

# Model Volatilitas *Return Index Saham Syariah Indonesia* Melalui Pendekatan *Bayesian Markov Switching GARCH*

Afridho Afnanda<sup>1</sup>, Maiyastri<sup>1</sup>, Dodi Devianto<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Universitas Andalas, Padang, Indonesia

## Informasi Artikel

Diterima Redaksi: 26 Mei 2024  
Revisi Akhir: 26 Juni 2024  
Diterbitkan Online: 30 Juni 2024

## Kata Kunci

Volatilitas  
MS-GARCH  
Bayesian  
ISSI

## Korespondensi

E-mail: [ddevianto@sci.unand.ac.id](mailto:ddevianto@sci.unand.ac.id) \*

## A B S T R A C T

Volatility is an important aspect of financial analysis that plays a crucial role in risk management and investment decision making. Modeling the volatility of financial asset prices is challenging due to its dynamic and complex nature. One approach used to address this problem is the GARCH model. In volatility problems, there is a tendency for structural changes in more complex data so that the GARCH model cannot be used, to overcome this, the Markov Switching GARCH (MS-GARCH) model is used to overcome the problem of changing the data structure. Furthermore, the Bayesian model is also used in combination with the MS-GARCH model to overcome the small sample size. This research uses Indonesia Sharia Stock Index (ISSI) return data from January 1, 2023 to December 31, 2023. From the comparison of the Akaike Information Criterion (AIC) and Bayesian Information Criterion (BIC) values to see the best model for forecasting ISSI data, the best model in forecasting ISSI data is the Bayesian MS-GARCH model with the smallest AIC value of -252.544 and BIC value of -237.0894, compared to the MS-GARCH model the AIC value is smaller than the Bayesian MS-GARCH model of -251.1048 and its BIC is -235.6502.

Volatilitas merupakan salah satu aspek penting dalam analisis keuangan yang memainkan peran krusial dalam manajemen risiko dan pengambilan keputusan investasi. Pemodelan volatilitas harga aset keuangan menjadi suatu tantangan karena sifatnya yang dinamis dan kompleks. Salah satu pendekatan yang digunakan untuk mengatasi masalah ini adalah model GARCH. Pada masalah volatilitas kecenderungan terjadinya perubahan struktur pada data yang lebih kompleks sehingga tidak bisa digunakan model GARCH, untuk mengatasi hal ini digunakan model *Markov Switching GARCH* (MS-GARCH) untuk mengatasi masalah perubahan struktur data. Selanjutnya digunakan juga model *Bayesian* yang dikombinasikan dengan model MS-GARCH untuk mengatasi jumlah sampel yang kecil. Penelitian ini menggunakan data *return Index Saham Syariah Indonesia* (ISSI) dari tanggal 1 Januari 2023 hingga 31 Desember 2023. Dari hasil perbandingan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC) melihat model terbaik untuk meramalkan data ISSI, diperoleh model terbaik dalam meramalkan data ISSI adalah model *Bayesian MS-GARCH* dengan nilai AIC yang terkecil yaitu sebesar -252,544 dan nilai BIC yaitu -237,0894, dibandingkan pada model MS-GARCH nilai AICnya lebih kecil dibandingkan model *Bayesian MS-GARCH* sebesar -251,1048 dan BIC nya sebesar -235,6502.



©2024 by the authors. Submitted for open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License (CC-BY-SA) (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>)

## 1. Pendahuluan

Dalam beberapa tahun terakhir, pasar saham syariah telah berkembang pesat, memberikan pilihan bagi investor yang ingin melakukan investasi yang sesuai dengan prinsip syariah Islam. Dari tahun ketahun pasar saham Syariah menunjukkan peningkatan yang sangat signifikan bahkan melewati saham-saham konvensional, seperti Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) telah mengungguli Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) di Indonesia pada Februari 2023 [1]. Nilai kapitalisasi pasar saham Syariah Indonesia meningkat 11,4% dari tahun sebelumnya, mencapai Rp. 2.464,6 triliun pada Februari 2023, berdasarkan laporan dari Otoritas Jasa Keuangan (OJK) [2]. *Return* saham syariah juga memiliki efek volatilitas yang tinggi, seperti halnya saham konvensional. Investor dapat menemukan volatilitas ini sebagai sumber risiko dan dapat mempengaruhi keputusan investasi mereka. Kebijakan pemerintah, sentimen pasar, dan kondisi ekonomi makro adalah beberapa faktor yang dapat memengaruhi volatilitas *return* saham Syariah [3], hal ini menyiratkan perbedaan karakteristik antara saham Syariah dan konvensional dalam

merespon kenaikan struktural *return* sahamnya [4]. Pemodelan volatilitas *return* saham merupakan hal yang penting bagi investor dan pelaku pasar lainnya untuk memahami dan mengelola risiko investasi [5], [6] terutama pada pasar saham Syariah.

Berbagai model telah dikembangkan untuk memodelkan volatilitas, seperti model deret waktu klasik yang mencakup rata-rata pergerakan terintegrasi *Autoregresif* (ARIMA), regresi deret waktu, dan pemulusan. Diantara model tersebut dikembangkan pemodelan volatilitas yang mengandung efek heteroskedastisitas yang mana salah satu diantaranya adalah model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) [7]. Model ini dapat membantu investor untuk memprediksi volatilitas *return* saham dimasa depan dan membuat keputusan investasi yang lebih terukur. Objektif volatilitas telah banyak dikembangkan dan digunakan selama dua puluh tahun terakhir, baik *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) maupun Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) telah dibahas secara luas. Sejumlah penelitian juga mencatatkan model GARCH dapat bekerja dengan baik dalam menangkap fakta-fakta volatilitas seperti variasi waktu, pengelompokan volatilitas dan *leverage effects* [8]. Namun, model-model tersebut kurang akurat untuk memprediksi pergerakan harga saham Syariah dan menangkap volatilitas terhadap data *return* indeks saham Syariah, hal ini disebabkan karena prinsip-prinsip pada pasar saham Syariah. Beberapa prinsip-prinsip dalam pasar saham Syariah terlihat pada pemilihan saham, dimana adanya beberapa larangan seperti: larangan investasi terhadap perusahaan-perusahaan yang bergerak dalam bidang tertentu (misalnya perusahaan yang bergerak dalam bidang minuman keras, perjudian, dll) [4]. Alasan lain yang menyebabkan model ARCH/GARCH kurang akurat untuk memprediksi pergerakan harga saham Syariah karena model ARCH/GARCH tidak dapat memperhitungkan saat terjadi perubahan pada data. Ketika terjadi masalah struktural dengan data volatilitas yang berubah, maka model ARCH/GARCH tidak lagi bisa digunakan secara efektif sehingga perlunya model penunjang untuk mengatasi masalah ini, model *Markov-Switching* (MS) dapat dibuat untuk mengatasi masalah struktural tersebut [9]. Model MS-GARCH juga telah diterapkan pada model TVTP yang memberikan hasil *goodness of fit* yang lebih baik dibandingkan dengan peluang peubah konstan [10]. Volatilitas *return* indeks saham Syariah juga dapat mengalami perubahan *regimen* secara dinamis tergantung bagaimana keadaan ekonomi makro dan perubahan terhadap keuangan global, Melalui studi empiris skala besar yang telah membandingkan kinerja peramalan model *regimen* tunggal dan model MS-GARCH dari prespektif manajemen resiko, ditemukan bahwa model MS-GARCH menghasilkan perkiraan nilai resiko, perkiraan kekurangan, dan distribusi arah kiri yang lebih akurat dibandingkan model *regimen* tunggal [11], penggunaan MS-GARCH juga meningkatkan keakuratan perkiraan VaR untuk memperhitungkan perubahan *regimen* [12], karena struktural algoritma VaR mengandung kesalahan yang berarti distribusi kondisional yang digunakan untuk koefisien VaR kehilangan sebagian informasinya [13].

