

Optimasi Portofolio Mean-Conditional Value-At-Risk (MEAN-CVaR) untuk Saham Indeks IDXHIDIV20 di Bursa Efek Indonesia

Arlin Marsyanda¹, Ani Sapitri², Siska Yosmar^{3*}

^{1,2} Mahasiswa Program Studi S1 Matematika, FMIPA, Universitas Bengkulu, Bengkulu

³ Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Bengkulu, Bengkulu

siskayosmar@unib.ac.id

Abstract

This study optimizes a portfolio of 20 IDXHIDIV20 constituent stocks listed on the Indonesia Stock Exchange using the Mean-Conditional Value-at-Risk (Mean-CVaR) model through Linear Programming (LP) in Python. Adjusted closing prices from 2 January 2020 to 28 April 2026, comprising 1,521 trading days, were divided into 1,216 in-sample and 304 out-of-sample observations. The Jarque-Bera test indicates non-normal return distributions for all stocks ($p < 0.001$), supporting the use of CVaR as a tail-risk measure. At $\alpha = 0.95$, the Mean-CVaR model selects 9 active stocks and produces an in-sample CVaR of 2.5251% and an out-of-sample CVaR of 2.6992%. The out-of-sample CVaR is lower than the Equal-Weight portfolio (2.8311%) but higher than the Mean-Variance portfolio (2.5860%). Meanwhile, Equal Weight records the highest out-of-sample annualized return of 9.48%, compared with -10.19% for Mean-CVaR and -5.77% for Mean-Variance. Sensitivity analysis shows that increasing α from 0.90 to 0.99 increases out-of-sample CVaR from 2.0754% to 5.1917% and affects portfolio concentration. These results indicate that the choice of risk measure and confidence level influences portfolio composition and risk characteristics, while out-of-sample performance may differ from in-sample optimization results.

Keywords: portfolio optimization; conditional value-at-risk; linear programming; tail risk; IDXHIDIV20; python

Abstrak

Penelitian ini mengoptimalkan portofolio 20 saham konstituen IDXHIDIV20 di Bursa Efek Indonesia menggunakan model *Mean-Conditional Value-at-Risk* (Mean-CVaR) berbasis Pemrograman Linear (LP) dalam Python. Data *adjusted closing price* periode 2 Januari 2020 hingga 28 April 2026 yang terdiri atas 1.521 hari perdagangan dibagi menjadi 1.216 observasi *in-sample* dan 304 observasi *out-of-sample*. Uji Jarque-Bera menunjukkan distribusi *return* seluruh saham tidak normal ($p < 0,001$), sehingga CVaR digunakan sebagai ukuran risiko ekor. Pada $\alpha = 0,95$, model Mean-CVaR memilih 9 saham aktif dengan CVaR *in-sample* sebesar 2,5251% dan *out-of-sample* sebesar 2,6992%. CVaR *out-of-sample* Mean-CVaR lebih rendah dibandingkan *Equal Weight* sebesar 2,8311%, tetapi lebih tinggi dibandingkan *Mean-Variance* sebesar 2,5860%. *Equal Weight* menghasilkan *annualized return out-of-sample* sebesar 9,48%, sedangkan Mean-CVaR dan *Mean-Variance* masing-masing -10,19% dan -5,77%. Analisis sensitivitas menunjukkan bahwa peningkatan α dari 0,90 menjadi 0,99 meningkatkan CVaR *out-of-sample* dari 2,0754% menjadi 5,1917% serta memengaruhi konsentrasi portofolio. Hasil ini menunjukkan bahwa ukuran risiko dan tingkat kepercayaan memengaruhi karakteristik portofolio dan kinerja *out-of-sample*.

Kata Kunci: optimasi portofolio; *conditional value-at-risk*; *linear programming*; risiko ekor; IDXHIDIV20; python

1. PENDAHULUAN

Investasi di pasar modal selalu melibatkan pilihan antara tingkat keuntungan (*return*) dan risiko (*risk*). Para investor berusaha mengalokasikan aset mereka dengan cara yang

optimal untuk mendapatkan keuntungan maksimal dengan risiko tertentu atau mengurangi risiko untuk mencapai target keuntungan tertentu. Konsep ini pertama kali dikembangkan oleh Markowitz (1952) melalui model *Mean-Variance* yang menggunakan variansi sebagai ukuran risiko portofolio dan menjadi dasar utama dalam teori portofolio *modern*.

Beberapa penelitian telah mengembangkan pendekatan baru untuk mengatasi keterbatasan model *Mean-Variance*. Michaud (1989) menunjukkan bahwa model ini sangat sensitif terhadap kesalahan estimasi parameter, sehingga menghasilkan portofolio yang tidak stabil. Selain itu, beberapa studi lain menunjukkan bahwa *return* atau keuntungan aset keuangan tidak berdistribusi normal dan memiliki karakteristik ekstrem serta asimetri, sehingga ukuran risiko berbasis variansi menjadi kurang representatif. Daouia et al. (2018) menekankan bahwa ukuran risiko yang dapat menangkap risiko ekstrem lebih sesuai untuk pasar keuangan modern. Dalam konteks ini, Artzner et al. (1996) memperkenalkan konsep *coherent risk measure*, yang kemudian dikembangkan lebih lanjut oleh (Rockafellar & Uryasev, 2000; Rockafellar & Uryasev, 2002) melalui *Conditional Value-at-Risk* (CVaR). Sebagai ukuran risiko yang koheren, CVaR mengukur ekspektasi kerugian yang berada di luar ambang batas *Value-at-Risk* (VaR) pada tingkat kepercayaan tertentu. Dengan kata lain, jika VaR hanya menunjukkan nilai kerugian maksimum pada kondisi normal, CVaR mampu memberikan gambaran kuantitatif mengenai rata-rata kerugian ekstrem yang terjadi pada skenario terburuk (*tail risk*). Beberapa penelitian lanjutan seperti Krokhmal et al. (2003), Mansini et al. (2014), dan Mohajerin Esfahani & Kuhn (2018) menunjukkan perkembangan optimasi portofolio berbasis CVaR dalam berbagai kerangka optimasi modern.

Meskipun demikian, penelitian tentang CVaR di pasar modal Indonesia masih belum banyak dilakukan dan umumnya hanya fokus pada simulasi atau pendekatan parsial. Indarwati & Kusumawati (2021), dalam penelitiannya menggunakan simulasi *Monte Carlo* untuk menganalisis saham perbankan. Sementara itu, Prihatiningsih et al. (2020) menerapkan pendekatan Copula untuk portofolio bivariat. Mustafian et al. (2024) juga menerapkan VaR dan CVaR pada indeks LQ45. Namun, masih sedikit penelitian yang membahas tentang formulasi matematis lengkap *Mean-CVaR*, mulai dari dasar *coherent risk measure* hingga implementasi *Linear Programming* secara menyeluruh, terutama pada indeks berbasis *dividend stock* seperti IDXHIDIV20. Selain itu, masih sedikit penelitian yang menggabungkan evaluasi *in-sample* dan *out-of-sample* secara komprehensif, serta analisis sensitivitas parameter risiko dalam satu kerangka optimasi.

Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini menerapkan model *Mean-CVaR* berbasis *Linear Programming* pada saham-saham IDXHIDIV20 menggunakan bahasa pemrograman Python. Pendekatan *Linear Programming* (LP) digunakan karena Rockafellar & Uryasev (2000) berhasil membuktikan bahwa minimalisasi fungsi CVaR

yang awalnya bersifat *non-linear* dan kompleks dapat ditransformasikan menjadi fungsi objektif *linear* dengan menambahkan variabel-variabel buatan (*auxiliary variables*). Penelitian mencakup formulasi matematis CVaR, implementasi komputasional, evaluasi kinerja portofolio pada periode *out-of-sample*, serta analisis sensitivitas terhadap tingkat kepercayaan (α). Dengan demikian, penelitian ini memberikan gambaran mengenai kemampuan model *Mean-CVaR* dalam mengendalikan risiko kerugian ekstrem dan pengaruh parameter (α) terhadap struktur portofolio optimal.

