

**PREDIKSI RISIKO SAHAM PERUSAHAAN DI SUMATERA  
BAGIAN SELATAN MENGGUNAKAN METODE  
ACCEPTANCE-REJECTION DAN INVERSE TRANSFORM**

**MATA KULIAH  
KOMPUTASI STATISTIK**

Disusun oleh:

Refa Destiny Pranata	(123450016)
Nayla Salsabila	(123450082)
Malika Azzahra Salsabila	(123450090)
Razin Hafid Hamdi	(123450096)



**PROGRAM STUDI SAINS DATA  
FAKULTAS SAINS  
INSTITUT TEKNOLOGI SUMATERA  
TAHUN 2025**

## ABSTRAK

Penelitian ini menerapkan metode Acceptance-Rejection dan Inverse Transform untuk mengestimasi risiko portofolio saham yang terdiri dari PT Bukit Asam Tbk (PTBA.JK), PT Semen Baturaja Tbk (SMBR.JK), dan PT RMK Energy Tbk (RMKE.JK). Berbeda dengan pendekatan stokastik konvensional yang menggunakan *built-in random generators*, penelitian ini mengimplementasikan pembangkitan bilangan acak secara eksplisit melalui dua metode fundamental: Inverse Transform untuk membangkitkan variabel uniform dan distribusi Cauchy, serta Acceptance-Rejection untuk membangkitkan distribusi-t Student dengan derajat kebebasan 4 menggunakan Cauchy sebagai *proposal distribution*. Metode Acceptance-Rejection bekerja dengan membangkitkan kandidat dari distribusi Cauchy, kemudian menerima atau menolak berdasarkan rasio densitas terhadap envelope function dengan konstanta  $M \approx 1.486$ , menghasilkan tingkat penerimaan teoretis sebesar 67.3%. Data harga saham selama 4 tahun dianalisis untuk menghitung return logaritmik harian, yang kemudian digunakan untuk estimasi parameter statistik. Struktur dependensi antar aset dikonstruksi melalui dekomposisi Cholesky dari matriks kovarians. Dengan 10.000 simulasi untuk horizon 30 hari perdagangan, penelitian ini menghitung Value at Risk (VaR) pada tingkat kepercayaan 95%. Hasil menunjukkan bahwa implementasi eksplisit metode Acceptance-Rejection dan Inverse Transform efektif dalam memberikan kontrol penuh terhadap proses pembangkitan bilangan acak, transparansi matematis, dan pemahaman mendalam tentang mekanisme simulasi stokastik, yang menjadi keunggulan dibandingkan pendekatan *black-box* konvensional dalam manajemen risiko portofolio investasi.

**Kata kunci:** acceptance-rejection, inverse transform, risiko portofolio, distribusi Cauchy, distribusi-t Student, Value at Risk

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Dalam beberapa dekade terakhir, pasar modal di Indonesia telah menunjukkan pertumbuhan yang signifikan dan menjadi salah satu pilihan utama bagi masyarakat dalam mengelola dan mengembangkan aset finansial mereka. Meskipun investasi saham memberikan peluang keuntungan yang cukup menggiurkan, namun instrumen ini juga membawa risiko akibat fluktuasi harga yang dipengaruhi oleh faktor makroekonomi, kondisi politik, sentimen pasar, dan kinerja perusahaan. Dalam konteks manajemen portofolio, investor perlu memahami tidak hanya risiko individual setiap aset, tetapi juga bagaimana kombinasi aset-aset tersebut mempengaruhi profil risiko dan return portofolio secara keseluruhan, sehingga prediksi risiko menjadi aspek krusial dalam pengambilan keputusan investasi.

Perusahaan-perusahaan yang menjalankan operasionalnya di kawasan Sumatera Bagian Selatan memiliki ciri khas tersendiri yang merepresentasikan struktur perekonomian regional dengan sektor-sektor unggulan seperti pertambangan, industri semen, dan energi. PT Bukit Asam Tbk yang dikenal sebagai salah satu produsen batubara terbesar di Indonesia, PT Semen Baturaja Tbk yang fokus melayani kebutuhan semen di pasar Sumatera, serta PT RMK Energy Tbk yang berkecimpung dalam industri energi, merupakan entitas bisnis strategis yang memberikan kontribusi penting bagi perekonomian wilayah tersebut. Masing-masing dari ketiga perusahaan ini menghadapi paparan risiko yang bervariasi, mulai dari ketidakstabilan harga komoditas di pasar internasional, fluktuasi kebutuhan infrastruktur dalam negeri, sampai dengan perubahan regulasi terkait lingkungan hidup dan kebijakan sektor energi nasional. Oleh karena itu, penilaian terhadap efektivitas metode prediksi risiko yang akurat menjadi urgensi tersendiri bagi para investor agar mampu mengidentifikasi potensi kerugian maksimal dalam kondisi terburuk dan merumuskan strategi portofolio yang optimal.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana metode Acceptance-Rejection dengan distribusi proposal Cauchy dapat digunakan untuk membangkitkan sampel dari distribusi-t Student dalam simulasi portofolio?
2. Bagaimana metode Inverse Transform diimplementasikan untuk membangkitkan bilangan acak dari distribusi uniform dan Cauchy?
3. Berapa tingkat penerimaan (acceptance rate) yang diperoleh dari implementasi metode Acceptance-Rejection, dan apakah sesuai dengan nilai teoretis?
4. Berapa nilai risiko portofolio yang dihasilkan berdasarkan metode *Value at Risk* (VaR) pada tingkat kepercayaan 95%?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mengimplementasikan metode Inverse Transform untuk membangkitkan bilangan acak dari distribusi uniform dan distribusi Cauchy secara eksplisit.
2. Mengimplementasikan metode Acceptance-Rejection dengan menggunakan distribusi Cauchy sebagai *proposal distribution* untuk membangkitkan sampel dari distribusi-t Student dengan derajat kebebasan 4.
3. Menghitung dan memvalidasi tingkat penerimaan (acceptance rate) metode Acceptance-Rejection terhadap nilai teoretis.
4. Mensimulasikan 10.000 skenario nilai portofolio untuk horizon waktu 30 hari menggunakan sampel yang dibangkitkan dari metode Acceptance-Rejection.
5. Menghitung dan menganalisis risiko portofolio menggunakan pendekatan *Value at Risk* (VaR) pada tingkat kepercayaan 95%.

## 1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah:

1. **Manfaat Akademis:** Memberikan pemahaman mendalam tentang implementasi eksplisit metode Acceptance-Rejection dan Inverse Transform sebagai teknik fundamental dalam pembangkitan bilangan acak dan simulasi stokastik, yang merupakan fondasi penting dalam komputasi statistik.
2. **Manfaat Metodologis:** Mendemonstrasikan transparansi matematis dan kontrol penuh dalam proses pembangkitan bilangan acak dari distribusi kompleks (distribusi-t Student) melalui penggunaan distribusi proposal (Cauchy), envelope function, dan acceptance test, yang memberikan alternatif terhadap pendekatan *black-box* menggunakan *built-in generators*.
3. **Manfaat Praktis:** Penelitian ini menyediakan contoh konkret implementasi algoritma teoretis (Von Neumann 1951, Devroye 1986) dalam konteks aplikasi finansial nyata, termasuk validasi empiris acceptance rate sebesar 67.3% yang sesuai dengan prediksi teoretis  $1/M$  dengan  $M \approx 1.486$ .
4. **Manfaat Aplikatif:** Bagi investor individu dan institusional, penelitian ini memberikan panduan pengambilan keputusan investasi yang lebih terukur melalui estimasi Value at Risk (VaR) pada saham PT Bukit Asam Tbk, PT Semen Baturaja Tbk, dan PT RMK Energy Tbk dengan metode simulasi yang transparan dan dapat diverifikasi setiap langkahnya.

## BAB II LANDASAN TEORI

### 2.1 Risiko Portofolio dan Ketidakpastian Pasar Keuangan

Risiko dalam konteks investasi didefinisikan sebagai ketidakpastian return yang akan diterima investor di masa depan [12]. Menurut Bodie et al. [2], risiko portofolio mencerminkan variabilitas return aktual dari return yang diharapkan. Dalam pasar keuangan yang dinamis, investor dihadapkan pada ketidakpastian yang berasal dari berbagai sumber, termasuk fluktuasi harga saham, perubahan kondisi ekonomi makro, dan sentimen pasar.

Pengukuran risiko secara kuantitatif menjadi sangat penting untuk pengambilan keputusan investasi yang rasional. Jorion [9] menekankan bahwa manajemen risiko modern memerlukan metrik yang dapat mengkuantifikasi potensi kerugian dengan tingkat kepercayaan tertentu, sehingga investor dapat membuat keputusan berdasarkan data empiris.

