

Peramalan Harga Logam Mulia Antam Satu Gram Menggunakan Metode Arima Kalman Filter

Wulan Milanka Lestari*, Teti Sofia Yanti

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Islam Bandung, Indonesia.

*wulanmilanka2000@gmail.com, tetisofiaiyanti@unisba.ac.id

Abstract. In this study, forecasting will be carried out on the price of one gram of Antam's precious metal using the ARIMA Kalman Filter method. Based on the research results from forecasting data for Antam's Precious Metals price of one gram (before tax) per day at the LM Precious Metals Boutique - Bandung using the ARIMA Kalman Filter method, the best forecasting model is the ARIMA Kalman Filter (1,1,0) model with the equation $Y_t = 308.50 - 0.2039Y_{t-1} + e_t$. With the implementation of the Kalman Filter algorithm, the results of forecasting data on the Precious Metals price of one gram (before tax) per day at the LM Precious Metals Boutique – Bandung become more accurate. This is indicated by the decrease in the MAPE value from 45.37% using the ARIMA model (1,1,0) to 38.73% after applying the Kalman Filter algorithm to the ARIMA model (1,1,0).

Keywords: *Forecasting, ARIMA Kalman Filter, Precious Metal Prices.*

Abstrak. Peramalan adalah proses untuk memprediksi masa depan berdasarkan data masa lalu. ARIMA Kalman Filter adalah metode peramalan yang menggabungkan analisis model ARIMA dan algoritma Kalman Filter untuk optimalisasi model. Kalman Filter adalah sekumpulan persamaan matematik untuk mengestimasi state proses dengan efisien dan rekursif, dengan tujuan meminimalkan galat. Tujuan peramalan adalah untuk mengetahui nilai masa depan yang berguna dalam pengambilan keputusan investasi logam mulia. Penelitian ini meramalkan harga logam mulia Antam dengan metode ARIMA Kalman Filter. Logam mulia adalah instrumen investasi aman yang nilai investasinya akan terjaga. Berdasarkan hasil penelitian dari peramalan data harga Logam Mulia antam satu gram (sebelum pajak) per hari di Butik Logam Mulia LM – Bandung menggunakan metode ARIMA Kalman Filter maka didapat model peramalan terbaik adalah model ARIMA Kalman Filter (1,1,0) dengan persamaan $Y_t = 308.50 - 0.2039Y_{t-1} + e_t$. Dengan diterapkannya algoritma Kalman Filter, hasil dari peramalan data harga Logam Mulia antam satu gram (sebelum pajak) per hari di Butik Logam Mulia LM – Bandung menjadi lebih akurat. Hal ini ditunjukkan dengan menurunnya nilai MAPE dari 45,37% menggunakan model ARIMA (1,1,0) menjadi 38,73% setelah diterapkan algoritma Kalman Filter pada model ARIMA (1,1,0).

Kata Kunci: *Peramalan, ARIMA Kalman Filter, Harga Logam Mulia.*

A. Pendahuluan

Peramalan adalah suatu proses untuk mengetahui suatu gambaran di masa depan berdasarkan data masa lampau. Hasil peramalan tersebut dapat digunakan sebagai bahan untuk melakukan analisis terkait keputusan yang akan diambil. Terdapat banyak sekali metode analisis untuk melakukan suatu peramalan data deret waktu seperti metode smoothing exponential, metode autoregressive, metode ARIMA, dan banyak lagi metode lainnya. Semakin kecil nilai galat dari suatu model peramalan maka model tersebut semakin baik. Untuk mendapatkan model peramalan terbaik dapat dilakukan perbandingan terhadap beberapa model.

