JURNAL SISTEM INFORMASI TGD
Volume 4, Nomor 4, Juli 2025, Hal 778-785
P-ISSN : 2828-1004 ; E-ISSN : 2828-2566
https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsi

Perbandingan Pendekatan Statistika dan Machine Learning dalam Peramalan Data Time Series

Christopher Andreas[1]
[1]Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Ciputra Surabaya, Indonesia
Email: [1]christopher.andreas@ciputra.ac.id
Email Penulis Korespondensi: christopher.andreas@ciputra.ac.id

Abstrak
Peramalan data time series berfungsi sebagai alat penting untuk memahami pola temporal dan memproyeksikan hasil di masa mendatang, terutama dalam konteks menghadapi ketidakpastian global. Secara umum, peramalan dapat dilakukan dengan menggunakan pendekatan statistika atau *machine learning* (pembelajaran mesin). Studi ini membandingkan kinerja peramalan metode statistika (dengan *AutoRegressive Integrated Moving Average* atau ARIMA) dan metode pembelajaran mesin (dengan *Support Vector Regression* atau SVR). Variabel yang diteliti dalam studi ini adalah harga emas dunia. Estimasi parameter untuk model ARIMA dilakukan dengan menggunakan teknik *Conditional Least Squares*, sedangkan parameter untuk model SVR dipilih melalui metode *grid search*. Hasilnya menunjukkan bahwa kedua model menghasilkan prediksi yang sangat akurat, dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 6,59% untuk ARIMA dan 2,38% untuk SVR. Namun, terdapat perbedaan antara kedua pendekatan tersebut dalam hal asumsi model yang mendasari dan prosedur inferensi. Oleh karena itu, pilihan metode peramalan harus mempertimbangkan sejumlah faktor, tidak hanya karakteristik data, tetapi juga tujuan dan persyaratan khusus yang ditetapkan peneliti.
Kata Kunci: ARIMA, Harga Emas Dunia, Machine Learning, Statistika, Support Vector Regression

Abstract
Time series forecasting serves as a critical tool for understanding temporal patterns and projecting future outcomes, especially in the context of global uncertainty. Broadly, forecasting can be carried out using either statistical or machine learning approaches. This study compares the forecasting performance of a statistical method (Auto Regressive Integrated Moving Average or ARIMA) and a machine learning method (Support Vector Regression or SVR). The variable examined in this study is the global gold price. Parameter estimation for the ARIMA model was conducted using the Conditional Least Squares technique, while the parameters for the SVR model were selected through the grid search method. The results demonstrate that both models yielded highly accurate forecasts, with Mean Absolute Percentage Error (MAPE) values of 6.59% for ARIMA and 2.38% for SVR. However, differences exist between the two approaches in terms of underlying model assumptions and inference procedures. Therefore, the choice of a time series forecasting method should consider not only the characteristics of the data but also the specific goals and requirements of the researcher.
Keywords*: ARIMA, Global Gold Price, Machine Learning, Statistika, Support Vector Regression*

1. PENDAHULUAN

Peramalan data time series merupakan komponen fundamental dalam proses analitis di berbagai bidang, termasuk ekonomi, keuangan, dan perencanaan strategis. Melalui analisis data historis, peramalan memungkinkan prediksi terhadap nilai-nilai di masa mendatang, sehingga mendukung pengambilan keputusan yang tepat dan pengelolaan risiko yang efektif. Beragam teknik peramalan telah berkembang, mencakup metode statistika seperti *AutoRegressive Integrated Moving Average* (ARIMA), serta pendekatan pembelajaran mesin yang lebih mutakhir, seperti *Support Vector Regression* (SVR). Metode statistika menawarkan interpretabilitas model dan transparansi struktur, sementara teknik pembelajaran mesin unggul dalam menangkap pola nonlinier yang kompleks [1–2]. Oleh karena itu, pemilihan metode peramalan yang tepat menjadi kunci dalam menghasilkan prediksi yang akurat dan andal.

Efektivitas metode peramalan berbasis statistika dan pembelajaran mesin telah banyak diteliti dalam literatur. Sebagai contoh, Oukhoya [3] membandingkan model ARIMA, SVR, dan *Multi-Layer Perceptron* (MLP) dalam meramalkan indeks saham, dan menemukan bahwa SVR memiliki kinerja lebih baik dalam menangkap perilaku nonlinier. Demikian pula, Szostek *et al.* [4] menunjukkan bahwa model ARIMA memberikan akurasi yang unggul dalam meramalkan data dengan komponen musiman yang kuat. Temuan-temuan ini menegaskan pentingnya kesesuaian antara karakteristik data dengan metode peramalan yang dipilih. Oleh karena itu, peneliti perlu mengevaluasi kelebihan dan keterbatasan masing-masing teknik untuk memastikan pemilihan model yang optimal.

