

## PREDIKSI HARGA EMAS MENGGUNAKAN ALGORITMA *SEASONAL AUTO REGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE*

Indra Ikhsani<sup>1</sup>, Martanto<sup>2</sup>, Arif Rinaldi Dikananda<sup>3</sup>, Mulyawan<sup>4</sup>  
STMIK IKMI CIREBON<sup>1234</sup>

Jalan Perjuangan No. 10B Majasem, Kota Cirebon, Indonesia

Email: indraikhsani10@gmail.com<sup>1</sup>, martantomusijo@gmail.com<sup>2</sup>, rinaldi21crb@gmail.com<sup>3</sup>,  
mulyawan00@gmail.com<sup>4</sup>

### ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan mengembangkan model prediksi harga emas menggunakan metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA). Model ini dirancang untuk mengatasi fluktuasi harga emas yang dipengaruhi oleh faktor musiman dengan menggunakan data historis harga emas sebagai dasar peramalan. Data yang digunakan telah melalui tahapan seleksi dan transformasi dalam kerangka *Knowledge Discovery in Databases* (KDD). Evaluasi model dilakukan menggunakan dua metrik utama, yaitu *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), untuk mengukur akurasi prediksi dan kinerja model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SARIMA mampu memberikan prediksi dengan akurasi tinggi, ditunjukkan oleh RMSE sebesar 17,393 dan MAPE sebesar 0,65863, yang mencerminkan tingkat kesalahan prediksi yang relatif kecil. Temuan ini menegaskan keandalan SARIMA dalam menangani data deret waktu dengan pola musiman, sekaligus memberikan kontribusi bagi pengembangan metode prediksi harga komoditas, khususnya emas. Model yang dikembangkan diharapkan dapat menjadi acuan bagi investor, analis pasar, dan pemangku kepentingan lainnya dalam menyusun strategi investasi berbasis data yang lebih terukur dan informatif.

Kata Kunci: *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*, Prediksi Emas, Analisis Deret Waktu

### ABSTRACTS

*This study aims to develop a gold price prediction model using the Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) method. The model is designed to address fluctuations in gold prices influenced by seasonal factors by utilizing historical gold price data as the basis for forecasting. The data used has undergone selection and transformation stages within the Knowledge Discovery in Databases (KDD) framework. The model Evaluation was conducted using two main metrics, namely Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE), to measure prediction accuracy and performance. The results indicate that the SARIMA model is capable of providing high-accuracy predictions, as evidenced by an RMSE of 17.393 and a MAPE of 0.65863, reflecting a relatively low prediction error. These findings affirm the reliability of SARIMA in handling time series data with seasonal patterns while contributing to the development of commodity price prediction methods, particularly for gold. The developed model is expected to serve as a reference for investors, market analysts, and other stakeholders in formulating more measured and data-driven investment strategies.*

*Keyword: Gold Price Prediction, Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average, Time Series Analysis*

### 1. PENDAHULUAN

Harga emas dunia memiliki peran penting dalam ekonomi global karena digunakan sebagai acuan investasi, alat lindung nilai (*hedging*), dan penyimpanan nilai saat terjadi ketidakpastian ekonomi. Perubahan harga emas dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk tingkat inflasi, suku bunga, nilai tukar mata

uang, dan kondisi geopolitik. Dengan volatilitas yang tinggi, pergerakan harga emas sering kali tidak dapat diprediksi dengan mudah, sehingga diperlukan model prediktif yang akurat untuk mendukung pengambilan keputusan oleh investor dan pemangku kebijakan. Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA)

merupakan salah satu teknik statistik yang sering digunakan untuk peramalan deret waktu yang memiliki pola musiman. SARIMA telah berhasil diterapkan dalam berbagai penelitian, seperti peramalan indeks harga konsumen dan produksi pertanian. Namun, penggunaan SARIMA dalam memprediksi harga emas memerlukan penyesuaian mengingat kompleksitas dan volatilitas yang tinggi pada pasar komoditas tersebut.

Permasalahan utama yang dihadapi dalam memprediksi harga emas adalah volatilitas yang dipengaruhi oleh banyak faktor ekonomi dan politik global. Perubahan yang tiba-tiba, seperti kebijakan moneter bank sentral atau konflik geopolitik, membuat harga emas sulit untuk diprediksi dengan metode konvensional. Selain itu, pola musiman pada harga emas juga memerlukan perhatian khusus dalam pemodelan, karena tidak hanya tren tahunan yang perlu dipertimbangkan, tetapi juga fluktuasi jangka pendek yang dinamis. Metode prediksi yang tepat sangat diperlukan karena kesalahan dalam peramalan harga dapat berdampak signifikan bagi investor dan lembaga keuangan. Di tengah kondisi pasar yang tidak menentu, metode yang adaptif dan akurat seperti SARIMA menjadi alternatif yang dapat diandalkan.<sup>123</sup>