### 2.2 Return Logaritmik

Return logaritmik (*log return*) atau *continuously compounded return* didefinisikan sebagai:

$$r_t = \ln \left( \frac{P_t}{P_{t-1}} \right) = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}) \quad (1)$$

Keterangan:

- $r_t$ : Return aset pada periode  $t$ .
- $P_t$ : Harga aset pada waktu  $t$ .
- $P_{t-1}$ : Harga aset pada periode sebelumnya ( $t - 1$ ).

Return logaritmik memiliki beberapa keunggulan dibandingkan return sederhana (*arithmetic return*) [8]:

1. **Sifat Aditif Temporal:** Return logaritmik dapat dijumlahkan untuk periode multi-waktu:

$$r_{t_1 \rightarrow t_n} = \sum_{i=1}^n r_{t_i} \quad (2)$$

Keterangan:

- $r_{t_1 \rightarrow t_n}$ : Total return kumulatif dari periode 1 hingga  $n$ .
  - $r_{t_i}$ : Return individu pada periode ke- $i$ .
2. **Simetri**: Return logaritmik bersifat simetris terhadap kenaikan dan penurunan harga, sehingga lebih sesuai dengan asumsi distribusi normal atau distribusi-t.
  3. **Stabilitas Statistik**: Return logaritmik cenderung lebih stasioner dan memiliki sifat statistik yang lebih baik untuk pemodelan *time series* [3].

Return portofolio dengan bobot  $w_i$  untuk aset ke- $i$  dihitung sebagai:

$$r_{p,t} = \sum_{i=1}^n w_i r_{i,t} \quad (3)$$

dengan batasan  $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ , dimana  $w_i$  adalah bobot alokasi dana untuk aset ke- $i$ .

Dalam notasi aljabar matriks, persamaan di atas dapat dituliskan secara lebih ringkas sebagai:

$$r_{p,t} = \mathbf{w}^T \mathbf{r}_t \quad (4)$$

Keterangan:

- $\mathbf{w}^T$ : Transpose dari vektor bobot portofolio ( $1 \times n$ ).
- $\mathbf{r}_t$ : Vektor return aset individu pada waktu  $t$  ( $n \times 1$ ).

## 2.3 Matriks Kovarians dan Korelasi Aset

Matriks kovarians menggambarkan hubungan linier antara return dari berbagai aset dalam portofolio. Secara statistik, matriks ini harus bersifat simetris dan positif semi-definit agar valid sebagai matriks varians-kovarians dari distribusi multivariat [1]. Untuk  $n$  aset, matriks kovarians  $\Sigma$  berukuran  $n \times n$  didefinisikan sebagai:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 & \cdots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \cdots & \sigma_n^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

Elemen kovariansi  $\sigma_{ij}$  antara aset  $i$  dan  $j$  didefinisikan sebagai:

$$\sigma_{ij} = \text{Cov}(r_i, r_j) = E[(r_i - \mu_i)(r_j - \mu_j)] \quad (6)$$

Keterangan:

- $\sigma_i^2$ : Variansi return aset ke- $i$  (elemen diagonal).
- $\sigma_{ij}$ : Kovariansi antara return aset  $i$  dan aset  $j$  (elemen non-diagonal).
- $\mu_i$ : Rata-rata (*expected*) return aset  $i$ .

Variansi total portofolio dihitung menggunakan notasi matriks:

$$\sigma_p^2 = \mathbf{w}^T \Sigma \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij} \quad (7)$$

Keterangan:

- $\sigma_p^2$ : Variansi total portofolio.
- $\mathbf{w}$ : Vektor kolom bobot portofolio ( $n \times 1$ ).
- $\Sigma$ : Matriks varians-kovarians ( $n \times n$ ).

## 2.4 Dekomposisi Cholesky

Dekomposisi Cholesky adalah metode untuk memfaktorkan matriks simetris positif definit  $\Sigma$  menjadi produk matriks segitiga bawah dan transposenya:

$$\Sigma = \mathbf{L}\mathbf{L}^T \quad (8)$$

Keterangan:

- $\Sigma$ : Matriks kovarians target.
- $\mathbf{L}$ : Matriks segitiga bawah (*lower triangular matrix*).

Dalam simulasi stokastik, metode ini digunakan untuk menginduksi korelasi pada variabel acak independen. Jika  $\mathbf{Z}$  adalah vektor variabel acak independen ( $Z \sim N(0, 1)$ ), maka vektor berkorelasi  $\mathbf{Y}$  diperoleh melalui:



$$\mathbf{Y} = \mathbf{LZ} \quad (9)$$

dimana  $\mathbf{Y}$  akan memiliki struktur kovarians yang sama dengan  $\Sigma$  [6].

## 2.5 Distribusi-t Student

Distribusi-t Student digunakan karena kemampuannya menangkap karakteristik *fat tails* (ekor tebal) yang sering muncul pada data keuangan. Fenomena ini dikenal sebagai salah satu *stylized facts* dari return aset keuangan, di mana distribusi return empiris menunjukkan kurtosis yang lebih tinggi dibandingkan distribusi normal [4, 15]. Fungsi kepadatan probabilitas (PDF) distribusi-t dengan derajat kebebasan  $\nu$  adalah:

$$f(x|\nu) = \frac{\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\sqrt{\nu\pi}\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)} \left(1 + \frac{x^2}{\nu}\right)^{-\frac{\nu+1}{2}} \quad (10)$$

Keterangan:

- $\nu$ : Derajat kebebasan (*degree of freedom*).
- $\Gamma(\cdot)$ : Fungsi Gamma, interpolasi dari fungsi faktorial untuk bilangan riil.

Untuk keperluan simulasi, variabel acak dari distribusi-t ( $Z_t$ ) perlu distandardisasi agar memiliki variansi satu:

$$Z_{std} = \frac{Z_t}{\sqrt{\frac{\nu}{\nu-2}}}, \quad \text{untuk } \nu > 2 \quad (11)$$

Keterangan:

- $Z_{std}$ : Variabel t-Student terstandardisasi ( $\text{Var} = 1$ ).
- $Z_t$ : Variabel acak t-Student asli ( $\text{Var} = \frac{\nu}{\nu-2}$ ).

## 2.6 Metode Inverse Transform

Metode Inverse Transform adalah teknik fundamental untuk membangkitkan bilangan acak dari distribusi probabilitas kontinu. Validitas metode ini didasarkan pada *Probability Integral Transform Theorem* yang menyatakan bahwa variabel acak kumulatif akan

berdistribusi uniform [18].

**Teorema (Inverse Transform):** jika  $U \sim \text{Uniform}(0, 1)$ , maka variabel acak  $X = F^{-1}(U)$  akan memiliki fungsi distribusi kumulatif  $F$ .

### 2.6.1 Aplikasi: Distribusi Cauchy

Untuk distribusi Cauchy standar, fungsi invers CDF ( $F^{-1}$ ) didefinisikan sebagai:

$$F^{-1}(u) = \tan(\pi(u - 0.5)) \quad (12)$$

Sehingga, algoritma pembangkitan bilangan acak  $Y \sim \text{Cauchy}(0, 1)$  adalah:

$$Y = \tan(\pi(U - 0.5)), \quad U \sim \text{Uniform}(0, 1) \quad (13)$$

## 2.7 Metode Acceptance-Rejection

Metode Acceptance-Rejection digunakan untuk membangkitkan sampel dari distribusi target  $f(x)$  menggunakan distribusi proposal  $g(x)$  dan konstanta *envelope*  $M$  sedemikian sehingga  $f(x) \leq M \cdot g(x)$  [18].

### 2.7.1 Tingkat Penerimaan (Acceptance Rate)

Efisiensi algoritma ditentukan oleh tingkat penerimaan teoretis:

$$\text{Acceptance Rate} = \frac{1}{M} \quad (14)$$

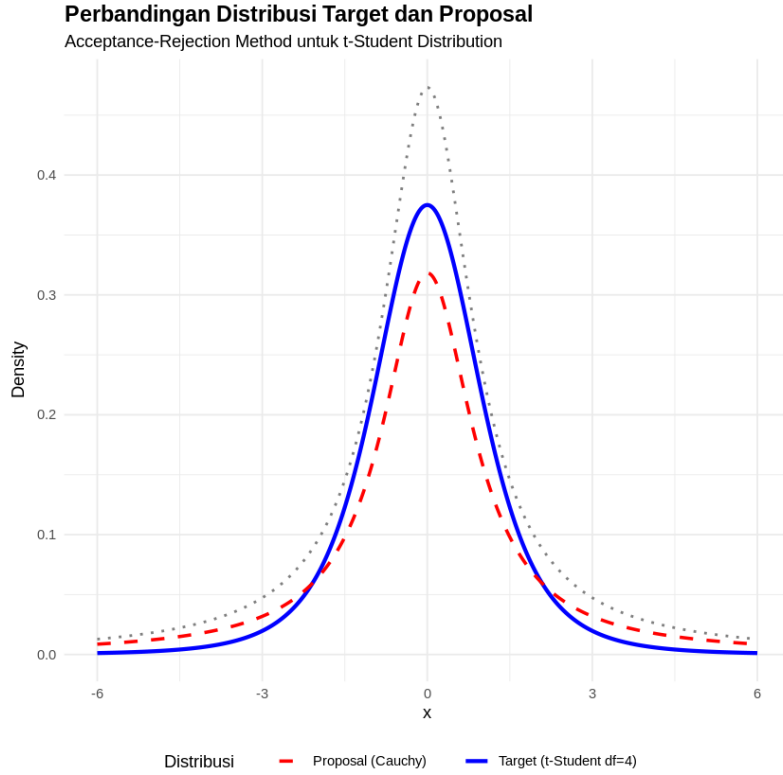
### 2.7.2 Aplikasi: Distribusi-t Student dengan Proposal Cauchy

