0$ (Data memiliki unit root atau data tidak stasioner)

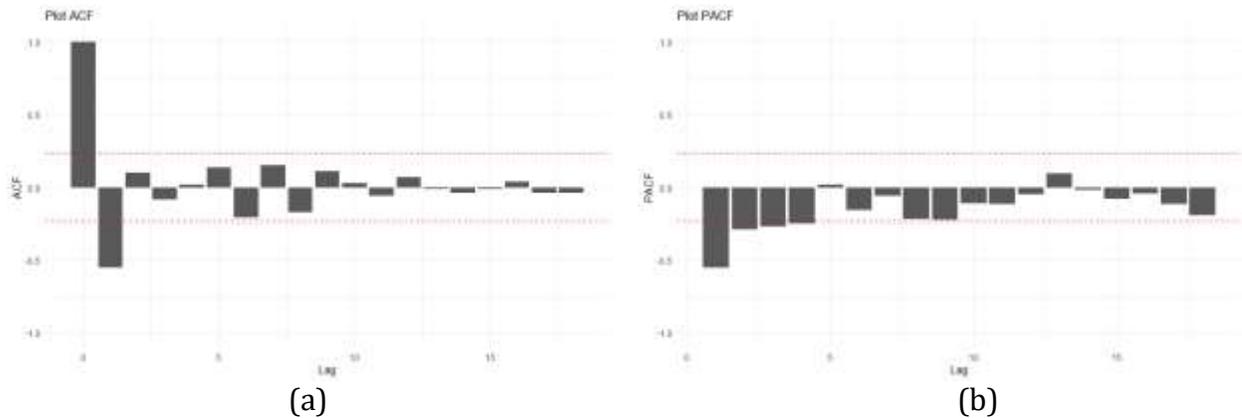
$H_0 : \delta \neq 0$ (Data tidak memiliki unit root atau data stasioner)

Statistik uji :

Berdasarkan perhitungan pada persamaan (1), maka didapatkan hasil $\tau = -2.315$ dengan $p - value = 0.4469$

Kriteria uji : Tolak H_0 jika nilai $p - value < \alpha$

Karena nilai $p - value = 0.4469 > \alpha = 0.05$ maka H_0 diterima, artinya data tidak stasioner. Karena data tidak stasioner, maka perlu dilakukan *differencing* hingga data menjadi stasioner. Berdasarkan perhitungan, data harga emas stasioner setelah *differencing* sebanyak dua kali dengan nilai $\tau = -5.226$ dan $p - value = 0.01$. Oleh karena itu, pemodelan harga emas akan menggunakan data yang telah dilakukan *differencing* sebanyak dua kali.



• Gambar 4. Plot ACF (a) dan Plot PACF (b)

Plot ACF dan PACF digunakan untuk menentukan urutan model AR (*Autoregressive*) dan MA (*Moving Average*) yang tepat. Gambar 4 menunjukkan bahwa berdasarkan data yang telah dilakukan *differencing* sebanyak dua kali ($d = 2$), plot ACF mengalami *cut-off* pada lag pertama ($q = 1$), sedangkan PACF mengalami *cut-off* pada lag ke-1 hingga ke-4 ($p = 1, 2, 3, \text{ dan } 4$).

Hasil dekomposisi sebelumnya menunjukkan bahwa data mengandung komponen musiman, sehingga tidak cocok untuk menggunakan model ARIMA. Berdasarkan hal tersebut, perlu dilakukan *differencing* musiman untuk menghilangkan pola musiman yang teridentifikasi dan dilakukan uji stasioneritas kembali menggunakan uji ADF musiman untuk memastikan bahwa data sudah stasioner secara musiman.

Hipotesis

$H_0 : \delta = 0$ (Data memiliki unit root atau data tidak stasioner)

