

PERAMALAN HARGA EMAS DAN PERAK DENGAN PENDEKATAN MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE MOVING AVERAGE (VARMA)

Inayatul Qutshiyah

Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Madura

e-mail: inayatulqutshiyah@gmail.com*

Ira Yudistira

Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Madura

e-mail: Irayudistira91@gmail.com

Abstrak

Investasi emas dan perak dianggap menjanjikan dalam jangka panjang, namun fluktuasi harga yang tinggi membuat prediksi harga menjadi penting. Penelitian ini menggunakan model Vector Autoregressive Moving Average (VARMA) untuk meramalkan harga emas dan perak berdasarkan data triwulanan sepanjang 2024. Model terbaik yang diperoleh adalah VARMA (1,1) dengan nilai RMSE rendah, yaitu 0,014 untuk emas dan 0,037 untuk perak. Prediksi untuk 13 periode ke depan menunjukkan tren kenaikan harga secara bertahap. MAPE peramalan emas sebesar 40,2% dan perak 26,6%, keduanya tergolong layak. Uji kointegrasi menunjukkan adanya hubungan kointegrasi antara harga emas dan perak, sehingga model VARMA tidak cocok untuk peramalan jangka panjang. Meski ada selisih dengan data aktual, model mampu menggambarkan tren secara konsisten, sehingga efektif untuk peramalan jangka pendek dalam pengambilan keputusan investasi.

Kata Kunci: Vector Autoregressive Moving Average, Peramalan, Harga Emas, Harga Perak.

Abstract (Gunakan Style Penulis & Abstrak)

Gold and silver investments are considered promising in the long term, but high price fluctuations make price prediction important. This study uses the Vector Autoregressive Moving Average (VARMA) model to forecast gold and silver prices based on quarterly data throughout 2024. The best model obtained is VARMA (1,1) with low RMSE values of 0.014 for gold and 0.037 for silver. Forecasts for the next 13 periods indicate a gradual upward price trend. The MAPE value for gold forecasting is 40.2% and for silver is 26.6%, both considered acceptable. The cointegration test shows a cointegration relationship between gold and silver prices, indicating that the VARMA model is not suitable for long-term forecasting. Although there are discrepancies with actual data, the model is able to consistently capture trends, making it effective for short-term forecasting in investment decision-making.

Keywords: Vector Autoregressive Moving Average, Forecasting, Gold Prices, Silver Price.

PENDAHULUAN

Investasi adalah aktivitas menanamkan dana atau modal untuk menghasilkan kekayaan dan keuntungan berupa tingkat pengembalian (return), baik dalam jangka pendek maupun panjang. Salah satu bentuk investasi yang populer adalah emas batangan, yang nilai harganya dapat berfluktuasi dengan kemungkinan naik atau turun (Witono, et al., 2022).

Pengetahuan investasi sangat penting bagi calon investor agar investasi yang dilakukan menguntungkan dan menjadi aset masa depan. Namun, banyak calon investor enggan berinvestasi karena khawatir tertipu dan tidak dapat memprediksi fluktuasi harga emas. Perubahan harga

emas mengharuskan investor mengambil keputusan cepat dalam membeli atau menjual emas. Oleh karena itu, teknologi informasi, khususnya data mining, digunakan untuk memprediksi harga emas guna meminimalkan risiko (Rizal & Ramadhani, 2024).

Emas merupakan pilihan investasi jangka panjang yang menjanjikan karena nilainya cenderung meningkat. Investor berharap memperoleh harga rendah saat membeli dan harga tinggi saat menjual (Djami & Latupeirissa, 2020). Para pedagang emas juga membutuhkan strategi yang tepat dalam menentukan waktu pembelian dan penjualan, mengingat harga emas dipengaruhi oleh faktor global (Upa, et al., 2023). Menurut Amini & Kalantari (2024), emas adalah komoditas investasi

paling populer karena memiliki peran penting dalam ekonomi global serta dijadikan cadangan oleh bank sentral untuk perdagangan dunia.

Selain emas, perak juga merupakan logam mulia dengan nilai tinggi yang banyak digunakan di industri dan medis. Namun, harga perak sangat fluktuatif, sehingga membutuhkan pendekatan analisis yang tepat untuk memprediksi pergerakannya baik (Gono, et al., 2023).

Beberapa metode telah dikembangkan untuk peramalan harga emas, salah satunya adalah model *Vector Autoregressive Moving Average* (VARMA). Model ini merupakan gabungan dari metode *Vector Autoregressive* (VAR) dan *Vector Moving Average* (VMA), yang mampu menganalisis lebih dari satu variabel sekaligus serta mengungkap keterkaitan antar variabel (Fauziah & Atok, 2022).

Penelitian “Peramalan Harga Emas dan Perak Dengan Pendekatan Model *Vector Autoregressive Moving Average* (VARMA)” bertujuan memprediksi pergerakan harga emas dan perak. Dengan metode ini, diharapkan akurasi prediksi meningkat dan lebih responsif terhadap perubahan pola data, sehingga membantu investor membuat keputusan yang lebih terinformasi, meminimalkan risiko, dan memaksimalkan keuntungan dalam investasi emas. Penelitian ini juga mendukung pengembangan model prediksi berbasis data untuk pengambilan keputusan investasi.

Pengetahuan berinvestasi dibutuhkan ketika calon investor ingin investasi ke suatu bisnis atau komoditas. Pengetahuan berinvestasi menjadi landasan agar investasi yang dilakukan dapat menguntungkan dan menjadi aset di masa mendatang. Banyak calon investor mengurungkan niatnya untuk berinvestasi karena mereka takut ditipu dalam investasi komoditas emas dan perak juga tidak dapat memprediksi kapan harga emas naik dan turun. Perubahan harga emas tersebut mengakibatkan para investor emas harus mengambil langkah cepat untuk membeli atau menjual saham dalam komoditas emas. Untuk memperkecil faktor tersebut teknologi informasi khususnya bidang data mining dimanfaatkan dalam melakukan prediksi harga emas Invalid source specified (Rizal & Ramadhani, 2024).

