

Analisis Multimetode dan Backtesting Interval Christoffersen dalam Pengukuran Value at Risk pada Portofolio Barang Konsumen Primer

Metode *Historical Simulation*, *Bootstrap VaR*, *Age-Weighted VaR*, *Volatility-Weighted VaR*, dan *Filtered Historical Simulation*

Aulia Mirfah Setyo Ayu Damayanti¹

¹Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Gadjah Mada, Sekip Utara No. 21, Bulaksumur, Yogyakarta, 55281, Indonesia

¹auliamirfahsetyoayudamayanti@mail.ugm.ac.id

Abstract— Nilai Value at Risk (VaR) merupakan indikator penting dalam mengukur risiko investasi, terutama pada portofolio saham. Penelitian ini berfokus pada portofolio saham sektor barang konsumen primer, yang meliputi lima saham yaitu Cisarua Mountain Dairy Tbk PT (CMRY), Indofood Sukses Makmur Tbk PT (INDF), PT Ultrajaya Milk Industry & Trading Company Tbk (ULTJ), PT Mulia Boga Raya Tbk (KEJU), dan PT Mayora Indah Tbk (MYOR). Urgensi untuk menganalisis risiko portofolio ini didasarkan pada sifat sektor barang konsumen primer yang esensial dalam memenuhi kebutuhan pokok masyarakat. Portofolio ini dibentuk dengan bobot yang dihitung secara proporsional dan pengukuran VaR dilakukan menggunakan lima metode: *Historical Simulation*, *Bootstrap VaR*, *Age-Weighted VaR*, *Volatility-Weighted VaR*, dan *Filtered Historical Simulation*. Metode dasar *Historical Simulation* digunakan karena tidak memerlukan asumsi distribusi, tetapi metode ini seringkali memiliki kelemahan, seperti tidak memperhitungkan perubahan volatilitas di masa lalu. Untuk menangani kekurangan ini, metode lanjutan diterapkan. *Bootstrap VaR* memperkuat hasil *Historical Simulation* dengan teknik resampling yang menghasilkan estimasi VaR yang lebih robust. *Age-Weighted VaR* memberikan bobot lebih besar pada data yang lebih baru untuk menangkap perubahan pasar terkini. *Volatility-Weighted VaR* memperhitungkan perubahan volatilitas dengan menyesuaikan pengaruh data historis sesuai kondisi pasar saat ini. *Filtered Historical Simulation* mengombinasikan teknik *bootstrap* dengan model GARCH untuk menangkap volatilitas bersyarat. Hasil pengukuran diuji dengan *Christoffersen's Interval Forecast Tests*, yang menunjukkan bahwa semua metode yang diterapkan cocok untuk portofolio ini. Namun, metode *Volatility-Weighted VaR* memberikan hasil terbaik, dengan nilai statistik uji yang paling rendah (33,48), jumlah pelanggaran (*failures*) paling sedikit (1), dan rasio Sharpe tertinggi. Estimasi VaR dengan metode ini adalah sebesar -0,0430. Temuan ini mengindikasikan bahwa *Volatility-Weighted VaR* mampu memberikan pengukuran risiko yang lebih akurat untuk portofolio saham sektor barang konsumen primer.

Keywords— *Value at Risk*, *Historical Simulation*, *Bootstrap VaR*, *Age-Weighted VaR*, *Volatility-Weighted VaR*, *Filtered Historical Simulation*, *Christoffersen's Interval Forecast Tests*, *Barang Konsumen Primer*

I. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Nilai Value at Risk (VaR) merupakan salah satu indikator yang paling banyak digunakan dalam mengukur risiko investasi karena kemampuannya untuk memberikan estimasi kerugian maksimum yang dapat dialami portofolio pada tingkat kepercayaan tertentu. Dalam konteks portofolio saham, VaR menjadi sangat penting, terutama untuk sektor-sektor strategis seperti barang konsumen primer. Sektor ini mencakup perusahaan-perusahaan yang menyediakan kebutuhan pokok masyarakat, seperti makanan, minuman, dan produk rumah tangga. Barang-barang ini memiliki permintaan yang cenderung stabil bahkan di tengah fluktuasi ekonomi, menjadikannya sektor yang menarik bagi investor. Namun, stabilitas ini tidak sepenuhnya menghilangkan risiko pasar, terutama ketika terjadi guncangan ekonomi atau perubahan preferensi konsumen. Oleh karena itu, analisis risiko yang mendalam pada portofolio saham sektor barang konsumen primer menjadi penting untuk memberikan gambaran yang lebih akurat terkait potensi kerugian dan strategi mitigasi risiko. Portofolio dalam penelitian ini mencakup lima saham utama, yaitu Cisarua Mountain Dairy Tbk PT (CMRY), Indofood Sukses Makmur Tbk PT (INDF), PT Ultrajaya Milk Industry & Trading Company Tbk (ULTJ), PT Mulia Boga Raya Tbk (KEJU), dan PT Mayora Indah Tbk (MYOR).

Kelima saham ini dipilih karena peran mereka yang signifikan dalam memenuhi kebutuhan dasar masyarakat serta popularitasnya di kalangan investor.

Pendekatan Historical Simulation dipilih sebagai metode awal karena kesederhanaannya yang tidak memerlukan asumsi distribusi. Namun, metode ini memiliki kelemahan, seperti ketidakmampuannya menangkap perubahan volatilitas yang dinamis di masa lalu. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian ini mengintegrasikan berbagai pengembangan dari metode Historical Simulation. Bootstrap VaR menawarkan solusi dengan teknik resampling untuk meningkatkan robustnes estimasi risiko. Age-Weighted VaR memberikan bobot lebih besar pada data terkini guna mencerminkan perubahan pasar secara lebih akurat. Volatility-Weighted VaR menyesuaikan data historis dengan kondisi volatilitas saat ini, sedangkan Filtered Historical Simulation mengombinasikan pendekatan bootstrap dengan model GARCH untuk menangkap pola volatilitas bersyarat dengan lebih presisi.

