

ESTIMASI *VALUE AT RISK* PORTOFOLIO VALUTA ASING PADA KONDISI PANDEMI COVID-19 MENGGUNAKAN *COPULA*

Anjar Anggraini¹, Komang Dharmawan², I Wayan Sumarjaya^{3§}

¹Program Studi Matematika, Fakultas MIPA – Universitas Udayana [Email: anggrainyanjar@gmail.com]

²Program Studi Matematika, Fakultas MIPA – Universitas Udayana [Email: k.dharmawan@unud.ac.id]

³Program Studi Matematika, Fakultas MIPA – Universitas Udayana [Email: sumarjaya@unud.ac.id]

§Corresponding Author

ABSTRACT

The Coronavirus disease (Covid-19) has been officially declared a pandemic by the World Health Organization (WHO). This pandemic affects not only the health of the population but also weakens the rupiah exchange rate. Fluctuations in exchange rate changes can affect the investment value, so investors need to take risk measurements. This study discusses the measurement of portfolio loss risk which is composed of a combination of USD, JPY, GBP, and EUR currency exchange rates using the value at risk (VaR) risk measure. Dependent structure analysis was carried out using the Gumbel, Clayton, and Frank copulas approach from the Archimedean copula family. The results obtained from this study are based on portfolio calculations composed of USD-GBP, JPY-GBP, and EUR-USD currency exchange rates at 90%, 95%, and 99% confidence levels in the next one-day period. The highest VaR of 4.25% is achieved by the EUR-USD portfolio at a 99% confidence level using the Gumbel copula. Meanwhile, the lowest estimated VaR of 1.24% is achieved by the EUR-USD portfolio at a 90% confidence level using the Gumbel copula.

Keywords: *foreign exchange rate, risk, value at risk, Monte Carlo simulation, copula*

1. PENDAHULUAN

Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) secara resmi menetapkan penyakit Covid-19 sebagai pandemi. Pandemi ini tidak hanya memengaruhi sisi kesehatan penduduk Indonesia, tetapi juga turut melemahkan nilai tukar rupiah. Fluktuasi perubahan nilai tukar rupiah dapat memengaruhi nilai investasi sehingga investor perlu melakukan pengukuran risiko demi meminimalkan kemungkinan terburuk yang dapat terjadi.

Salah satu metode yang sering digunakan untuk mengukur risiko ialah *value at risk* (VaR). Perhitungan VaR dapat dilakukan menggunakan metode simulasi Monte Carlo. Metode simulasi Monte Carlo dapat menyimulasikan sifat acak pada data finansial dengan cara membangkitkan bilangan acak. Namun, dalam pengukuran risiko portofolio perlu dilakukan analisis struktur ketergantungan antaraset untuk mengetahui karakteristik aset. Salah satu teknik yang umum digunakan untuk menganalisis struktur ketergantungan yaitu *copula*. *Copula* terdiri atas beberapa keluarga seperti keluarga Frechet *copula*, keluarga Eyraud-Farlie-Gumbel-

Morgenstern *copula*, dan keluarga Archimedean *copula*. Namun, apabila dibandingkan dengan keluarga *copula* lainnya, Archimedean *copula* dinilai paling fleksibel untuk memodelkan struktur ketergantungan antarvariabel acak (Muller dan Scarsini, 2005).

Mengingat pentingnya pengukuran risiko pada kondisi pandemi Covid-19, peneliti tertarik untuk melakukan analisis nilai VaR dengan menggunakan *Archimedean copula* pada portofolio nilai tukar mata uang dolar Amerika Serikat (USD), yen Jepang (JPY), pound sterling Inggris (GBP), dan euro (EUR) terhadap rupiah (IDR). Pemilihan keempat mata uang tersebut dilakukan karena berdasarkan data pada laman www.investing.com, keempat mata uang tersebut memiliki nilai tukar tinggi serta paling banyak diperdagangkan dibandingkan mata uang lainnya.

2. KAJIAN PUSTAKA

2.1 Tingkat Pengembalian (*Return*)

Tingkat pengembalian (*return*) adalah hasil yang diperoleh berupa keuntungan maupun kerugian selama periode waktu investasi. *Return* pada waktu ke-*t* dapat dihitung menggunakan

rumus (lihat Hartono (2017) atau Danielsson (2011)):

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

dengan R_t adalah *return* pada waktu ke- t , P_t adalah harga mata uang pada waktu ke- t , dan P_{t-1} adalah harga mata uang pada waktu ke- $t - 1$.

