

Analisis *Value at Risk* (VaR) dan *Conditional Value at Risk* (CVaR) dengan Metode Simulasi Historis, Variance-Covariance, dan Simulasi Monte Carlo: Studi Kasus pada Saham ASII.JK

Marta Afifah

Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Gadjah Mada, Sekip Utara No.21, Bulaksumur, Yogyakarta, 55281, Indonesia
martaafifah@mail.ugm.ac.id

Abstrak

Investasi adalah suatu kegiatan yang menempatkan sejumlah dana yang dimiliki pada saat ini dengan tujuan akan memperoleh keuntungan pada masa mendatang. Proses investasi menunjukkan bagaimana seharusnya seorang investor mengambil keputusan investasi dengan mempertimbangkan berbagai aspek untuk mengurangi risiko ketidakberhasilan dalam investasi. Tujuan penelitian ini adalah membandingkan metode simulasi data historis, *Variance-Covariance*, dan simulasi Monte Carlo dalam estimasi kerugian investasi saham PT Astra International Tbk. Penelitian ini melakukan analisis risiko saham menggunakan VaR (*Value at Risk*) dan CVaR (*Conditional Value at Risk*) untuk periode waktu 1 hari. Hasil perhitungan menunjukkan bahwa nilai VaR dan CVaR meningkat seiring dengan kenaikan interval konfidensi, yang konsisten dengan teori risiko. Metode Variance-Covariance dan simulasi Monte Carlo menghasilkan nilai yang hampir serupa, sementara metode simulasi historis lebih konservatif dan lebih sesuai dengan data historis dalam beberapa kondisi. *Backtesting* menggunakan *Kupiec test* menunjukkan bahwa estimasi VaR valid pada sebagian besar interval konfidensi, kecuali pada interval 90% untuk metode Variance-Covariance dan simulasi Monte Carlo. Penerapan *Kupiec test* pada CVaR kurang tepat karena tes ini dirancang untuk VaR. Nilai VaR terbesar diperoleh dari metode Variance-Covariance, yaitu 3,99% pada tingkat kepercayaan 99%, dan nilai CVaR terbesar diperoleh dari metode simulasi historis, yaitu 5,96% pada tingkat kepercayaan 99%.

Keywords: CVaR, *return*, risiko, simulasi historis, simulasi Monte Carlo, VaR, *Variance-Covariance*.

1. PENDAHULUAN

Investasi adalah suatu kegiatan yang menempatkan sejumlah dana yang dimiliki pada saat ini dengan tujuan akan memperoleh keuntungan pada masa mendatang. Proses investasi menunjukkan bagaimana seharusnya seorang investor mengambil keputusan investasi dengan mempertimbangkan berbagai aspek untuk mengurangi risiko ketidakberhasilan dalam investasi. Salah satu pendekatan perhitungan nilai risiko yang dapat digunakan adalah VaR (*Value at Risk*). VaR dapat didefinisikan sebagai estimasi maksimal kerugian dalam kondisi pasar yang normal pada periode waktu tertentu dengan tingkat kepercayaan tertentu (Rosadi, 2012).

Hal yang paling penting dalam menghitung VaR adalah memilih metodologi dan asumsi yang sesuai dengan distribusi return. Penggunaan metode dan asumsi yang tepat akan memberikan hasil perhitungan VaR yang lebih akurat. Namun, metode VaR memiliki kelemahan, yaitu hanya mengukur kuantil dari distribusi keuntungan atau kerugian tanpa mempertimbangkan potensi kerugian yang melebihi batas VaR (Saepudin, 2017). Kelemahan ini dapat diatasi dengan metode Conditional Value at Risk (CVaR), yang mengukur besarnya kerugian jika terjadi kerugian yang lebih besar dari VaR. Ada

kemungkinan bahwa kerugian yang dialami melebihi nilai VaR yang telah dihitung (Prihatiningsih dkk, 2020).

