Penerapan Metode Kalman Filter dalam Estimasi Harga Saham Menggunakan Model ARCH-GARCH

Lusi Nur Rahmawati, Mardlijah, dan Amirul Hakam
Departemen Matematika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)
e-mail: mardlijah@matematika.its.ac.id

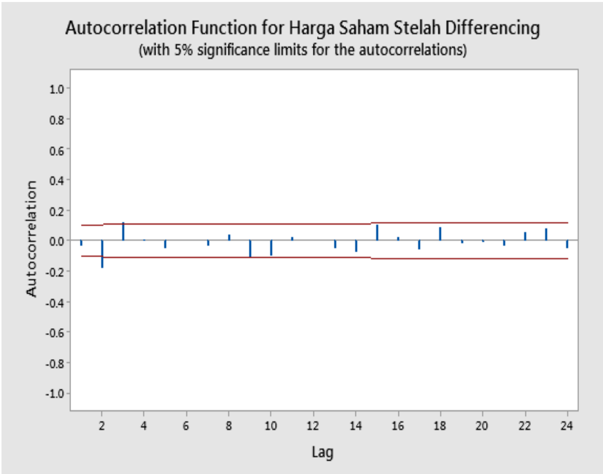
***Abstrak*—Saham merupakan produk pasar modal yang menjadi salah satu instrumen investasi. Banyak investor yang memilih saham sebagai instrumen investasi dikarenakan saham memberikan keuntungan yang menarik. Metode estimasi merupakan metode yang tepat bagi para investor untuk memprediksi harga saham sehingga dapat membantu mengoptimalkan keuntungannya. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan model terbaik dari data harga saham menggunakan model ARCH-GARCH dan mendapatkan hasil estimasi harga saham menggunakan metode Kalman Filter dengan model ARCH-GARCH untuk periode selanjutnya. Adapun data harga saham yang digunakan yaitu data harga saham PT. Telkom Indonesia Tbk yang diambil dari *website* resmi *Yahoo Finance*. Data yang diambil adalah data harga saham saat penutupan (*close*) periode 29 Februari 2020 sampai 31 Agustus 2021. Pada data harga saham digunakan model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) dan terdeteksi terdapat unsur heteroskedastisitas, sehingga digunakan model *time series* ARCH-GARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*). Didapatkan model terbaik yaitu GARCH (1,1) dengan model ARIMA (2,1,3). Pada penerapan metode Kalman Filter didapatkan hasil estimasi harga saham lebih akurat yaitu mendekati data aktual yang ditandai dengan nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) pada GARCH-Kalman Filter lebih kecil dibandingkan nilai MAPE pada model GARCH (1,1).**

***Kata Kunci*—ARIMA, ARCH-GARCH, Kalman Filter, Harga Saham.**

I. PENDAHULUAN

PADA era sekarang ini, sebagian besar orang lebih memilih untuk menginvestasikan asetnya. Investasi merupakan penanaman modal ke suatu perusahaan dengan tujuan untuk mendapatkan keuntungan. Salah satu jenis investasi yang banyak dipilih oleh para investor adalah investasi saham. Saham adalah salah satu produk pasar modal yang menjadi salah satu instrumen investasi untuk jangka panjang. Saham merupakan surat berharga untuk bukti penyertaan atau pemilikan individu maupun institusi dalam suatu perusahaan. Investasi dalam bentuk saham banyak dipilih oleh para investor karena dapat memberikan keuntungan yang tinggi dan menarik. Meskipun saham dapat memberikan keuntungan yang tinggi, tidak jarang investor mengalami kerugian karena prediksi atau analisis harga saham yang kurang tepat.

Pada umumnya, terdapat dua jenis analisis harga saham sebelum melakukan transaksi, yaitu analisis fundamental dan analisis teknikal. Analisis fundamental dibutuhkan untuk investasi jangka panjang yaitu dengan menganalisis laporan keuangan suatu perusahaan. Sedangkan analisis teknikal mengasumsikan bahwa nilai perusahaan tercermin pada pergerakan harga saham. Analisi teknikal yang digunakan yaitu dengan menggunakan data harga saham saat penutupan (*close price*). *Close price* ini mencerminkan semua informasi



Gambar 1. Plot ACF data harga saham setelah stasioner.

yang ada pada semua pelaku pasar pada saat perdagangan saham tersebut berakhir. Para investor perlu mempelajari cara untuk menganalisis harga saham, salah satunya dengan menggunakan metode estimasi untuk meminimumkan resiko kerugian yang didapat saat melakukan investasi saham. Pergerakan harga saham yang tidak menentu, membuat para investor tidak dapat sembarangan dalam menganalisis dan memprediksi harga saham. Oleh karena itu, perlu adanya metode estimasi untuk mendapatkan hasil perhitungan yang baik.