Saat ini, harga emas global menjadi sorotan akibat meningkatnya ketidakpastian global. Sebagai instrumen lindung nilai tradisional terhadap volatilitas ekonomi, emas memiliki peran yang sangat penting di tengah ketegangan geopolitik dan ketidakstabilan pasar [5]. Oleh karena itu, peramalan harga emas menjadi krusial bagi investor, pembuat kebijakan, dan institusi keuangan dalam pengambilan keputusan yang tepat berdasarkan informasi yang ada. Penelitian ini difokuskan pada peramalan harga emas global dengan mempertimbangkan pergerakan nilai pada periode waktu sebelumnya.

JURNAL SISTEM INFORMASI TGD
Volume 4, Nomor 4, Juli 2025, Hal 778-785
P-ISSN : 2828-1004 ; E-ISSN : 2828-2566
https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsi

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk membandingkan kinerja peramalan antara model ARIMA, yang merupakan pendekatan statistika, dan SVR, sebagai teknik pembelajaran mesin, dalam memprediksi harga emas global. ARIMA dikenal efektif dalam memodelkan pola linier dan musiman pada data runtun waktu, sementara SVR mampu menangkap hubungan nonlinier dan dinamika data yang kompleks [6–7]. Model ARIMA banyak digunakan dalam memprediksi berbagai data yang bersifat *time series* seperti harga saham, tingkat produksi, hingga nilai ekspor dan impor dari suatu produk tertentu [3-4, 6, 8-9]. Di sisi lain, model SVR sangat populer diterapkan dalam meramalkan harga saham hingga jumlah penumpang pesawat pada periode tertentu [7, 10]. Popularitas kedua model tersebut dalam meramalkan data *time series* menjadi alasan utama dalam pemilihan metode yang dibandingkan dalam penelitian ini. Dengan membandingkan kedua pendekatan ini, penelitian ini bertujuan memberikan wawasan mengenai keunggulan relatif dari metode peramalan berbasis statistika dan pembelajaran mesin. Model yang dihasilkan diharapkan dapat menjadi alat yang berguna dalam peramalan harga emas serta memberikan panduan dalam pemilihan teknik peramalan yang tepat pada studi kasus serupa.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini berfokus pada analisis data runtun waktu dengan menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Index Mundi. Variabel penelitian adalah harga emas global, yang diukur dalam satuan USD per troy ounce. Dataset yang digunakan terdiri atas data bulanan dari Juni 2012 hingga November 2024. Data tersebut dibagi menjadi dua bagian: data pelatihan (training set) yang mencakup periode Juni 2012 hingga Juli 2024 dan digunakan untuk melatih model, serta data pengujian (testing set) yang mencakup periode Agustus 2024 hingga November 2024 dan digunakan untuk mengevaluasi akurasi model. Tingkat kesalahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah 5%.

Penelitian ini menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebagai kriteria evaluasi untuk mengukur akurasi peramalan. MAPE dipilih karena mudah diinterpretasikan dan tidak terpengaruh oleh skala data [11]. Nilai MAPE di bawah 10% umumnya diartikan sebagai peramalan yang sangat akurat, sedangkan nilai antara 10% hingga 20% mencerminkan akurasi prediktif yang baik. Sebaliknya, nilai MAPE yang melebihi 50% dikategorikan sebagai peramalan yang tidak akurat [12].

Secara umum, prosedur analisis dalam penelitian ini dapat dirangkum sebagai berikut:

a. Melakukan analisis deskriptif terhadap data penelitian
b. Mengembangkan model ARIMA
    i. Melakukan uji kestasioneran pada data
    ii. Menentukan orde yang memungkinkan untuk model ARIMA
    iii. Mengestimasi parameter model ARIMA
    iv. Memilih model ARIMA terbaik dan melakukan pengujian asumsi terhadap residual
    v. Melakukan peramalan berdasarkan model ARIMA yang terpilih
c. Mengembangkan model SVR
    i. Menentukan nilai parameter optimal menggunakan metode Grid Search
    ii. Mengestimasi model SVR dengan parameter optimal yang terpilih
    iii. Melakukan peramalan berdasarkan model SVR yang dihasilkan
d. Membandingkan akurasi peramalan model ARIMA dan SVR berdasarkan nilai MAPE
e. Menarik kesimpulan

2.2 Model ARIMA

Penelitian ini membandingkan teknik peramalan data *time series* dengan menggunakan pendekatan statistika dan pembelajaran mesin. Pendekatan statistika yang digunakan adalah metode ARIMA. ARIMA merupakan metode yang banyak digunakan dalam peramalan data runtun waktu karena mempertimbangkan nilai pada periode sebelumnya, mampu menangkap perubahan pola data, serta mengakomodasi unsur galat (error terms) [9]. Selain itu, model ARIMA dapat diperluas untuk meramalkan data musiman, yang dikenal dengan model SARIMA (Seasonal ARIMA) [13]. Secara matematis, untuk data time series y_t, model ARIMA diklasifikasikan sebagai model deterministik, dimana memuat intersep, θ_0, seperti pada Persamaan (1), dan model probabilistik, yang tidak memuat intersep, seperti pada Persamaan (2).

$$\phi(B)(1-B)^d y_t = \theta_0 + \theta(B)e_t \quad (1)$$

$$\phi(B)(1-B)^d y_t = \theta(B)e_t \quad (2)$$

Dengan,
Komponen AR,
$\phi(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots \phi_p B^p)$,

Komponen MA,
$\theta(B) = (1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \cdots \theta_q B^q)$.