Sebagai pembanding, penelitian ini menggunakan model *Mean-Variance* klasik yang diperkenalkan oleh Markowitz (1952). Model tersebut mengukur risiko berdasarkan varians *return*, sedangkan *Mean-CVaR* mengukur risiko berdasarkan kerugian pada bagian ekor distribusi. Perbedaan ukuran risiko tersebut memungkinkan penelitian ini mengidentifikasi bagaimana pendekatan berbasis varians dan pendekatan berbasis *tail risk* menghasilkan komposisi serta karakteristik kinerja portofolio yang berbeda. Dengan demikian, perbandingan kedua metode memberikan gambaran mengenai *trade-off* antara *return* dan berbagai ukuran risiko dalam optimasi portofolio.

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan model *Mean-CVaR* pada saham IDXHIDIV20, menganalisis kinerjanya dalam pengelolaan risiko portofolio, serta membandingkan hasilnya dengan model *Mean-Variance* dan portofolio Equal Weight berdasarkan ukuran *return* dan risiko. Hasil penelitian diharapkan dapat menjadi referensi dalam penerapan metode optimasi portofolio berbasis CVaR serta memberikan gambaran perbandingan antara pendekatan *Mean-CVaR* dan *Mean-Variance* pada pasar saham Indonesia.

2. METODE PENELITIAN

2.1 *Return Saham dan Return Portofolio*

Analisis *return* saham dalam penelitian ini didasarkan pada kerangka ruang probabilitas $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$, di mana Ω menyatakan ruang sampel, $\mathcal{F}$ adalah σ – aljabar, dan $\mathbb{P}$ merupakan ukuran probabilitas (Chaghghi & Billingsley, 1986).

Return log-harian saham dihitung menggunakan harga penutupan yang telah disesuaikan (*adjusted closing price*) dengan rumus sebagai berikut:

$$r_{i,t} = \ln \left(\frac{P_{i,t}}{P_{i,t-1}} \right) \quad (1)$$

dengan $P_{i,t}$ pada persamaan (1) menyatakan harga saham ke- i pada waktu t . Penggunaan *log-return* lebih disukai dibandingkan *simple return* karena memiliki sifat *time-additive*, sehingga *return* multi-periode dapat diperoleh melalui penjumlahan *return* harian. Selain itu, *log-return* cenderung lebih stabil secara statistik dan lebih sesuai digunakan pada

data keuangan dengan volatilitas yang tinggi (Campbell et al., 1997; Cont & Lu, 2016; Gatheral et al., 2018).

Selanjutnya, *return* portofolio didefinisikan sebagai:

$$R_p(\mathbf{w}) = \mathbf{w}^T \mathbf{r} = \sum_{i=1}^n w_i r_i \quad (2)$$

Persamaan (2) menunjukkan bahwa *return* portofolio merupakan kombinasi *linear* dari *return* masing-masing aset berdasarkan proporsi investasinya. Formulasi ini menjadi dasar dalam berbagai model optimasi portofolio, termasuk pendekatan *Mean-CVaR* (Xia et al., 2023).

Sedangkan fungsi kerugian (*loss function*) portofolio didefinisikan sebagai:

$$L(\mathbf{w}, \mathbf{r}) = -\mathbf{w}^T \mathbf{r} \quad (3)$$

Persamaan (3) digunakan karena ukuran risiko seperti *Value-at-Risk* (VaR) dan *Conditional Value-at-Risk* (CVaR) dirumuskan dalam ruang kerugian (*loss space*), sehingga memungkinkan analisis risiko ekstrem dilakukan secara lebih konsisten (McNeil et al., 2005; Gao et al., 2016).

2.2 Coherent Risk Measure

Menurut Artzner et al. (1999) suatu fungsi risiko $\rho : L^\infty \rightarrow \mathbb{R}$ disebut sebagai *coherent risk measure* jika memenuhi empat aksioma fundamental berikut untuk setiap $X, Y \in L^\infty$. Empat aksioma tersebut adalah, *translation invariance*, *positive homogeneity*, *subadditivity*, dan *monotonicity* (Artzner et al., 1996; Föllmer & Schied, 2016).

$$\rho(X + c) = \rho(X) + c, \quad \forall X \in L^\infty, c \in \mathbb{R} \quad (4)$$

$$\rho(\lambda X) = \lambda \rho(X), \quad \forall \lambda \geq 0 \quad (5)$$

$$\rho(X + Y) \leq \rho(X) + \rho(Y) \quad (6)$$

$$X \leq Y \Rightarrow \rho(X) \leq \rho(Y) \quad (7)$$

Persamaan (4)-(7) merupakan keempat aksioma yang memberikan dasar teoritis yang menjamin konsistensi ukuran risiko dalam pengelolaan portofolio dan menjadi landasan pengembangan CVaR sebagai ukuran risiko modern (McNeil et al., 2005).

2.3 Value-at-Risk (VaR) dan Conditional Value-at-Risk (CVaR)

Salah satu ukuran risiko yang banyak digunakan dalam manajemen risiko keuangan adalah Value-at-Risk (VaR), yaitu kuantil distribusi kerugian pada tingkat kepercayaan tertentu (Wipplinger, 2007; McNeil et al., 2005).

$$VaR_{\alpha}(L) = \inf\{l \in \mathbb{R} : F_L(l) \geq \alpha\} \quad (8)$$

atau persamaan (8) ekuivalen dengan:

$$VaR_{\alpha}(L) = F_L^{-1}(\alpha) \quad (9)$$

Meskipun banyak digunakan, VaR tidak memberikan informasi mengenai besarnya kerugian setelah batas VaR terlampaui dan tidak selalu memenuhi sifat subaditivitas (Artzner et al., 1999). Kondisi ini menyebabkan VaR kurang mampu merepresentasikan manfaat diversifikasi portofolio secara konsisten.

Sebagai alternatif, Rockafellar & Uryasev (2000) memperkenalkan *Conditional Value-at-Risk* (CVaR), yang didefinisikan sebagai:

$$CVaR_{\alpha}(L) = E[L \mid L \geq VaR_{\alpha}(L)] \quad (10)$$

Selain persamaan (10), CVaR dapat didefinisikan juga sebagai:

$$CVaR_{\alpha}(L) = \frac{1}{1-\alpha} \int_{\alpha}^1 VaR_u(L) du \quad (11)$$

sehingga berdasarkan persamaan (11) dapat terbentuk persamaan (12):

$$CVaR_{\alpha}(L) \geq VaR_{\alpha}(L) \quad (12)$$

Menurut Acerbi & Tasche (2002), CVaR memenuhi seluruh aksioma *coherent risk measure* dan bersifat konveks, sehingga lebih sesuai digunakan dalam optimasi portofolio dibandingkan VaR. Karakteristik tersebut menjadikan CVaR efektif untuk mengukur risiko ekstrem pada distribusi *return* yang tidak normal dan bersifat *heavy-tailed* (G. C. Pflug, 2000; Bellini & Di Bernardino, 2015).

2.4 Representasi Variasional Conditional Value-at-Risk (CVaR)

Rockafellar & Uryasev (2000) menunjukkan bahwa CVaR dapat direpresentasikan sebagai masalah optimasi konveks melalui fungsi:

$$F_{\alpha}(L, \zeta) = \zeta + \frac{1}{1-\alpha} \mathbb{E}[(L - \zeta)^+], \quad \zeta \in \mathbb{R} \quad (13)$$

dengan operator *positive part* pada persamaan (13) didefinisikan sebagai:

$$(x)^+ = \max(x, 0) \quad (14)$$

sehingga CVaR dapat dinyatakan sebagai:

$$CVaR_\alpha(L) = \min_{\zeta \in \mathbb{R}} F_\alpha(L, \zeta) \quad (15)$$

Formulasi (15) ini mengubah pengukuran risiko ekstrem menjadi masalah optimasi konveks yang dapat diselesaikan secara numerik menggunakan pendekatan *Linear Programming* (Rockafellar & Uryasev, 2000; G. Pflug & Roemisch, 2007).

2.5 CVaR sebagai *Coherent Risk Measure*

Berdasarkan hasil yang diperoleh oleh Rockafellar & Uryasev (2000) serta Pflug (2000), CVaR memenuhi seluruh aksioma *coherent risk measure*, yaitu *translation invariance*, *positive homogeneity*, *subadditivity*, dan *monotonicity*. Oleh karena itu, CVaR merupakan ukuran risiko yang koheren dan konsisten secara matematis dalam pengukuran risiko portofolio.