ARIMA Kalman Filter adalah suatu metode peramalan model ARIMA dimana dalam optimalisasi modelnya menggunakan penerapan algoritma Kalman Filter. Kalman Filter merupakan sekumpulan persamaan matematik yang menawarkan cara komputasi rekursif dan efisien untuk mengestimasi state dari sebuah proses, sedemikian rupa sehingga meminimumkan rata-rata dari kuadrat galat. State menunjukkan lag data dan lag galat yang diperoleh dari model ARIMA. Algoritma Kalman Filter mengestimasi satu proses melalui mekanisme kontrol umpan balik, dengan cara filter mengestimasi state dari proses kemudian mendapat umpan balik berupa nilai hasil pengukuran yang bercampur dengan noise. Persamaan untuk Kalman filter dikelompokkan dalam dua bagian yaitu persamaan update waktu (prediksi) dan persamaan update pengukuran (koreksi). Persamaan prediksi bertugas untuk mendapatkan nilai pra-estimasi untuk waktu selanjutnya, sedangkan persamaan koreksi bertugas untuk keperluan umpan balik, seperti memadukan hasil pengukuran terbaru dengan nilai pra-estimasi untuk mendapatkan nilai pasca-estimasi yang lebih baik. Harapan dengan diterapkannya algoritma Kalman Filter pada model ARIMA tersebut dapat meminimalisasi nilai galat sehingga dapat diperoleh model peramalan yang lebih baik dari sebelumnya. Tujuan dari peramalan adalah mengetahui gambaran nilai masa depan yang dapat dimanfaatkan untuk pengambilan keputusan, salah satunya investasi logam mulia.

Logam mulia disebut sebagai instrument investasi “safe heaven” yang artinya aset investasi tersebut akan tetap terjaga nilainya meskipun perekonomian sedang buruk. Instrumen investasi ini banyak diminati karena dapat menjaga kekayaan para investor. Berdasarkan informasi yang diperoleh dari <https://www.logammulia.com/id/> harga 1 gram logam mulia Antam pada tanggal 30 Desember 2019 hingga tanggal 30 Desember 2020 meningkat sebesar 25,16%. Investasi logam mulia terbaik adalah membeli logam mulia pada saat harga terendah dan menjualnya kembali pada saat harga tertinggi.

Berdasarkan pemaparan diatas maka akan dilakukan peramalan harga satu gram logam mulia Antam menggunakan metode ARIMA Kalman Filter berdasarkan data harga harian logam mulia Antam yang didapatkan dari laman dari <https://www.logammulia.com/id/>. Diharapkan hasil dari penelitian ini didapatkan model terbaik untuk meramalkan harga logam mulia pada masa mendatang sehingga dapat memudahkan para investor untuk melakukan investasi logam mulia dengan baik yaitu membeli logam mulia pada harga terendah dan menjualnya pada harga tertinggi.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka perumusan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut: “Bagaimana model peramalan dan hasil peramalan harga satu gram logam mulia Antam menggunakan metode ARIMA Kalman Filter?”. Selanjutnya, tujuan dalam penelitian ini diuraikan dalam pokok-pokok sbb.

1. Untuk mengetahui model peramalan harga satu gram logam mulia Antam menggunakan metode ARIMA Kalman Filter.
2. Untuk mengetahui hasil peramalan harga satu gram logam mulia Antam menggunakan model peramalan ARIMA Kalman Filter

B. Metodologi Penelitian

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode ARIMA Kalman Filter. Penelitian ini menggunakan bantuan aplikasi *R-Studio* dalam pengolahan datanya. Berikut langkah peramalan data deret waktu menggunakan metode ARIMA Kalman Filter :

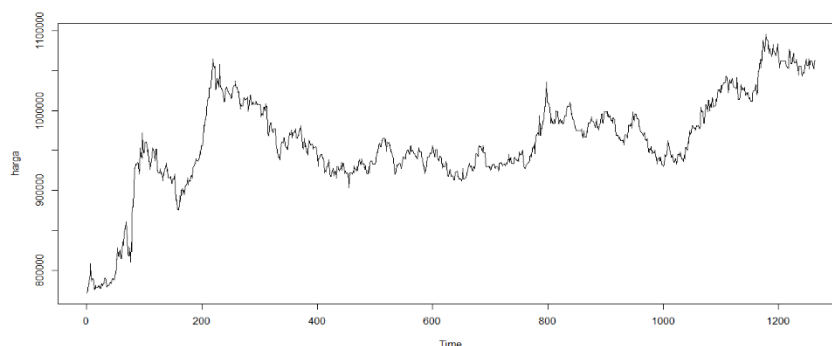
1. Menyiapkan data yang akan dipakai yaitu data harga logam mulia Antam satu gram (sebelum pajak).