Pengidentifikasi MS-GARCH dilakukan pengolahan data menggunakan program R [14], dan dilakukan hybrid melalui pendekatan *Bayesian*[15], *hybrid* lain yang bisa dilakukan yaitu *hybrid* deret waktu dengan *fuzzy time series* dan *Analys Neuro Network* [16, 17]. Namun pada penelitian ini hanya akan dilakukan *hybrid* dengan pendekatan *Bayesian* untuk pendekatan khusus dengan kondisi *small sample size*. Karena proporsi merupakan parameter yang tidak diketahui secara keseluruhan, sehingga perlu dibangun suatu prosedur untuk memprediksi parameter tersebut yang biasa disebut dengan estimasi parameter. Estimasi nilai parameter proporsi ini dilakukan dengan pendekatan *Bayesian Markov Chain Monte Carlo* (MCMC), yaitu pendekatan numerik untuk memperoleh distribusi posterior terutama jika distribusi posterior suatu parameter diduga mempunyai distribusi yang tidak baku dan rumit [18].

Penggunaan model MS-GARCH yang dihybrid dengan pendekatan *Bayesian* merupakan model terbaru dan masih jarang ditemukan. Pendekatan *Bayesian* telah memperlihatkan

kemampuan memodelkan volatilitas *return* saham dengan lebih baik dibandingkan dengan model tradisional [19], Model *Bayesian* MS-GARCH memungkinkan volatilitas untuk berubah secara dinamis antara dua atau lebih *regimen* yang dapat menggambarkan perubahan keadaan pasar [20]. Sebagaimana penelitian terdahulu yang melakukan studi analisis *Bayesian Markov-Switching* GARCH dari *regimen* tunggal dan dua *regimen* untuk meramalkan resiko nilai tukar di tiga negara ASEAN menunjukkan hasil yang lebih stabil dan memiliki pertimbangan resiko terendah bagi investor [21], penelitian lainnya yang juga menggunakan model *Bayesian Markov-switching* GARCH yaitu dengan studi penerapan model *Bayesian Markov-switching* GARCH untuk memodelkan volatilitas saham LQ45 di Indonesia dan juga menggunakan model DCC, ADCC, dan Go-GARCH untuk menguji kemampuan lindung nilai indeks saham Syariah Dow Jones terhadap gejolak harga minyak, emas, dan indeks VSTOXX. Oleh sebab itu, diusulkan model *Bayesian* MS-GARCH pada data *return* ISSI untuk memberikan informasi volatilitas yang lebih tepat dan akurat.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1 Data

Dengan menggunakan pendekatan *Bayesian* MS-GARCH akan digunakan data *return* mingguan dari Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) yang diambil dari periode 01 Januari hingga 30 Desember 2023. Jumlah total data *return* yang akan digunakan adalah 51, yang merujuk pada jumlah minggu dalam rentang satu tahun untuk menangkap varian volatilitas saham Syariah selama penuh satu tahun. Data ini diperoleh dari situs resmi <https://id.investing.com/indices/idx-shariah-historical-data>. Penelitian ini memberikan sasaran terhadap saham-saham yang memiliki efek heteroskedastisitas dengan adanya perubahan struktur pada data terutama pada saham-saham Syariah termasuk dalam Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI).

### 2.2 Return

Data *return* merupakan data perubahan harga baik itu harga asset, proyek maupun investasi dalam jangka waktu periode tertentu yang disajikan dalam bentuk selisih dari harga asset ataupun persentasenya. *Return* didasarkan pada keuntungan selalu berbanding lurus dengan risikonya, apabila tingkat dari pengembalian asset tinggi artinya resiko yang dihadapi juga akan tinggi dan sebaliknya jika tingkat dari pengembalian asset rendah maka resiko yang diterima juga akan rendah [10]. Sehingga *return* dapat dinotasikan sebagai berikut:

$$R_t = \ln \left( \frac{d_t}{d_{t-1}} \right) \quad (2.1)$$

Dimana  $R_t$  adalah *return* pada saat  $t$ ,  $d_t$  merupakan data pada saat waktu ke- $t$  dan  $d_{t-1}$  merupakan data pada saat waktu ke- $t-1$ .

### 2.3 Volatilitas

Pergerakan data keuangan mengikuti model deret waktu seperti nilai tukar mata uang, tingkat inflasi suatu negara dan juga termasuk harga saham yang memiliki ragam yang tidak konstan dari waktu-kewaktu, hal ini biasa disebut dengan volatilitas. Volatilitas menyatakan tingkat fluktuasi pada suatu data keuangan, dimana volatilitas rendah terjadi apabila data keuangan konstan dan tinggi saat data keuangan mengalami kenaikan dan atau penurunan dengan jarak yang sangat jauh atau lebar dari rata-rata konstannya [22].