Berdasarkan uraian di atas, maka pada penelitian ini dilakukan analisis risiko pada studi kasus harga saham PT Astra International Tbk. Analisis risiko dilakukan menggunakan dua metode yaitu VaR dan CVaR dengan simulasi data historis, metode Variance-Covariance, dan simulasi Monte Carlo, pada tingkat kepercayaan 90%, 95%, dan 99%. Ingin diketahui apakah terdapat perbedaan hasil perhitungan nilai VaR dan CVaR untuk setiap metode dengan tingkat kepercayaan tertentu.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Deskripsi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data saham PT Astra International Tbk (ASII.JK) pada 1 September 2023 – 30 Agustus 2024 (1 tahun). Data saham diambil dari Yahoo Finance dengan jumlah data sebanyak 237 data. Dalam perhitungan nilai return, data yang digunakan adalah data harga penutupan (*close price*).

2.2 Value at Risk (VaR)

Value at Risk (VaR) merupakan suatu metode pengukuran risiko secara statistik untuk memperkirakan kerugian maksimum yang mungkin terjadi atas suatu portofolio pada waktu tertentu dengan tingkat kepercayaan tertentu (Jorion, 2007). Misalkan l merupakan VaR dari suatu saham dengan tingkat kepercayaan $\alpha \in (0,1)$ sedemikian sehingga peluang kerugian L melebihi l , tidak lebih dari $(1-\alpha)$. Dengan kata lain, VaR merupakan persentil ke- α dari distribusi kerugian. Jika $L \sim N(\mu, \sigma^2)$, maka VaR dari kerugian dapat ditentukan sebagai berikut (McNeil dkk., 2005):

$$VaR_\alpha = \mu + \Phi^{-1}(\alpha)\sigma \quad (1)$$

dengan Φ^{-1} merupakan invers dari fungsi distribusi normal. VaR untuk tingkat kepercayaan $(1-\alpha)$ dan periode t (hari) dapat dituliskan sebagai:

$$VaR_\alpha = W_0 R * \sqrt{t} \quad (2)$$

dengan

W_0 : dana investasi awal aset

R^* : nilai persentil ke- α dari distribusi *return*

t : periode waktu

2.3 Conditional Value at Risk (CVaR) atau *Expected-Shortfall*

Conditional Value at Risk (CVaR) adalah ukuran risiko yang menghitung kerugian yang melebihi tingkat VaR (Seru, 2023). CVaR sering disebut dengan *Expected Shortfall* dan dianggap sebagai ukuran risiko yang lebih konsisten dari VaR (Seru, 2023). CvaR digunakan sebagai alternatif dalam pengukuran risiko yang berfungsi untuk mengurangi masalah yang terjadi pada VaR (Muthohiroh dkk, 2021). Secara matematis, CVaR didefinisikan sebagai (McNeil dkk, 2005):

$$CVaR_{1-\alpha} = \frac{1}{\alpha} \int_{1-\alpha}^1 VaR_u(L) du$$

$$CVaR_{1-\alpha} = E[L | L \geq VaR_{1-\alpha}] \quad (3)$$

CVaR merupakan rata-rata dari VaR pada semua tingkat $u > \alpha$ sehingga lebih difokuskan pada ekor dari distribusi kerugian. CVaR dapat diinterpretasikan sebagai besarnya kerugian yang diharapkan terjadi jika melampaui VaR (Seru, 2023). Jika $L \sim N(\mu, \sigma^2)$, maka CVaR dari kerugian dapat ditentukan sebagai berikut (McNeil dkk, 2005):

$$CVaR_{1-\alpha} = \mu + \sigma \frac{\phi(\Phi^{-1}(1 - \alpha))}{\alpha} \quad (4)$$

dengan ϕ menyatakan kepadatan peluang dari distribusi normal baku. CVaR untuk tingkat kepercayaan $(1 - \alpha)$ dan periode t (hari) dapat dituliskan sebagai:

$$CVaR_{1-\alpha} = \left(\mu + \sigma \frac{\phi(\Phi^{-1}(1 - \alpha))}{\alpha} \right) \sqrt{t} \quad (5)$$

CVaR dapat menghitung risiko baik pada data berdistribusi normal maupun tidak, sehingga CVaR dapat merefleksikan dengan tepat efek diversifikasi untuk meminimumkan risiko. Oleh karena itu, CVaR sering kali dikatakan sebagai pengembangan lebih lanjut dari VaR, dan CVaR didefinisikan sebagai ekspektasi ukuran risiko yang nilainya di atas VaR (Andespa dkk, 2022).

