

VALUE-AT-RISK PADA SATU ASET SAHAM DAN PORTOFOLIO BERBASIS MODEL *GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY* DAN GLOSTEN-JAGANNATHAN-RUNKLE *HEAVY TAIL* DAN COPULA

VALUE-AT-RISK AT ONE STOCK ASSET AND PORTFOLION BASED ON *GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY* AND GLOSTEN-JAGANNATHAN-RUNKLE *HEAVY TAIL* AND COPULA

Alfian Yudha Iswara ¹, Astiya Putri ², Dinda Murni ³

^{1,2,3}Prodi S1 Ilmu Komputasi, Fakultas Informatika, Universitas Telkom

¹alfianyudhaiswara@gmail.com, ²astiyaputri@gmail.com,

³murnidinda@gmail.com

Abstrak

Pengukuran risiko berkaitan dengan investasi yang besar karena risiko mempengaruhi kerugian yang akan dialami investor. GARCH dan GJR merupakan salah satu metode dalam analisis time series yang digunakan untuk memodelkan data yang bergerak terhadap waktu (volatilitas) dan memiliki efek asimetris untuk model GJR. Value-at-Risk dapat digunakan untuk mengestimasi risiko pada data satu aset saham dan portofolio. Penentuan VaR dengan distribusi Normal menjadi tidak relevan ketika data keuangan memiliki ekor distribusi yang tebal (*heavy tail*) yang diimplementasikan dengan distribusi student-t. Copula digunakan sebagai indikator dependensi antar variabel sehingga digunakan sebagai alat memodelkan distribusi bersama.

Kata kunci: GARCH, GJR, *Value-at-Risk*, Portofolio, Copula.

Abstract

Risk measurement related with big investment because risk affect losses suffered by investors. GARCH and GRJ is one of method in time series analysisist that used to model data which moved based on time (volatility) and have assymetry effect for GJR model. Value-at-Risk (VaR) can be used to risk estimation in one stock asset and portofolio. Determination VaR with Normal distribution become irrelevant when financial data have tail distribution which is thick (*heavy tail*) which implementation by student-t distribution. Copula method used for dependency indicators among variables so can used for modelling joint distribution.

Keywords: GARCH, GJR, *Value-at-Risk*, Portfolio, Copula.

1. Pendahuluan

Saat ini pasar modal sudah menjadi tren investasi bagi masyarakat dikarenakan pasar modal bentuk investasi jangka panjang. Disebut jangka panjang karena suatu pasar modal tidak akan mencapai return yang maksimal jika periode waktunya singkat.

Risiko dapat diartikan sebagai peluang terjadinya kerugian. Ketika seorang awam ingin melakukan investasi, hal terpenting yang perlu diketahui adalah, semakin tinggi risiko, maka akan menghasilkan return yang tinggi dan sebaliknya, semakin rendah risiko, maka return yang dihasilkan juga rendah.

Salah satu alat ukur yang dapat digunakan untuk mengestimasi risiko adalah Value-at-Risk (VaR). VaR adalah ukuran risiko yang paling banyak digunakan di lembaga keuangan dan juga telah masuk ke *capital-adequacy framework Basel II* [1]. Penentuan nilai VaR dapat dilakukan dengan tiga metode, yang dikenal dengan metode

tradisional, yaitu Monte-Carlo, variance-covariance, dan historical simulation. Namun, metode tersebut menjadi tidak relevan ketika aset saham lebih dari satu. Selain itu, seringkali penentuan VaR menggunakan asumsi distribusi Normal yang kurang sesuai dengan distribusi return. Padahal kenyataannya distribusi return memiliki ekor yang lebih tebal dari pada distribusi Normal [1]. Selain itu, data keuangan umumnya memiliki ekor distribusi yang tebal (*heavy tail*), yaitu ekor distribusi turun secara lambat bila dibandingkan dengan distribusi Normal [2]. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah dengan menggunakan distribusi student-t.

