



Model ARMA-GARCH dan *Ensemble* ARMA-GARCH untuk Prediksi Value-at-Risk pada Portofolio Saham

Trimono¹, Prismahardi Aji Riyantoko², Fira Agista³

^{1,2} Program Studi Sains Data UPN Veteran Jawa Timur

² prismahardi.aji.ds@upnjatim.ac.id

³ Jurusan Matematika, Universitas Pakuan Bogor

³ firaagista10@gmail.com

Corresponding author email: trimono.stat@upnjatim.ac.id

Abstract: The stock portfolio is a form of investment that can be used to minimize the risk of loss. In a stock portfolio, the value of the risk of loss can be predicted through the return value. If the portfolio return variance is heteroscedastic, predictive risk can be used using the VaR ARCH/GARCH or VaR ARCH/GARCH Combination models. Furthermore, the accuracy of the VaR in predicting the value of the risk of loss is tested through the Backtesting test. In this study, the stock portfolio is composed of shares of PT. Indofood Tbk (INDF) and shares of PT. Astra Agro Lestari (Tbk) for the period 2 August 2012 to 1 October 2021. The results obtained show that the best model is ARIMA(0,0,[3])-GARCH(1,2) with an AIC value of -5.7902 and MSE 1.8755×10^{-6} . At the 95% confidence level, based on the ARIMA-ARCH/GARCH VaR Backtesting test it is proven to be very accurate for predicting the risk of loss because the value of the breach ratio (VR) is equal to 0.01.

Keywords: Stock portfolio, risk of loss, heteroscedasticity, VaR, Backtesting.

Abstrak: Portofolio saham merupakan salah satu bentuk investasi yang dapat digunakan meminimumkan risiko kerugian. Pada portofolio saham, nilai risiko kerugian dapat diprediksi melalui nilai *return*. Apabila variansi return portofolio bersifat heteroskedastik, prediksi risiko dapat digunakan menggunakan model VaR ARCH/GARCH atau VaR ARCH/GARCH Kombinasi. Selanjutnya, keakuratan VaR dalam memprediksi nilai risiko kerugian diuji melalui uji Backtesting. Pada penelitian ini, portofolio saham disusun atas saham PT. Indofood Tbk (INDF) dan saham PT. Astra Agro Lestari (Tbk) periode 2 Agustus 2012 sampai dengan 1 Oktober 2021. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa model terbaik adalah ARIMA(0,0,[3])-GARCH(1,2) dengan nilai AIC -5.7902 dan MSE 1.8755×10^{-6} . Pada tingkat kepercayaan 95%, berdasarkan uji Backtesting VaR ARIMA-ARCH/GARCH terbukti sangat akurat untuk memprediksi risiko kerugian karena nilai rasio pelanggarannya (VR) sama dengan 0.01.

Kata kunci: Portofolio saham, risiko kerugian, heteroskedastik, VaR, Backtesting.

I. PENDAHULUAN (Heading 1)

Investasi merupakan kegiatan menanamkan sumberdaya yang dimiliki dengan tujuan untuk memperoleh nilai tambah dan keuntungan pada masa yang akan datang [Chabachib et al., (2019)]. Berinvestasi saham di pasar modal merupakan salah satu bentuk investasi yang banyak diminati oleh investor. [Lusyana and Sherif 2017] Hal ini dilatarbelakangi karena saham dipandang merupakan asset yang mampu memberikan keuntungan yang optimal dalam waktu yang relatif singkat [Kuchancur, 2015]. Selain itu, sebagai salah satu jenis investasi asset finansial, saham memiliki beberapa kelebihan jika dibandingkan dengan aset riil, antara lain adalah memiliki likuiditas yang tinggi sehingga lebih mudah dikonversikan dalam uang tunai jika diperlukan, transaksi lebih mudah dilakukan, serta tidak memerlukan biaya perawatan seperti pada investasi aset riil [Joseph, 2018].

Menurut [Hendarsih dan Harjunawati (2020)]; [Islam dan Nguyen (2020)], pada dasarnya, selain menawarkan keuntungan yang besar dan relatif cepat, investasi saham juga memiliki faktor risiko yang tidak dapat dihilangkan. Risiko ini berkaitan dengan kerugian yang sifatnya tidak pasti dapat terjadi kapan saja. Kerugian terjadi karena aktivitas perdagangan saham, harga saham sering mengalami fluktuasi yang disebabkan oleh berbagai macam faktor seperti kondisi pasar yang tidak stabil, resesi, bencana alam, maupun pandemi seperti yang baru-baru ini sedang terjadi [Azizah, Irawan, dan Putri, 2020]. Oleh karena itu dalam berinvestasi, investor harus jeli dalam memilih saham



yang dapat menghasilkan keuntungan maksimal dengan nilai risiko sekecil mungkin [Tahir, Moazzam, and Sultana, 2020].