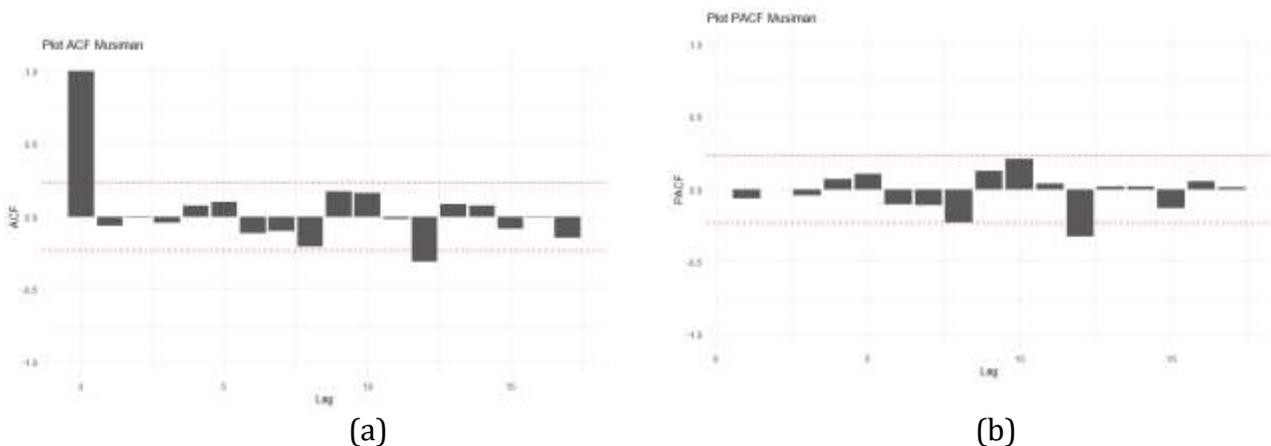
$H_0 : \delta \neq 0$ (Data tidak memiliki unit root atau data stasioner)

Statistik uji :

Berdasarkan perhitungan pada persamaan (1), maka didapatkan hasil $\tau = -3.5161$ dengan $p - value = 0.04762$

Kriteria uji : Tolak H_0 jika nilai $p - value < \alpha$

Karena nilai $p - value = 0.04762 < \alpha = 0.05$ maka H_0 ditolak, artinya data sudah stasioner secara musiman.



• Gambar 5. Plot ACF (a) dan Plot PACF (b) Musiman

Plot ACF dan PACF musiman untuk mengidentifikasi parameter-parameter musiman dalam model peramalan SARIMA (P, D, dan Q). Setelah melakukan plot ACF dan PACF musiman, terlihat pada Gambar 5, plot ACF dan PACF mengalami *cut-off* pada lag ke-12 ($P = 1$ dan $Q = 1$) dengan orde differencing musiman adalah 1 ($D = 1$). Hal ini mengindikasikan adanya pola musiman dengan periode 12 (bulanan).

Berdasarkan informasi dari ACF dan PACF tersebut, beberapa model SARIMA yang dapat dibangun dari variasi urutan AR dan MA untuk komponen non-musiman (p,d,q), AR dan MA untuk komponen musiman (P, D, Q) serta periode musiman (s). Total variasi model yang dapat dibentuk ada sebanyak 39 model, akan tetapi hanya ada 14 model yang memiliki parameter signifikan (Tabel 1).

Tabel 1. Signifikansi Parameter Model SARIMA

No	Model	Parameter	Estimasi	SE	p-value	Signifikansi
1	$SARIMA(4,2,1)(1,1,0)_{12}$	ar1	-1.55746	0.18132	0.00000	Significant
		ar2	-1.07786	0.24111	0.00001	Significant
		ar3	-0.70548	0.22342	0.00159	Significant
		ar4	-0.37637	0.12732	0.00312	Significant
		ma1	0.78753	0.17101	0.00000	Significant
		sar1	-0.40905	0.12794	0.00139	Significant
2	$SARIMA(4,2,0)(0,1,0)_{12}$	ar1	-0.88540	0.12207	0.00000	Significant
		ar2	-0.68061	0.15183	0.00001	Significant
		ar3	-0.55440	0.15277	0.00028	Significant
		ar4	-0.28726	0.12918	0.02616	Significant
3	$SARIMA(3,2,0)(0,1,0)_{12}$	ar1	-0.79263	0.11959	0.00000	Significant
		ar2	-0.53789	0.14249	0.00016	Significant
		ar3	-0.35034	0.12762	0.00605	Significant
4	$SARIMA(3,2,0)(0,1,1)_{12}$	ar1	-0.78049	0.12235	0.00000	Significant
		ar2	-0.40156	0.14989	0.00738	Significant
		ar3	-0.30401	0.13118	0.02047	Significant
		sma1	-0.96637	0.24636	0.00009	Significant
5	$SARIMA(3,2,0)(1,1,0)_{12}$	ar1	-0.77448	0.12168	0.00000	Significant
		ar2	-0.41649	0.15139	0.00594	Significant
		ar3	-0.28139	0.13052	0.03109	Significant
		sar1	-0.44431	0.12579	0.00041	Significant
6	$SARIMA(2,2,0)(0,1,0)_{12}$	ar1	-0.69875	0.12146	0.00000	Significant
		ar2	-0.32410	0.12658	0.01045	Significant
7	$SARIMA(1,2,0)(0,1,0)_{12}$	ar1	-0.52772	0.10643	0.00000	Significant
8	$SARIMA(1,2,0)(0,1,1)_{12}$	ar1	-0.60248	0.10387	0.00000	Significant
		sma1	-0.97075	0.23139	0.00003	Significant
9	$SARIMA(1,2,0)(1,1,0)_{12}$	ar1	-0.58746	0.10301	0.00000	Significant
		sar1	-0.52479	0.11324	0.00000	Significant
10	$SARIMA(0,2,1)(0,1,0)_{12}$	ma1	-0.99869	0.05147	0.00000	Significant