2. Membuat plot data untuk mengetahui karakter dari data yang digunakan.
3. Melakukan uji stationeritas dari data harga logam mulia Antam satu gram dengan uji *augmented dickey-fuller* (ADF) hingga diperoleh data yang stationer.
4. Melakukan identifikasi model dengan melihat grafik *autocorrelation function* (ACF) dan *partial autocorrelation function* (PACF) dari data rata-rata harga logam mulia Antam satu gram.
5. Melakukan penaksiran parameter dari data yang didapatkan dari langkah 3. Lalu melakukan uji signifikansi parameter untuk menentukan apakah parameter yang didapat berpengaruh terhadap model atau tidak.
6. Melakukan pemeriksaan diagnostik pada beberapa model untuk melihat apakah residualnya *white noise* atau tidak dengan uji Ljung-Box. Apabila residualnya *white noise* maka model tersebut dapat digunakan.
7. Memperoleh model terbaik dengan indikator nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terkecil dari model ARIMA yang mungkin terbentuk yang diperoleh dari langkah 6.
8. Penerapan algoritma Kalman Filter dalam optimalisasi parameter model ARIMA yang terdiri dari :
 - Tahap prediksi untuk mendapatkan nilai pra-estimasi dengan persamaan : $\hat{X}(t+1|t) = AX(t+1|t) + BU(t+1)$.
dengan kovarians *error*:
$$P(t+1|t) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\hat{X}(t+1|t) - X(t+1|t))(\hat{X}(t+1|t) - X(t+1|t))^T$$
 - Tahap koreksi untuk mendapatkan nilai pasca-estimasi dengan persamaan : $\hat{X}(t+1|t+1) = \hat{X}(t+1|t) + K(t+1)(Z(t+1) - HX(t|t))$.
dan nilai *kalman gain*: $K(t+1) = \frac{P(t+1|t)H^T}{BP(t+1|t)H^T + Q}$
dengan kovarians *error* : $P(t+1|t+1) = (I - K(t+1)H)P(t+1|t)$.
9. Setelah mendapatkan model ARIMA Kalman Filter maka akan dilakukan peramalan terhadap data harga logam mulia Antam satu gram untuk empat belas periode kedepan.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Deskripsi Data

Data harga Logam Mulia Antam satu gram (sebelum pajak) per hari di Butik Logam Mulia LM – Bandung yang digunakan dalam penelitian ini dari periode 02 Januari 2020 hingga 18 Juni 2023. Jumlah data yang dianalisis pada penelitian ini adalah 1264 data. Berdasarkan data yang ada dapat dibuat grafik data yang dapat dilihat pada gambar dibawah ini .



Gambar 1. Grafik Data Harga Logam Mulia Antam Satu Gram per Hari

Dari gambar 1 dapat dilihat bahwa pola data harga logam mulia Antam belum stasioner baik rata-rata maupun variansnya. Untuk membuktikan dugaan tersebut diperlukannya pengujian

formal untuk mengetahui apakah data harga logam mulia Antam stasioner dalam rata-rata dan variansnya atau tidak.

Uji Stasioneritas

Setelah melihat Gambar 4.1 didapat dugaan bahwa data belum stasioner maka dari itu diperlukannya pengujian formal untuk membuktikan dugaan tersebut. Uji akar unit (unit root test) adalah uji untuk mengetahui stasioneritas data deret waktu. Uji yang digunakan adalah uji ADF dengan hipotesis sebagai berikut :

$H_0 : \delta = 0$ (data nonstationer karena mengandung akar unit)

$H_1 : \delta \neq 0$ (data stasioner karena tidak mengandung akar unit)

Hasil pengujian stasioneritas menggunakan uji akar unit dengan metode Augmented Dickey-Fuller (ADF) diperoleh hasil seperti pada Tabel di bawah ini :

