

ESTIMASI RISIKO PORTOFOLIO SAHAM MENGGUNAKAN METODE VALUE-AT-RISK (VaR) DENGAN PENDEKATAN GARCH-COPULA

Affiah Nurul Farikha^{1*}, Agus Rusgiyono², Triastuti Wuryandari³

^{1,2,3}Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro

*e-mail: afifahnurulfarikha@gmail.com

DOI: 10.14710/j.gauss.13.1.328-338

Article Info:

Received: 2023-06-11

Accepted: 2024-11-14

Available Online: 2024-11-15

Keywords:

*Covid-19; GARCH; Copula;
Value at Risk; Backtesting*

Abstract: Indonesia's economic development has recently experienced turmoil due to the pandemic Covid-19 which affects capital market condition, so it is necessary to analyze characteristics of stock prices and returns also the investment risks. Investment risk measurement using Value at Risk (VaR) estimation will be determined by simulation Monte Carlo with GARCH-Copula approach. This research will use BRPT and ICBP stock data for the period before the Covid-19 pandemic, January 2, 2017 - February 28, 2020 and the period after the Covid-19 pandemic, March 2, 2020 - February 28, 2023. The best model of copula on the period before the Covid-19 pandemic is Frank copula and for the period after the Covid-19 pandemic is Clayton copula. Using the selected model, an accurate VaR based on back testing result for the period before the Covid-19 pandemic is -0.01973782 and the period after the Covid-19 pandemic is -0.02353096.

1. PENDAHULUAN

Investasi merupakan penanaman dana yang bertujuan untuk mendapatkan keuntungan di masa yang akan datang (Francis, 1991). Investasi terdiri dari dua jenis yaitu investasi dalam bentuk aset fisik seperti emas dan properti serta investasi dalam bentuk surat berharga seperti saham dan obligasi yang merupakan klaim atas aset fisik yang dikelola oleh lembaga/individu. Sebelum menanamkan dana/modal, seorang investor harus mempertimbangkan risiko yang mungkin terjadi sehingga mereka dapat memilih perusahaan yang memberikan perlindungan terhadap investasi mereka.

Value at Risk (VaR) merupakan metode analisis risiko yang sering diterapkan. Metode tersebut adalah teknik statistik yang memperkirakan kerugian maksimum yang mungkin terjadi pada portofolio dengan tingkat kepercayaan tertentu (Best, 1998). VaR dapat dihitung dengan tiga metode antara lain simulasi historis, simulasi varian-kovarian, dan simulasi Monte Carlo. Nilai VaR yang optimal dapat ditentukan dengan pendekatan GARCH-Copula.

Copula adalah metode yang dapat digunakan untuk memodelkan distribusi bersama (*joint distribution*) tanpa harus berasumsi normalitas. Metode ini dapat memecah distribusi bersama n-dimensi menjadi n-distribusi marjinal. Keunggulan lain metode copula adalah kemampuannya untuk menangkap ketergantungan ekor antar variabel selain. Dalam permasalahan bivariat keluarga copula Archimedian sering digunakan yang terdiri dari copula Gumbel, copula Clayton, dan copula Frank. Nilai VaR yang paling optimal akan diuji keakuratannya dalam mengestimasi risiko investasi. Uji akurasi VaR dilakukan dengan metode *backtesting Kupiec test*. *Kupiec test* pertama kali dikembangkan oleh Kupiec (1995) dan Christoffen (1998).

Beberapa penelitian menggunakan metode VaR terutama dalam melakukan estimasi risiko portofolio telah dilakukan. Ruzanna Ab Razak dan Noriszura Ismail (2016) melakukan estimasi risiko portofolio SP500 dan KLCI dengan pendekatan GARCH-Copula Clayton. Dalam penelitian ini diperoleh kesimpulan bahwa estimasi risiko VaR dengan

GARCH-Copula lebih baik jika dibandingkan hasil VaR normal hanya dengan simulasi historis. Ruzanna Ab Razak dan Noriszura Ismail (2019) melakukan penelitian lagi dengan metode yang sama yaitu GARCH-Copula untuk membandingkan estimasi risiko dari saham konvensional yaitu KLCI dan EMAS dengan saham syariah yaitu Hijrah Shariah dan EMAS Shariah. Pada penelitian ini diperoleh kesimpulan bahwa copula student-*t* merupakan pendekatan terbaik untuk memodelkan estimasi risiko investasi empat saham tersebut.

Berdasarkan jurnal *Asian Finance* yang berjudul *The Impact of Covid-19 Pandemic on Stock Market Performance in Indonesia* bahwa saham-saham sektor bahan baku (*basic industry*) dan sektor barang konsumen (*consumer good*) masih memiliki daya tahan pada saat pandemi Covid-19. Kondisi ini menjadi peluang besar bagi perusahaan pada kedua sektor tersebut dalam memperoleh dan mempertahankan para investor dalam menanamkan modal. Beberapa perusahaan sektor bahan baku (*basic industry*) di Indonesia adalah PT Barito Pacific Tbk (BRPT) dan perusahaan sektor barang konsumen (*consumer good*) adalah PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk (ICBP).