2.4 Simulasi Data Historis

Simulasi data historis atau *historical data simulation* merupakan metode yang menggunakan *return* historis pada aset dalam suatu portofolio sebagai suatu simulasi untuk memperoleh nilai VaR dan CVaR. Adapun langkah-langkah dari metode ini adalah:

1. Menghitung *return* data saham, pada penelitian ini digunakan perhitungan *log return*, yaitu $r_t = \ln \left(\frac{s_t}{s_{t-1}} \right)$.
2. Mengurutkan *return* saham mulai dari kerugian terbesar sampai keuntungan terbesar.
3. Menentukan persentil dari distribusi historis *return* yang relevan dengan tingkat signifikansi tertentu.
4. Menghitung VaR sepanjang *holding period* (t) dengan tingkat konfidensi $1-\alpha$ berdasarkan persamaan (2).
5. Menghitung CVaR dengan mencari rata-rata dari seluruh kerugian yang nilainya lebih besar daripada VaR.

2.5 Metode Variance-Covariance

Metode Variance-Covariance merupakan metode parametrik yang dapat digunakan untuk menghitung nilai VaR dan CVaR dari suatu aset saham. Pada metode ini, dibutuhkan asumsi normalitas pada data *return* saham. Adapun langkah-langkah dari metode ini adalah:

1. Menghitung *return* data saham, pada penelitian ini digunakan perhitungan *log return*, yaitu $r_t = \ln \left(\frac{s_t}{s_{t-1}} \right)$.
2. Melakukan uji normalitas data *return* saham.
3. Menghitung parameter mean dan standar deviasi dari data *return*.
4. Menghitung nilai VaR dengan tingkat konfidensi $1-\alpha$ berdasarkan persamaan (1).
5. Menghitung CVaR dengan tingkat konfidensi $1-\alpha$ berdasarkan persamaan (4).

2.6 Simulasi Monte Carlo

Simulasi Monte Carlo merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk menghitung VaR dan CVaR suatu aset saham. Konsep inti dari metode ini adalah melakukan simulasi dengan membangkitkan bilangan random berdasarkan karakteristik dari data yang akan dibangkitkan, yang kemudian digunakan untuk mengestimasi nilai VaR dan CVaR nya. Pada metode ini, diperlukan asumsi normalitas untuk data *return* saham. Adapun langkah-langkah dari metode ini adalah:

1. Menghitung *return* data saham, pada penelitian ini digunakan perhitungan *log return*, yaitu $r_t = \ln\left(\frac{s_t}{s_{t-1}}\right)$.
2. Melakukan uji normalitas data *return* saham.
3. Menghitung parameter mean dan standar deviasi dari data *return*.
4. Mensimulasikan nilai *return* dengan membangkitkan secara random *return* aset dengan parameter yang diperoleh dari langkah (3) sebanyak n buah sehingga terbentuk distribusi empiris dari *return* hasil simulasi.
5. Mencari estimasi kerugian maksimum pada interval konfiden 1- α , yaitu sebagai nilai persentil ke- α dari distribusi empiris *return* yang diperoleh pada langkah (4).
6. Menghitung nilai VaR untuk setiap simulasi dengan interval konfiden 1- α berdasarkan persamaan (2).
7. Menghitung nilai CVaR setiap simulasi, yaitu mencari rata-rata dari seluruh kerugian yang nilainya lebih besar daripada VaR setiap simulasi.
8. Dari langkah (6) dan (7) akan diperoleh n buah nilai VaR dan CVaR. Nilai VaR dari aset saham dihitung dengan mencari rata-rata dari n buah VaR hasil simulasi. Begitu juga dengan CVaR aset saham, nilainya diperoleh dengan mencari rata-rata dari n buah CVaR hasil simulasi.