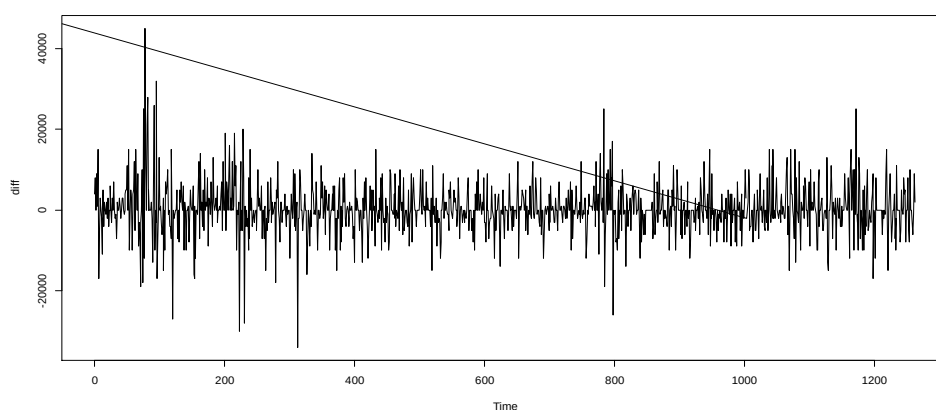
Tabel 1. Uji ADF Data Harga Logam Mulia Antam

	<i>t-statistics</i>	<i>probabillity value</i>
<i>Augmented Dickey-Fuller</i>	-2.9872	0.1604

Dari Tabel 1 dapat diketahui dengan menggunakan taraf nyata 5% probabillity value lebih kecil dari taraf nyata ($0.1604 > 0.05$) maka H_0 diterima. Maka dapat disimpulkan bahwa data mengandung akar unit atau data harga logam mulia antam tidak stasioner. Karena data tidak stasioner maka perlu dilakukannya penyesuaian berupa differencing hingga didapat data stasioner.

Differencing Data

Berdasarkan hasil pengujian ADF sebelumnya dikehutui bahwa data tidak stasioner sehingga diperlukannya dilakukan penyesuaian berupa *differencing*. pada penelitian ini akan dilakukan proses *differencing* orde pertama atau menggunakan *lag 1* untuk membuat rata-rata data menjadi stasioner. Data yang telah melalui proses *differencing* disebut dengan data *return*. Grafik data *return* harga logam mulia antam dapat dilihat pada gambar 2 :



Gambar 2. Grafik Data Return Harga Logam Mulia Antam

Dari gambar 2 dapat diketahui bahwa pola data sudah lebih baik dibandingkan dengan pola data sebelum proses differencing. Diduga data return harga logam mulia Antam stasioner baik rata-rata maupun variansnya. Untuk membuktikan dugaan tersebut dilakukan kembali pengujian formal dengan uji ADF dengan hipotesis sebagai berikut :

$H_0 : \delta = 0$ (data nonstationer karena mengandung akar unit)

$H_0 : \delta \neq 0$ (data stationer karena tidak mengandung akar unit)

Berdasarkan data harga return logam mulia Antam satu gram, hasil pengujian stasioneritas menggunakan uji akar unit dengan metode Augmented Dickey-Fuller (ADF) diperoleh hasil seperti pada Tabel di bawah ini :

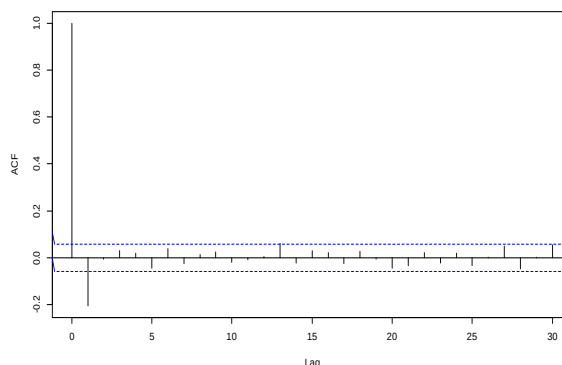
Tabel 2. Uji ADF Data *Return* Harga Logam Mulia Antam

	<i>t-statistics</i>	<i>probabillity value</i>
<i>Augmented Dickey-Fuller</i>	-10.142	0.01

Dari Tabel 2 dapat diketahui dengan menggunakan taraf nyata 5% probabillity value lebih kecil dari taraf nyata ($0.01 < 0.05$) maka H_0 ditolak. Maka dapat disimpulkan bahwa data return tidak mengandung akar unit atau data return harga logam mulia antam stasioner. Apabila data telah stasioner maka data dapat digunakan untuk peramalan menggunakan metode ARIMA Kalman Filter.