Berdasarkan uraian di atas, maka akan dilakukan estimasi risiko menggunakan metode VaR simulasi Monte Carlo dengan pendekatan GARCH-Copula. Pada penelitian ini akan dilakukan perbandingan nilai VaR dari risiko saham sektor bahan baku yaitu BRPT dan sektor barang konsumen yaitu ICBP periode sebelum pandemi Covid-19 tanggal 2 Januari 2017 - 28 Februari 2020 dan periode setelah pandemic Covid-19 tanggal 2 Maret 2020 - 28 Februari 2023. Hasil perhitungan VaR akan dilanjutkan dengan uji keakuratan kinerja VaR menggunakan *backtesting*.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Return saham adalah keuntungan yang dapat diperoleh oleh investor atau penanam modal dari penanaman modal/investasi (Robert Ang, 2001). Keuntungan ini berupa nilai/tingkat pengembalian yang menjadi hasil dari aset/saham yang diperjualbelikan di pasar modal. Menurut Jorion (2007), pada beberapa runtun waktu, *continuously compounded return* merupakan *return* yang lebih konsisten. *Return* tersebut dirumuskan dengan persamaan (1)

$$R_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (1)$$

dengan R_t sebagai nilai *return* pada waktu ke- t , P_t sebagai harga saham pada waktu ke- t , dan P_{t-1} adalah harga saham pada waktu ke- $(t-1)$. Sementara, untuk menghitung *return* portofolio, dapat menggunakan persamaan(2)

$$R_{p,t} = \sum_{i=1}^N w_i R_{i,t} \quad (2)$$

dengan $R_{p,t}$ sebagai nilai *return* portofolio saham pada waktu t , N sebagai banyaknya aset, $R_{i,t}$ sebagai *return* aset ke- i pada waktu ke- t , dan w_i sebagai bobot dari tiap alokasi untuk aset ke- i .

Return saham dapat dianggap sebagai risiko investasi ketika nilai *return* harapan berbeda dengan *return* aktual. Alat pengukuran risiko kuantitatif dalam manajemen risiko yang sering digunakan adalah *Value at Risk* (VaR). *Value at Risk* (VaR) didefinisikan sebagai jumlah kerugian yang mungkin terjadi pada periode tertentu dengan tingkat kepercayaan tertentu $(1-\alpha)$ yang dinyatakan sebagai kuantil ke- α dari distribusi *return*. VaR dapat dirumuskan pada persamaan (3) (Jorion, 2007)

$$VaR_{(1-\alpha)} = W_0 R^* \sqrt{t} \quad (3)$$

dengan α adalah tingkat kepercayaan (*confidence level*), W_0 adalah nilai investasi awal, R^* adalah kuantil ke- α dari distribusi *return*, dan t adalah periode waktu ke- t .

Data *return* saham yang merupakan data runtun waktu akan dianalisis dengan model ARMA (*Autoregressive Moving Average*). Model ARMA terdiri dari gabungan model AR(p) dan MA(q), model tersebut dituliskan dalam persamaan (4) (Wei, 2006)

$$\begin{aligned} \text{AR}(p): Z_t &= \mu + \varphi_1 Z_{t-1} + \varphi_2 Z_{t-2} + \dots + \varphi_p Z_{t-p} + a_t \\ \text{MA}(q): Z_t &= \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \\ \text{ARMA}(p, q): Z_t &= \mu + \varphi_1 Z_{t-1} + \dots + \varphi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \end{aligned} \quad (4)$$

Data *return* saham dianggap memenuhi asumsi stasioneritas jika data tersebut berada di sekitar nilai rata-rata yang tetap atau tidak terdapat unsur *trend* dalam data. Uji stasioneritas data *return* saham dilakukan dengan uji *Augmented Dickey-Fuller* untuk mendeteksi keberadaan *unit root*. Keberadaan *unit root* yang mengartikan data tidak memenuhi asumsi stasioneritas dapat diketahui dengan persamaan (5)

$$\begin{aligned} Z_t &= \varphi_1 Z_{t-1} + \varepsilon_t \\ Z_t &= \varphi_1 Z_{t-1} + \varepsilon_t \\ \Delta Z_t &= (\varphi_1 - 1)Z_{t-1} + \varepsilon_t = \delta Z_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (5)$$

Apabila $\delta = 0$, maka $\varphi_1 = 1$ yang artinya data memiliki *unit root* (data tidak stasioner).

Identifikasi model ARMA ditentukan dengan pembentukan plot fungsi autokorelasi (ACF) dan autokorelasi parsial (PACF). Fungsi autokorelasi dapat dituliskan dengan persamaan (6)

$$\rho_k = \frac{\text{Cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{Var}(Z_t)}\sqrt{\text{Var}(Z_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (6)$$

Sedangkan, fungsi autokorelasi parsial ditentukan dengan persamaan (7)

$$\Phi_{kk} = \frac{|P^*_{k}|}{|P_k|} \quad (7)$$

dengan $P_k = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-2} \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 & \dots & \rho_{k-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \dots & 1 \end{bmatrix}$ merupakan matriks definit positif dan P^*_k

adalah P_k dengan kolom terakhir dapat diganti $\begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \rho_3 \\ \vdots \\ \rho_k \end{bmatrix}$.