2.7 Backtesting

Untuk melihat performa dari VaR dan CVaR dapat dilakukan evaluasi dengan melakukan *backtesting*. Pada penelitian ini, dilakukan *backtesting* menggunakan *Kupiec Test* dengan pendekatan *loglikelihood ratio*. Langkah-langkah yang dilakukan untuk melakukan *backtesting* adalah:

1. Menghitung VaR dan CVaR menggunakan metode simulasi historis, variance-covariance, dan simulasi Monte Carlo dengan interval konfiden tertentu.
2. Membandingkan nilai kerugian dengan nilai VaR atau CVaR, jika nilai kerugian lebih besar dari nilai VaR atau CVaR, maka dihitung sebagai *failure* (N).
3. Menghitung jumlah *failure*.
4. Menghitung *loglikelihood ratio* (LR) menggunakan persamaan:

$$LR = -2 \ln[(1-p)^{T-N} p^N] + 2 \ln \left[\left(1 - \frac{N}{T}\right)^{T-N} \left(\frac{N}{T}\right)^N \right]$$

dengan,

N = jumlah *failure*

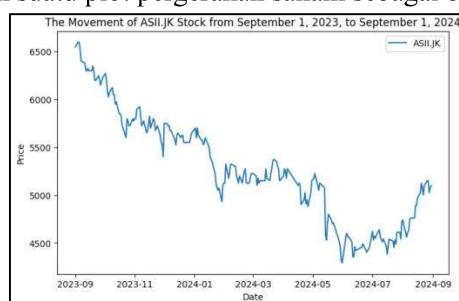
T = jumlah data observasi

p = $1 - \text{interval konfiden}$

5. Melakukan uji hipotesis dengan H_0 : VaR atau CVaR valid dan H_1 : VaR atau CVaR tidak valid. H_0 ditolak apabila nilai $LR > \chi^2_{1-\alpha,1}$.

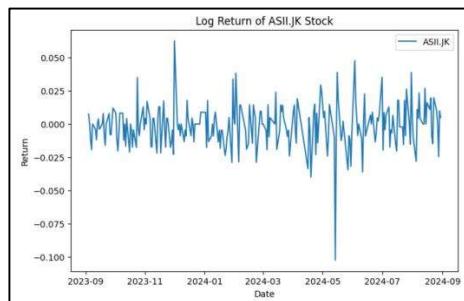
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dari 237 data saham ASII.JK yang diperoleh pada tanggal 1 September 2023 – 30 Agustus 2024, dihasilkan suatu plot pergerakan saham sebagai berikut:



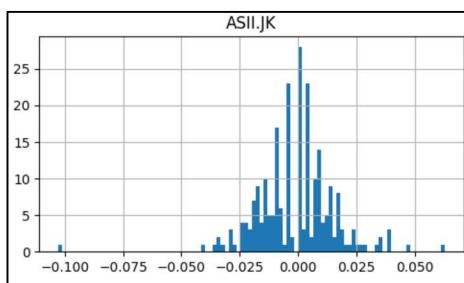
Gambar 1. Plot Pergerakan Harga Saham

Berdasarkan Gambar 1, dapat diketahui bahwa harga penutupan saham PT Astra International Tbk cenderung fluktuatif dari periode awal hingga akhir pengamatan. Selain itu, terlihat bahwa terjadi tren penurunan harga saham penutupan dari bulan September 2023 hingga Juli 2023. Dari data harga saham tersebut, dihitung nilai *log return* saham untuk per harinya, diperoleh plot *return* saham sebagai berikut:



Gambar 2. Plot Data *Return* Saham

Gambar 2 menunjukkan bahwa *return* saham berfluktuasi dari 1 September 2023 – 30 Agustus 2024 dengan nilai rata-rata -0,0001056 dan standar deviasi 0,016736. Nilai terendah dari *return* adalah -0,102628 dan nilai tertingginya adalah 0,062801.



Gambar 3. Distribusi *Return* Saham

Pada Gambar 3, dapat diketahui bahwa distribusi *return* saham selama periode penelitian cenderung simetris. Akan tetapi, terdapat juga *outlier* yang letaknya jauh dari persebaran data yang lain.

Untuk perhitungan VaR dan CVaR dengan metode parametrik, dibutuhkan asumsi normalitas pada data *return* saham. Oleh karena itu, dilakukan uji normalitas dengan uji Kolmogorov-Smirnov. Dengan menyatakan H_0 : data berdistribusi normal dan hipotesis alternatif H_1 : data tidak berdistribusi normal, H_0 ditolak apabila $p\text{-value} < \alpha$. Diperoleh hasil pengujian sebagai berikut:

K-S Test	P-Value
0,06178947	0,31303549

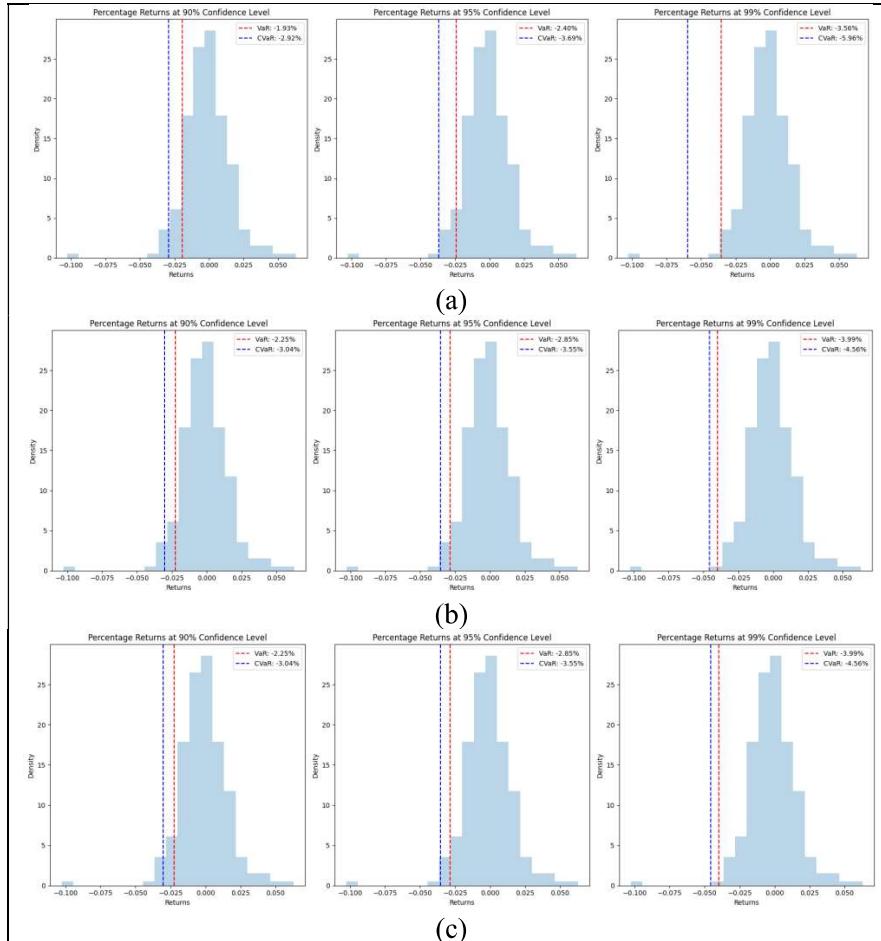
Tabel 1. Uji Normalitas Data *Return* Saham

Diperoleh nilai $p\text{-value} = 0,31304 > \alpha = 0,05$ sehingga H_0 tidak ditolak. Artinya, data *return* saham mengikuti distribusi normal dan asumsi normalitas terpenuhi. Selanjutnya, akan dilakukan perhitungan nilai VaR dan CVaR dengan metode simulasi data historis, variance-covariance, dan simulasi Monte Carlo, diperoleh hasil sebagai berikut:

Metode	Interval Konfidensi	VaR	CVaR
Simulasi Historis	90%	0,019332	0,029157
	95%	0,024028	0,036854
	99%	0,035559	0,059585
	90%	0,022458	0,030364

Variance-Covariance	95%	0,028525	0,035503
	99%	0,039906	0,045565
Simulasi Monte Carlo	90%	0,022177	0,029962
	95%	0,028051	0,034971
	99%	0,038540	0,043078

Tabel 2. Hasil Perhitungan VaR dan CVaR



Gambar 4. (a) Histogram *return* metode simulasi historis, (b) Histogram *return* metode variance-covariance, (c) Histogram *return* metode simulasi Monte Carlo