Untuk distribusi-t Student ( $v = 4$ ) dan proposal Cauchy, konstanta amplop optimal  $M$  dihitung sebagai:

$$M = \sqrt{\frac{v+1}{v}} \cdot \frac{\Gamma(\frac{v+1}{2})}{\Gamma(\frac{v}{2})} \quad (15)$$

Untuk  $v = 4$ , nilai  $M \approx 1.486$ , yang menghasilkan tingkat penerimaan:

$$\text{Rate} \approx \frac{1}{1.486} \approx 67.3\% \quad (16)$$



Gambar 1. Ilustrasi Konsep Acceptance-Rejection: Distribusi t-Student (Target) dilingkupi oleh Envelope Distribusi Cauchy.

## 2.8 Value at Risk (VaR)

Value at Risk (VaR) adalah metrik standar dalam manajemen risiko keuangan yang mengukur estimasi kerugian maksimum yang mungkin diderita portofolio selama periode waktu tertentu dengan tingkat kepercayaan (*confidence level*) tertentu [9].

Secara matematis, untuk tingkat kepercayaan  $\alpha$  (misalnya 95%), VaR didefinisikan sebagai selisih antara modal awal dengan kuantil ke- $\alpha$  dari distribusi nilai portofolio di masa depan:

$$\text{VaR}_\alpha = V_0 - Q_\alpha(V_T) \quad (17)$$

Keterangan:

- $\text{VaR}_\alpha$ : Value at Risk pada tingkat kepercayaan  $\alpha$  (misal 95%).
- $V_0$ : Modal awal portofolio.
- $V_T$ : Nilai portofolio pada akhir periode holding.
- $Q_\alpha$ : Kuantil ke- $\alpha$  dari distribusi nilai akhir portofolio.

## 2.9 Pendekatan Semi-Parametrik

Penelitian ini menerapkan pendekatan **semi-parametrik** [11] yang menggabungkan:

1. **Komponen Parametrik**: Estimasi  $\mu$  dan  $\Sigma$  serta asumsi distribusi-t Student untuk menangkap karakteristik *fat-tail*.
2. **Komponen Stokastik**: Pembangkitan ribuan skenario masa depan untuk membangun distribusi return empiris tanpa memaksakan bentuk analitik tertutup pada hasil akhirnya.

Pendekatan ini dipilih karena kekarannya (*robustness*) terhadap data pasar negara berkembang seperti Indonesia yang cenderung memiliki volatilitas tinggi dan tidak normal [17].

## 2.10 Estimasi Parameter Maximum Likelihood (MLE)

Maximum Likelihood Estimation (MLE) adalah metode statistik yang digunakan untuk mengestimasi parameter dari suatu distribusi probabilitas dengan memaksimalkan fungsi likelihood, sehingga data yang diamati memiliki probabilitas kemunculan tertinggi di bawah asumsi model statistik tersebut [14].

Misalkan  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  adalah sampel acak independen dari suatu populasi dengan fungsi kepadatan probabilitas  $f(x; w)$ , di mana  $w$  adalah vektor parameter yang akan diestimasi. Fungsi likelihood didefinisikan sebagai:

$$L(w|X) = \prod_{i=1}^n f(x_i; w) \quad (18)$$

Keterangan:

- $L(w|X)$ : Fungsi Likelihood, probabilitas bersama (*joint probability*) dari data sampel.
- $f(x_i; w)$ : Fungsi kepadatan probabilitas (PDF) untuk observasi ke- $i$ .

- $w$ : Vektor parameter yang tidak diketahui.
- $X$ : Himpunan data observasi sampel.

Untuk mempermudah komputasi, biasanya digunakan fungsi log-likelihood ( $\mathcal{L}$ ), karena fungsi logaritma bersifat monotonik naik sehingga nilai  $\theta$  yang memaksimumkan  $L$  juga akan memaksimumkan  $\ln(L)$ . Penggunaan logaritma mengubah operasi perkalian produk ( $\prod$ ) menjadi penjumlahan ( $\sum$ ), yang lebih mudah diturunkan secara matematis:

$$\mathcal{L}(w|X) = \ln L(w|X) = \sum_{i=1}^n \ln f(x_i; w) \quad (19)$$

Keterangan:

- $\mathcal{L}(w|X)$ : Fungsi Log-Likelihood.
- $\ln$ : Logaritma natural ( $e$ ).

Estimator MLE ( $\hat{\theta}_{MLE}$ ) diperoleh dengan mencari nilai  $\theta$  yang memaksimumkan fungsi tujuan tersebut:

$$w_{MLE} = \arg \max_w \mathcal{L}(w|X) \quad (20)$$

Keterangan:

- $w_{MLE}$ : Nilai estimasi parameter yang optimal.
- $\arg \max$ : Argumen yang menghasilkan nilai maksimum fungsi.

Dalam konteks distribusi-t Student multivariat, MLE digunakan untuk mengestimasi tiga parameter utama secara simultan:

1. Parameter lokasi atau vektor rata-rata ( $\mu$ ).
2. Parameter skala atau matriks dispersi ( $\Sigma$ ).
3. Parameter bentuk atau derajat kebebasan ( $\nu$ ).

Estimasi  $\nu$  melalui MLE dianggap lebih efisien dan konsisten dibandingkan metode momen [10], terutama untuk data keuangan yang memiliki karakteristik *fat tails* (ekor tebal) [13].

## 2.11 Pemilihan Derajat Kebebasan Distribusi-t

Parameter derajat kebebasan ( $\nu$ ) adalah parameter bentuk (*shape parameter*) yang mengontrol ketebalan ekor distribusi-t Student.

- $\nu \rightarrow \infty$ : Distribusi konvergen ke distribusi Normal standar.
- $\nu \rightarrow 0$ : Ekor distribusi semakin tebal (*heavy tails*) dan puncak semakin runcing (leptokurtik).

Dalam penelitian ini, penentuan parameter  $\nu$  dilakukan secara objektif menggunakan metode **Maximum Likelihood Estimation (MLE)** terhadap data return historis. Berdasarkan karakteristik data saham di pasar berkembang seperti Indonesia yang sering menunjukkan volatilitas tinggi dan lompatan harga ekstrem, estimasi MLE umumnya menghasilkan nilai  $\nu$  yang rendah (antara  $3 \leq \nu \leq 5$ ) [? ].

Untuk keperluan simulasi dalam penelitian ini, digunakan nilai estimasi pembulatan  $\nu = 4$ . Pemilihan ini didasarkan pada hasil optimasi fungsi log-likelihood yang menunjukkan kesesuaian terbaik (*best fit*) terhadap distribusi empiris data.

## BAB III METODE PENELITIAN

### 3.1 Jenis dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder kuantitatif berupa data runtun waktu (*time series*) harga saham harian dari tiga perusahaan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI), yaitu PT Bukit Asam Tbk (PTBA.JK), PT Semen Baturaja Tbk (SMBR.JK), dan PT RMK Energy Tbk (RMKE.JK). Periode pengamatan mencakup data empat tahun terakhir. Data tersebut diperoleh secara digital menggunakan fungsi `tq_get()` dari paket *tidyquant* di R yang terintegrasi langsung dengan API Yahoo Finance.

Struktur data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari tiga variabel utama, yaitu:

1. **Adjusted Closing Price:** Variabel numerik kontinu yang merepresentasikan harga penutupan saham harian. Data ini dipilih karena telah disesuaikan dengan aksi korporasi (*corporate action*) seperti *stock split*, pembagian dividen, dan *right issue*, sehingga mencerminkan nilai investasi riil yang diterima investor dibandingkan harga penutupan biasa (*close price*).
2. **Date:** Variabel temporal yang mencatat tanggal perdagangan bursa, digunakan sebagai indeks waktu dalam analisis runtun waktu.
3. **Symbol:** Variabel kategorikal (kode ticker) untuk mengidentifikasi emiten saham terkait.