Dengan pendekatan ini, penelitian tidak hanya mengevaluasi risiko portofolio saham sektor barang konsumen primer, tetapi juga menawarkan wawasan yang lebih mendalam mengenai efektivitas berbagai metode dalam mengukur risiko investasi di tengah dinamika pasar modern yang terus berubah. Berbagai metode yang digunakan tidak hanya bertujuan untuk memberikan estimasi kerugian maksimum yang lebih akurat, tetapi juga untuk mengatasi berbagai kelemahan yang ada pada pendekatan dasar seperti Historical Simulation. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan bagi investor dalam memilih metode pengukuran risiko yang paling sesuai untuk kondisi pasar saat ini. Selain itu, hasil yang diperoleh juga memberikan pandangan tentang bagaimana metode-metode ini dapat diterapkan pada portofolio sektor lainnya, terutama dalam menghadapi volatilitas pasar yang semakin kompleks. Wawasan yang dihasilkan dari penelitian ini diharapkan mampu mendukung pengambilan keputusan investasi yang lebih informasional, strategis, dan berbasis data.

1.2. Tujuan

Penelitian ini memiliki beberapa tujuan utama, yaitu:

- Mengukur risiko portofolio saham sektor barang konsumen primer dengan menghitung nilai Value at Risk (VaR) menggunakan berbagai metode.
- Mengevaluasi keefektifan berbagai metode pengukuran VaR; *Historical Simulation*, *Bootstrap VaR*, *Age-Weighted VaR*, *Volatility-Weighted VaR*, dan *Filtered Historical Simulation* dalam menangani dinamika volatilitas dan data historis.
- Melakukan *backtesting* menggunakan *Christoffersen's Interval Forecast Test* untuk menguji validitas hasil pengukuran VaR dan memilih metode terbaik..

1.3. Manfaat

Penelitian ini memiliki beberapa manfaat, yaitu:

- Memberikan wawasan mengenai risiko investasi pada portofolio saham sektor barang konsumen primer, yang penting untuk pengambilan keputusan investasi yang lebih baik.
- Menyediakan informasi tentang efektivitas berbagai metode pengukuran VaR dalam konteks dinamika pasar Indonesia, yang dapat digunakan oleh investor dan manajer portofolio.
- Meningkatkan pemahaman tentang metode *backtesting* dengan *Christoffersen's Interval Forecast Test*, yang berguna untuk menguji ketepatan prediksi risiko dan validitas model pengukuran VaR.
- Menyarankan penerapan metode yang lebih tepat dalam perhitungan VaR yang dapat menangani masalah volatilitas dan ketergantungan pada data historis, meningkatkan ketepatan estimasi risiko dalam portofolio investasi.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Value at Risk (VaR)

Value at Risk (VaR) adalah estimasi kerugian maksimum yang akan didapat selama periode waktu (*time period*) tertentu dalam kondisi pasar normal pada tingkat kepercayaan tertentu (*confidence interval*) (Jorion, 2007). VaR dapat digunakan untuk berbagai jenis aset seperti saham, obligasi, derivatif, mata uang, dan lainnya. Singkatnya, VaR membantu kita memperkirakan kerugian maksimal yang bisa terjadi dalam jangka waktu tertentu (h) dan dengan tingkat keyakinan tertentu (α), biasanya 99% atau 95%.

Untuk menghitung VaR pada waktu t , kita perlu menemukan kuantil α dari distribusi keuntungan dan kerugian (P&L) yang terjadi selama periode h -hari. Jika kita memiliki serangkaian harga aset keuangan (S_0, S_1, \dots, S_n), pengembalian selama periode t dihitung dengan rumus berikut:

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

di mana R_t adalah pengembalian antara waktu $t-1$ dan t . Pengembalian ini bisa kita bagi menjadi dua komponen:

- $C_1(t)$: komponen yang bisa diprediksi
- $C_2(t)$: komponen acak yang tidak bisa diprediksi (random)

Jadi, pengembalian R_t dapat dinyatakan sebagai:

$$R_t = C_1(t) + C_2(t) = E(R_t|I_{t-1}) + \varepsilon_t = C_1(t) + C_2(t) = E(R_t|I_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (2)$$

Di sini, $E(R_t|I_{t-1})$ adalah nilai yang diharapkan dari R_t berdasarkan informasi yang kita punya sampai waktu $t-1$. Sementara itu, ε_t adalah bagian acak dari pengembalian. Komponen acak ini diasumsikan mengikuti distribusi dengan nilai rata-rata μ_t dan varians σ_t^2 .

$$\varepsilon_t \sim D(\mu_t, \sigma_t^2) \quad (3)$$

VaR kemudian dihitung dengan menggunakan rumus berikut:

$$VaR_t = E(R_t|F_{t-1}) - \alpha \cdot \sigma_t \quad (4)$$

di mana:

- $E(R_t|F_{t-1})$ adalah pengembalian yang diharapkan
- α adalah nilai kritis dari distribusi untuk mencapai tingkat keyakinan yang diinginkan (misalnya 95% atau 99%)
- σ_t adalah deviasi standar atau volatilitas pengembalian

2.2. Historical Simulation

Historical Simulation merupakan model VaR yang menggunakan return historis dari aset dalam suatu portofolio untuk mensimulasikan nilai VaR. Langkah-langkah dari model ini adalah sebagai berikut:

1. Menghitung Return Saham

Return saham dihitung menggunakan log-return,

$$R_t = \ln(S_t) - \ln(S_{t-1}) \quad (5)$$

Di mana R_t adalah return pada waktu t , S_t adalah harga saham pada waktu t , dan S_{t-1} adalah harga saham pada periode sebelumnya.

2. Mengurutkan Return

Setelah menghitung return, langkah berikutnya adalah mengurutkan return dari yang paling kecil (kerugian terbesar) hingga yang paling besar (keuntungan terbesar). Ini membantu untuk mengidentifikasi return terendah yang relevan dengan VaR.