Setelah melakukan identifikasi model ARMA(p, q), tahap selanjutnya adalah menguji signifikansi parameter model. Statistik uji signifikansi parameter model ARMA(p, q) terdapat pada persamaan (8) dan (9)

$$t_{hitung} \text{ model AR}(p): \frac{\hat{\varphi}_i}{SE(\hat{\varphi}_i)} \quad (9)$$

$$t_{hitung} \text{ model MA}(q): \frac{\hat{\theta}_i}{SE(\hat{\theta}_i)} \quad (10)$$

Uji *white noise* residual model ARMA(p, q) dilakukan untuk mengetahui proses *white noise* pada model. Uji *white noise* akan diuji dengan statistic uji persamaan (11)

$$Q_{(m)} = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)} \quad (11)$$

dengan n adalah jumlah pengamatan dan m adalah lag ke- k atau m sebesar $\ln(n)$ (Tsay, 2010).

Uji normalitas residual ARMA(p, q) dilakukan dengan uji *Jarque-Bera* dalam persamaan (12)

$$JB = n \left[\frac{Sk^2}{6} + \frac{[Kt+3]^2}{24} \right] \quad (12)$$

dengan n adalah jumlah sampel, Sk adalah *skewness*, dan Kt adalah kurtosis.

Model ARMA(p, q) tidak hanya menghasilkan satu model saja, sehingga perlu dilakukan pemilihan model terbaik dengan AIC pada persamaan (13) yang dikembangkan oleh Akaike (1973)

$$AIC(M) = n \ln \left(\frac{SSE}{n} \right) + 2M \quad (13)$$

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

Selanjutnya untuk mengetahui keberadaan efek ARCH atau heteroskedastisitas pada residual ARMA(p, q) digunakan uji statistik persamaan (14)

$$LM = \frac{(SSR_0 - SSR_1)/k}{SSR_1/(n-2K-1)} \quad (14)$$

dengan $SSR_0 = \sum_{t=k+1}^n (a_t^2 - \bar{\omega})^2$, $\bar{\omega} = \frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}$, $SSR_1 = \sum_{t=k+1}^n e_t^2$, k adalah lag maksimum.

Apabila terdapat efek ARCH/residual mengandung heteroskedastisitas, maka artinya data runtun waktu *return* memiliki volatilitas yang tinggi/varian residual tidak konstan. Maka Bollerslev mengembangkan model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Model GARCH diterapkan karena model lebih efektif daripada model ARCH. Model GARCH dinyatakan dalam persamaan (15)

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^s \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^r \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (15)$$

dengan $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $\beta_j \geq 0$, dan $0 < \alpha_i + \beta_j < 1$.

Model GARCH memiliki respon simetris volatilitas terhadap guncangan positif dan guncangan negatif. Guncangan negatif pada analisis runtun waktu finansial cenderung menyebabkan volatilitas meningkat lebih daripada guncangan positif pada besaran yang sama. Alternatif yang dapat dilakukan untuk menguji adanya efek asimetris telah diusulkan oleh Eangle dan Ng (1993) atau uji ini disebut dengan uji *sign* dan *size bias*. Regresi uji *sign* dan *size bias* terdapat pada persamaan (16)

$$a_t^2 = \phi_0 + \phi_1 S_{t-1}^- + \phi_2 S_{t-1}^- a_{t-1} + \phi_3 S_{t-1}^+ a_{t-1} + \varepsilon_t \quad (16)$$

Uji efek asimetris dapat dilakukan dengan rumus uji *Lagrange Multiplier* seperti pada persamaan (14).

Untuk menangani keberadaan efek asimetris pada model GARCH, Nelson (1991) mengusulkan model *Exponential GARCH* (EGARCH). Model EGARCH dituliskan dalam persamaan (17)

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \alpha \left[\frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \gamma \frac{u_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} \quad (17)$$

dengan σ_t^2 adalah varians pada waktu ke- t , α dan β adalah parameter GARCH, dan γ adalah parameter keasimetrisan model.

Berdasarkan sejarahnya, Sklar (1959) mengembangkan copula (Nelsen, 2006). Copula adalah metode untuk memodelkan distribusi gabungan tanpa harus mengasumsikan normalitas bersama. Pada kasus bivariat, copula dapat dituliskan $C(u_1, u_2) = \phi^{[-1]}(\phi(u_1) + \phi(u_2))$. Copula terdapat beberapa macamnya yaitu copula *archimedian*, copula *elliptical*, copula *Marshall-Olkin*. Keluarga copula *archimedian* terdiri dari copula Gumbel, Clayton, dan Frank. Masing-masing copula tersebut memiliki generator yang ditunjukkan pada persamaan (18), (19), dan (20)

$$\text{Copula gumbel: } \phi(u) = (-\ln(u))^\theta \quad (18)$$

$$\text{Copula clayton: } \phi(u) = \frac{u^{-\theta} - 1}{\theta} \quad (19)$$

$$\text{Copula frank: } \phi(u) = -\ln \left(\frac{e^{-\theta u} - 1}{e^{-\theta} - 1} \right) \quad 0 \in \mathbf{R} \setminus \{0\} \quad (20)$$