Copula merupakan salah satu metode estimasi VaR yang dapat digunakan sebagai indikator dependensi antar variabel. Keunggulan metode Copula adalah tidak memerlukan asumsi distribusi Normal serta mampu mendeskripsikan dependensi setiap variabel [3]. Salah satu metode Copula yang dapat digunakan adalah GARCH-Copula dan GJR-Copula karena mampu mengatasi volatilitas yang tinggi dan rendah pada data serta terdapat efek asimetri. Volatilitas merupakan variansi data yang bergerak terhadap waktu. Oleh karena itu, penggabungan metode GARCH-Copula dan GJR-Copula menjadi pilihan alternatif untuk penentuan VaR.

Penelitian tentang ukuran risiko dengan GARCH dan GJR dan Copula menggunakan distribusi Normal dan student-t untuk menentukan VaR portofolio pernah dilakukan oleh J.J Huang, K.J Lee, Hueimei, L dan W.F. Lin [huang]. Kemudian penelitian yang dilakukan dalam Tugas Akhir ini adalah menentukan nilai VaR satu aset saham PT. XL Axiata dan dua indeks saham SP100 dan SP600 menggunakan metode GARCH(1,1), GJR(1,1) dan Copula menggunakan distribusi student-t.

2. Landasan Teori

2.1. Return Saham

Ketika investor membeli saham, maka investor tersebut bisa mendapatkan hasil, baik berupa keuntungan atau kerugian yang bisa disebut return. *Return* yang bernilai positif disebut *capital gain* dan *capital loss* untuk yang bersifat negatif.

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

dengan R_t adalah *return* saham, P_t adalah *return* saham pada periode ke- t dan P_{t-1} adalah *return* saham pada periode $t-1$.

2.2. Model GARCH

Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (GARCH) termasuk model yang mampu mengatasi masalah heteroskedastik. Selain itu model GARCH dapat mengakomodir perubahan waktu *volatilitas*. Model GARCH dirumuskan sebagai berikut:

$$X_t = \sigma_t \varepsilon_t \quad (2)$$

$$\sigma_t^2 = \theta_0 + \theta_1 x_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (3)$$

$$\varepsilon_t \sim N(0, 1) \text{ dan } \varepsilon_t \sim t_d$$

Menggunakan metode GARCH(1,1) dapat menentukan nilai volatilitas dari data yang digunakan. Dilakukan pendekatan persamaan metode MLE untuk pengamatan dengan data $X_1, X_2, \dots, X_t$ agar mendapatkan distribusi marginal bersyarat X_{t+1} yang didefinisikan:

$$P(X_{t+1} \leq x | F_t) = P(x_{t+1} \leq (x - \mu) | F_t) \quad (4)$$

$$= P \left(\varepsilon_{t+1} \leq \frac{(x - \mu)}{\sqrt{\theta_0 + \theta_1 x_t^2 + \beta \sigma_t^2}} \mid F_t \right) \quad (5)$$

2.3. Model GJR

Model *Glosten-Jagannathan-Runkle* (GJR) merupakan salah satu metode dalam analisis *time series* yang merupakan pengembangan model *generalized autoregressive conditional heteroskedastic* (GARCH) dengan memasukkan efek *leverage*. Efek *leverage* berkaitan dengan konsep asimetris. Asimetris umumnya muncul karena adanya perbedaan antara perubahan harga saham dengan nilai volatilitas. Menurut referensi [4] nilai volatilitas akan lebih tinggi jika shock return negatif dibanding shock return positif pada shock return yang sama, yang berarti volatilitas cenderung menurun saat terjadi berita baik dan cenderung meningkat pada berita buruk. Volatilitas adalah perubahan variansi terhadap waktu. Model GJR(1,1) dirumuskan sebagai berikut:

$$\sigma_t = \sigma_t \varepsilon_t \quad (6)$$

$$\sigma_t^2 = \theta_0 + \theta_1 a_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 + \gamma s_{t-1} a_{t-1}^2 \quad (7)$$

dengan:

$$\varepsilon_t \sim N(0, 1) \text{ dan } \varepsilon_t \sim t_d$$

$$s_{t-1} = \begin{cases} 1, & a_{t-1} < 0, \\ 0, & a_{t-1} \geq 0 \end{cases} \quad (8)$$

s_{t-1} adalah variabel *dummy* yang bernilai 1 jika a_{t-1} bernilai negatif dan bernilai 0 untuk yang lainnya [5].