3. Menentukan Persentil dari Distribusi Return Historis

Menentukan persentil yang relevan dari distribusi return historis berdasarkan tingkat kepercayaan. Sebagai contoh, jika tingkat kepercayaan yang digunakan adalah 95%, maka persentil yang diambil adalah 5% dari banyaknya data return historis.

4. Menghitung VaR Sepanjang *Holding Period*

VaR dihitung berdasarkan *holding period* (t) dan tingkat konfidensi $(1-\alpha)$ menggunakan rumus:

$$VaR = V_0 \times Persentil_{\alpha} \times \sqrt{t} \quad (6)$$

Di mana:

- VaR adalah potensi kerugian maksimal,
 - V_0 adalah besarnya investasi,
 - $Persentil_{\alpha}$ adalah return pada persentil ke- $\alpha\%$ dari data historis,
- t adalah *holding period* (periode di mana risiko dihitung).

2.3. Bootstrap VaR

Bootstrap VaR adalah metode untuk mengukur risiko investasi yang menggunakan teknik resampling. Metode ini tidak membutuhkan asumsi tentang distribusi data atau volatilitas, sehingga lebih robust dibandingkan dengan Historical Simulation. Dalam bootstrap, sampel data historis diacak dan dihitung VaR untuk setiap sampel ulang, menghasilkan distribusi VaR yang lebih stabil. Kelebihannya adalah kemampuannya untuk mengatasi risiko ekstrem dan memberikan estimasi yang lebih akurat dari data historis. Salah satu keunggulan tambahan dari *bootstrapping* adalah kemudahan dalam menghitung *confidence intervals*. Interval ini memberikan rentang nilai VaR yang mungkin terjadi, bukan hanya satu nilai tunggal. Dengan menghitung interval kepercayaan, kita dapat memperoleh gambaran lebih lengkap tentang ketidakpastian estimasi VaR, misalnya dengan tingkat kepercayaan 95%, yang menunjukkan rentang kemungkinan nilai VaR. Metode ini memperkaya pemahaman risiko dengan memberikan gambaran yang lebih realistis tentang fluktuasi potensi kerugian investasi.

2.4. Age-Weighted VaR

Age-Weighted Value at Risk (VaR) adalah metode yang mengatasi kelemahan dalam pengukuran *historical VaR* yang tidak mempertimbangkan perubahan pasar atau volatilitas yang terjadi pada periode sebelumnya. Dalam *historical VaR*, semua pengembalian (*returns*) diberi bobot yang sama, meskipun kondisi pasar mungkin berbeda antara periode yang lebih baru dan lebih lama. *Age-Weighted VaR* berfokus untuk memberikan bobot lebih besar pada pengembalian yang lebih baru, dengan tujuan menangkap perubahan kondisi pasar terkini dan mengurangi pengaruh pengembalian masa lalu yang tidak relevan. Pendekatan ini lebih sensitif terhadap volatilitas yang terjadi di masa dekat, dengan memperhitungkan bahwa pasar saat ini lebih relevan daripada data historis yang lebih jauh.

Setiap pengembalian (P&L) dalam data historis diberi bobot berdasarkan jaraknya dari waktu terkini. Bobot dihitung menggunakan faktor peluruhan (*decay factor*) λ , yang berada antara 0 dan 1. Semakin kecil nilai λ , semakin cepat bobot untuk data yang lebih lama akan berkurang. Bobot dihitung dengan rumus:

$$w_i = \frac{\lambda^{i-1}(1-\lambda)}{1-\lambda^n} \quad (7)$$

di mana, w_i adalah bobot untuk pengembalian pada hari ke- i , λ adalah faktor peluruhan, dan n adalah jumlah total pengembalian dalam data.

2.5. Volatility-Weighted Var

Volatility-Weighted Value at Risk (VaR) adalah metode untuk mengukur risiko portofolio dengan mempertimbangkan volatilitas terkini dalam menyesuaikan pengembalian historis. Metode ini bertujuan untuk mengatasi kelemahan pada metode tradisional seperti Historical VaR dan Age-Weighted VaR yang tidak memperhitungkan dinamika volatilitas pasar. Dalam *Volatility-Weighted VaR*, pengembalian historis pada setiap periode disesuaikan menggunakan volatilitas terkini, sehingga mencerminkan kondisi pasar yang lebih relevan. Langkah-langkah dalam perhitungan *volatility-weighted VaR*:

1. Penentuan Volatilitas

Langkah pertama adalah mengestimasi volatilitas untuk setiap periode. Volatilitas yang digunakan dalam metode ini adalah volatilitas bersyarat, yang lebih relevan dalam menggambarkan kondisi

pasar terkini. Model yang sering digunakan untuk menghitung volatilitas bersyarat adalah *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH).

2. Penyesuaian Pengembalian

Setelah volatilitas pada masing-masing periode diketahui, pengembalian historis $r_{t,i}$ disesuaikan dengan rumus sebagai berikut:

$$r'_{t,i} = \left(\frac{\sigma_{T,i}}{\sigma_{t,i}} \right) r_{t,i} \quad (8)$$

di mana, $r_{t,i}$ adalah pengembalian pada periode t , $\sigma_{T,i}$ adalah volatilitas terkini pada periode T , dan $\sigma_{t,i}$ adalah volatilitas pada periode t . Dalam hal ini, setiap pengembalian historis $r_{t,i}$ akan disesuaikan berdasarkan rasio antara volatilitas terkini $\sigma_{T,i}$ dan volatilitas pada periode tersebut $\sigma_{t,i}$. Penyesuaian ini memungkinkan untuk memberikan bobot lebih besar pada pengembalian yang terjadi dalam kondisi volatilitas tinggi saat ini.

3. Perhitungan VaR

Setelah semua pengembalian disesuaikan, langkah selanjutnya adalah menghitung distribusi pengembalian yang telah disesuaikan dan menentukan VaR berdasarkan tingkat kepercayaan tertentu (misalnya 95% atau 99%). VaR dihitung dengan mencari persentil tertentu dalam distribusi pengembalian yang telah disesuaikan.