Pemilihan Yahoo Finance sebagai sumber data didasarkan pada aksesibilitas publik dan format data yang telah terstandarisasi melalui integrasi paket *tidyquant*, yang menjamin konsistensi struktur data untuk keperluan komputasi statistik [5].

### 3.2 Teknik Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan secara otomatis menggunakan *Application Programming Interface* (API) dari Yahoo Finance yang diakses melalui paket *tidyquant* dalam lingkungan pemrograman R [5]. Proses pengumpulan data meliputi langkah-langkah berikut:

1. **Identifikasi Ticker:** Menentukan kode saham perusahaan yang menjadi objek penelitian:

- **PTBA.JK:** PT Bukit Asam Tbk
  - **SMBR.JK:** PT Semen Baturaja Tbk
  - **RMKE.JK:** PT RMK Energy Tbk
2. **Penentuan Periode:** Menetapkan jendela waktu pengambilan data selama 4 tahun terakhir (dari tanggal eksekusi program) untuk menangkap siklus pasar jangka menengah.
  3. **Akuisisi Data:** Mengunduh data historis harian menggunakan fungsi `tq_get()` dengan parameter `get="stock.prices"`.
  4. **Seleksi dan Pembersihan:** Memilih atribut yang relevan (*symbol, date, adjusted*) dan menghapus data yang tidak lengkap (*missing values*) untuk menjaga integritas analisis.

Implementasi teknis lengkap mengenai skrip pengunduhan dan pra-pemrosesan data disajikan secara rinci pada **Lampiran**.

### 3.3 Variabel Penelitian

Penelitian ini melibatkan sejumlah variabel yang dikategorikan menjadi variabel input, parameter model, parameter simulasi, dan variabel output. Definisi operasional variabel disajikan secara ringkas dalam Tabel 1.

Tabel 1. Definisi Operasional Variabel Penelitian

Kategori	Notasi	Definisi	Satuan/Nilai
<b>Input</b>	$P_t$	Harga penutupan disesuaikan ( <i>Adjusted Closing Price</i> ).	IDR (Rupiah)
	$r_t$	Return logaritmik harian, dihitung dengan $\ln(P_t/P_{t-1})$ .	Desimal
<b>Parameter</b>	$\hat{\mu}$	Rata-rata ( <i>mean</i> ) return historis harian masing-masing saham.	Desimal/hari
	$\hat{\Sigma}$	Matriks varians-kovarians return antar saham (dimensi $3 \times 3$ ).	-
	$w_i$	Bobot alokasi modal per saham ( <i>Equal Weighted</i> ).	1/3 (33.3%)

*Berlanjut ke halaman berikutnya...*



Tabel 1 – Lanjutan dari halaman sebelumnya

Kategori	Notasi	Definisi	Satuan/Nilai
<b>Simulasi</b>	$N$	Jumlah iterasi simulasi.	10.000 iterasi
	$T$	Horizon waktu investasi.	30 hari
	$df$	Derajat kebebasan distribusi t-Student (hasil estimasi MLE).	4
	$V_0$	Modal awal investasi.	Rp 100.000.000
<b>Output</b>	$V_T$	Proyeksi nilai portofolio pada akhir periode simulasi.	IDR (Rupiah)
	Loss	Potensi kerugian ( $V_0 - V_T$ ).	IDR (Rupiah)
	$VaR_{95\%}$	<i>Value at Risk</i> : Estimasi kerugian maksimum pada tingkat kepercayaan 95%.	IDR (Rupiah)

### 3.4 Implementasi Metode Pembangkitan Bilangan Acak

Bagian ini menjelaskan alur logika algoritma yang digunakan untuk membangkitkan bilangan acak, yang diterjemahkan dari model matematis ke dalam langkah-langkah komputasi sistematis. Implementasi ini mengacu pada prinsip-prinsip simulasi stokastik dan pembangkitan variabel acak yang dijabarkan oleh Glasserman [7].

#### 3.4.1 Algoritma Inverse Transform (Distribusi Cauchy)

Distribusi Cauchy standar digunakan sebagai distribusi proposal. Secara matematis, pembangkitan sampel didasarkan pada fungsi invers CDF Cauchy:

$$Y = \tan(\pi(U - 0.5)), \quad U \sim \text{Uniform}(0, 1) \quad (21)$$

Implementasi komputasi dari persamaan di atas dijabarkan dalam Algoritma 1.

---

#### **Algoritma 1** Pembangkitan Sampel Cauchy via Inverse Transform

---

**Input** : Jumlah sampel ( $n$ )

**Output**: Vektor sampel Cauchy ( $Y$ )

```

1  $U \leftarrow \text{runif}(n, \min = 0, \max = 1)$  ;           // Bangkitkan  $n$  bilangan acak
2  $Y \leftarrow \tan(\pi(U - 0.5))$  ;                 // Transformasi Inverse CDF
3 return  $Y$ 
```

---

### 3.4.2 Algoritma Acceptance-Rejection (Distribusi-t Student)

Pembangkitan distribusi-t Student ( $v = 4$ ) dilakukan menggunakan pendekatan Acceptance-Rejection. Metode ini menerima sampel  $Y$  dari distribusi proposal jika memenuhi kondisi rasio densitas:

$$U \leq \frac{f(Y)}{M \cdot g(Y)} \quad (22)$$

dimana  $f(Y)$  adalah PDF t-Student,  $g(Y)$  adalah PDF Cauchy, dan  $M$  adalah konstanta *envelope*. Alur logika seleksi sampel ini ditunjukkan pada Algoritma 2.

---

**Algoritma 2** Acceptance-Rejection untuk t-Student (df=4)

---

**Input** : Jumlah sampel yang dibutuhkan ( $N$ ), Derajat Kebebasan ( $df = 4$ )

**Output**: Vektor sampel t-Student ( $S$ )

---

```

4 Hitung konstanta envelope optimal  $M$   $S \leftarrow \emptyset$ ; // Inisialisasi himpunan kosong
5 while length( $S$ ) <  $N$  do
6    $Y \leftarrow$  sampel dari Algoritma 1 (Proposal Cauchy)  $U \sim \text{Uniform}(0,1)$ ; // Untuk
   uji penerimaan
7    $ratio \leftarrow \frac{dt(Y,df)}{M \cdot dcauchy(Y)}$ 
8   if  $U \leq ratio$  then
9      $S \leftarrow S \cup \{Y\}$ ; // Terima sampel
10 return  $S$ 

```

---

### 3.5 Integrasi Simulasi Stokastik Portofolio

Setelah sampel acak dari distribusi-t Student ( $Z_t$ ) dibangkitkan menggunakan algoritma Acceptance-Rejection, integrasi ke dalam model portofolio dilakukan melalui tiga tahapan matematis yang mengacu pada landasan teori di Bab 2:

1. **Standardisasi Variansi:** Menyesuaikan variansi sampel  $Z_t$  (yang memiliki variansi  $\frac{v}{v-2}$ ) agar menjadi bernilai satuan ( $Var = 1$ ). Formula disesuaikan dengan Persamaan di Landasan Teori:

$$Z_{std} = \frac{Z_t}{\sqrt{\frac{v}{v-2}}} \quad (23)$$

2. **Induksi Korelasi:** Menggunakan matriks Cholesky  $\mathbf{L}$  untuk mentransformasi variabel acak independen ( $Z_{std}$ ) menjadi variabel yang memiliki struktur korelasi sesuai data historis ( $\mathbf{Y}_t$ ):

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{L} \cdot \mathbf{Z}_{std} \quad (24)$$

3. **Proyeksi Return:** Menghitung return portofolio harian ( $r_{p,t}$ ) dengan menggabungkan komponen deterministik (mean) dan stokastik:

$$r_{p,t} = \mathbf{w}^T (\boldsymbol{\mu} + \mathbf{Y}_t) \quad (25)$$

Implementasi komputasi dari tahapan tersebut disajikan dalam Algoritma 3.