Salah satu metode estimasi yang sering digunakan yaitu metode Kalman Filter. Metode Kalman Filter merupakan metode estimasi variabel *state* dari sistem dinamik linear disktrit yang meminimumkan kovariansi *error* estimasi. Metode Kalman Filter diperkenalkan pada tahun 1960 oleh Rudolph E. Kalman yaitu tentang suatu penyelesaian masalah *filtering* data diskrit yang linear [1]. Dalam estimasi harga saham menggunakan metode Kalman Filter terdapat beberapa penelitian yang telah dilakukan. Salah satunya adalah menggunakan metode ARIMA-Kalman Filter yang dilakukan oleh Luluk Wulandari dkk (2020) dalam mengestimasi Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) [2].

Pada penelitian ini, dilakukan estimasi harga saham menggunakan metode Kalman Filter dengan model ARCH-GARCH. Model ARCH-GARCH merupakan suatu metode yang digunakan untuk peramalan data *time series* yang memiliki volatilitas tinggi, yaitu terdapat unsur heteroskedastisitas [3]. Pada penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Luluk Wulandari dkk (2020) menggunakan metode ARIMA-Kalman Filter. Model ARIMA kurang tepat digunakan untuk prediksi harga saham jika terdapat unsur heteroskedastisitas. Model yang lebih tepat digunakan yaitu model ARCH-GARCH. Selanjutnya untuk menghasilkan

Tabel 1.
Analisis statistika deskriptif data harga saham

Data	n	*Mean*	Std. Dev
Harga Saham PT. Telkom Indonesia Tbk.	350	3174,457	239,724

Tabel 2.
Estimasi parameter ARIMA([2,3,9],1,[2,3])

Parameter	Koefisien	SE	z-Stat	*p-value*
$AR(2) = \phi_2$	0,1668	0,1581	1,0558	0,2918
$AR(3) = \phi_3$	0,4068	0,1455	2,7954	0,0055
$AR(9) = \phi_9$	-0,1272	0,0479	-2,6503	0,0084
$MA(2) = \theta_2$	-0,3626	0,1513	-2,3973	0,0171
$MA(3) = \theta_3$	-0,3064	0,1494	-2,0512	0,0410

Tabel 3.
Hasil uji signifikansi, uji white noise, dan uji normalitas model overfitting ARIMA

Model ARIMA	Uji Signifikansi	Uji White Noise	Uji Normalitas
ARIMA(2,1,3)	Signifikan	WN	Tidak Normal
ARIMA(3,1,2)	Signifikan	WN	Tidak Normal
ARIMA(9,1,2)	Signifikan	Tidak WN	Tidak Normal
ARIMA(9,1,3)	Signifikan	Tidak WN	Tidak Normal
ARIMA(0,1,2)	Signifikan	Tidak WN	Tidak Normal
ARIMA(0,1,3)	Signifikan	Tidak WN	Tidak Normal
ARIMA(2,1,0)	Signifikan	Tidak WN	Tidak Normal
ARIMA(3,1,0)	Signifikan	Tidak WN	Tidak Normal

Tabel 4.
Nilai AIC dan SBC ARIMA(2,1,3) dan ARIMA(3,1,2)

Model ARIMA	AIC	SBC
ARIMA(2,1,3)	11,53572	11,57990
ARIMA(3,1,2)	11,53587	11,58006

Tabel 5.
Estimasi parameter model ARCH(1)

Parameter	Koefisien	SE	z-Stat	*p-value*
a_0	4658,446	333,2537	13,97868	0,0000
a_1	0,165443	0,062418	2,650575	0,0080

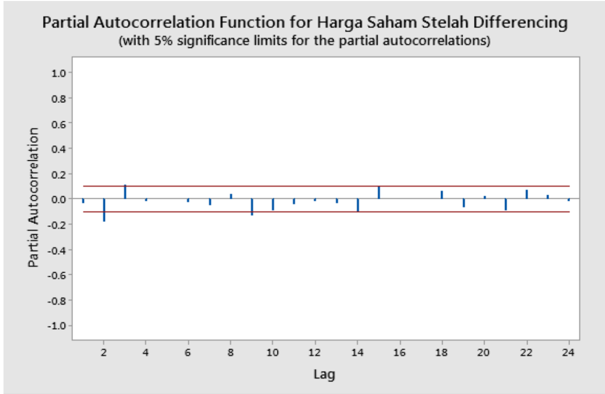
nilai kesalahan yang lebih kecil, digunakan metode Kalman Filter untuk memperbaiki nilai kesalahan hasil prediksi yang diperoleh pada model ARCH-GARCH.