Menurut Acerbi & Tasche (2002), sifat koherensi tersebut menjadikan CVaR lebih unggul dibandingkan *Value-at-Risk*, terutama karena memenuhi sifat subaditivitas yang mendukung manfaat diversifikasi portofolio. Selain itu, McNeil et al. (2015) menegaskan bahwa sifat tersebut memberikan justifikasi teoritis yang kuat bagi penggunaan CVaR dalam optimasi portofolio modern.

2.6 Konektivitas CVaR terhadap Bobot Portofolio

CVaR bersifat konveks terhadap bobot portofolio sehingga masalah optimasi *Mean-CVaR* merupakan masalah optimasi konveks. Sifat ini menjamin bahwa solusi optimum global dapat diperoleh secara efisien melalui pendekatan *Linear Programming* maupun algoritma *interior-point* (Boyd, S., & Vandenberghe, 2004; Rockafellar & Uryasev, 2000). Karakteristik tersebut menjadi salah satu alasan utama penggunaan CVaR dalam optimasi portofolio modern karena memungkinkan proses optimasi dilakukan secara stabil dan efisien pada jumlah aset yang besar.

2.7 Formulasi *Linear Programming Mean-CVaR*

Dalam optimasi portofolio *long-only* tanpa *short selling*, himpunan *feasibel* bobot portofolio didefinisikan sebagai berikut:

$$\mathcal{W} = \left\{ w \in \mathbb{R}^n : \sum_{i=1}^n w_i = 1, w_i \geq 0, \forall i \right\} \quad (16)$$

Kendala $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ pada persamaan (16) menjamin seluruh dana diinvestasikan dan tidak memperbolehkan posisi *short selling*.

Menurut Rockafellar & Uryasev (2000), berdasarkan pendekatan *Sample Average Approximation* (SAA), estimasi CVaR portofolio dapat dituliskan sebagai:

$$\widehat{CVaR}_\alpha(w) = \min_{\zeta \in \mathbb{R}} \left\{ \zeta + \frac{1}{N(1-\alpha)} \sum_{k=1}^N (-w^T r^{(k)} - \zeta)^+ \right\} \quad (17)$$

Teorema 1. Masalah optimasi $\min_{w \in \mathcal{W}} \widehat{CVaR}_\alpha(w)$ ekuivalen dengan masalah *Linear Programming* berikut:

$$\min_{w, \zeta, u} \zeta + \frac{1}{N(1-\alpha)} \sum_{k=1}^N u_k$$

Dengan kendala:

$$u_k \geq -w^T r^{(k)} - \zeta, \quad k = 1, 2, \dots, N$$

$$u_k \geq 0, \quad k = 1, 2, \dots, N$$

$$\hat{\mu}^T w \geq \mu_{\min}$$

$$\mathbf{1}^T w = 1$$

$$w \geq 0$$

Dengan:

$$\hat{\mu} = \frac{1}{N} R \mathbf{1}$$

di mana $\hat{\mu}$ menyatakan vektor return rata-rata *in-sample* dan $\mu_{\min}$ merupakan target *return* minimum. Formulasi ini memungkinkan optimasi CVaR diselesaikan secara efisien menggunakan metode *Linear Programming* karena seluruh fungsi objektif dan kendala berbentuk *linear* (Krokhmal et al., 2003).

2.8 Formulasi Model Mean-Variance

Sebagai metode pembandingan terhadap model Mean-CVaR, Penelitian ini menggunakan pendekatan Mean-Variance yang diperkenalkan oleh Markowitz (1952). Risiko portofolio diukur berdasarkan varians *return*, dengan formulasi:

$$E(R_p) = \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{w} \quad (18)$$

$$\sigma_p^2 = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{w} \quad (19)$$

Model Mean-Variance dalam penelitian ini diformulasikan dengan meminimumkan portofolio dengan kendala target return minimum, seluruh dana diinvestasikan, dan tidak diperbolehkan short selling, yaitu:

$$\min_{\mathbf{w}} \mathbf{w}^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{w} \quad (20)$$

dengan kendala:

$$\boldsymbol{\mu}^T \mathbf{w} \geq \mu_{min}$$

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1$$

$$w_i \geq 0$$

dengan $\boldsymbol{\mu}$ merupakan vektor rata-rata return, $\boldsymbol{\Sigma}$ matriks kovarians, $\mathbf{w}$ vektor bobot portofolio, dan μ_{min} target return minimum. Target return ditetapkan sebesar 5% per tahun, sama dengan model Mean-CVaR, untuk menjaga keterbandingan kedua metode (Markowitz, 1952).

2.9 Evaluasi Kinerja Portofolio

Evaluasi kinerja portofolio dilakukan menggunakan beberapa ukuran utama, yaitu *annualized return*, *annualized volatility*, *Value-at-Risk* (VaR), *Conditional Value-at-Risk* (CVaR), *Sharpe Ratio*, *Sortino Ratio*, dan *Maximum Drawdown*. Ukuran-ukuran tersebut umum digunakan dalam literatur manajemen risiko *modern* untuk mengevaluasi keseimbangan antara tingkat keuntungan dan risiko investasi ((Fabozzi et al., 2010); (McNeil, A. J., Frey, R., & Embrechts, 2015)).

Sharpe Ratio mengukur *excess return* portofolio terhadap setiap unit risiko total dan didefinisikan sebagai:

$$SR = \frac{\bar{R}_p - r_f / 252}{\hat{\sigma}_p} \times \sqrt{252} \quad (21)$$

Dengan simbol pada persamaan (18) seperti $\bar{R}_p$ menyatakan rata-rata *return* portofolio harian, r_f adalah tingkat suku bunga bebas risiko tahunan, dan $\hat{\sigma}_p$ adalah volatilitas portofolio. Semakin tinggi nilai *Sharpe Ratio*, maka semakin baik kinerja portofolio

dalam menghasilkan *return* relatif terhadap risiko total (Sharpe, 1994; Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, 2021).

Sortino Ratio merupakan pengembangan *Sharpe Ratio* yang menggunakan risiko penurunan (*downside risk*) dan didefinisikan sebagai:

$$Sortino = \frac{(\bar{R}_p - r_f/252) \times 252}{\sigma_{downside} \times \sqrt{252}} \quad (22)$$

dengan $\sigma_{downside}$ pada persamaan (19) menyatakan deviasi *downside* portofolio.

Maximum Drawdown (MDD) mengukur penurunan maksimum nilai portofolio dari titik puncak (*peak*) ke titik terendah (*trough*) selama periode investasi dan didefinisikan sebagai:

$$MDD = \max_{0 \leq t_1 \leq t_2 \leq T} \frac{V_{t_1} - V_{t_2}}{V_{t_1}} \quad (23)$$

dengan V_t pada persamaan (20) menyatakan nilai kumulatif portofolio pada waktu t (Chekhlov et al., 2005; Magdon-Ismail M & Atiya AF, 2004).

2.10 Data Penelitian

Data penelitian berupa *adjusted closing price* dari 20 saham konstituen IDXHIDIV20, yaitu ACES.JK, ADRO.JK, AKRA.JK, ANTM.JK, ASII.JK, BBKA.JK, BBNI.JK, BBRI.JK, BMRI.JK, BNGA.JK, HMSP.JK, INDF.JK, ITMG.JK, JPFA.JK, PGAS.JK, PTBA.JK, SIDO.JK, TLKM.JK, UNTR.JK, dan UNVR.JK yang diperoleh dari Yahoo Finance melalui paket *yfinance*. Penggunaan *adjusted closing price* bertujuan untuk memperhitungkan aksi korporasi, seperti pembagian dividen, *stock split*, *reverse stock split*, dan *rights issue*, sehingga perubahan harga yang diamati mencerminkan *return* ekonomi yang sebenarnya diterima investor (Campbell et al., 1997).