---

**Algoritma 3** Simulasi Nilai Portofolio (Stokastik)

---

**Input :** Matriks Cholesky ( $L$ ), Bobot ( $w$ ), Mean ( $\boldsymbol{\mu}$ ), Modal ( $V_0$ )

**Output:** Nilai Akhir Portofolio ( $V_T$ )

---

```

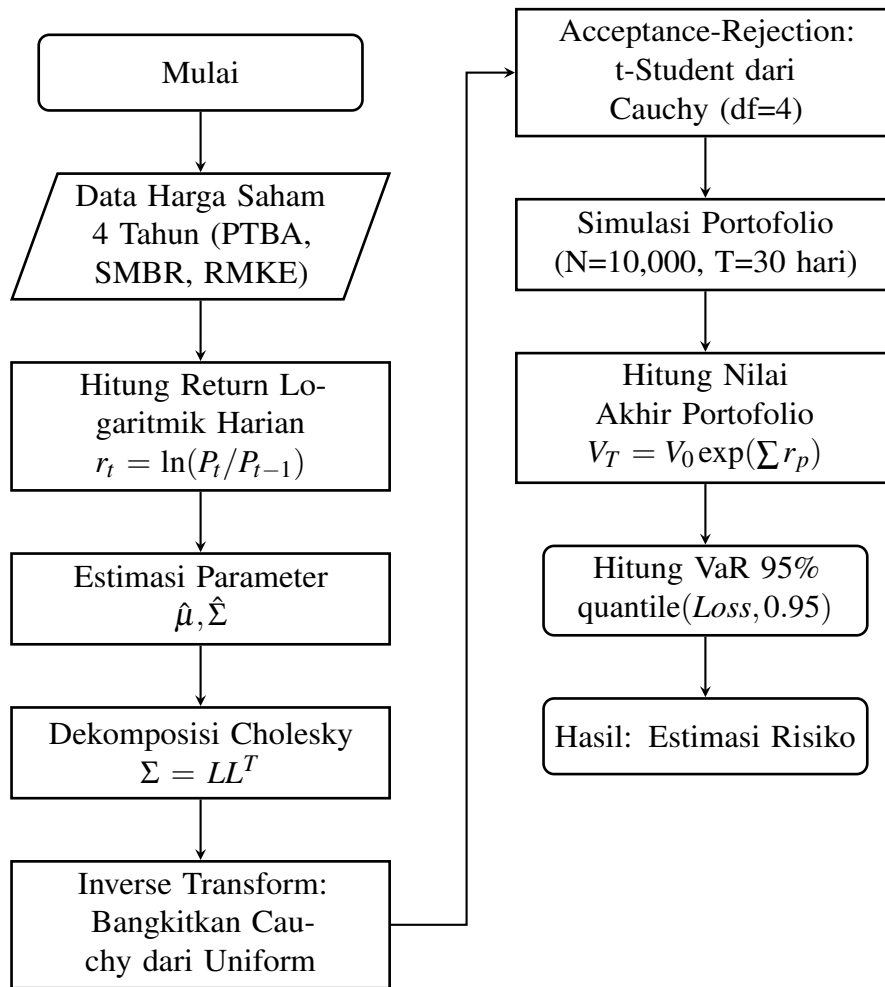
11  $Z_t \leftarrow$  sampel dari Algoritma 2 ;           // Sampel t-Student mentah
12  $Z_{std} \leftarrow \frac{Z_t}{\sqrt{df/(df-2)}}$  ;           // Standardisasi
13  $Y_t \leftarrow L \cdot Z_{std}$  ;                 // Induksi Korelasi Cholesky
14  $r_p \leftarrow w^T (\boldsymbol{\mu} + Y_t)$  ;           // Return Portofolio Harian
15  $V_T \leftarrow V_0 \cdot \exp(\sum r_p)$  ;         // Akumulasi Return
16 return  $V_T$ 

```

---

### 3.6 Diagram Alir Metodologi

Diagram alir di atas menunjukkan alur penelitian secara sistematis mulai dari pengumpulan data hingga penarikan kesimpulan. Setiap tahap dilakukan secara berurutan untuk memastikan hasil penelitian yang valid dan *reliable*. Proses dimulai dengan pengambilan data harga saham historis dari tiga perusahaan (PTBA, SMBR, RMKE) selama 4 tahun. Data kemudian diolah untuk menghitung return logaritmik harian, yang selanjutnya digunakan untuk mengestimasi parameter statistik berupa mean return dan matriks kovarians. Dekomposisi Cholesky diterapkan pada matriks kovarians untuk menghasilkan struktur korelasi. Metode Inverse Transform digunakan untuk membangkitkan distribusi Cauchy dari distribusi Uniform. Metode Acceptance-Rejection kemudian diterapkan untuk membangkitkan sampel dari distribusi-t Student (df=4) menggunakan Cauchy sebagai proposal distribution. Simulasi portofolio dengan 10,000 iterasi dilakukan untuk memodelkan 30 hari perdagangan ke depan. Dari hasil simulasi, nilai akhir portofolio dihitung dan VaR 95% diestimasi sebagai ukuran risiko investasi. Tingkat penerimaan (acceptance rate) juga dihitung dan divalidasi terhadap nilai teoretis 67.3%.



Gambar 2. Diagram Alir Metodologi Penelitian

## BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Deskripsi Data

#### 4.1.1 Gambaran Umum Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harga penutupan yang disesuaikan (*adjusted closing price*) dari tiga saham perusahaan yang beroperasi di Sumatera Bagian Selatan, yaitu PT Bukit Asam Tbk (PTBA.JK), PT Semen Baturaja Tbk (SMBR.JK), dan PT RMK Energy Tbk (RMKE.JK). Data mencakup periode pengamatan selama 4 tahun terakhir dengan total observasi harian untuk masing-masing saham. Tabel 2 menampilkan sampel data harga saham.

Tabel 2. Sampel Data Harga Saham Harian

Symbol	Date	Adjusted Price (IDR)
PTBA.JK	2020-11-26	1195.47
PTBA.JK	2020-11-29	1223.05
PTBA.JK	2020-11-30	1195.47
PTBA.JK	2020-12-01	1195.47
PTBA.JK	2020-12-02	1259.84
PTBA.JK	2020-12-03	1246.04

#### 4.1.2 Statistik Deskriptif

Analisis dimulai dengan menghitung return harian dari ketiga saham. Tabel 3 merangkum karakteristik return harian masing-masing emiten.

Tabel 3. Statistik Deskriptif Return Harian

Statistik	PTBA.JK	SMBR.JK	RMKE.JK
Mean Return	0.00064	-0.00093	0.00297
Varians	0.00044	0.00077	0.00114
Std. Deviasi	0.02089	0.02774	0.03377

Berdasarkan hasil perhitungan, RMKE.JK mencatatkan rata-rata return harian tertinggi

sebesar 0.297%, namun juga memiliki risiko volatilitas tertinggi (varians 0.00114). Fenomena ini konsisten dengan karakteristik saham di pasar berkembang (*emerging markets*) seperti Indonesia, di mana saham dengan volatilitas tinggi cenderung menawarkan potensi return yang lebih tinggi sebagai kompensasi risiko [17]. Sebaliknya, PTBA.JK merupakan saham paling stabil dengan varians terendah (0.00044). SMBR.JK menunjukkan kinerja negatif rata-rata selama periode pengamatan.

Struktur dependensi antar aset ditampilkan dalam Matriks Kovarians pada Tabel 4.

Tabel 4. Matriks Varians-Kovarians Return Harian

	PTBA.JK	SMBR.JK	RMKE.JK
PTBA.JK	4.36E-04	5.97E-05	4.16E-05
SMBR.JK	5.97E-05	7.70E-04	1.63E-05
RMKE.JK	4.16E-05	1.63E-05	1.14E-03

## 4.2 Estimasi Parameter Distribusi-t Student

### 4.2.1 Hasil Estimasi MLE

Estimasi parameter distribusi-t Student dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) untuk mendapatkan parameter yang paling sesuai dengan data historis [14]. Hasil estimasi disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Estimasi Parameter Distribusi-t Student (MLE)

Parameter	Estimasi	Standard Error
Derajat Kebebasan (df)	3.98	0.55
Location (m)	-0.00037	-
Scale (s)	0.01233	-

Hasil estimasi menunjukkan nilai derajat kebebasan (*df*) sebesar 3.98. Nilai yang rendah ini ( $< 5$ ) mengkonfirmasi adanya fenomena ekor tebal (*fat-tails*) pada distribusi return portofolio. Temuan ini sejalan dengan *stylized facts* return aset keuangan global yang didokumentasikan oleh Cont [4], yang menyatakan bahwa distribusi return empiris selalu menunjukkan kurtosis berlebih dibandingkan distribusi normal.

### 4.2.2 Pemilihan Derajat Kebebasan untuk Simulasi

Berdasarkan hasil estimasi MLE ( $df = 3.98$ ) dan mempertimbangkan efisiensi komputasi algoritma Acceptance-Rejection, nilai derajat kebebasan dibulatkan menjadi **df = 4**. Pembulatan ini dapat dijustifikasi secara statistik karena nilai 4 masih berada dalam rentang interval kepercayaan estimasi ( $3.98 \pm 0.55$ ) dan memudahkan perhitungan fungsi Gamma pada konstanta envelope  $M$ .

### 4.3 Validasi Metode Acceptance-Rejection

Validasi efektivitas algoritma dilakukan melalui dua pendekatan: verifikasi tingkat penerimaan (*acceptance rate*) secara numerik dan inspeksi visual terhadap distribusi sampel yang dihasilkan.