2.2 GARCH

Data *return* $\{r_t\}$ pada umumnya memperlihatkan *volatility clustering* yang mengindikasikan varians bersyarat r_t tidak bersifat konstan. Metode yang umum digunakan untuk memodelkan varians bersyarat adalah *generalized autoregressive conditional heteroscedastisity* (GARCH) yang dirumuskan sebagai:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

dengan $\alpha_t = \sqrt{h_t Z_t}$ yang mana Z_t merupakan variabel acak yang berdistribusi identik dan independen dengan nilai tengah 0 serta varians 1. Parameter $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $\beta_i \geq 0$, dan $\sum_{i=1}^{\max(p,q)} (\alpha_i + \beta_i) < 1$.

GARCH(1,1) merupakan model GARCH yang kerap digunakan karena dianggap paling fleksibel untuk menjelaskan karakteristik varians kondisional. Model GARCH(1,1) dirumuskan sebagai berikut (Tsay, 2010):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \alpha_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (2)$$

dengan $0 \leq \alpha_1, \beta_1 \leq 1, (\alpha_1 + \beta_1) < 1$

2.3 Copula

Copula digunakan untuk mengetahui struktur ketergantungan atau dependensi dari distribusi bersama yang dapat menghubungkan struktur ketergantungan itu sendiri dengan distribusi marginalnya. Artinya, setiap distribusi bersama:

$$F(x_1, \dots, x_n) = C(F_1(x_1), \dots, F_n(x_n))$$

dengan $F_1(x_1), \dots, F_n(x_n)$ merupakan distribusi marginal dan C merupakan fungsi *copula* dari F .

Suatu *copula* C_ϕ dikatakan fungsi *bivariate Archimedean copula* $C: [0,1]^m \rightarrow [0,1]$ apabila memiliki bentuk sebagai berikut (Jaworski *et. al.*, 2010):

$$C(u_1, u_2) = \phi^{[-1]}(\phi(u_1) + \phi(u_2))$$

dengan $\phi: [0,1] \rightarrow [0,\infty]$ merupakan fungsi yang bersifat kontinu, menurun tegas serta

merupakan fungsi konveks dengan $\phi(1) = 0$ dan $\phi(0) < \infty$. Fungsi $\phi^{[-1]}$ merupakan *pseudo-inverse* dari ϕ yang didefinisikan sebagai

$$\phi^{[-1]}(t) = \begin{cases} \phi^{-1}(t), & 0 \leq t \leq \phi(0); \\ 0, & \phi(0) \leq t < \infty. \end{cases}$$

Selanjutnya, fungsi ϕ disebut pembangkit (*generator*) dari fungsi *copula* C .

Keluarga Archimedean *copula* terdiri dari beberapa kelas. Beberapa *copula* yang populer antara lain Gumbel *copula*, Clayton *copula*, dan Frank *copula*. Fungsi distribusi dari generator ketiga kelas Archimedean *copula* dijabarkan pada Tabel 1 dalam bentuk *copula* bivariat. Secara hierarki *copula* berdimensi d tersusun atas pasangan *copula* bivariat.

Tabel 1. Generator dan Fungsi Distribusi *Copula* Bivariat

Kelas	Generator ($\phi(t)$)	Fungsi Distribusi <i>Copula</i> Bivariat ($C(u_1, u_2)$)
Gumbel	$(-\ln t)^\theta$	$\exp \left[-((-\ln u_1)^\theta + (-\ln u_2)^\theta)^{\frac{1}{\theta}} \right]$
Clayton	$\frac{(t^{-\theta} - 1)}{\theta}$	$\max \left(\left[(u_1^{-\theta} + u_2^{-\theta} - 1)^{-\frac{1}{\theta}} \right], 0 \right)$
Frank	$-\ln \left[\frac{(\exp(-\theta t) - 1)}{(\exp(-\theta) - 1)} \right]$	$-\frac{1}{\theta} \ln \left(1 + \frac{(e^{-\theta u_1} - 1)(e^{-\theta u_2} - 1)}{e^{-\theta} - 1} \right)$

2.4 Dekomposisi Pasangan *Copula*

Dekomposisi pasangan *copula* dilakukan untuk mengetahui keterikatan antara dua variabel serta seberapa kuat keterikatan kedua variabel tersebut. Metode ini kerap menggunakan Kendall τ dan Spearman ρ sebagai ukuran ketergantungan.