Nilai emas cenderung meningkat setiap tahun, dan penurunannya jarang terjadi, sehingga investasi emas dalam jangka panjang dianggap lebih menguntungkan dibandingkan jenis investasi

lainnya (Purnama, 2021). Selain itu, emas juga memiliki peran penting dalam ekonomi dan politik, karena bank sentral negara menjadikannya sebagai cadangan untuk mendukung perdagangan internasional (Amini & Kalantari, 2024). Selain emas, perak juga merupakan logam mulia dengan nilai tinggi yang digunakan dalam berbagai bidang, seperti industri dan medis. Harga perak sangat fluktuatif karena dipengaruhi oleh berbagai faktor, sehingga diperlukan metode yang tepat untuk memprediksi (Gono, et al., 2023). Salah satu metode yang telah dikembangkan untuk peramalan harga emas dan perak adalah *Vector Autoregressive Moving Average* (VARMA), yang merupakan gabungan dari metode *Vector Autoregressive* (VAR) dan *Vector Moving Average* (VMA). Metode ini tidak hanya dapat menganalisis lebih dari satu data, tetapi juga mampu mengungkap keterkaitan antar variabel (Fauziah & Atok, 2022). Selain itu, VARMA sebagai model ARMA univariat yang telah digeneralisasi untuk runtun waktu multivariat memiliki keunggulan dalam meramalkan lebih dari satu data sekaligus (Pratama & Saputro, 2018).

Penelitian sebelumnya tentang prediksi harga emas telah dilakukan oleh Rizal & Ramadhani (2024) menggunakan metode *Average Based Fuzzy Time Series*. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa nilai MAPE sebesar 0,71% dengan tingkat kesalahan yang relative rendah.

Penelitian sebelumnya tentang perkiraan harga perak telah dilakukan oleh Jin & Xu (2024) menggunakan metode berbasis regresi proses gaussian. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa nilai MAPE sebesar 0,0389.

Penelitian sebelumnya mengenai model *Vector Autoregressive Moving Average* (VARMA) Peramalan Transaksi Uang Elektronik dengan *Support Vector Regression* (SVR) dan *Vector Autoregressive Moving Average* (VARMA). Hasil dari penelitian tersebut terdapat nilai MAPE 3,577%.

KAJIAN TEORI

PERAMALAN (FORECASTING)

Peramalan merupakan komponen krusial dalam proses pengambilan keputusan. Keberhasilan keputusan sering kali dipengaruhi oleh faktor-faktor yang tidak dapat diidentifikasi pada saat keputusan dibuat. Secara umum, peramalan dapat didefinisikan

sebagai metode kuantitatif untuk memprediksi kejadian di masa depan berdasarkan data historis yang relevan. Metode ini membantu dalam memberikan gambaran tentang potensi perkembangan atau perubahan di waktu mendatang (Hardani, et al., 2017).

Peramalan adalah perpaduan antara seni dan ilmu untuk memprediksi kejadian di masa depan. Proses ini melibatkan estimasi nilai suatu variabel berdasarkan data historis atau hubungan dengan variabel lain yang relevan. Selain itu, peramalan juga dapat didasarkan pada kemampuan dalam menilai, yang pada akhirnya bergantung pada pengalaman serta analisis data yang tersedia dari masa lalu (Heriansyah & Hasibuan, 2016). Menurut Lusiana & Yularty (2020), Peramalan adalah proses untuk memperkirakan kebutuhan di masa mendatang.

DATA TIME SERIES

Data *time series* merupakan serangkaian data yang dikumpulkan dan dicatat dalam interval waktu yang teratur seperti harian, mingguan, bulanan, atau tahunan. Berbeda dengan data *cross-sectional* yang diambil pada satu titik waktu, data *time series* memungkinkan untuk dianalisis bagaimana variabel berubah dari waktu ke waktu. Dengan memantau perubahan ini, dapat mengidentifikasi tren, pola musiman, dan fluktuasi yang mungkin tidak terlihat dalam data statis. *Time series* perlu dianalisis agar dapat digunakan untuk memperkirakan nilai yang ada di masa depan dengan mengidentifikasi pola variasi di waktu lampau dan dapat memudahkan manajemen operasi dan melakukan dan melakukan perencanaan.

Time series dianalisis dengan membagi data masa lalu atau historis ke dalam beberapa komponen dan diproyeksikan ke waktu yang akan datang (Rizal & Ramadhani, 2024). *Time series* atau deret waktu juga merupakan sekumpulan data yang disusun berdasarkan indeks waktu dengan interval waktu konstan (Jamila, et al., 2021). Rangkaian data pengamatan *time series* dapat dinyatakan sebagai variabel *random* y_t , dimana t adalah indeks waktu dari urutan pengamatan (Satrio, et al., 2021).

Pengamatan data *time series* umumnya dilakukan dalam jangka waktu tertentu, misalnya secara harian, mingguan, bulanan, tahunan, setiap 10 tahun dan sebagainya. Dalam melakukan prediksi dengan menggunakan analisis *time series*, hal yang perlu diperhatikan dalam tipe atau pola data. Oleh sebab itu, dalam analisis *time series* sering digunakan untuk menganalisis data pada lampau dalam periode tertentu

untuk memprediksi data pada masa depan (Benítez, et al., 2021).

VECTOR AUTOREGRESSIVE MOVING AVERAGE (VARMA)

Vector Autoregressive Moving Average (VARMA) merupakan gabungan dari *Vector Autoregressive* (VAR) dengan *Moving Average* (MA). Model VAR digunakan dalam analisis deret waktu untuk menentukan hubungan antara observasi saat ini dengan observasi sebelumnya. Berdasarkan Wei, model VAR dengan orde p , disebut dengan VAR(p), diberikan oleh:

$$Y_t = A_0 + A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + A_3 Y_{t-3} + \dots + A_k Y_{t-k} + \varepsilon_t$$

Model MA menggambarkan keterkaitan antara nilai observasi dari kesalahan peramalan saat ini dan nilai *error* peramalan masa lalu yang berurutan. Model MA dengan orde q , dinotasikan oleh MA(q), memiliki bentuk:

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Dalam model VARMA diasumsikan bahwa data periode saat ini dipengaruhi oleh data dan tingkat eror periode sebelumnya. VARMA (p, q) menotasikan model VARMA dengan orde p dan q . Dimana secara umum dapat dinyatakan dalam persamaan sebagai berikut (Fauziah & Atok, 2022):

$$Y_t = + \Phi_1 Y_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

STASIONERITAS

Pada tahap ini dilakukan uji stasioneritas pada data agar model yang dihasilkan sesuai dan memenuhi kondisi stasioner dalam mean dan varians. Stasioneritas dalam varians dapat dianalisis melalui plot *time series*. Namun, untuk memastikan secara pasti apakah data telah stasioner dalam varians dapat dilihat melalui Plot Box-Cox. Dari Box-Cox Plot diketahui bahwa data tersebut memenuhi stasioner dalam varians. Dalam mengatasi ketidakstasioneran data terhadap varians maka dilakukan transformasi Box-Cox (Fauziah & Atok, 2022).