JURNAL SISTEM INFORMASI TGD
Volume 4, Nomor 4, Juli 2025, Hal 778-785
P-ISSN : 2828-1004 ; E-ISSN : 2828-2566
https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsi

Dalam konteks ini, *B* merupakan operator *backshift*. Nilai *p*, *d*, dan *q* masing-masing merepresentasikan orde komponen *AutoRegressive* (AR), tingkat diferensiasi yang diperlukan untuk mencapai kestasioneran, serta orde komponen *Moving Average* (MA). Estimasi parameter dilakukan menggunakan teknik *Conditional Least Squares*. Model ARIMA menawarkan sejumlah keunggulan, antara lain fleksibilitas dalam memodelkan berbagai pola data *time series*, tidak memerlukan asumsi distribusi tertentu pada data, serta dapat diperluas menjadi model yang lebih kompleks dengan memasukkan variabel eksogen, yang dikenal sebagai model ARIMAX yaitu *ARIMA with exogenous variables* [14–15]. Namun demikian, model ARIMA mengasumsikan bahwa data harus bersifat stasioner dan bahwa residual yang dihasilkan harus menunjukkan sifat white noise serta mengikuti distribusi normal [16].

2.3 Model SVR

Berbeda dengan pendekatan statistika yang umumnya memerlukan pemenuhan berbagai asumsi, pendekatan pembelajaran mesin cenderung lebih sederhana dan tidak bergantung pada asumsi tertentu. Dalam penelitian ini, pendekatan pembelajaran mesin yang digunakan adalah *Support Vector Regression* (SVR). SVR mampu menangani pola data nonlinier, efisien dalam mengelola data berdimensi tinggi, serta menawarkan stabilitas dan konsistensi dalam proses peramalan. Persamaan (3) merupakan model SVR dengan input x_t dan output $f(x_t)$, serta bias b [10].

$$f(x_t) = \boldsymbol{w}x_t + b \tag{3}$$

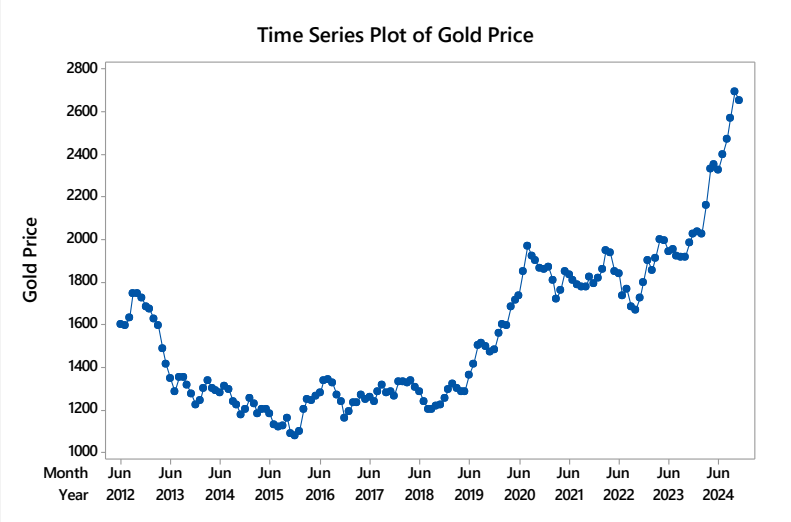
Dalam konteks ini, $\boldsymbol{w}$ merepresentasikan vektor bobot (*weight vector*) yang diestimasi dengan meminimalkan fungsi risiko. Dalam penelitian ini, proses estimasi parameter dilakukan menggunakan metode grid search untuk mengidentifikasi kombinasi nilai parameter yang optimal [17].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum membandingkan hasil peramalan data time series dengan menggunakan model ARIMA dan SVR, disajikan analisis deskriptif untuk menunjukkan karakteristik dari data penelitian yang digunakan. Setelah melakukan analisis deskriptif, disajikan hasil analisis dengan model ARIMA dan SVR, yang dilanjutkan dengan analisis perbandingan dari kedua hasil tersebut.

3.1 Analisis Deskriptif

Selama 12 tahun terakhir, harga emas global menunjukkan fluktuasi yang signifikan, dengan tren kenaikan yang cukup tajam mulai muncul sejak akhir tahun 2023 (lihat Gambar 1). Dalam rentang waktu yang diamati, harga terendah tercatat sebesar 1.075,7 USD pada Desember 2015, sedangkan harga tertinggi mencapai 2.690,1 USD pada Oktober 2024. Secara deskriptif, rata-rata harga emas selama periode tersebut adalah sebesar 1.557,0 USD, dengan simpangan baku sebesar 358,1.



Gambar 1. Pergerakan Harga Emas.

