TUGAS AKHIR - KA 184801

ESTIMASI RISIKO PORTOFOLIO OPTIMAL MODEL MARKOWITZ DAN *MEAN ABSOLUTE DEVIATION* DENGAN SIMULASI MONTE CARLO

ERIC MATTHEW WIJAYA

NRP 06311840000006

Dosen Pembimbing

Galuh Oktavia Siswono, S.Si, M.Si, M.Act.Sc

NIP 1991202012059

PROGRAM STUDI SARJANA SAINS AKTUARIA

DEPARTEMEN AKTUARIA

FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA

INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER

SURABAYA

2022

TUGAS AKHIR - KA 184801

ESTIMASI RISIKO PORTOFOLIO OPTIMAL MODEL MARKOWITZ DAN *MEAN ABSOLUTE DEVIATION* DENGAN SIMULASI MONTE CARLO

ERIC MATTHEW WIJAYA

NRP 06311840000006

Dosen Pembimbing

Galuh Oktavia Siswono, S.Si, M.Si, M.Act.Sc

NIP 1991202012059

PROGRAM STUDI SARJANA SAINS AKTUARIA

DEPARTEMEN AKTUARIA

FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA

INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER

SURABAYA

2022

FINAL PROJECT – KA 184801

OPTIMIZED PORTFOLIO RISK ESTIMATION OF MARKOWITZ AND MEAN ABSOLUTE DEVIATION MODEL WITH MONTE CARLO SIMULATION

ERIC MATTHEW WIJAYA

NRP 06311840000006

Advisor

Galuh Oktavia Siswono, S.Si, M.Si, M.Act.Sc

NIP 1991202012059

STUDY PROGRAM BACHELOR OF ACTUARIAL SCIENCE

DEPARTMENT OF ACTUARIAL

FACULTY OF SCIENCE AND DATA ANALYTICS

INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER

SURABAYA

2022

LEMBAR PENGESAHAN

ESTIMASI RISIKO PORTOFOLIO OPTIMAL MODEL MARKOWITZ DAN *MEAN ABSOLUTE DEVIATION* DENGAN SIMULASI MONTE CARLO

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat

memperoleh gelar Sarjana Ilmu Aktuaria pada

Program Studi Sarjana Sains Aktuaria

Departemen Aktuaria

Fakultas Sains dan Analitika Data

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh: **ERIC MATTHEW WIJAYA**

NRP. 063118 4000 0006

Disetujui oleh Tim Penguji Tugas Akhir:

1. Galuh Oktavia S, S.Si, M.Si, M.Act.Sc Pembimbing ( )
2. R. Mohamad Atok, M.Si, Ph.D Penguji ( )
3. Dr. Drs. Soehardjoepri, M.Si Penguji ( )

SURABAYA

Juli, 2022

("Halaman sengaja dikosongkan")

APPROVAL SHEET

OPTIMIZED PORTFOLIO RISK ESTIMATION OF MARKOWITZ AND MEAN ABSOLUTE DEVIATION MODEL WITH MONTE CARLO SIMULATION

FINAL PROJECT

Submitted to fulfill one of the requirement

for obtaining a degree Bachelor of Actuarial Science at

Undergraduate Study Program of Actuarial Science

Department of Actuarial Science

Faculty of Science and Data Analytics

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

By: **ERIC MATTHEW WIJAYA**

NRP. 063118 4000 0006

Approved by Final Project Examiner Team:

1. Galuh Oktavia , S.Si, M.Si, M.Act.Sc Advisor ( )
2. R. Mohamad Atok, M.Si, Ph.D Examiner ( )
3. Dr. Drs. Soehardjoepri, M.Si Examiner ( )

SURABAYA

July, 2022

("Halaman sengaja dikosongkan")

PERNYATAAN ORISINALITAS

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama mahasiswa / NRP	: Eric Matthew Wijaya / 063118 4000 0006
Departemen	: Aktuaria
Dosen Pembimbing / NIP	: Galuh Oktavia S., S.Si, M.Si, M.Act.Sc / 1991202012059

dengan ini menyatakan bahwa Tugas Akhir dengan judul "Estimasi Risiko Portofolio Optimal Model Markowitz dan *Mean Absolute Deviation* Dengan Simulasi Monte Carlo" adalah hasil karya sendiri, bersifat orisinal, dan ditulis dengan mengikuti kaidah penulisan ilmiah.

Bilamana di kemudian hari ditemukan ketidaksesuaian dengan pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan yang berlaku di institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Surabaya, Juli 2022

Mengetahui

Dosen Pembimbing

(Galuh O. S., S.Si, M.Si, M.Act.Sc)

NIP. 1991202012059

Mahasiswa,

(Eric Matthew Wijaya)

NRP. 06311840000006

("Halaman sengaja dikosongkan")

STATEMENT OF ORIGINALITY

The undersigned below:

Name of student / NRP	: Eric Matthew Wijaya / 063118 4000 0006
Department	: Aktuaria
Advisor / NIP	: Galuh Oktavia S., S.Si, M.Si, M.Act.Sc / 1991202012059

Hereby declare that the Final Project with the title of "Optimized Portfolio Risk Estimation Of Markowitz and Mean Absolute Deviation Model With Monte Carlo Simulation" is the result of my own work, is original, and is written by following the rules of scientific writing.

If in the future there is a discrepancy with statement then I am willing to accept sanctions in accordance with the provisions that apply at Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Surabaya, July 2022

Acknowledge

Advisor

(Galuh O. S., S.Si, M.Si, M.Act.Sc)

NIP. 1991202012059

Student,

(Eric Matthew Wijaya)

NRP. 06311840000006

("Halaman sengaja dikosongkan")

ESTIMASI RISIKO PORTOFOLIO OPTIMAL MODEL MARKOWITZ DAN *MEAN ABSOLUTE DEVIATION* DENGAN SIMULASI MONTE CARLO

Nama Mahasiswa / NRP : Eric Matthew Wijaya / 063118 4000 0006
Departemen : Aktuaria FSAD - ITS
Dosen Pembimbing : Galuh Oktavia Siswono, S.Si., M.Si., MAct.Sc.

Abstrak

Perkembangan pasar saham di Indonesia merupakan salah satu faktor yang paling mendorong keinginan masyarakat untuk mulai berinvestasi saham dengan harapan yang cukup besar untuk memperoleh keuntungan. Walaupun mengetahui bahwa saham merupakan salah satu instrumen investasi dengan tingkat risiko yang sangat besar, tetapi dengan bayangan tingkat pengembalian (return) yang besar pula membuat masyarakat melupakan adanya kerugian dari risiko tersebut yang setiap saat selalu membayangi. Pembentukan portofolio investasi merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengurangi besar risiko dari suatu instrumen investasi tertentu. Model Markowitz memberikan gambaran tentang pembentukan portofolio investasi untuk membantu meningkatkan tingkat pengembalian yang secara bersamaan juga mengurangi risiko dalam berinvestasi. Selain itu juga, model Mean Absolute Deviation (MAD) mengembangkan model Markowitz dengan memberikan batasan jumlah aset bukan nol dalam portofolio optimal. Risiko investasi dapat diukur menggunakan Value at Risk (VaR) dan Conditional Value at Risk (CVaR) pada return yang merupakan hasil simulasi Monte-Carlo. Penelitian ini membahas penerapan simulasi Monte-Carlo pada model Markowitz dan Mean Absolute Deviation (MAD) untuk optimasi risiko portofolio saham dengan pendekatan Value at Risk (VaR) dan Conditional Value at Risk (CVaR). Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, nilai VaR dan CVaR portofolio Markowitz sebesar 1,48% dan 2,23%, lebih kecil dari saham penyusunnya dengan rentang untuk VaR antara 2,1% - 5,6% dan untuk CVaR antara 3,3% - 7,6%. Di sisi lain nilai VaR dam CVaR portofolio MAD sebesar 1,23 dan 1,85%, lebih kecil dari saham penyusunnya dengan rentang untuk VaR antara 2,1% - 5,6% dan untuk CVaR antara 3,3% - 7,6%. Portofolio Markowitz memiliki tingkat pengembalian (*return*) sebesar 81,35% sedangkan untuk portofolio MAD sebesar 83,26%. Portofolio berdasarkan model MAD memiliki *return* yang lebih besar dan tingkat risiko yang lebih kecil dibandingkan model Markowitz. Dengan demikian, portofolio MAD disimpulkan sebagai portofolio yang lebih optimal dibandingkan portofolio Markowitz.

Kata Kunci: ***Conditional Value at Risk (CVaR), Markowitz, Optimasi Portofolio Saham, Mean Absolute Deviation (MAD), Value at Risk (VaR)***

("Halaman sengaja dikosongkan")

OPTIMIZED PORTFOLIO RISK ESTIMATION OF MARKOWITZ AND MEAN ABSOLUTE DEVIATION MODEL WITH MONTE CARLO SIMULATION

Student Name /NRP : Eric Matthew Wijaya / 063118 4000 0006
Department : Actuarial Science FSAD - ITS
Supervisor : Galuh Oktavia Siswono, S.Si., M.Si., MAct.Sc.