Menurut [Likitratcharoen, dkk (2018)]; [Trimono, Maruddani, dan Ispriyanti (2017)]; dan [xxxx], salah satu cara untuk meminimumkan risiko kerugian pada suatu kegiatan investasi adalah dengan menerapkan diversifikasi. Melalui diversifikasi, investor diharapkan dapat memaksimalkan keuntungan dan meminimumkan nilai risiko kerugian yang harus diterima. Diversifikasi dilakukan dengan cara membentuk portofolio yang terdiri dari beberapa saham, dalam hal ini portofolio yang terbentuk adalah portofolio yang memiliki risiko minimum [Saputri, Suharsono dan Haryono (2019)]. Menurut Pratama, Dharmawan & Harini (2015), portofolio yang dipilih oleh investor dari beberapa pilihan portofolio yang efisien disebut sebagai portofolio optimal. Sedangkan portofolio yang efisien didefinisikan oleh Widagdo, et.al, 2019 sebagai portofolio yang menghasilkan tingkat keuntungan tertentu dengan risiko terendah, atau tingkat risiko tertentu dengan tingkat keuntungan tertinggi.

Pada investasi portofolio saham, nilai keuntungan dan kerugian untuk periode waktu tertentu dapat dilihat dari nilai *return* [Miskolczi (2017)]. Sehingga jika investor ingin mengetahui perkiraan risiko, maka investor terlebih dahulu harus mengetahui perkiraan nilai return portofolio. Mengacu pada [Reddy dan Clinton, 2016], jika dilihat dari nilai variansi, return portofolio memiliki dua karakteristik, yaitu homoskedastik (return portofolio memiliki nilai varian yang konstan), dan heteroskedastik (return portofolio memiliki nilai varian yang tidak konstan). Untuk return dengan nilai varian bersifat homoskedastik, prediksi return dapat dimodelkan dengan menggunakan model ARIMA (Wabomba dkk 2016). Sedangkan untuk return dengan nilai varian bersifat heteroskedastik, prediksi return dapat menggunakan model ARIMA-GARCH atau Ensemble ARIMA-GARCH (Faulina, 2014).

Setelah diketahui prediksi return portofolio, maka prediksi nilai kerugian akan lebih mudah untuk dilakukan [Chai dan Draxler, 2015]. Prediksi nilai risiko kerugian pada periode yang akan datang untuk suatu portofolio saham dapat dilakukan dengan menggunakan suatu ukuran risiko [Wang dan Lu, 2018]. Terdapat beberapa ukuran risiko yang dapat diterapkan, antara lain adalah Value at Risk (VaR), Expected Shortfall, dan Glue Value at Risk. VaR didefinisikan sebagai prediksi kerugian maksimum yang akan terjadi pada periode waktu dan tingkat kepercayaan tertentu [Ahadiat dan Kesumah, 2021]. Pada penelitian ini, ukuran risiko yang akan digunakan adalah VaR. VaR dipilih karena memiliki beberapa kelebihan yaitu dapat digunakan sebagian besar data-data keuangan (termasuk data harga saham), dan memiliki kemampuan yang baik dalam menganalisis risiko secara kritis melalui analisis sistematis (Ogawa1, Costa, & Moralles, 2018). VaR didefinisikan sebagai nilai kerugian maksimum suatu aset pada kondisi pasar normal untuk tingkat kepercayaan dan periode waktu tertentu.

Beberapa Penelitian sebelumnya terkait dengan prediksi risiko kerugian pada portofolio menggunakan model VaR dengan pendekatan ARIMA-GARCH antara lain yaitu, Siaw, Hene dan Evans (2017) mengkonstruksi prediksi nilai return pada portofolio saham menggunakan model GARCH, model GARCH dianggap sangat cocok untuk memprediksi nilai return pada periode yang akan datang karena memberikan nilai prediksi pemodelan yang sangat baik. Faulina (2014), menggunakan model Ensemble ARIMA-ANFIS untuk memprediksi curah hujan di Provinsi Jawa Timur, Indonesia. Kaya dan Guloglu (2017) memprediksi prediksi risiko atas investasi pada komoditas emas, crude oil, dan perak menggunakan model VaR GARCH.