2.6. Filtered Historical Simulation

Filtered Historical Simulation (FHS) adalah metode semi-parametrik untuk mengukur risiko yang menggabungkan metode bootstrap dengan model volatilitas kondisional seperti *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH). Tujuan dari FHS adalah untuk mengatasi kelemahan dari simulasi historis tradisional, yang hanya menggunakan data pengembalian historis tanpa mempertimbangkan volatilitas terkini. FHS mencoba menangkap dinamika pasar yang lebih realistis dengan memodifikasi data historis untuk mencerminkan volatilitas yang lebih relevan, yang dihitung menggunakan model GARCH. Langkah-Langkah dalam Perhitungan *Filtered Historical Simulation*:

1. Estimasi Volatilitas Kondisional

Menggunakan model GARCH (misalnya GARCH(1,1)) untuk menghitung volatilitas pada setiap periode berdasarkan data historis.

2. Filter Pengembalian

Mengubah pengembalian historis dengan membagi pengembalian tersebut dengan volatilitas kondisional yang diestimasi untuk setiap periode.

3. Bootstrap dan Simulasi

Melakukan bootstrap pada pengembalian yang telah difilter untuk mensimulasikan distribusi pengembalian masa depan.

4. Perhitungan VaR

Menghitung Value at Risk (VaR) dari distribusi pengembalian yang disimulasikan, biasanya dengan mencari persentil tertentu (misalnya, 5% untuk tingkat kepercayaan 95%).

2.7. Christoffersen's Interval Forecast Tests

Backtesting adalah proses untuk mengevaluasi performa model *Value-at-Risk* (VaR) dengan membandingkan hasil prediksi model dengan hasil aktual. Salah satu pendekatan yang diusulkan oleh Christoffersen (1998) adalah Uji Independen Kondisional (*Conditional Coverage Independence Test*), yang bertujuan untuk menguji apakah kegagalan (*exception*) pada suatu hari bergantung pada kegagalan yang terjadi di hari sebelumnya. Statistik uji untuk ketergantungan waktu pada uji Christoffersen adalah:

$$LR_{CCI} = -2 \log \left(\frac{(1-\pi)^{n_{00}+n_{10}} \pi^{n_{01}+n_{11}}}{(1-\pi_0)^{n_{00}} \pi_0^{n_{01}} (1-\pi_1)^{n_{10}} \pi_1^{n_{11}}} \right) \quad (9)$$

dengan,

- n_{00} : Jumlah periode tanpa kegagalan yang diikuti oleh periode tanpa kegagalan.
- n_{10} : Jumlah periode dengan kegagalan yang diikuti oleh periode tanpa kegagalan.
- n_{01} : Jumlah periode tanpa kegagalan yang diikuti oleh periode dengan kegagalan.
- n_{11} : Jumlah periode dengan kegagalan yang diikuti oleh periode dengan kegagalan.

Probabilitas yang dihitung,

- π_0 : probabilitas kegagalan di periode t , diberikan bahwa tidak ada kegagalan di periode $t-1$.

$$\pi_0 = \frac{n_{01}}{n_{00}+n_{01}} \quad (10)$$

- π_1 : probabilitas kegagalan di periode t , diberikan bahwa ada kegagalan di periode $t-1$.

$$\pi_1 = \frac{n_{11}}{n_{10}+n_{11}} \quad (11)$$

- π_0 : probabilitas keseluruhan kegagalan.

$$\pi_0 = \frac{n_{01}+n_{11}}{n_{00}+n_{01}+n_{10}+n_{11}} \quad (12)$$

Statistik ini mengikuti distribusi chi-square dengan 1 derajat kebebasan ($df = 1$).

2.8. Sharpe Ratio

Sharpe Ratio adalah metrik yang digunakan untuk mengukur kinerja pengembalian investasi relatif terhadap risiko yang diambil. Rasio ini dikembangkan oleh William F. Sharpe pada tahun 1966 dan menjadi salah satu alat yang paling umum digunakan dalam dunia keuangan untuk mengevaluasi efisiensi risiko dan pengembalian portofolio investasi.

$$S = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p} \quad (13)$$

di mana,

- R_p : pengembalian rata-rata portofolio investasi.
- R_f : tingkat pengembalian bebas risiko (*risk-free rate*).
- σ_p : standar deviasi pengembalian portofolio (sebagai ukuran risiko total).