II. METODOLOGI PENELITIAN

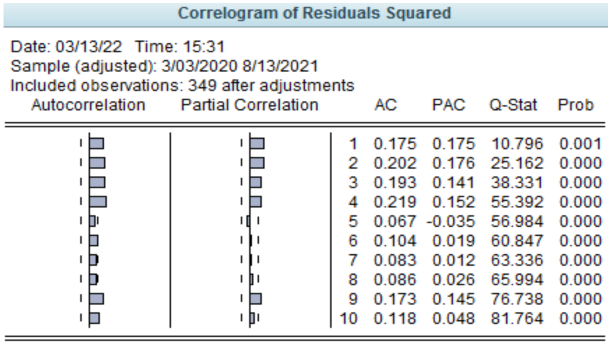
A. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harga saham PT. Telkom Indonesia Tbk. (TLKM), yang didapat dari *website* resmi *Yahoo Finance.* Data harga saham yang digunakan adalah data harga penutupan saham (*close*) periode 29 Februari 2020 hingga 31 Agustus 2021. Data tresebut dibagi menjadi dua yaitu data *training* dan data *testing.* Data *training* digunakan untuk membentuk model sebanyak 350 data dan data *testing* digunakan untuk mengecek ketepatan model sebanyak 10 data. Analisis data yang dilakukan adalah analisis statistika deskriptif. Statistika deskriptif merupakan pengolahan data yang menghasilkan ukuran statistik diantaranya adalah frekuensi, pemusatan data, penyebaran data. Statistika deskriptif dari data harga saham ini secara umum ditampilkan dalam Tabel 1.

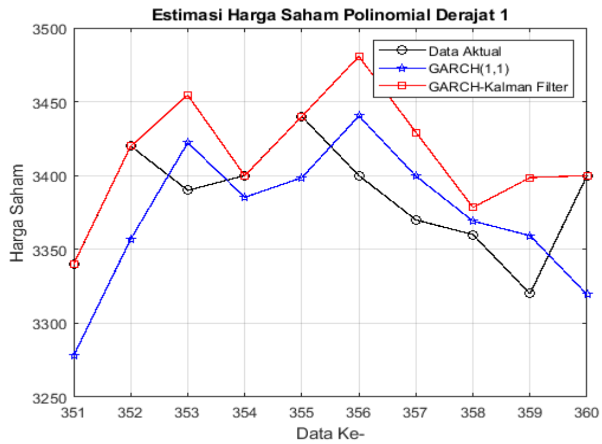
Dengan banyaknya data harga saham yaitu 350 data, didapat nilai mean sebesar 3174,457 dan standar deviasi sebesar 239,7243. Dari 350 data tersebut, nilai minimum pada



Gambar 2. Plot PACF data harga saham setelah stasioner.



Gambar 3. ACF dan PACF residual kuadrat ARIMA(2,1,3).



Gambar 4. Hasil simulasi penerapan kalman filter polinomial derajat 1 dengan Q=0.01 dan R=0.1.

data harga saham sebesar 2560 dan nilai maksimum sebesar 3830. Selisih perhitungan nilai maksimum dan minimum pada data harga saham sebesar 1270. Hal ini menunjukkan bahwa adanya volatilitas yang cukup tinggi pada deret data tersebut.

B. Metode Analisis Data

1) Analisis Model ARCH-GARCH

Berikut langkah yang dilakukan dalam analisis model ARCH-GARCH yaitu yang pertama dengan identifikasi stasioneritas data untuk melihat apakah data sudah stasioner dalam varian dan *mean.* Stasioneritas data dalam varian dapat dilihat berdasarkan plot Box-Cox, sedangkan stasioneritas data dalam *mean* dapat dilihat berdasarkan plot *trend analysis.* Jika data tidak stasioner dalam varian maka dilakukan proses transformasi. Data dikatakan stasioner dalam varian jika nilai $\lambda = 1$ [4]. Persamaan umum transformasi Box-Cox yaitu pada persamaan (1) [3].

Tabel 6.
Hasil uji signifikansi model overfitting ARCH-GARCH

Model	Uji signifikansi
ARCH(1)	Signifikan
GARCH(1,1)	Signifikan
ARCH(2)	Tidak Signifikan
GARCH(2,2)	Tidak Signifikan
ARCH(3)	Tidak Signifikan
GARCH(3,3)	Tidak Signifikan
ARCH(4)	Tidak Signifikan
GARCH(4,4)	Tidak Signifikan

Tabel 7.
Nilai AIC dan SBC model ARCH(1) dan GARCH(1,1)