Pada penelitian ini, akan dilakukan prediksi return portofolio dan prediksi VaR dengan menggunakan model ARIMA-ARCH/ GARCH dan *Ensemble* ARIMA-ARCH/ GARCH. KebaruanSelanjutnya kedua model tersebut dibandingkan berdasarkan nilai AIC dan MSE untuk menentukan model terbaik. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data harga saham harian PT. Astra Agro Lestari Tbk dan PT. Indofood Tbk periode 3 Oktober 2012 sampai dengan 1 Oktober 2021, yaitu sebanyak 2113 data.

II. KERANGKA TEORITIS

Portofolio saham diartikan sebagai serangkaian kombinasi beberapa saham tunggal yang diinvestasikan dan dipegang oleh pemodal, baik perorangan maupun lembaga. Portofolio saham yang efisien adalah portofolio yang menghasilkan tingkat keuntungan tertentu dengan risiko terendah, atau tingkat risiko tertentu dengan tingkat keuntungan tertinggi (Husnan, 1998). Sebagian besar investor

cenderung menghindari risiko (*risk averse*), misal investor dihadapkan pada dua investasi dengan return diharapkan yang sama dan risiko yang berbeda, maka ia akan memilih investasi dengan tingkat risiko yang lebih rendah. Misalkan $P_{1,t}$ dan $P_{2,t}$ adalah proses stokastik yang menyatakan harga saham ke-1 dan saham ke-2 pada periode t , portofolio saham yang terbentuk diantara keduanya diformulasikan sebagai:

$$S_t = P_{1,t} + P_{2,t}$$

Selanjutnya, nilai *return* portofolio saham S_t diperoleh dengan cara sebagai berikut:

$$X_t = R_{1,t} + R_{2,t}$$

dengan X_t adalah *return* portofolio saham S pada periode t . $R_{1,t}$ dan $R_{2,t}$ adalah log *return* saham P_1 dan P_2 pada periode t .

2.1. Minimum Variance Efficient Portfolio (MVEP)

Menurut Maruddani (2019), MVEP didefinisikan sebagai portofolio yang memiliki variansi minimum diantara keseluruhan kemungkinan portofolio yang dapat dibentuk. Jika diasumsikan preferensi investor terhadap risiko adalah risk averse (menghindari risiko), maka portofolio yang memiliki mean variance efisien (mean variance efficient portofolio) adalah portofolio yang memiliki variansi minimum dari mean returnnya. Hal tersebut sama dengan meng-optimalisasi bobot berdasarkan maksimum mean return dari variansi yang diberikan. Secara lebih formal, metode MVEP membantu mencari vektor pembobotan w agar portofolio yang dibentuk mempunyai variansi yang minimum berdasarkan dua batasan (constraints) yaitu:

1. Spesifikasi awal dari mean return μ_p harus tercapai yaitu $w^T \mu$
2. Jumlah proporsi dari portofolio yang terbentuk sama dengan 1 yaitu $w^T \mathbf{1}_N = 1$, dengan $\mathbf{1}_N$ adalah vektor berdimensi $N \times 1$ dengan elemennya adalah 1.

Permasalahan optimalisasi dapat diselesaikan dengan fungsi Lagrange yaitu

$$L = w^T \Sigma w + \lambda_1 (\mu_p - w^T \mu) + \lambda_2 (1 - w^T \mathbf{1}_N)$$

dengan, L adalah fungsi Lagrange dan λ adalah faktor pengali Lagrange.

Untuk kasus portofolio dengan variansi efisien, tidak ada pembatasan pada mean portofolio ($\lambda_1 = 0$), sehingga pembobotan pada MVEP dengan return $X \sim \text{Normal}_N(\mu, \Sigma)$ adalah

$$w = (\Sigma^{-1} \mathbf{1}_N) / (\mathbf{1}_N^T \Sigma^{-1} \mathbf{1}_N)$$

2.2. Time Series Model

Pada analisis data deret waktu, terdapat dua model yang paling sering digunakan, yaitu model ARMA dan ARIMA. Auto Regressive Moving Average (ARMA) merupakan gabungan model AR dan MA menjadi bentuk yang lebih sederhana agar jumlah parameter yang digunakan tetap sedikit (Tsay, 2002). Untuk suatu proses stokastik X_t , model umum untuk proses ARMA(p, q) dapat ditulis sebagai berikut:

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

dengan menggunakan operator *backshift*, model ARMA(p, q) dapat ditulis sebagai berikut:

$$\phi_p(B)X_t = \theta_q(B)a_t,$$

dengan $a_t \sim N(0, \sigma^2)$. Sebagai tambahan, Model ARMA(p, q) terbentuk dari model AR(p) dan MA(q) yang stasioner dan invertible. Model Autoregressive Integrated Moving Average merupakan hasil penggabungan antara proses stasioner dengan proses nonstasioner yang telah distasionerkan. Bentuk umum model ARIMA(p, d, q) adalah (Wei, 2006) :

$$\phi_p(B)(1-B)^d X_t = \theta_q(B)a_t$$

Pendugaan model ARIMA dapat menggunakan plot ACF dan plot PACF, dimana time series harus sudah berpola stasioner.

2.3. Model ARCH/GARCH

Pada umumnya pemodelan data time series harus memenuhi asumsi homoskedastisitas (varian yang konstan). Namun pada data finansial seperti harga saham, kurs mata uang, tingkat inflasi, dan sebagainya, biasanya menunjukkan fenomena kluster volatilitas, yaitu periode dimana harga mereka menunjukkan perubahan yang bergantian untuk periode yang panjang diikuti periode yang menunjukkan keadaan yang stabil. Keadaan yang seperti disebutkan sebelumnya dapat menyebabkan

varian data tidak konstan (heteroskedastisitas). Untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas tersebut, maka digunakan model ARCH dan GARCH.

2.3.1. Model ARCH (Autoregressive Conditional Heteroscedasticity)

Model pertama yang digunakan untuk memodelkan volatilitas residual data adalah model ARCH yang dikenalkan oleh Engle (1982). Model ARCH mengasumsikan bahwa varian residual pada satu titik waktu adalah fungsi dari residual di titik waktu lain. Menurut Tsay (2002), bentuk umum dari model ARCH(p):

$$a_t = \sigma_t \varepsilon_t$$
$$\sigma_t^2 = \varphi_0 + \varphi_1 a_{t-1}^2 + \dots + \varphi_p a_{t-p}^2$$

dengan, $\varepsilon_t \sim N(0,1)$, $\varphi_0 > 0$, dan $\varphi_i \geq 0$ ($i = 1, 2, \dots$)

2.3.2. Model GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity)

Bollerslev (1986) mengembangkan model ARCH kedalam model yang lebih umum yang dikenal sebagai GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity). Model ini digunakan untuk mengatasi orde yang terlalu besar pada model ARCH. Pada model GARCH, varian kondisional tidak hanya dipengaruhi oleh residual yang lampau tetapi oleh lag varian kondisional itu sendiri (Ariefianto, 2012). Dengan demikian varian kondisional pada model GARCH terdiri atas dua komponen, yakni komponen lampau dari residual kuadrat (dilambangkan dengan derajat q) dan komponen lampau dari varian kondisional (dinotasikan dengan derajat p). Secara matematis model GARCH(p,q) dapat dibuat dalam bentuk berikut:

$$a_t = \sigma_t \varepsilon_t$$
$$\sigma_t^2 = \varphi_0 + \sum_{i=1}^p \varphi_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

Dengan $\varepsilon_t \sim N(0,1)$, $\varphi_0 > 0$, dan $\varphi_i, \beta_j \geq 0$ ($i = 1, 2, \dots$), $0 < (\varphi_i + \beta_j) < 1$

2.4. Ensemble ARIMA-GARCH

Prediksi data deret waktu menggunakan metode kombinasi adalah teknik prediksi yang bekerja dengan cara mengkombinasikan nilai output dari beberapa model prediksi sebagai suatu nilai prediksi (Zaier et al, 2010). Pembentukan model *Ensemble* ARIMA-ARIMA/GARCH dilakukan dengan cara menentukan model ARIMA-ARCH/GARCH tunggal terlebih dahulu. Pemilihan model pada umumnya didasarkan pada hasil verifikasi model/uji signifikansi parameter. Selanjutnya masing-masing model akan menghasilkan nilai \hat{X}_t dan $\hat{\sigma}_t^2$. Proses selanjutnya adalah menggabungkan setiap nilai \hat{X}_t dan $\hat{\sigma}_t^2$ dengan menggunakan pendekatan *averaging*. Misalkan N adalah banyaknya model ARIMA-ARCH/GARCH tunggal, maka nilai prediksi dari dari model *Ensemble* ARIMA-ARCH/GARCH adalah:

$$f(\hat{X}_t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{X}_t^{(i)}, i = 1, 2, \dots, N$$

dan

$$f(\hat{\sigma}_t^2) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{\sigma}_t^{2,(i)}, i = 1, 2, \dots, N$$