2.4. Copula

Metode *Copula* adalah salah satu metode yang dapat digunakan untuk indikator dependensi antar variabel. Salah satu keuntungan dari memakai metode *Copula* adalah metode ini mampu mengatasi masalah spesifikasi distribusi univariat marginal secara terpisah [3]. Awal mula dari teori *Copula* adalah perkembangan dari teori Sklar. Dalam perkembangannya, metode *Copula* yang biasa digunakan adalah *Copula Gaussian*, *Copula Student-t* dan *Copula Archimedian*.

2.4.1. Copula Gumbel

$$C_{Gumbel}(u_1, u_2; \delta) = \exp \left[-((- \log(u_1))^\delta + (- \log(u_2))^\delta)^{\frac{1}{\delta}} \right] \quad (9)$$

dimana $u_1 = F(x)$, $u_2 = F(y)$, dan δ adalah parameter *Copula Gumbel* dengan $\delta \in [0, \infty)$.

2.4.2. Copula Clayton

$$C_{Clayton}(u_1, u_2; \omega) = (u_1^{-\omega} + u_2^{-\omega} - 1)^{-\frac{1}{\omega}} \quad (10)$$

dimana $u_1 = F(x)$, $u_2 = F(y)$, dan ω adalah parameter *Copula Clayton* dengan $\omega \in [-1, \infty)$.

2.5. Value-at-Risk(VaR)

Value-at-Risk (VaR) merupakan metode untuk pengukuran risiko. Pada referensi[6], VaR didefinisikan sebagai kerugian maksimum yang dialami selama periode waktu untuk suatu probabilitas tertentu yang didefinisikan sebagai tingkat kesalahan. Secara umum, VaR digunakan untuk mengukur risiko pasar dan portofolio investasi.

$$VaR_\alpha(X) = F_X^{-1}(\alpha) \quad (11)$$

Dengan X adalah peubah acak *return* dengan fungsi distribusi $F(x)$, VaR_α adalah VaR pada tingkat kesalahan (α) dan F_X^{-1} adalah invers dari fungsi distribusi F .

2.6. VaR Violation

VaR Violation merupakan metode yang digunakan untuk melihat tingkat akurasi pada VaR. Dikemukakan dan didefinisikan oleh [7]:

$$\eta_t = \begin{cases} 1, & z \leq VaR_t \\ 0, & z > VaR_t \end{cases} \quad (12)$$

Dengan η_t adalah *VaR Violation*, z adalah nilai return portofolio, VaR_t adalah nilai VaR pada saat t . η_t bernilai 1 jika terjadi pelanggaran dan bernilai 0 untuk lainnya.

Untuk mendapatkan metode terbaik berdasarkan nilai dari *VaR Violation* yang didapatkan dapat menggunakan *Mean Error* (ME) yang didefinisikan sebagai berikut [8]:

$$ME = |v_e - v_m| \quad (13)$$

v_e adalah *expected violation* berdasarkan α dan v_m adalah *realization violation* dari metode yang digunakan.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif adalah metode yang berkaitan dengan pengumpulan dan penyajian data sehingga mampu memberikan informasi yang berguna [9]. Statistika deskriptif yang diperoleh dari nilai *return* masing-masing indeks saham S&P100 dan S&P600 adalah:

Tabel 1: Statistika Deskriptif *Return* Data

Variabel	SP100	SP600
Max	0.106550589786281	0.132317463150826
Min	-0.091861997986931	-0.099565374162400
Mean	-1.519320583115532e-05	1.932305921027962e-04
Standar deviasi	0.013630039087298	0.016601477335748
Skewness	-0.134269912005864	-0.207273975409920
Kurtosis	10.740757984744029	7.539298582872614

Berdasarkan Tabel 1 diperoleh nilai maksimum dan minimum pada *return* SP100 adalah 0.106550589786281 dan -0.091861997986931, serta pada SP600 adalah 0.132317463150826 dan -0.099565374162400. *Skewness* adalah derajat ketidaksimetrian suatu distribusi. Jika kurva frekuensi suatu distribusi memiliki ekor yang memanjang ke kanan, maka nilai *skewness* adalah positif, dan sebaliknya. Dari nilai *skewness*, kemiringan negatif dimiliki oleh data *return* SP100 dan SP600, yang berarti memiliki ekor lebih panjang ke kiri. *Kurtosis* adalah derajat keruncingan suatu distribusi. Suatu distribusi yang memiliki *kurtosis* sama dengan nol disebut distribusi Normal. Suatu distribusi yang memiliki *kurtosis* lebih dari nol disebut distribusi *heavy tail* dan yang memiliki distribusi kurang dari 0 disebut distribusi *light tail* [10]. Dari nilai *kurtosis* data return indeks saham SP100 dan SP600, distribusi yang dimiliki adalah distribusi *heavy tail*.

Tabel 2: Parameter GARCH (1,1) SP100

$\hat{\theta}_0$	$\hat{\theta}_1$	$\hat{\beta}$
5.54516e-05	0.3427	0.4245

Setelah didapat nilai parameter, selanjutnya dimasukkan dalam persamaan GARCH (1,1). Berikut modelnya:

$$X_t = \sigma_t \varepsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = \theta_0 + \theta_1 x_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

$$\sigma_t^2 = 5.54516e - 05 + 0.3427(X_{t-1}^2) + 0.4245(\sigma_{t-1}^2)$$

Tabel 3: Parameter GARCH (1,1) SP600

$\hat{\theta}_0$	$\hat{\theta}_1$	$\hat{\beta}$
6.75719e-05	0.3007	0.4808

Setelah didapat nilai parameter, selanjutnya dimasukkan dalam persamaan GARCH (1,1). Berikut modelnya:

$$X_t = \sigma_t \varepsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = \theta_0 + \theta_1 x_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

$$\sigma_t^2 = 6.75719e - 05 + 0.3007(X_{t-1}^2) + 0.4808(\sigma_{t-1}^2)$$

3.2. Model GJR

Dari metode maksimum *likelihood* diperoleh nilai parameter $\theta_0, \theta_1, \beta, \gamma$.

Tabel 4: Parameter GJR(1,1)

Parameter	SP100	SP600
θ^0	0,0000492	0,0000895
θ^1	0,573	0,291
β	0,361	0,384
γ	0,480	0,639

Pada Tabel 4 dapat dilihat nilai yang dihasilkan telah memenuhi syarat estimasi parameter pada model GJR(1,1). Dari parameter tersebut kemudian dimasukkan dalam persamaan GJR(1,1).

Untuk data SP100

$$\sigma_t^2 = 0.0000492 + 0.573(a_{t-1}^2) + 0.361(\sigma_{t-1}^2) + 0.480(s_{t-1}a_{t-1}^2)$$

$$a_t = \sigma_t \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t \sim N(0, 1) \text{ dan } \varepsilon_t \sim t_{2,49363}$$

Untuk data SP600

$$\sigma_t^2 = 0.0000895 + 0.291(a_{t-1}^2) + 0.384(\sigma_{t-1}^2) + 0.639(s_{t-1}a_{t-1}^2)$$

$$a_t = \sigma_t \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t \sim N(0, 1) \text{ dan } \varepsilon_t \sim t_{3,60019}$$