Model ARIMA	AIC	SBC
ARCH(1)	11,46146	11,51692
GARCH(1,1)	11,37193	11,43849

Tabel 8.
Perbandingan nilai MAPE GARCH(1,1) dan GARCH-kalman filter

No.	Model	Nilai MAPE
1.	GARCH(1,1)	1,21813646%
2.	GARCH-KF Polinomial Derajat 1	0,8966199009%
3.	GARCH-KF Polinomial Derajat 1	0,8960190448%
4.	GARCH-KF Polinomial Derajat 1	0,8956723232%

$$T(X_t) = X_t^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{X_t^{\lambda}-1}{\lambda}, \lambda \neq 0 \\ \ln X_t, \lambda = 0. \end{cases} \quad (1)$$

Jika data tidak stasioner dalam *mean* maka dilakukan proses *differencing.* Operator *shift* mundur (*backward shift*) sangat tepat untuk mendeskripsikan proses *differencing.* Berikut adalah persamaan dari operator *backward shift* [3]:

$$B^d X_t = X_{t-d} \quad (2)$$

Secara umum jika terdapat pembedaan orde ke$-d$ untuk mencapai stasioneritas, dapat dituliskan [3]:

$$X_d = (1-B)^d X_t \quad (3)$$

Langkah selanjutnya adalah identifikasi model ARIMA berdasarkan plot ACF dan PACF dari data yang telah stasioner. *Autocorrelation Function* (ACF) merupakan korelasi atau hubungan antar data pengamatan suatu data *time series* pada waktu yang berbeda. Fungsi autokorelasi merupakan ukuran korelasi antara X_t dan X_{t+k}, sehingga koefisien fungsi autokorelasi dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut [3]:

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(X_t-\bar{X})(X_{t+k}-\bar{X})}{\sum_{t=1}^{n}(X_t-\bar{X})^2} \quad (4)$$

Partial Autocorrelation Function (PACF) digunakan untuk mengukur tingkat korelasi antara X_t dan X_{t+k}, jika pengaruh *lag* $t+1,\ t+2, \dots t+k-1$ dianggap terpisah. Koefisien fungsi autokorelasi parsial dapat dihitung dengan rumus berikut [3]

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1}(\phi_{k-1,j}\rho_{k-j})}{1-\sum_{j=1}^{k-1}(\phi_{k-1,j}\rho_j)} \quad (5)$$

Berdasarkan plot ACF dan PACF data stasioner tersebut, maka dapat ditentukan dugaan model ARIMA (p,d,q), dimana d adalah banyaknya proses *differencing* yang dilakukan untuk membuat data stasioner ketika data tersebut belum stasioner dalam *mean*. Adapun bentuk umum model ARIMA (p,d,q) sebagai berikut [3]:

$$\phi_p(B)(1-B)^d X_t = \theta_q(B)\varepsilon_t \quad (6)$$

dengan:

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \cdots - \phi_p B^p$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \cdots - \theta_q B^q.$$

Kemudian dilakukan estimasi parameter model ARIMA dugaan menggunakan metode *least square* dan uji signifikansi parameter menggunakan uji$-z$ [5]. Setelah memenuhi uji signifikansi, kemudian dilakukan uji diagnostik model ARIMA dugaan yaitu uji asumsi *white noise* dan uji normalitas. Uji asumsi *white noise* menggunakan uji Ljung Box dan uji normalitas menggunakan histogram *normality test* untuk mengetahui nilai Jarque Bera. Kemudian dilakukan uji heteroskedastisitas menggunakan uji Ljung-Box untuk mengetahui apakah terdapat unsur heteroskedastisitas.

Selanjutnya identifikasi model ARCH-GARCH. Model ARCH-GARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity - Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) merupakan model yang digunakan untuk memodelkan data *time series* yang memiliki volatilitas tinggi yaitu terdapat unsur heteroskedastisitas. Model ARCH-GARCH merupakan teknik pemodelan yang dilakukan jika terdapat heterokedastisitas dalam data, dan merupakan sebuah kasus residual model ARIMA yang tidak memenuhi asumsi dasar normalitas sehingga varian residual tidak konstan. Untuk mengatasi masalah volatilitas residual dapat menggunakan pendekatan varian menggunakan model ARCH-GARCH. Pada umumnya, model ARCH (p) adalah sebagai berikut [3]:

$$\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$$

dengan:

$$\sigma_t^2 = a_0 + a_1\varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + a_p\varepsilon_{t-p}^2 \quad (7)$$

Kemudian, pada tahun 1986 Bollerslev menyatakan bahwa *condidtional variance* hari ini (σ_t^2) tidak hanya dipengaruhi oleh kuadrat residual periode lalu (ε_{t-p}^2), tetapi juga dapat dipengaruhi oleh varian residual periode lalu (σ_{t-q}^2). Sehingga, dibentuk model GARCH sebagai generalisasi dari ARCH untuk mengatasi kekurangan model ARCH. Bentuk umum model GARCH(p,q) yaitu [3]:

$$\sigma_t^2 = a_0 + a_1\varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + a_p\varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1\sigma_{t-1}^2 + \cdots + \beta_q\sigma_{t-q}^2 \quad (8)$$

Selanjutnya dilakukan estimasi parameter model ARCH-GARCH dengan menggunakan metode *maximum likelihood estimastion.* Untuk mengetahui signifikansinya dalam model, kemudian dilakukan pengujian hipotesis untuk menguji signifikansi parameter menggunakan uji-z [5].