## 2.4 Uji Augmented Dicky-Fuller

Dalam memodelkan data dengan menggunakan model deret waktu syarat utama agar data dapat diolah adalah data harus stasioner, hal ini dikarenakan persamaan deret waktu yang digunakan merupakan persamaan-persamaan untuk data stasioner. Pada kenyataannya tidak semua data yang akan diolah telah stasioner sehingga diperlukan uji stasioner untuk melihat data telah stasioner atau tidak. Uji Augmented Dicky-Fuller (ADF) digunakan untuk memeriksa dan menguji kestasioneran data [23]. misalkan  $y_t$  merupakan variable dependen, maka Uji Augmented Dicky-Fuller memiliki persamaan sebagai berikut:

$$\Delta y_t = \beta_t + \delta y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (2.2)$$

dengan  $\delta = 1 - \rho$ ,  $\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$ ,  $k$  adalah jumlah lag,  $t$  adalah variable waktu, dan  $\varepsilon_t$  adalah error.

Dalam uji augmented Dicky-Fuller menggunakan uji hipotesis  $H_0$  dimana:

$H_0: \delta = 0$  (data tidak stasioner)

$H_0: \delta \neq 0$  (data stasioner)

Statistik uji ADF sebagai berikut

$$ADF = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})}, \quad (2.3)$$

dengan  $SE(\hat{\delta})$  menggambarkan standar error untuk  $\hat{\delta}$ . Sehingga kriteria pengambilan keputusan sebagai berikut:

- Pada table ADF jika nilai kritis lebih besar atau sama dengan statistik uji ADF maka tolak  $H_0$ , maka data tidak stasioner. Dengan kata lain jika  $p\text{-value} < 0,05$ , maka data tidak stasioner.
- Jika nilai kritis lebih kecil dibandingkan nilai statistik uji maka terima  $H_0$ , artinya data stasioner. Dengan kata lain jika  $p\text{-value} \geq 0,05$ , maka data tidak stasioner.

## 2.5 White Noise

*White Noise* adalah suatu istilah untuk menggambarkan deret variable acak yang independent yang memiliki nilai mean nol dan variansi  $\sigma^2$  [24], yang ditulis:

$$Y_t \sim WN(0, \sigma^2),$$

Dengan persyaratan sebagai berikut:

1.  $Y_t$  merupakan peubaha acak yang tidak saling berkorelasi,
2.  $E(Y_t) = 0$  untuk setiap  $t$ ,
3.  $Var(Y_t) = \sigma^2$  untuk setiap  $t$ ,
4.  $\gamma_h = Cov(Y_t, Y_{t-h})$  untuk  $h \neq 0$ .

## 2.6 Bayesian

Metode *Bayesian* merupakan pendekatan estimasi parameter menggunakan terorema *bayes*. Metode ini menggunakan informasi dari distribusi prior, lalu digabungkan dengan fungsi likelihood untuk menghasilkan distribusi posterior. Distribusi prior menunjukkan informasi awal mengenai parameter sebelum melihat data/sampel. Distribusi prior dapat bersifat informatif (mengandung informasi mengenai parameter) dan non-informatif (tidak mengandung informasi mengenai parameter). Sedangkan fungsi likelihood merupakan pengamatan data berdasarkan pada parameter yang berbeda [25]. Persamaan distribusi posterior didefinisikan sebagai berikut:

$$f(\theta|y) = \frac{L(\theta)f(\theta)}{f(y)} \quad (2.4)$$

dimana  $L(\theta)$  adalah fungsi likelihood dari  $\theta$ ,  $f(\theta)$  adalah distribusi prior dari  $\theta$ , dan  $f(y)$  adalah fungsi kepekatan peluang marginal dari distribusi kontinu.

## 2.7 AIC dan BIC

Model evaluasi yang menjadi kriteria untuk membandingkan model-model deret waktu biasanya digunakan model *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC), dimana model terbaik berdasarkan pada nilai AIC dan model BIC yang terkecil diantara model-model yang diamati. Persamaan yang digunakan untuk menentukan nilai AIC sebagai berikut:

$$AIC = 2p - 2\ln(L) \quad (2.5)$$

dimana  $p$  merupakan jumlah parameter dalam model, dan  $L$  adalah fungsi likelihood dari model yang dibandingkan. Berikut juga ditampilkan persamaan untuk kriteria evaluasi BIC yaitu:

$$BIC = p \ln(n) - 2\ln(L) \quad (2.6)$$

dengan  $n$  adalah banyaknya data pengamatan [26].

Prosedur penelitian mencakup beberapa tahapan yang esensial menggunakan perangkat lunak statistika berupa R studio. Perangkat lunak statistika ini akan digunakan untuk pengolahan dan analisis data agar mendapatkan hasil yang lebih akurat dan tingkat ketelitian yang tinggi. Prosedur penelitian akan dimulai dari proses deskripsi data dilanjutkan dengan melakukan uji stasioner data untuk melihat apakah data sudah stasioner ataupun belum. Tahap-tahap ini akan dilakukan dengan teknis analisis data yang diterapkan mencakup model *Bayesian MS-GARCH* untuk memodelkan volatilitas return saham Syariah, adapun rincian prosedurnya sebagai berikut:

- a. Melakukan uji stasioner data  
Data return indeks saham Syariah akan diuji menggunakan tes *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) untuk memastikan data stasioner dalam waktu.
- b. Identifikasi model ARIMA  
Setelah data stasioner, dilakukan identifikasi ARIMA dengan melibatkan pemilihan orde *Autoregressive* ( $p$ ), orde *differencing* ( $d$ ), dan juga orde *Moving Average* ( $q$ ) yang sesuai dengan kondisi data *return*.
- c. Melakukan pemeriksaan diagnostik  
Model ARIMA yang terbaik akan dilakukan pemeriksaan untuk memastikan asumsi model terpenuhi, pemeriksaan ini meliputi uji *heteroskedastisitas*, uji korelasi, dan juga uji normalitas data.
- d. Identifikasi model GARCH

Identifikasi model GARCH dilakukan jika data memiliki efek *heteroskedastisitas*.

e. Identifikasi model MS-GARCH

Model MS-GARCH dilakukan untuk memodelkan volatilitas yang memiliki efek perubahan struktur dalam waktu dimana volatilitas ini tergantung pada variasi kondisi pasar saham yang berbeda-beda.

f. Identifikasi model *Bayesian* MS-GARCH

Pada tahapan ini dilakukan estimasi parameter prior untuk memperhitungkan ketidakpastian dalam estimasi parameter.

g. Perbandingan nilai AIC dan BIC

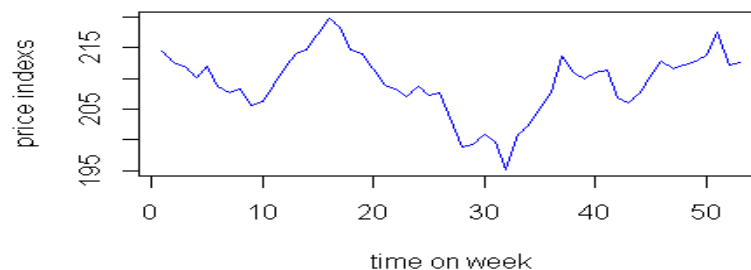
Nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC) akan digunakan untuk melakukan perbandingan model dan memilih model terbaik.