2.5. Pemilihan Model Terbaik dan Evaluasi Model

Nilai AIC (Akaike's Information Criterion) dapat digunakan untuk menentukan pemilihan model terbaik. Model yang terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC terkecil diantara model yang lain. Rumus untuk memperoleh nilai AIC ditulis sebagai berikut (Rosadi, 2012):

$$AIC = n \ln(SSR/n) + 2k$$

dengan, n adalah ukuran sampel., k adalah jumlah parameter model, dan $SSR = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2$

Akurasi suatu model dalam memprediksi data deret waktu dapat dievaluasi dengan menggunakan Mean Square Error (MSE). Formula MSE didefinisikan sebagai (Ghani dan Rahim, 2019):

$$MSE = \frac{1}{T-T_1} \sum_{t=T_1}^T (X_t - \hat{X}_t)^2$$

dengan T adalah total observasi, T_1 adalah observasi pertama pada data out-sample, dan \hat{X}_t adalah nilai prediksi. Semakin kecil nilai MSE dan MAPE, maka model semakin baik digunakan untuk prediksi.

2.6. Value-at-Risk Pada Portfolio Saham

Value-at-risk (VaR) merupakan ukuran risiko yang sering digunakan dalam bidang keuangan. VaR didefinisikan sebagai kemungkinan nilai kerugian maksimum selama periode waktu tertentu dengan tingkat kepercayaan yang ditentukan. Misalkan X_t adalah proses stokastik yang menyatakan nilai *return* portofolio pada waktu t , dengan X_t mengikuti suatu distribusi tertentu. Perhitungan VaR pada waktu ke-($t+1$) dengan tingkat kepercayaan α dapat dinyatakan sebagai kuantil ke-($1-\alpha$) dari distribusi $X_{n+1} | X_n$. Persamaan VaR Untuk memprediksi nilai kerugian pada saat $t+1$ dengan tingkat kepercayaan(α) adalah (Jadhav, 2009):

$$VaR_{\alpha}(X_t) = -\inf \{x \in \mathbb{R} \mid F_{X_{t+1}|X_t}(x) \geq (1 - \alpha)\}$$

Telah dikatakan bahwa nilai VaR merupakan nilai kuantil dari distribusi nilai risiko. Oleh karena itu, VaR pada kerugian berdistribusi kontinu dapat dinyatakan sebagai

$$VaR_{\alpha}(X_t) = E[X_{n+1} | X_n] + z_{1-\alpha} \sqrt{E[X_{n+1}^2 | X_n] - (E[X_{n+1} | X_n])^2}$$

dengan $z_{1-\alpha}$ merupakan kuantil ke-($1-\alpha$) dari distribusi normal standar.

Menurut Danielsson (2011), backtesting merupakan prosedur pengujian akurasi nilai Value at Risk yang telah dihitung. Backtesting dilakukan dengan mengambil nilai hasil penghitungan Value at Risk kemudian membandingkan dengan nilai *return* yang sebenarnya. Apabila *return* sebenarnya pada periode tertentu lebih rendah dari nilai Value at Risk pada periode yang sama, maka dikatakan terjadi pelanggaran. Sehingga dalam mengukur kualitas peramalan Value at Risk dapat dilakukan dengan membandingkan jumlah pelanggaran yang terjadi dengan ekspektasi jumlah pelanggaran atau yang lebih sering disebut dengan rasio pelanggaran (Violation Ratio). Rasio pelanggaran (VR) dihitung dengan membandingkan jumlah pelanggaran (v_1) dengan ekspektasi jumlah pelanggaran.

$$VR = \frac{v_1}{m_0} \times K_u$$

m_0 adalah probabilitas pelanggaran yang diduga, dan K_u adalah panjang jendela uji. Apabila nilai $VR=1$, maka jumlah pelanggaran yang terjadi sama dengan ekspektasi jumlah pelanggaran (metode penghitungan VaR memberikan hasil dugaan risiko yang tepat). Jika $VR > 1$, maka pelanggaran yang terjadi lebih besar dari ekspektasi jumlah pelanggaran. Sedangkan, jika $VR < 1$ menunjukkan bahwa pelanggaran yang terjadi lebih sedikit dibandingkan ekspektasi jumlah pelanggaran.