2) Implementasi dan Simulasi Kalman Filter

Tahap selanjutnya dari penelitian ini adalah implementasi dan simulasi Kalman Filter sebagai perbaikan nilai kesalahan dari hasil prediksi harga saham dengan model ARCH-GARCH menggunakan bantuan *software* Matlab. Kalman Filter merupakan suatu metode estimasi variabel keadaan dari sistem dinamik linear diskrit yang meminimumkan kovarian *error* estimasi [6]. Metode Kalman Filter pertama kali dikenalkan oleh Rudolph E. Kalman tahun 1960 tentang penyelesaian pada masalah *filtering* data diskrit linear. Kalman Filter terdapat dua tahapan yaitu tahap prediksi dan tahap koreksi. Algoritma Kalman Filter dapat ditulis sebagai berikut [6] :

Model Sistem:

$$x_k = \boldsymbol{A}x_{k-1} + \boldsymbol{B}u_k + w_k$$

Model Pengukuran:

$$z_k = \boldsymbol{H}x_k + v_k$$

Asumsi:

$$w_k \sim N(0, Q_k); v_k \sim N(0, R_k)$$

Inisialisasi:

$$\hat{x}_0 = \bar{x}_0$$

$$P_0 = P_{x0}$$

Tahap Prediksi:
Estimasi:

$$\hat{x}_k^- = \boldsymbol{A}\hat{x}_{k-1} + \boldsymbol{B}u_k + w_k$$

Kovarian *Error*:

$$P_k^- = \boldsymbol{A}P_{k-1}\boldsymbol{A}^T + Q_k$$

Tahap Koreksi
Kalman Gain:

$$K_k = P_k^- \boldsymbol{H}^T(\boldsymbol{H}P_k^- \boldsymbol{H}^T + R_k)^{-1}$$

Estimasi:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - \boldsymbol{H}\hat{x}_k^-)$$

Kovarian *Error*:

$$P_k = (\boldsymbol{I} - K_k\boldsymbol{H})\, P_k^-$$

Pada tahap prediksi didapatkan hasil estimasi dan kovarian *error* satu langkah ke depan, kemudian digunakan untuk mencari nilai kalman gain pada tahap koreksi. Pada tahap koreksi didapatkan nilai estimasi dan kovarian *error* yang terbaru, kemudian digunakan untuk mendapatkan estimasi dan kovarian *error* pada tahap prediksi yang kedua. Algoritma tersebut terus berjalan sesuai dengan banyaknya estimasi yang diinginkan. Kalman Filter dapat digunakan dalam memperbaiki hasil prediksi pada model peramalan. Pada penerapan metode Kalman Filter ini, hasil model peramalan pada data harga saham dinyatakan sebagai parameter dan dapat dilakukan pendekatan berdasarkan koreksi dari bias prakiraan dalam Kalman Filter. Polinomial yang dugunakan yaitu [7]:

$$y_i^0 = a_{0,i} + a_{1,i}m_i + \cdots + a_{n-1,i}m_i^{n-1} + \alpha_i \qquad (9)$$

Selanjutnya untuk mengetahui keakuratan hasil prediksi digunakan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), yaitu standar ukuran yang digunakan dalam mengukur kesesuaian sebuah metode peramalan yang dinyatakan dalam persentase kesalahan rata-rata secara mutlak. Semakin kecil persentase MAPE, maka hasil prediksi juga semakin akurat. Rumus untuk menghitung nilai MAPE sebagai berikut [3]:

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{X_t - \hat{X}_t}{X_t}\right| 100\% \qquad (10)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Identifikasi Model ARIMA

Dalam identifikasi model ARIMA, data harus stasioner baik stasioner dalam *mean* maupun dalam varian. Pada data harga saham PT. Telkom Indonesia Tbk sudah stasioner dalam varian sehingga tidak perlu proses transformasi, namun belum stasioner dalam *mean,* sehingga perlu proses *differencing.* Setelah *differencing* satu kali, data sudah stasioner dalam *mean.* Selanjutnya identifikasi model ARIMA melalui pengecekan pola ACF dan PACF dari data yang telah stasioner. Berikut merupakan plot ACF ditunjukkan pada Gambar 1, sedangkan plot PACF ditunjukkan pada Gambar 2.