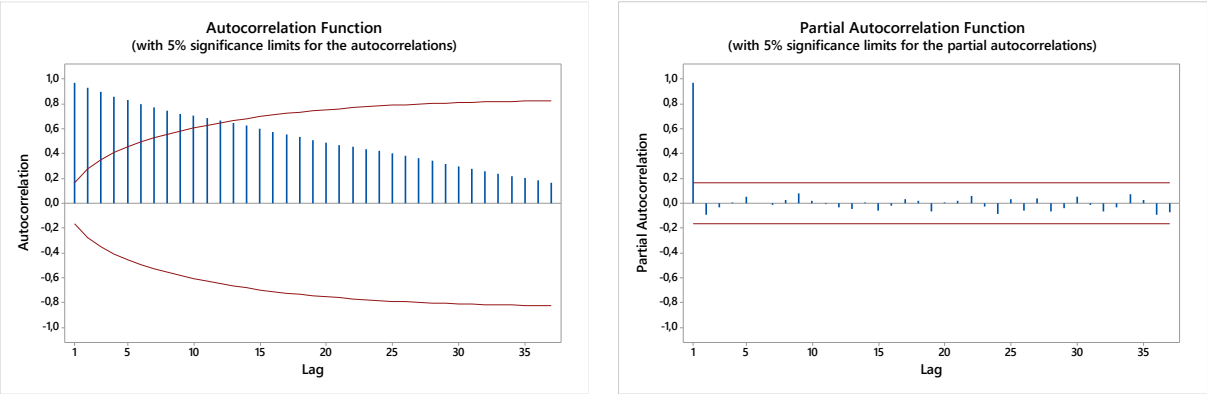
Fluktuasi tajam tersebut mencerminkan tingkat ketidakpastian global yang sangat tinggi, terutama dalam beberapa tahun terakhir yang ditandai oleh pandemi COVID-19, perang Rusia–Ukraina, konflik di Timur Tengah, serta ketegangan perdagangan internasional. Kondisi ketidakpastian ini telah mendorong banyak sektor bisnis untuk mengadopsi strategi

JURNAL SISTEM INFORMASI TGD
Volume 4, Nomor 4, Juli 2025, Hal 778-785
P-ISSN : 2828-1004 ; E-ISSN : 2828-2566
https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsi

berbasis data dan teknik peramalan guna meningkatkan efisiensi operasional serta mengantisipasi kondisi di masa mendatang. Bagian berikut ini menyajikan analisis komparatif peramalan harga emas dengan menggunakan pendekatan statistika dan pembelajaran mesin.

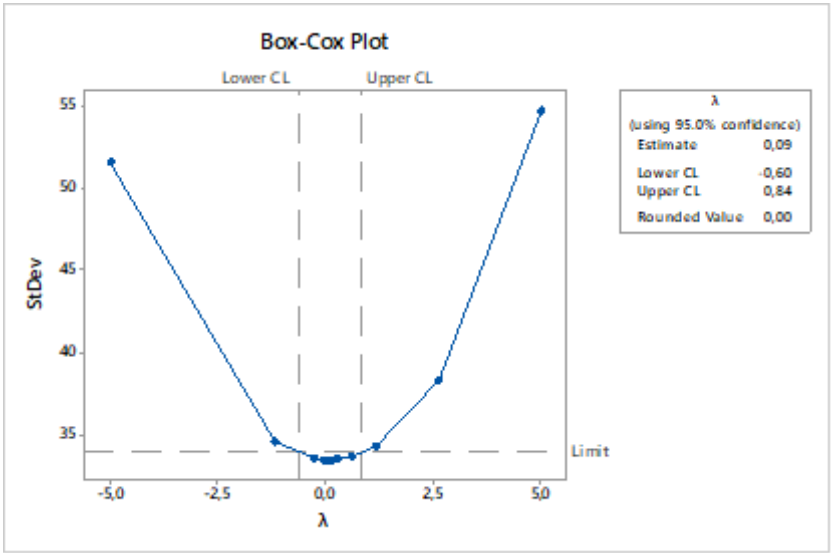
3.2 Peramalan Berbasis Pendekatan Statistika

Pemodelan ARIMA diawali dengan uji stasioneritas pada data. Data harus menunjukkan stasioneritas baik dalam mean maupun varians untuk memastikan validitas pemodelan time series. Pengujian dapat dilakukan dengan memeriksa plot ACF dan PACF dari data, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2, serta plot Box-Cox yang ditunjukkan pada Gambar 3. Pada Gambar 2, dapat diamati bahwa kurva ACF menurun secara bertahap, yang menunjukkan bahwa data tersebut tidak stasioner dalam mean. Gambar 3 menunjukkan bahwa nilai rounded value yang diperoleh dari data penelitian adalah 0,00. Nilai rounded value ini menunjukkan bahwa data tersebut tidak stasioner dalam varians. Oleh karena itu, proses transformasi data dilakukan untuk mengatasi masalah non-stasioneritas varians, menggunakan transformasi logaritma natural, sedangkan non-stasioneritas mean diatasi melalui differencing.