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa SARIMA adalah metode yang efektif dalam peramalan data musiman. Sebagai contoh, Wahyuningtyas et al.<sup>2</sup> menggunakan SARIMA untuk meramalkan Indeks Harga Konsumen (IHK) di Kabupaten Banyumas dan mendapatkan hasil dengan tingkat akurasi yang tinggi. Model ini membantu pemerintah dalam merumuskan kebijakan terkait inflasi dengan lebih tepat. Penelitian serupa dilakukan oleh Setiawan & Kusuma<sup>3</sup> yang menerapkan SARIMA untuk memprediksi produksi padi di Nusa Tenggara Barat. Hasilnya menunjukkan bahwa SARIMA dapat menangkap pola musiman produksi dengan baik dan membantu dalam perencanaan distribusi pangan. Selain itu, Sunariadi et al.<sup>1</sup> menggunakan SARIMA dalam memprediksi produksi bawang merah di Kabupaten Nganjuk untuk menghindari kelangkaan komoditas dan menjaga kestabilan harga di pasar. Penelitian lainnya, seperti yang dilakukan oleh Zaelani<sup>4</sup> pada prediksi produksi minyak bumi dan Prasetya et al.<sup>5</sup> pada peramalan harga saham, menunjukkan bahwa SARIMA memberikan hasil prediktif yang

andal meskipun pada data yang kompleks dan volatil.

Selain itu, SARIMA juga telah diterapkan pada sektor pariwisata, seperti pada penelitian Supriatna et al.<sup>6</sup> yang memprediksi kedatangan wisatawan mancanegara ke Jawa Barat, serta Christie et al.<sup>7</sup> yang menggunakan metode ini untuk memodelkan dampak pandemi terhadap jumlah pengunjung objek wisata Londa. Penelitian terkait peramalan harga komoditas pangan, seperti oleh Hakim et al.<sup>8</sup> untuk harga telur ayam ras, Fajari et al.<sup>9</sup> untuk harga beras, dan Nasirudin et al. untuk produksi kopi, juga menunjukkan efektivitas SARIMA dalam menangkap pola musiman.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi harga emas dunia menggunakan metode SARIMA. Dengan model ini, diharapkan dapat ditemukan pola musiman dan tren yang relevan dalam data historis harga emas, sehingga hasil prediksi lebih akurat dan dapat diandalkan. Secara praktis, penelitian ini akan membantu investor, analis keuangan, dan pembuat kebijakan dalam merumuskan strategi berdasarkan prediksi harga emas yang lebih presisi. Selain itu, penelitian ini juga memberikan kontribusi dalam pengembangan metode peramalan komoditas finansial, khususnya dalam konteks pasar dengan volatilitas tinggi seperti emas.

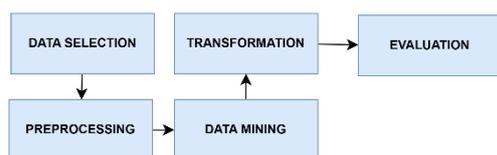
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan data historis harga emas sebagai variabel utama. Data yang digunakan adalah data harian selama 3 tahun terakhir harga emas dunia. Model SARIMA akan dibangun berdasarkan identifikasi pola musiman dalam data tersebut. Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan indikator seperti *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk memastikan akurasi prediksi<sup>101112</sup>.

Hasil penelitian ini diharapkan mampu membantu para pelaku pasar dalam merumuskan strategi investasi yang lebih tepat berdasarkan prediksi harga emas. Selain itu, prediksi yang akurat juga akan mendukung lembaga keuangan dalam merumuskan kebijakan terkait risiko investasi dan pengelolaan portofolio. Dari perspektif akademis, penelitian ini akan memperkaya literatur mengenai penggunaan SARIMA dalam konteks peramalan komoditas finansial dan membuka peluang untuk penelitian lebih

lanjut terkait penerapan metode serupa pada aset-aset lain.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), yaitu sebuah metode sistematis yang dirancang untuk menemukan pola tersembunyi dan pengetahuan baru dari kumpulan data besar dengan memanfaatkan teknik *Data Mining*. KDD merupakan aktivitas yang mencakup pengumpulan, pemakaian data historis buat memilih keteraturan, pola atau interaksi pada sebuah set data yang ukuran besar.<sup>13</sup> KDD menawarkan kerangka kerja yang terstruktur, memungkinkan analisis data dilakukan secara bertahap dan menyeluruh sehingga menghasilkan wawasan yang dapat diandalkan. Proses KDD terdiri dari lima tahapan utama, yaitu *Selection*, *Pre-processing*, *Transformation*, *Data Mining*, dan *Evaluation*, di mana setiap tahap memiliki fungsi spesifik yang saling berkaitan untuk memastikan integritas dan akurasi hasil. Tahapan *Selection* bertujuan untuk memilih data yang relevan dari sumber yang tersedia, sedangkan *Pre-processing* melibatkan proses pembersihan data guna menghilangkan anomali dan ketidakkonsistenan yang dapat memengaruhi analisis. Selanjutnya, tahap *Transformation* mengubah data mentah menjadi format yang sesuai untuk proses *Data Mining*, yaitu fase penerapan algoritma untuk menemukan pola atau model yang signifikan. Akhirnya, tahap *Evaluation* dilakukan untuk menginterpretasi hasil, mengukur kinerja model, dan memastikan bahwa pengetahuan yang diperoleh relevan dengan tujuan penelitian. Dengan pendekatan KDD ini, penelitian dapat memastikan bahwa setiap langkah analisis data dilakukan secara sistematis dan hasilnya dapat memberikan wawasan yang bermakna bagi pengambilan keputusan atau pengembangan model lebih lanjut., khususnya dalam memproyeksikan harga emas.