Terlihat pada Gambar 1 bahwa nilai ACF keluar memotong garis batas atas dan bawah pada lag ke-2 dan ke-3, sedangkan pada Gambar 2 nilai PACF keluar memotong garis batas atas dan bawah pada lag ke-2,3, dan 9. Data harga saham stasioner setelah dilakukan proses *differencing* sebanyak satu kali, maka didapat orde $d = 1$. Sehingga dugaan model sementara untuk data harga saham adalah ARIMA $([2{,}3{,}9], 1, [2{,}3])$. Selanjutnya dugaan model sementara yaitu ARIMA $([2{,}3{,}9], 1, [2{,}3])$ dilakukan estimasi parameter menggunakan metode *least square* dengan hasil yang dapat dilihat pada Tabel 2.

Langkah berikutnya dilakukan uji signifikansi parameter model ARIMA $([2{,}3{,}9], 1, [2{,}3])$ dengan menggunakan uji-*z* [5]. Berdasarkan hasil uji signifikansi, didapatkan bahwa model ARIMA $([2{,}3{,}9], 1, [2{,}3])$ merupakan dugaan model yang tidak signifikan karena terdapat salah satu parameter yang tidak signifikan.

Tahapan selanjutnya adalah dengan melakukan *overfitting* model sebagai dugaan model lainnya karena model dugaan sementara tidak signifikan. Model yang dihasilkan dari hasil *overfitting* sebagai model alternatif yaitu ARIMA (2,1,2), ARIMA (2,1,3), ARIMA (3,1,2), ARIMA (3,1,3), ARIMA (9,1,2), ARIMA(9,1,3), ARIMA (0,1,2), ARIMA (0,1,3), ARIMA (2,1,0), ARIMA (3,1,0), dan ARIMA (9,1,0). Dalam pemilihan model terbaik, semua model *overfitting* dilakukan estimasi parameter menggunakan metode *least square* dan uji signifikansi parameter dengan cara sama seperti yang dilakukan pada model ARIMA $([2{,}3{,}9], 1, [2{,}3])$. Pada hasil uji signifikansi parameter didapatkan bahwa model *overfitting* ARIMA yang memiliki parameter signifikan adalah ARIMA (2,1,3), ARIMA (3,1,2), ARIMA (9,1,2), ARIMA (9,1,3), ARIMA (0,1,2), ARIMA (0,1,3), ARIMA (2,1,0), ARIMA(3,1,0), dan ARIMA (9,1,0).

Kemudian dilakukan uji diagnostik yaitu uji *white noise* dan uji normalitas pada model *overfitting* ARIMA yang signifikan. Uji asumsi *white noise* dilakukan menggunakan uji Ljung Box [8]. Uji normalitas dilakukan menggunakan histogram *normality test* untuk mengetahui nilai Jarque Bera [9]. Hasil uji *white noise* dan uji normalitas pada model *overfitting* yang signifikan dapat dilihat pada Tabel 3.

Berdasarkan pada Tabel 3, model ARIMA (2,1,3) dan ARIMA (3,1,2) memenuhi asumsi uji signifikansi dan uji *white noise.* Akan tetapi, dari semua model ARIMA yang signifikan tersebut, tidak terdapat model yang memenuhi uji normalitas, yaitu semua model tidak berdistribusi normal. Adapun ketidaknormalan dari residual ini mengindikasikan bahwa terdapat usnur heteroskedastisitas yang menunjukkan proses ARCH-GARCH. Dimana ketidaknormalan tersebut berarti tidak memenuhi asumsi $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$, artinya varian residual tidak konstan sehingga terdapat unsur heteroskedastisitas. Selanjutnya model terbaik dipilih berdasarkan nilai AIC dan SBC terkecil. Untuk memilih model ARIMA terbaik, dibandingkan nilai AIC dan SBC pada Tabel 4.

Dari Tabel 4, terlihat bahwa model ARIMA $(2,1,3)$ memiliki nilai AIC dan SBC lebih kecil. Sehingga model ARIMA $(2,1,3)$ merupakan model terbaik. Dikarenakan pada model ARIMA $(2,1,3)$ tidak memenuhi uji asumsi normalitas, maka dilakukan uji heteroskedastisitas dengan menggunakan rumus Ljung-Box [3]. Hasil uji heteroskedastisitas pada model ARIMA $(2,1,3)$ menunjukkan bahwa terdapat unsur heteroskedastisitas, maka untuk memprediksi harga saham menggunakan model ARIMA saja kurang tepat. Untuk mendapatkan hasil prediksi yang lebih baik, dilanjutkan pemodelan *time series* yang mempertimbangkan unsur heteroskedastisitas yaitu model ARCH-GARCH

B. Identifikasi Model ARCH-GARCH

Pada model ARIMA $(2,1,3)$ terdapat unsur heteroskedastisitas, maka diperukan model ARCH-GARCH untuk mengatasi unsur tersebut. Model ARCH-GARCH dapat dibentuk melalui plot ACF dan PACF dari residual kuadrat pada Gambar 3.