Abstract

The development of the stock market in Indonesia is one of the factors that most encourage people's desire to start investing in stocks with the hope that they are large enough to make a profit. Although knowing that stocks are one of the investment instruments with a considerable level of risk, the shadow of a significant rate of return also makes people forget that there is a loss from that risk that always looms over time. Forming an investment portfolio is one of the methods used to reduce the risk of a particular investment instrument. The Markowitz model provides an overview of the formation of an investment portfolio to help increase returns while reducing investment risk. In addition, the Mean Absolute Deviation (MAD) model develops the Markowitz model by providing a limit on the number of non-zero assets in the optimal portfolio. Investment risk can be measured using Value at Risk (VaR) and Conditional Value at Risk (CVaR) on the return resulting from the Monte-Carlo simulation. This study discusses the application of the Monte-Carlo simulation on the Markowitz model and Mean Absolute Deviation (MAD) for optimizing stock portfolio risk using the Value at Risk (VaR). Conditional Value at Risk (CVaR) approaches. Based on the analysis that has been carried out, the VaR and CVaR values of Markowitz's portfolio are 1.48% and 2.23%. That value is smaller than the constituent stocks, with a range for VaR between 2.1% - 5.6% and CVaR between 3.3% - 7.6%. On the other hand, the VaR and CVaR values of the MAD portfolio are 1.23 and 1.85%. That value is smaller than the constituent stocks, with a VaR range between 2.4% - 5.6% and CVaR between 3.7% - 7.6%. The Markowitz portfolio has a second rate (return) of 81.35%, while the MAD portfolio is 83.26%. Portfolios based on the MAD model have higher returns and lower risk levels than the Markowitz model. Thus, the MAD portfolio is more optimal than the Markowitz portfolio.

Keywords: ***Conditional Value at Risk (CVaR), Markowitz, Stock Portfolio Optimization, Mean Absolute Deviation (MAD), Value at Risk (VaR)***

("Halaman sengaja dikosongkan")

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Tuhan Yang Maha Esa atas kelimpahan rahmat dan kasih sayang-Nya berupa kesempatan dan pengetahuan sehingga penulis mampu menyelesaikan tugas akhir ini. Tugas akhir ini membahas mengenai pembentukan model portofolio optimal berdasarkan Markowitz dan *Mean Absolute Deviation* dengan simulasi Monte Carlo dan parameter risiko *Value at Risk & Conditional Value at Risk*.

Penulis menyadari bahwa proses pembuatan laporan tugas akhir ini dapat berjalan tidak terlepas dari bantuan berbagai pihak. Penulis secara khusus mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu penulis menyelesaikan skripsi ini baik secara langsung maupun tidak langsung, antara lain:

1. Tuhan Yang Maha Esa yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya
2. Bapak Dr. Drs. Soehardjoepri, M.Si selaku Kepala Departemen Aktuaria FSAD ITS sekaligus dosen wali saya yang telah mendampingi selama 8 semester ini.
3. Ibu Galuh Oktavia Siswono, S.Si, M.Si, M.Act.Sc selaku dosen pembimbing serta Bapak Dr.Drs.Soehardjoepri, M.Si dan Bapak R. Mohammad Atok , M.Si, Ph.D selaku dosen penguji yang telah meluangkan waktu untuk membimbing dan mengarahkan penulis dalam menyelesaikan penyusunan tugas akhir ini.
4. Seluruh dosen dan Tendik Departemen Aktuaria yang telah memberi bekal pengetahuan yang sangat berguna dalam penyusunan tugas akhir ini.
5. Orang tua tercinta dan keluarga atas doa dan dukungannya. Nasehat-nasehatnya yang selalu memberikan semangat kepada penulis.
6. Teman-teman Aktuaria angkatan 2018 yang telah memberikan banyak waktu, bantuan, serta masukan dalam penulisan tugas akhir.
7. Juga semua pihak yang membantu penulis, terima kasih atas dukungan dan doanya kepada penulis sampai dengan selesainya penulisan tugas akhir ini.

Akhir kata saya berharap Tuhan Yang Maha Esa berkenan membalas segala kebaikan semua pihak yang telah membantu. Tugas akhir ini masih terdapat beberapa kekurangan, sehingga kritik dan saran yang membangun sangat penulis harapkan. Semoga tugas akhir ini membawa manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan.

Surabaya, Juli 2022

Penulis

("Halaman sengaja dikosongkan")

DAFTAR ISI

DAFTAR GAMBAR

("Halaman sengaja dikosongkan")

DAFTAR TABEL

("Halaman sengaja dikosongkan")

DAFTAR LAMPIRAN

("Halaman sengaja dikosongkan")

BAB I
PENDAHULUAN

Pada bab ini akan dibahas mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan tugas akhir, dan manfaat kegiatan tugas akhir. Berdasarkan uraian pada bab ini, diharapkan mampu memberi gambaran umum permasalahan dan pemecahan masalah pada tugas akhir.

1.1 Latar Belakang

Perkembangan pasar saham di Indonesia merupakan salah satu faktor yang paling mendorong keinginan masyarakat untuk mulai berinvestasi saham. Calon investor baru tentunya datang di pasar saham dengan harapan yang cukup besar untuk memperoleh keuntungan. Sering kali hal itu malah membuat salah langkah sehingga membuat terjadinya kerugian tidak dapat dihindari. Ketidakpastian mengenai risiko yang akan ditimbulkan pasar pada masa depan masih menjadi faktor kerugian terbesar yang dialami investor (Manurung, 2009). Banyak dari mereka masih menggunakan perkiraan tanpa melakukan analisis ataupun meramalkan kondisi pasar maupun harga dari saham-saham yang ingin dibelinya. Walaupun mengetahui bahwa saham merupakan salah satu instrumen investasi dengan tingkat risiko yang sangat besar, tetapi dengan bayangan tingkat pengembalian (*return*) yang besar pula membuat masyarakat melupakan adanya kerugian dari risiko tersebut yang setiap saat selalu membayangi (Cecchetti dkk., 2006).

Pembentukan portofolio investasi merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengurangi besar risiko dari suatu instrumen investasi tertentu, contohnya saham. Dalam sebuah portofolio, beberapa saham digabungkan dengan saham yang lain sedemikian sehingga menghasilkan konsep saling berbagi risiko antara saham yang satu dengan lainnya (Jeong dan Kim, 2019). Tidak memungkiri juga pada sebuah portofolio terdapat lebih dari satu jenis alat investasi. Markowitz (1952) memperkenalkan sebuah model pembentukan portofolio investasi untuk membantu meningkatkan tingkat pengembalian yang secara bersamaan juga mengurangi risiko dalam berinvestasi. Pada model tersebut, Markowitz menggambarkan risiko investasi sebagai volatilitas atau varians dan tingkat pengembalian sebagai rataan atau mean. Oleh sebab itu, model Markowitz lebih dikenal dengan sebutan model optimasi *Mean-Variance*. Pada tahun 1991, model Markowitz dikembangkan oleh Konno dan Yamazaki (1991) yang biasa disebut dengan model *Mean Absolute Deviation* (MAD). Model ini mengembangkan model Markowitz dari sisi masalah pengoptimalan, yaitu menggunakan model risiko linier. Selain itu, model MAD juga melakukan proses aproksimasi model risiko linier menggunakan variabel T yang menyatakan periode waktu investasi. Adanya pengembangan model dan proses aproksimasi, model MAD memiliki kelebihan dibanding model Markowitz. Pada model MAD tidak perlu menghitung matriks kovarian dan kendala dari masalah pengoptimalan portofolio hanya akan bergantung pada T, yaitu maksimal berjumlah $2T + 2$.

Pada tahun 2018, Varghese dan Joseph (2019) melakukan penelitian yang bertujuan untuk membandingkan dua model terkenal yang digunakan untuk analisis portofolio yaitu, model Markowitz dan model Sharpe. Penelitian ini mengidentifikasi sejumlah persamaan dan perbedaan dari kedua model yang dapat mempengaruhi keputusan yang diambil sehubungan dengan portofolio investasi. Selain itu, penelitian mengenai optimasi portofolio juga pernah dilakukan oleh Silva dkk (2017). Penelitian tersebut dilakukan dengan tujuan untuk membandingkan tiga model optimasi portofolio, yaitu MAD, CVaR, dan kombinasi keduanya. Kesimpulan penelitian ini menyebutkan bahwa model MAD menghasilkan portofolio yang terdiversifikasi dengan risiko terendah dibanding model yang lain.