Gambar 2. 1 Metode Penelitian KDD

Deskripsi Aktivitas

### 1. Selection

Tahap *Selection* atau seleksi data adalah langkah awal dalam proses *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang bertujuan untuk memilih dan mengumpulkan data yang relevan dari berbagai sumber yang tersedia. Data mentah yang diperoleh biasanya sangat besar, tidak terstruktur, dan belum tentu semuanya diperlukan untuk analisis. Oleh karena itu, pada tahap ini dilakukan identifikasi dan ekstraksi data yang sesuai dengan tujuan penelitian atau masalah yang akan diselesaikan. Data yang dipilih disebut sebagai target data, yang merupakan subset dari data mentah yang dinilai memiliki potensi signifikan untuk analisis lebih lanjut. Aktivitas dalam tahap ini melibatkan penentuan kriteria pemilihan data, seperti rentang waktu, variabel yang digunakan, atau sumber data yang paling relevan. Misalnya, dalam penelitian prediksi harga emas, data yang dipilih bisa berupa *close price* harian selama tiga tahun terakhir dari sumber terpercaya seperti TradingView atau database resmi lainnya. Keberhasilan tahap seleksi ini sangat krusial karena data yang dipilih akan menjadi dasar untuk proses berikutnya. Jika data yang dipilih tidak relevan atau tidak mencakup informasi yang dibutuhkan, maka hasil analisis pada tahap akhir tidak akan akurat atau dapat diandalkan. Dengan demikian, tahap *Selection* memastikan bahwa hanya data yang berkualitas tinggi dan relevan yang digunakan sebagai input untuk langkah-langkah berikutnya dalam proses KDD.

### 2. Preprocessing

Tahap *Preprocessing* atau praproses data merupakan langkah penting dalam proses *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas data sebelum dianalisis. Pada tahap ini, data mentah yang telah dipilih akan dibersihkan dan disiapkan agar dapat digunakan secara efektif dalam proses analisis berikutnya. Aktivitas utama dalam tahap ini meliputi penanganan *missing values* atau nilai yang hilang, penghapusan *outliers* atau data yang tidak wajar, serta penyesuaian format data. Misalnya, jika terdapat data harga emas yang kosong atau tidak terekam pada hari tertentu, maka nilai tersebut dapat diisi dengan metode interpolasi atau dihapus berdasarkan

pertimbangan relevansi. Selain itu, dilakukan proses smoothing untuk mengurangi fluktuasi yang berlebihan dalam data, sehingga tren atau pola yang sebenarnya dapat terlihat lebih jelas. Tahap *Preprocessing* juga mencakup konversi format data agar seragam, seperti menyatukan satuan waktu (harian, mingguan, atau bulanan) dan menyinkronkan variabel yang digunakan. Jika ditemukan data yang tidak konsisten atau redundan, data tersebut akan dihilangkan untuk memastikan integritas dataset. Pembersihan dan penyesuaian data yang dilakukan secara sistematis ini membantu menghindari bias atau kesalahan dalam model yang akan dibangun di tahap *Data Mining*. Dengan demikian, tahap *Preprocessing* menjadi dasar penting dalam memastikan bahwa data memiliki kualitas yang tinggi, stabil, dan siap untuk dianalisis lebih lanjut. Kualitas praproses yang baik akan berdampak langsung pada kinerja model dan akurasi hasil prediksi atau pola yang ditemukan.

### 3. Transformation

Tahap Transformation atau transformasi data adalah proses mengubah data yang telah diproses menjadi bentuk yang lebih sesuai dan optimal untuk analisis. Pada tahap ini, data yang telah bersih dan konsisten diolah lebih lanjut agar dapat diintegrasikan ke dalam model analisis yang akan digunakan. Transformasi data melibatkan beberapa metode seperti normalisasi, agregasi, dan reduksi dimensi. Normalisasi dilakukan untuk mengubah data ke dalam skala atau rentang yang seragam, sehingga membantu mengurangi bias dalam perhitungan dan meningkatkan kinerja algoritma yang digunakan. Sebagai contoh, harga emas dalam skala besar dapat dinormalisasi ke dalam rentang antara 0 dan 1 menggunakan metode Min-Max Scaling. Selain normalisasi, metode reduksi dimensi sering digunakan untuk menyederhanakan kompleksitas data dengan mengurangi jumlah variabel atau atribut, namun tetap mempertahankan informasi penting. Hal ini membantu mempercepat proses analisis dan menghindari overfitting. Transformasi data juga mencakup pembuatan variabel baru yang lebih relevan, seperti menghitung selisih harga emas harian atau menggabungkan beberapa variabel menjadi indikator yang lebih informatif. Dengan menerapkan tahap

transformasi, data yang sebelumnya memiliki bentuk kompleks dan sulit dianalisis dapat diolah menjadi format yang lebih sederhana dan mudah dipahami. Transformasi ini berperan penting dalam mempersiapkan data agar lebih optimal untuk tahap *Data Mining*, di mana pola atau model akan diekstrak dari data tersebut.