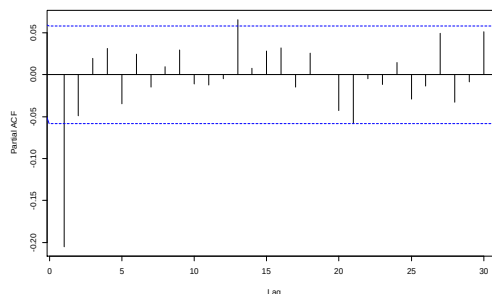
Identifikasi Model ARIMA

Identifikasi model ARIMA (p,d,q) dapat dilakukan dengan melihat *plot* ACF dan PACF. *Plot* ACF digunakan untuk mengidentifikasi ordo q pada ARIMA (p,d,q). Didapatkan *plot* ACF pada Gambar 3 dibawah ini :



Gambar 3 *Plot* ACF Data *Return* Harga Logam Mulia Antam

Dari Gambar 3 dapat dilihat bahwa *Plot* ACF Data *Return* Harga Logam Mulia Antam terpotong setelah *lag* ke-1 dan ke-2. Maka diketahui bahwa ordo q maksimum pada ARIMA (p,d,q) adalah 2. *Plot* PACF digunakan untuk mengidentifikasi ordo p pada ARIMA (p,d,q). Didapatkan *plot* PACF pada Gambar 4 dibawah ini :



Gambar 4 *Plot* PACF Data *Return* Harga Logam Mulia Antam

Dari Gambar 4 dapat dilihat bahwa *Plot* PACF Data *Return* Harga Logam Mulia Antam terpotong setelah *lag* ke-1. Maka diketahui bahwa ordo p maksimum pada ARIMA (p,d,q) adalah 1. Setelah dilakukan *differencing* dan melihat *plot* ACF dan PACF maka dugaan awal model maksimum ARIMA adalah (1,1,2).

Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA

Estimasi parameter model ARIMA ini menggunakan metode kemungkinan maksimum. Dari model maksimum ARIMA (1,1,2) akan ada beberapa kandidat model ARIMA untuk mendapatkan model ARIMA terbaik yaitu ARIMA (1,1,0), ARIMA (1,1,1), ARIMA (1,1,2), ARIMA (0,1,1), dan ARIMA (0,1,2). Berikut hasil estimasi parameter ARIMA (1,1,0) menggunakan metode kemungkinan maksimum :

Tabel 4.3 Estimasi Parameter Model ARIMA (1,1,0)

Parameter	Koefisien	Standard Error	P-Value
$\widehat{\beta}_0$	308.50	22.39	0.0168*
$\widehat{\beta}_1$	-0.2055	0.0291	<0.0001*

*)signifikan pada taraf nyata 5%

Berdasarkan hasil pada Tabel 4.3 maka dapat diketahui bahwa model ARIMA (1,1,0) memiliki persamaan : $Y_t = 308.50 - 0.2055Y_{t-1} + e_t$

Selanjutnya dilakukan uji signifikansi terhadap parameter β_0 dan parameter β_1 . Dengan hipotesis :

H0 : Parameter tidak berpengaruh terhadap model

H1 : Parameter berpengaruh terhadap model

Dari Tabel 4.3 diketahui nilai p-value untuk parameter β_0 adalah 0.0168 dan parameter β_1 adalah <0.0001 sehingga dengan menggunakan taraf nyata 5% (0.05) diketahui bahwa p-value lebih kecil dari taraf nyata maka, H0 ditolak sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa parameter β_0 dan parameter β_1 berpengaruh terhadap model. Dikarenakan seluruh parameter berpengaruh terhadap model maka, model dapat digunakan untuk peramalan. Dengan langkah yang sama dilakukan uji signifikansi parameter untuk model ARIMA (1,1,1), ARIMA (1,1,2), ARIMA (0,1,1), dan ARIMA (0,1,2).

Setelah dilakukan estimasi parameter dan uji signifikansi parameter untuk seluruh model ARIMA yang didapat, maka diketahui model ARIMA yang dapat digunakan untuk peramalan adalah ARIMA (0,1,1) dan ARIMA (1,1,0).