Stasioneritas data pada rata-rata ditandai oleh fluktuasi data yang berpusat di sekitar nilai rata-rata yang tetap dan tidak dipengaruhi oleh waktu maupun variansi. Data *time series* seringkali dapat dikenali sebagai stasioner atau tidak stasioner dalam rata-rata berdasarkan pola pada plot data, misalnya adanya tren yang naik atau turun secara perlahan.

Untuk menguji stasioneritas pada rata-rata, dapat digunakan plot ACF (Autocorrelation Function). Jika plot time series menunjukkan bahwa data tidak stasioner dalam rata-rata, langkah yang dapat dilakukan adalah melakukan differencing antar pengamatan. Proses differencing ini dapat dirumuskan dengan persamaan berikut (Ulya, 2019):

$$W_t = (1 - B)^d Z_t$$

Suatu data *time series* dikatakan stasioner dalam variansi apabila fluktuasi data dari waktu ke waktu memiliki pola yang tetap atau konstan. Model *Vector Autoregressive Moving Average* (VARMA) adalah pendekatan yang melibatkan banyak variabel (multivariat), di mana setiap variabel dipengaruhi oleh lag dari semua variabel lain. Hal ini menjadikan VARMA unggul dalam menangkap interaksi antar variabel, kelebihan yang tidak dimiliki oleh model univariat seperti ARIMA. Untuk deret waktu $Y_{1t}, Y_{2t}, \dots, Y_{kt}$, dengan $t = 0, 1, 2, 3, \dots, n$ pada interval waktu yang sama, komponen-komponennya dapat direpresentasikan dalam bentuk vektor Y_t sebagai $Y_t = Y_{1t}, Y_{2t}, \dots, Y_{kt})^T$, yang dikenal sebagai vektor deret waktu. Vektor ini dapat dimodelkan menggunakan model VARMA (p, q), yang dinyatakan dalam bentuk berikut.

$$T(Z_t) = \begin{cases} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} = \ln Z_t, & \lambda = 0 \end{cases}$$

Pemeriksaan Stasioneritas dalam varians dapat dilihat ketika nilai dari para meter λ yang diperoleh masih kurang dari nilai 1 maka perlu dilakukan transformasi agar varians data menjadi konstan. Berikut ketentuannilai λ atau nilai estimasi pada *Box-Cox* (Ulya, 2019).

Tabel 1. Transformasi *Box-Cox*

Nilai dari λ (lamda)	Transformasi
-1,0	$\frac{1}{Z_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0,0	$\ln Z_t$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t (Tidak butuh transformasi)

UJI AUGMENTED DICKEY FULLER (ADF)

Pengujian stasioneritas data yang paling banyak digunakan pada saat ini adalah uji akar-akar unit (*unit root test*) dengan jenis pengujian *Augmented Dickey Fuller test* (ADF test) dengan alasan bahwa ADF test telah mempertimbangkan kemungkinan adanya autokorelasi pada *error term* jika series yang digunakan tidak stasioner (Aktivani, 2020). Uji ADF diperkenalkan oleh Dickey dan Fuller pada tahun 1979 dengan model sederhana.

$$\Delta Y_t = b_0 + \gamma Y_{t-1} + \varepsilon_1$$

Dengan $\gamma = b_1 - 1$ dan $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ dengan Y_t adalah data pada waktu ke- t . Uji hipotesis dilakukan dengan menggunakan statistik τ yang didefinisikan oleh formula berikut:

$$\tau = \frac{\hat{\gamma}}{se(\hat{\gamma})}$$

dengan $\hat{\gamma}$ adalah penaksiran kuadrat terkecil dari γ dan $se(\hat{\gamma})$ adalah kesalahan dari $\hat{\gamma}$, dengan daerah kritis pengujian ini adalah pengujian ini adalah menolak H_0 apabila nilai statistik ADF atau τ lebih besar dari pada absolut nilai kritis distribusi statistik τ yaitu $|t_{\frac{\alpha}{2}, df=n-n_p}|$, dengan n adalah banyak pengamatan dan n_p adalah jumlah parameter. Jika data tidak stasioner dalam mean maka dilakukan *differencing*. sedangkan jika data tidak stasioner dalam varian maka dilakukan transformasi (Handayani, et al., 2018).

Differencing merupakan salah satu cara yang umum yang digunakan untuk mengatasi data yang tidak stasioner proses *differencing* dapat dilakukan untuk beberapa periode sampai data stasioner, yaitu dengan Cara mengurangkan suatu data dengan sebelumnya. Differencing dilakukan ketika data tidak stasioner dalam mean. Jika adalah data yang telah di *differencing* maka dirumuskan proses *differencing* dengan persamaan berikut:

$$Y'_t = (1 - b)^d Y_t$$

dengan b merupakan operator *shift* mundur (*backward shift*), yaitu operator yang menunjukkan pergeseran data satu periode ke belakang. Sedangkan d adalah variabel yang menunjukkan orde *differencing*, yaitu banyaknya *differencing* yang dilakukan sampai data stasioner.

Dalam Handayani dkk (2018), juga disebutkan bahwa data yang tidak stasioner dalam varian dapat diatasi dengan metode transformasi *Box-Cox*. Transformasi *Box-Cox* adalah transformasi pangkat berparameter tunggal yaitu λ . Variabel λ dipangkatkan pada variabel respon Y_t ,

sehingga transformasinya menjadi Y_t^λ dimana λ adalah parameter yang perlu diduga.

PENENTUAN LAG VARMA

Lag digunakan untuk menentukan panjang *lag* optimal yang akan digunakan dalam analisis selanjutnya. *Lag* juga digunakan untuk menentukan estimasi parameter model VARMA. *Lag* VARMA dapat ditentukan dengan menggunakan *Akaike Information Criterion* (AIC) digunakan untuk memilih model yang terkecil. Penentuan orde VARMA dilakukan dengan membandingkan nilai AIC terkecil dengan menggunakan persamaan berikut:

$$AIC_{(p+q)} = \ln \left| \hat{\Sigma}_{(p+q)} \right| + \frac{2m^2(p+q)}{n}$$

UJI KOINTEGRITAS

Kointegritas dapat diartikan sebagai suatu hubungan jangka panjang (*long term relation* atau *equilibrium*) antara variabel-variabel yang tidak stasioner. pengujian kointegritas ini merupakan suatu model yang menganalisis data deret waktu (*time series*). Data deret waktu umumnya bersifat non-stasioner dan diperoleh melalui proses *random walk*. Persamaan regresi yang menggunakan peubah yang non-stasioner akan mengarahkan kepada hasil yang palsu (*spurious*). Dalam mengembangkan model deret waktu maka perlu dibuktikan, apakah stokastik yang menghasilkan data tersebut dapat diasumsikan tidak bervariasi karena waktu. Jika proses stokastik tetap dari waktu ke waktu, yang berarti proses stasioner, maka dapat disusun suatu model dengan persamaan yang menghasilkan koefisien tetap yang dapat diduga dari data waktu yang lalu (Sutawijaya & Lestari, 2013).