Konsep penting dalam memahami ukuran ketergantungan atau asosiasi pada *copula* adalah konsep konkordan dan diskordan. Setiap pasangan observasi (x_i, y_i) dan (x_j, y_j) untuk $i \neq j$ dikatakan konkordan apabila (Nelsen, 2006):

$$(x_i - y_i)(x_j - y_j) > 0.$$

Sebaliknya, untuk $i \neq j$ pasangan observasi (x_i, y_i) dan (x_j, y_j) dikatakan diskordan apabila (Nelsen, 2006):

$$(x_i - y_i)(x_j - y_j) < 0.$$

Misalkan suatu vektor peubah acak kontinu berdistribusi bebas dan identik (X_1, Y_1) dan (X_2, Y_2) dengan fungsi distribusi bersama H . Kendall τ untuk populasi dirumuskan sebagai selisih peluang konkordan dikurangi peluang diskordan (Nelsen, 2006):

$$\tau = \tau_{X,Y} = P[(X_1 - X_2)(Y_1 - Y_2) > 0] - P[(X_1 - X_2)(Y_1 - Y_2) < 0]$$

dan dalam hubungannya dengan *copula* $C(u, v)$, Kendall τ dihitung sebagai (Nelsen, 2006)

$$\tau = \tau_{X,Y} = 4 \iint_{I^2} C(u, v) dC(u, v) - 1.$$

Lebih lanjut, khusus untuk Archimedean *copula* terdapat hubungan antara Kendall τ dan pembangkit $\phi(t)$:

$$\tau = \tau_{X,Y} = 1 + 4 \int_0^1 \frac{\phi(t)}{\phi'(t)} dt.$$

Versi sampel Kendall τ dapat dihitung sebagai

$$\hat{\tau} = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{1 \leq i < j \leq n} [I((x_{i1} - x_{j1})(x_{i2} - x_{j2}) > 0) - I((x_{i1} - x_{j1})(x_{i2} - x_{j2}) < 0)] \quad (3)$$

dengan I menyatakan fungsi indikator (Joe, 2015).

Sedangkan Spearman ρ didefinisikan sebagai peluang dari konkordan dikurangi peluang diskordan dari dua vektor (X_i, Y_i) dan (X_j, Y_k) . Versi populasi dirumuskan sebagai (Nelsen, 2006):

$$\rho_{X,Y} = 3(P[(X_1 - X_2)(Y_1 - Y_3) > 0] - P[(X_1 - X_2)(Y_1 - Y_3) < 0]).$$

Dalam hubungannya dengan *copula* $C(u, v)$, Spearman ρ dihitung sebagai (Nelsen, 2006)

$$\rho = \rho_{X,Y} = 12 \iint_{I^2} uv dC(u, v) - 3.$$

Versi sampel Spearman ρ dinyatakan oleh

$$\hat{\rho} = \frac{\sum_{i=1}^n r_{i1}r_{i2} - n \left[\frac{n+1}{2} \right]^2}{n(n^2-1)/12}.$$

dengan r menyatakan rank sampel terkecil (Joe, 2015).

2.5 Simulasi Monte Carlo

Misalkan suatu portofolio P tersusun atas N aset dengan $X_j, j = 1, 2, 3, \dots, N$ merupakan harga aset. Selanjutnya, proses simulasi dari variabel X_j akan berjalan berdasarkan formula sebagai berikut (Huynh *et al.* 2008):

$$\begin{aligned} \Delta X_j(t) &= X_j(t-1) \left(\mu_j \Delta t + \sigma_j \sqrt{\Delta t} Z_j(t) \right), \\ j &= 1, 2, 3, \dots, N; \end{aligned} \quad (5)$$

dengan Z_t merupakan variabel acak normal baku.

2.6 Value at Risk (VaR)

Secara umum, VaR pada tingkat kepercayaan $(1-p)$ dinyatakan sebagai bentuk kuantil ke- p dari distribusi *return* yang dirumuskan sebagai:

$$\begin{aligned} \pi_p &= \Pr[Q \leq -\text{VaR}(p)] \\ &= \int_{-\infty}^{-\text{VaR}(p)} f_q(x) dx \end{aligned} \quad (6)$$

dengan Q merupakan variabel acak yang mengindikasikan *profit/loss* dari portofolio.