Pemeriksaan Model ARIMA

Pemeriksaan ini digunakan untuk mengetahui apakah residual dari model ARIMA bersifat *white-noise* (tidak terdapat korelasi antar residual dengan rata-rata sama dengan nol dan varian konstan) atau tidak. Uji yang digunakan adalah uji Ljung-Box. Berikut hipotesis uji Ljung-Box untuk model ARIMA (1,1,0):

H0 : $k = 0$ (tidak terdapat korelasi residual antar lag)

H1 : paling sedikit ada satu $k \neq 0$ (terdapat korelasi residual antar lag)

Berikut tabel hasil pengujian untuk model ARIMA (1,1,0) dengan uji Ljung-Box :

Tabel 4 Uji Ljung-Box Model ARIMA (1,1,0)

	Ljung-Box	Probabillity Value
ARIMA (1,1,0)	0.1494	0.6991

Diketahui dari tabel 4 bahwa dengan menggunakan taraf nyata 5% nilai *probabillity value* dari model ARIMA (1,1,0) lebih besar dari taraf nyata ($0.6991 > 0.05$) maka, H0 diterima. Maka dapat diketahui bahwa tidak terdapat korelasi residual antar lag atau residual pada model ARIMA (1,1,0) *white-noise*. Maka model ARIMA (1,1,0) dapat digunakan untuk peramalan.

Selanjutnya dengan cara yang sama dengan model ARIMA (1,1,0) dilakukan pemeriksaan model untuk model ARIMA (0,1,1). Bentuk model, hasil dari pengujian

signifikansi parameter, dan hasil uji Ljung-Box dari model ARIMA(1,1,0), ARIMA (1,1,1), ARIMA (1,1,2), ARIMA (0,1,1), dan ARIMA (0,1,2) dapat dilihat pada Tabel 5 :

Tabel 5. Bentuk, Hasil Uji Signifikan Parameter, dan Pemeriksaan Residual Model ARIMA.

ARIMA	Bentuk Model	Uji Signifikan Parameter	Pemeriksaan Residual	Kesimpulan
ARIMA (1,1,0)	$Y_t = 308.50^* - 0.2055^*Y_{t-1} + e_t$	Signifikan	White Noise	Dapat digunakan untuk peramalan
ARIMA (1,1,1)	$Y_t = -0.0401Y_{t-1} - 0.1725e_{t-1} + e_t$	Tidak Signifikan	-	Tidak dapat digunakan untuk peramalan
ARIMA (1,1,2)	$Y_t = -0.1059Y_{t-1} - 0.1061e_{t-1} - 0.0153e_{t-2} + e_t$	Tidak Signifikan	-	Tidak dapat digunakan untuk peramalan
ARIMA (0,1,1)	$Y_t = 255.3^* + 0.2126^*e_{t-1} + e_t$	Signifikan	White Noise	Dapat digunakan untuk peramalan
ARIMA (0,1,2)	$Y_t = -0.2134e_{t-1} + 0.0111e_{t-2} + e_t$	Tidak Signifikan	-	Tidak dapat digunakan untuk peramalan

*)signifikan pada taraf nyata 5%

Pemilihan Model ARIMA Terbaik

Pemilihan model terbaik dapat dilakukan dengan melihat nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dari model ARIMA yang didapat. Setelah dilakukan perhitungan didapat nilai MAPE dari model ARIMA yang ada sebagai berikut :

Tabel 6. Nilai MAPE Model ARIMA

Model	MAPE
ARIMA (0,1,1)	49.56%
ARIMA (1,1,0)	45.31%

Dari tabel 4.12 dapat diketahui bahwa nilai MAPE model ARIMA (1,1,0) lebih kecil dari nilai MAPE model ARIMA (0,1,1). Maka, model ARIMA (1,1,0) merupakan model terbaik untuk peramalan.

Penerapan Algoritma Kalman Filter dalam Optimalisasi Parameter Model ARIMA

Setelah diperoleh model ARIMA terbaik maka akan dilakukan optimalisasi parameter model ARIMA menggunakan algoritma kalman filter. Langkah pertama yang dilakukan adalah dengan membuat persamaan *state* dan persamaan pengukuran dari persamaan ARIMA yang didapat. Selanjutnya dilakukan tahap inisialisasi. Lalu dilakukan tahap prediksi untuk menentukan nilai pra-estimasi dan selanjutnya dilakukan tahap koreksi untuk mendapatkan nilai pasca-estimasi.