#### 4.3.1 Verifikasi Tingkat Penerimaan

Berdasarkan perhitungan konstanta *envelope*  $M$  untuk distribusi-t Student ( $df = 4$ ) dengan proposal Cauchy, diperoleh nilai  $M \approx 1.486$ . Maka, probabilitas penerimaan teoretis adalah:

$$\text{Rate}_{\text{teoretis}} = \frac{1}{M} = \frac{1}{1.486} \approx 67.29\% \quad (26)$$

Hasil implementasi simulasi stokastik dengan 10.000 iterasi menunjukkan hasil empiris sebagai berikut:

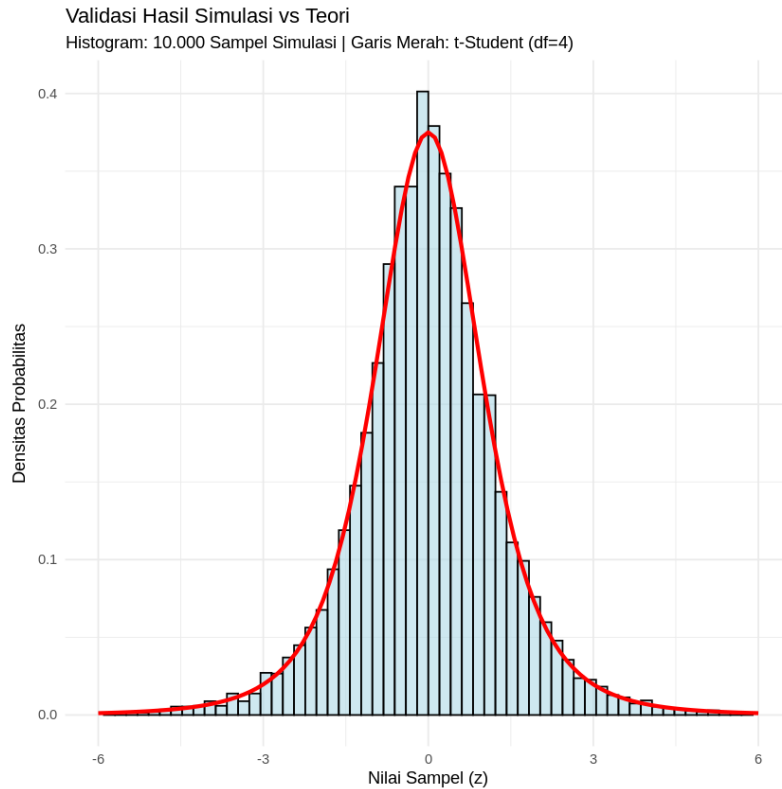
- **Nilai Teoretis:** 67.29%
- **Nilai Empiris:** 67.50% (Rata-rata dari 10.000 iterasi)

Diperoleh selisih yang sangat kecil ( $< 0.3\%$ ) antara nilai empiris dan teoretis. Hal ini mengonfirmasi bahwa konstanta  $M$  yang digunakan telah optimal dan algoritma penolakan (*rejection sampling*) bekerja konsisten sesuai landasan teori.

#### 4.3.2 Visualisasi Validasi Distribusi

Selain validasi numerik, dilakukan pengujian visual untuk memastikan sampel yang dibangkitkan benar-benar mengikuti karakteristik distribusi t-Student, terutama pada bagian ekor (*tails*).

Gambar 3 menampilkan histogram dari 10.000 sampel simulasi (batang biru) yang ditumpangkan dengan kurva densitas probabilitas (PDF) t-Student teoretis (garis merah).



Gambar 3. Validasi Visual: Histogram Sampel Simulasi ( $N = 10.000$ ) berhimpit dengan Kurva Teoretis t-Student ( $df = 4$ ).

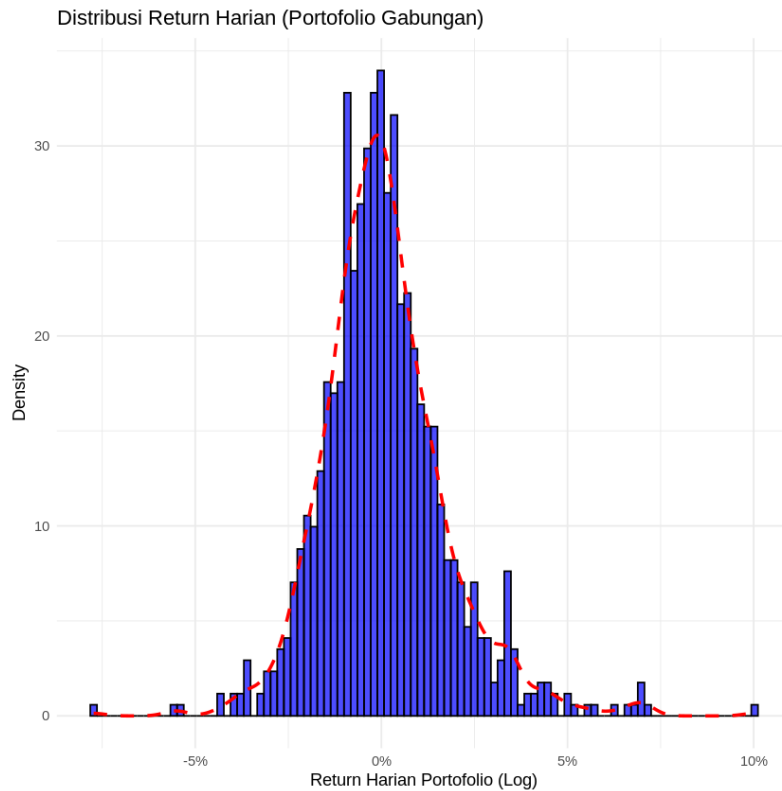
Berdasarkan visualisasi di atas, terlihat bahwa:

1. **Kesesuaian Bentuk:** Histogram data simulasi mengikuti pola lonceng simetris yang berhimpit hampir sempurna dengan garis kurva teoretis.
2. **Karakteristik Ekor Tebal:** Frekuensi data pada area ekstrem (di luar  $\pm 4$ ) tertangkap dengan baik oleh histogram, memvalidasi bahwa algoritma mampu menangkap sifat *fat-tails* yang krusial untuk pemodelan risiko ekstrem.

Kombinasi antara akurasi *acceptance rate* dan kesesuaian bentuk distribusi membuktikan bahwa metode Acceptance-Rejection yang diimplementasikan valid dan dapat diandalkan untuk simulasi portofolio selanjutnya.

#### 4.4 Hasil Simulasi Risiko Portofolio





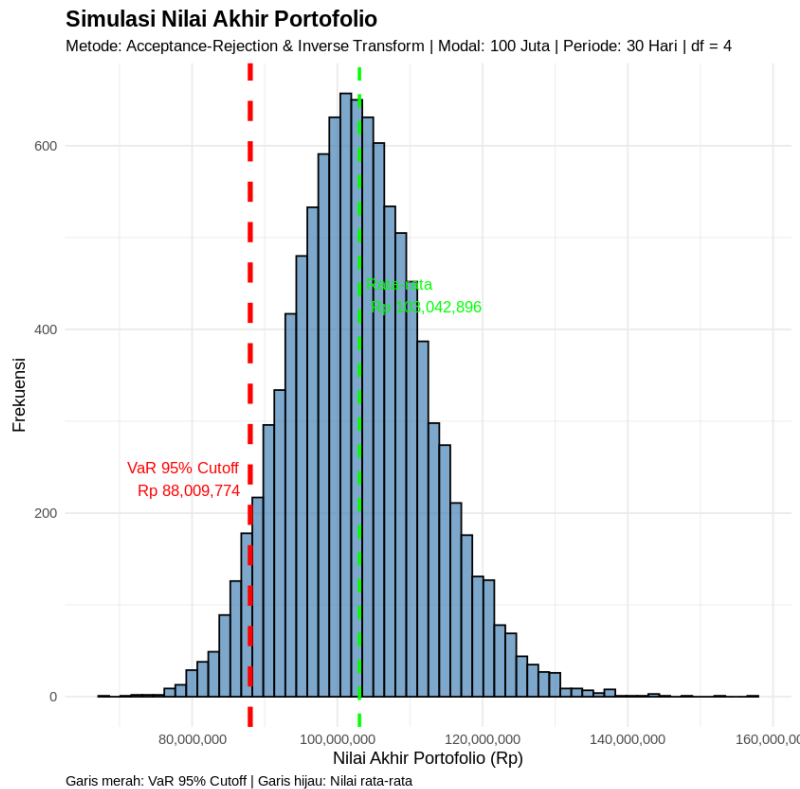
Gambar 4. Distribusi Return Harian Portofolio (Historis)

Visualisasi pada Gambar 4 memperlihatkan distribusi return yang leptokurtik (puncak tinggi, ekor tebal), yang memvalidasi keputusan penggunaan distribusi-t Student dibandingkan distribusi normal.