### 4. Data Mining

Tahap *Data Mining* adalah inti dari proses *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), di mana algoritma dan teknik analisis diterapkan untuk menemukan pola, tren, atau model tersembunyi dari data yang telah dipersiapkan. Pada tahap ini, metode analisis yang digunakan dipilih berdasarkan tujuan penelitian, sifat data, dan jenis pola yang ingin ditemukan. Beberapa teknik yang umum digunakan antara lain classification, clustering, dan regression. Dalam konteks penelitian ini, metode SARIMA merupakan pengembangan metode ARIMA memiliki akurasi yang baik saat meramal data yang memiliki sifat musiman.<sup>14</sup>

Penerapan model SARIMA melibatkan proses identifikasi, estimasi parameter, dan pengujian model. Parameter SARIMA seperti (p, d, q) dan (P, D, Q)<sup>15</sup> untuk komponen musiman ditentukan melalui pendekatan grid search atau percobaan iteratif untuk mendapatkan kombinasi parameter yang optimal. Setelah model dikembangkan, data pelatihan digunakan untuk melatih model, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi performanya. *Output* dari tahap ini adalah pola atau prediksi yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan. Sebagai contoh, prediksi harga emas lima hari ke depan akan memberikan gambaran tren kenaikan atau penurunan harga, yang bermanfaat bagi investor dalam merencanakan strategi investasi. Dengan demikian, tahap *Data Mining* menjadi langkah kunci untuk mengubah data menjadi informasi yang bernilai dan aplikatif.

### 5. Evaluation

Tahap terakhir dalam proses KDD adalah *Evaluation* atau evaluasi, di mana model yang telah dibangun pada tahap *Data Mining* dievaluasi untuk memastikan akurasi, relevansi, dan validitasnya. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik kinerja yang sesuai

dengan jenis model yang digunakan. Dalam penelitian ini, metrik seperti *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi. Nilai RMSE menunjukkan sejauh mana perbedaan antara nilai aktual dan prediksi, sedangkan MAPE memberikan gambaran kesalahan dalam bentuk persentase.

Selain pengukuran kuantitatif, tahap evaluasi juga melibatkan interpretasi hasil dan validasi pola yang ditemukan. Hasil prediksi atau pola yang diperoleh dibandingkan dengan data historis untuk menilai keandalannya. Misalnya, prediksi harga emas yang menunjukkan tren kenaikan lima hari ke depan dapat divalidasi dengan melihat tren aktual pada periode yang sama. Jika model memiliki tingkat kesalahan yang rendah dan hasilnya konsisten, maka model tersebut dianggap valid dan dapat digunakan untuk pengambilan keputusan. Namun, jika model menunjukkan performa yang kurang baik, maka perlu dilakukan penyesuaian parameter atau eksplorasi metode alternatif. Dengan demikian, tahap *Evaluation* memastikan bahwa hasil akhir dari proses KDD memiliki kualitas tinggi dan memberikan kontribusi nyata dalam menyelesaikan permasalahan atau mendukung pengambilan keputusan berbasis data.

### 2.1 Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan dengan pengumpulan data sekunder yang diakses melalui *platform* TradingView. Data yang dikumpulkan meliputi harga emas dunia dalam periode tertentu, baik secara harian, mingguan, maupun bulanan, untuk memenuhi kebutuhan analisis prediktif. Data diambil langsung dari basis data *platform* yang terpercaya dan terekam secara otomatis, sehingga akurasi dan konsistensi dapat terjamin. Setelah data diakses, proses verifikasi dilakukan untuk memastikan kelengkapan dan validitas sebelum digunakan dalam pemodelan dengan algoritma SARIMA.

### 2.2 Teknik Analisis Data

Penelitian ini menggunakan algoritma *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) sebagai metode peramalan yang dirancang untuk menganalisis data deret waktu dengan pola musiman. SARIMA merupakan pengembangan dari model ARIMA, yang sebelumnya hanya terdiri dari tiga parameter

utama, yaitu *Autoregressive* (AR), *Integration* (I), dan *Moving Average* (MA) dengan parameter masing-masing  $p$ ,  $d$ , dan  $q$ . Meski ARIMA efektif dalam menangkap pola linear pada data deret waktu, model ini tidak mempertimbangkan pola musiman yang sering kali terjadi pada data periodik. Untuk mengatasi hal ini, SARIMA menambahkan komponen musiman dengan parameter  $P$ ,  $D$ , dan  $Q$ , serta parameter  $s$  yang menunjukkan panjang periode musiman.

Implementasi SARIMA dalam penelitian ini dilakukan menggunakan *Library* statsmodels di Python. *Library* ini menyediakan fungsi SARIMAX yang memungkinkan penerapan model SARIMA dengan fleksibilitas tinggi, termasuk kemampuan untuk menyesuaikan parameter musiman dan non-musiman. Proses analisis melibatkan beberapa tahapan, mulai dari eksplorasi data awal, penentuan nilai parameter optimal melalui uji grid search atau metode manual, hingga evaluasi model dengan metrik seperti RMSE dan MAPE. Dengan menggunakan *Library* ini, penelitian dapat memastikan bahwa proses peramalan dilakukan secara efisien dan menghasilkan hasil prediksi yang akurat.