III. METODE PENELITIAN

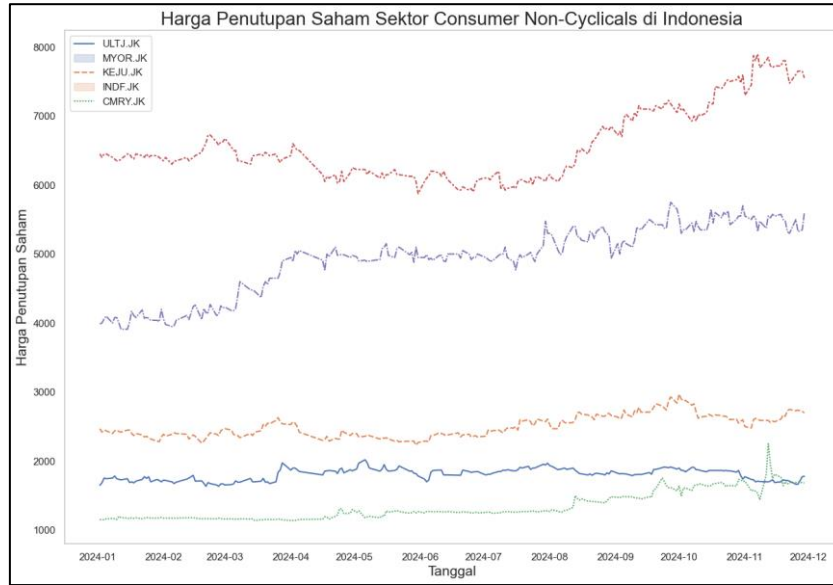
3.1. Sektor

Dalam penelitian ini, dipilih sektor barang konsumen primer yang mencakup saham-saham perusahaan yang bergerak dalam bidang kebutuhan pokok sehari-hari, seperti makanan, minuman, produk rumah tangga, dan barang konsumsi lainnya. Pemilihan sektor ini didasarkan pada karakteristiknya yang memiliki permintaan stabil dan relatif tidak terpengaruh secara signifikan oleh kondisi ekonomi makro, sehingga sektor ini sering dianggap sebagai sektor defensif. Selain itu, relevansi sektor barang konsumen primer dalam penelitian ini didukung oleh perannya sebagai indikator penting dalam mengukur pola konsumsi masyarakat, terutama di tengah dinamika pasar yang terus berubah. Dengan memfokuskan pada sektor ini, penelitian diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam terkait pengelolaan risiko investasi, khususnya dalam menghadapi volatilitas pasar, serta menawarkan panduan strategis bagi para investor yang ingin berinvestasi di sektor yang memiliki ketahanan tinggi terhadap fluktuasi ekonomi.

3.2. Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data harga saham yang diperoleh dari Yahoo Finance. Data mencakup periode satu tahun, yaitu dari 1 Januari 2024 hingga 1 Desember 2024, dengan total 217 baris data harian. Saham yang dianalisis dalam penelitian ini berasal dari sektor barang konsumen primer, yaitu:

- **CMRY**: Saham PT Cisarua Mountain Dairy Tbk, yang bergerak di bidang produksi dan distribusi produk olahan susu dan makanan berkualitas tinggi.
- **INDF**: Saham PT Indofood Sukses Makmur Tbk, perusahaan terintegrasi yang memproduksi berbagai kebutuhan pokok seperti mie instan, tepung terigu, dan produk konsumen lainnya.
- **ULTJ**: Saham PT Ultra Jaya Milk Industry Tbk, perusahaan yang bergerak dalam produksi susu cair, teh siap minum, dan minuman sehat lainnya.
- **KEJU**: Saham PT Mulia Boga Raya Tbk, produsen keju dengan merek dagang Prochiz yang menjadi salah satu pemain utama dalam pasar produk keju di Indonesia.
- **MYOR**: Saham PT Mayora Indah Tbk, perusahaan yang bergerak di bidang produksi makanan dan minuman ringan dengan merek terkenal seperti Kopiko, Torabika, dan Roma.



Gambar 1. Line Chart Setiap Saham

Harga rata-rata saham selama periode pengamatan menunjukkan variasi yang mencerminkan karakteristik masing-masing perusahaan. Saham PT Ultra Jaya Milk Industry Tbk (ULTJ.JK) memiliki harga rata-rata sebesar 1.807,82, sementara saham PT Mayora Indah Tbk (MYOR.JK) rata-rata berada di 2.509,63, sedikit lebih tinggi. Saham PT Mulia Boga Raya Tbk (KEJU.JK) mencatat harga rata-rata terendah, yaitu 1.350,39, sedangkan saham PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF.JK) memiliki rata-rata tertinggi di 6.586,58. Di sisi lain, saham PT Cisarua Mountain Dairy Tbk (CMRY.JK) memiliki rata-rata harga 4.934,04, berada di antara saham MYOR.JK dan INDF.JK. Rata-rata harga saham ini mencerminkan variasi nilai pasar dan sektor industri dari masing-masing perusahaan selama periode pengamatan.

Untuk membuat portfolio saham dari saham-saham yang digunakan, akan dihitung log-returns untuk setiap saham sebagai berikut:

$$R_t = \ln(S_t) - \ln(S_{t-1}) \quad (14)$$

Selanjutnya, untuk menentukan bobot masing-masing saham dalam portofolio, dibuat vektor satu ($\mathbf{1}_p$). Kemudian, dihitung invers dari matriks kovarians (Σ^{-1}) yang digunakan dalam perhitungan bobot portofolio. Bobot dihitung dengan rumus,

$$\text{Weights} = \frac{\Sigma^{-1} \times \mathbf{1}_p}{\mathbf{1}_p^T \Sigma^{-1} \mathbf{1}_p} \quad (15)$$

yang menghasilkan bobot untuk masing-masing saham. Berdasarkan perhitungan tersebut, diperoleh bobot portofolio untuk saham-saham tersebut sebagai berikut: UL TJ.JK 0,2156, MYOR.JK 0,1191, KEJU.JK 0,0513, INDF.JK 0,4478, dan CMRY.JK 0,1661.

IV. HASIL ANALISIS DAN PEMBAHASAN

4.1. Deskriptif Statistik

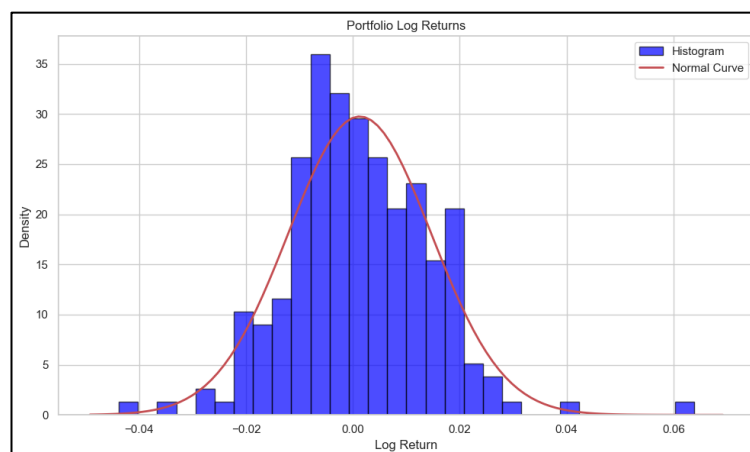
Deskriptif statistik dari portfolio yang terbentuk diringkaskan dalam tabel berikut;