Metode penelitian ini akan diinterpretasikan dengan memperhatikan tingkat ketelitian dalam proses analisis untuk mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam tentang volatilitas return saham syariah, dengan kesimpulan yang menawarkan saran penelitian lanjutan dalam bidang terkaitan penelitian ini.

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1 Deskripsi Data

Pada penelitian ini digunakan data *historis* mingguan saham Index Saham Syariah Indonesia (ISSI) mulai dari 01 Januari 2023 sampai dengan 31 Desember 2023, dengan jumlah data sebanyak 52 data. Data yang telah diperoleh dilakukan pengamatan pola data untuk melihat kestasioneran data dengan membuat plot dari data. Plot data dapat dilihat pada gambar berikut:

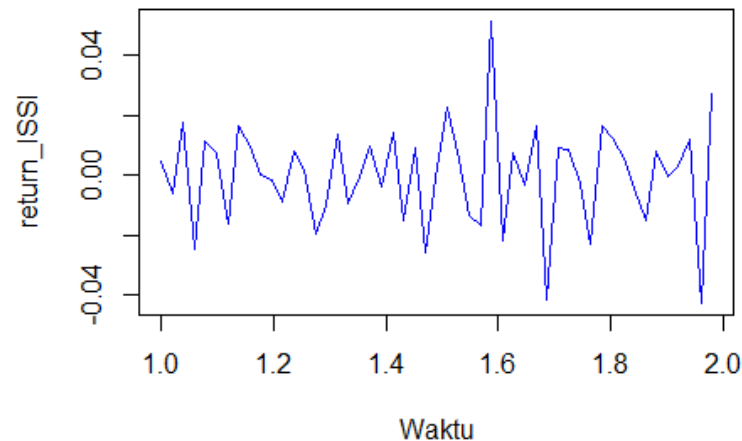


**Gambar 1.** Plot Data Mingguan Indeks Harga Saham Syariah (ISSI)

Berdasarkan Gambar 1 dapat diperhatikan bahwa plot data saham *closed* mingguan ISSI mempunyai trend naik dan turun dalam jangka waktu tertentu. Dari plot tersebut dapat disimpulkan bahwa harga saham penutupan ISSI memiliki harga tertinggi pada tanggal 17 November 2023 dengan harga 219,75 dan harga terendahnya yaitu 195,18 yang terjadi pada tanggal 28 Mei 2023. Gambar 1 juga menunjukkan bahwa data saham penutupan ISSI berdasarkan plot yang terbentuk tidak berfluktuasi disekitar nilai tengah dan variansi yang berubah-ubah dari waktu ke waktu. Artinya indeks harga saham penutupan mingguan ISSI tidak stasioner terhadap nilai tengah dan variansinya.

#### 3.2 Data Return

Data saham penutupan mingguan ISSI yang telah diperoleh dijadikan dalam bentuk data *return*. Data *return* diperoleh dengan menghitung logaritma natural dari *sample net return* dengan menggunakan persamaan (2.1). Dari data *return* dibuatkan plot untuk melihat apakah data telah stasioner, diperoleh plot seperti terlihat pada Gambar 2 dibawah ini:



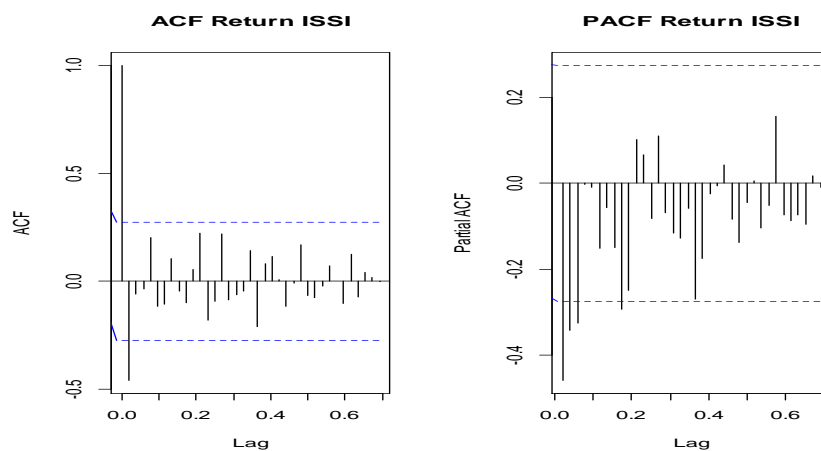
**Gambar 2.** Plot Data *Return ISSI*

Pada Gambar 2 sebaran data pada plot data saham penutupan mingguan ISSI yang telah dijadikan data *return* menunjukkan data telah stasioner terhadap nilai tengah. Selanjutnya untuk memastikan data telah stasioner dilakukan juga Uji *Augmented Dickey-Fuller (ADF)*.

Uji ADF menggunakan hipotesis dimana  $H_0$  menunjukkan data *return* tidak stasioner dan  $H_1$  yang menunjukkan data *return* stasioner. Kriteria mengambil keputusan dapat dilihat dari nilai *p-value* dimana data *return* stasioner saat  $p\text{-value} < \alpha$  dengan  $\alpha$  sebesar 0,05, dan tidak stasioner ketika  $p\text{-value} > \alpha$ . Dengan kriteria untuk pengambilan keputusannya adalah terhadap data *return* harga saham penutupan mingguan ISSI, diperoleh nilai  $p\text{-value} = 0,01$  lebih kecil dari nilai  $\alpha = 0,05$ , maka data mingguan ISSI stasioner, dalam hal ini berarti hipotesis tolak  $H_0$ . Berikutnya untuk memeriksa kestasioneran data terhadap varian digunakan uji *Box-Cox* dengan  $\lambda$  disimbolkan sebagai parameter transformasi, diperoleh nilai  $\lambda = 1$  yang menunjukkan data *return* ISSI sudah stasioner terhadap variansi. Karena data *return* ISSI telah stasioner terhadap nilai tengah dan variansi maka selanjutnya dilakukan identifikasi model ARIMA.