Pendekatan berbasis SARIMA ini sangat cocok untuk data deret waktu dengan pola musiman yang jelas, seperti harga komoditas, data transportasi, atau data ekonomi lainnya. Dengan bantuan *Library* Python yang mendukung, implementasi SARIMA menjadi lebih praktis dan memungkinkan analisis lanjutan untuk meningkatkan akurasi prediksi.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini mengembangkan model prediksi harga emas menggunakan metode SARIMA berdasarkan data harga harian selama tiga tahun terakhir yang diperoleh dari *platform* TradingView. Model dirancang untuk memprediksi harga emas lima hari ke depan, dengan hasil evaluasi yang menunjukkan kinerja model cukup baik.

### 3.1 Data Selection

Pada tahap *Data Selection*, penelitian ini memilih data historis harga emas (XAUUSD) yang diperoleh dari *platform* TradingView, mencakup periode waktu tiga tahun terakhir. Data yang digunakan berupa harga penutupan harian untuk menangkap fluktuasi harga secara

detail dan mengidentifikasi pola musiman dan tren jangka panjang. Data yang dipilih kemudian diperiksa konsistensi dan kelengkapannya, serta dibersihkan dari *outlier* atau nilai yang hilang (*missing values*) yang dapat memengaruhi performa model. Dengan proses seleksi ini, diharapkan hanya data yang valid dan representatif yang digunakan, sehingga model SARIMA dapat menghasilkan prediksi harga emas yang akurat dan andal di masa mendatang.

### 3.2 Data Preprocessing

*Data preprocessing* merupakan langkah penting dalam analisis data untuk memastikan kualitas dan kesiapan data sebelum dimodelkan. Salah satu tahapan utama dalam *preprocessing* adalah penanganan *missing values* atau nilai kosong pada data. Pada penelitian ini, metode *forward fill* digunakan untuk mengisi nilai kosong, dimana nilai pada baris kosong diisi dengan nilai dari baris sebelumnya. Teknik ini efektif dalam menjaga kontinuitas data tanpa mengubah pola temporalnya secara signifikan.

Selain itu, *preprocessing* juga mencakup deteksi dan penanganan *outlier* untuk memastikan analisis tidak bias, serta pembuatan fitur tambahan seperti rata-rata bergerak untuk memberikan konteks temporal yang lebih baik kepada model. Normalisasi atau standarisasi dilakukan untuk menyamakan skala data, yang membantu model mengenali pola dengan lebih baik. Setelah proses ini, data biasanya dibagi menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan dan data pengujian, guna mengukur performa model secara akurat dan memastikan hasil yang andal serta sesuai dengan tujuan analisis.

### 3.3 Data Transformasi

Transformasi data adalah langkah penting dalam proses prediksi harga emas. Salah satu proses krusial dalam transformasi ini adalah penentuan variabel target atau variabel dependen yang akan diprediksi oleh model. Dalam konteks prediksi harga emas, atribut *close*, yang merepresentasikan harga penutupan harian emas, sering kali dipilih sebagai variabel dependen karena harga penutupan memberikan gambaran paling akurat terhadap nilai emas di akhir sesi perdagangan.

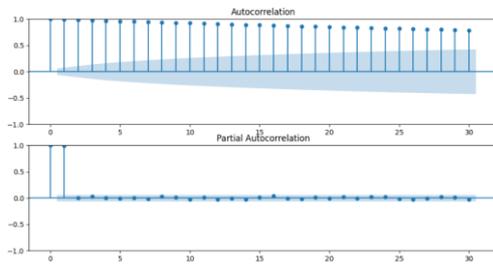
Untuk memastikan stabilitas model dan mempercepat konvergensi, dilakukan proses

standarisasi data. Standarisasi dilakukan dengan mengurangi nilai rata-rata (mean) dari atribut *close* dan membaginya dengan simpangan baku (standard deviation). Proses ini menghasilkan variabel baru yang disebut *scaled\_close*, yang memiliki rata-rata 0 dan simpangan baku 1. Standarisasi ini penting agar model dapat mengenali pola dengan lebih baik tanpa terpengaruh oleh skala nilai data yang berbeda. Model SARIMA.

### 3.4 Data Mining

*Data Mining* adalah proses analisis untuk menggali pola dan informasi penting dari data historis, yang membantu menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan mendukung keputusan berbasis data. Dalam konteks program prediksi harga emas ini, *Data Mining* digunakan untuk mengolah data historis harga emas dengan model SARIMA guna mengidentifikasi pola musiman dan tren jangka panjang. Dengan analisis ini, program dapat memberikan proyeksi harga emas di masa mendatang secara lebih tepat, mendukung perencanaan keuangan dan strategi investasi. Pendekatan ini memungkinkan model untuk memahami pergerakan harga yang kompleks dan mengubah data historis menjadi wawasan berharga bagi pengambilan keputusan.