Periode pengamatan mencakup 2 Januari 2020 hingga 28 April 2026 dengan total 1.521 hari perdagangan. Seluruh saham yang digunakan memiliki data historis lengkap selama periode observasi. Dari data harga tersebut diperoleh 1.520 observasi *return* harian setelah perhitungan *log-return*. Data *return* kemudian dibagi menjadi periode *in-sample* sebanyak 1.216 observasi (80%) untuk pembentukan portofolio optimal dan periode *out-of-sample* sebanyak 304 observasi (20%) untuk evaluasi kinerja portofolio. Pembagian data ini mengikuti praktik umum dalam penelitian optimasi portofolio untuk menguji kemampuan generalisasi model terhadap data yang tidak digunakan dalam proses pembentukan portofolio serta mengurangi risiko *overfitting* (DeMiguel et al., 2009; Fabozzi et al., 2010). Untuk menyederhanakan pemodelan portofolio statis, penelitian ini mengasumsikan bahwa perubahan komposisi saham dalam indeks IDXHIDIV20 selama

periode 2020–2026 diabaikan, sehingga himpunan saham yang dianalisis dianggap tetap sepanjang periode penelitian.

2.11 Langkah-Langkah Penelitian

Adapun tahapan penelitian yang dilakukan pada penelitian ini, yakni:

1. Pengumpulan Data: Mengumpulkan data *adjusted closing price* dari 20 saham IDXHIDIV20 yang diperoleh dari Yahoo Finance melalui paket *yfinance* selama periode 2 Januari 2020 hingga 28 April 2026.
2. Pra-pemrosesan Data: Data harga saham dikonversi menjadi *log-return* menggunakan Persamaan (1). Selanjutnya, data dibagi menjadi periode *in-sample* (80%) dan *out-of-sample* (20%). Data *in-sample* digunakan untuk pembentukan portofolio, sedangkan *out-of-sample* digunakan untuk evaluasi kinerja portofolio.
3. Analisis Statistik Deskriptif dan Uji Normalitas: Menghitung statistik deskriptif yang meliputi rata-rata *return*, standar deviasi, *skewness*, *excess kurtosis*, nilai minimum, dan nilai maksimum. Selanjutnya dilakukan uji normalitas Jarque-Bera untuk menguji kesesuaian distribusi *return* terhadap distribusi normal yang didefinisikan sebagai persamaan (24) berikut:

$$JB = \frac{N}{6} \left(S^2 + \frac{K^2}{4} \right) \quad (24)$$

Uji ini dipilih karena mempertimbangkan penyimpangan distribusi melalui *skewness* dan *kurtosis*, yang merupakan karakteristik penting pada data *return* keuangan (Jarque & Bera, 1980; McNeil et al., 2015). Hasil pengujian digunakan untuk mendukung penggunaan CVaR sebagai ukuran risiko yang mampu mengakomodasi distribusi *return* yang tidak normal.

4. Analisis Korelasi Antar Saham: Menghitung matriks korelasi Pearson untuk mengidentifikasi hubungan antar saham dan mengevaluasi potensi manfaat diversifikasi dalam pembentukan portofolio (Markowitz, 1952).
5. Pembentukan Model *Mean-CVaR*: *Return* portofolio dan fungsi kerugian portofolio ditentukan menggunakan Persamaan (2) dan Persamaan (3). Risiko portofolio diukur menggunakan CVaR sebagaimana didefinisikan pada Persamaan (10) dan Persamaan (11). Selanjutnya, representasi variasional CVaR pada persamaan (13)-(15) digunakan sebagai dasar pembentukan model optimasi *Mean-CVaR*.
6. Optimasi Portofolio: Bobot portofolio optimal ditentukan menggunakan formulasi *Linear Programming Mean-CVaR* pada persamaan (16)-(17) dengan kendala *return* minimum dan *long-only portfolio*. Optimasi dilakukan pada data *in-sample* dengan tingkat kepercayaan $\alpha = 0,95$, yang umum digunakan dalam pengukuran risiko berbasis CVaR untuk mengevaluasi rata-rata kerugian pada 5% skenario terburuk (Rockafellar & Uryasev, 2000).

7. Pembentukan Portofolio Pembanding: Sebagai pembanding terhadap model *Mean-CVaR*, dibentuk portofolio *Equal Weight* (EW) dan *Mean-Variance* (MV). Portofolio EW dibentuk dengan memberikan bobot yang sama kepada seluruh 20 saham, yaitu sebesar 5% untuk masing-masing saham. Sementara itu, portofolio MV dibentuk menggunakan formulasi *Mean-Variance* pada Persamaan (18)-(20) dengan kendala *return* minimum sebesar 5% per tahun, jumlah bobot sama dengan satu, dan *long-only portfolio*. Penggunaan target *return* dan kendala yang sama pada model *Mean-CVaR* dan MV dilakukan untuk menjaga keterbandingan kedua model.
8. Evaluasi Kinerja Portofolio: Bobot optimal yang diperoleh dari periode *in-sample* diterapkan pada data *out-of-sample*. Kinerja portofolio kemudian dievaluasi menggunakan *annualized return*, *annualized volatility*, *Value-at-Risk* (VaR), *Conditional Value-at-Risk* (CVaR), *Sharpe Ratio*, *Sortino Ratio*, dan *Maximum Drawdown* (MDD) sebagaimana didefinisikan pada persamaan (21)-(23). Dalam perhitungan *Sharpe Ratio* dan *Sortino Ratio* digunakan tingkat suku bunga bebas risiko sebesar 6% per tahun. Nilai tersebut dipilih sebagai pendekatan terhadap tingkat suku bunga acuan Bank Indonesia yang selama periode penelitian berada pada kisaran 3,50%–6,25%. Penggunaan satu nilai tetap bertujuan menjaga konsistensi evaluasi kinerja portofolio dan menghindari pengaruh fluktuasi suku bunga terhadap perbandingan antar strategi investasi. Suku bunga acuan digunakan sebagai proksi tingkat bebas risiko karena merepresentasikan tingkat pengembalian investasi dengan risiko sangat rendah dalam pasar keuangan domestik (Tandelilin, 2017; Bodie et al., 2021).
9. Perbandingan dan Evaluasi *Out-of-Sample*: Kinerja portofolio *Mean-CVaR* dibandingkan dengan portofolio *Equal Weight* (EW) dan *Mean-Variance* (MV) menggunakan data *out-of-sample*. Evaluasi difokuskan pada periode *out-of-sample* karena data tersebut tidak digunakan dalam proses optimasi sehingga memberikan ukuran kinerja yang lebih objektif terhadap kemampuan generalisasi model. Sebaliknya, evaluasi pada data *in-sample* cenderung menghasilkan estimasi kinerja yang optimistis karena parameter dan bobot portofolio dibentuk dari data yang sama (Rockafellar & Uryasev, 2002; DeMiguel et al., 2009).

Seluruh proses pengolahan data, analisis statistik, optimasi portofolio, dan evaluasi kinerja dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan bantuan pustaka *yfinance*, *Pandas*, *NumPy*, *SciPy*, dan *CVXPY*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Statistik Deskriptif dan Uji Normalitas

Tabel 1 menyajikan statistik deskriptif *return log-harian* 20 saham IDXHIDIV20 pada periode *in-sample*.

Tabel 1. Statistik Deskriptif *Return* Harian *In-Sample* (Januari 2020 – Januari 2025)

Saham	Mean Ann (%)	Std Ann (%)	Skewness	Ex. Kurtosis	Min (%)	Max (%)	Jarque-Bera
ACES	-12,30	42,04	0,61	2,38	-7,62	14,76	362,73
ADRO	31,80	47,32	-0,30	10,44	-28,29	17,72	5.539,56
AKRA	14,41	41,84	0,51	3,04	-9,64	15,37	521,51
ANTM	13,96	48,90	1,28	6,15	-9,72	22,18	2.245,21
ASII	-0,45	32,56	0,13	3,49	-12,16	11,96	619,94
BBCA	10,27	25,57	0,73	10,24	-8,24	15,98	5.425,27
BBNI	5,47	34,73	0,14	4,63	-12,46	12,79	1.090,05
BBRI	5,22	33,18	0,63	7,08	-7,98	18,64	2.618,07
BMRI	12,93	34,10	-0,03	5,35	-13,92	14,67	1.452,96
BNGA	19,74	29,93	1,19	9,79	-7,95	16,88	5.138,28
HMSP	-18,62	33,67	0,81	6,99	-10,61	15,23	2.610,99
INDF	3,00	27,50	0,57	12,41	-9,21	16,82	7.869,72
ITMG	32,49	40,78	0,66	3,78	-8,77	14,89	812,04
JPFA	6,90	41,13	0,28	5,66	-17,73	17,29	1.642,23
PGAS	1,61	41,72	0,33	3,95	-13,94	14,29	812,44
PTBA	17,15	40,70	0,45	9,83	-18,62	19,24	4.938,33
SIDO	4,02	29,76	0,27	4,48	-11,02	11,30	1.030,78
TLKM	-3,42	30,10	0,49	4,13	-7,22	12,87	912,07
UNTR	13,15	38,15	0,71	5,39	-9,07	16,43	1.574,81
UNVR	-30,07	35,00	0,94	7,86	-11,32	17,72	3.310,69