Pada saat melakukan manajemen terhadap pembentukan portofolio investasi, investor juga perlu menentukan ukuran pasti yang digunakan untuk menentukan posisi risiko dari investasinya. Ismanto (2016) mengaplikasikan *Value at Risk* (VaR) untuk menunjukkan return yang lebih besar akan memberikan tingkat risiko yang lebih besar pula. Sebagai pendekatan untuk kondisi yang sebenarnya, tidak jarang dilakukan simulasi untuk mengestimasi *return*. Salah satu metode simulasi yang sering digunakan adalah *Monte-Carlo Simulation*. Cong dan Oosterlee (2016) mengusulkan pendekatan berbasis simulasi untuk memecahkan masalah manajemen portofolio mean-varians dinamis. Pada penelitiannya tersebut menyatakan kesimpulan bahwa alokasi aset sangat memuaskan diperoleh untuk masalah manajemen portofolio dinamis dengan kendala realistis pada variabel kontrol.

Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu yang telah dipaparkan belum ada penelitian yang secara khusus membandingkan hasil optimasi antara model Markowitz dan *Mean Absolute Deviation* (MAD). Oleh karena itu, pada penelitian ini akan membahas perbandingan portofolio saham optimal berdasarkan model Markowitz dan *Mean Absolute Deviation* (MAD). Parameter yang digunakan untuk melihat perbandingan adalah dengan melihat besar tingkat pengembalian dari hasil simulasi Monte Carlo dan tingkat risiko yang diestimasi menggunakan *Value at Risk* (VaR) dan *Conditional Value at Risk* (CVaR) untuk masing-masing model portofolio.

1.2 Rumusan Permasalahan

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, permasalahan yang akan dibahas pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana portofolio saham optimal berdasarkan model Markowitz?
2. Bagaimana portofolio saham optimal berdasarkan model *Mean Absolute Deviation* (MAD)?
3. Bagaimana perbandingan estimasi risiko pada masing-masing saham dan portofolio dengan menggunakan model Markowitz dan *Mean Absolute Deviation* (MAD)?
4. Bagaimana perbandingan tingkat pengembalian dan risiko portofolio saham berdasarkan model Markowitz dan *Mean Absolute Deviation* (MAD)?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah penelitian yang diharapkan adalah sebagai berikut.

1. Pembentukan portofolio hanya berdasarkan model Markowitz dan *Mean Absolute Deviation* (MAD)
2. Metode estimasi ukuran risiko hanya berdasarkan *Value at Risk* (VaR) dan *Conditional Value at Risk* (CVaR)
3. Saham yang digunakan adalah saham yang tergabung di dalam indeks IDX30 periode Februari – Juli 2022, kecuali saham PT. Bukalapak.com, Tbk.

1.4 Tujuan

Berdasarkan permasalahan di atas, maka tujuan penelitian yang dilakukan untuk pemecahan permasalahan penelitian adalah sebagai berikut.

1. Mendapatkan portofolio saham optimal berdasarkan model Markowitz.
2. Mendapatkan portofolio saham optimal berdasarkan model *Mean Absolute Deviation* (MAD).
3. Membandingkan risiko pada masing-masing saham dan portofolio dengan menggunakan model Markowitz dan *Mean Absolute Deviation*.

4. Membandingkan tingkat pengembalian dan risiko portofolio saham berdasarkan model Markowitz dan *Mean Absolute Deviation* (MAD).

1.5 Manfaat

Manfaat penelitian yang diharapkan adalah sebagai berikut.

1. Menambah pengetahuan kepada pembaca dengan pengetahuan minimal mengenai investasi sehingga dapat mengetahui sekaligus menambah wawasan mengenai pembentukan portofolio saham;
2. Membantu peneliti untuk mengaplikasikan model Markowitz dan *Mean Absolute Deviation* (MAD) dalam mengembangkan metode optimasi portofolio.
3. Memberikan informasi kepada investor dengan pengetahuan minimal mengenai investasi tentang model portofolio optimal untuk saham yang tergabung dalam indeks IDX30.

("Halaman sengaja dikosongkan")

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu yang pernah dilakukan berkaitan dengan optimasi portofolio dilakukan oleh Varghese dan Joseph (2019) yang berjudul "*A Comparative Study on Markowitz Mean-Variance Model and Sharpe's Single Index Model in the Context of Portfolio Investment*". Penelitian tersebut membandingkan dua model portofolio yaitu model Markowitz dan model Sharpe dengan tujuan untuk mendapatkan model portofolio terbaik diantara keduanya dari segi *return* dan risiko portofolio. Penelitian ini mengidentifikasi sejumlah persamaan dan perbedaan dari kedua model yang dapat mempengaruhi keputusan yang diambil sehubungan dengan portofolio investasi.

Penelitian mengenai optimasi portofolio juga pernah dilakukan oleh Silva dkk (2017) berjudul "*Portfolio Optimization Using Mean Absolute Deviation and Conditional Value at Risk*". Penelitian tersebut dilakukan dengan tujuan untuk membandingkan tiga model optimasi portofolio, yaitu MAD, CVaR, dan kombinasi keduanya. Ketiga model tersebut dibandingkan dari segi *return* dan risiko dari portofolio. Tujuannya penelitian ini adalah untuk mendapatkan portofolio yang paling optimal di antara ketiga model MAD, CVaR, dan kombinasi keduanya. Kesimpulan penelitian ini menyebutkan bahwa model MAD menghasilkan portofolio yang terdiversifikasi dengan risiko terendah dibanding model yang lain.

Penelitian terdahulu mengenai ukuran risiko dilakukan oleh Ismanto (2016). Pada saat melakukan manajemen terhadap pembentukan portofolio investasi, investor juga perlu menentukan ukuran pasti yang digunakan untuk menentukan posisi risiko dari investasinya. Melalui penelitiannya yang berjudul "Analisis Value at Risk Dalam Pembentukan Portofolio Optimal (Studi Emiris Pada Saham-Saham yang Tergabung Dalam LQ45)", Ismanto mengaplikasikan *Value at Risk* (VaR) untuk menunjukkan bahwa return yang lebih besar akan memberikan tingkat risiko yang lebih besar pula.

Cong dan Oosterlee (2016), melalui penelitiannya yang berjudul "*Multi-Period Mean-Variance Portfolio Optimization Based on Monte-Carlo Simulation*", mengusulkan pendekatan berbasis simulasi untuk memecahkan masalah manajemen portofolio mean-varians dinamis. Pada penelitiannya tersebut menyatakan kesimpulan bahwa alokasi aset sangat memuaskan diperoleh untuk masalah manajemen portofolio dinamis dengan kendala realistis pada variabel kontrol.

2.2 Saham Indonesia

Saham merupakan sesuatu yang memiliki nilai atau harga yang dapat dikatakan sebagai nilai sebuah perusahaan. Pengertian saham yang lainnya bisa juga diartikan sebagai suatu satuan nilai ataupun pembukuan dalam komponen finansial yang berfokus pada bagian bentuk kepemilikan suatu perusahaan (Soebiantoro, 2021). Jika saham perusahaan itu sedang naik itu dianggap perusahaan yang baik atau bisa juga dikatakan bahwa jika kita ingin harga saham naik maka buatlah nilai perusahaan yang baik naik. Saham merupakan bentuk investasi yang sangat berisiko.

Basir (2005) menjelaskan bahwa saham (*stock*) merupakan surat berharga yang menunjukkan kepemilikan seorang investor di dalam suatu perusahaan. Artinya, jika seseorang membeli saham suatu perusahaan, berarti dia telah menyertakan modal kedalam perusahaan tersebut sebanyak jumlah saham yang dibeli. Dalam menentukan investasi saham, investor harus cermat dalam melihat, menilai, dan memilih saham perusahaan mana yang terbaik. Hal tersebut dapat mengurangi risiko yang mungkin terjadi dalam investasi. Salah satu risiko dalam investasi berupa *capital loss* atau kerugian yang ditimbulkan akibat harga jual yang lebih rendah dari pada harga beli saham tersebut.

2.3 *Fitting Distribution*

Fitting Distribution terdiri dari langkah-langkah menemukan fungsi matematika yang mewakili variabel statistik dengan cara yang baik. Misalkan seseorang memiliki beberapa pengamatan karakter kuantitatif $x_1, x_2, \ldots\ x_n$ dan dia ingin menguji apakah pengamatan tersebut, sebagai sampel dari populasi yang tidak diketahui, berasal dari populasi dengan *pdf* (kepadatan probabilitas fungsi) $f(x, \theta)$, di mana θ adalah vektor parameter yang akan diestimasi dengan data yang tersedia. Langkah dalam mengidentifikasi sebuah distribusi data (*fitting distribution*) adalah sebagai berikut (Ricci, 2005):

1) Pemilihan model/fungsi: menghipotesiskan keluarga distribusi tertentu;
2) Estimasi parameter;
3) Mengevaluasi kualitas kecocokan;
4) Uji statistik *Goodness of fit*.

2.4 Model Markowitz

Teori portofolio Markowitz mengasumsikan bahwa untuk tingkat risiko tertentu, investor rasional menginginkan pengembalian maksimal, dan untuk tingkat pengembalian yang diharapkan, investor menginginkan risiko minimal. Ada juga investor ekstrim yang hanya peduli dengan memaksimalkan return (mengabaikan risiko) atau meminimalkan risiko (mengabaikan pengembalian yang diharapkan) (Duan, 2007).