Setelah mendapatkan nilai parameter dari model GJR(1,1), dapat dilakukan pencarian nilai *Copula*. Untuk menghubungkan ke *Copula*, dibutuhkan nilai a_t , sehingga diperoleh:

Untuk data SP100

$$\sigma_t = \sqrt{0.0000492 + 0.573(a_{t-1}^2) + 0.361(\sigma_{t-1}^2) + 0.480(s_{t-1}a_{t-1}^2)}$$

$$a_t = \sigma_t \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t \sim N(0, 1) \text{ dan } \varepsilon_t \sim t_{2,49363}$$

Untuk data SP600:

$$\sigma_t = \sqrt{0.0000895 + 0.291(a_{t-1}^2) + 0.384(\sigma_{t-1}^2) + 0.639(s_{t-1}a_{t-1}^2)}$$

$$a_t = \sigma_t \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t \sim N(0, 1) \text{ dan } \varepsilon_t \sim t_{3,60019}$$

3.3. GARCH-Copula

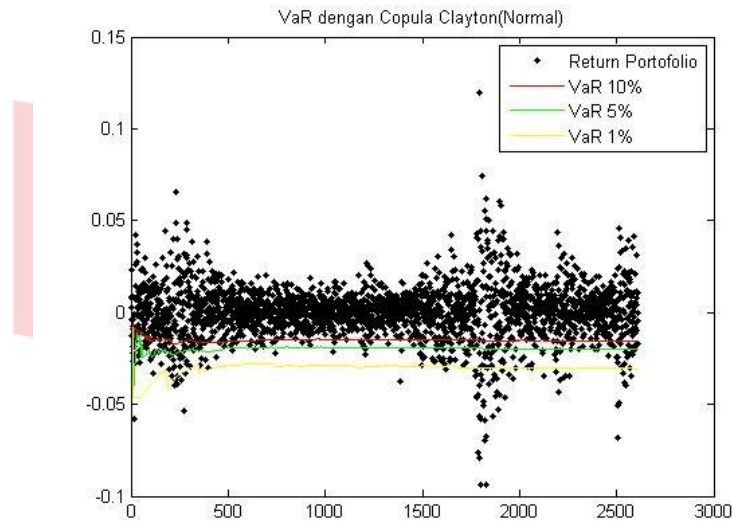
Setelah memperoleh nilai *return* pada estimasi model GARCH(1,1) dan GJR(1,1), maka dicari nilai u_1 dan u_2 dengan menentukan *cumulative distribution function*(cdf) dari *return* SP100 dan SP600 menggunakan fungsi distribusi Normal dan *Student-t*. Kemudian nilai u_1, u_2 yang diperoleh digunakan untuk mendapatkan parameter *Copula*. Berikut nilai parameter dari *Copula Clayton* dan *Copula Gumbel*:

Tabel 5: Hasil Parameter Copula

Jenis Copula	Normal	Student-t
GARCH-Clayton	0.0782	0.0121
GARCH-Gumbel	1.0356	1.0178
GJR-Clayton	0.0373	1,4509e-06
GJR-Gumbel	1,0214	1,00