III. Metodologi Penelitian

3.1. Sumber Data

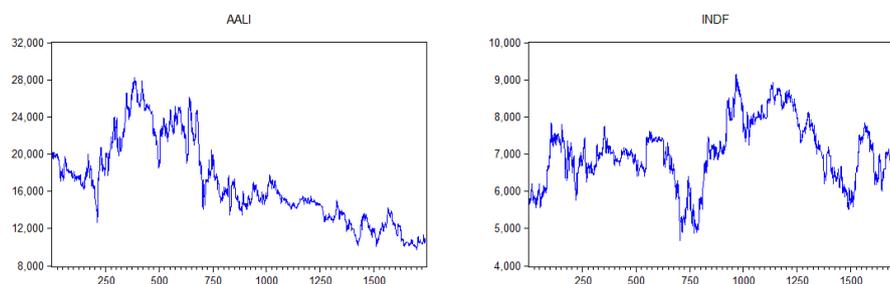
Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data \textit{return} dari harga penutupan dari dua saham yang tercatat di Indonesia Stock Exchange (IDX) yang bergerak di bidang perkebunan dan pangan. Kedua saham tersebut yaitu PT. Astra Agro Lestari Tbk (AALI/perkebunan) dan PT. Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF/pangan) untuk periode 2 Oktober 2012 sampai dengan 1 Oktober 2021. Terdapat 2113 data *return* yang dibagi menjadi dua grup. Grup pertama adalah data in-sample (2093 data), grup kedua adalah data out-sample (20 data). Data diperoleh dari website <https://finance.yahoo.com>.

3.2. Prosedur Analisis

Langkah-langkah yang dilakukan untuk analisis data adalah sebagai berikut : (1) Menghitung nilai return saham. (2) Menghitung bobot portofolio saham melalui metode MVEP. (3) Menghitung return portofolio saham. (4) Membagi data portofolio saham kedalam data in-sample dan out-sample. (5) Melakukan uji stasioneritas dalam mean untuk data in-sample. (6) Membentuk model ARIMA melalui plot ACF dan PACF. (7) Verifikasi model ARIMA. (8) Identifikasi efek ARCH/GARCH pada model ARIMA-ARCH/GARCH melalui uji Lagrange Multiplier. (9) Memilih model ARIMA-ARCH/GARCH terbaik dengan membandingkan nilai AIC. (10) Membentuk model Ensemble ARIMA-ARCH/GARCH. (12) Melakukan evaluasi model melalui nilai MSE. Menghitung prediksi VaR untuk model ARIMA-ARCH/GARCH terbaik dan model Ensemble ARIMA-ARCH/GARCH.

IV. Analisis dan Pembahasan

Pada prediksi return dan VaR untuk portofolio saham, langkah pertama diawali dengan plot deret waktu dan statistik deskriptif dari data saham tunggal. Hal tersebut bertujuan untuk melihat karakteristik data yang akan digunakan untuk membentuk portofolio saham, selain itu juga untuk melihat apakah terdapat outlier pada data yang akan digunakan untuk membentuk portofolio saham. Plot deret waktu untuk data harga saham AALI dan INDF adalah sebagai berikut:



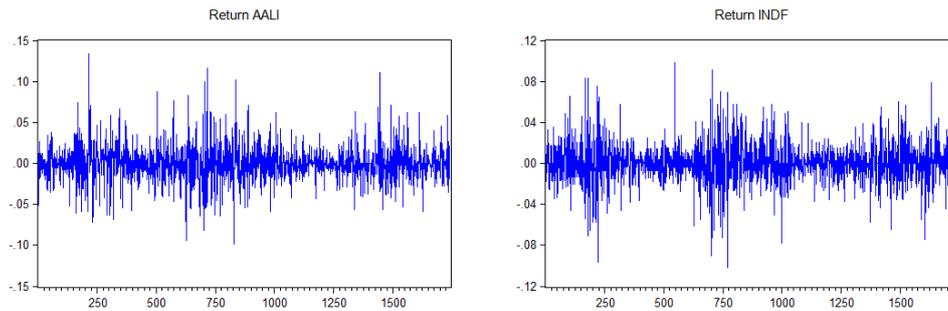
Gambar 1. Plot deret waktu data saham AALI dan INDF