Analisis ACF dan PACF untuk Penentuan Parameter SARIMA bertujuan untuk membantu proses identifikasi parameter optimal dalam membangun model SARIMA, plotting ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) digunakan untuk menganalisis hubungan antar data pada lag yang berbeda. Plot ACF memberikan gambaran tentang korelasi antar nilai data pada berbagai lag, sedangkan plot PACF membantu menentukan jumlah lag yang relevan untuk komponen autoregresif (AR) dalam model. Dengan menggunakan visualisasi ini, parameter utama seperti order (p, d, q) dan *seasonal\_order* (P, D, Q, s) dapat ditentukan secara lebih efektif. Langkah ini menjadi bagian penting dalam proses pemodelan karena membantu memastikan bahwa model SARIMA yang dibangun dapat menangkap pola musiman dan tren dengan lebih akurat, memberikan prediksi yang andal untuk pergerakan harga emas.



Gambar 3. 1 Plot PACF

Hasil analisis grafik ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*) menunjukkan pola yang signifikan dalam data historis harga emas. Grafik ACF mengindikasikan adanya autokorelasi yang signifikan hingga banyak lag, dengan penurunan bertahap, yang menunjukkan adanya tren atau *non-stationarity* dalam data. Kondisi ini mengisyaratkan perlunya proses differensiasi (*differencing*) untuk membuat data menjadi stasioner. Sementara itu, grafik PACF menunjukkan autokorelasi yang signifikan hanya pada lag 1, dengan nilai pada lag berikutnya yang mendekati nol. Hal ini menunjukkan bahwa komponen autoregresif (AR) kemungkinan hanya membutuhkan lag 1 dalam model. Berdasarkan analisis ini, parameter awal SARIMA dapat ditentukan dengan komponen  $p = 1$  (*Autoregressive*),  $d = 1$  (*differencing* untuk stasionaritas), dan  $q$  (*moving average*) yang dapat dieksplorasi berdasarkan pola ACF. Jika terdapat pola musiman dalam data, maka parameter musiman ( $P, D, Q, s$ ) juga perlu ditentukan, seperti durasi tahunan ( $s = 12$ ) untuk data bulanan. Analisis ini menjadi dasar penting dalam membangun model SARIMA yang sesuai untuk memprediksi harga emas secara akurat.

**Melatih Model SARIMA**

Bertujuan untuk memanfaatkan data historis harga emas guna membangun model yang mampu menangkap pola musiman dan tren dalam data. Fungsi ini menggunakan parameter utama order atau pdq sebesar (2,0,2), yang merepresentasikan komponen autoregresif, differensiasi, dan moving average, serta seasonal\_order atau PDQ sebesar (0,0,1,12), yang menangkap pola musiman tahunan dalam data. Setelah model dilatih, prediksi dilakukan untuk seluruh periode historis dan diperluas hingga 5 langkah ke depan, memberikan pandangan tentang kemungkinan pergerakan harga emas dalam waktu dekat. Hal ini

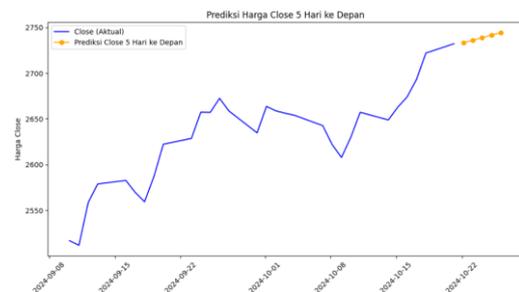
mendukung analisis deret waktu yang lebih akurat dan strategis bagi pengambilan keputusan di pasar komoditas dengan volatilitas tinggi.

```
# 3. Fungsi untuk melatih model SARIMA dan memprediksi
def train_sarima(train_data, order=(2, 0, 2), seasonal_order=(0, 0, 1, 12), steps=5):
    model = SARIMAX(train_data, order=order, seasonal_order=seasonal_order,
                    enforce_stationarity=False, enforce_invertibility=False)
    model_fit = model.fit(dispatch=False)
    forecast = model_fit.predict(start=0, end=len(train_data) - 1)
    return forecast, model_fit
```

Gambar 3. 2 Data Mining Model SARIMAw

**Prediksi Masa Depan**

Langkah ini bertujuan untuk memanfaatkan data harga penutupan (*close*) hingga hari terakhir dalam dataset untuk memproyeksikan harga dalam 5 hari ke depan. Data historis ini menjadi input bagi model SARIMA yang telah dilatih, di mana model menggunakan pola dan tren dari data sebelumnya untuk memprediksi harga mendatang. Dengan memanggil fungsi `train_sarima`, proses ini menghasilkan proyeksi harga yang dapat digunakan sebagai acuan dalam memperkirakan pergerakan harga emas pada periode berikutnya, memberikan wawasan yang lebih mendalam bagi analisis dan perencanaan keuangan.