Pada dasarnya, model Markowitz merupakan pemodelan dari tingkat *return* aset sebagai peubah acak. Model ini menyatakan *mean* sebagai tingkat *return* dan varian sebagai risiko. Oleh sebab itu, model Markowitz sering disebut sebagai model *Mean-Variance*. Sebuah portofolio berdasarkan *Mean-Variance* dianggap efisien jika portofolio tersebut mampu memaksimalkan ekspektasi tingkat *return* pada suatu tingkat maksimum varian dan meminimalkan varian dengan diberikan batas minimum *return*. Oleh sebab itu, portofolio akan dikatakan efisien jika memiliki risiko lebih rendah dibanding risiko masing-masing aset penyusunnya dengan *return* lebih tinggi dari *return* terendah aset penyusunnya. Misalkan w_i adalah bobot aset ke-i pada portofolio sedemikian sehingga

$$W^T = (w_1, w_2, \ldots, w_n) \tag{2.1}$$

dan matriks kovarian dinyatakan dengan,

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \cdots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \cdots & \sigma_{nn} \end{pmatrix} \tag{2.2}$$

dimana σ_{ij} adalah nilai kovarian antara aset i dan j. Dua pernyataan diatas mengenai portofolio optimal (X) didefinisikan sebagai:

$$Minimum\ W^T \Sigma W \tag{2.3}$$

dengan kendala

$$w_i \geq 0, \quad i = 1,2, \ldots, n$$
$$W^T \mu \geq E$$
$$W^T l = 1$$

dimana Σ merupakan matriks kovarian berukuran $n \times n$ yang berisi varian dan kovarian dari *return* aset, μ merupakan vektor *mean return* dari n jumlah aset, E adalah *mean return* dari portofolio yang diharapkan oleh investor, dan l merupakan vektor sepanjang n dengan $l = (1,1, \dots ,1)^T$ (Markowitz, 2009). Model ini menyatakan bahwa tujuan utama dari model tersebut adalah meminimumkan varian (fungsi objektif) dengan batas minimum *return* E, dengan total dana investasi seluruhnya (1 atau 100%). Atau,

$$Maksimum\ W^T \mu \tag{2.4}$$

dengan kendala

$$\begin{aligned} w_i &\geq 0, \quad i = 1,2, \dots , n \\ W^T \Sigma W &\leq V \\ W^T l &= 1 \end{aligned}$$

Model ini menyatakan bahwa tujuan utama dari model adalah memaksimalkan *return* portofolio dengan diberikan batas maksimum varian (V) sesuai dengan preferensi investor. Kedua model memiliki kendala $w_i \geq 0$ yang artinya tidak diperbolehkan untuk melakukan *short-selling*. Model Markowitz menggabungkan kedua optimasi diatas sedemikian sehingga mendapatkan portofolio efisien yang memiliki *return* optimal dengan risiko lebih kecil dari aset penyusunnya.

2.5 Model *Mean Absolute Deviation* (MAD)

Model *Mean Absolute Deviation* (MAD) berawal dari definisi fungsi linier, dimana fungsi dinyatakan oleh fungsi ekspektasi dari selisih antara *return* dengan *mean-return*. Konno dan Yamazaki (1991) memperkenalkan fungsi risiko linier atau simpangan mutlak sebagai:

$$S(w) = \mathbb{E}\left[\left|\sum_{i=1}^{n} R_i w_i - \mathbb{E}\left[\sum_{i=1}^{n} R_i w_i\right]\right|\right] \tag{2.5}$$

dimana R_i adalah *return* aset ke-i dan w_i adalah bobot aset ke-i. Meminimumkan fungsi risiko linier $S(x)$ ekuivalen dengan meminimumkan $\sigma(x)$ dimana $\sigma(x)$ adalah fungsi risiko berdasarkan varian. Dengan demikian, didapatkan masalah model risiko linier sesuai Persamaan (2.6).

$$Min\ S = \mathbb{E}\left[\left|\sum_{i=1}^{n} R_i w_i - \mathbb{E}\left[\sum_{i=1}^{n} R_i w_i\right]\right|\right] \tag{2.6}$$

dengan kendala:

$$\sum_{i=1}^{n} \mathbb{E}[R_i] w_i \geq \rho M_0 \tag{2.7}$$

$$\sum_{i=1}^{n} w_i = M_0 \tag{2.8}$$

$$0 \leq w_i \leq u_i, i = 1,2, \dots , n$$

dimana M_0 adalah total dana investasi (untuk simplifikasi, $M_0 = 1$), ρ adalah parameter yang menyatakan tingkat minimum *return* yang diinginkan, dan u_i menyatakan bobot maksimum untuk aset ke-i.

Setelah didapatkan masalah model linier, model tersebut dikembangkan oleh Konno-Yamazaki dengan cara berikut.

$$\mu_i = \mathbb{E}[R_i] \tag{2.9}$$

$$\mu_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} R_{i,t} \tag{2.10}$$

Dimana μ_i adalah *mean* dari vektor *return* R_i dan $t = 1,2, \dots , T$ menyatakan periode waktu investasi. Setelah itu, fungsi risiko linier dapat diaproksimasi menjadi Persamaan (2.11)

$$\mathbb{E}\left[\left|\sum_{i=1}^{n} R_i w_i - \mathbb{E}\left[\sum_{i=1}^{n} R_i w_i\right]\right|\right] = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left|\sum_{i=1}^{n}\left(R_{i,t} - \mu_i\right) w_i\right| \tag{2.11}$$

Misalkan

$$a_{i,t} = R_{i,t} - \mu_j, \qquad i = 1,2,\dots,n,\ \ t = 1,2,\dots,T$$

maka masalah model risiko linier dapat dituliskan dengan:

$$Min\ S(w) = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left|\sum_{i=1}^{n} a_{i,t}\, w_i\right| \tag{2.12}$$

dengan kendala:

$$\sum_{i=1}^{n} \mu_i w_i \geq \rho M_0 \tag{2.13}$$

$$\sum_{i=1}^{n} w_i = M_0 \tag{2.14}$$

$$0 \leq w_i \leq u_i, i = 1,2,\dots,n$$

Perhatikan bahwa meminimumkan $S(w)$ dapat dilakukan dengan meminimumkan $\left|\sum_{i=1}^{n} a_{i,t}\, w_i\right|$, sehingga dapat dikatakan bahwa diharapkan nilai tersebut tidak lebih besar dari suatu nilai (y). Oleh sebab itu, menjadi:

$$\left|\sum_{i=1}^{n} a_{i,t}\, w_i\right| \leq y \tag{2.15}$$

Dari sifat mutlak, diperoleh

$$-y \leq \sum_{i=1}^{n} a_{i,t}\, w_i \leq y \tag{2.16}$$

sehingga

$$y + \sum_{i=1}^{n} a_{i,t}\, w_i \geq 0 \text{ dan } y - \sum_{i=1}^{n} a_{i,t}\, w_i \geq 0.$$

Dua kendala baru tersebut akan digunakan pada model. Dengan demikian, model menjadi (Konno dan Yamazaki, 1991):

$$Min \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} y_t \tag{2.17}$$

dengan kendala

$$y_t + \sum_{i=1}^{n} a_{i,t}\, w_i \geq 0,\ \ t = 1,\dots,T,\ \ a_{i,t} = R_{i,t} - \mu_i$$

$$y_t - \sum_{i=1}^{n} a_{i,t}\, w_i \geq 0,\ \ t = 1,\dots,T,\ \ a_{i,t} = R_{i,t} - \mu_i$$

$$\sum_{i=1}^{n} \mu_i w_i \geq \rho M_0$$

$$\sum_{i=1}^{n} w_i = M_0$$

$$0 \leq w_i \leq u_i, i = 1,2,\dots,n$$

Model ini lebih baik dari Model Markowitz dalam beberapa hal antara lain:

1. Tidak perlu menghitung matriks kovarian dan mudah memperbaruinya ketika terdapat data baru.
2. Masalah pengoptimalan memiliki sebanyak-banyaknya $2T$+2 kendala, artinya berapapun nilai n, jumlah kendala tetap $2T$+2.