(a) (b)

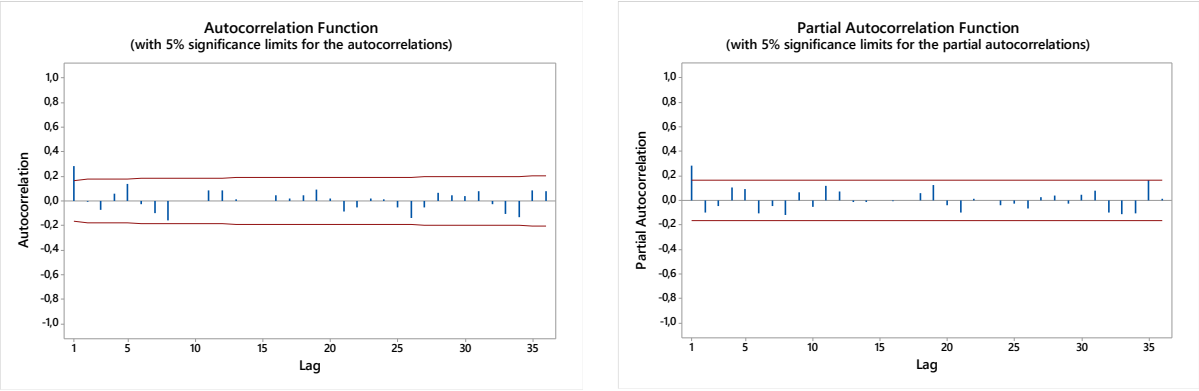
Gambar 2. Kurva (a) ACF dan (b) PACF pada Data Penelitian



Gambar 3. Plot Box-Cox pada Data Penelitian

Setelah mengatasi masalah stasioneritas, yang merupakan persyaratan utama untuk pemodelan ARIMA, dilakukan penentuan orde yang tepat untuk model ARIMA. Penentuan orde dilakukan dengan memeriksa kurva ACF dan PACF dari data stasioner, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4. Gambar 4 menunjukkan bahwa nilai ACF signifikan pada lag 1, dan nilai PACF signifikan pada lag 1 (melebihi ambang batas), yang menunjukkan bahwa urutan AR dan MA potensial keduanya adalah 1. Studi ini mempertimbangkan model deterministik dan probabilistik, yang menghasilkan 6 model ARIMA yang mungkin, seperti yang disajikan pada Tabel 1.

JURNAL SISTEM INFORMASI TGD
Volume 4, Nomor 4, Juli 2025, Hal 778-785
P-ISSN : 2828-1004 ; E-ISSN : 2828-2566
https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsi



(a) (b)

Gambar 4. Kurva (a) ACF dan (b) PACF Setelah Proses Transformasi dan Differencing

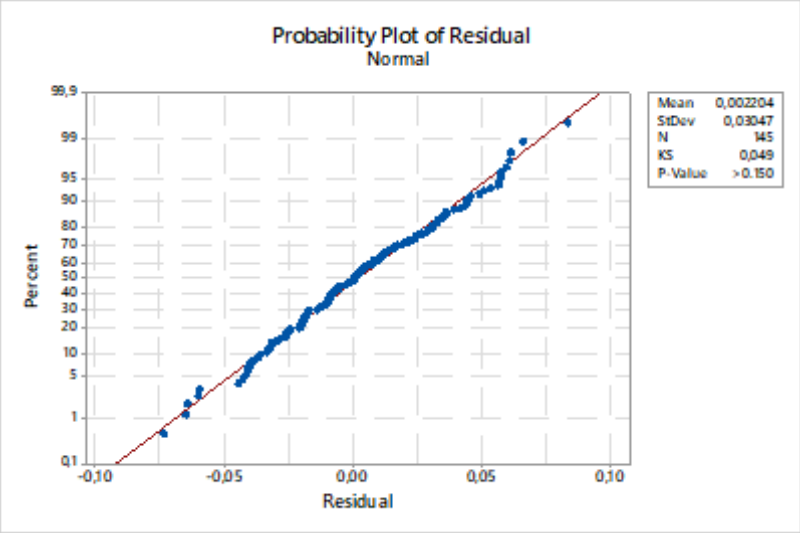
Tabel 1. Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA

Model	Parameter	Coef	P-Value	Keterangan
ARIMA (1,1,0) deterministik	AR(1)	0,0269	0,000	Tidak Signifikan
	Constant	0,0020	0,425	
ARIMA (0,1,1) deterministik	MA(1)	-0,2978	0,000	Tidak Signifikan
	Constant	0,0028	0,389	
ARIMA (1,1,1) deterministik	AR(1)	0,0938	0,734	Tidak Signifikan
	MA(1)	-0,2162	0,426	
	Constant	0,0026	0,406	
ARIMA (1,1,0) probabilistik	AR(1)	0,2922	0,000	Signifikan
ARIMA (0,1,1) probabilistik	MA(1)	-0,3007	0,000	Signifikan
ARIMA (1,1,1) probabilistik	AR(1)	0,1063	0,695	Tidak Signifikan
	MA(1)	-0,2084	0,436	

Berdasarkan hasil estimasi parameter yang dirangkum dalam Tabel 1, terlihat jelas bahwa model probabilistik ARIMA(1,1,0) dan model probabilistik ARIMA(0,1,1) bersifat signifikan, karena nilai p-valuenya kurang dari 5%. Pada model lain, beberapa parameter tidak signifikan, sehingga tidak termasuk sebagai model terbaik. Model ARIMA yang optimal dipilih berdasarkan kriteria evaluasi model yang ditetapkan, khususnya nilai MSE. Nilai MSE model probabilistik ARIMA(1,1,0) lebih tinggi daripada nilai MSE model probabilistik ARIMA(0,1,1), yang menunjukkan bahwa model probabilistik ARIMA(0,1,1) lebih akurat. Oleh karena itu, model probabilistik ARIMA(0,1,1) dipilih sebagai model terbaik untuk meramalkan harga emas.