Generator-generator tersebut digunakan dalam membentuk model masing-masing dari copula bivariat yang dituliskan pada persamaan (21), (22), dan (23)

$$\text{Copula gumbel: } C_{\theta}^{\text{Gumbel}}(u_1, u_2) = e^{-[(-\ln(u_1))^{\theta} + (-\ln(u_2))^{\theta}]^{\frac{1}{\theta}}} \quad (21)$$

$$\text{Copula clayton: } C_{\theta}^{\text{clayton}}(u_1, u_2) = (u_1^{-\theta} + u_2^{-\theta} - 1)^{-1/\theta} \quad (22)$$

$$\text{Copula frank: } C_{\theta}^{\text{Frank}}(u_1, u_2) = -\frac{1}{\theta} \ln \left(1 + \frac{(e^{-\theta u_1} - 1)(e^{-\theta u_2} - 1)}{(e^{-\theta} - 1)} \right) \quad (23)$$

Cherubini *et al.* (2004), transformasi menjadi langkah awal dalam analisis copula dengan melakukan transformasi variabel acak ke domain $U[0,1]$. Hal tersebut dapat dilakukan dengan menggunakan *rank plot* untuk setiap variabel acak seperti pada persamaan (24)

$$\left(\left(\frac{R_1^{(i)}}{n+1} \right), \left(\frac{R_2^{(i)}}{n+1} \right) \right), 1 \leq i \leq n \quad (24)$$

dengan $R_1^{(i)}$ = rank data X_1 ke- i , untuk $i = 1, 2, 3, \dots, n$

$R_2^{(i)}$ = rank data X_2 ke- i , untuk $i = 1, 2, 3, \dots, n$

Setelah memperoleh hasil transformasi data, selanjutnya adalah mengukur dependensi dari data tersebut. Pengukuran dependensi dilakukan dengan Kendall-Tau seperti pada persamaan (25), (26), dan (27)

$$\text{Copula gumbel: } \tau_G = 1 - \frac{1}{\theta} \quad (25)$$

$$\text{Copula clayton: } \tau_C = \frac{\theta}{\theta + 2} \quad (26)$$

$$\text{Copula frank: } \tau_F = 1 + \frac{4}{\theta} (D_1(\theta) - 1), \text{ dengan } -1 \leq \tau \leq 1 \quad (27)$$

$D_k(\theta)$ copula frank adalah fungsi Debye yang memiliki definisi pada persamaan (28)

$$D_k(\theta) = \frac{1}{\theta^k} \int_0^{\theta} \frac{u^k}{e^u - 1} du, \text{ dengan } k = 1, 2 \quad (28)$$

Nilai VaR yang baik dan akurat dapat ditentukan melalui hasil *backtesting*. *Backtesting* adalah prosedur statistik yang secara sistematis membandingkan kerugian aktual dengan estimasi VaR. Uji yang populer berdasarkan tingkat kegagalan yang disarankan oleh Kupiec (1995) adalah uji *Kupiec* atau dikenal juga sebagai uji POF (*proportion of failure*) (Jorion, 2007). Uji *Kupiec* mengukur konsistensi dari jumlah pengecualian dalam tingkat kepercayaan tertentu (Dowd *et al.*, 2006). Uji POF terbaik dapat dilakukan dengan uji *likelihood-ratio* (LR) seperti pada persamaan (29)

$$LR_{POF} = -2 \ln \left(\frac{(1-p)^{n-x} p^x}{\left[1 - \left(\frac{x}{n} \right)^{n-x} \left(\frac{x}{n} \right)^x \right]} \right) \quad (29)$$

Nilai LR_{POF} dibandingkan dengan *chi-square* (χ^2) pada derajat kebebasan tertentu, apabila $LR < \chi^2_{df; \alpha}$ artinya perhitungan VaR diterima (akurat).

3. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari situs *website* <http://www.finance.yahoo.com>. Data berupa *time series* historis harga penutupan saham harian PT Barito Pacific, Tbk. (BRPT) dan PT Indofood CBP Sukses Makmur, Tbk. (ICBP) yang terus mengalami perubahan dari periode sebelum pandemi Covid-19 yaitu 2 Januari 2017 – 28 Februari 2020 dan setelah pandemi Covid-19 yaitu 2 Maret 2020 – 28 Februari 2023. Data tersebut diambil dengan metode *purposive sampling* yaitu pengambilan sampel menurut kriteria yang ditetapkan peneliti. Kriteria yang digunakan dalam pemilihan saham meliputi saham yang terdaftar secara konsisten dalam indeks LQ-45 selama periode 2017-2023, tidak pernah mengalami *delisting*, dan memiliki nilai *expected return* paling tinggi pada sektor masing-masing.