Catatan: Seluruh nilai p uji Jarque-Bera = 0,0000 ($p < 0,001$)

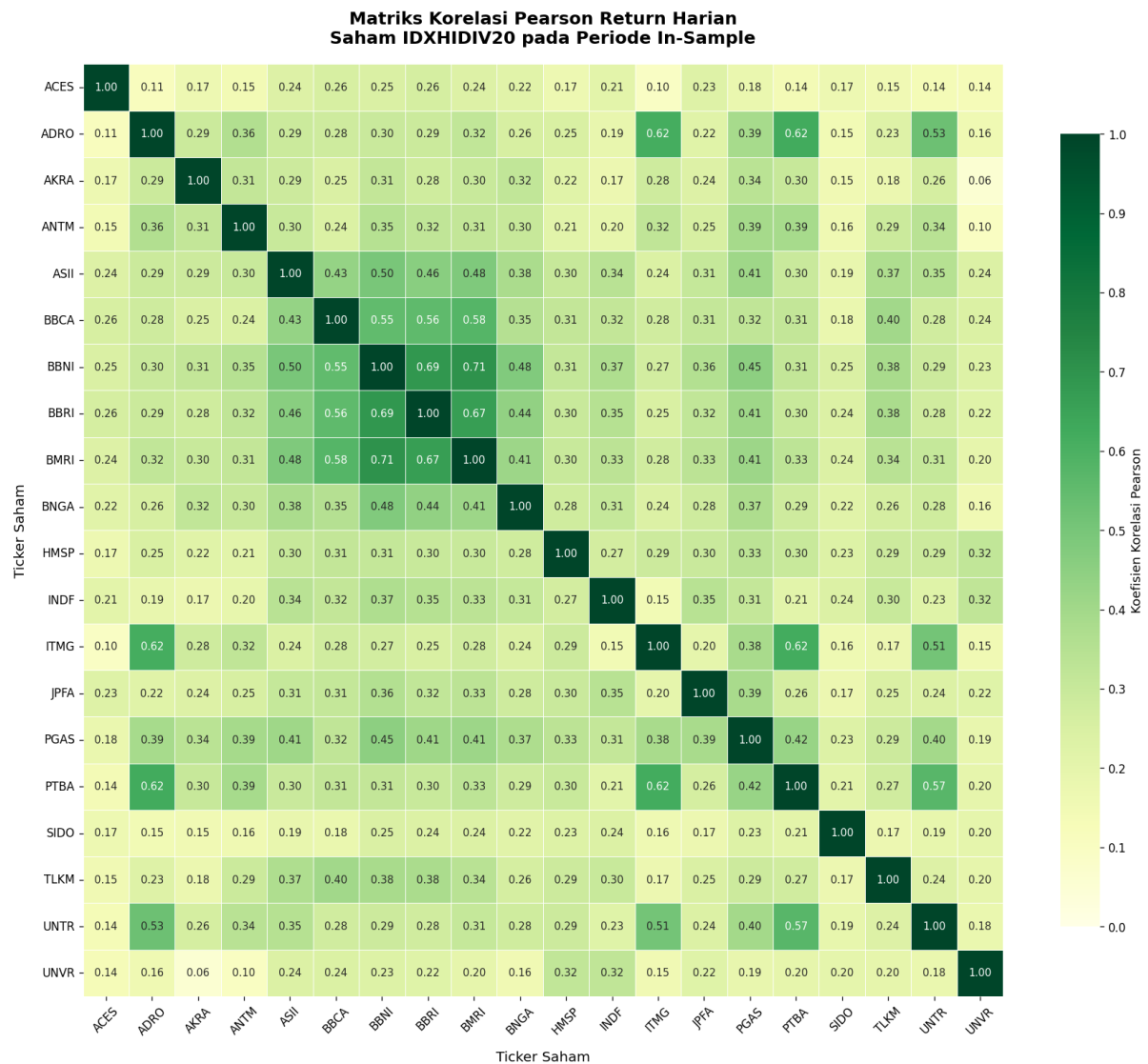
Statistik deskriptif dihitung hanya pada data *in-sample* karena periode ini digunakan untuk mengestimasi parameter dan membentuk portofolio optimal. Data *out-of-sample* tidak digunakan dalam proses estimasi, melainkan digunakan untuk mengevaluasi kinerja portofolio pada data yang tidak terlibat dalam proses optimasi. Pendekatan ini umum digunakan dalam penelitian optimasi portofolio untuk menilai kemampuan generalisasi model serta mengurangi risiko *overfitting* melalui validasi *out-of-sample* (Barroso & Saxena, 2022; Lu et al., 2025; Meng et al., 2025).

Tabel 1 menunjukkan bahwa seluruh saham memiliki *excess* kurtosis positif dan nilai statistik Jarque-Bera yang signifikan ($p < 0,001$), sehingga distribusi *return* tidak mengikuti distribusi normal. Selain itu, sebagian besar saham memiliki *skewness* positif, meskipun beberapa saham menunjukkan *skewness* negatif ringan. Temuan ini mengindikasikan adanya asimetri dan risiko ekor (*tail risk*) pada *return* saham. Oleh

karena itu, penggunaan CVaR menjadi relevan karena mampu mengukur risiko pada skenario kerugian ekstrem yang tidak sepenuhnya tercermin oleh ukuran risiko berbasis variansi (Rockafellar & Uryasev, 2000).

3.2 Analisis Matriks Korelasi

Potensi diversifikasi antar saham dianalisis melalui matriks korelasi *return* pada periode *in-sample*. Hasilnya disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Matriks korelasi

Gambar 1 menunjukkan bahwa seluruh pasangan saham memiliki korelasi positif, tetapi tingkat korelasinya bervariasi. Korelasi yang relatif tinggi terutama terlihat pada kelompok saham perbankan, yaitu BBCA, BBNI, BBRI, dan BMRI, dengan nilai sekitar 0,55–0,71. Korelasi tertinggi terdapat antara BBNI dan BMRI sebesar 0,7056, diikuti

BBNI dan BBRI sebesar 0,6892 serta BBRI dan BMRI sebesar 0,6657. Kondisi ini menunjukkan bahwa saham-saham perbankan besar memiliki pergerakan yang relatif searah sehingga kombinasi beberapa saham dalam kelompok tersebut dapat memberikan manfaat diversifikasi yang lebih terbatas.

Pola serupa juga terlihat pada kelompok saham batubara. ADRO, ITMG, dan PTBA memiliki korelasi masing-masing sebesar 0,6164, 0,6243, dan 0,6206. Sebaliknya, beberapa pasangan saham menunjukkan korelasi relatif rendah, seperti AKRA–UNVR sebesar 0,0557, ACES–ITMG sebesar 0,0952, dan ANTM–UNVR sebesar 0,1007. Variasi korelasi tersebut menunjukkan bahwa saham dengan hubungan yang lebih rendah berpotensi memberikan manfaat diversifikasi yang lebih besar dalam pembentukan portofolio (Markowitz, 1952).

Temuan tersebut sejalan dengan Silalahi et al. (2026), yang menemukan korelasi moderat sebesar 0,4488 antara kelompok saham bank konvensional dan saham bank syariah serta mengaitkannya dengan adanya peluang diversifikasi. Meskipun objek dan periode penelitian berbeda, kedua hasil tersebut menunjukkan bahwa perbedaan karakteristik aset dan tingkat korelasi antarkelompok dapat menjadi pertimbangan penting dalam pembentukan portofolio.

Hasil korelasi juga membantu menjelaskan komposisi portofolio Mean-CVaR. Saham-saham perbankan dengan korelasi relatif tinggi tidak seluruhnya memperoleh bobot, sedangkan saham dari sektor yang memiliki hubungan lebih rendah dengan aset utama tetap dapat dipertimbangkan oleh model. Dengan demikian, struktur korelasi menjadi salah satu faktor yang mendukung proses diversifikasi selain karakteristik *return* dan risiko masing-masing saham.