Sebelum melakukan peramalan, model ARIMA yang dipilih harus memenuhi asumsi residual yang terdistribusi normal dan residual yang menunjukkan sifat white noise. Asumsi ini diuji menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov (untuk kenormalan residual) dan uji Ljung-Box (untuk white noise). Hasil dari kedua pengujian menunjukkan bahwa residual model probabilistik ARIMA(0,1,1) berdistribusi normal dan menunjukkan karakteristik white noise, sehingga membuat model tersebut cocok untuk peramalan (lihat Gambar 5 dan Tabel 2). Hasil peramalan menggunakan model ARIMA yang dipilih disajikan dalam Tabel 3.

JURNAL SISTEM INFORMASI TGD
Volume 4, Nomor 4, Juli 2025, Hal 778-785
P-ISSN : 2828-1004 ; E-ISSN : 2828-2566
https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsi



Gambar 5. Hasil Pengujian Normalitas Residual.

Tabel 2. Hasil Pengujian Ljung Box.

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	12,6	16,0	29,3	44,1
P-Value	0,320	0,856	0,738	0,595

Tabel 3. Hasil Peramalan dengan Metode ARIMA

Periode	Data Aktual	Hasil Peramalan
Aug-24	2470,15	2421,94
Sep-24	2570,55	2421,94
Oct-24	2690,08	2421,94
Nov-24	2651,13	2421,94

3.3 Peramalan Berbasis Pendekatan Machine Learning

Estimasi parameter untuk model SVR dilakukan dengan metode Grid Search untuk menentukan nilai parameter yang optimal, yaitu model dengan MSE terendah. Penelitian ini mempertimbangkan nilai parameter C sebesar 1, 10, dan 100; parameter γ sebesar 0,001, 0,01, dan 0,1; dan parameter ε sebesar 0,001, 0,01, dan 0,1. Melalui proses Grid Search yang diterapkan pada setiap nilai parameter yang dipertimbangkan, nilai optimal untuk C, γ, dan ε ditemukan masing-masing sebesar 100, 0,1, dan 0,1. Setelah menentukan nilai parameter yang optimal, dilakukan peramalan terhadap data pengujian. Tabel 4 menampilkan hasil dari proses peramalan dengan SVR.

Tabel 4. Hasil Peramalan dengan Metode SVR

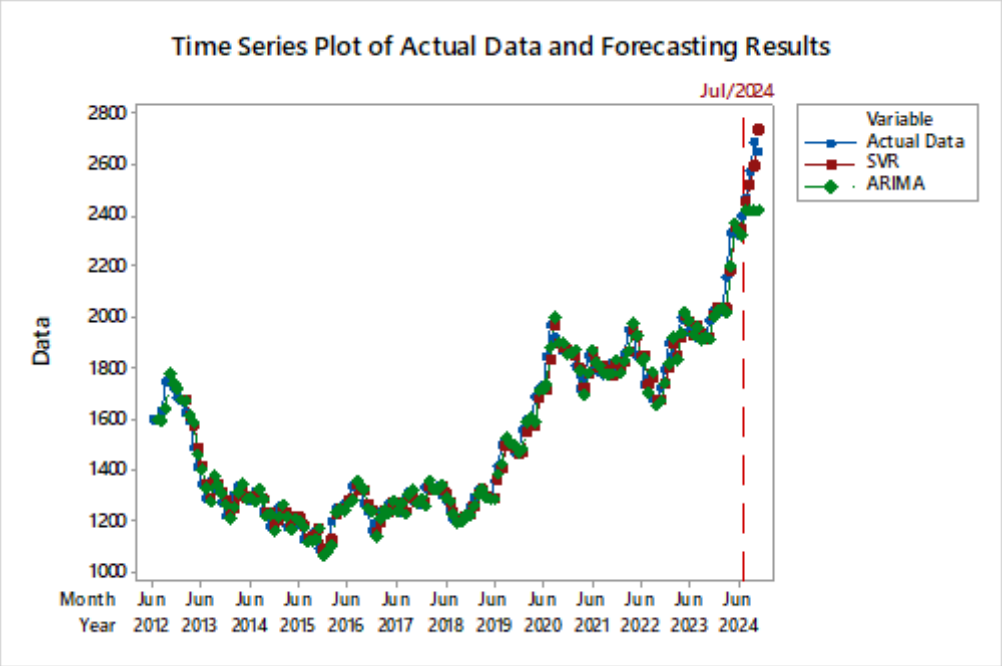
Periode	Data Aktual	Hasil Peramalan
Aug-24	2470,15	2451,95
Sep-24	2570,55	2517,36
Oct-24	2690,08	2594,45
Nov-24	2651,13	2735,21