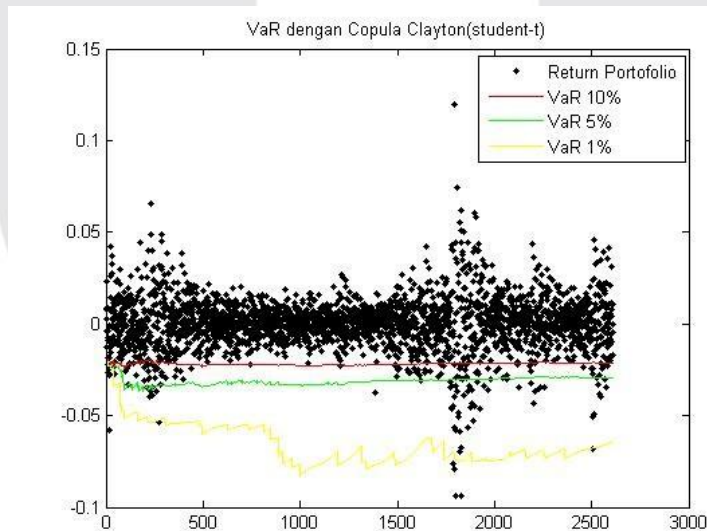
Berdasarkan hasil parameter *Copula* maka diperoleh masing-masing model *Copula Clayton Normal*, *Copula Clayton Student-t* dan *Copula Gumbel Normal*, *Copula Gumbel Student-t*. Nilai parameter dari tabel diatas digunakan untuk melakukan pencarian u_1 dan u_2 , dengan u_1 adalah marginal dari SP100 dan u_2 adalah marginal dari SP600.

3.4. Nilai Value-at-Risk



Gambar 1: Grafik Nilai VaR dengan model GJR-n-Copula Clayton

Pada Gambar 1 ditentukan nilai VaR dengan tingkat kesalahan 10% (garis merah), 5%(garis hijau), dan 1% (garis kuning). menggunakan GJR-n-Copula Clayton. VaR dengan tingkat kesalahan 1% dapat mengantisipasi risiko pada *return* portofolio (titik hitam) lebih baik dari VaR dengan tingkat kesalahan 10% dan 5%.



Gambar 2: Grafik Nilai VaR dengan model GJR-t-Copula Clayton

Pada Gambar 2 ditentukan nilai VaR dengan tingkat kesalahan 10% (garis merah), 5% (garis hijau), dan 1% (garis kuning). menggunakan GJR-t-Copula Clayton. VaR dengan tingkat kesalahan 1% dapat mengantisipasi risiko pada *return* portofolio (titik hitam) lebih baik dari VaR dengan tingkat kesalahan 10% dan 5%.

Dari gambar tersebut, dapat dilihat bahwa VaR (garis merah, hijau dan biru) merupakan batas kerugian pada tingkat kesalahan (α) tertentu. Informasi tersebut dapat digunakan perusahaan untuk melakukan antisipasi kerugian dengan mempersiapkan cadangan dana pada periode yang dibutuhkan. Simulasi VaR pada $\alpha 1\%$ menunjukkan bahwa terdapat peluang 1% nilai kerugian yang belum diantisipasi oleh VaR, yang ditunjukkan dengan adanya *return* negatif yang berada dibawah batas VaR. Berdasarkan hal tersebut, maka VaR erat kaitannya dengan tingkat kesalahan (α), dimana semakin kecil nilai α , maka semakin besar peluang *return* negatif (kerugian) dapat diantisipasi oleh VaR.

Dari hasil VaR dan tingkat kesalahan VaR, GARCH-Copula dan GJR-Copula dapat dilihat pergerakan *return* melalui perspektif VaR yang didapatkan. Kemudian didapatkan prediksi VaR portofolio pada hari ke-2609.

Tabel 6: Nilai VaR terhadap *return* portofolio pada hari ke-2609 model GARCH-Copula dan GJR-Copula

Model yang Digunakan	VaR 10%	VaR 5%	VaR 1%
GARCH-n-Copula Gumbel	-0.0139	-0.0185	-0.0279
GARCH-t-Copula Gumbel	-0.0143	-0.0182	-0.0260
GARCH-n-Copula Clayton	-0.0142	-0.0185	-0.0274
GARCH-t-Copula Clayton	-0.0135	-0.0176	-0.0280
GJR-n-Copula Gumbel	-0.0148	-0,0199	-0.0342
GJR-t-Copula Gumbel	-0.0185	-0,0251	-0.0548
GJR-n-Copula Clayton	-0,0143	-0.0194	-0,0302
GJR-t-Copula Clayton	-0.0195	-0.0274	-0.0620