11	SARIMA(0,2,1)(0,1,1) ₁₂	ma1	-0.99123	0.13154	0.00000	Significant
		sma1	-0.95373	0.28623	0.00086	Significant
12	SARIMA(0,2,1)(1,1,0) ₁₂	ma1	-0.99766	0.06881	0.00000	Significant
		sar1	-0.37819	0.12767	0.00305	Significant
13	SARIMA(0,2,0)(0,1,1) ₁₂	sma1	-0.95188	0.28920	0.00100	Significant
14	SARIMA(0,2,0)(1,1,0) ₁₂	sar1	-0.45932	0.12731	0.00031	Significant

Setelah dilakukan uji diagnostik, yaitu asumsi *white noise* dan residual distribusi normal. Pengujian asumsi *white noise* dilakukan dengan uji Ljung-Box dengan perhitungan seperti pada persamaan (3), sedangkan asumsi residual berdistribusi normal dilakukan dengan uji Kolmogorov smirnov dengan perhitungan seperti pada persamaan (4). Berdasarkan perhitungan kedua asumsi tersebut, hanya ada 8 model yang memenuhi asumsi (Tabel 2).

Tabel 2. Uji Asumsi *White Noise* dan Residual Distribusi Normal

No	Model	LjungBox	pvalue LjungBox	White Noise	KS	pvalue KS	Distribusi Normal
1	SARIMA (4,2,1)(1,1,0) ₁₂	16.754	0.08	Yes	0.13452	0.11642	Yes
2	SARIMA(4,2,0)(0,1,0) ₁₂	14.494	0.152	Yes	0.1364	0.10757	Yes
3	SARIMA(3,2,0)(0,1,0) ₁₂	15.935	0.102	Yes	0.1359	0.10984	Yes
4	SARIMA(3,2,0)(0,1,1) ₁₂	14.478	0.152	Yes	0.14232	0.08326	Yes
5	SARIMA(3,2,0)(1,1,0) ₁₂	16.02	0.099	Yes	0.11033	0.29135	Yes
6	SARIMA(2,2,0)(0,1,0) ₁₂	34.933	0	No	0.17271	0.0188	No
7	SARIMA(1,2,0)(0,1,0) ₁₂	33.602	0	No	0.14843	0.06316	Yes
8	SARIMA(1,2,0)(0,1,1) ₁₂	21.372	0.019	No	0.15605	0.04406	No
9	SARIMA(1,2,0)(1,1,0) ₁₂	22.749	0.012	No	0.16439	0.02908	No
10	SARIMA(0,2,1)(0,1,0) ₁₂	12.476	0.254	Yes	0.14217	0.08379	Yes
11	SARIMA(0,2,1)(0,1,1) ₁₂	10.655	0.385	Yes	0.13199	0.12925	Yes
12	SARIMA(0,2,1)(1,1,0) ₁₂	12.419	0.258	Yes	0.1316	0.13135	Yes
13	SARIMA(0,2,0)(0,1,1) ₁₂	41.292	0	No	0.14395	0.07744	Yes
14	SARIMA(0,2,0)(1,1,0) ₁₂	45.1	0	No	0.15379	0.04912	No

Model-model tersebut akan dilakukan pemilihan model terbaik berdasarkan nilai AIC. Model terbaik ialah model yang memiliki nilai AIC terkecil. Berikut adalah nilai AIC untuk 8 model yang memenuhi asumsi *white noise* dan residual berdistribusi normal tersebut (Tabel 3).