Setelah dilakukan perhitungan maka didapat hasil optimalisasi parameter model ARIMA (1,1,0) sebagai berikut :

Tabel 7 Optimalisasi Parameter Model ARIMA (1,1,0) dengan Metode Kalman Filter

Parameter	Nilai Taksiran	MAPE
β_1	-0.2039	38.73%

Berdasarkan hasil optimalisasi parameter pada Tabel 7 maka dapat diketahui bahwa model ARIMA Kalman Filter (1,1,0) memiliki persamaan $Y_t = 308.50 - 0.2039Y_{t-1} + e_t$.

Dari tabel 7 dapat diketahui bahwa nilai MAPE pada model ARIMA Kalman Filter (1,1,0) adalah 38,73% dimana nilai ini lebih kecil dari nilai MAPE pada model ARIMA (1,1,0) yaitu 45,37%. Maka dari itu model ARIMA Kalman Filter dapat menghasilkan nilai peramalan yang lebih baik dibandingkan dengan model ARIMA.

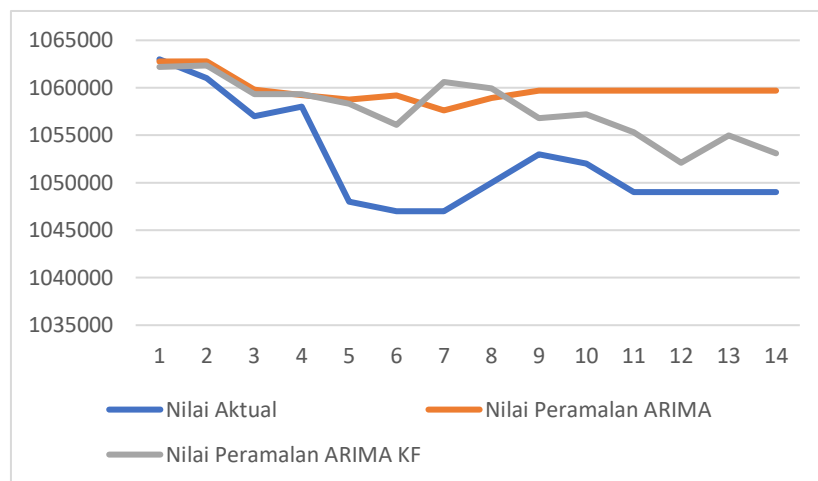
Peramalan Harga Logam Mulia

Selanjutnya dengan model ARIMA Kalman Filter (1,1,0) dan ARIMA (1,1,0) didapatkan masing-masing hasil peramalan harga logam mulia Antam selama 14 periode sebagai berikut :

Tabel 8. Hasil Peramalan Harga Logam Mulia Antam dengan Metode ARIMA dan ARIMA Kalman Filter.

Tanggal	Nilai Aktual	Nilai Peramalan ARIMA	Nilai Peramalan ARIMA KF
19 Juni 2023	1063000	1062769	1062184
20 Juni 2023	1061000	1062783	1062350
21 Juni 2023	1057000	1059811	1059316
22 Juni 2023	1058000	1059234	1059323
23 Juni 2023	1048000	1058762	1058322
24 Juni 2023	1047000	1059210	1056111
25 Juni 2023	1047000	1057618	1060625
26 Juni 2023	1050000	1058920	1059942
27 Juni 2023	1053000	1059701	1056810
28 Juni 2023	1052000	1059701	1057208
29 Juni 2023	1049000	1059701	1055314
30 Juni 2023	1049000	1059701	1052104
01 Juli 2023	1049000	1059701	1054981
02 Juli 2023	1049000	1059701	1053097

Berdasarkan Tabel 8 maka dapat dibuat grafik perbandingan dari nilai aktual, nilai peramalan dengan metode ARIMA dan ARIMA Kalman Filter dari data harga logam mulia Antam sebagai berikut :



Gambar 5 Grafik Perbandingan Nilai Aktual dengan Nilai Peramalan Metode ARIMA dan ARIMA Kalman Filter

Dari Gambar 5 dapat dilihat bahwa nilai peramalan menggunakan metode ARIMA cenderung lebih monoton dan datar sehingga nilai peramalannya lebih jauh daripada nilai aktual data. Sedangkan untuk nilai peramalan menggunakan metode ARIMA Kalman Filter dapat dilihat bahwa grafiknya cenderung lebih mengikuti pergerakan nilai aktual dan tidak monoton.