2.6 Tingkat Pengembalian (*Return*) Aset

Tingkat pengembalian (*return*) suatu aset investasi merupakan rasio perubahan nilai investasi aset yang bergantung pada waktu sebelumnya. Formula *return* aset dapat dinyatakan sebagai berikut

$$R_{i,t} = \frac{P_{i,t} - P_{i,t-1}}{P_{i,t-1}} \tag{2.18}$$

dengan P_t adalah harga suatu aset pada periode t dan P_{t-1} adalah harga suatu aset pada periode $t-1$ (Robiyanto, 2017)

2.7 Metode Simulasi Monte-Carlo Pada Portofolio

Simulasi Monte Carlo adalah simulasi yang digunakan untuk memperkirakan nilai harapan dari suatu peubah acak X, E(X), dengan mencari nilai rata-rata dari hasil sejumlah percobaan yang saling bebas dan memiliki distribusi yang sama dari peubah acak tersebut. Algoritma sederhana dalam simulasi *return* menggunakan metode simulasi Monte Carlo pada portofolio adalah sebagai berikut (Di Asih dan Purbowati, 2009):

1. Menentukan nilai parameter untuk variabel return asset-aset pembentuk portofolio. Distribusi dan parameter *return* aset ditentukan melalui *fitting distribution* yang terdapat di poin 2.2.
2. Mensimulasikan nilai *return* dengan membangkitkan secara random *return* aset-aset sesuai dengan distribusi dan parameter yang diperoleh pada langkah (1) sebanyak n buah.
3. Nilai return masing-masing aset pada waktu t yaitu $R_{1,t}$, dan $R_{2,t}$, yang dihasilkan pada langkah (2) digunakan untuk menghitung *return* portofolio pada waktu t yaitu

   $$R_{p,t} = \sum_{i=1}^{n} w_i . R_{i,t} \tag{2.19}$$

   Dengan $R_{p,t}$ adalah *return* portofolio pada waktu t, $R_{i,t}$ adalah *return* aset ke-i pada waktu ke-t, dan w_i besarnya komposisi atau proporsi aset ke-i
4. Mengulangi langkah (2) sampai langkah (3) sebanyak m sehingga mencerminkan berbagai kemungkinan vektor *return* yang berbeda-beda.

Penentuan jumlah iterasi pada simulasi Monte-Carlo sangat bergantung pada persentase kesalahan yang diharapkan. Salah satu pendekatan yang digunakan adalah persentase kesalahan terhadap ratan (*mean*). Keuntungan dari pendekatan ini adalah bahwa bahwa persentase kesalahan adalah nilai yang dinormalisasi. Artinya bahwa nilai tersebut didapat berdasarkan pendekatan normal standar ($N(0,1)$). Driels dan Shien (2004) merekomedasikan penggunaan persentase kesalahan rata-rata sama dengan setengah nilai *Confidence Interval* (CI). Persentase kesalahan maksimum rata-rata yang dilambangkan dengan ε dinyatakan sebagai

$$\varepsilon = Z_{\alpha/2} \frac{100s}{\bar{X}\sqrt{m}}, \tag{2.20}$$

sehingga jumlah iterasi (m) didefinisikan sebagai

$$m = \left[Z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{100s}{\varepsilon \bar{X}} \right]^2 \tag{2.21}$$

dimana m merupakan jumlah iterasi, Z adalah distribusi kumulatif normal standar, s adalah standar deviasi sampel, dan $\bar{X}$ merupakan nilai rataan (*mean*) sampel (Oberle, 2015).

2.8 Distribusi *Generalized Lambda*

Distribusi *Generalized Lambda* (GLD) adalah distribusi dengan empat parameter yang telah diterapkan pada berbagai masalah di mana diperlukan model parametrik yang fleksibel untuk data univariat. Distribusi ini merupakan reparameterisasi dari distribusi Lambda Tukey yang hanya memiliki satu parameter. Empat parameter *Generalized Lambda Distribution* (GLD) adalah parameter λ_1 dan λ_2 menunjukkan lokasi dan skala parameter (*scale parameter*), λ_3 dan λ_4 menunjukkan kemiringan (*skewness*) dan keruncingan (*kurtosis*). GLD menyediakan kecocokan untuk rentang besar nilai skewness dan kurtosis dan dapat mendekati banyak distribusi yang umum digunakan seperti normal, eksponensial, dan seragam (Karvanen dan Nuutinen, 2008). Pada kasus data finansial, seperti *return*, biasanya memiliki nilai *skewness* dan *kurtosis* yang normal sehingga diperlukan distribusi umum seperti GLD (Corrado, 2001). Terdapat dua fungsi yang berbeda dalam GLD untuk melakukan estimasi parameternya, yaitu RS dan FMKL.

2.8.1 GLD RS

Penggunaan singkatan RS mengacu pada huruf pertama dari masing-masing penemunya, yaitu Ramberg dan Schmeiser. Menurut paper aslinya, fungsi probabilitas GLD dinyatakan sebagai berikut

$$F^{-1}(U_{RS}) = \lambda_1 + \frac{\left[U_{RS}^{\lambda_3} - (1 - U_{RS})^{\lambda_4} \right]}{\lambda_2}, (0 \leq U_{RS} \leq 1) \tag{2.22}$$

dimana U_{RS} adalah variabel acak yang berdistribusi Uniform (0,1) (Ramberg dan Schmeiser, 1974).

2.8.2 GLD FMKL

Di sisi lain, terdapat bentuk fungsi probabilitas lain untuk GLD yang di usulkan oleh Freimer, Mudholkar, Kollia, dan Lin (FMKL) pada tahun 1988. Fungsi *p.d.f.* dari distribusi GLD FMKL dinyatakan sebagai berikut

$$Q(U_{FMKL}) = \lambda_4 + \frac{\left[\frac{U_{FMKL}^{\lambda_1} - 1}{\lambda_1} - \frac{(1 - U_{FMKL})^{\lambda_2}}{\lambda_2} \right]}{\lambda_3} \tag{2.23}$$

dimana U_{FMKL} juga merupakan variabel acak berdistribusi Uniform (0,1) (Freimer dkk., 1988).

2.9 *Value at Risk*

Value at Risk (VaR) adalah kerugian yang dapat ditoleransi dengan tingkat kepercayaan (keamanan) tertentu (Sunaryo, 2009). Nilai VaR dihitung dalam kondisi pasar tertentu dengan tingkat risiko tertentu dalam jangka waktu tertentu. Misalkan X adalah variabel acak yang mewakili *return* dengan *Cumulative Density Function* (CDF) sebagai F_X dan diasumsikan bahwa X_i, $i = 1, 2, \ldots, n$ menunjukkan pengamatan data *return* dari variabel acak X. Misalnya, data *return* juga dapat muncul dari simulasi historis atau mungkin telah dihasilkan dalam analisis Monte Carlo. Metode nonparametrik untuk memperkirakan cdf adalah distribusi empiris adalah (Alemany dkk., 2012):

$$F_n(x) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} I(X_i \leq x), \tag{2.24}$$

dimana $I(\cdot) = 1$. Jika kondisi tersebut benar, maka estimasi VaR dinyatakan dengan,

$$VaR_\alpha = \inf\{x, F_n(x) \geq \alpha\} \tag{2.25}$$

atau

$$VaR_\alpha = q_\alpha \tag{2.26}$$

dimana q_α adalah kuantil empiris dari seri tingkat pengembalian negatif (Alemany dkk., 2012).

2.10 *Conditional Value at Risk*

Value at Risk (VaR) hanya mampu mendefinisikan nilai kuantil tertentu berdasarkan sebuah fungsi CDF dari *return* sehingga investor hanya mampu mengetahui nilai kerugian berdasarkan tingkat pengembalian tertentu. Pengembangan dari VaR yaitu *Conditional Value at Risk* (CVaR) yang mampu mendefinisikan ekspektasi dari semua kerugian diatas kerugian akibat VaR. Menurut Rahmawati dkk. (2019), CVaR memiliki makna besarnya nilai kerugian yang akan ditanggung, apabila terjadi kerugian yang nilainya melebihi *Value at* Risk (VaR). Conditional *Value at Risk* (CVaR) digunakan sebagai alternatif dalam pengukuran risiko yang berfungsi untuk menambah informasi total kerugian jika diberikan nilai VaR (Rockafellar & Uryasev, 2000). Misalkan X menyatakan variabel acak tingkat pengembalian, maka CVaR didefinisikan sebagai (Cai dan Wang, 2008):

$$\begin{aligned} CVaR_\alpha(x) &= E[X|X \geq VaR_\alpha] \\ &= \frac{1}{\alpha}\int_{VaR_\alpha}^{\infty} xf(x)dx, \end{aligned} \tag{2.27}$$

dimana $f(x)$ adalah *Probability Density Function* (PDF) dari X.

("Halaman sengaja dikosongkan")

BAB III
METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah *adjusted closing price* dari saham yang tergabung di dalam index IDX30 periode Februari - Juli 2022 selama 5 tahun (Maret 2017 – Februari 2022). Data tersebut didapat dari website finance.yahoo.com. Variabel yang akan digunakan pada penelitian ini adalah *return* dari saham-saham yang telah disebutkan di atas.

3.2 Studi Literatur

Pada tahap pertama dilakukan identifikasi permasalahan dan pencarian referensi dan pustaka yang menunjang penelitian, seperti penurunan formula model optimasi portofolio, estimasi risiko portofolio, serta saham sebagai media atau alat investasi. Referensi dan pustaka diperoleh melalui jurnal nasional maupun internasional, prosiding, repository, serta sumber-sumber terpercaya lainnya yang memuat mengenai model Markowitz, model *Mean Absolute Deviation* (MAD), *Value at Risk* (VaR), dan *Conditional Value at Risk* (CVaR).