Kombinasi dari seri yang tidak stasioner, akan bergerak ke arah yang sama menuju *equilibrium* jangka panjangnya dan diferensiasi diantara kedua seri tersebut akan konstan. Jika demikian, seri ini dikatakan saling berkointegrasi (Sutawijaya & Lestari, 2013). Menurut Eliyatningsih & Mayasari (2019) salah satu uji untuk melakukan tes kointegrasi adalah dengan metode *engle granger*. Uji kointegritas *engle granger* hanya dapat dilakukan jika pasangan data yang diuji menunjukkan stasioner pada level yang sama. Adapun persamaan regresi dalam VAR dengan panjang *lag p* adalah sebagai berikut:

$$Y_t = b_0 + b_1 Y_{t-1} + \dots + b_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Uji kointegritas *engle granger* dilakukan dengan cara menguji stasioneritas dari residual pada persamaan (2.1) dengan metode ADF yang memiliki persamaan uji sebagai berikut (Eliyatningsih & Mayasari, 2019).

$$\Delta \varepsilon_t = b_1 \varepsilon_{t-1} + \sum_{i=2}^p a_i \Delta \varepsilon_{t-i+1} \quad (2.2)$$

dengan hipotesis

H_0 : tidak ada kointegrasi antar variabel yang di uji

H_1 : ada kointegrasi antar variabel yang di uji

Jika H_0 diterima mengartikan bahwa tidak terdapat hubungan kointegritas antar variabel dan model *unrestricted VAR* dapat di aplikasikan (Sutawijaya & Lestari, 2013).

ESTIMASI PARAMETER (OLS)

Dalam estimasi parameter dengan metode VARMA, salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah metode kuadrat terkecil atau Ordinary Least Square (OLS). Metode ini dilakukan dengan menurunkan fungsi terhadap parameter-parameter model dan meminimalkan jumlah kuadrat kesalahan. Pendekatan ini diterapkan pada model regresi linier berganda untuk menentukan parameter yang paling sesuai dengan data berikut:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon_t ; n = 1, 2, \dots, i \quad (2.3)$$

$$\hat{Y}_t = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_1 + \hat{\beta}_2 X_2 + \dots + \hat{\beta}_n X_n \quad (2.4)$$

Persamaan kuadrat error untuk regresi linear berganda yaitu:

$$J = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n \quad (2.5)$$

Untuk persamaan time series ganti i menjadi t sehingga kuadrat error menjadi:

$$J = \sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2 = \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \quad (2.6)$$

Selanjutnya substitusikan persamaan (2.5) ke dalam persamaan (2.6) sehingga persamaan jumlah kuadrat error menjadi:

$$J = \sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2 = \sum_{t=1}^n (Y_{1t}(b_{10} + b_{11}Y_{1(t-1)} + b_{12}Y_{2(t-1)}))^2 \quad (2.7)$$

Untuk mendapatkan nilai error terkecil maka dilakukan turunan parsial terhadap b_{10}, b_{11}, b_{12} sama dengan nol (Utami, 2020).

UJI ASUMSI RESIDUAL

UJI ASUMSI WHITE NOISE

Menurut Pratama dan Saputro (2018), proses *white noise* memiliki karakteristik di mana deretnya terdiri dari peubah acak yang berurutan dan tidak memiliki korelasi satu sama lain. Proses a_t disebut proses *white noise* jika korelasi deretnya terdiri dari variabel

random yang tidak berkorelasi dan berdistribusi normal dengan rata-rata konstan $E(a_t) = 0$ untuk setiap waktu, $Var(a_t) = \sigma^2$ untuk setiap waktu dan $\gamma_h = Cov(a_t, a_{t-h}) = 0$ untuk $h \neq 0$. Dengan demikian fungsi akan stasioner dengan autokorelasi (γ_k):

$$\gamma_k = \begin{cases} \sigma_t^2 & \text{jika } k = 0 \\ 0 & \text{jika } k \neq 0, \end{cases}$$

autokorelasi (ρ_k)

$$\rho_k = \begin{cases} 1 & \text{jika } k = 0 \\ 0 & \text{jika } k \neq 0, \end{cases}$$

dan autokorelasi parsial (Φ_{kk})

$$\Phi_{kk} = \begin{cases} 1 & \text{jika } k = 0 \\ 0 & \text{jika } k \neq 0, \end{cases}$$

Suatu deret disebut dengan proses *white noise* jika rata-rata dan variansinya konstan dan saling bebas, Menurut Upa (2023), pengujiannya yang bisa digunakan adalah *portmanteau*, dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : tidak ada korelasi dari residual (residual memenuhi asumsi white noise)

H_1 : ada korelasi dari residual (residual tidak memenuhi asumsi white noise)

Statistik uji:

$$Q_h = n \sum_{j=1}^h tr(\hat{C}_j' \hat{C}_0^{-1} \hat{C}_j \hat{C}_0^{-1})$$

Dengan asumsi tolak H_0 apabila $Q_h \geq X_{a, (m^2h-n^*)}^2$ atau $p - value < a$.