### 3.3 Identifikasi Model ARIMA

Identifikasi model ARIMA dilakukan berdasarkan nilai *Autocorellation Function (ACF)* dan *Partial Autocorellation Function (PACF)*. Hasil ACF dan PACF disajikan dengan plot seperti Gambar 3 berikut ini:



**Gambar 3.** Plot ACF dan PACF *return ISSI*

Pada Gambar 3 dapat dilihat pada Plot ACF dari *return* data mingguan ISSI menunjukkan nilai koefisien ACF paling signifikan pada Lag ke-1 dan 2, dan untuk nilai koefisien PACF signifikan pada lag- 1, 2, dan 3. Model ARIMA yang dapat dibentuk dengan melihat signifikansi pada nilai ACF dan PACF nya adalah model ARIMA (1,1,1), ARIMA (1,1,0), ARIMA (1,1,2), ARIMA (1,1,3), ARIMA (2,1,1), ARIMA (2,1,2) dan ARIMA (2,1,3). Selanjutnya dilakukan proses estimasi parameter dengan menggunakan model-model ARIMA diatas sehingga diperoleh estimasi seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1 berikut ini:

**Tabel 1.** Estimasi parameter dan nilai AIC dari model-model ARMA

model	Parameter AR	Parameter MA	Variansi	AIC
ARIMA(1,1,1)	0,1048	-1,0000	0,0002015	-293,36
ARIMA(1,1,0)	-0,4752	-	0,0002191	-280,73
ARIMA(1,1,2)	0,5619	-1,4572	0,0001537	-291,54
ARIMA(1,1,3)	0,5495	-1,4495	0,0001536	-289,54
ARIMA(2,1,1)	0,1025	0,0323	0,0001537	-291,41
ARIMA(2,1,2)	-0,8715	0,1274	0,0001506	-289,82
ARIMA(2,1,3)	-0,4390	-0,4490	0,000151	-287,94

Berdasarkan Tabel 1 dapat disimpulkan bahwa model ARIMA terbaik adalah model ARIMA (1,1,1) karena memiliki nilai AIC terkecil dari pada model ARIMA yang lain yaitu sebesar -293,36, sehingga diperoleh persamaan model dari ARIMA (1,1,1) sebagai berikut

$$X_t = 0,1048X_{t-1} - \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.1)$$

dimana  $X_t$  adalah data *return* pada waktu  $t$ ,  $X_{t-1}$  adalah data *return* pada waktu  $t-1$  dan  $\varepsilon_{t-1}$  adalah error saat  $t-1$ ,  $\varepsilon_t$  adalah error saat  $t$ .

Selanjutnya akan dilakukan pemeriksaan diagnostik untuk ARIMA(1,1,1) yaitu heteroskedastisitas, autokorelasi dan normalitas.

### 3.4 Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik dilakukan untuk melihat apakah residu dari model ARIMA (1,1,1) telah memenuhi uji asumsi yaitu uji heteroskedastisitas, uji autokorelasi dan uji normalitas, berikut dilakukan pemeriksaan diagnostik.

#### (a) Uji Heteroskedastisitas

Uji *Lagrange Multiplier* (LM) digunakan untuk menguji apakah varian residual dari model ARIMA (1,1,1) memiliki efek heteroskedastisitas ataupun tidak. Uji LM ini menggunakan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0, \text{ tidak terdapat efek heteroskedastisitas sampai lag-}n$$

$$H_1: \text{terdapat } \beta_i \neq 0, \text{ terdapat efek heteroskedastisitas sampai lag-}n$$

Hasil uji heteroskedastisitas untuk model ARIMA (1,1,1) diperoleh nilai p-value = 0,0311 lebih kecil dari nilai kritis  $\alpha = 0,05$ , maka hipotesis tolak  $H_0$ . dapat disimpulkan bahwa model ARIMA (1,1,1) memiliki efek heteroskedastisitas.

#### (b) Uji Autokorelasi

Uji autokorelasi dilakukan untuk melihat apakah residu model saling berkorelasi ataukah tidak, jika residu model memiliki korelasi antara satu sama lain maka model yang terbentuk menjadi model yang tidak baik sehingga haruslah residu model tidak saling berkorelasi. Berdasarkan uji *Ljung-Box* digunakan hipotesis pengambilan keputusan sebagai berikut:



$H_0: \delta_1 = \delta_2 = \dots = \delta_k = 0$ , tidak terdapat autokorelasi dalam data residu sampai lag-n

$H_1$ : terdapat  $\delta_i \neq 0$ , terdapat autokorelasi dalam data residu sampai lag-n

Hasil uji *Ljung-Box* diperoleh nilai *p-value* sebesar 0,555, nilai ini lebih besar dari pada nilai  $\alpha = 0,05$ , juga dilihat dari nilai  $Q^* = 6,8305$  lebih kecil dari nilai  $X^2_{0,05}(8) = 15,5073$ . Sehingga dapat disimpulkan bahwa residu model ARIMA (1,1,1) tidak saling berkorelasi.

(c) Uji Normalitas

Uji normalitas dilakukan untuk melihat apakah residu model ARIMA (1,1,1) berdistribusi normal ataukah tidak. Uji yang dilakukan diperiksa menggunakan uji *Shapiro-Wilk*. Uji Shapiro-Wilk memiliki hipotesis pemilihan kesimpulan sebagai berikut:

$H_0$ : data residu berdistribusi normal

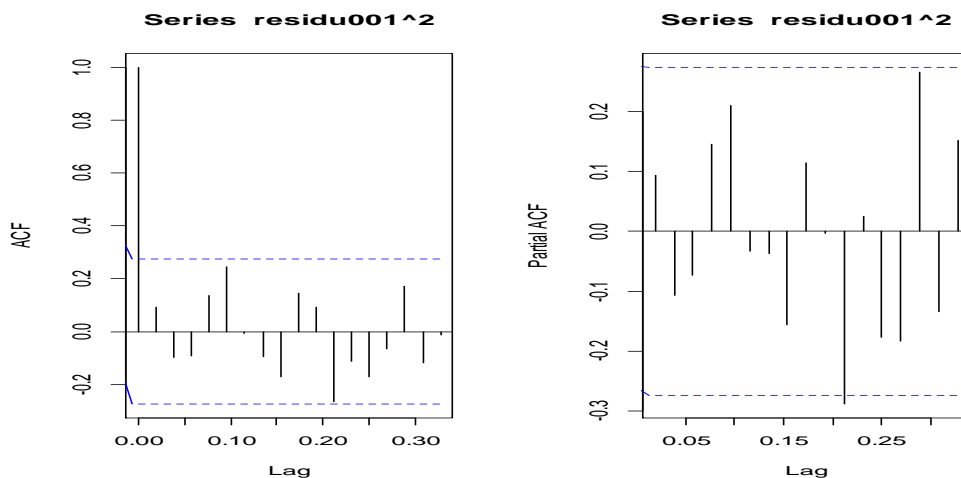
$H_1$ : data residu tidak berdistribusi normal

Dari uji ini diperoleh nilai *p-value* = 0,4747 lebih besar dari  $\alpha = 0,05$ , maka terima  $H_0$ . dapat disimpulkan bahwa residu model ARIMA (1,1,1) berdistribusi normal.