Tabel 1. Deskriptif Statistik Portfolio

Mean	0,00128	Kurtosis	1,972229
Standar Deviasi	0,013407	Skewness	0,314669
Median	0,000723	Volatilitas	10,475579

Portofolio ini memiliki mean return sebesar 0,00128, yang menunjukkan bahwa secara keseluruhan portofolio menghasilkan return positif yang sangat kecil. Kurtosis sebesar 1,9722 mengindikasikan bahwa distribusi return cenderung lebih lebar dari distribusi normal, dengan kemungkinan kejadian ekstrem yang lebih jarang. Skewness sebesar 0,3147 menunjukkan distribusi yang sedikit miring ke kanan, artinya return positif lebih sering muncul dibandingkan dengan return negatif yang ekstrem. Terakhir, volatilitas portofolio sebesar 10,4756 mengindikasikan fluktuasi harga yang signifikan, mencerminkan tingkat risiko yang cukup tinggi meskipun return rata-rata portofolio relatif kecil.

Selain itu, distribusi return portofolio saham yang telah terbentuk dapat diamati melalui histogram, yang menunjukkan bahwa data return cenderung mengikuti distribusi normal, meskipun ekor di sisi kanan terlihat lebih panjang.



Gambar 2. Histogram Return Portfolio

Hal ini juga didukung oleh hasil uji inferensi dengan hipotesis nol yang menyatakan bahwa data mengikuti distribusi normal. Dengan tingkat signifikansi 95%, diperoleh nilai p-value sebesar 0,80128394 menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov (KS), yang berarti gagal menolak hipotesis nol, sehingga dapat disimpulkan bahwa data berdistribusi normal.

4.2. Historical Simulation

VaR *historical simulation* dihitung dengan menggunakan data log return portofolio yang telah tersedia. Dalam perhitungan ini, tingkat signifikansi yang digunakan adalah 95%, yang berarti diambil nilai pada *percentile* 5% untuk mengidentifikasi kerugian maksimum yang mungkin terjadi dalam periode satu hari. Dengan demikian, untuk investasi sebesar Rp1.000.000, diperoleh nilai kerugian maksimum yang dapat terjadi dalam kondisi tersebut, sebagai berikut:

- VaR dengan *holding period* satu hari adalah sebesar Rp20.208.000
- VaR dengan *holding period* tujuh hari adalah sebesar Rp53.465.342
- VaR dengan *holding period* tiga puluh hari adalah sebesar Rp110.683.774

4.3. Bootstrap VaR

Bootstrap VaR dihitung dengan menggunakan metode bootstrap sampling, di mana data log return portofolio diambil secara acak dengan pengembalian (*bootstrap sampling*) untuk menghasilkan sampel yang baru. Selanjutnya, fungsi VaR₉₅ digunakan untuk menghitung nilai VaR pada tingkat kepercayaan

95% dari sampel tersebut. Proses ini diulang sebanyak 10.000 kali untuk menghasilkan *replicates bootstrap*. Nilai rata-rata dari semua *replicates bootstrap* tersebut kemudian dihitung untuk mendapatkan nilai Bootstrap VaR untuk periode satu hari. Apabila investasi awal sebesar Rp1.000.000, diperoleh nilai kerugian maksimum yang dapat terjadi dalam kondisi tersebut, sebagai berikut:

- a. VaR dengan *holding period* satu hari adalah sebesar Rp20.085.000
- b. VaR dengan *holding period* tujuh hari adalah sebesar Rp53.139.915
- c. VaR dengan *holding period* tiga puluh hari adalah sebesar Rp110.010.075

4.4. Age-Weighted VaR

Age-Weighted VaR dihitung dengan pendekatan yang mempertimbangkan bobot eksponensial berdasarkan umur data, di mana data yang lebih baru diberi bobot lebih tinggi dibandingkan data yang lebih lama. Proses perhitungan dimulai dengan menghitung bobot untuk setiap data return menggunakan faktor peluruhan (*decay factor*), kemudian data return diurutkan berdasarkan nilainya. Bobot kumulatif dari data yang diurutkan dihitung, dan titik VaR diperoleh pada tingkat persentil tertentu, dalam hal ini 5% untuk tingkat kepercayaan 95% melalui interpolasi linear. Nilai *Age-Weighted VaR* yang diperoleh menunjukkan kerugian maksimum yang diperkirakan dengan mempertimbangkan signifikansi data terbaru dalam mengukur risiko apabila melakukan investasi awal sebesar Rp1.000.000.000 yaitu sebagai berikut:

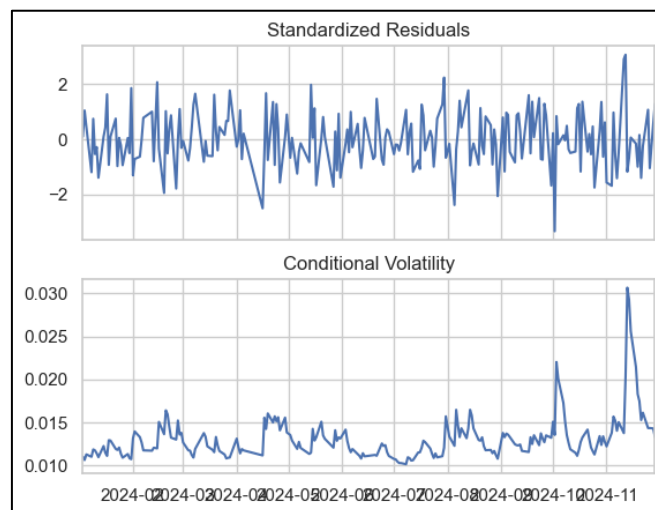
- a. VaR dengan *holding period* satu hari adalah sebesar Rp13.900.000
- b. VaR dengan *holding period* tujuh hari adalah sebesar Rp36.775.943
- c. VaR dengan *holding period* tiga puluh hari adalah sebesar Rp76.133.435