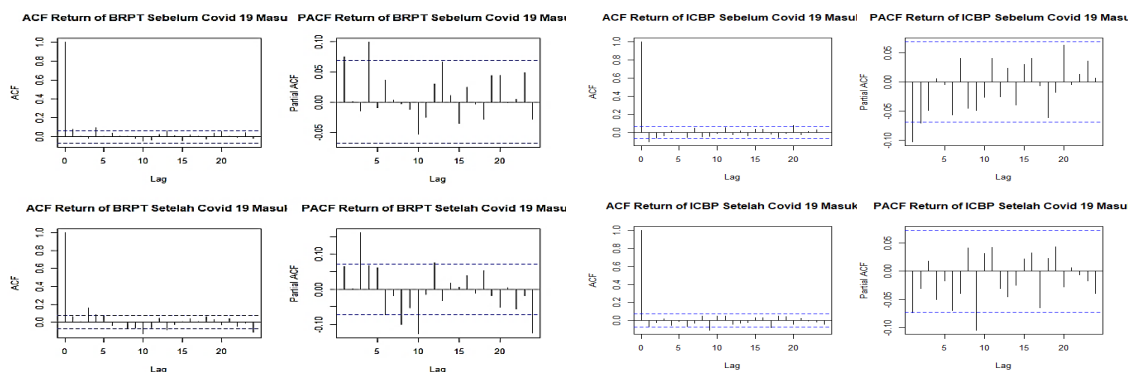
Penelitian ini menggunakan *software* Microsoft Excel dan R studio. Tahapan pengolahan dan analisis data yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menghitung nilai *return* saham harian yang akan digunakan dalam analisis dengan persamaan 1.
2. Menguji stasioneritas data *time series* dari *return* saham dengan menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller*.
3. Mengidentifikasi model ARMA(p, q) masing-masing data *return* saham dengan grafik ACF dan PACF.
4. Mengestimasi parameter model ARMA(p, q) dan menguji signifikansi dari masing-masing parameter tersebut.
5. Melakukan uji diagnostik pada data residual ARMA(p, q) *return* saham harian dengan uji Ljung-Box untuk memeriksa asumsi *white noise* dan uji Jarque-Bera untuk menguji asumsi normalitas data residual ARMA(p, q).
6. Menentukan model ARMA(p, q) terbaik dengan mengamati nilai AIC masing-masing model.
7. Melakukan uji efek ARCH/heteroskedastisitas dengan *Lagrange Multiplier* dari masing-masing data residual ARMA(p, q).
8. Akibat adanya efek ARCH pada data yang diperoleh dari uji *Lagrange Multiplier*, maka dilakukan estimasi model ARMA-GARCH.
9. Estimasi dan uji signifikansi parameter pada model ARMA-GARCH.
10. Melakukan uji efek asimetris pada model ARMA-GARCH dengan uji *sign* dan *size bias*. Jika model menunjukkan adanya efek asimetris, maka model dianalisis lebih lanjut dengan EGARCH, tetapi jika model tidak terdapat efek asimetris, model dapat dianalisis menuju tahap selanjutnya.
11. Melakukan pengujian normalitas pada data residual ARMA-GARCH, jika memenuhi asumsi normalitas, maka dilakukan pengujian korelasi menggunakan korelasi *pearson*, tetapi jika asumsi normalitas residual tidak terpenuhi, maka dilakukan analisis korelasi Kendall-Tau.
12. Memilih model ARMA-GARCH terbaik berdasarkan nilai AIC.
13. Melakukan analisis model copula *archimedian* untuk data residual GARCH dari saham BRPT dan ICBP.
14. Menentukan *return* portofolio dari saham BRPT dan ICBP.
15. Mengestimasi *Value at Risk* (VaR) untuk risiko saham 100 hari ke depannya dari model GARCH-Copula dengan metode Monte Carlo.
16. Membandingkan VaR dari saham BRPT dan ICBP periode sebelum dan sesudah pandemi Covid-19.
17. Melakukan *backtesting* model GARCH-Copula menggunakan *Kupiec test* untuk mengidentifikasi keakuratan dari hasil VaR.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Karakteristik *return* saham BRPT dan ICBP pada periode sebelum pandemi Covid-19 cenderung mengalami *trend* naik. Harga saham BRPT pada periode setelah pandemi Covid-19 mengalami penurunan pada bulan Maret 2020 hingga di bulan Juli 2020 – Februari 2023, rata-rata harga saham tidak melebihi Rp 1.100,-. Sementara, harga saham ICBP pada periode setelah pandemi Covid-19 menunjukkan penurunan di bulan Maret hingga Juli 2020, tetapi mengalami kenaikan kembali pada angka Rp 10.225,- pada bulan Agustus 2020. Nilai *expected return* saham BRPT dan ICBP untuk periode sebelum dan setelah pandemi Covid-19 secara berurutan sebesar 0,001199 dan 0,0001073.