Karena data *return* harga saham Syariah Indonesia dengan model ARIMA(1,1,1) memenuhi kriteria heteroskedastisitas dari hasil pemeriksaan diagnostik sehingga digunakan model GARCH untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas tersebut.

3.5 Identifikasi Model GARCH

Model GARCH adalah model yang dapat mengatasi varian residu yang memiliki sifat heteroskedastisitas. Identifikasi model GARCH dilakukan dengan membuat plot ACF dan PACF dari residu kuadrat model ARIMA (1,1,1) sebagaimana yang dapat dilihat pada Gambar 4 Berikut:



Gambar 4. Plot ACF dan PACF Residu *return* ISSI

Dari hasil Plot ACF dan PACF pada Gambar. 4 nilai lag pada ACF signifikan terjadi pada lag ke-1 dan pada plot PACF tidak menunjukkan nilai yang signifikan, sehingga kemungkinan model yang dapat dibentuk yaitu model GARCH (1,0), GARCH (1,1), GARCH (1,2), GARCH (1,3), GARCH (2,1), GARCH (2,2), GARCH (3,0), dan GARCH (3,1).

Sehingga diperoleh hasil estimasi parameter model GARCH sebagai berikut.

Tabel 2. Estimasi parameter dan Nilai AIC dari model-model GARCH

Model	w	a <sub>1</sub>	a <sub>2</sub>	a <sub>3</sub>	b <sub>1</sub>	b <sub>2</sub>	AIC	BIC
GARCH(1,0)	2,133e-04	3,017e-01	-	-	-	-	-5,280339	-5,204581

GARCH(1,1)	0,0002721	0,3557195	-	-	-0,2431800	-	-5,254535	-5,140899
GARCH(1,2)	1,588e-04	4,745e-01	-	-	2,038e-02	-1,262e-01	-5,221621	-5,070106
GARCH(2,0)	2,531e-04	2,178e-01	-1,136e-01	-	-	-	-5,273954	-5,160317
GARCH(2,1)	0,0002414	0,2314945	-0,1270254	-	0,0476182	-	-5,237646	-5,086131
GARCH(2,2)	0,0002285	0,2939770	-0,1567986	-	0,1126302	-0,0245452	-5,206575	-5,017180
GARCH(3,1)	2,992e-05	1,048e-08	9,745e-09	3,487e-02	7,798e-01	-	-5,766684	-5,579064

Dari Tabel 2 diperoleh model GARCH terbaik dengan nilai AIC terkecil adalah model GARCH(3,1) dengan nilai -5,766684 dibandingkan dengan model-model GARCH yang lainnya. Sehingga diperoleh model parameter untuk GARCH (3,1) sebagai berikut.

$$\sigma_t^2 = (2,992e - 05) + (1,048e - 08)\varepsilon_{t-1}^2 + (9,745e - 09)\varepsilon_{t-2}^2 + (3,487e - 02)\varepsilon_{t-3}^2 - (7,798e - 01)\sigma_{t-1}^2 \quad (3.2)$$

Data *return* ISSI cenderung mengalami kenaikan dan penurunan secara masif sehingga terindikasikan mengalami perubahan struktur. Dapat dilihat dari perbandingan hasil nilai *p-value* = -0,025126 lebih kecil dari pada nilai  $\alpha = 0,05$  sehingga terdapat perubahan struktur pada data *return* ISSI.

### 3.6 Identifikasi model MS-GARCH

Model MS-GARCH adalah suatu model yang dapat diterapkan pada data yang mengalami masalah heteroskedastisitas dan perubahan struktur. Dalam penelitian ini, perubahan struktur pada data *return* ISSI dikategorikan menjadi dua, yakni *regimen* volatilitas tinggi dan volatilitas rendah. Model MS-GARCH menggunakan orde berdasarkan model GARCH yang telah diperoleh sebelumnya. Hasil estimasi parameter MS-GARCH yang diperoleh melalui penggunaan Rstudio adalah sebagai berikut.

**Tabel 3.** Estimasi Parameter model MS-GARCH

Fitted parameter	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>  t )
$\alpha_{01}$	0,0002	0,0004	0,5799	2,81e+02
$\alpha_{11}$	0,2109	0,7469	0,2823	3,89e+02
$\alpha_{21}$	0,0012	0,0972	0,0123	4,95e+02
$\beta_1$	0,0004	0,0347	0,0123	4,95e+02
$\alpha_{02}$	0,0002	0,0002	10,612	1,44e+02
$\alpha_{12}$	0,2109	0,4694	0,4493	3,27e+02
$\alpha_{22}$	0,0012	0,0672	0,0179	4,93e+02
$\beta_2$	0,0004	0,0257	0,0165	4,93e+02
$P_{11}$	0,5658	326,952	0,0173	4,93e+02
$P_{21}$	0,2241	295,109	0,0076	4,97e+02

Dari hasil Tabel 3 terdapat nilai *p-value* yang rendah untuk  $\alpha = 0,05$ , menunjukkan bahwa semua parameter dalam model MS-GARCH memiliki signifikansi. Estimasi parameter untuk model MS-GARCH dapat direpresentasikan dalam persamaan berikut:

$$\sigma_t^2 = \begin{cases} 0,0002 + 0,3471\varepsilon_{t-1}^2 + 0,0006\sigma_{t-1}^2, & \text{regime 1} \\ 0,0002 + 0,3471\varepsilon_{t-1}^2 + 0,0006\sigma_{t-1}^2, & \text{regime 2} \end{cases} \quad (3.3)$$

Nilai parameter  $\alpha$  dan  $\beta$  bernilai positif untuk masing-masing *regime*, artinya nilai variansi bersyarat nilai ISSI pada waktu  $t-1$  dipengaruhi oleh variansi bersyarat dan residual kuadrat pada waktu  $t-1$ , dan matriks peluang transisinya adalah:

$$\eta = \begin{bmatrix} 0,7759 & 0,2241 \\ 0,4342 & 0,5658 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan hasil matriks peluang transisi diatas, dapat disimpulkan bahwa peluang terjadinya volatilitas rendah adalah sekitar 0,7759, sementara peluang untuk perubahan dari volatilitas tinggi menjadi volatilitas rendah adalah sekitar 0,2241. Selain itu, kemungkinan adanya kestabilan pada volatilitas tinggi sekitar 0,5658, sementara probabilitas perubahan dari volatilitas rendah menjadi volatilitas tinggi adalah sekitar 0,4342.