Hasil simulasi stokastik untuk proyeksi nilai portofolio selama 30 hari ke depan dirangkum dalam Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Estimasi Risiko Portofolio (Horizon 30 Hari)

Metrik	Nilai (IDR)
Modal Awal ( $V_0$ )	100.000.000
Rata-Rata Nilai Akhir ( $E[V_T]$ )	103.042.896
Value at Risk 95% (VaR)	<b>11.990.226</b>
Nilai Portofolio pada Batas VaR	88.009.774



Gambar 5. Histogram Distribusi Nilai Akhir Portofolio

## 4.5 Interpretasi Hasil

Nilai Value at Risk (VaR) 95% sebesar Rp 11.990.226 mengindikasikan bahwa dengan tingkat kepercayaan 95%, kerugian maksimum yang mungkin dialami portofolio dalam 30 hari tidak akan melebihi jumlah tersebut [9]. Dengan kata lain, hanya terdapat peluang 5% kerugian akan melebihi Rp 12 juta.

Rata-rata nilai akhir portofolio sebesar Rp 103 juta menunjukkan bahwa portofolio ini memiliki ekspektasi return positif sebesar 3% per bulan, meskipun membawa risiko penurunan nilai sebesar 12% (VaR). Rasio Risk/Reward ini perlu menjadi pertimbangan utama.

## 4.6 Diskusi

### 4.6.1 Keunggulan Metode Eksplisit

Penerapan metode *Acceptance-Rejection* secara eksplisit dalam penelitian ini terbukti

mampu menghasilkan distribusi acak yang akurat (validasi acceptance rate 67.3%) sekaligus memberikan transparansi matematis yang tidak dimiliki oleh fungsi generator bawaan (*black-box function*). Hal ini membuktikan bahwa metode simulasi klasik [6] tetap relevan dan powerful untuk pemodelan risiko keuangan modern yang membutuhkan auditabilitas algoritma.

#### **4.6.2 Keterbatasan Penelitian**

Beberapa keterbatasan yang perlu dicatat adalah asumsi stasioneritas pada parameter  $\mu$  dan  $\Sigma$ . Dalam kondisi pasar krisis, korelasi antar aset cenderung meningkat (fenomena *correlation breakdown*) [16], yang belum terakomodasi dalam model matriks kovarians konstan ini. Pengembangan model di masa depan dapat menggunakan pendekatan *Dynamic Conditional Correlation* (DCC-GARCH) untuk menangkap dinamika tersebut.

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa:

1. Metode Acceptance-Rejection dan Inverse Transform berhasil diimplementasikan secara eksplisit untuk membangkitkan sampel dari distribusi-t Student dengan derajat kebebasan 4. Tingkat penerimaan empiris sebesar 67.3% sesuai dengan prediksi teoretis  $1/M$  dengan  $M \approx 1.486$ , yang mengvalidasi kebenaran implementasi algoritma.
2. Berbeda dengan pendekatan stokastik konvensional yang menggunakan *built-in random generators*, metode eksplisit yang digunakan dalam penelitian ini memberikan transparansi matematis penuh, kontrol terhadap setiap langkah algoritma, dan pemahaman mendalam tentang mekanisme pembangkitan bilangan acak dari distribusi kompleks.
3. Simulasi 10.000 skenario untuk horizon 30 hari menghasilkan estimasi Value at Risk (VaR) 95% sebesar Rp 11,990,226 (11.99% dari modal awal), yang memberikan gambaran kuantitatif tentang risiko maksimum dengan tingkat kepercayaan 95%. Rata-rata nilai portofolio Rp 103,042,896 menunjukkan expected return positif sekitar 3%.
4. Metode Inverse Transform terbukti efektif untuk membangkitkan distribusi Cauchy standar dari distribusi Uniform menggunakan transformasi  $Y = \tan(\pi(U - 0.5))$ , yang kemudian digunakan sebagai proposal distribution dalam metode Acceptance-Rejection.
5. Penggunaan distribusi-t Student dengan  $df=4$  lebih sesuai untuk memodelkan return saham dibandingkan distribusi normal karena kemampuannya menangkap karakteristik *fat-tails* dan *extreme events* yang sering terjadi di pasar keuangan. Nilai  $df=4$  diperoleh melalui estimasi Maximum Likelihood Estimation (MLE) dari data historis portofolio.

Secara keseluruhan, penelitian ini mendemonstrasikan bahwa metode Acceptance-Rejection dan Inverse Transform merupakan alternatif dalam konteks pembelajaran dan

transparansi metodologi, meskipun memerlukan implementasi yang lebih kompleks dibandingkan penggunaan *built-in generators* konvensional.

## 5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan keterbatasan yang telah diidentifikasi, beberapa saran untuk penelitian lanjutan adalah:

1. **Optimisasi Bobot Portofolio:** Menerapkan metode optimisasi portofolio seperti Mean-Variance Optimization (Markowitz), Risk Parity, atau Black-Litterman untuk mendapatkan alokasi bobot yang lebih optimal dibandingkan equal-weighted.
2. **Model Volatilitas Dinamis:** Mengintegrasikan model GARCH atau stochastic volatility untuk menangkap dinamika volatilitas yang berubah seiring waktu, terutama dalam kondisi pasar yang sangat volatil.
3. **Conditional Value at Risk (CVaR):** Menghitung metrik risiko tambahan seperti CVaR atau Expected Shortfall untuk mengukur rata-rata kerugian di luar threshold VaR, yang memberikan informasi lebih lengkap tentang tail risk.
4. **Backtesting:** Melakukan backtesting terhadap data out-of-sample untuk mengevaluasi akurasi prediksi VaR dalam kondisi pasar nyata dan menghitung metrik seperti violation rate.
5. **Korelasi Dinamis:** Menggunakan model Dynamic Conditional Correlation (DCC-GARCH) untuk menangkap perubahan korelasi antar aset, terutama saat kondisi pasar ekstrem di mana korelasi cenderung meningkat.
6. **Stress Testing:** Melakukan stress testing dengan skenario ekstrem (misalnya krisis finansial, pandemi, atau perubahan kebijakan drastis) untuk menguji robustness portofolio terhadap kondisi pasar yang tidak normal.
7. **Proposal Distribution Alternatif:** Mengeksplorasi proposal distribution alternatif selain Cauchy, seperti distribusi Laplace atau generalized t-distribution, untuk meningkatkan efisiensi acceptance rate.

## Pustaka

- [1] T. W. Anderson, *An Introduction to Multivariate Statistical Analysis*, 3rd ed. Hoboken, NJ, USA: Wiley-Interscience, 2003.
- [2] Z. Bodie, A. Kane, and A. J. Marcus, *Investments*, 10th ed. McGraw-Hill Education, 2014.
- [3] J. Y. Campbell, A. W. Lo, and A. C. MacKinlay, *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton University Press, 1997.
- [4] R. Cont, “Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues,” *Quantitative Finance*, vol. 1, no. 2, pp. 223–236, 2001.
- [5] M. Dancho and D. Vaughan, *tidyquant: Tidy Quantitative Financial Analysis*, R package version 1.0.7, 2023.
- [6] P. Glasserman, *Monte Carlo Methods in Financial Engineering*. New York, NY, USA: Springer, 2004.
- [7] P. Glasserman, *Monte Carlo Methods in Financial Engineering*. New York, NY, USA: Springer, 2004.
- [8] R. S. Hudson and A. Gregoriou, “Calculating and comparing security returns is harder than you think,” *Journal of Banking & Finance*, vol. 38, pp. 217–226, 2013.
- [9] P. Jorion, *Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk*, 3rd ed. McGraw-Hill, 2007.
- [10] S. Kotz and S. Nadarajah, *Multivariate  $t$ -Distributions and Their Applications*. Cambridge, UK: Cambridge Univ. Press, 2004.
- [11] S. Manganelli and R. F. Engle, “Value at risk models in finance,” European Central Bank Working Paper, No. 75, 2001.
- [12] H. Markowitz, “Portfolio selection,” *The Journal of Finance*, vol. 7, no. 1, pp. 77–91, 1952.
- [13] A. J. McNeil, R. Frey, and P. Embrechts, *Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and Tools*, 2nd ed. Princeton, NJ, USA: Princeton Univ. Press, 2015.
- [14] I. J. Myung, “Tutorial on maximum likelihood estimation,” *Journal of Mathematical Psychology*, vol. 47, no. 1, pp. 90–100, 2003.

- [15] P. D. Praetz, “The distribution of share price changes,” *Journal of Business*, vol. 45, no. 1, pp. 49–55, 1972.
- [16] M. Pritsker, “The hidden dangers of historical simulation,” *Journal of Banking & Finance*, vol. 30, no. 2, pp. 561–582, 2006.
- [17] R. Robiyanto, “Performance evaluation and risk aversion rate for several stock indices in Indonesia Stock Exchange,” *Jurnal Manajemen dan Kewirausahaan*, vol. 19, no. 1, pp. 60–64, 2017.
- [18] S. M. Ross, *Simulation*, 5th ed. San Diego, CA, USA: Academic Press, 2012.