Berdasarkan gambar 1, dapat dilihat bahwa selama periode 2 Oktober 2012 sampai dengan 1 Oktober 2021, saham AALI memiliki kecenderungan nilainya turun sedangkan saham INDF memiliki kecenderungan nilainya naik, hal ini dapat menjadi indikasi bahwa korelasi antara kedua saham ini bersifat negatif, untuk mengetahui secara pasti nilai korelasinya, berikut ini adalah tabel koefisien korelasi untuk saham AALI dan INDF:

Tabel 1. Koefisien korelasi AALI dan INDF

| | AALI | INDF |
|------|---------|---------|
| AALI | 1 | -0.1034 |
| INDF | -0.1034 | 1 |

Korelasi yang terbentuk antara saham AALI dan INDF memiliki nilai negatif, hal ini berarti jika terjadi kenaikan pada harga saham AALI, harga saham INDF akan mengalami penurunan. Korelasi negatif menunjukkan bahwa antar saham memiliki pengaruh yang berkebalikan, hal ini sangat bermanfaat bagi investor, karena akan menghilangkan risiko satu sama lain dalam membangun portofolio. Pada portofolio saham, nilai return portofolio diperoleh dari agregasi antara return AALI dan INDF. Berikut ini disajikan plot deret waktu untuk *return* AALI dan INDF:



Gambar 2. Plot deret waktu data return AALI dan INDF

Gambar 2 menunjukkan bahwa secara visual tidak terdapat outlier pada data return AALI dan INDF, selain itu data memiliki kecenderungan bersifat stasioner karena nilainya menyebar disekitar mean. Statistik deskriptif dari return AALI dan INDF dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 2. Statistik Deskriptif Return AALI

| | AALI | INDF |
|-----------------|----------|----------|
| Mean | -0.00037 | 0.00017 |
| Standar Deviasi | 0.02183 | 0.01916 |
| Skewness | 0.52812 | 0.07828 |
| Kurtosis | 6.85210 | 6.51487 |
| Minimum | -0.09818 | -0.10228 |
| Maksimum | 0.13432 | 0.09867 |

Return saham AALI memiliki nilai lebih tinggi jika dibandingkan INDF, dengan nilai standar deviasi yang lebih tinggi pula. Hal ini menunjukkan bahwa data AALI memiliki fluktuasi yang lebih tinggi dengan risiko yang lebih tinggi pula dibandingkan *return* saham INDF. Kurtosis keduanya memiliki nilai > 3 , ini berarti bahwa data AALI and INDF bersifat leptokurtosis.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk membentuk bobot portofolio yang optimum adalah dengan metode MVEP. Hasil pembobotan dengan metode MVEP untuk saham AALI dan INDF direpresentasikan pada tabel dibawah ini:

Tabel 3. Bobot Portofolio

| | AALI | INDF |
|-------|--------|--------|
| Bobot | 0.4105 | 0.5895 |

Berdasarkan plot ACF dan PACF untuk data *return* portofolio, kemungkinan model ARIMA yang terbentuk adalah ARIMA([3],0,0), ARIMA(0,0,[3]), dan ARIMA ([3],0,[3]). Nilai estimasi parameter untuk ketiga model tersebut adalah:

Tabel 4. Estimasi Parameter

| | AALI | INDF |
|-----------------------|----------|----------|
| Mean | -0.00037 | 0.00017 |
| Standard of Deviation | 0.02183 | 0.01916 |
| Skewness | 0.52812 | 0.07828 |
| Kurtosis | 6.85210 | 6.51487 |
| Minimum | -0.09818 | -0.10228 |
| Maximum | 0.13432 | 0.09867 |



V. KESIMPULAN

Model ARIMA terbukti merupakan model yang paling akurat untuk digunakan sebagai model ARIMA. Berdasarkan plot ACF dan PACF untuk data *return* portofolio, kemungkinan model ARIMA yang terbentuk adalah ARIMA([3],0,0), ARIMA(0,0,[3]), dan ARIMA ([3],0,[3]).