UJI ASUMSI DISTRIBUSI NORMAL

Uji normalitas dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui apakah data bersitribusi normal atau tidak. Hal ini diperlukan karena dalam statistik parametrik distribusi data yang normal adalah suatu keharusan dan merupakan syarat mutlak yang harus terpenuhi. Dalam penelitian ini menggunakan uji *Shapiro-Wilk* yaitu metode yang efektif dan valid digunakan untuk data yang sedikit (kecil), dengan rumus sebagai berikut:

$$T_3 = \frac{1}{D} \left[\sum_{i=1}^k a_i (X_{n-i-1} - X_i) \right]^2$$

Signifikansi uji dibandingkan dengan nilai tabel *shapiro wilk* untuk dilihat nilai peluangnya (p)

Jika $p > a(0,05)$ tolak H_0 residual berdistribusi normal

Jika $p < a(0,05)$ terima H_0 residual tidak berdistribusi normal

UJI HETEROSKEDASTISITAS

Heteroskedastisitas adalah keadaan dimana terdapat varian *error* yang tidak konstan, atau bisa diartikan juga dengan kondisi di mana varians dari kesalahan (*error*) dalam model regresi tidak konstan. Dalam analisis regresi, salah satu asumsi penting adalah bahwa *error* memiliki varians yang konstan (homoskedastisitas). Jika asumsi ini dilanggar, hasil estimasi model bisa jadi tidak akurat. Oleh karena itu, penting untuk melakukan uji heteroskedastisitas. Uji heteroskedastisitas bertujuan untuk menguji apakah dalam model regresi terjadi ketidaksamaan varia dari residual satu pengamatan ke pengamatan yang lain (Amboy, et al., 2024).

Dasar pengambilan keputusan sebagai berikut:

Jik $p > a(0,05)$ tolak H_0 tidak ada heteroskedastisitas
Jik $p > a(0,05)$ tolak H_0 tidak ada heteroskedastisitas

PEMILIHAN MODEL TERBAIK

Menurut Sumertajaya dkk (2023), kemampuan model dalam melakukan peramalan bisa dilihat dari perhitungan ketepatan peramalan. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Root Mean square Error* (RMSE) merupakan metrik yang umum digunakan untuk mengevaluasi kebaikan suatu model. Tingkat akurasi dalam peramalan diukur dari besarnya kesalahan yang terjadi antara hasil proyeksi dan data aktual yang diamati. Perhitungan ini penting untuk mengevaluasi sejauh mana prediksi sesuai dengan data nyata. Beberapa metode yang umum digunakan untuk menilai keakuratan prediksi adalah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean square Error* (RMSE) yang masing-masing memberikan gambaran tentang tingkat ketepatan model berdasarkan kesalahan prediksi.

ROOT MEAN SQUARE ERROR (RMSE)

Root Mean Square Error (RMSE) digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan pada hasil prediksi. Semakin kecil nilai RMSE, atau mendekati nol, semakin akurat hasil prediksi tersebut. Perhitungan RMSE melibatkan pengurangan antara nilai aktual dan nilai prediksi, di mana selisih tersebut dikuadratkan, lalu dijumlahkan untuk seluruh data. Total ini kemudian dibagi dengan jumlah data yang diprediksi dan diakarkan. Secara matematis, RMSE dapat dinyatakan dalam rumus sebagai berikut (Ravichandran & Yashavanth, 2020).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{n}}$$

METODE

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan deskriptif dan analitis. Proses penelitian dimulai dengan identifikasi masalah, yaitu ketidakstasioneran data model peramalan yang ada, serta penentuan tujuan penelitian ini untuk mengembangkan VARMA yang lebih akurat dalam meramalkan harga emas dan perak. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diambil dari website (<https://harga-emas.org/>) pada Januari 2025. Data tersebut mencakup harga emas dan perak dari 12 Desember 2023 hingga 13 Desember 2024.

Seluruh data harga emas dan perak dari 12 Desember 2023 hingga 13 Desember 2024 digunakan sebagai sampel dalam penelitian ini. Karena menggunakan data sekunder yang lengkap, tidak ada teknik sampling yang diterapkan. Teknik pengumpulan data dilakukan dengan merekap, di mana data diambil langsung dari sumber resmi tersebut. Data yang diperoleh kemudian diorganisir dan disimpan menggunakan aplikasi Microsoft Excel untuk memudahkan dalam pengolahan dan analisis selanjutnya.

Setelah data dikumpulkan, tahap berikutnya adalah pra-pemrosesan data yang meliputi transformasi data agar siap digunakan dalam analisis. dilakukan uji stasioneritas menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk memastikan bahwa data bersifat stasioner, yang merupakan syarat penting dalam penerapan VARMA.

Model VARMA kemudian dikembangkan dengan menentukan orde *Vector Autoregressive* (VAR) dan *Moving average* (MA) melalui analisis *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Dalam pengembangan model ini yang relevan diterapkan untuk menangkap karakteristik data yang tidak linier. Estimasi parameter model dilakukan dengan menggunakan metode optimasi yang sesuai untuk memastikan model berfungsi dengan baik dan mampu menghasilkan peramalan yang akurat.

Setelah model dikembangkan, dilakukan evaluasi terhadap kinerja model. Evaluasi ini mencakup pengukuran akurasi peramalan dengan menggunakan metrik seperti *Mean Absolute Percentag Error* (MAPE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE), serta analisis sensitivitas untuk memahami seberapa sensitif model terhadap perubahan parameter.

Evaluasi ini penting untuk memastikan bahwa model tidak hanya mampu memberikan hasil yang baik pada data pelatihan, tetapi juga dapat diterapkan dengan baik pada data baru yang belum pernah digunakan sebelumnya.

HASIL DAN PEMBAHASAN

STATISTIKA DESKRIPTIF

Terdapat dua variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu emas (y_1) dan perak (y_2). Data kedua variabel tersebut berupa data primer yang diambil dari sumber daring, yaitu melalui website berikut: <https://harga-emas.org/>. Setiap tiga hari sekali selama satu tahun, sebanyak 123 data mulai dari 12 Desember 2023 sampai 13 Desember 2024. Data penelitian dapat dilihat pada lampiran A, sedangkan analisis deskriptif data dapat dilihat pada Tabel 2 di bawah ini.

Tabel 2. Statistika Deskriptif Harga Emas dan Perak

Varia bel	Mea n	Stand. Deviasi	Minimu m	Maksimu m
Emas	1,186	0,112	1,004	1,394
Perak	1,409	0,179	1,114	1,742

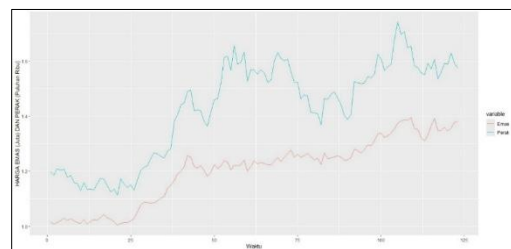
Berdasarkan Tabel 4.1 diketahui bahwa rata-rata harga emas adalah sebesar 1,186. harga maksimum sebesar 1,394 terdapat pada periode ke 109 (31 Oktober 2024), sedangkan harga minimumnya adalah 1,004 terdapat pada periode ke 21 (10 Februari 2024) dengan standart deviasi 0,112 . Sementara harga perak memiliki nilai rata-rata 1,409 harga maksimum sebesar 1,742 terdapat pada periode ke 105 (19 Oktober 2024), sedangkan harga minimumnya adalah 1,114 terdapat pada periode ke 21 (10 Februari 2024) dengan standart deviasi 0,179.