### 3.7 Identifikasi Model Bayesian MS-GARCH

Model MS-GARCH yang menerapkan pendekatan *Bayesian* merupakan model yang diestimasi melalui metode *Bayesian*. Proses estimasinya dilakukan dengan memanfaatkan algoritma Gibbs Sampling. Proses iterasi dilakukan sebanyak 30.000 kali iterasi untuk mendapatkan hasil yang lebih mendekati nilai sebenarnya, sebagaimana terlihat dalam Tabel 4. Sebagai berikut:

**Tabel 4.** Estimasi Parameter Model *Bayesian* MS-GARCH

Fitted parameter	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
$\alpha_{01}$	0,0002	0,0004	0,5799	2,81e+02
$\alpha_{11}$	0,2109	0,7469	0,2823	3,89e+02
$\alpha_{21}$	0,0012	0,0972	0,0123	4,95e+02
$\beta_1$	0,0004	0,0347	0,0123	4,95e+02
$\alpha_{02}$	0,0002	0,0002	10,612	1,44e+02
$\alpha_{12}$	0,2109	0,4694	0,4493	3,27e+02
$\alpha_{22}$	0,0012	0,0672	0,0179	4,93e+02
$\beta_2$	0,0004	0,0257	0,0165	4,93e+02
$P_{11}$	0,5658	326,952	0,0173	4,93e+02
$P_{21}$	0,2241	295,109	0,0076	4,97e+02

Dari hasil Tabel 4 terdapat nilai *p-value* yang rendah untuk  $\alpha = 0,05$ , menunjukkan bahwa semua parameter dalam model *Bayesian* MS-GARCH memiliki signifikansi. Estimasi parameter untuk model *Bayesian* MS-GARCH dapat direpresentasikan dalam persamaan berikut:

$$\sigma_t^2 = \begin{cases} 0,0002 + 0,2109\varepsilon_{t-1}^2 + 0,0012\varepsilon_{t-2}^2 + 0,0004\sigma_{t-1}^2, & \text{regime 1} \\ 0,0002 + 0,2109\varepsilon_{t-1}^2 + 0,0012\varepsilon_{t-2}^2 + 0,0004\sigma_{t-1}^2, & \text{regime 2} \end{cases} \quad (3.4)$$

Nilai parameter  $\alpha$  dan  $\beta$  bernilai positif untuk masing-masing *regimen*, artinya nilai variansi bersyarat nilai ISSI pada waktu  $t-1$  dipengaruhi oleh variansi bersyarat dan residual kuadrat pada waktu  $t-1$ . Dan matriks peluang transisinya adalah:

$$\eta = \begin{bmatrix} 0,5658 & 0,4342 \\ 0,2241 & 0,7759 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan hasil matriks peluang transisi di atas, dapat disimpulkan bahwa peluang terjadinya volatilitas rendah adalah sekitar 0,5658, sementara peluang untuk perubahan dari volatilitas tinggi menjadi volatilitas rendah adalah sekitar 0,4342. Selain itu, kemungkinan adanya kestabilan pada volatilitas tinggi sekitar 0,7759, sementara probabilitas perubahan dari volatilitas rendah menjadi volatilitas tinggi adalah sekitar 0,2241.

### 3.8 Model Evaluasi

Selanjutnya untuk melihat model terbaik diantara model GARCH, model MS-GARCH, dan model *Bayesian* MS-GARCH akan dibandingkan nilai AIC dan BIC dari masing-masing model menggunakan persamaan (2.2) dan persamaan (2.3). Perbandingan nilai AIC dan BIC masing-masing model dapat dilihat pada Tabel 5. dibawah ini.

**Tabel 5.** Pemilihan Model Terbaik untuk data *return* ISSI

Parameter	AIC	BIC
GARCH(3,1)	-5,766684	-5,579064
MS-GARCH	-251,1048	-235,6502
Bayesian MS-GARCH	-252,544	-237,0894

Berdasarkan Tabel 6 terlihat bahwa nilai AIC terkecil terjadi pada model *Bayesian* MS-GARCH yaitu sebesar -252,544, sehingga model ini adalah model yang dapat digunakan untuk meramalkan model volatilitas ISSI dengan lebih baik

## 4. Kesimpulan

Penelitian ini terfokus dalam perbandingan model-model volatilitas yaitu GARCH, MSGARCH, dan *Bayesian* MSGARCH sehingga model-model lain yang berada pada kajian ini tidak dibahas secara mendalam. Berdasarkan perbandingan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC) menunjukkan model *Bayesian* MS-GARCH adalah model terbaik yang dapat digunakan untuk meramalkan volatilitas data *return* indeks Saham Syariah Indonesia dibandingkan dengan model MS-GARCH maupun model GARCH. Pengaplikasian model *Bayesian* MS-GARCH tidak hanya bisa digunakan untuk memprediksi masalah pasar saham saja, tetapi juga dapat digunakan untuk masalah lain misalnya dalam transaksi keuangan maupun keadaan inflasi suatu negara. Penelitian ini masih dapat dikembangkan dengan menambahkan model-model GARCH yang memiliki efek asimetris ataupun jenis model *hybrid* lainnya sehingga dapat menghasilkan peramalan yang lebih akurat.

## Daftar Pustaka

- [1] Otoritas Jasa Keuangan. "Kapitalisasi Pasar Indeks Syariah Di Bursa Efek Indonesia". Kapitalisasi Pasar Saham Syariah. 2023 <https://ojk.go.id/id/kanal/syariah/data-dan-statistik/saham-syariah/default.aspx>. Accessed 6 April 2024.
- [2] Otoritas Jasa Keuangan. "Kapitalisasi pasar modal syariah Indonesia capai Rp4.760 triliun". 2023 <https://www.antarane.ws.com/berita/3482982/ojk-kapitalisasi-pasar-modal-syariah-indonesia-capai-rp4760-triliun>. Accessed 6 April 2024)
- [3] A. Sukma. "Buletin Studi Ekonomi: A Comparison Of Time-Varying Volatility Of Islamic And Conventional Stock Markets In Indonesia", 2023. Tersedia pada: <https://ojs.unud.ac.id/index.php/bse/index>
- [4] M. F. Bagan, E. I. Cevik, and S. Dibooglu, "Emerging market portfolios and Islamic financial markets: Diversification benefits and safe havens," *Borsa Istanbul Review*, vol. 22, no. 1, 2022, doi: 10.1016/j.bir.2021.01.007.