2.7 Backtesting

Backtesting merupakan suatu prosedur untuk menguji validitas dari model yang diperoleh berdasarkan realitas pasar dengan tujuan melihat keefektifan model tersebut. *Backtesting* dapat dilakukan dengan melihat ukuran kerugian yang terjadi pada ekor distribusi (*size of tail losses*) menggunakan uji Kupiec. Adapun hipotesis, statistik uji, dan daerah kritis dari Kupiec adalah sebagai berikut:

- i. Hipotesis
 $H_0: \Pr(x > \text{VaR}) \leq p^*$ atau $\Pr(t) \leq p^*$;
 $H_1: \Pr(x > \text{VaR}) > p^*$ atau $\Pr(t) > p^*$.

- ii. Statistik Uji

$$\begin{aligned} \hat{\alpha} &= \Pr(T > t | P = p^*) \\ &= 1 - \Pr(T \leq t | P = p^*) \\ &= 1 - \sum_{t=0}^N \binom{N}{t} p^{*t} (1-p^*)^{N-t} \end{aligned} \quad (7)$$

- iii. Daerah Kritis
 Hipotesis H_0 ditolak apabila $\hat{\alpha}$ kurang dari taraf nyata α . Apabila titik kritis jatuh pada H_1 , maka model VaR yang diperoleh layak digunakan.

3. METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data penutupan harian empat mata uang yaitu dolar Amerika Serikat (USD), yen Jepang (JPY), pound sterling Inggris (GBP), dan euro (EUR) terhadap rupiah (IDR) pada periode 3 Maret 2020–3 Maret 2021 (data pada kondisi pandemi Covid-19) yang diperoleh melalui laman www.investing.com. Data masing-masing valuta asing yang dikumpulkan berjumlah 249 unit.

3.2 Langkah-langkah Analisis

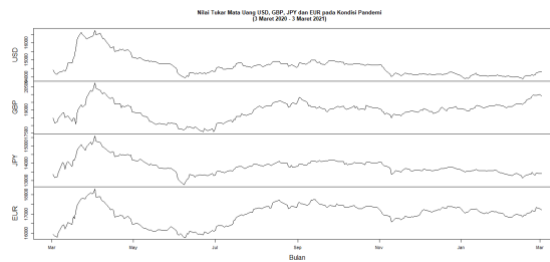
Langkah-langkah analisis pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

- menghitung nilai *log return* nilai tukar mata uang USD, JPY, GBP, dan EUR berdasarkan Persamaan (1);
- menghitung statistik deskriptif nilai tukar keempat mata uang, melakukan uji formal autokorelasi, dan plot autokorelasi untuk mengetahui karakteristik masing-masing data *return*;
- memodelkan distribusi marginal dari nilai tukar mata uang USD, JPY, GBP, dan EUR menggunakan metode GARCH(1,1) berdasarkan Persamaan (2);
- melakukan uji formal Ljung-Box dan ARCH-LM pada residual model GARCH (1,1) nilai tukar mata uang USD, JPY, GBP, dan EUR;
- melakukan transformasi distribusi seragam standar (*uniform*) $[0,1]$ menggunakan metode *probability integral transformation* pada residual model GARCH(1,1) dari masing-masing nilai tukar mata uang;
- melakukan dekomposisi pasangan *copula* menggunakan ukuran ketergantungan Kendall τ dan Spearman ρ berdasarkan Persamaan (3) dan (4);
- mengestimasi parameter *copula* bivariat dari masing-masing kombinasi antaraset menggunakan metode *maximum likelihood estimator*;
- menyimulasikan *return* portofolio menggunakan metode simulasi Monte Carlo berdasarkan Persamaan (5);
- mengestimasi nilai *value at risk* (VaR) portofolio yang tersusun atas kombinasi nilai tukar mata uang USD, JPY, GBP, dan EUR dengan selang kepercayaan 90%, 95%, 99% berdasarkan Persamaan (6) dan kemudian menginterpretasikan hasilnya;
- melakukan uji *backtesting* model *value at risk* (VaR) menggunakan uji *size of tail losses* (uji Kupiec) berdasarkan statistik uji persamaan dan (7).

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Identifikasi Data

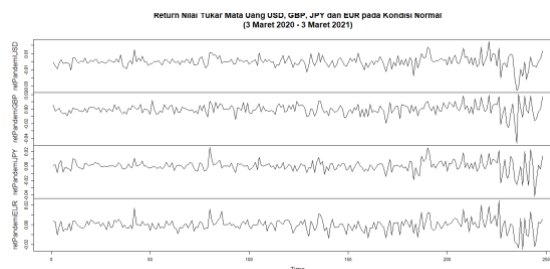
Data nilai tengah harian dari nilai tukar mata uang USD, GBP, JPY, dan EUR terhadap rupiah periode 3 Maret 2020 – 3 Maret 2021 disajikan secara grafis pada Gambar 1.