Keterangan:

Emas : Satuannya (Juta)

Perak : Satuannya (Puluhan Ribu)

Plot data harga emas dan perak terdapat pada Gambar 1. di bawah ini.



Gambar 1. Data Asli Harga Emas Dan Perak

UJI STASIONERITAS

Stasioner merupakan syarat utama yang harus dipenuhi dalam pemodelan data *time series*, yakni stasioner dalam *varians* dan *mean*. Jika asumsi kestasioneran ini tidak terpenuhi maka model yang nantinya diperoleh akan menghasilkan kesimpulan yang salah. Data yang stasioner berarti data tersebut tidak terdapat perubahan yang drastis atau fluktuasi data berada di sekitar nilai rata-rata yang konstan dan tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut. Kestasioneran data bisa dilihat dari plot, gambar *correlogram* dan hasil uji *uni root* ($p - value$).

Metode yang banyak digunakan untuk mengetahui kestasioneran data yaitu dengan uji akar unit menggunakan metode ADF. Jika diketahui data tersebut belum stasioner atau tidak maka diperlukan proses *differencing*. Data dikatakan stasioner jika nilai $ADF < \text{nilai kritis}$ dan dikatakan data tidak stasioner jika nilai $ADF > \text{nilai kritis}$. Hasil uji ADF dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Uji ADF

Variabel	$p - value$
Emas	0.4759
Perak	0.6015

Berdasarkan Tabel 3 hasil uji ADF diketahui bahwa data belum stasioner dalam rata-rata karena diperoleh hasil harga emas dengan $p - value = 0,4759 > \alpha(0,05)$ dan harga perak memperoleh hasil $p - value = 0,6015 > \alpha(0,05)$ maka perlu dilakukan *differencing* pada transformasi hingga diperoleh nilai $p - value = 0,01 < \alpha(0,05)$ yang berarti bahwa data telah stasioner. Dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil *Differencing*

Variabel	$p - value$
Emas	0.01
Perak	0.01

Berdasarkan Tabel 4 hasil uji stasioneritas data harga emas dan perak setelah *differencing*, dan diperoleh nilai $p - value$ 0,01 dengan hipotesis yang sama dengan pengujian sebelumnya. Maka disimpulkan bahwa data harga emas (y_1) dan perak (y_2) setelah *differencing* 1 kali sudah stasioner.

PENENTUAN LAG OPTIMUM VARMA

Sebelum melakukan uji VARMA terlebih dahulu perlu menentukan panjang *lag* optimalnya, karena uji VARMA sangat peka terhadap banyaknya *lag* optimal dapat dilihat dengan nilai AIC (*Akaike Information Criteria*) yang paling minimum. Panjang *lag* yang diikutsertakan dalam pengujian ini 10 model, karena data yang dipakai adalah data harian (3 hari sekali) selama 1 tahun. Panjang *lag* ini dirasa sudah cukup untuk menggambarkan data dengan periode tersebut. Nilai AIC dapat dilihat pada Tabel 5 berikut:

Tabel 5. Nilai AIC Model

Model	AIC
VARMA (1,1)	-15.59874
VARMA (1,9)	-14.08028
VARMA (2,8)	-3.394997
VARMA (3,7)	-9.257312
VARMA (5,5)	-13.67574
VARMA (5,6)	5.449192
VARMA (6,4)	-14.02224
VARMA (6,5)	-11.83796
VARMA (6,6)	-2.211767
VARMA (7,4)	-12.82049

Pada Tabel 5 dapat dilihat hasil identifikasi nilai AIC terkecil terdapat pada VARMA (1,1) yaitu sebesar -15.59874 sehingga model VARMA yang digunakan adalah VARMA orde satu atau VARMA (1,1).

UJI KOINTEGRITAS

Data deret waktu umumnya bersifat non-stasioner dan diperoleh melalui proses *random-walk*. Persamaan regresi yang menggunakan peubah yang non stasioner akan mengarah pada hasil yang palsu (*spurious*). Dalam mengembangkan model deret waktu perlu dibuktikan apakah stokastik yang menghasilkan data tersebut dapat diasumsikan tidak bervariasi karena waktu. Jika proses stokastik tetap dari waktu ke waktu, yang berarti prosesnya stasioner, maka dapat disusun model dengan persamaan yang menghasilkan koefisien tetap yang dapat diduga dari data waktu yang lalu.

Hipotesis dalam uji ini adalah:

H_0 : tidak ada kointegrasi antara harga emas dan perak

H_1 : ada kointegrasi antara harga emas dan perak

Kriteria pengambilan keputusan dalam uji ini adalah tolak H_0 Jika probabilitasnya kurang dari 0,01 (taraf uji yang digunakan dalam uji ini adalah 1%) Apabila nilai probabilitasnya lebih dari 0,01 maka gagal tolak H_0 . Hasil uji kointegritas dalam penelitian ini adalah kurang dari 0,01 maka keputusannya adalah tolak H_0 maka dapat diartikan bahwa ada hubungan kointegritas pada salinitas dan suhu air laut Hal ini juga mengartikan bahwa model VARMA tidak cocok apabila digunakan untuk meramalkan harga emas dan perak dalam jangka panjang.

ESTIMASI PARAMETER MODEL

Model VARMA yang digunakan pada penelitian ini adalah VARMA orde ke-1 atau VARMA (1,1). Hasil parameter model VARMA (1,1) pada data harga emas dan perak.

Tabel 6. Estimasi Parameter

Model	Estimasi	$p - value$	Signifikansi
b_{10}	1.028	2×10^{16}	***
b_{11}	0.013	0.079	
b_{12}	1.505	3.68×10^8	***
b_{13}	-0.445	0.105	
b_{20}	1.020	2×10^{16}	***
b_{21}	-0.042	2.98×10^8	***
b_{22}	-1.627	2.20×10^6	***
b_{23}	0.375	0.1820	

***: signifikan pada taraf 0.001

Model-model yang terbentuk merupakan model yang diestimasi dengan menggunakan metode kuadrat terkecil yang diperoleh persamaan berikut:

$$Y_1 = (1.028 * 1.355)_{y-1} + (0.013 * 1.584)_{y-1} - (1.020 * (-0.045))_{y-1} - (0.042 * (-0.074))_{y-1}$$

$$Y_2 = (1.505 * 1.355)_{y-1} - (0.445 * 1.584)_{y-1} - (1.627 * (-0.045))_{y-1} + (0.375 * (-0.074))_{y-1}$$

Nilai RMSE yang dihasilkan menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang rendah, yaitu sebesar 0,014 untuk emas dan 0,037 untuk perak, sehingga model dapat dikatakan cukup baik dalam memodelkan data.