4.5. Volatility-Weighted VaR

Volatility-Weighted VaR dihitung dengan pendekatan yang menyesuaikan return berdasarkan volatilitas bersyarat, yang diperkirakan menggunakan model GARCH untuk setiap aset dalam portofolio. Volatilitas harian digunakan untuk menghitung rasio antara volatilitas terkini terhadap volatilitas sebelumnya, sehingga menghasilkan return yang telah disesuaikan dengan volatilitas. Selanjutnya, return yang telah disesuaikan ini dikombinasikan dengan bobot portofolio untuk menghasilkan profit/loss (*PnL*) yang juga disesuaikan dengan volatilitas. VaR ditentukan berdasarkan nilai persentil tertentu, dalam hal ini 5% untuk tingkat kepercayaan 95%. Pendekatan ini memberikan estimasi risiko maksimum yang lebih akurat dengan mempertimbangkan dinamika volatilitas yang berubah-ubah. Dengan investasi awal sebesar Rp1.000.000.000, diperoleh nilai VaR untuk metode ini adalah sebagai berikut;

- a. VaR dengan *holding period* satu hari adalah sebesar Rp43.006.739
- b. VaR dengan *holding period* tujuh hari adalah sebesar Rp113.785.137
- c. VaR dengan *holding period* tiga puluh hari adalah sebesar Rp235.557.614

Visualisasi volatilitas bersyarat juga dibuat untuk menunjukkan pola perubahan volatilitas yang memengaruhi estimasi risiko portofolio.



Gambar 3. Grafik Standardized Residual dan Conditional Volatility

Grafik *Standardized Residuals* menunjukkan bahwa sebagian besar residual yang distandarisasi berfluktuasi di sekitar nol, sesuai dengan asumsi model GARCH yang berhasil menangkap pola volatilitas. Namun, terdapat beberapa lonjakan besar (*spikes*) pada grafik, mengindikasikan adanya kejadian ekstrem yang mungkin tidak sepenuhnya dijelaskan oleh model. Hal ini mencerminkan bahwa data memiliki karakteristik volatilitas tinggi pada periode tertentu, yang tercermin pada puncak residual tersebut. Sementara itu, grafik *Conditional Volatility* menunjukkan pola volatilitas bersyarat yang bervariasi dari waktu ke waktu, dengan periode volatilitas rendah yang stabil dan beberapa puncak signifikan, terutama di akhir grafik. Pola ini mencerminkan kecocokan dengan lonjakan residual pada grafik sebelumnya, karena volatilitas tinggi cenderung meningkatkan risiko pasar yang tercermin dalam residu model.

4.6. Filtered Historical Simulation

Filtered Historical Simulation (FHS) dihitung dengan pendekatan yang memanfaatkan model GARCH(1,1) untuk memperkirakan volatilitas bersyarat harian dari data log return portofolio. Proses ini dimulai dengan menstandarisasi data return menggunakan volatilitas yang diperkirakan. Kemudian, bootstrap sampling diterapkan pada return yang telah distandarisasi untuk mensimulasikan profit/loss (*PnL*) berdasarkan volatilitas saat ini. Dengan menghasilkan 10.000 simulasi bootstrap, distribusi risiko dapat diperoleh, dan nilai VaR ditentukan sebagai persentil tertentu, dalam hal ini 5% untuk tingkat kepercayaan 95%. Dengan investasi awal sebesar Rp1.000.000.000, diperoleh nilai VaR untuk metode ini adalah sebagai berikut;

- VaR dengan *holding period* satu hari adalah sebesar Rp20.751.635
- VaR dengan *holding period* tujuh hari adalah sebesar Rp54.903.666
- VaR dengan *holding period* tiga puluh hari adalah sebesar Rp113.661.387

4.7. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan dengan membandingkan nilai *Sharpe Ratio*, jumlah *failures*, dan statistik Christoffersen. Selain itu, dilakukan uji *backtesting Christoffersen's Interval Forecast Tests* dengan hipotesis,

H_0 : kegagalan bersifat independen dari periode sebelumnya

H_1 : bahwa kegagalan tidak bersifat independen (terjadi ketergantungan).

Uji ini dilakukan pada tingkat signifikansi 95%. Model yang baik adalah yang tidak menolak hipotesis nol karena jika hipotesis nol (H_0) tidak ditolak, ini berarti kegagalan pada model tersebut bersifat independen dari periode sebelumnya. Dengan kata lain, model menunjukkan bahwa kejadian kegagalan tidak terpengaruh atau bergantung pada peristiwa kegagalan yang terjadi sebelumnya, yang merupakan karakteristik dari model yang stabil dan tidak overfitting. Oleh karena itu, model yang tidak menolak hipotesis nol menunjukkan bahwa prediksi model cukup akurat dan dapat dipercaya dalam memproyeksikan kondisi yang akan datang. Model terbaik adalah model yang memiliki *Sharpe Ratio* tertinggi, jumlah *failures* terendah, dan nilai statistik *Christoffersen's Interval Forecast Tests* yang paling rendah, yang menunjukkan kesesuaian yang lebih baik dengan hipotesis nol (H_0), yaitu bahwa kegagalan bersifat independen. Hasil evaluasi model diringkas dalam tabel berikut.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model

Model	Sharpe Ratio	Failures	LR _{CCI}	P-Value	Keterangan
<i>Historical Simulation</i>	0,095680	11	35,51247	0,82587	Model Layak
<i>Bootstrap VaR</i>	-13,2031	11	35,51247	0,82587	Model Layak
<i>Age-Weighted VaR</i>	0,095680	23	37,38910	0,86951	Model Layak
<i>Volatility-Weighted VaR</i>	0,095680	1	33,47620	0,77851	Model Layak
<i>Filtered Historical Simulation</i>	0,095680	11	35,51247	0,82587	Model Layak

Semua model yang diuji berhasil lolos uji *backtesting*, yang menandakan bahwa model-model tersebut layak untuk digunakan dalam prakiraan. Berdasarkan hasil evaluasi, model terbaik yang diperoleh adalah *Volatility-Weighted VaR* dengan *Sharpe Ratio* sebesar 0,095680, jumlah *failures* 1, nilai statistik

Christoffersen's Interval Forecast Test (LRCCI) sebesar 33,47620, dan p-value 0,77851. Hasil ini menunjukkan bahwa model ini memenuhi kriteria yang diinginkan, dengan p-value yang tinggi (lebih dari 0,05), yang berarti tidak ada bukti yang cukup untuk menolak hipotesis nol, dan model ini dapat diandalkan.