3.4 Perbandingan Hasil Peramalan antara Pendekatan Statistika dan Machine Learning

Setelah memperoleh hasil peramalan dari kedua model ARIMA dan SVR, akurasi dievaluasi menggunakan metrik MAPE. Nilai MAPE untuk model ARIMA dan SVR pada data pengujian masing-masing adalah 0,0659% dan 0,0238%. Hasil ini menunjukkan bahwa kedua model menghasilkan peramalan yang sangat akurat, seperti yang diilustrasikan pada Gambar 6. Namun, jika dibandingkan, model SVR mencapai tingkat akurasi yang lebih tinggi daripada model ARIMA.

Berdasarkan analisis yang dilakukan, jelas bahwa pendekatan statistika dan pembelajaran mesin merupakan metode yang andal untuk meramalkan data deret waktu. Kedua pendekatan menunjukkan akurasi peramalan yang tinggi, sebagaimana didukung oleh analisis data harga emas yang disajikan pada bagian sebelumnya. Selain itu, penelitian oleh Adam dkk. [18] dan Riwayadi dkk. [19] telah melaporkan temuan serupa. Tentu saja, penggunaan metode statistika dan pembelajaran mesin memiliki kelebihan dan keterbatasan masing-masing. Pendekatan statistika ketat dalam hal asumsi, yang mengharuskan peneliti untuk memastikan bahwa data memenuhi asumsi ini sebelum meramalkan. Namun, keberadaan asumsi ini memungkinkan model statistika digunakan untuk tujuan inferensial, seperti menguji signifikansi

parameter tertentu. Hal ini terlihat pada Bagian 3.2, dimana parameter model ARIMA dapat diuji apakah bersifat signifikan atau tidak, melalui nilai p-valuenya. Di sisi lain, pendekatan machine learning tidak dibatasi oleh asumsi, sehingga membuat proses pemodelan secara umum lebih cepat dan lebih mudah untuk dilakukan. Meskipun demikian, jika peneliti ingin melakukan inferensi pada parameter tertentu, prosedur inferensial langsung biasanya tidak dapat dilakukan, seperti pada Bagian 3.3, dimana tidak terdapat nilai signifikansi tiap parameter dalam model SVR. Dalam kasus seperti ini, teknik tambahan, seperti bootstrapping, diperlukan untuk melakukan inferensi pada model SVR. Oleh karena itu, pemilihan metode peramalan harus disesuaikan dengan tujuan dan persyaratan spesifik dari peneliti. Jika peneliti mengutamakan pengujian signifikansi parameter, maka model peramalan berbasis statistika dapat dipilih sebagai pilihan utama, sebaliknya, jika peneliti mengutamakan hasil peramalan yang efektif dan cepat, dengan mengabaikan signifikansi parameter dalam model, maka model peramalan berbasis machine learning bisa dijadikan pilihan utama.



Gambar 6. Perbandingan Hasil Peramalan.

4. KESIMPULAN

Hasil studi ini menunjukkan bahwa akurasi peramalan dari kedua metode, ARIMA dan SVR, sangat baik, dengan nilai MAPE di bawah 10%. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan statistika dan pembelajaran mesin efektif untuk peramalan dan dapat menghasilkan hasil yang sangat akurat ketika diterapkan pada data harga emas. Lebih jauh, pemodelan ARIMA melibatkan beberapa uji diagnostik untuk memverifikasi asumsi yang mendasarinya dan memungkinkan pengujian signifikansi parameter model sebagai bagian dari inferensi statistika. Sebaliknya, SVR tidak memerlukan pengujian asumsi, namun tidak mendukung pengujian signifikansi secara langsung terhadap parameternya. Penelitian di masa mendatang dapat memperluas studi ini dengan menggabungkan metode peramalan berbasis statistika dan pembelajaran mesin, yang memungkinkan diferensiasi yang lebih jelas antara kekuatan dan keterbatasan masing-masing pendekatan.

UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih disampaikan kepada pihak-pihak yang telah mendukung terlaksananya penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

[1] D. Liang, D. A. Frederick, E. E. Lledo, N. Rosenfield, V. Berardi, E. Linstead, and U. Maoz, "Examining the utility of nonlinear machine learning approaches versus linear regression for predicting body image outcomes: The U.S. Body Project I," *Body Image*, vol. 41, pp. 32–45, 2022, doi: 10.1016/j.bodyim.2022.01.013.

[2] A. R. S. Parmezan, V. M. A. Souza, and G. E. A. P. A. Batista, "Evaluation of statistical and machine learning models for time series prediction: Identifying the state-of-the-art and the best conditions for the use of each model," *Information Sciences*, vol. 484, pp. 302–337, 2019, doi: 10.1016/j.ins.2019.01.076.