Berdasarkan Gambar 3, maka dilakukan pengambilan dugaan model sementara adalah ARCH (1). Kemudian dugaan model sementara dilakukan estimasi parameter menggunakan metode *maximum likelihood estimation*. Hasil estimasi parameter model ARCH (1) dapat dilihat pada Tabel 5.

Kemudian dilakukan uji signifikansi parameter individu untuk mengetahui apakah model ARCH (1) signifikan. Hasil uji signifikansi parameter, didapatkan bahwa model ARCH (1) bersifat signifikan. Namun, tetap dilakukan tahapan *overfitting* model berdasarkan plot ACF dan PACF residual kuadrat untuk mengetahui apakah terdapat model lain yang signifikan. Model *overfitting* yang didapatkan yaitu ARCH (1), GARCH $(1,1)$, ARCH (2), GARCH $(2,2)$, ARCH (3), GARCH $(3,3)$, ARCH (4), GARCH $(4,4)$. Estimasi parameter dan uji signifikansi dilakukan pada semua model *overfitting* dengan cara sama seperti yang dilakukan pada model ARCH (1). Hasil uji signifikansi parameter model *overfitting* dapat dilihat pada Tabel 6.

Berdasarkan Tabel 6, model ARCH (1) dan GARCH $(1,1)$ bersifat signifikan. Untuk memilih satu model terbaik, maka dibandingkan nilai AIC dan SBC dari kedua model yang ditunjukkan pada Tabel 7.

Dari Tabel 7, dapat dilihat bahwa model GARCH (1,1) memiliki nilai AIC dan SBC lebih kecil. Dengan demikian model GARCH (1,1) merupakan model terbaik. Sehingga model terbaik adalah GARCH (1,1) dengan model ARIMA$(2,1,3)$. Dengan menggunakan Persamaan 6, maka persamaan model ARIMA$(2,1,3)$ sebagai berikut:

$$X_t = X_{t-1} + \phi_1 X_{t-1} - \phi_1 X_{t-2} + \phi_2 X_{t-2} - \phi_2 X_{t-3} + e_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \theta_3 \varepsilon_{t-3}$$

Dan dengan menggunakan Persamaan 8, maka persamaan model GARCH(1,1) sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

Dengan model GARCH (1,1), menggunakan bantuan *software* RStudio, didapat hasil prediksi data harga saham 10 hari selanjutnya. Kemudian didapat nilai MAPE untuk hasil prediksi data harga saham sebesar 1,21813646%.

C. Pernerapan Metode Kalman Filter

Penerapan metode Kalman Filter untuk meminimalisir nilai *error* menggunakan polinomial derajat $1(n = 2)$, polinomial derajat $2(n = 3)$, dan polinomial derajat $3(n = 4)$. Kovarian *noise* sistem diasumsikan sebesar 0,01 dan kovarian *noise* pengukuran diasumsikan sebesar 0,1. Untuk penerapan Kalman Filter polinomial derajat 1, maka persamaan 9 menjadi:

$$y_i^0 = a_{0,i} + a_{1,i} m_i$$

dengan:

$$x(k_i) = \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \end{bmatrix}, \quad H = [1 \quad m_i]$$

Algoritma Kalman Filter untuk polinomial derajat 1 yaitu:
Model Sistem

$$x_{k+1} = A x_k + w_k$$

$$\begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \end{bmatrix}_k + w_k$$

Model Pengukuran

$$z_k = H x_k + v_k$$

$$z_k = [1 \quad m_i] \begin{bmatrix} a_{0,i} \\ a_{1,i} \end{bmatrix}_k + v_k$$

Asumsi
Diasumsikan nilai awal $Q = 0{,}01$

$$P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, Q_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} Q$$

Inisialisasi
Nilai awal $a_{0,i}$ dan $a_{1,i}$ untuk $\hat{x}_0$ yaitu

$$\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 3277{,}989006 \\ 3356{,}923274 \end{bmatrix}$$

Dimana nilai awal $a_{0,i}$ dan $a_{1,i}$ diperoleh dari nilai hasil prediksi data harga saham menggunakan model GARCH (1,1) pada hari pertama dan kedua. Kemudian dilanjutkan untuk masuk ke tahap prediksi dan tahap koreksi.