Namun, yang menarik adalah bahwa seluruh model yang diuji menghasilkan *Sharpe Ratio* di bawah 1, yang mengindikasikan bahwa portofolio ini kurang ideal untuk dijadikan opsi investasi. *Sharpe Ratio* yang rendah ini menunjukkan bahwa portofolio menghasilkan *return* yang relatif sedikit dibandingkan dengan risiko yang diambil, sehingga investor mungkin tidak mendapatkan imbal hasil yang cukup signifikan dengan risiko yang cukup besar. Oleh karena itu, meskipun model-model ini valid, portofolio yang ada tidak memberikan kinerja investasi yang optimal berdasarkan metrik *Sharpe Ratio*.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini berfokus pada portofolio saham sektor barang konsumen primer, yang meliputi lima saham yaitu Cisarua Mountain Dairy Tbk PT (CMRY), Indofood Sukses Makmur Tbk PT (INDF), PT Ultrajaya Milk Industry & Trading Company Tbk (ULTJ), PT Mulia Boga Raya Tbk (KEJU), dan PT Mayora Indah Tbk (MYOR). Urgensi untuk menganalisis risiko portofolio ini didasarkan pada sifat sektor barang konsumen primer yang esensial dalam memenuhi kebutuhan pokok masyarakat. Portofolio ini dibentuk dengan bobot yang dihitung secara proporsional dan pengukuran Value at Risk (VaR) dilakukan menggunakan lima metode: Historical Simulation, Bootstrap VaR, Age-Weighted VaR, Volatility-Weighted VaR, dan Filtered Historical Simulation.

Setelah dilakukan perbandingan dan uji backtesting menggunakan Christoffersen's Interval Forecast Tests, *Sharpe ratio*, dan jumlah failures, model yang paling unggul adalah Volatility-Weighted VaR. Model ini menunjukkan performa terbaik dalam mengukur risiko portofolio, karena memperhitungkan volatilitas yang terjadi pada periode sebelumnya. Hasilnya, model ini menghasilkan *Sharpe ratio* 0.095680, jumlah failures yang rendah, dan memenuhi tingkat signifikansi 95% pada uji backtesting. Dengan menggunakan model ini, diperoleh nilai VaR yang menunjukkan potensi kerugian maksimum yang dapat terjadi pada portofolio dalam berbagai jangka waktu, yaitu VaR satu hari sebesar Rp43.006.739, VaR tujuh hari sebesar Rp113.785.137, dan VaR tiga puluh hari sebesar Rp235.557.614.

VI. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, investor disarankan untuk memperhatikan tingkat risiko yang terkandung dalam portofolio saham sektor barang konsumen primer. Meskipun sektor ini dianggap stabil karena kebutuhan pokok yang terus ada, nilai Value at Risk (VaR) yang dihasilkan menunjukkan bahwa portofolio ini dapat mengalami kerugian signifikan dalam jangka waktu tertentu. Oleh karena itu, investor disarankan untuk mempertimbangkan diversifikasi portofolio dengan menambahkan aset dari sektor lain atau menggunakan strategi manajemen risiko yang lebih baik, seperti hedging, untuk melindungi investasi mereka dari potensi kerugian yang besar. Untuk penelitian lebih lanjut, dapat dilakukan analisis lebih mendalam terkait dengan pengaruh faktor eksternal seperti kondisi ekonomi makro, kebijakan pemerintah, dan fluktuasi harga komoditas terhadap risiko portofolio. Penelitian lebih lanjut juga dapat mengkaji penggunaan metode-metode lain dalam pengukuran risiko, atau mengembangkan model yang lebih kompleks dengan mempertimbangkan faktor-faktor yang lebih luas, seperti volatilitas yang disebabkan oleh ketidakpastian pasar global.

REFERENCES

- [1] Burchi, A., & Martelli, D. (2016). *Measuring market risk in the light of Basel III: New evidence from frontier markets*. In *Handbook of frontier markets*.
- [2] Gurrola-Perez, P., & Murphy, D. (2015). Filtered historical simulation Value-at-Risk models and their competitors (Working Paper No. 525).
- [3] Holton, G. A. (2013). *Value-at-Risk: Theory and Practice*, Second Edition. Retrieved from <https://www.value-at-risk.net/backtesting-independence-tests/>
- [4] Jorion. (2002). *Value at Risk: New Benchmark for Managing Financial Risk*. USA: Mc Graw-Hill.
- [5] MathWorks. (n.d.). Overview of VaR backtesting. Retrieved December 8, 2024, from <https://www.mathworks.com/help/risk/overview-of-var-backtesting.html>
- [6] Rosadi, Dedi. (2012). *Diktat Kuliah Manajemen Resiko Kuantitatif*. Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Gadjah Mada.
- [7] Sun, H., & Zhang, Z. (2021). Portfolio and index VaRs by filtered historical simulation. *Journal of Finance and Economics*, 7, 1-7. Retrieved from <https://www.ssrn.com/abstract=3741092>
- [8] Thomas, M. (2020, May 21). Historical simulation value-at-risk explained (with Python code). Medium.
- [9] Tinjak, A. T. B., & Sudjiman, L. S. (2022). Pengaruh Profitabilitas Terhadap Harga Saham Pada Perusahaan Manufaktur Sektor Barang Konsumen Primer Yang Terdaftar di BEI Tahun 2017-2021. *Jurnal Ekonomis*, 15(1c).
- [10] Tsagris, M. (2015). *Bootstrap for Value at Risk Prediction*. University of Crete.