Gambar 3. 3 Hasil Prediksi Masa Depan

Tabel 1. 1 Hasil Prediksi SARIMA

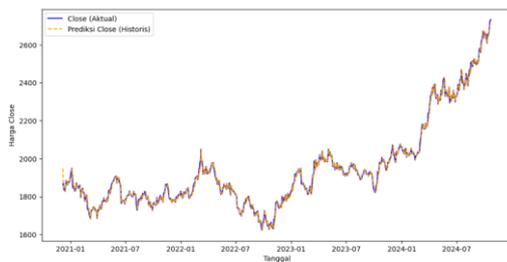
Tanggal	Hasil Prediksi
22 Oktober 2024	2733.38
23 Oktober 2024	2735.85
24 Oktober 2024	2738.84
25 Oktober 2024	2741.72
26 Oktober 2024	2744.11

Hasil prediksi menunjukkan bahwa model SARIMA mampu menangkap pola musiman dan tren harga emas dengan baik, sebagaimana

terlihat dari proyeksi harga untuk lima hari ke depan. Prediksi ini memberikan indikasi adanya tren kenaikan yang stabil, dengan potensi penguatan harga emas dalam jangka pendek. Informasi ini dapat menjadi acuan penting bagi investor, analis, dan pemangku kebijakan dalam menyusun strategi keuangan dan investasi yang lebih terarah, serta membantu mengantisipasi fluktuasi pasar secara lebih efektif.

### 3.5 Evaluasi Model

Penelitian ini dilakukan evaluasi terhadap kinerja model SARIMA dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap data aktual. Langkah ini penting untuk mengukur akurasi dan keandalan model dalam menangkap pola musiman serta fluktuasi harga emas yang terjadi secara periodik. Dengan menghitung metrik kesalahan seperti *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE), evaluasi ini memberikan gambaran seberapa dekat hasil prediksi dengan kondisi nyata, serta menunjukkan efektivitas model SARIMA dalam konteks peramalan harga komoditas. Melalui evaluasi ini, diperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai keakuratan model serta potensi perbaikannya dalam aplikasi prediksi jangka pendek maupun jangka Panjang.



Gambar 3. 4 Hasil Evaluasi Model SARIMA

Hasil evaluasi model SARIMA menggunakan dua metrik utama, yaitu *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), ditunjukkan dalam Tabel 1.2. Nilai RMSE sebesar 17.393 menunjukkan bahwa kesalahan rata-rata model dalam memprediksi harga emas relatif kecil terhadap skala data. Selain itu, nilai MAPE sebesar 0,65863% menunjukkan tingkat kesalahan persentase yang sangat rendah, mengindikasikan akurasi tinggi dari model dalam menangkap pola musiman dan tren harga emas.

Tabel 1. 2 Hasil Evaluasi Model SARIMA

RMSE	MAPE
17.393	0,65863

Hasil prediksi menunjukkan bahwa model SARIMA mampu menangkap pola musiman harga emas dengan baik. Tren kenaikan stabil selama lima hari ke depan mengindikasikan potensi penguatan harga emas dalam jangka pendek. Hal ini memberikan kontribusi penting bagi investor dan pemangku kebijakan dalam mempersiapkan strategi investasi dan pengambilan keputusan berbasis data yang lebih akurat.

## 4. KESIMPULAN DAN SARAN

### 4.1 Kesimpulan

Berdasarkan perumusan masalah dalam latar belakang penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa pengembangan model prediksi harga emas menggunakan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) menghasilkan beberapa kesimpulan utama sebagai berikut:

1. Penelitian ini berhasil menerapkan model prediksi harga emas dengan menggunakan SARIMA. Setiap tahapan dalam proses *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), termasuk pemilihan data, praproses data, transformasi data, analisis data, serta interpretasi dan evaluasi, telah diterapkan secara menyeluruh. Data historis harga emas yang digunakan telah melalui proses seleksi dan pemrosesan ketat untuk memastikan kualitas data yang diperlukan guna menghasilkan prediksi yang optimal dengan model ini.
2. Model SARIMA menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dalam memprediksi harga emas. Berdasarkan evaluasi model menggunakan metrik *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), SARIMA terbukti cukup akurat. Nilai RMSE dari model ini sebesar 17,393 dengan margin kesalahan  $\pm 1,076$  menunjukkan bahwa prediksi model memiliki kesalahan yang rendah. Selain itu, nilai MAPE sebesar 0,65863 dengan margin kesalahan  $\pm 1,07682$  mengindikasikan persentase kesalahan yang minimal. Hasil ini menunjukkan bahwa

model SARIMA mampu memprediksi pergerakan harga emas dengan akurasi yang dapat diandalkan, sehingga menjadi pilihan yang baik untuk analisis prediktif pada data komoditas yang memiliki pola musiman.

#### 4.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa rekomendasi yang dapat dijadikan acuan untuk pengembangan penelitian lebih lanjut agar menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan optimal.