UJI ASUMSI RESIDUAL

UJI WHITE NOISE

Dalam model deret waktu, residual harus saling independent antar deret waktu dan memiliki varians konstan (*white noise*). Berikut adalah tahapan pemeriksaan residual apakah memenuhi syarat *white*

noise atau tidak. Pengujian ini menggunakan uji *portmanteau* dengan membandingkan nilai $p - value$ dengan nilai signifikan 0,05. Hasil uji *white noise* dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Uji White Noise

Variabel	$p - value$
Emas	0.496
Perak	0.928

Berdasarkan Tabel 7 $p - value$ residual untuk variabel Emas dan Perak masing-masing sebesar 0,496 dan 0,928. Karena keduanya melebihi (0,05), dapat disimpulkan bahwa residual tidak mengandung autokorelasi dan telah memenuhi asumsi *white noise*. Artinya, model sudah cukup baik dalam merepresentasikan data.

UJI DISTRIBUSI NORMAL

Asumsi berikutnya yang harus dipenuhi agar model terbaik yang dipilih layak untuk digunakan adalah asumsi distribusi normal dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Uji Distribusi Normal

Variabel	$p - value$
Emas	0.151
Perak	0.054

Berdasarkan Tabel 8 $p - value$ residual untuk Emas (0,151) dan Perak (0,054) lebih besar dari 0,05. Artinya, residual keduanya mengikuti distribusi normal dan telah memenuhi asumsi normalitas.

UJI HETEROSKEDASTISITAS

Uji heteroskedastisitas dilakukan untuk mengetahui apakah model memiliki varians residual yang konstan (homoskedastis) atau tidak (heteroskedastis). Dalam pengujian ini digunakan pendekatan statistik, dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Uji Heteroskedastisitas

Variabel	$p - value$
Emas	0.571
Perak	0.582

Berdasarkan Tabel 9 nilai $p - value$ pada masing-masing variabel menunjukkan angka yang melebihi 0,05. Oleh karena itu, hipotesis nol (H_0) tidak dapat ditolak untuk kedua variabel tersebut. Hal ini mengindikasikan bahwa model pada variabel Emas

dan Perak tidak mengandung gejala heteroskedastisitas. Dengan demikian, model dianggap memenuhi asumsi homoskedastisitas, yang berarti varians dari residual bersifat konstan.

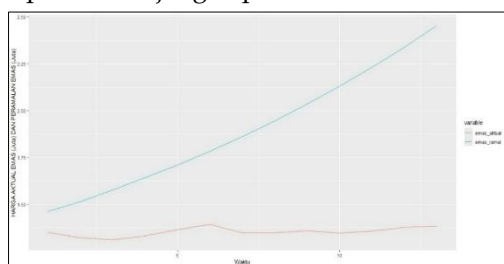
PERAMALAN HARGA EMAS DAN PERAK

Tahap selanjutnya yaitu melakukan *forecasting* atau peramalan untuk periode selanjutnya, dalam tahap ini akan dilakukan peramalan harga emas dan perak untuk 13 periode ke depan. Hasil peramalan tersebut dapat dilihat dalam Tabel 10.

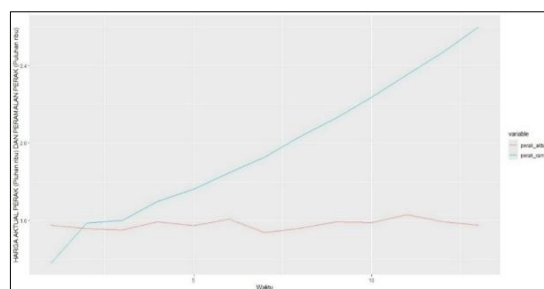
Tabel 10. Hasil Peramalan

Periode	Data Aktual		Data Peramalan	
	Emas (juta)	Perak (Puluhan Ribu)	Emas (juta)	Perak (Puluhan Ribu)
1	1.355	1.584	1.462	1.380
2	1.351	1.575	1.515	1.587
3	1.320	1.556	1.577	1.600
4	1.311	1.550	1.641	1.698
5	1.331	1.592	1.710	1.760
6	1.364	1.571	1.784	1.846
7	1.392	1.606	1.861	1.927
8	1.347	1.536	1.946	2.034
9	1.349	1.559	2.036	2.129
10	1.359	1.592	2.130	2.236
11	1.345	1.588	2.232	2.352
12	1.357	1.629	2.339	2.469
13	1.377	1.592	2.454	2.600

Berdasarkan Tabel 10 hasil peramalan harga emas dan perak untuk 13 periode ke depan menunjukkan tren peningkatan bertahap. peramalan harga emas naik dari 1.462 hingga mencapai 2.454, dan perak dari 1.380 hingga mencapai 2.600. dengan nilai MAPE Emas sebesar 40,2% dengan nilai interpretasi tergolong buruk, dan untuk nilai MAPE Perak yaitu sebesar 26,6% dengan nilai interpretasi tergolong layak, Meski terdapat selisih dengan data aktual di beberapa periode, model mampu menggambarkan arah tren yang konsisten, sehingga baik digunakan untuk peramalan jangka pendek.



Gambar 2. Peramalan Harga Emas



Gambar 3. Peramalan Harga Perak

Gambar 2 dan Gambar 3 menampilkan grafik hasil peramalan harga emas dan perak. Keduanya menunjukkan tren kenaikan yang konsisten dari waktu ke waktu.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Ibu Ira Yudistira, M.Si., selaku Dosen Pembimbing I, dan Bapak Dr. Kuzairi, M.Si., selaku Dosen Pembimbing II, atas bimbingan, koreksi, dan arahan yang sangat membantu dalam penyelesaian penelitian ini.