3.3 Bobot Portofolio Optimal dan Karakteristik Saham Terpilih

Untuk menganalisis hasil optimasi *Mean-CVaR*, dilakukan kajian terhadap bobot portofolio optimal dan karakteristik saham yang terpilih. Perbandingan dengan portofolio *Mean-Variance* dan *Equal Weight* juga dilakukan untuk melihat perbedaan strategi alokasi dana antar metode. Hasilnya disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Bobot Portofolio Optimal dan Karakteristik Saham

Saham	<i>Mean-CVaR</i>	<i>Mean-Variance</i>	<i>EW (%)</i>
BBCA	26,86	19,53	5,00
INDF	15,39	15,56	5,00
SIDO	15,11	18,63	5,00
ITMG	11,39	5,57	5,00
TLKM	10,45	10,8	5,00

Saham	<i>Mean-CVaR</i>	<i>Min-Var</i>	<i>EW (%)</i>
UNVR	9,41	6,49	5,00
BNGA	5,56	11,47	5,00
ACES	4,74	4,16	5,00
UNTR	1,09	1,92	5,00
ADRO	0,00	0,00	5,00
AKRA	0,00	4,12	5,00
ANTM	0,00	0,00	5,00
ASII	0,00	0,01	5,00
BBNI	0,00	0,00	5,00
BBRI	0,00	0,00	5,00
BMRI	0,00	0,00	5,00
HMSP	0,00	1,66	5,00
JPFA	0,00	0,00	5,00
PGAS	0,00	0,00	5,00
PTBA	0,00	0,00	5,00
$\ w\ _2$	0,3961	0,3652	0,2236

Catatan: Saham diurutkan berdasarkan bobot *Mean-CVaR* dari terbesar ke terkecil. Tebal = saham terpilih.

Berdasarkan Tabel 2, model *Mean-CVaR* memberikan bobot positif pada 9 dari 20 saham, sedangkan *Mean-Variance* memberikan bobot positif pada 12 saham. Pada *Mean-CVaR*, bobot terbesar diberikan kepada BBKA sebesar 26,86%, diikuti INDF sebesar 15,39%, SIDO sebesar 15,11%, ITMG sebesar 11,39%, dan TLKM sebesar 10,45%. Komposisi tersebut menunjukkan bahwa model *Mean-CVaR* melakukan seleksi aset dengan mempertimbangkan *return* dan risiko kerugian pada bagian ekor distribusi. Saham dengan volatilitas relatif rendah seperti BBKA (25,57%), INDF (27,50%), SIDO (29,76%), BNGA (29,93%), dan TLKM (30,10%) memperoleh bobot relatif besar. Namun, volatilitas bukan satu-satunya pertimbangan, sebagaimana terlihat pada ITMG yang memiliki volatilitas 40,78% tetapi memperoleh bobot 11,39% karena memiliki *annualized return* sebesar 32,49%. Hal ini sesuai dengan konsep *Mean-CVaR* yang mempertimbangkan karakteristik *return* dan risiko ekor secara bersamaan.

Struktur bobot juga berkaitan dengan hubungan korelasi antarsaham. BBNI, BBRI, dan BMRI tidak memperoleh bobot pada *Mean-CVaR* meskipun memiliki *return* positif. Kondisi tersebut dapat dikaitkan dengan korelasi yang relatif tinggi dengan BBKA dan antarsaham perbankan, seperti korelasi BBNI–BMRI sebesar 0,7056, BBNI–BBRI sebesar 0,6892, dan BBRI–BMRI sebesar 0,6657. Sebaliknya, ACES dan UNVR tetap memperoleh bobot karena memiliki beberapa korelasi yang relatif rendah dengan saham

lainnya. Temuan ini sesuai dengan konsep diversifikasi Markowitz (1952), bahwa manfaat diversifikasi dipengaruhi oleh hubungan antaraset, sehingga saham dengan korelasi yang lebih rendah dapat memberikan kontribusi diversifikasi yang lebih besar.

Pada *Mean-Variance*, bobot terbesar terdapat pada BBKA sebesar 19,53%, SIDO sebesar 18,63%, INDF sebesar 15,56%, BNGA sebesar 11,47%, dan TLKM sebesar 10,80%. Perbedaan komposisi dengan *Mean-CVaR* menunjukkan bahwa penggunaan ukuran risiko yang berbeda dapat menghasilkan keputusan alokasi yang berbeda. *Mean-Variance* mengoptimalkan risiko berdasarkan varians, sedangkan *Mean-CVaR* berfokus pada risiko kerugian ekstrem. Selain itu, nilai norma bobot l_{w_2} pada *Mean-CVaR* sebesar 0,3961 lebih tinggi dibandingkan *Mean-Variance* sebesar 0,3652 dan *Equal Weight* sebesar 0,2236, yang menunjukkan bahwa *Mean-CVaR* menghasilkan portofolio yang relatif lebih terkonsentrasi. Dengan demikian, hasil optimasi menunjukkan bahwa fokus pada risiko ekor tidak selalu menghasilkan bobot yang lebih merata, tetapi dapat menghasilkan alokasi yang lebih selektif sesuai dengan karakteristik risiko dan *return* saham.

3.4 Evaluasi Kinerja *Out-of-Sample*

Evaluasi dilakukan pada periode *out-of-sample* menggunakan bobot portofolio yang diperoleh dari data *in-sample*. Nilai CVaR *in-sample* tidak disajikan sebagai evaluasi terpisah karena merupakan nilai fungsi objektif yang dioptimalkan selama proses pembentukan portofolio, sehingga tidak merepresentasikan ukuran kinerja yang independen (Rockafellar & Uryasev, 2000; DeMiguel et al., 2009). Hasil perbandingan kinerja portofolio disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Kinerja Portofolio *Out-of-Sample* (10 Januari 2025 – 28 April 2026)

Metrik	<i>Mean-CVaR</i>	<i>Equal-Weight</i>	<i>Mean-Variance</i>
<i>Return Annualized (%)</i>	-10,19	9,48	-5,78
Volatilitas Tahunan (%)	18,73	19,70	18,02
CVaR <i>In-Sample (%)</i>	2,5251	3,2153	2,5651
CVaR <i>Out-of-Sample (%)</i>	2,6992	2,8311	2,5860
<i>Sharpe Ratio OOS</i>	-0,8659	0,1767	-0,6536
<i>Sortino Ratio OOS</i>	-0,8462	0,1724	-0,6373
<i>Max Drawdown (%)</i>	18,04	17,59	17,02

Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan 304 observasi *out-of-sample* pada periode 10 Januari 2025 hingga 28 April 2026. Hasil menunjukkan bahwa *Mean-CVaR* menghasilkan *annualized return* sebesar -10,19%, volatilitas 18,73%, dan CVaR sebesar 2,6992%. *Mean-Variance* menghasilkan *annualized return* sebesar -5,78%, volatilitas 18,02%, dan CVaR sebesar 2,5860%, sedangkan *Equal Weight* menghasilkan *annualized*

return sebesar 9,48%, volatilitas 19,70%, dan CVaR sebesar 2,8311%. Dari sisi risiko ekor, CVaR *Mean-CVaR* lebih rendah dibandingkan *Equal Weight*, tetapi sedikit lebih tinggi dibandingkan *Mean-Variance*. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pada periode pengujian, pengoptimalan CVaR tidak selalu menghasilkan CVaR *out-of-sample* terendah karena kinerja portofolio juga dipengaruhi oleh perubahan karakteristik *return* dan hubungan antarsaham setelah periode estimasi.

Dari sisi kinerja, *Equal Weight* menghasilkan *annualized return* sebesar 9,48%, *Sharpe ratio* sebesar 0,1767, dan *Sortino ratio* sebesar 0,1724, sedangkan *Mean-CVaR* masing-masing menghasilkan -10,19%, -0,8659, dan -0,8462. *Mean-Variance* menghasilkan nilai -5,78%, -0,6536, dan -0,6373. Hasil ini menunjukkan adanya *trade-off* antara pengendalian risiko dan pencapaian *return*. Secara konseptual, *Mean-CVaR* dirancang untuk mengendalikan kerugian pada bagian ekor distribusi, sedangkan *Mean-Variance* berfokus pada pengendalian varians. Perbedaan ukuran risiko tersebut menghasilkan karakteristik portofolio yang berbeda, tetapi hasil *out-of-sample* menunjukkan bahwa portofolio yang dioptimalkan berdasarkan ukuran risiko tertentu tidak selalu menghasilkan *return* yang lebih tinggi pada periode berikutnya. Hal ini menunjukkan pentingnya evaluasi *out-of-sample* dalam menilai kinerja model optimasi portofolio.