1. Peneliti dapat menambahkan faktor-faktor eksternal yang berpotensi memengaruhi harga emas, seperti nilai tukar dolar AS, tingkat inflasi, atau suku bunga. Faktor-faktor ini memiliki kaitan yang kuat dengan pergerakan harga emas, sehingga menambahkannya dalam model prediksi dapat meningkatkan akurasi dan relevansi hasil yang diperoleh.
2. Peneliti disarankan untuk mencoba pendekatan model hybrid dengan mengombinasikan SARIMA dengan metode lain, seperti *Neural Network* atau *Fuzzy Time Series*. Model hybrid sering kali mampu menangkap pola musiman dan fluktuasi jangka pendek dengan lebih baik, yang berpotensi memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dibandingkan model SARIMA tunggal.
3. Untuk memperoleh hasil prediksi yang lebih akurat, disarankan melakukan optimasi parameter SARIMA menggunakan metode seperti *Grid Search* atau *Bayesian Optimization*. Optimalisasi ini bertujuan untuk menemukan parameter terbaik yang dapat menurunkan tingkat kesalahan model dan menghasilkan prediksi yang lebih andal.

#### UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada kepada *editor* dan *reviewer* atas pembacaan yang cermat, kritik yang mendalam, dan rekomendasi yang praktis untuk meningkatkan kualitas tulisan ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Sunariadi NM, Intan PK, Novitasari DCR, Hariningsih Y. Prediksi Produksi Bawang Merah Di Kabupaten Nganjuk Dengan Metode Seasonal Arima (Sarima). *Transform J Pendidik Mat dan Mat*. 2022;6(1):49–60.
- [2] Wahyuningtyas AR, Pratiwi WP, Wasono R, Utami TW. PERAMALAN INDEKS HARGA KONSUMEN KABUPATEN BANYUMAS DENGAN METODE SARIMA. *J Litbang ...* [Internet]. 2021;3(1):135–40. Available from: <http://cvt2olympicad6.unimus.ac.id/index.php/jle/article/download/55/57>
- [3] Setiawan RNS, Kusuma W. Peramalan Jumlah Produksi Padi Di Nusa Tenggara Barat Menggunakan Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (Sarima). *J Agrimansion*. 2024;25(1):106–14.
- [4] Zaelani MYF. Implementasi Model SARIMA dan Algoritma Genetika pada Prediksi Produksi Minyak Bumi. *Progresif J Ilm Komput*. 2020;16(2):01.
- [5] Prasetya BD, Pamungkas FS, Kharisudin I. Pemodelan dan Peramalan Data Saham dengan Analisis Time Series menggunakan Python. *Prism Pros Semin Nas Mat* [Internet]. 2020;3:714–8. Available from: <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/article/view/38116>
- [6] Supriatna A, Subartini B, Hertini E, Riaman. Prediksi Wisatawan Mancanegara Ke Jawa Barat Melalui Pintu Masuk Bandara Husein Sastranegara dan Pelabuhan Muarajati Menggunakan Metode SARIMA. *8th Industrial Res Work Natl Semin* [Internet]. 2017;560–5. Available from: <https://doi.org/10.35313/irwns.v8i3.594>
- [7] Christie G, Hatidja D, Tumilaar R. Penerapan Metode SARIMA dalam Model Intervensi Fungsi Step untuk Memprediksi Jumlah Pegunjung Objek Wisata Londa (Application of the SARIMA Method in the Step Function Intervention to Predict the Number of Visitors at Londa Tourism Object). *J Ilm Sains*. 2022;22(2):96.
- [8] Hakim IL, Sanglise M, Suhendra CD. Analisis Peramalan Harga Telur Ayam

- Ras Dengan Menggunakan Metode SARIMA. J Media Inform Budidarma. 2024;8(2):966. 2022;10(1):61–7.
- [9] Fajari DA, Abyantara MF, Lingga HA. Peramalan Rata-Rata Harga Beras Pada Tingkat Perdagangan Besar Atau Grosir Indonesia Dengan Metode Sarima (Seasonal Arima). J Agribisnis Terpadu. 2021;14(1):88.
- [10] Lukmaini S, Nugraheni K, Istiqomah N. Peramalan Inflasi Provinsi Kalimantan Timur Tahun 2016-2022 Menggunakan Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA). Pros Semin Nas Mat Stat dan Apl. 2023;III:80–9.
- [11] Utomo P, Fanani A. Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Indonesia Menggunakan Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA). J Mhs Mat Algebr [Internet]. 2020;1(1):169–78. Available from: <http://jurnalsaintek.uinsby.ac.id/mhs/index.php/algebra/article/view/6/6>
- [12] Febiola A, Dewi A, Fazarin FM, Ramadhani F, Khaffi MA, Akbar R, et al. Perbandingan Metode ARIMA dan SARIMA Dalam Peramalan Jumlah Penumpang Bandara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung. Jambura J Math. 2024;6(2):160–8.
- [13] Suraya S, Sholeh M, Andayati D. Penerapan Metode Clustering Dengan Algoritma K-Means Pada Pengelompokan Indeks Prestasi Akademik Mahasiswa. Skanika. 2023;6(1):51–60.
- [14] Nuraisa AFR, Mahdiyah U, Sanjaya A. Studi Perbandingan Metode ARIMA dan SARIMA dalam Memprediksi Harga Kripto Binance Coin. Agustus. 2023;7:2549–7952.
- [15] Putri S, Sofro A. Peramalan Jumlah Keberangkatan Penumpang Pelayaran Dalam Negeri di Pelabuhan Tanjung Perak Menggunakan Metode ARIMA dan SARIMA. MATHunesa J Ilm Mat.