[3] H. Oukhouya, "Modeling and forecasting the Morocco stock index 20: A Comparative Study of ARIMA, SVR, and MLP Models," *RPubs*, 2023. [Online]. Available: https://rpubs.com/HassanOUKHOUYA/modeling_forecasting_times_series

[4] K. Szostek, D. Mazur, G. Dralus, and J. Kusznier, "Analysis of the effectiveness of ARIMA, SARIMA, and SVR models in time series forecasting: A case study of wind farm energy production," *Energies*, vol. 17, no. 19, p. 4803, 2024, doi: 10.3390/en17194803.
[5] V. M. Ngo, P. V. Nguyen, and Y. H. Hoang, "The impacts of geopolitical risks on gold, oil, and financial reserve management," *Resources Policy*, vol. 90, p. 104688, Mar. 2024, doi: 10.1016/j.resourpol.2024.104688.
[6] M. K. Ridwan, F. Sadik, and M. Afendi, "Comparison of ARIMA and GRU models for high-frequency time series forecasting," *Scientific Journal of Informatics*, vol. 10, no. 3, pp. 389–400, 2023, doi: 10.15294/sji.v10i3.45965.
[7] M. Y. Urrochman, H. Asyari, and F. A. Hizham, "Performance comparison of random forest regression, SVR models in stock price prediction," *Journal of Computing and Information System*, vol. 21, no. 1, 2025, doi: 10.33480/pilar.v21i1.6072.
[8] S. S. Wulandari, Sufri, and S. Yurinanda, "Penerapan metode ARIMA dalam memprediksi fluktuasi harga saham PT Bank Central Asia Tbk," *Jurnal Ilmiah Matematika dan Pendidikan Matematika*, vol. 11, no. 1, 2021, doi: https://doi.org/10.36456/buanamatematika.v11i1.3560.
[9] V. A. Handayani, E. Sulistyono, H. Sunarsono, A. Arafi, and D. S. Harahap, "ARIMA (p, d, q) modeling for predicting exports of fresh and chilled fish based on market conditions and main destination countries: The case of Indonesia 2012–2022," *Statistika*, vol. 24, no. 1, pp. 83–92, 2024, doi: 10.29313/statistika.v24i1.3376.
[10] D. I. Purnama and S. Setianingsih, "Support vector regression (SVR) model for forecasting number of passengers on domestic flights at Sultan Hasanudin airport Makassar," *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, vol. 16, no. 3, 2020, doi: 10.20956/jmsk.v16i3.9176.
[11] S. Kim and H. Kim, "A new metric of absolute percentage error for intermittent demand forecasts," *International Journal of Forecasting*, vol. 32, no. 3, pp. 669–679, 2016, doi: 10.1016/j.ijforecast.2015.12.003.
[12] J. J. Montano, A. Palmer, A. Sese, and B. Cajal, "Using the R-MAPE index as a resistant measure of forecast accuracy," *Psicothema*, vol. 25, no. 4, pp. 500–506, 2013, doi: 10.7334/psicothema2013.23.
[13] W. Rahmalina and S. Puspita, "Pemodelan seasonal autoregressive integrated moving average untuk memprediksi jumlah kasus COVID-19 di Padang," *Jurnal Matematika Integratif*, vol. 17, no. 1, pp. 23–31, 2021, doi: 10.24198/jmi.v17.n1.32024.23-31.
[14] C. Andreas, I. A. Rahmayanti, and S. M. Ulyah, "The Impact of US-China trade war in forecasting the gold price using ARIMAX model," in *AIP Conf. Proc.*, vol. 2329, p. 060011, 2021, doi: 10.1063/5.0042361.
[15] C. Andreas et al., "Comparison study using ARIMAX and VARX in cash flow forecasting," in *AIP Conf. Proc.*, vol. 2641, p. 030023, 2022, doi: 10.1063/5.0118519.
[16] H. Hassani, L. M. Mashhad, M. Royer-Carenzi, M. R. Yeganegi, and N. Komendantova, "White noise and its misapplications: Impacts on time series model adequacy and forecasting," *Forecasting*, vol. 7, no. 1, p. 8, 2025, doi: 10.3390/forecast7010008.
[17] A. N. Safira, B. Warsito, and A. Rusgiyono, "Analisis support vector regression (SVR) dengan algoritma grid search time series cross validation untuk prediksi jumlah kasus terkonfirmasi COVID-19 di Indonesia," *Jurnal Gaussian*, vol. 11, no. 4, pp. 512–521, 2023, doi: 10.14710/j.gauss.11.4.512-521.
[18] H. A. Adam et al., "Comparison of ARIMA and LSTM models in stock price forecasting: A case study of GOTO.JK," *Journal of Informatics and Telecommunication Engineering*, vol. 8, no. 1, Jul. 2024, doi: 10.31289/jite.v8i1.11841.
[19] E. Riwayadi, H. Suprajitno, and Miswanto, "Comparative analysis of ARIMA and Support Vector Regression for demand forecasting and spare parts management in cold fleet repair and maintenance," in *Proc. Int. Conf. Innovations in Social Sciences Education and Engineering*, 2024.