3.3 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa deret waktu (*time series data*) yang dikumpulkan melalui *website* finance.yahoo.com. Data tersebut meliputi 29 saham yang tergabung di dalam indeks IDX30 periode Februari – Juli 2022 selama 5 tahun (Maret 2017 – Februari 2022).

3.4 Tahapan Penelitian

Tahapan atau langkah-langkah yang akan dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

3.4.1 Membentuk Portofolio Saham Optimal Berdasarkan Model Markowitz

Pada tahap ini dilakukan pembetukan portofolio saham optimal berdasarkan model Markowitz. Pembentukan dilakukan dengan mencari *tangential* (bobot) optimal untuk masing-masing saham yang menyusun portofolio. Penghitungan bobot dilakukan dengan mempertimbangkan tingkat pengembalian (*return*) optimal dengan meminimalkan risiko atau volatilitas (*variance*) portofolio.

3.4.2 Membentuk Portofolio Saham Optimal Berdasarkan Model *Mean Absolute Deviation* (MAD)

Pada tahap ini dilakukan pembentukan portofolio saham optimal berdasarkan model *Mean Absolute Deviation* (MAD). Sama halnya dengan model markowitz, model ini akan meminimalkan risiko tetapi dengan menggunakan fungsi risiko yang linear.

3.4.3 Menghitung dan Menetapkan Distribusi Tingkat Pengembalian (Return)

Setelah mendapatkan portofolio optimal, tahap berikutnya adalah melakukan fitting distribution terhadap return saham penyusun portofolio optimal tiap model. Fitting distribution dilakukan untuk mendapatkan distribusi serta parameter yang paling sesuai menggambarkan data return tiap saham.

3.4.4 Mensimulasikan Tingkat Pengembalian (*Return*) Menggunakan Monte-Carlo

Pada tahap ini dilakukan simulasi Monte Carlo untuk mendapatkan data *return* aset penyusun portofolio baru. Jumlah data hasil simulasi sebanyak data awal dan digunakan untuk mengitung return dan varian dari portofolio optimal.

3.4.5 Menghitung Value at Risk (VaR)

Tahap berikutnya adalah melakukan penghitungan pada *Value at Risk* (VaR). Menghitung *Value at Risk* (VaR) dilakukan untuk mengestimasi kerugian maksimum yang dapat dialami oleh investor yang berinvestasi pada porfolio yang telah dibuat.

3.4.6 Menghitung Conditional Value at Risk (CVaR)

Tahap terakhir adalah melakukan penghitungan *Conditional Value at Risk* (VaR). Menghitung *Conditional Value at Risk* (VaR) dilakukan untuk mengestimasi total eskpektasi kerugian maksimum yang dapat dialami oleh investor yang berinvestasi pada porfolio yang telah dibuat.

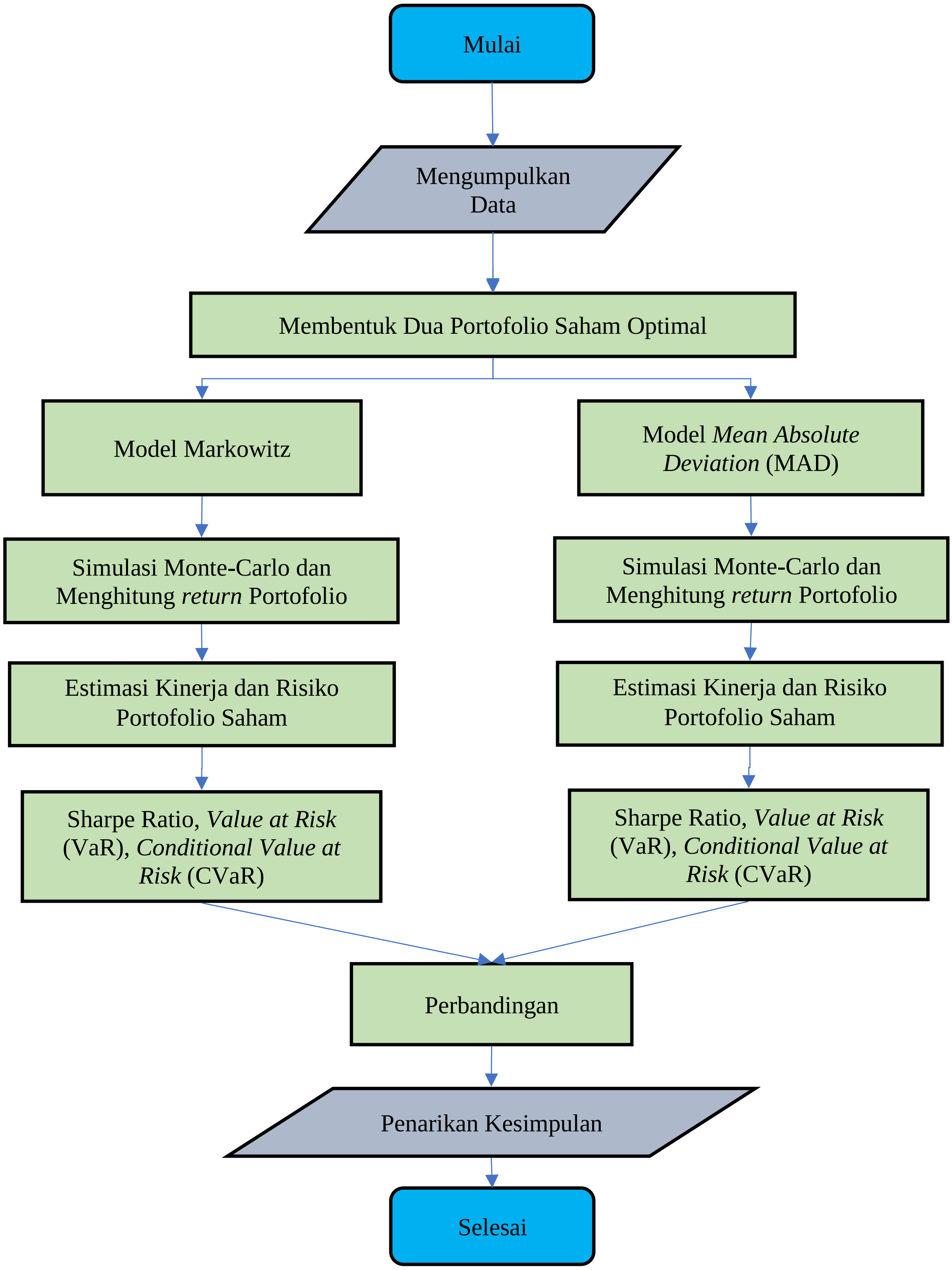
3.5 Penarikan Kesimpulan

Setelah mendapatkan model portofolio optimal beserta hasil penghitungan tingkat risiko, maka selanjutnya dilakukan penarikan kesimpulan dari pembahasan yang telah dilakukan sebelumnya yaitu perbandingan tingkat risiko portofolio optimal dengan saham-saham penyusunnya. Selain itu membandingkan tingkat pengembalian (*return*) dan tingkat risiko kedua portofolio optimal (Markowitz dan MAD). Sebagai tambahan, dilakukan juga pemberian saran sebagai bahan masukan untuk penelitian lebih lanjut di masa mendatang.

3.6 Penyusunan Laporan Tugas Akhir

Tahap terakhir yang dilakukan pada penelitian Tugas Akhir ini adalah menyusun laporan dari keseluruhan tahapan dan proses yang telah dilakukan.

3.7 Diagram Alir Penelitian



Gambar 3.1 Diagram Alir Analisis Data

("Halaman sengaja dikosongkan")

BAB IV
ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dibahas mengenai penentuan saham yang dilibatkan pada pembentukan portofolio optimal, portofolio dengan model Markowitz, portofolio dengan model *Mean Absolute Deviation* (MAD), serta perbandingan *return* dan tingkat risiko portofolio dengan model Markowitz dan MAD. Portofolio dengan risiko terkecil diprioritaskan menjadi saran yang dapat diimplimentasikan pada investasi serupa dengan tujuan yang relatif sama.