Nilai *Maximum Drawdown* relatif berdekatan, yaitu 18,04% untuk *Mean-CVaR*, 17,02% untuk *Mean-Variance*, dan 17,59% untuk *Equal Weight*. Hal ini menunjukkan bahwa ketiga strategi memiliki tingkat penurunan maksimum yang relatif serupa. Oleh karena itu, evaluasi portofolio perlu mempertimbangkan beberapa ukuran *return* dan risiko secara bersamaan, karena karakteristik *in-sample* tidak selalu bertahan pada periode *out-of-sample*.

3.5 Analisis Sensitivitas Terhadap α

Analisis sensitivitas dilakukan dengan memvariasikan tingkat kepercayaan α dari 0,90 hingga 0,99 yang dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Sensitivitas Kinerja terhadap Tingkat Kepercayaan α

α	CVaR In-S (%)	CVaR OOS (%)	VaR OOS (%)	Sharpe OOS	$\ w\ _2$	Saham Aktif
0,90	1,9148	2,0754	1,2620	-0,7640	0,3870	10
0,91	2,0044	2,1474	1,3111	-0,8136	0,3884	9
0,92	2,1039	2,1932	1,3554	-0,7815	0,3974	10
0,93	2,2188	2,3160	1,4108	-0,8355	0,4041	8
0,94	2,3547	2,4619	1,4880	-0,8347	0,4004	10
0,95	2,5251	2,6992	1,7392	-0,8659	0,3961	9
0,96	2,7498	2,9211	1,8846	-0,8813	0,4115	9

α	CVaR In-S (%)	CVaR OOS (%)	VaR OOS (%)	Sharpe OOS	$\ w\ _2$	Saham Aktif
0,97	3,0764	3,3918	2,0484	-1,0178	0,4566	9
0,98	3,5762	4,1577	2,0606	-0,7322	0,4435	9
0,99	4,6330	5,1917	4,4157	-0,5196	0,4450	6

Catatan: Baris $\alpha = 0,95$ (diarsir) adalah nilai yang digunakan pada analisis utama.

Tabel 4 menunjukkan bahwa nilai CVaR meningkat seiring kenaikan tingkat kepercayaan (α), baik pada periode *in-sample* maupun *out-of-sample*. Pada α yang lebih tinggi, pengukuran risiko semakin berfokus pada kerugian pada ekor distribusi, sehingga nilai CVaR menjadi lebih besar (Rockafellar & Uryasev, 2000). Pada periode *out-of-sample*, CVaR meningkat dari 2,0754 pada $\alpha = 0,90$ menjadi 5,1917 pada $\alpha = 0,99$. Perubahan α juga memengaruhi struktur portofolio. Jumlah saham aktif cenderung menurun dan nilai $\|w\|_2$ cenderung meningkat, yang menunjukkan adanya kecenderungan konsentrasi bobot pada beberapa aset. Namun, pola tersebut tidak sepenuhnya monoton, karena komposisi optimal juga dipengaruhi oleh distribusi *return* dan struktur korelasi antarsaham. Hasil ini menunjukkan bahwa pemilihan tingkat kepercayaan dalam model *Mean-CVaR* dapat memengaruhi tingkat risiko yang diukur sekaligus karakteristik portofolio yang terbentuk.

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, model *Mean-CVaR* berbasis *Linear Programming* berhasil diterapkan pada saham IDXHIDIV20 dengan mempertimbangkan risiko kerugian pada bagian ekor distribusi. Hasil optimasi pada tingkat kepercayaan $\alpha = 0,95$ menghasilkan portofolio yang terdiri atas 9 saham aktif, dengan bobot terbesar pada BBKA sebesar 26,86%, INDF sebesar 15,39%, SIDO sebesar 15,11%, ITMG sebesar 11,39%, dan TLKM sebesar 10,45%. Pada periode *out-of-sample*, portofolio *Mean-CVaR* menghasilkan *annualized return* sebesar -10,19%, volatilitas 18,70%, CVaR 2,6992%, *Sharpe ratio* -0,8659, *Sortino ratio* -0,8462, dan *Maximum Drawdown* 18,04%. Analisis sensitivitas menunjukkan bahwa peningkatan α dari 0,90 menjadi 0,99 meningkatkan CVaR *out-of-sample* dari 2,0754% menjadi 5,1917% serta memengaruhi jumlah saham aktif dan konsentrasi portofolio.

Hasil perbandingan menunjukkan bahwa *Mean-CVaR* menghasilkan CVaR *out-of-sample* sebesar 2,6992%, lebih rendah dibandingkan *Equal Weight* sebesar 2,8311%, tetapi lebih tinggi dibandingkan *Mean-Variance* sebesar 2,5860%. Dari sisi *return*, *Equal Weight* menghasilkan *annualized return* sebesar 9,48%, sedangkan *Mean-Variance* dan *Mean-CVaR* masing-masing sebesar -5,77% dan -10,19%. Temuan ini menunjukkan bahwa penerapan ukuran risiko yang berbeda menghasilkan karakteristik portofolio yang berbeda pula. Dengan demikian, penelitian ini memberikan gambaran empiris mengenai penerapan *Mean-CVaR* untuk mengelola risiko ekor serta perbandingannya

dengan *Mean-Variance* dan *Equal Weight* pada saham IDXHIDIV20, sekaligus menunjukkan pentingnya evaluasi *out-of-sample* dan sensitivitas parameter dalam penerapan optimasi portofolio.

5. HAMBATAN DAN REKOMENDASI

Penelitian ini memiliki beberapa hambatan yang dapat memengaruhi hasil, yaitu perubahan karakteristik *return*, volatilitas, dan korelasi antarsaham pada periode *out-of-sample*, asumsi komposisi IDXHIDIV20 yang tetap selama periode pengamatan, serta penggunaan kendala *long-only* dan target *return* minimum sebesar 5% per tahun. Selain itu, penelitian belum mempertimbangkan biaya transaksi, *bid-ask spread*, pajak, dan *rebalancing* portofolio yang dapat memengaruhi hasil investasi pada kondisi nyata. Pemilihan tingkat kepercayaan α juga dapat memengaruhi nilai risiko dan komposisi portofolio yang dihasilkan. Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan model dengan mempertimbangkan perubahan konstituen IDXHIDIV20 secara dinamis, menggunakan pendekatan *rolling window* atau *walk-forward analysis*, serta memasukkan biaya transaksi dan *rebalancing* dalam proses optimasi. Selain itu, penelitian dapat menguji berbagai tingkat kepercayaan CVaR, batas maksimum bobot saham, dan kondisi pasar yang berbeda untuk mengetahui kestabilan model. Pengembangan model dengan memperbolehkan *short selling* atau membandingkan Mean-CVaR dengan ukuran risiko lainnya juga dapat dilakukan untuk memperoleh analisis yang lebih komprehensif mengenai optimasi portofolio berbasis risiko ekor pada pasar saham Indonesia.

6. REFERENSI

- Acerbi, C., & Tasche, D. (2002). On the Coherence of Expected Shortfall. *Journal of Banking & Finance*, 26, 1487–1503. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(02\)00283-2](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(02)00283-2)
- Artzner, P., Delbaen, F., Jean-Marc, E., & Heath, D. (1999). Coherent Measures of Risk. *Mathematical Finance*, 9, 203–228. <https://doi.org/10.1111/1467-9965.00068>
- Artzner, P., Louis Pasteur, U., Freddy Delbaen, S., Technische Hochschule, E., Jean-Marc Eber, Z., Générale, S., David Heath, P., Boyle, P., Brousseau, V., Embrechts, P., Hoffman, A., Neufeld, W., Petitmengin, C., Poncet, P., Renegar, J., & Shiu, E. (1996). *They also thank D. Madan, discussant at the French Finance Association International Meeting*. (June 1996), 1–24. <https://people.math.ethz.ch/~delbaen/ftp/preprints/CoherentMF.pdf>
- Barroso, P., & Saxena, K. (2022). Lest We Forget: Learn from Out-of-Sample Forecast Errors When Optimizing Portfolios. *The Review of Financial Studies*, 35(3), 1222–1278. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhab041>
- Bellini, F., & Di Bernardino, E. (2015). Risk Management with Expectiles. *European Journal of Finance*, 23. <https://doi.org/10.1080/1351847X.2015.1052150>
- Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2021). *Investments*. McGraw-Hill LLC.
- Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2021). *Investments* (12th ed.). McGraw-Hill Education.
- Boyd, S., & Vandenberghe, L. (2004). *Convex Optimization*. Cambridge University Press.
- Campbell, J. Y., Lo, A. W., & Mackinlay, A. C. (1997). *The Econometrics of Financial Markets*. A

Century in Books: Princeton University Press 1905–2005, 148.