Data *return* saham BRPT dan ICBP memenuhi asumsi stasioneritas berdasarkan hasil uji *Augmented Dickey-Fuller*. Selanjutnya identifikasi model dilakukan menggunakan plot ACF dan PACF sebagai berikut:



Gambar 1. Plot ACF dan PACF

Berdasarkan Gambar 1. Plot ACF dan PACF dengan prinsip *parsimony* didapatkan model ARMA:

Tabel 1. Model ARMA(p, q)

Periode	Saham	Model ARMA(p, q)
Sebelum pandemi Covid-19	BRPT	ARMA(1,1)
	ICBP	ARMA(2,1)
Setelah pandemi Covid-19	BRPT	ARMA(3,4)
	ICBP	ARMA(1,9)

Hasil dari pengujian signifikansi parameter model ARMA(p, q) masing-masing saham diperoleh bahwa model yang signifikan hanyalah model ARMA(1,0), ARMA(0,1) untuk saham BRPT periode sebelum pandemi Covid-19, ARMA(1,0), ARMA(0,1), ARMA(1,1), ARMA(2,0) untuk saham ICBP periode sebelum pandemi Covid-19, ARMA(1,1), ARMA(1,2), ARMA(3,3) untuk saham BRPT periode setelah pandemi Covid-19, dan ARMA(1,0), ARMA(0,1), ARMA(1,1) untuk saham ICBP periode setelah pandemi Covid-19. Selanjutnya, dilakukan verifikasi model ARMA(p, q) yang menunjukkan hasil bahwa seluruh model ARMA(p, q) untuk saham BRPT dan ICBP memenuhi asumsi *white noise* dan tidak berdistribusi normal.

Menurut AIC model ARMA(p, q), model terbaik dari masing-masing saham adalah ARMA(1,0) dan ARMA(1,1) berurutan untuk saham BRPT dan ICBP periode sebelum pandemi Covid-19, serta ARMA(3,4) dan ARMA(1,1) berurutan untuk saham BRPT dan ICBP periode setelah pandemi Covid-19.

Residual model ARMA(p, q) terpilih tidak memenuhi uji homoskedastisitas sehingga diperlukan pemodelan ARCH/GARCH. Model GARCH(1,1) akan dipilih dalam memodelkan volatilitas data runtun waktu saham karena model cukup populer dalam pemodelan kasus finansial dan relatif sederhana dalam pengimplementasian (Williams, 2011). Pemodelan ARMA-GARCH terpilih untuk masing-masing saham adalah ARMA(1,0)-GARCH(1,1) dan ARMA(3,4)-GARCH(1,1) secara berurutan untuk saham BRPT dan ICBP periode sebelum pandemi Covid-19, serta ARMA(1,1)-GARCH(1,1) dan ARMA(1,1)-GARCH(1,1) secara berurutan untuk saham BRPT dan ICBP periode setelah pandemi Covid-19.

Uji efek asimetris menunjukkan bahwa model ARMA(1,1)-GARCH(1,1) saham ICBP periode setelah pandemi Covid-19 mengandung efek asimetris. Model tersebut perlu untuk dimodelkan dengan EGARCH. Hasil model ARMA(1,1)-EGARCH(1,1) yang sudah

memenuhi asumsi efek simetris akan digunakan menjadi model terpilih. Model ARMA-GARCH dan ARMA-EGARCH terpilih adalah sebagai berikut:

- a. ARMA(1,0)-GARCH(1,1) saham BRPT periode sebelum pandemi Covid-19

$$Z_t = 0,092310_{t-1} + a_t$$

$$\sigma_t^2 = 0,00009 + 0,016262a_{t-1}^2 + 0,971450\sigma_{t-1}^2$$

- b. ARMA(3,4)-GARCH(1,1) saham ICBP periode sebelum pandemi Covid-19

$$Z_t = 0,562639_{t-1} + a_t + 0,675684_{t-1}$$

$$\sigma_t^2 = 0,00000 + 0,00015a_{t-1}^2 + 0,997231\sigma_{t-1}^2$$

- c. ARMA(1,1)-GARCH(1,1) saham BRPT periode setelah pandemi Covid-19

$$Z_t = -0,216987_{t-1} + 0,398695_{t-2} - 0,311188_{t-3} + a_t + 0,159495_{t-1} - 0,445192_{t-2}$$

$$+ 0,42187_{t-3} + 0,074598_{t-4}$$

$$\sigma_t^2 = 0,000035 + 0,091701a_{t-1}^2 + 0,874051\sigma_{t-1}^2$$

- d. ARMA(1,1)-EGARCH(1,1) saham ICBP periode setelah pandemi Covid-19

$$Z_t = 0,4805_{t-1} + a_t - 0,6088_{t-1}$$

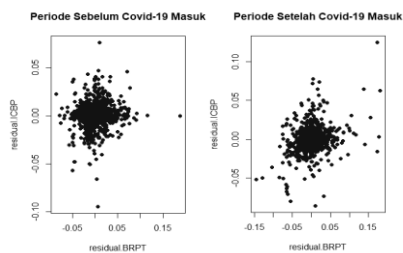
$$\ln(\sigma_t^2) = -5,83856 - 0,12308 \left[\frac{|a_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] + 0,31538 \ln(\sigma_{t-1}^2) + 0,27724 \frac{a_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}}$$

Residual model ARMA-GARCH dan ARMA-EGARCH yang terpilih bersifat *white noise*, tidak berdistribusi normal, dan memenuhi asumsi homoskedastisitas. Selanjutnya, residual model tersebut dilakukan uji dependensi Kendall-Tau yang diperoleh hasil uji dependensi sebagai berikut:

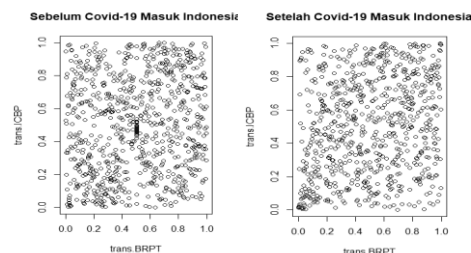
Tabel 3. Uji Dependensi Kendall-Tau

Periode	Saham	τ	<i>p-value</i>
Sebelum pandemi Covid-19	BRPT-ICBP	0,083517	0,0003618
Setelah pandemi Covid-19	BRPT-ICBP	0,1530458	5,477e-10

Hasil pengukuran dependensi Kendall-Tau menunjukkan bahwa residual saham BRPT dan ICBP pada periode sebelum terjadi pandemi Covid-19 berkorelasi sebesar 0,083517. Begitu pula, residual saham BRPT dan ICBP periode setelah terjadi pandemi Covid-19 berkorelasi sebesar 0,153049.



Gambar 2. Dependensi Sebelum Transformasi U[0,1]



Gambar 3. Dependensi Setelah Transformasi U[0,1]

Setelah melakukan visualisasi korelasi antara data residual saham BRPT dan ICBP pada masing-masing periodenya diperoleh bahwa struktur dependensi sulit untuk dianalisis sehingga perlu dilakukan transformasi ke *uniform* [0,1]. Dependensi residual ARMA-GARCH pada transformasi *uniform* [0,1] untuk data periode sebelum pandemi Covid-19 hampir tidak terlihat kemungkinan dikarenakan terlalu kecil nilai korelasi antar variabel, sedangkan untuk dependensi residual hasil transformasi periode setelah pandemi Covid-19 dapat dikatakan memiliki kecenderungan dependensi *lower tail*.

Copula Gumbel, Clayton, dan Frank akan digunakan untuk mengoptimalkan model residual sehingga nilai VaR minimum diperoleh. Berikut adalah hasil analisis model copula *archimedian*:

Tabel 4. Copula Gumbel, Clayton, Frank

Periode	Saham	Copula	Parameter	Maximum Likelihood	AIC
Sebelum pandemi Covid-19	BRPT-ICBP	Gumbel	1,057	3,289	-4,577011
		Clayton	0,1823	5,734	-9,46845
		Frank	0,7722	6,635	-11,26974
Setelah pandemi Covid-19	BRPT-ICBP	Gumbel	1,151	18,53	-35,06191
		Clayton	0,4001	34,38	-66,76289
		Frank	1,421	19,3	-36,60044

Berdasarkan Tabel 4. Copula Gumbel, Clayton, Frank diperoleh bahwa model copula terbaik untuk saham BRPT dan ICBP periode sebelum pandemi Covid-19 adalah copula Frank, sedangkan model copula terbaik untuk periode setelah pandemi Covid-19 adalah copula Clayton yang ditunjukkan pada model berikut:

- a. Copula Frank periode sebelum pandemi Covid-19

$$C(u_1, u_2) = -\frac{1}{0,7722} \ln \left[1 + \frac{(\exp(-0,7722u_1) - 1)(\exp(-0,7722u_2) - 1)}{(\exp(-0,7722) - 1)} \right]$$

- b. Copula Clayton periode setelah pandemi Covid-19

$$C(u_1, u_2) = [u_1^{-0,4001} + u_2^{-0,4001}]^{-1/0,4001}$$

Estimasi VaR dilakukan dengan menerapkan simulasi Monte Carlo yang membangkitkan sebanyak 1000 data dan pengulangan sebanyak 100 kali. Namun sebelum dilakukan estimasi VaR, optimasi portofolio saham akan dilakukan dengan pembobotan pada masing-masing saham. Pembobotan saham dilakukan dengan menggunakan 19 proporsi pembobotan dengan selisih 0,05 setiap bobotnya. Dari 19 proporsi pembobotan tersebut akan ditentukan nilai VaR paling minimum yang dihasilkan. Pada tingkat kepercayaan 95% diperoleh hasil estimasi VaR paling minimum dengan proporsi berikut:

Tabel 5. Estimasi Value at Risk (VaR)

Periode	Saham	Bobot	VaR
Sebelum pandemi Covid-19	BRPT-ICBP	25% - 75%	-0,01973782
Setelah pandemi Covid-19	BRPT-ICBP	20% - 80%	-0,02353096

Model GARCH-Copula Frank untuk portofolio saham periode sebelum terjadi pandemi Covid-19 menunjukkan rata-rata nilai estimasi VaR paling minimum sebesar -0,01973782 (tanda – menunjukkan kerugian) dengan proporsi pembobotan 25% saham BRPT dan 75% saham ICBP. Hal ini dapat diartikan bahwa pada keyakinan 95%, investor tidak akan mengalami kerugian investasi melebihi 1,973782% pada periode tahun 2017 sampai awal tahun 2020 sebelum terjadi pandemi Covid-19 di Indonesia. Sedangkan, model GARCH-Copula Clayton untuk portofolio saham periode setelah terjadi pandemi Covid-19 menunjukkan rata-rata nilai estimasi VaR paling minimum sebesar -0,02353096 (tanda – menunjukkan kerugian) dengan proporsi pembobotan 20% saham BRPT dan 80% saham ICBP. Hal tersebut berarti pula bahwa pada keyakinan 95%, investor tidak akan mengalami kerugian investasi melebihi 2,353096% pada periode Maret 2020 sampai Februari 2023 setelah terjadi pandemi Covid-19 di Indonesia.