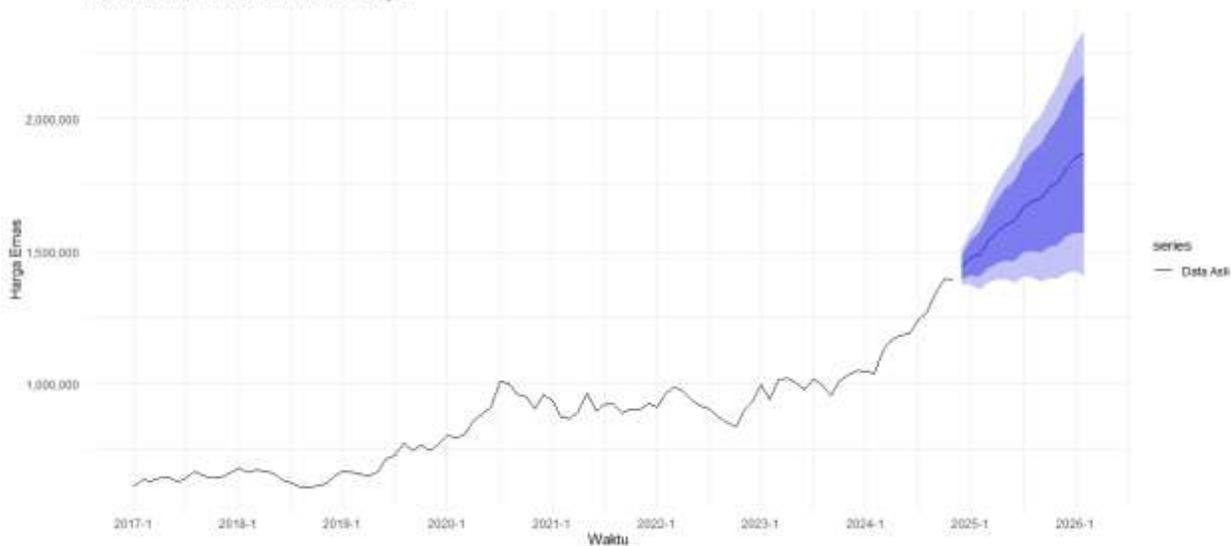
Tabel 3. Nilai AIC

No	Model	AIC
1	SARIMA (4,2,1)(1,1,0) ₁₂	1518.882
2	SARIMA(4,2,0)(0,1,0) ₁₂	1523.655
3	SARIMA(3,2,0)(0,1,0) ₁₂	1526.354
4	SARIMA(3,2,0)(0,1,1) ₁₂	1505.338
5	SARIMA(3,2,0)(1,1,0) ₁₂	1518.219

6	$SARIMA(0,2,1)(0,1,0)_{12}$	1513.766
7	$SARIMA(0,2,1)(0,1,1)_{12}$	1496.32
8	$SARIMA(0,2,1)(1,1,0)_{12}$	1508.189

Berdasarkan perhitungan AIC seperti pada persamaan (5), model yang memiliki nilai AIC terkecil adalah model $SARIMA(0,2,1)(0,1,1)_{12}$. Model tersebut akan dilakukan evaluasi terhadap data testing untuk mengukur akurasi prediksi dan kemampuan generalisasi model. Evaluasi model yang dilakukan adalah dengan menghitung nilai MAPE dengan perhitungan seperti pada persamaan (6). Berdasarkan perhitungan, model $SARIMA(0,2,1)(0,1,1)_{12}$ memiliki nilai MAPE sebesar 7.11%. Nilai MAPE tersebut menunjukkan bahwa kesalahan absolut rata-rata dalam prediksi model adalah sekitar 7.11% dibandingkan dengan data aktual. Dengan demikian, model ini menunjukkan akurasi yang baik, karena tingkat kesalahan prediksi berada di bawah 10. Oleh karena itu, model $SARIMA(0,2,1)(0,1,1)_{12}$ dapat digunakan untuk meramalkan harga emas untuk periode waktu yang akan datang.