4.1 Penentuan Saham

Penyusunan portofolio investasi melibatkan saham-saham yang tergabung dalam index IDX30. Keseluruhan saham yang digunakan pada Tugas Akhir ini termuat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Saham Yang Terlibat Dalam Proses Penyusunan Portofolio Investasi

No	*Ticker*	Perusahaan
1	ADRO	PT Adaro Energy Indonesia Tbk
2	ANTM	PT Aneka Tambang Tbk
3	ASII	PT Astra International Tbk
4	BBCA	PT Bank Central Asia Tbk
5	BBNI	PT Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk
6	BBRI	PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk
7	BBTN	PT Bank Tabungan Negara (Persero) Tbk
8	BMRI	PT Bank Mandiri (Persero) Tbk
9	BRPT	PT Barito Pacific Tbk
10	CPIN	PT Charoen Pokphand Indonesia Tbk
11	EMTK	PT Elang Mahkota Teknologi Tbk
12	EXCL	PT XL Axiata Tbk
13	ICBP	PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk
14	INCO	PT Vale Indonesia Tbk
15	INDF	PT Indofood Sukses Makmur Tbk
16	INKP	PT Indah Kiat Pulp and Paper Tbk
17	KLBF	PT Kalbe Farma Tbk
18	MDKA	PT PT Merdeka Copper Gold
19	MIKA	PT Mitra Keluarga Karyasehat Tbk
20	PGAS	PT Perusahaan Gas Negara Tbk
21	PTBA	PT Bukit Asam Tbk
22	SMGR	PT Semen Indonesia (Persero) Tbk
23	TBIG	PT Tower Bersama Infrastructure Tbk
24	TINS	PT Timah Tbk
25	TLKM	PT Telkom Indonesia (Persero) Tbk
26	TOWR	PT Sarana Menara Nusantara Tbk
27	UNTR	PT United Tractors Tbk
28	UNVR	PT Unilever Indonesia Tbk
29	WSKT	PT Waskita Karya (Persero) Tbk

Berdasarkan informasi pada *website* CNBC Indonesia, PT. Bukalapak Tbk (BUKA) merupakan saham IDX30 yang baru *listing* pada 6 Agustus 2021 di pasar saham Indonesia. Oleh karena itu, jumlah data historis mengenai harga saham BUKA tidak memenuhi rentang data yang telah ditentukan untuk membentuk portofolio sehingga dikecualikan. Dengan demikian, sesuai pada Tabel 4.1, jumlah saham yang digunakan pada analisis Tugas Akhir ini berjumlah 29. Saham tersebut (29 saham) seluruhnya dilibatkan pada proses penyusunan portofolio investasi optimal. Namun, tidak menutup kemungkinan adanya saham yang tidak menjadi penyusun portofolio optimal. Hal itu terjadi karena saham tersebut dianggap tidak dapat menghasilkan *return* yang optimal bagi kinerja portofolio. Proses penentuan saham penyusun portofolio optimal didasarkan pada dua model yang akan dianalisis secara terpisah, yaitu model Markowitz dan *Mean Absolute Deviation* (MAD). Pembentukan dan analisis risiko portofolio optimal dilakukan dengan tujuan membentuk portofolio yang memiliki *return* optimal dengan risiko terendah.

4.2 Model Portofolio Markowitz

Pembentukan portofolio optimal yang pertama dilakukan berdasarkan model Markowitz, yang kemudian disebut portofolio Markowitz. Model ini mempertimbangkan nilai *mean return* masing-masing saham serta kovariannya untuk melakukan proses diferensiasi. Perhitungan *mean return* dilakukan menggunakan Persamaan 4.1 sebagai berikut.

$$\mu = \frac{\sum_{t=1}^{T} R_t}{T} \tag{4.1}$$

dimana T adalah banyaknya periode waktu dan R_t adalah *return* pada waktu ke-t. *Return* masing-masing portofolio. Sebagai contoh perhitungan *mean return* saham ADRO menggunakan data *return* yang terdapat pada Lampiran C, sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\mu_{ADRO} &= \frac{\sum_{t=1}^{1256} R_{t\ ADRO}}{1256}\\ &= \frac{0{,}00597 + 0 + 0{,}005935 + \cdots + 0{,}068965 - 0{,}0121}{1256}\\ &= 0{,}000994\end{aligned}$$

Sedangkan untuk matriks varian-kovarians merupakan sebuah matriks yang berisi nilai varian masing-masing aset (saham) dan kovariannya dengan aset yang lain. Perhitungan varian dan kovarian dilakukan menggunakan Persamaan 4.2 sebagai berikut.

$$\begin{gathered} S^2 = \frac{\sum_{t=1}^{T}(X_t - \bar{X})^2}{T-1} \\ \sigma_{xy} = \frac{\sum_{t=1}^{T}(X_t - \bar{X})(Y_t - \bar{Y})}{T-1} \end{gathered} \tag{4.2}$$

dengan S^2 adalah nilai varian dari suatu aset, σ_{xy} adalah nilai kovarian antara aset x dan y, dan T adalah jumlah data. Sebagai contoh perhitungan varian saham ADRO dan kovarian antara saham ADRO dengan ANTM menggunakan data *return* yang terdapat pada Lampiran C, sebagai berikut.

$$\begin{aligned}S^2{}_{ADRO} &= \frac{\sum_{t=1}^{1256}(X_{t\ ADRO} - \bar{X}_{ADRO})^2}{1256-1}\\ &= \frac{(0{,}00597 - 0{,}000994)^2 + \cdots + (-0{,}0121 - 0{,}000994)^2}{1255}\end{aligned}$$

$$= 0{,}000824$$

$$\sigma_{ADRO\ ANTM} = \frac{\sum_{t=1}^{1256}(X_t - \bar{X})(Y_t - \bar{Y})}{1256 - 1}$$

$$= \frac{(0{,}00597 - 0{,}000994)(0{,}02667 - 0{,}001397) + \cdots + (-0{,}012097 - 0{,}000994)(0 - 0{,}001397)}{1255}$$

$$= 0{,}000342$$

dengan demikian, matriks varian-kovarians dari portofolio saham dengan model Markowitz dapat dilihat pada matriks berikut.

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 0{,}000824 & 0{,}000342 & \cdots & 0{,}000131 & 0{,}000268 \\ 0{,}000342 & 0{,}00105 & \cdots & 0{,}000126 & 0{,}00041 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0{,}000131 & 0{,}000126 & \cdots & 0{,}000335 & 0{,}000135 \\ 0{,}000268 & 0{,}00041 & \cdots & 0{,}000135 & 0{,}000993 \end{pmatrix}_{29\times 29}$$

Proses diferensiasi tersebut bertujuan untuk mendapatkan susunan saham sehingga menjadi sebuah portofolio yang memiliki *return* optimal dengan risiko rendah.

4.2.1 Saham Penyusun Portofolio Markowitz

Setiap saham memiliki *return* dan tingkat risiko yang berbeda-beda. Oleh sebab itu, tidak semua saham dapat dimasukkan menjadi salah satu penyusun portofolio optimal. Setiap saham penyusun portofolio Markowitz memiliki porsi atau bobot yang berbeda-beda. Pembentukan portofolio Markowitz memiliki fungsi obyektif yakni memaksimalkan tingkat imbal hasil dan meminimalkan risiko dengan mencantumkan beberapa kendala (*constrains)*. Fungsi obyektif dan kendala yang digunakan pada Tugas Akhir ini dapat dilihat pada persamaan 4.3, 4.4, dan 4.5 sebagai berikut.
Fungsi obyektif:

$$Maksimum\ W^T\mu = Maksimum \begin{pmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_{29} \end{pmatrix} . \begin{pmatrix} \mu_1 & \cdots & \mu_{29} \end{pmatrix} \tag{4.3}$$

dan

$$Minimum\ W^T\Sigma W = Minimum \begin{pmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_{29} \end{pmatrix} . \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \cdots & \sigma_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \cdots & \sigma_{nn} \end{pmatrix} . \begin{pmatrix} w_1 & \cdots & w_{29} \end{pmatrix} \tag{4.4}$$

kendala:

$$\begin{gathered} w_i \geq 0, \qquad i = 1,2,\ldots,n \\ W^T l = 1. \end{gathered} \tag{4.5}$$

dengan W adalah vektor bobot yang di transpose, μ adalah matriks *mean return* dari masing-masing saham, Σ adalah matriks varian-kovarians, w_i adalah bobot aset ke-*i* dan *l* merupakan vektor sepanjang n dengan $l = (1,1,\ldots,1)^T$.