Nilai peramalan dengan metode ARIMA Kalman Filter lebih mendekati nilai aktual dari data dibandingkan dengan nilai peramalan dengan metode ARIMA. Maka dapat disimpulkan bahwa peramalan dengan metode ARIMA Kalman Filter lebih baik daripada peramalan dengan metode ARIMA.

D. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dari peramalan data harga Logam Mulia antam satu gram (sebelum pajak) per hari di Butik Logam Mulia LM – Bandung menggunakan metode ARIMA Kalman Filter maka didapat model peramalan terbaik adalah model ARIMA Kalman Filter (1,1,0) dengan persamaan sebagai berikut $Y_t = 308.50 - 0.2039Y_{t-1} + e_t$. Dengan diterapkannya algoritma Kalman Filter, hasil dari peramalan data harga Logam Mulia antam satu gram (sebelum pajak) per hari di Butik Logam Mulia LM – Bandung menjadi lebih akurat. Hal ini ditunjukkan dengan menurunnya nilai MAPE sebesar 6,64% dari 45,37% menggunakan model ARIMA (1,1,0) menjadi 38,73% setelah diterapkan algoritma Kalman Filter pada model ARIMA (1,1,0). Dari hasil peramalan yang didapat juga dapat diketahui bahwa data harga Logam Mulia antam satu gram (sebelum pajak) per hari di Butik Logam Mulia LM – Bandung cenderung menurun harganya untuk 14 periode ke depan.

Acknowledge

Terima kasih kepada Ibu Teti Sofia Yanti, Dra., M.Si., selaku Dosen Pembimbing yang telah membimbing dan membantu penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik. Bapak Dr. Nusr Hajarisman, M.Si, Bapak Ilham Faishal Mahdy, S.Stat., M.Stat., Ibu Nur Azizah Komara Rifai S.Si., M.Si., Bapak Abdul Kudus M.Si., Ph.D., dan Ibu Fitri Amanah, S.Si., M.Sc. selaku dosen penguji yang telah memberikan sumbangan pikiran berupa koreksi dan saran untuk kesempurnaan skripsi ini. Keluarga dan teman-teman yang memberikan dukungan sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik

Daftar Pustaka

- [1] Fitria, I. & Hasanah, P., 2017. Penerapan Algoritma Kalman Filter dalam Prediksi Kecepatan Angin di Kota Balikpapan. *SPECTA Journal of Technology*, Volume 1(2), pp. 25-32.
- [2] F. & Surjoko, F. O., 2013. Pandangan Investor terhadap Logam Mulia sebagai Investasi Sejak 2012. *Jurnal Ilmiah Fakultas Ekonomi Universitas Katolik Parahyangan*, Volume 17(2), pp. 1-8.
- [3] Hatidja, D., 2011. Penerapan Model ARIMA untuk Memprediksi Harga Saham PT. Telkom Tbk.. *Jurnal Ilmiah Sains*, Volume 11(1), pp. 116-123.
- [4] Kurniawan, T., Hanafi, L. & Apriliani, E., 2014. Penerapan Metode Filter Kalman dalam Perbaikan Hasil Prediksi Cuaca dengan Metode ARIMA. *Jurnal Sains dan Seni Pomits*, Volume 3(2), pp. A28-A33.
- [5] Pradana, M. S., Rahmalia, D. & Prahastini, E. D. A., 2020. Peramalan Nilai Tukar Petani Kabupaten Lamongan dengan ARIMA. *Jurnal Matematika*, Volume 10(2), pp. 91-104.
- [6] Rizal, J. & Akbar, S., 2015. Perbandingan Uji Stasioner Data Timeseries Antara Metode : Control Chart, Correlogram, Akar Unit Dickey Fuller, dan Derajat Integrasi. *Jurnal Gradien*, Volume 11(1), pp. 1040-1046.
- [7] Welch, G. & Bishop, G., 2001. *An Introduction to the Kalman Filter*. Los Angeles: SIGGRAPH 2001.
- [8] Xu, D.-w. et al., 2017. Real-time Road Traffic State Prediction Based on ARIMA and Kalman Filter. *Front Inform Technol Electron Eng*, Volume 18(2), pp. 287-302.