4. VaR-Violation

Pada bab ini akan ditampilkan VaR GARCH-Copula dan GJR-Copula terbaik dengan VaR *violation* dan *mean error* dari setiap metode yang digunakan. Hasil dapat dilihat sebagai berikut:

Tabel 7: Nilai VaR *Violation* dan *Mean Error*

Jumlah Periode	2609			
α	10%	5%	1%	ME
Expected number of violations	260,9	130,45	26,09	
<i>Realization Violation</i> (GARCH-n-Clayton Copula)	348	224	90	244,56
<i>Realization Violation</i> (GARCH-n-Gumbel Copula)	336	222	100	240,56
<i>Realization Violation</i> (GARCH-t-Clayton Copula)	330	202	75	186,56
<i>Realization Violation</i> (GARCH-t-Gumbel Copula)	329	209	95	215,56
<i>Realization Violation</i> (GJR-n-Copula Gumbel)	329	210	91	212,56
<i>Realization Violation</i> (GJR-t-Copula Gumbel)	141	69	10	206,44
<i>Realization Violation</i> (GJR-n-Copula Clayton)	296	181	79	138,56
<i>Realization Violation</i> (GJR-t-Copula Clayton)	176	73	4	164,44

Dari Tabel 7 dapat dilihat bahwa model GJR-n-Copula Clayton dan GJR-t-Copula Clayton dapat memprediksi risiko kerugian lebih baik pada portofolio. Hal ini ditunjukkan dengan nilai *mean error* dari model tersebut lebih kecil dari model GJR-n-Copula Gumbel dan GJR-t-Copula Gumbel yang masing-masing nilainya 138,56 dan 164,44.

5. Kesimpulan

Dari hasil dari Tugas Akhir yang didapatkan, model yang baik digunakan untuk memprediksi VaR adalah model GJR-n-Copula Clayton dan GJR-t-Copula Clayton karena memiliki nilai *mean error* lebih kecil dari model yang lain dengan masing-masing nilainya 138,56 dan 164,44. Namun, VaR dengan model *time series*-Copula memiliki tingkat kesalahan realisasi relatif lebih tinggi dari tingkat *expected* yang diberikan (α).

Daftar Pustaka:

- [1] Alexander J McNeil, Rüdiger Frey, and Paul Embrechts. *Quantitative risk management: Concepts, techniques and tools*. Princeton university press, 2015.
- [2] Komang Dharmawan. Estimasi nilai avar menggunakan model gjr dan model garch. *Jurnal Matematika*, 5(2):117–127, 2015.
- [3] Umberto Cherubini, Elisa Luciano, and Walter Vecchiato. *Copula methods in finance*. John Wiley & Sons, 2004.
- [4] Louis H Ederington and Wei Guan. How asymmetric is us stock market volatility? *Journal of Financial Markets*, 13(2):225–248, 2010.
- [5] Lawrence R Glosten, Ravi Jagannathan, and David E Runkle. On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The journal of finance*, 48(5):1779–1801, 1993.
- [6] Ruey S Tsay. *Analysis of financial time series*, volume 543. John Wiley & Sons, 2005.
- [7] Jón Danielsson. *Financial risk forecasting: the theory and practice of forecasting market risk with implementation in R and Matlab*, volume 588. John Wiley & Sons, 2011.
- [8] Jen-Jsung Huang, Kuo-Jung Lee, Hueimei Liang, and Wei-Fu Lin. Estimating value at risk of portfolio by conditional copula-garch method. *Insurance: Mathematics and economics*, 45(3):315–324, 2009.
- [9] Ronald E Walpole. *Pengantar statistika, edisi ke-3 (Introduction to statistics)*. Penerbit PT Gramedia Pustaka Utama, 1990.
- [10] Jonathan D Cryer and Natalie Kellet. *Time series analysis*, volume 101. Springer, 1986.