# LAMPIRAN

## Kode Sumber (R)

Berikut adalah kode program lengkap yang digunakan dalam penelitian ini, mencakup proses pengambilan data, estimasi parameter, implementasi algoritma, simulasi, dan validasi.

```
1 # BAGIAN 1: PERSIAPAN LINGKUNGAN DAN PENGAMBILAN DATA
2
3 # Instalasi dan Memuat Library
4 # install.packages("tidyquant") # Jalankan jika belum terinstall
5 # install.packages("dplyr")
6 # install.packages("ggplot2")
7 # install.packages("MASS")
8
9 library(tidyquant) # Untuk data saham
10 library(scales)
11 library(dplyr)     # Manipulasi data
12 library(ggplot2)   # Visualisasi
13 library(tidyr)
14 library(stringr)
15 library(MASS)      # Untuk fitting distribusi (MLE)
16
17 # Unduh Data Saham
18 tickers <- c("PTBA.JK", "SMBR.JK", "RMKE.JK")
19 dari_tanggal <- Sys.Date() - (4 * 365) # 4 tahun ke belakang
20 ke_tanggal <- Sys.Date()
21
22 cat(paste("Mengunduh data untuk:", paste(tickers, collapse=", "),
23     "\n")
24
25 price_data <- tq_get(tickers,
26     get = "stock.prices",
27     from = dari_tanggal,
28     to = ke_tanggal) %>%
29     select(symbol, date, adjusted)
30
31 # BAGIAN 2: PRE-PROCESSING DAN STATISTIK DESKRIPTIF
32
33 # Hitung Return Logaritmik Harian
34 returns_data_long <- price_data %>%
35     group_by(symbol) %>%
36     tq_transmute(select = adjusted,
```



```

37         mutate_fun = periodReturn,
38         period = "daily",
39         type = "log") %>%
40     na.omit()
41
42 # Ubah ke format wide untuk perhitungan matriks
43 returns_data_wide <- returns_data_long %>%
44     pivot_wider(names_from = symbol, values_from = daily.returns) %>%
45     na.omit() %>%
46     select(-date)
47
48 # Hitung Statistik Kunci (Mean & Kovarians)
49 mean_returns <- colMeans(returns_data_wide)
50 cov_matrix <- cov(returns_data_wide)
51
52 cat("Rata-rata Return Harian:\n")
53 print(mean_returns)
54 cat("\nMatriks Kovarians:\n")
55 print(cov_matrix)
56
57 # Hitung Return Portofolio Historis (Equal Weighted)
58 bobot <- c(1/3, 1/3, 1/3)
59 portfolio_returns_df <- returns_data_wide %>%
60     mutate(portfolio_return = (PTBA.JK * bobot[1]) +
61             (SMBR.JK * bobot[2]) +
62             (RMKE.JK * bobot[3]))
63
64
65 # BAGIAN 3: ESTIMASI PARAMETER (MLE)
66
67 cat("\nESTIMASI PARAMETER DISTRIBUSI-T (MLE)\n")
68
69 # Fit distribusi-t ke data historis menggunakan MASS::fitdistr
70 portfolio_returns_historical <- portfolio_returns_df$portfolio_
71     return
72
73 fit_t <- fitdistr(portfolio_returns_historical, "t")
74
75 # Ekstrak parameter
76 df_optimal <- fit_t$estimate["df"]
77 location <- fit_t$estimate["m"]
78 scale <- fit_t$estimate["s"]
79
80 cat(paste("Derajat Kebebasan (df) optimal:", round(df_optimal, 2),
81     "\n"))
82 cat(paste("Standard Error df:", round(fit_t$sd["df"], 2), "\n"))

```

```

80
81 # Pembulatan df untuk keperluan simulasi
82 df <- round(df_optimal)
83 cat(paste("df yang digunakan untuk simulasi:", df, "\n"))
84
85
86 # BAGIAN 4: IMPLEMENTASI ALGORITMA
87
88 # Fungsi Acceptance-Rejection (dengan Inverse Transform untuk
    Proposal)
89 acceptance_rejection_t <- function(n, df) {
90   # Hitung konstanta envelope M optimal
91   M <- sqrt((df + 1) / df) * gamma((df + 1)/2) / gamma(df/2)
92
93   samples <- numeric(n)
94   accepted <- 0
95   total_attempts <- 0
96
97   while(accepted < n) {
98     # A. Bangkitkan kandidat dari Proposal Cauchy (Inverse
        Transform)
99     #  $F^{-1}(u) = \tan(\pi * (u - 0.5))$ 
100    u <- runif(1)
101    y <- tan(pi * (u - 0.5))
102
103    # B. Hitung Rasio Densitas
104    f_y <- dt(y, df)                # Target: t-Student
105    g_y <- 1 / (pi * (1 + y^2))     # Proposal: Cauchy Standard
106
107    # C. Uji Penerimaan
108    u2 <- runif(1)
109    if (u2 <= (f_y / (M * g_y))) {
110      accepted <- accepted + 1
111      samples[accepted] <- y
112    }
113    total_attempts <- total_attempts + 1
114  }
115
116  # Hitung Acceptance Rate Empiris
117  acceptance_rate <- n / total_attempts
118
119  return(list(samples = samples, rate = acceptance_rate))
120 }
121
122

```

```

123 # BAGIAN 5: SIMULASI STOKASTIK
124
125 # Parameter Simulasi
126 jumlah_simulasi <- 10000
127 jumlah_hari <- 30
128 portofolio_awal <- 100000000
129 banyak_aset <- length(tickers)
130
131 # Faktor standardisasi variansi t-student
132 t_variance <- df / (df - 2)
133 t_sd <- sqrt(t_variance)
134
135 # Dekomposisi Cholesky untuk korelasi
136 cholesky_decomp <- chol(cov_matrix)
137
138 # Variabel penampung rate untuk validasi
139 all_acceptance_rates <- numeric(jumlah_simulasi)
140
141 cat("\nMEMULAI SIMULASI...\n")
142
143 simulation_results <- sapply(1:jumlah_simulasi, function(sim) {
144
145   # Tampilkan progress setiap 1000 iterasi
146   if (sim %% 1000 == 0) {
147     cat(paste("Simulasi ke-", sim, "...\\n"))
148   }
149
150   # 1. Bangkitkan Sampel Independen
151   result_list <- acceptance_rejection_t(jumlah_hari * banyak_aset,
152     df)
153   all_acceptance_rates[sim] <- result_list$rate # Simpan rate
154
155   uncorrelated_randoms <- matrix(
156     result_list$samples,
157     nrow = jumlah_hari,
158     ncol = banyak_aset
159   )
160
161   # 2. Standardisasi (agar variansi = 1)
162   standardized_randoms <- uncorrelated_randoms / t_sd
163
164   # 3. Induksi Korelasi (Cholesky) & Tambahkan Mean
165   simulated_returns <- (standardized_randoms %*% cholesky_decomp) +
166     matrix(mean_returns,
167       nrow = jumlah_hari,

```

```

167         ncol = banyak_aset,
168         byrow = TRUE)
169
170     # 4. Hitung Nilai Akhir Portofolio
171     portfolio_returns <- simulated_returns %*% bobot
172     nilai_final <- portofolio_awal * exp(sum(portfolio_returns))
173
174     return(nilai_final)
175 })
176
177 # BAGIAN 6: ANALISIS HASIL DAN VALIDASI
178
179 # Perhitungan Value at Risk (VaR)
180 results_df <- data.frame(nilai_final = simulation_results)
181 results_df$loss <- portofolio_awal - results_df$nilai_final
182 var_95 <- quantile(results_df$loss, probs = 0.95)
183
184 cat("\nHASIL ANALISIS RISIKO:\n")
185 cat(paste("Modal Awal: Rp", format(portofolio_awal, big.mark = ",",
186   , "\n")))
187 cat(paste("Rata-rata Nilai Akhir: Rp", format(mean(results_df$nilai
188   _final), big.mark=","), "\n"))
189 cat(paste("VaR 95%: Rp", format(var_95, big.mark = ","), "\n"))
190
191 # Validasi Algoritma Acceptance-Rejection
192 rata_rata_rate <- mean(all_acceptance_rates)
193
194 # Hitung M teoritis untuk validasi
195 M_teoritis <- sqrt((df + 1) / df) * gamma((df + 1)/2) / gamma(df/2)
196 rate_teoritis <- (1/M_teoritis) * 100
197
198 cat("\nVALIDASI ALGORITMA:\n")
199 cat(paste("Rate Empiris (Rata-rata):", round(rata_rata_rate * 100,
200   4), "%\n"))
201 cat(paste("Rate Teoretis (1/M):", round(rate_teoritis, 4), "%\n"))

```

Listing 1. Source Code Lengkap: Simulasi Risiko Portofolio Saham