Gambar 1. Plot Nilai Tukar Mata Uang USD, GBP, JPY, dan EUR terhadap rupiah (atas—bawah).

Berdasarkan Gambar 1, terlihat bahwa pergerakan nilai tukar mata uang USD dan JPY secara umum mengalami fluktuasi dari waktu ke waktu. Kenaikan nilai tukar mata uang terjadi pada bulan Maret 2021 kemudian diikuti oleh penurunan nilai tukar mata uang secara signifikan pada pertengahan bulan Mei hingga Juli. Tidak stabilnya nilai tukar mata uang ini diduga sebagai akibat dari pandemi Covid-19. Hal ini menunjukkan bahwa saat terjadi kejadian ekstrem seperti pandemi Covid-19, maka nilai tukar mata uang antarnegara cenderung saling berpengaruh.

Langkah awal untuk mengidentifikasi data yaitu melakukan perhitungan *return* pada keempat nilai tukar mata uang. Data *return* keempat mata uang disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Plot *return* Nilai Tukar Mata Uang USD, GBP, JPY, dan EUR terhadap rupiah (atas—bawah).

Selanjutnya statistika deskriptif *return* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Statistik Deskriptif *Return* Nilai Tukar Mata Uang USD, GBP, JPY, dan EUR

Statistik Deskriptif	Return Nilai Tukar Mata Uang			
	USD	JPY	GBP	EUR
Jumlah Data	248	248	248	248
Mean	0,00002	-0,000014	-0,0002	-0,00031
Deviasi Standar	0,006868	0,008070	0,007592	0,006536
Skewness	0,80178	0,63552	0,95336	0,19265
Kurtosis	5,166986	4,504118	6,048579	2,788220

Berdasarkan Tabel 2, nilai rata-rata (*mean*) dari *return* nilai tukar mata uang USD bernilai positif. Namun, rata-rata dari *return* nilai tukar mata uang GBP, JPY, dan EUR bernilai negatif mengindikasikan observasi harian nilai tukar mata uang cenderung “menurun” atau “merugi”. Selain itu, deviasi standar dari keempat nilai tukar mata uang mendekati nol yang mengindikasikan tidak adanya perbedaan yang signifikan antara data amatan dengan rata-rata (*mean*) nilai tukar mata uang. Sementara itu, keempat nilai tukar mata uang memiliki *skewness* yang tidak bernilai nol dan kurtosis yang tidak bernilai tiga mengindikasikan bahwa keempat nilai tukar mata uang tidak berdistribusi normal.

Langkah berikutnya adalah melakukan uji akar unit, uji formal autokorelasi, dan uji efek ARCH seperti terlihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Uji Formal ADF, LJung-Box, dan ARCH-LM pada *Return* Nilai Tukar Mata Uang USD, JPY, GBP, dan EUR

	<i>p-value Return</i> Nilai Tukar Mata Uang			
	USD	JPY	GBP	EUR
Uji ADF				
	0,01	0,01	0,01	0,01
Uji Ljung-Box				
<i>Return</i>	$2,271 \times 10^{-5} \approx 0$	0,004903	0,0676	0,05084
Kuadrat <i>Return</i>	$< 2,2 \times 10^{-16} \approx 0$	$< 2,2 \times 10^{-16} \approx 0$	$2,833 \times 10^{-13} \approx 0$	$2,983 \times 10^{-10} \approx 0$
Uji ARCH-LM				
<i>Return</i>	$2,437 \times 10^{-10} \approx 0$	$1,109 \times 10^{-11} \approx 0$	$1,808 \times 10^{-8} \approx 0$	$1,613 \times 10^{-12} \approx 0$
Kuadrat <i>Return</i>	$1,966 \times 10^{-11} \approx 0$	$1,07 \times 10^{-11} \approx 0$	0,9858	$< 2,2 \times 10^{-16} \approx 0$

Berdasarkan Tabel 3, hasil uji ADF dengan taraf signifikan α sebesar 0,05 pada *return* nilai tukar mata uang USD, GBP, JPY, dan EUR menunjukkan $p - value = 0,01 < 0,05$ sehingga cukup bukti untuk menolak hipotesis nol. Artinya, *return* nilai tukar mata uang USD, GBP, JPY, dan EUR tidak memiliki akar unit atau data bersifat stasioner.