Berdasarkan Tabel 2, diperoleh bahwa nilai VaR dan CVaR meningkat seiring dengan kenaikan interval konfidensi, baik untuk metode simulasi historis, variance-covariance, maupun simulasi Monte Carlo. Hal ini konsisten dengan konsep bahwa interval konfidensi yang lebih tinggi akan mencerminkan risiko kerugian yang lebih ekstrem. Pada interval konfidensi yang sama, nilai VaR dan CVaR yang dihasilkan oleh metode simulasi historis cenderung lebih rendah dibanding dengan VaR dan CVaR yang dihasilkan oleh metode variance-covariance dan simulasi Monte Carlo, sedangkan nilai VaR dan CVaR yang dihasilkan oleh metode variance-covariance dan simulasi Monte Carlo relatif sama. Hal ini disebabkan metode variance-covariance memberikan estimasi risiko dengan pendekatan asumsi distribusi normal, sedangkan metode Simulasi Monte Carlo cenderung lebih fleksibel dalam menangkap distribusi risiko yang sebenarnya. Oleh karena itu, nilai yang dihasilkan oleh kedua metode ini relatif serupa. Berbeda dengan metode Simulasi Historis, yang sepenuhnya bergantung pada data historis dalam periode waktu tertentu tanpa mempertimbangkan distribusi data secara eksplisit. Selain itu, pada Gambar 4, untuk setiap interval konfidensi, diperoleh bahwa nilai CVaR selalu berada di kiri VaR. Hal ini menunjukkan bahwa CVaR mengestimasi kerugian yang melebihi nilai VaR.

Selanjutnya, akan dilakukan *backtesting* pada nilai VaR da CVaR yang diperoleh ini untuk melihat apakah nilai tersebut dapat diterima atau tidak. Dilakukan *backtesting* menggunakan *Kupiec Test* dengan pendekatan *loglikelihood ratio* dan diperoleh hasil perhitungan sebagai berikut:

Metode	Interval Konfidensi	Failure	Loglikelihood Ratio	$\chi^2_{1-\alpha,1}$
Simulasi Historis	90%	24	0,004204	2,705543
	95%	12	0,001991	3,841459
	99%	3	0,156027	6,634897
Variance-Covariance	90%	16	3,102317	2,705543
	95%	9	0,784065	3,841459
	99%	2	0,061612	6,634897
Simulasi Monte Carlo	90%	16	3,102317	2,705543
	95%	10	0,320304	3,841459
	99%	2	0,061612	6,634897

Tabel 3. Hasil Perhitungan Loglikelihood Ratio VaR

Berdasarkan Tabel 3, diperoleh bahwa nilai *loglikelihood ratio* pada ketiga metode kurang dari $\chi^2_{1-\alpha,1}$, kecuali pada metode variance-covariance dengan interval konfidensi 90% dan metode simulasi Monte Carlo dengan interval konfidensi 90%. Hal ini menunjukkan bahwa perhitungan VaR dapat diterima atau sudah valid, kecuali pada metode variance-covariance dengan interval konfidensi 90% dan metode simulasi Monte Carlo dengan interval konfidensi 90%. Artinya, metode variance-covariance dan simulasi Monte Carlo dengan tingkat kepercayaan 90% memberikan hasil yang kurang sesuai dengan data empiris. Metode Simulasi Historis menghasilkan *loglikelihood ratio* yang cenderung lebih kecil dibandingkan Variance-Covariance dan Simulasi Monte Carlo, mengindikasikan bahwa metode ini lebih konservatif dan lebih selaras dengan data empiris dalam kondisi tertentu.

Metode	Interval Konfidensi	Failure	Loglikelihood Ratio	$\chi^2_{1-\alpha,1}$
Simulasi Historis	90%	6	20,345168	2,705543
	95%	2	13,008051	3,841459
	99%	1	1,022204	6,634897
Variance-Covariance	90%	6	20,345168	2,705543
	95%	3	9,801104	3,841459
	99%	1	1,022204	6,634897
Simulasi Monte Carlo	90%	6	20,345168	2,705543
	95%	3	9,801104	3,841459
	99%	1	1,022204	6,634897

Tabel 4. Hasil Perhitungan Loglikelihood Ratio CVaR

Berdasarkan hasil perhitungan *loglikelihood ratio* CVaR yang ditunjukkan pada Tabel 4, dengan interval konfidensi 90% dan 95% nilai LR yang dihasilkan oleh ketiga metode lebih dari $\chi^2_{1-\alpha,1}$ yang menunjukkan bahwa perhitungan CVaR belum dapat diterima (tidak valid). Secara umum, semakin tinggi interval konfidensi, nilai *loglikelihood ratio* cenderung menurun. Terbukti ketika interval konfidensi yang digunakan adalah 99%, nilai LR yang dihasilkan oleh ketiga metode kurang dari $\chi^2_{1-\alpha,1}$ yang menunjukkan bahwa perhitungan CVaR dapat diterima (valid).