- [5] N. Hachicha, A. Ghorbel, M. C. Feki, S. Tah, and F. A. Dammak, "Hedging Dow Jones Islamic and conventional emerging market indices with CDS, oil, gold and the VSTOXX: A comparison between DCC, ADCC and GO-GARCH models," *Borsa Istanbul Review*, vol. 22, no. 2, 2022, doi: 10.1016/j.bir.2021.04.002.
- [6] L. W. Sheng, G. S. Uddin, D. Sen, and Z. S. Hao, "The asymmetric volatility spillover across Shanghai, Hong Kong and the U.S. stock markets: A regime weighted measure and its forecast inference," *International Review of Financial Analysis*, vol. 91, 2024, doi: 10.1016/j.irfa.2023.102964.
- [7] E. Arif, D. Devianto, M. Yollanda, and Afrimayani, "Analysis of Precious Metal Price Movements Using Long Memory Model and Fuzzy Time Series Markov Chain," *International Journal of Energy Economics and Policy*, vol. 12, no. 6, 2022, doi: 10.32479/ijeep.13531.
- [8] L. Liu, Q. Geng, Y. Zhang, and Y. Wang, "Investors' perspective on forecasting crude oil return volatility: Where do we stand today?," *Journal of Management Science and Engineering*, vol. 7, no. 3, 2022. doi: 10.1016/j.jmse.2021.11.001.
- [9] H. Xiao, Q. Zhu, and H. R. Karimi, "Stability analysis of semi-Markov switching stochastic mode-dependent delay systems with unstable subsystems," *Chaos Solitons Fractals*, vol. 165, 2022, doi: 10.1016/j.chaos.2022.112791.
- [10] E. Ermanely, D. Devianto, and F. Yanuar, "Model Volatilitas Saham LQ45 dengan Pendekatan Markov-Switching Garch," *Jurnal Lebesgue : Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*, vol. 4, no. 2, 2023, doi: 10.46306/lb.v4i2.402.
- [11] M. Cavicchioli, "A matrix unified framework for deriving various impulse responses in Markov switching VAR: Evidence from oil and gas markets," *J Econ Asymmetries*, vol. 29, 2024, doi: 10.1016/j.jeca.2023.e00349.
- [12] F. Zhang, Y. Zhang, Y. Xu, and Y. Chen, "Dynamic relationship between volume and volatility in the Chinese stock market: evidence from the MS-VAR model," *Data Science and Management*, vol. 7, no. 1, 2024, doi: 10.1016/j.dsm.2023.09.003.
- [13] A. Carriero, J. Chan, T. E. Clark, and M. Marcellino, "Corrigendum to 'Large Bayesian vector autoregressions with stochastic volatility and non-conjugate priors' [J. Econometrics 212 (1) (2019) 137–154]," *J Econom*, vol. 227, no. 2, 2022, doi: 10.1016/j.jeconom.2021.11.010.
- [14] D. Ardia, K. Bluteau, K. Boudt, dan L. Catania, "Forecasting risk with Markov-switching GARCH models: A large-scale performance study," *Int J Forecast*, vol. 34, no. 4, hlm. 733–747, Okt 2018, doi: 10.1016/j.ijforecast.2018.05.004.
- [15] C. W. S. Chen, M. K. P. So, and E. M. H. Lin, "Volatility Forecasting with Double Markov Switching GARCH Models," *SSRN Electronic Journal*, 2011, doi: 10.2139/ssrn.1410581.
- [16] D. Devianto, M. Yollanda, M. Maiyastri, and F. Yanuar, "The soft computing FFNN method for adjusting heteroscedasticity on the time series model of currency exchange rate," *Front Appl Math Stat*, vol. 9, 2023, doi: 10.3389/fams.2023.1045218.
- [17] D. Devianto, K. Ramadani, Maiyastri, Y. Asdi, and M. Yollanda, "The hybrid model of autoregressive integrated moving average and fuzzy time series Markov chain on long-memory data," *Front Appl Math Stat*, vol. 8, 2022, doi: 10.3389/fams.2022.1045241.
- [18] D. Devianto, A. N. Afifah, dan I. K. Febrianti, "The bayesian model of Covid-19 case fatality rate proportion on provinces in Indonesia," dalam IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, IOP Publishing Ltd, Apr 2021. doi: 10.1088/1755-1315/708/1/012057.
- [19] D. Devianto, M. Yollanda, S. Maryati, Maiyastri, Y. Asdi, and E. Wahyuni, "The Bayesian vector autoregressive model as an analysis of the government expenditure shocks while the covid-19 pandemic to macroeconomic factors," *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, vol. 9, no. 4, 2023, doi: 10.1016/j.joitmc.2023.100156.
- [20] D. C. H. Wee, F. Chen, dan W. T. M. Dunsmuir, "Likelihood inference for Markov switching GARCH(1,1) models using sequential Monte Carlo," *Econom Stat*, vol. 21, hlm. 50–68, Jan 2022, doi: 10.1016/j.ecosta.2020.03.004.
- [21] M. Li, R. Liao, and S. Sriboonchitta, "Value at risk of the exchange rate in southeast ASEAN-3 based on bayesian Markov-switching GARCH approach," in *Journal of Physics: Conference Series*, 2020. doi: 10.1088/1742-6596/1616/1/012070.
- [22] F. Rabbaniyah dan U. Azmi. "Peramalan Volatilitas dengan pemodelan EGARCH, TGARCH, dan APGARCH dalam Pengukuran Estimasi Resiko Saham Sektor Keuangan." *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 11, 2023, doi: 10.12962/j23373520.v11i6.91139.
- [23] Tsay, R.S. "Analysis of Financial Time Series". New Jersey : John Wiley and Sons, Inc. 2012.
- [24] Rosadi, D. "Analisis Ekonometrika dan Runtun Waktu Terapan dengan R," Yogyakarta: ANDI. 2011.
- [26] Walpole, R.E. "Ilmu Peluang dan Statistika untuk Insinyur dan Ilmuan Edisi ke-4," Bandung :R.K ITB. 1995.
- [25] Bergsli, L. O. Lind, Andrea F. Molnar, Peter. Polasik, Michal. "Forecasting Volatility of Bitcoin," *Research in International Business and Finance*, vol. 59, 2022, doi: 10.1016/j.ribaf.2021.101540