Selain itu, uji LJung-Box pada *return* nilai tukar mata uang GBP dan EUR menunjukkan $p - value$ yang lebih besar daripada taraf signifikan $\alpha = 0,05$ sehingga tidak cukup bukti untuk

menolak hipotesis nol. Hal ini berarti bahwa tidak terdapat efek autokorelasi pada data nilai tukar mata uang GBP dan EUR. Namun, data nilai tukar mata uang USD dan JPY menunjukkan $p - value$ kurang dari taraf signifikan $\alpha = 0,05$ sehingga cukup bukti untuk menolak hipotesis nol. Artinya terdapat efek autokorelasi pada masing-masing data nilai tukar mata uang. Keberadaan efek autokorelasi mengindikasikan bahwa pemodelan nilai tengah bersyarat perlu diterapkan pada kedua data nilai tukar mata. Selain itu, hasil uji LJung-Box dengan taraf nyata $\alpha = 0,05$ pada kuadrat *return* masing-masing nilai tukar mata uang yaitu $p - value < \alpha$ sehingga cukup bukti untuk menolak hipotesis nol mengenai ketiadaan efek autokorelasi pada data.

Lebih lanjut berdasarkan Tabel 3, uji ARCH-LM pada *return* maupun kuadrat *return* keempat nilai mata uang menunjukkan nilai $p - value$ kurang dari taraf signifikan $\alpha = 0,05$ sehingga cukup bukti untuk menolak hipotesis nol mengenai ketiadaan efek ARCH dengan kata lain terdapat efek ARCH pada *return* maupun kuadrat *return* nilai tukar mata uang USD, JPY, GBP, dan EUR.

4.2 Memodelkan Distribusi Marginal

Tabel 4. Estimasi Parameter dan Galat Baku Model AR(1)-GARCH-t(1,1)

Parameter	GARCH-t(1,1)			
	USD	JPY	GBP	EUR
μ	-0,000101 (0,000305)	-0,000051 (0,000316)	0,000352 (0,000301)	0,000118 (0,000338)
ϕ_1	0,1104839 (0,067420)	0,049336 (0,064928)	0,016837 (0,065446)	0,075475 (0,61265)
α_0	0,000002 (0,000004)	0,000002 (0,000004)	0,000001 (0,000012)	0,000001 (0,000002)
α_1	0,194890 (0,111110)	0,190753 (0,104259)	0,103789 (0,329112)	0,87611 (0,049301)
β_1	4,279729 (0,088049)	0,785540 (0,880987)	0,872558 (0,325168)	0,890181 (0,041779)
<i>Shape</i>	4,322391 (1,451932)	4,31433 (1,250774)	15,533978 (12,353436)	4,47198 (0,652393)
<i>Log Likelihood</i>	938,843	909,7943	900,9085	933,5196

Pada bagian sebelumnya telah diketahui bahwa terdapat efek ARCH dan autokorelasi pada data *return* nilai tukar mata uang. Penelitian ini menggunakan inovasi distribusi *Student-t* untuk memodelkan galat model.

Estimasi parameter AR(1)-GARCH-t(1,1) dan galat baku (angka dalam tanda kurung) menggunakan metode *maximum likelihood estimator* disajikan pada Tabel 4.

4.3 Memodelkan Struktur Kebergantungan

Dekomposisi pasangan *copula* bivariat dilakukan untuk menentukan kombinasi pasangan aset terbaik penyusun portofolio. Nilai ketergantungan antaraset menggunakan ukuran ketergantungan Kendall τ dan Spearman ρ disajikan pada Tabel 5 dan Tabel 6.

Tabel 5. Nilai Kendall τ Transformasi Seragam [0,1] Residual AR(1)-GARCH-t(1,1)

τ	Transformasi Seragam [0, 1] Residual Model AR(1)-GARCH-t(1,1)			
	USD	JPY	GBP	EUR
USD	1	0,5452527	0,312459	0,4215097
JPY	0,5452527	1	0,366658	0,4480214
GBP	0,312459	0,3666580	1	0,4338514
EUR	0,421509	0,4480214	0,4338514	1

Tabel 6. Nilai Spearman ρ Transformasi Seragam [0,1] Residual AR(1)-GARCH-t(1,1)