Uji *backtesting* VaR akan dilakukan dengan membandingkan nilai VaR yang akan dating dengan realisasi risiko pada hari tersebut. Berikut adalah hasil uji *Kupiec test backtesting*:

Tabel 6. *Backtesting Value at Risk (VaR)*

Periode	Saham	Model	Jumlah Pelanggaran	LR
Sebelum pandemi Covid-19	BRPT-ICBP	GARCH-Copula Frank	5	0,19842
Setelah pandemi Covid-19	BRPT-ICBP	GARCH-Copula Clayton	7	0,75301

Pada taraf signifikansi $\alpha = 5\%$, diperoleh nilai LR untuk portofolio saham periode sebelum terjadi pandemi Covid-19 sebesar 0,19842 dan LR untuk portofolio saham periode setelah terjadi pandemi Covid-19 sebesar 0,75301. Nilai LR dari kedua periode tersebut memiliki nilai yang lebih kecil daripada $\chi_{df=1;\alpha=0,05}^2 = 3,84$. Artinya estimasi VaR akurat atau baik untuk digunakan.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan implementasi *Value at Risk (VaR)* dengan pendekatan GARCH-Copula pada saham sektor bahan baku BRPT dan sektor barang konsumen ICBP periode 2 Januari 2017 – 28 Februari 2020 (sebelum pandemi Covid-19) diperoleh nilai VaR minimum sebesar -0,01973782 yang ditentukan dari pembentukan model terbaik GARCH-Copula Frank dengan portofolio optimal sebesar 25% saham BRPT dan 75% saham ICBP. Sementara itu, nilai VaR minimum periode 2 Maret 2020 – 28 Februari 2023 (setelah pandemi Covid-19) adalah -0,02353096 yang ditentukan dari pembentukan model terbaik GARCH-Copula Clayton dengan portofolio optimal sebesar 20% saham BRPT dan 80% saham ICBP. Kedua nilai VaR tersebut akurat menurut hasil *Kupiec test backtesting* yang ditunjukkan dengan nilai $LR < \chi_{df=1;\alpha=0,05}^2 = 3,84$.

DAFTAR PUSTAKA

- Ab Razak, & R., Ismail, N. 2016. Portfolio risk of bivariate financial returns using copula-VaR approach: A case study on Malaysia and U.S. stocks markets. *Global Journal of Pure and Applied Mathematics*. 12(3): 1947-1964.
- Ab Razak, R., & Ismail, N. 2019. Dependence Modeling and Portfolio Risk Estimation using GARCH-Copula Approach. *Sains Malaysiana*. 48(7): 1547-1555.
- Best, P. 1998. *Implementing Value at Risk*. John Wiley & Sons.
- Cherubini, U., Elisa, L., & Vecchiato, W. 2004. *Copula Methods in Finance*. Chichester: John Wiley & Sons, Ltd.
- Engle, R.F., & Ng, V.K. 1993. Measuring and Testing the Impact of News on Volatility. *The Journal of Finance*. 5(48).
- Francis, Jack Clark. 1991. *Investment: Analysis and Management*. New York: McGraw-Hill.
- Halilbegovic, S., & Vehabovic, M. 2016. Backtesting Value at Risk Forecast: the Case of Kupiec Pof-Test. *Russian Federation European Journal of Economic Studies*, 3(17): 393-404.
- Hassani, H., & Yeganegi, M.R. 2020. Selecting Optimal Lag Order in Ljung-Box Test. *Physica A*. 541.
- Jorion, P. 2007. *Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk (Third Edition)*. New York: The McGraw-Hill Companies.

- Maruddani, D.A.I., & Purbowati, Ari. 2009. Pengukuran Value at Risk pada Aset Tunggal dan Potofolio dengan Simulasi Monte Carlo. *Media Statistika*. 93-104(2).
- Nurchayani, A.W., Saputro, D.S., & Kurdhi, N.A. 2016. Korelasi Kendall untuk Estimasi Parameter Distribusi Clayton-copula Bivariat. *Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika UNY*, MS 53-MS 58.
- Nelsen, R.B. 2006. *An Introduction to Copula*. New York: Springer.
- Prihandini, Y.A., Dharmawan, K., & Sari, K. 2015. Penerapan Model EGARCH pada Estimasi Volatilitas Harga Minyak Kelapa Sawit. *E-Jurnal Matematika*, 3(4): 141-145.
- Sartika, Qorina R., Widiharih, Tatik, & Mukid, M.Abdul. 2019. "Value at Risk in Stock Portfolio using T-Copula: Case Study of PT. Indofood Sukses Makmur, Tbk. and Bank Mandiri (Persero), Tbk.". *Media Statistika*. 175-187(2).
- Tsay, R. S. 2010. *Analysis of Financial Time Series*. New Jersey: John Wiley and Sons, Inc.
- Wei, W.W.S. 2007. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods (Second Edition)*. Canada: Pearson Addison Wesley Company.