- Chaghaghi, F. S., & Billingsley, P. (1986). Probability and Measure. In *The Statistician* (Vol. 35, Number 5). <https://doi.org/10.2307/2987970>
- Chekhlov, A., Uryasev, S., & Zabarankin, M. (2005a). Drawdown measure in portfolio optimization. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 8(1), 13–58. <https://doi.org/10.1142/S0219024905002767>
- Chekhlov, A., Uryasev, S., & Zabarankin, M. (2005b). Drawdown Measure in Portfolio Optimization. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 8(1), 13–58. <https://doi.org/10.1142/S0219024905002767>
- Cont, R., & Lu, Y. (2016). Weak approximation of martingale representations. *Stochastic Processes and Their Applications*, 126(3), 857–882. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.spa.2015.10.002>
- Daouia, A., Girard, S., & Stupfler, G. (2018). Estimation of tail risk based on extreme expectiles. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Statistical Methodology)*, 80(2), 263–292. <http://www.jstor.org/stable/44681840>
- DeMiguel, V., Garlappi, L., & Uppal, R. (2009). Optimal Versus Naive Diversification: How Inefficient is the 1/N Portfolio Strategy? *The Review of Financial Studies*, 22(5), 1915–1953. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhm075>
- Fabozzi, F. J., Huang, D., & Zhou, G. (2010). Robust portfolios: contributions from operations research and finance. *Annals of Operations Research*, 176(1), 191–220. <https://doi.org/10.1007/s10479-009-0515-6>
- Föllmer, H., & Schied, A. (2016). Stochastic Finance. In *An Introduction in Discrete Time*. De Gruyter. <https://doi.org/doi:10.1515/9783110463453>
- Gao, J., Xiong, Y., & Li, D. (2016). Dynamic mean-risk portfolio selection with multiple risk measures in continuous-time. *European Journal of Operational Research*, 249(2), 647–656. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.09.005>
- Gatheral, J., Jaisson, T., & Rosenbaum, M. (2018). Volatility is rough. *Quantitative Finance*, 18(6), 933–949. <https://doi.org/10.1080/14697688.2017.1393551>
- Indarwati, E., & Kusumawati, R. (2021). Estimation of the Portfolio Risk from Conditional Value at Risk Using Monte Carlo Simulation. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 17(3), 370–380. <https://doi.org/10.20956/j.v17i3.11340>
- Jarque, C. M., & Bera, A. K. (1980). Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals. *Economics Letters*, 6(3), 255–259. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0165-1765\(80\)90024-5](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0165-1765(80)90024-5)
- Krokhmal, P., Palmquist, J., & Uryasev, S. (2003). Portfolio Optimization With Conditional Value-at-Risk Objective and Constraints. *Journal of Risk*, 4. <https://doi.org/10.21314/JOR.2002.057>
- Lu, Y., Yang, Y., & Zhang, T. (2025). Double Descent in Portfolio Optimization: Dance between Theoretical Sharpe Ratio and Estimation Accuracy. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5032413>
- Magdon-Ismail M, & Atiya AF. (2004). *Ssrn-874069*. (October).
- Mansini, R., Ogryczak, W., & Speranza, M. G. (2014). Twenty years of linear programming based portfolio optimization. *European Journal of Operational Research*, 234(2), 518–535. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.08.035>
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77–91.

<https://doi.org/10.2307/2975974>

- McNeil, A. J., Frey, R., & Embrechts, P. (2015). Quantitative risk management. In *Journal of Occupational Health and Safety - Australia and New Zealand* (Vol. 7, Number 1). <https://doi.org/10.4324/9780429287121-30>
- McNeil, A. J., Frey, R., & Embrechts, P. (2005). Quantitative risk management: Concepts, techniques, and tools. In *Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques, and Tools*. <https://doi.org/10.1198/jasa.2006.s156>
- Meng, X., Cao, Y., & Wang, W. (2025). *Estimation of Out-of-Sample Sharpe Ratio for High Dimensional Portfolio Optimization*. <https://arxiv.org/abs/2406.03954>
- Michaud, R. O. (1989). The Markowitz Optimization Enigma: Is 'Optimized' Optimal? *Financial Analysts Journal*, 45(1), 31–42. <https://doi.org/10.2469/faj.v45.n1.31>
- Mohajerin Esfahani, P., & Kuhn, D. (2018). Data-driven distributionally robust optimization using the Wasserstein metric: performance guarantees and tractable reformulations. *Mathematical Programming*, 171(1–2), 115–166. <https://doi.org/10.1007/s10107-017-1172-1>
- Mustafian, M., Mauliddin, M., & Abdal, A. M. (2024). Penerapan Value-at-Risk dan Conditional Value-at-Risk Dalam Pengukuran Risiko Portofolio Optimal Menggunakan Pendekatan Simulasi Monte Carlo. *Jurnal Riset Dan Aplikasi Matematika (JRAM)*, 8(1), 39–50. <https://doi.org/10.26740/jram.v8n1.p39-50>
- Pflug, G. C. (2000). *Some Remarks on the Value-at-Risk and the Conditional Value-at-Risk BT - Probabilistic Constrained Optimization: Methodology and Applications* (S. P. Uryasev, Ed.; pp. 272–281). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3150-7_15
- Pflug, G., & Roemisch, W. (2007). *Modeling, Measuring and Managing Risk*. <https://doi.org/10.1142/9789812708724>
- Prihatiningsih, D., Maruddani, D., & Rahmawati, R. (2020). VALUE at RISK (VaR) DAN CONDITIONAL VALUE at RISK (CVaR) DALAM PEMBENTUKAN PORTOFOLIO BIVARIAT MENGGUNAKAN COPULA GUMBEL. *Jurnal Gaussian*, 9, 326–335. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v9i3.28913>
- Rockafellar, R., & Uryasev, S. (2000). Optimization of Conditional Value-At-Risk. *Journal of Risk*, 2, 21–42.
- Rockafellar, R., & Uryasev, S. (2002). Conditional Value-At-Risk for General Loss Distributions. *Journal of Banking & Finance*, 26, 1443–1471. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(02\)00271-6](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(02)00271-6)
- Sharpe, W. F. (1994a). The Sharpe Ratio. *The Journal of Portfolio Management*, 21(1), 49–58. <https://doi.org/10.3905/jpm.1994.409501>
- Sharpe, W. F. (1994b). The Sharpe Ratio. *The Journal of Portfolio Management*, 21(1), 49–58. <https://doi.org/10.3905/jpm.1994.409501>
- Silalahi, R. B., Fernando, N. B., Ayu, D., & Ambao, N. A. (2026). *Perbandingan return dan volatilitas saham bank konvensional dan syariah di Indonesia dengan model*. 6, 791–801.
- Sortino, F. A., & Price, L. N. (1994). Performance Measurement in a Downside Risk Framework. *The Journal of Investing*, 3(3), 59–64. <https://doi.org/10.3905/joi.3.3.59>
- Tandelilin, E. (2017). Pasar modal manajemen portofolio \& investasi. Yogyakarta: PT Kanisius.
- Wipplinger, E. (2007). Philippe Jorion: Value at Risk – The New Benchmark for Managing Financial Risk. *Financial Markets and Portfolio Management*, 21(3), 397–398. <https://doi.org/10.1007/s11408-007-0057-3>

- Xia, L., Zhang, L., & Glynn, P. W. (2023). Risk-sensitive Markov decision processes with long-run CVaR criterion. *Production and Operations Management*, 32(12), 4049–4067. <https://doi.org/10.1111/poms.14077>