ρ	Transformasi Seragam [0, 1] Residual Model AR(1)-GARCH-t(1,1)			
	USD	JPY	GBP	EUR
USD	1	0,721251	0,4411358	0,584099
JPY	0,72125	1	0,5155618	0,613289
GBP	0,4411	0,515561	1	0,594013
EUR	0,5840	0,613289	0,5940135	1

Berdasarkan ukuran ketergantungan Kendall τ pada Tabel 5 dan Spearman ρ pada Tabel 6, diketahui nilai tukar mata uang USD-GBP, JPY-GBP, dan EUR-USD memiliki nilai paling kecil yang berarti bahwa pasangan nilai tukar mata uang USD-GBP, JPY-GBP, dan EUR-USD memiliki ketergantungan paling lemah dibandingkan dengan pasangan nilai tukar mata uang lainnya. Sehingga, estimasi parameter *copula* bivariat dan perhitungan nilai *value at risk* difokuskan pada portofolio yang tersusun atas nilai tukar mata uang USD-GBP, JPY-GBP, dan EUR-USD.

Estimasi parameter *copula* bivariat berdasarkan transformasi distribusi seragam standar [0,1] residual model AR(1)-GARCH-t(1,1) menggunakan metode *maximum likelihood estimator* ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Estimasi Parameter *Copula* Bivariat dari Transformasi Seragam [0,1] Residual Model AR(1)-GARCH-t(1,1)

<i>Copula</i>	Parameter		
	USD-GBP	JPY-GBP	EUR-USD
Clayton	0,84	0,95	1,61
Gumbel	1,55	1,73	2,09
Frank	3,89	4,68	6,2

Estimasi parameter masing-masing *copula* selanjutnya digunakan untuk menyimulasikan data *return*. Tahap simulasi *return* dilakukan dengan membangkitkan bilangan acak berjumlah 148 data dalam keluarga Archimedean *copula*. Simulasi Monte Carlo mengikuti Persamaan 5 yang dilakukan sebanyak 1000 kali. Melalui proses simulasi tersebut didapat tiga *return* portofolio yaitu *return* portofolio yang tersusun atas nilai tukar mata uang USD-GBP, JPY-GBP, dan EUR-USD.

4.3 Estimasi Nilai *Value at Risk* (VaR) Portofolio

Pada penelitian ini, proporsi yang digunakan pada masing-masing nilai tukar mata uang penyusun portofolio yaitu sebesar $\frac{1}{2}$ dengan tingkat kepercayaan $(1 - \alpha)$ yang digunakan sebesar 90%, 95%, dan 99%. Sementara periode investasi (*holding period*) atau jangka waktu investor untuk berinvestasi pada portofolio nilai tukar mata uang diasumsikan satu hari. Hasil estimasi nilai VaR portofolio nilai tukar mata uang dengan pendekatan *copula* disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Estimasi *Value at Risk* Portofolio Nilai Tukar Mata Uang

<i>Copula</i>	$1 - \alpha$	<i>Value at Risk</i> (dalam %)		
		USD-GBP	JPY-GBP	EUR-USD
Gumbel	90%	1,338135	1,555877	1,239055
	95%	1,960455	2,143726	1,790246
	99%	3,283970	4,138901	4,248193
Clayton	90%	1,417529	1,462887	1,255981
	95%	1,932365	1,996393	1,932966
	99%	3,449705	3,791951	3,252759
Frank	90%	1,510468	1,601295	1,370731
	95%	1,982004	2,260009	2,143525
	99%	3,716314	4,061984	3,938335

4.4 Backtesting Model Value at Risk

Backtesting model value at risk (VaR) adalah suatu langkah yang dilakukan untuk membandingkan nilai VaR yang diperoleh dengan data *return* historis sehingga dapat diperoleh kesimpulan kinerja model VaR dalam mengestimasi risiko portofolio. Hasil dari Backtesting dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Backtesting Value at Risk

Copula	$1 - \alpha$	Pelanggaran Value at Risk					
		USD-GBP		JPY-GBP		EUR-USD	
		x	p-value	x	p-value	x	p-value
Gumbel	90%	6	0,99836	8	0,174548	6	0,434789
	95%	1	0,98755	0	0,998358	3	0,876215
	99%	0	0,43479	0	0,998358	0	0,998358
Clayton	90%	6	0,43479	8	0,174548	6	0,434789
	95%	1	0,98755	1	0,987553	2	0,952296
	99%	0	0,99836	0	0,998358	0	0,998358
Frank	90%	5	0,59853	7	0,288283	6	0,434789
	95%	1	0,98755	0	0,998358	1	0,987553
	99%	0	0,99836	0	0,998358	0	0,998358