Kupiec test, meskipun sering digunakan dalam konteks *Value at Risk* (VaR), sebenarnya tidak dirancang untuk menguji CVaR. Tes ini berfokus pada validasi estimasi VaR dengan membandingkan jumlah pelanggaran terhadap level VaR yang ditetapkan dengan ekspektasi pelanggaran tersebut. Oleh karena itu, penerapan *Kupiec test* pada CVaR kurang

tepat karena CVaR mengukur kerugian rata-rata dalam kondisi ekstrem, bukan hanya frekuensi pelanggaran batas risiko seperti pada VaR.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan perhitungan yang telah dilakukan pada data harga saham PT Astra International Tbk (ASII.JK) dari 1 September 2023 hingga 30 Agustus 2024, dapat disimpulkan bahwa:

1. Perhitungan *Value at Risk* (VaR) dan *Conditional Value at Risk* (CVaR) dengan metode simulasi historis, variance-covariance, dan simulasi Monte Carlo menunjukkan peningkatan nilai VaR dan CVaR seiring dengan kenaikan interval konfidensi, yang konsisten dengan teori risiko bahwa interval konfidensi yang lebih tinggi mencerminkan potensi kerugian yang lebih besar.
2. Metode variance-covariance dan simulasi Monte Carlo memberikan hasil yang hampir serupa, metode simulasi historis cenderung lebih konservatif dan lebih sesuai dengan data historis dalam beberapa kondisi.
3. Hasil *backtesting* menggunakan *Kupiec test* untuk VaR menunjukkan bahwa estimasi VaR valid pada sebagian besar interval konfidensi, kecuali pada interval 90% untuk metode variance-covariance dan simulasi Monte Carlo. Penerapan Kupiec test untuk CVaR kurang tepat karena tes ini dirancang untuk menguji VaR, bukan CVaR.

DAFTAR PUSTAKA

- Andespa, R., Maruddani, D. A. I., & Tarno, T. (2022). Expected Shortfall Dengan Ekspansi CornishFisher Untuk Analisis Risiko Investasi Sebelum Dan Sesudah Pandemi Covid-19 Dilengkapi GUI R. Jurnal Gaussian, 11(2), 173–182.
<https://doi.org/10.14710/j.gauss.v11i2.35457>
- Bukit, G. C., Hendratno. (2021). Analisis Backtesting dan Value at Risk (VaR) dengan Metode Simulasi Historis dalam Subsektor Bank (Studi Kasus pada Saham PT. Bank Rakyat Indonesia Tbk dan PT. Bank CIMB Niaga Tbk). e-Proceeding of Management, 8(2), 772–777.
- Jorion, P. (2007). Value at Risk: The New Benchmark in Controlling Market Risk, Third Edition. In The Mc Graw-Hill Companies, New York.
- McNeil, A. J., Frey, R., & Embrechts, P. (2005). Quantitative Risk Management.
- Muthohiroh, U., Rahmawati, R., & Ispriyanti, D. (2021). Pendekatan Metode Markowitz Untuk Optimalisasi Portofolio Dengan Risiko Expected Shortfall (ES) Pada Saham Syariah Dilengkapi GUI Matlab. Jurnal Gaussian, 10(4), 508–517.
- Prihatiningsih, D. R., Maruddani, D. A. I., & Rahmawati, R. (2020). Value at Risk (Var) Dan Conditional Value at Risk (Cvar) Dalam Pembentukan Portofolio Bivariat Menggunakan Copula Gumbel. Jurnal Gaussian, 9(3), 326–335.
<https://doi.org/10.14710/j.gauss.v9i3.28913>
- Rosadi, D. (2012). *Diktat Kuliah Manajemen Risiko Kuantitatif*.
- Seru, F. (2023). Analisis Risiko VAR dan CVAR pada Hasil Prediksi Harga Saham PT. Astra International TBK. Jurnal Silogisme: Kajian Ilmu Matematika dan Pembelajarannya, 8 (1), halaman (23-30)