Kemudian simulasi Kalman Filter polinomial derajat 1 dilakukan dengan menggunakan *software* Matlab. Hasil simulasi dapat dilihat pada Gambar 4. Pada Gambar 4 terlihat grafik hasil prediksi menggunakan GARCH-Kalman Filter mendekati data aktual. Pada simulasi penerapan Kalman Filter derajat 1 didapatkan rata-rata nilai MAPE sebesar 0,8966199009%. Hal ini menunjukkan bahwa nilai MAPE pada hasil prediksi menggunakan Kalman Filter polinomial derajat 1 lebih kecil daripada nilai MAPE pada model GARCH (1,1).

Dengan cara sama seperti pada penerapan Kalman Filter polinomial derajat 1, dilakukan simulasi penerapan metode Kalman Filter polinomial derajat 2 dan derajat 3. Didapat perbandingan nilai MAPE pada hasil prediksi model GARCH (1,1) dengan GARCH-Kalman Filter pada Tabel 8. Pada Tabel 8 menunjukkan bahwa nilai MAPE terkecil diperoleh pada penerapan metode Kalman Filter. Penerapan metode Kalman Filter dilakukan menggunakan polinomial derajat 1, derajat 2, dan derajat 3. Dimana nilai MAPE terkecil dihasilkan ketika menggunakan Kalman Filter polinomial derajat 3. Adapun nilai MAPE yang dihasilkan semakin kecil jika derajat polinomialnya semakin bertambah. Sehingga dengan semakin tinggi derajat polinomial maka hasil prediksi data harga saham juga semakin akurat.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan dari hasil penelitian yang telah dilakukan, maka didapat kesimpulan sebagai berikut: (1) Model ARIMA terbaik pada data harga saham yaitu ARIMA (2,1,3) dengan adanya unsur heteroskedastisitas, maka dilanjutkan dengan model ARCH-GARCH. Model GARCH merupakan generalisasi dari model ARCH dan didapatkan model ARCH-GARCH terbaik pada data harga saham yaitu GARCH (1,1). (2) Hasil prediksi harga saham menggunakan metode Kalman Filter lebih akurat daripada menggunakan model GARCH (1,1). Pada penerapan metode GARCH-Kalman Filter dapat meminimalisir nilai kesalahan dengan nilai MAPE yang lebih kecil. Sehingga hasil prediksi harga saham menggunakan metode GARCH-Kalman Filter lebih mendekati data aktual yaitu pada kisaran 3340 hingga 3481.

Saran yang dapat dikembangkan untuk penelitian ini adalah penerapan metode Kalman Filter sebagai perbaikan *error* dapat diterapkan pada model peramalan *time series* lainnya seperti EGARCH.

DAFTAR PUSTAKA

[1] G. Welch and G. Bishop, “An Introduction to the Kalman Filter,” Department of Computer Science, University of North Carolina at Chapel Hill, Chapel Hill, 2006. [Online]. Available: http://www.cs.unc.edu/~gb

[2] L. Wulandari, Y. Farida, A. Fanani, and M. Syai’in, “Optimization of Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) for Forecasting Indonesia Sharia Stock of Index (ISSI) using Kalman Filter,” in *Built Environment, Science and Technology International Conference*, Mar. 2020, pp. 295–303. doi: 10.5220/0008906902950303.

[3] W. W. S. Wei, *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*, 2nd ed. Canada: Greg Tobin, 2006.

[4] M. B. Pamungkas *et al.*, “Aplikasi metode ARIMA box jenkins untuk meramalkan kasus DBD provinsi jawa timur,” *The Indonesian Journal Public Health*, vol. 13, no. 2, pp. 181–194, Dec. 2018, doi: 10.20473/ijph.vl13il.2018.181-194.

[5] K. L. A. Nastiti and A. Suharsono, “Analisis volatilitas saham perusahaan go public dengan metode ARCH-GARCH,” *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 1, no. 1, 2012, doi: 10.12962/j23373520.v1i1.2030.

[6] A. N. A. Syarifudin, D. A. Merdekawati, and E. Apriliani, “Perbandingan metode kalman filter, extended kalman filter, dan ensemble kalman filter pada model penyebaran virus HIV/AIDS,” *Math. and Its Appl.*, vol. 15, no. 1, pp. 17–29, Mar. 2018.

[7] L. Hanafi, T. Kurniawan, and E. Apriliani, “Penerapan metode filter kalman dalam perbaikan hasil prediksi cuaca dengan metode ARIMA,” *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 3, no. 2, 2014, doi: 10.12962/j23373520.v3i2.7984.

[8] J. D. Cryer and K.-S. Chan, *Time Series Analysis: With Applications in R*, 2nd ed. New York: Springer Science & Business Media, 2008.

[9] D. C. Kabarasang, A. Setiawan, and B. Susanto, “Uji Normalitas Menggunakan Statistik Jarque-Bera Berdasarkan Metode Bootstrap,” in *Seminar Nasional Pendidikan Matematika*, Mar. 2013, pp. 245–256.