PENUTUP

SIMPULAN

Pada penelitian ini terdapat dua variabel yaitu harga emas (y_1), dan harga perak (y_2), dan didapatkan model VARMA dengan orde (1,1) atau VARMA (1,1) untuk mengestimasi harga emas dan perak. Model model yang terbentuk merupakan model yang diestimasi dengan menggunakan metode kuadrat terkecil dan diperoleh persamaan berikut:

$$Y_1 = (1.028 * 1.355)_{y-1} + (0.013 * 1.584)_{y-1} - (1.020 * (-0.045))_{y-1} - (0.042 * (-0.074))_{y-1}$$

$$Y_2 = (1.505 * 1.355)_{y-1} - (0.445 * 1.584)_{y-1} - (1.627 * (-0.045))_{y-1} + (0.375 * (-0.074))_{y-1}$$

Nilai RMSE model untuk harga emas sebesar 0,014, dan untuk perak sebesar 0,037, menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang rendah dan cukup baik dalam melakukan peramalan harga kedua komoditas tersebut.

Hasil peramalan harga emas dan perak selama 13 periode menunjukkan tren peningkatan bertahap. Harga emas diperkirakan naik dari 1,462 menjadi 2,454, dan perak dari 1,380 menjadi 2,600. Nilai MAPE peramalan emas sebesar 40,2% termasuk layak, sedangkan MAPE peramalan perak sebesar 26,6% tergolong layak. Meskipun terdapat selisih dengan data aktual, model mampu menggambarkan

arah tren dengan konsisten dan sesuai digunakan untuk peramalan jangka pendek.

SARAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan variabel preditor yang digunakan adalah waktu dalam 3 hari sekali, untuk penelitian selanjutnya bisa dikembangkan menggunakan data harian (setiap hari) atau variabel-variabel lain. Untuk model VARMA apabila terdapat kointegritas antar data yang tidak stasioner maka bisa menggunakan metode *Vector Error Correlation Model* (VECM).

DAFTAR PUSTAKA

<https://harga-emas.org/>

- Aktivani, S. (2020, November). uji Stasioneritas Data Inflasi Kota Padang Periode 2014-2019. *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*, 20(2), 83-90.
- Amboy, M. S., Palandeng, I. D., & Rondonuwu, C. N. (2024). Pengaruh Harga Kualitas Pelayanan dan Lokasi Terhadap Kepuasan Pelanggan Dalam Pembelian Produk Sembako Pada PADA UD. KAMAL. *Jurnal EMBA*, 12(3), 412-422.
- Amini, A., & Kalantari, R. (2024). Gold Price by a CNN-Bi-LSTM Model Along with Automatic Parameter Tuning. *Journal Pone*, 19(3), 1-17.
- Benítez, P. L., García, M. C., & Riquelme, J. C. (2021). An Experimental Review on Deep Learning Architectures for Time Series Forecasting. *International Journal of Systems*, 31, 3.
- Djani, R. J., & Latupeirissa, S. J. (2020). Peramalan Harga Emas Di Indonesia Tahun 2014-2019 Dengan Metode Arima Box-Jenkins. *Journal of Statistics and Its Applications*, 2(2), 53-62.
- Eliyatiningsih, & Mayasari, F. (2019). Integrasi Pasar Cabai Merah di Kabupaten Jember (Pendekatan Kointegritas Engle-Granger). *Jurnal Pertanian Agros*, 21(1), 45-51.
- Fauziah, A., & Atok, R. M. (2022). Analisis Risiko Saham Sektor Perbankan Menggunakan Value at Risk dan Expected Shortfall dengan Pendekatan VARMA-GARCH. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 11(6), 1-7.
- Gono, D. N., Herlina, N., & Firdaniza. (2023). Silver Price Forecasting Using Extreme Gradient Boosting (XGBoost) Method. *Matematika*, 11(18), 3813.
- Handayani, R., Wahyuningsih, S., & Yuniarti, D. (2018, November). Pemodelan Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) Pada Data Inflasi di Kota Samarinda dan Kota Balikpapan. *Jurnal Eksponensial*, 9(2), 153-161.
- Hardani, P. R., Hoyyi, A., & Sudarno. (2017). Peramalan Laju Inflasi, Suku Bunga Indonesia dan Indeks Harga Sham Gabungan Menggunakan Metode Autoregressive (VAR). *Gaussian*, 6(1), 101-110.
- Heriansyah, E., & Hasibuan, S. (2016). Implementasi Metode Peramalan pada Permintaan Bracket side Stand K59a. *Jurnal PASTI*, 12(2), 209 - 223.
- Jamila, A. U., Siregar, B. M., & Yunis, R. (2021, Maret). Analisis Runtun Waktu untuk Memprediksi Jumlah Mahasiswa Baru dengan Model ARIMA. *Paradigma*, 23(1), 1-8.
- Pratama, R. I., & Saputro, D. R. (2018). Model Runtun Waktu Vector Autoregressive Moving Average With Exogenous Variable (Varmax). *KNPMP*.
- Purnama, D. I. (2021, Januari). Peramalan Harga Emas Saat Pandemi Covid-19 Menggunakan Model Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average - Support Vector Regression. *Jambura Journal of Matematika*, 3(1), 52-65.
- Ravichandran, S., & Yashavanth, B. (2020, January). ARIMA Vs VARMA - Modelling and Forecasting of India's Cereal Production. *Journal of The Indian Society of Agricultural Statistics*, 74(2), 121-128.
- Rizal, Y., & Ramadhani, S. (2024, Desember). Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode Average Based Fuzzy Time Series. *Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*, 5(3), 1-14.
- Satrio, C. B., Darmawan, W., Nadia, B. U., & Hanafiah, N. (2021). Time Series Analysis and Forecasting of Coronavirus Disease in Indonesia Using ARIMA Model and PROPHET. *Procedia Computer Science*, 524-532.
- Sutawijaya, A., & Lestari, E. (2013). Penerapan Model Vector Auto Regression dalam Interaksi Kebijakan Fisikal dan Moneter di Indonesia. *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, XIV(1), 66-77.
- Ulya, A. (2019). Peramalan Harga Saham Penutupan Menggunakan Metode Vector Autoregressive Moving Average (Varma). Malang: Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
- Upa, S., Garonga, M., & Pabutungan, R. (2023, Desember). Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode Fuzzy Time Series. *INFINITY*, 3(2), 1-11.

- Utami, W. W. (2020). *Pemodelan Ispa, Faktor Cuaca dan PM10 dengan Menggunakan Vector Autoregressive*. Pekanbaru: Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Syarif Kasim Riau.
- Witono, Turisna, & S, A. S. (2022, Oktober). Perbandingan Model Saxena Easo dan Model Chen Hsu pada Fuzzy Time Series untuk Prediksi Harga Emas. *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi*, 10(4), 403-410.