Berdasarkan Tabel 9, jumlah pelanggaran baik pada nilai estimasi VaR pada *copula* Gumbel, Clayton, maupun Frank tidak memiliki perbedaan yang signifikan. Banyaknya pelanggaran yang diperoleh selanjutnya digunakan untuk melakukan uji Kupiec. Pada Tabel 9 terlihat bahwa uji Kupiec pada estimasi nilai VaR pada tingkat signifikan 90%, 95%, dan 99% menggunakan pendekatan *copula* memiliki nilai $p - value < \alpha = 0,05$. Hal ini berarti estimasi nilai VaR menggunakan pendekatan *copula* secara umum baik digunakan.

5. SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan mengenai estimasi nilai value at risk portofolio valuta asing pada kondisi pandemi menggunakan pendekatan *copula*, didapat kesimpulan sebagai berikut:

1. Berdasarkan ukuran ketergantungan Kendall τ dan Spearman ρ , nilai tukar mata uang USD-GBP, JPY-GBP, dan EUR-USD memiliki nilai paling kecil yang berarti bahwa pasangan nilai tukar uang tersebut memiliki ketergantungan paling lemah dibandingkan dengan pasangan nilai tukar

mata uang lainnya. Dengan demikian, portofolio yang tersusun atas nilai tukar mata uang USD-GBP, JPY-GBP, dan EUR-USD merupakan kombinasi portofolio terbaik. Oleh karena itu, estimasi parameter *copula* bivariat dilakukan berdasarkan pada ketiga portofolio tersebut.

2. Estimasi nilai value at risk (VaR) tertinggi dimiliki oleh portofolio yang tersusun atas nilai tukar mata uang EUR-USD menggunakan *copula* Gumbel pada tingkat kepercayaan 99% yaitu sebesar 4,248193. Sedangkan estimasi nilai value at risk (VaR) terkecil dimiliki oleh portofolio yang tersusun atas nilai tukar mata uang EUR-USD menggunakan *copula* Gumbel pada tingkat kepercayaan 90% yaitu sebesar 1,239055.

5.2 Saran

Berdasarkan kesimpulan di atas, maka diberikan saran sebagai berikut.

1. Bagi investor yang akan menginvestasikan modalnya pada portofolio nilai tukar mata uang USD, JPY, GBP, dan EUR sebaiknya melakukan investasi pada portofolio terbaik dari nilai tukar mata uang USD, JPY, GBP, dan EUR yaitu portofolio yang tersusun atas nilai tukar mata uang USD-GBP, JPY-GBP, dan EUR-USD.
2. Bagi penelitian selanjutnya perhitungan risiko dapat diperluas dengan menggunakan ukuran risiko conditional value at risk (CVAR) untuk mengurangi ketiadaan aksioma subaditivitas pada ukuran risiko value at risk (VaR). Selain itu, untuk penelitian selanjutnya ketergantungan antaraset dapat dilakukan dengan pendekatan *copula* multivariat seperti *vine copula*.

DAFTAR PUSTAKA

- Danielsson, J. (2011). *Financial Risk Forecasting: The Theory and Practice of Forecasting Market Risk, with Implementation in R and Matlab*. John Wiley and Sons, London.
- Hartono, J. 2007. *Teori Portofolio dan Analisis Investasi*. Edisi Kesebelas. BPFE. Yogyakarta.
- Huynh, H. T., Lai, V. S., dan Soumare, I. (2008). *Stochastic Simulation and Applications in Finance with MATLAB Programs*. John Wiley & Sons, New York.

- Jaworski, P., Durante, F., Hardle, W. & Rychlik, T (eds). 2009. *Copula Theory and Its Applications: Proceedings of the Workshop Held in Warsaw, 25-26 September 2009*. Springer-Verlag: Berlin
- Joe, H. 2015. *Dependence Modeling with Copulas*. CRC Press, Boca Raton.
- Müller, A. & Scarsini, M. 2005. Archimedean Copulae and Positive Dependence. *Journal of Multivariate Analysis*. 93(2): 434-445. <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2004.04.003>
- Nelsen, R. B. (2006). *An Introduction to Copulas*. Second edition. John Wiley & Sons Inc., New York.
- Tsay, R. S. 2010. *Analysis of Financial Time Series*. Third edition. John Wiley & Sons Inc. Chicago.