UCAPAN TERIMA KASIH

REFERENSI

- Ahadiat, A., and Kesumah, F.S.D. (2021). Risk Measurement and Stock Prices during the COVID-19 Pandemic: An Empirical Study of State-Owned Banks in Indonesia. *Journal of Asian Finance, Economics and Business*. 8(6), 819–828.
- Agustini, F., Affianti, I.R., & Putri, E. (2018). Stock Price Prediction Using Geometric Brownian Motion. *IOP Conf. Series: Journal of Physics: Conf. Series*. 974 (012047), 1-11.
- Azizah, M., Irawan, M.I., & Putri, E.R.M. (2020). Comparison of stock price prediction using geometric Brownian motion and multilayer perceptron. *AIP Conference Proceedings* 2242, 1-16.
- Bank Indonesia. (2021). Statistik Ekonomi dan Keuangan Indonesia - April 2021. <https://www.bi.go.id/id/statistik/ekonomi-keuangan/seki/Pages/SEKI-APRIL-2021.aspx> (accessed on: 07/06/2021).
- Chai, T. and Draxler, R.R. (2015). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development*. 7, 1247-1250. doi:10.5194/gmd-7-1247-2014
- Hendarsih, I. & Harjunawati, S. (2020). Penggolongan Saham Blue Chip Berdasarkan Kapitalisasi Pasar Pada Bursa Efek Indonesia Tahun 2017-2020. *Jurnal Akrab Juara*. 5(2), 115-133.
- IDX Indonesia. (2019). *Annual Report 2019*. Jakarta: PT Bursa Efek Indonesia.
- Islam, M.R. & Nguyen, N. (2020). Comparison of Financial Models for Stock Price Prediction. *Journal of Risk and Financial Management*. 13(181), 1-19.
- Joseph, J.M. (2018). A study on the Information seeking and Investment Behaviour of Equity Investors. *International Journal of Multidisciplinary Research Review*. 3(9), 370-375.
- Kuchancur, A.B. (2015). Analysis Of Investment In Financial And Physical Assets: A Comparative Study. *International Journal of Research in Management, Economics & Commerce*. 5(4), 61-76.
- Likitratcharoen, D., Ranong, T.N., Chuengsuksomboon, R., Sritanee, N., & Pansriwong, A. (2018). Value At Riskperformance Incryptocurrencies. *The Journal of Risk Management and Insurance*. 22(1), 11-28.
- Miskolczi, P. (2017). Note on Simple and Logarithmic Return. *Applied Studies in Agribusiness and Commerce*. 11(1), 127-136.
- Ogawa1, M.A., Costa, N.J., & Moralles, H.F. (2018). Value-at-Risk (VaR) Brazilian Real and currencies of emerging and developing markets. *Gestao Producao*. 25(3), 485-499.
- Pratama, Dharmawan & Harini. (2015). Penentuan Nilai Value at Risk Pada Saham IHSG Menggunakan Model Geometric Brownian Motion Dengan Lompatan. *E-Jurnal Matematika*. 4(2), 67-73.
- Reddy, K. dan Clinton, V. (2016). Simulation Stock Prices Using Geometric Brownian Motion : Evidence from Australian Companies. *Australasian Accounting, Business and Finance Journal*. 10(3), 23-47.
- Saputri, G.A., Suharsono, A., & Haryono. (2019). Analisis Value at Risk (VaR) pada Investasi Saham Blue Chips dengan Pendekatan Copula. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. 8(2), 200-205.



- Si, R.K. & Bishi, B. (2020). Forecasting Short Term Return Distribution of S&P BSE Stock Index Using Geometric Brownian Motion: An Evidence from Bombay Stock Exchange. *International Journal of Statistics and Systems*. 15(1), 29-45.
- Suwarno, A. & Mahadwartha, P.A. (2017). The Analysis of Portfolio Risk Management using VAR Approach Based on Investor Risk Preference. *KINERJA*. 21(2), 129-144.
- Tahir, S.H., Moazzam, M.M., and Sultana Nayyer. (2020). Firm’s Risk and Capital Structure: An Empirical Analysis of Seasonal and Non-Seasonal Businesses. *Journal of Asian Finance, Economics and Business*. 7(12), 627–633.
- Trimono, Maruddani, D.A.I, & Ispriyanti, D. (2017). Pemodelan Harga Saham dengan Geometric Brownian Motion dan Value at Risk PT. Ciputra Development Tbk. *Jurnal Gaussian*. 6(2), 261-270.
- Wang, W., & Lu, Y. (2018). Analysis of the Mean Absolute Error (MAE) and the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Rounding Model. *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering*. 324, 012049 doi:10.1088/1757-899X/324/1/012049
- Widagdo, B., Jihadi, M., Bachtiar, Y., Safitri, O.E., and Singh, S.K. (2019). Financial Ratio, Macro Economy, and Investment Risk on Sharia Stock Return. *Journal of Asian Finance, Economics and Business*. 7(12), 919–926.
- World Bank. (2021). Financial Sector. <https://www.worldbank.org/en/topic/financialsector/overview> (accessed on: 07/06/2021).