Plot Data Asli dan Prediksi 15 Bulan ke Depan



Gambar 7. Plot Peramalan Harga Emas

Berdasarkan plot peramalan harga emas pada Gambar 7, menunjukkan menunjukkan tren yang terus meningkat dalam periode proyeksi dari Desember 2024 hingga Februari 2026. Pada Desember 2024, harga emas diperkirakan mencapai Rp1.441.852. Peningkatan harga emas diprediksi berlanjut hingga mencapai Rp1.870.586 pada Februari 2026.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis data dari Januari 2017 hingga November 2024, harga emas mengalami tren peningkatan signifikan, terutama sejak pandemi COVID-19 pada awal 2020 yang membawa ketidakpastian ekonomi global dan mendorong permintaan emas sebagai aset safe haven. Selama periode ini, harga emas menunjukkan pola fluktuasi musiman dengan periode 12 bulan, sehingga model yang mempertimbangkan komponen musiman menjadi pilihan yang tepat.

Uji diagnostik terhadap model SARIMA yang digunakan memastikan asumsi residual berdistribusi normal dan bersifat *white noise*. Model $SARIMA(0,2,1)(0,1,1)_{12}$ dipilih karena memiliki nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) terendah, yaitu 1496.32, dan memenuhi

kriteria diagnostik lainnya. Evaluasi model menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) menunjukkan bahwa model ini memiliki tingkat kesalahan prediksi sekitar 7.11%, yang masuk dalam kategori akurasi baik. Dengan demikian, model *SARIMA* (0,2,1)(0,1,1)₁₂ dapat diandalkan sebagai alat prediksi harga emas untuk periode mendatang dan memberikan informasi yang relevan bagi investor dan pelaku usaha di Indonesia dalam mengambil keputusan investasi emas pada masa mendatang.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Adiningtyas, S., & Hakim, L. (2022). Pengaruh Investasi, Motivasi, dan Uang Saku Terhadap Minat Mahasiswa Berinvestasi di Pasar Modal Syariah dengan Risiko Investasi sebagai Variabel Intervening. *Jurnal Ilmiah Ekonomi Islam*, 8(1), 474.
- [2] Kesarditama, F., Haryadi, H., & Amzar, Y. V. (2020). Pengaruh Inflasi, Nilai Tukar Rupiah per Dollar Amerika, Harga Minyak Mentah Dunia dan Indeks Harga Saham Gabungan Terhadap Harga Emas Di Indonesia. *e-Journal Perdagangan, Industri, dan Moneter*, 8(2), 55–64.
- [3] Cahyani, N. N. M., & Mahyuni, L. P. (2020). Akurasi Moving Average dalam Prediksi Saham LQ45 di Bursa Efek Indonesia. *E-Jurnal Manajemen Universitas Udayana*, 9(7), 2769.
- [4] Maharditya, M. A., Layyinaturobaniyah, L., & Anwar, M. (2018). Implication of Macroeconomic Factors to Stock Returns of Indonesian Property and Real Estate Companies. *Jurnal Dinamika Manajemen*, 9(1), 100–113.
- [5] Rosadi, D. (2014). *Analisis Runtun Waktu*. Yogyakarta: Gadjah Mada University Press.
- [6] Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. New York: Springer.
- [7] Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York: Springer.
- [8] Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic Econometrics* (5th ed.). New York: McGraw-Hill.
- [9] Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & Hyndman, R. J. (1998). *Forecasting: Methods and Applications*. New York: John Wiley & Sons.
- [10] Massey, F. J., Jr. (1951). The Kolmogorov-Smirnov Test for Goodness of Fit. *Journal of the American Statistical Association*, 46(253), 68–78.
- [11] Ernawati, I., Somayasa, W., Arman, & Alfian. (2023). Pemilihan Model Regresi Linier Berganda dengan Kriteria AIC. *Jurnal Matematika, Komputasi dan Statistika*, 3(1), 1–233.
- [12] Cavanaugh, J. E., & Neath, A. A. (2019). The Akaike Information Criterion: Background, Derivation, Properties, Application, Interpretation, and Refinements. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 11(1), e1460.
- [13] Lewis, C. D. (1982). *Industrial and Business Forecasting Methods*. London: Butterworth Scientific.

HALAMAN INI SENGAJA DIKOSONGKAN