Selanjutnya, perhitungan numerik untuk mencari bobot pada portofolio dengan menggunakan model Markowitz dilakukan menggunakan *RStudio*. Algoritma dari RStudio akan mencari (*goalseek)* besar nya w_1 sampai w_{16}, sehingga nilai dari *return* portofolio akan menghasilkan nilai maksimum, tetapi juga memiliki risiko (standar deviasi) portofolio yang minimum. Output dari RStudio menghasilkan bobot masing-masing saham yang dinyatakan sesuai pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Bobot Saham Penyusun Portofolio Markowitz

No	Ticker	Bobot
1	ASII	0,02044
2	BBCA	0,24455
3	EMTK	0,09043
4	ICBP	0,18550
5	INDF	0,02359
6	KLBF	0,04372
7	MDKA	0,07556
8	MIKA	0,10454
9	PTBA	0,01863
10	TBIG	0,01339
11	TLKM	0,06633
12	TOWR	0,00251
13	UNTR	0,01993
14	UNVR	0,09079
	Total	1,00000

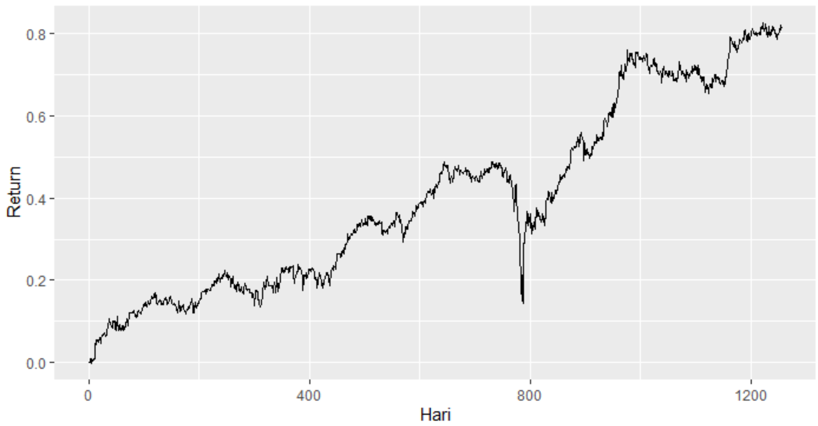
Berdasarkan Tabel 4.2, dapat dilihat bahwa terpilih 14 dari 29 saham IDX30 sebagai penyusun portofolio optimal dengan menggunakan model Markowitz. Bobot optimal yang diperoleh untuk setiap saham bervariasi dengan range 0,00251-0,24455. Bobot saham dalam portofolio memiliki informasi sebagai ukuran yang melambangkan suatu porsi dari total 1 portofolio investasi. Pada portofolio dengan menggunakan model Markowitz, bobot masing-masing saham bergantung pada nilai *mean return*, varian saham tersebut, dan kovariannya dengan saham lain. Semakin besar (bernilai positif) maka semakin besar porsi yang akan diperoleh saham tersebut pada susunan portofolio markowitz. Berdasarkan hasil penghitungan yang disajikan pada Tabel 4.2, saham BBCA memiliki bobot paling signifikan yakni sebesar 24,4555%, di sisi lain saham TOWR merupakan yang paling tidak signifikan dengan bobot hanya sebesar 0,2515%. Peran saham BBCA pada portofolio ini sangat besar, yaitu hampir $\frac{1}{4}$ dari total keseluruhan bobot investasi. Hal ini memperlihatkan bahwa BBCA merupakan saham yang sangat berpotensi memberikan keuntungan optimal dan memiliki pengaruh yang sangat besar pada pembentukan portofolio Markowitz. Ke-15 saham lainnya yang tidak masuk ke dalam portofolio merupakan saham yang memiliki *return* yang kecil atau memiliki risiko (standar deviasi) yang besar, sehingga jika dimasukkan ke model akan merusak model tersebut dengan mengurangi *return* portofolio ataupun menambah risiko portofolio. Selain itu, dengan hasil optimasi yang diperoleh, bobot optimal untuk lima belas saham adalah sebesar 0, yang berarti bahwa tidak perlu melakukan transaksi pada saham-saham tersebut.

4.2.2 *Return* Portofolio dengan Model Markowitz

Portofolio optimal tentunya harus memiliki pergerakan *return* yang cenderung terus naik. *Return* portofolio didefinisikan sebagai hasil penjumlahan dari *return* masing-masing saham yang dikalikan dengan bobotnya dengan persamaan 4.6 sebagai berikut.

$$R_{p,t} = \sum_{i=1}^{n} w_i . R_{i,t} \tag{4.6}$$

dengan $R_{p,t}$ adalah *return* portofolio pada waktu ke-t, w_i adalah bobot saham i, dan $R_{i,t}$ adalah *mean return* dari saham i pada waktu ke-t. Pergerakan *return* portofolio Markowitz diilustrasikan sesuai pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Pergerakan *Return* Portofolio Markowitz

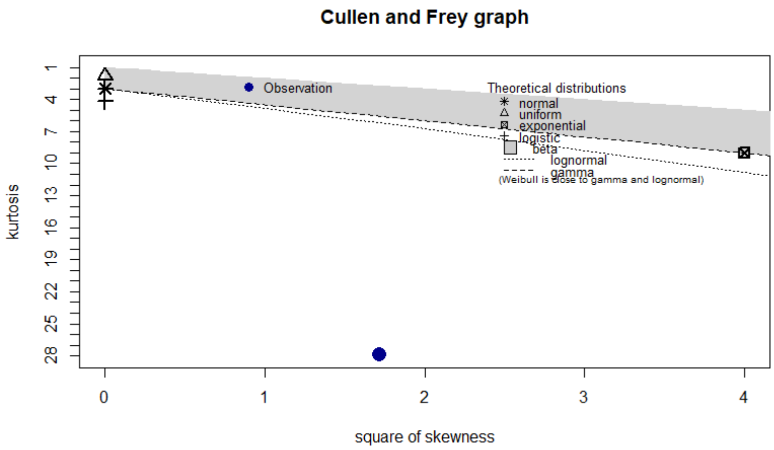
Berdasarkan Gambar 4.1, pergerakan *return* portofolio Markowitz cenderung memiliki tren naik. Terdapat penurunan yang cukup tajam pada t ke 700 – 800. Waktu tersebut berada di sekitar bulan Maret 2020, dimana terjadi penurunan yang cukup drastis di pasar saham akibat adanya pandemi Covid-19. Secara garis besar, grafik tersebut mendukung pernyataan bahwa portofolio optimal hendaknya memiliki tren yang terus naik sehingga modal yang digunakan akan semakin bertumbuh menjadi besar seiring berjalannya waktu investasi.

4.2.3 Pendugaan Distribusi *Return* Portofolio dengan Model Markowitz

Sebelum melakukan proses penghitungan tingkat risiko portofolio, dilakukan pendugaan distribusi. Informasi mengenai jenis dan parameter distribusi *return* selanjutnya digunakan untuk proses iterasi dalam penghitungan tingkat risiko portofolio. Proses iterasi dimaksudkan untuk menghimpun sekumpulan nilai dengan distribusi dan parameter yang sama sedemikian sehingga diasumsikan semua nilai yang mungkin telah tercakup semua. Iterasi diaplikasikan pada saat diakukan pendugaan distribusi *return*. Pendugaan distribusi dilakukan dengan menggunakan dua pendekatan, yaitu distribusi umum (*normal*, *uniform*, *exponential*, *logistic*, *beta*, *lognormal*, dan *gamma*) dan *Generalized Lambda.*

4.2.3.1 Pendugaan Dengan Distribusi Umum

Pendugaan jenis distribusi yang pertama dilakukan berdasarkan distribusi yang umum digunakan, antara lain *Normal*, *Uniform*, *Exponential*, *Logistic*, *Beta*, *Lognormal*, dan *Gamma*. Pendugaan jenis distribusi umum dilakukan menggunakan aplikasi RStudio, dengan syntax "descdist". Syntax ini akan menghasilkan grafik yang akan membandingkan pola data asli, dengan distribusi umum yang telah disebutkan di atas. Apabila titik pengamatan yang dihasilkan berada di sekitar salah satu grafik dari distribusi umum yang ada, maka berarti titik pengamatan (data) tersebut berdistribusi sesuai dengan grafik tersebut. Hasil pendugaan jenis distribusi *return* portofolio Markowitz diilustrasikan sesuai pada Gambar 4.1.



Gambar 4.2 Pendugaan Distribusi *Return* Portofolio Markowitz

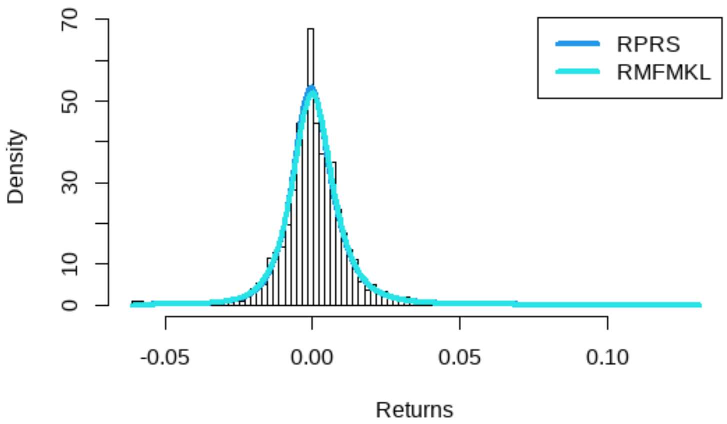
Berdasarkan Gambar 4.2, pendugaan distribusi *return* portofolio Markowitz menggunakan pendekatan distribusi umum tidak berhasil. Hal itu diperlihatkan dengan titik pengamatan yang menyimpang dari setiap distribusi yang ada. Dengan demikian, pendugaan parameter distribusi juga tidak dapat dilakukan sehingga perlu adanya pendugaan dengan jenis distribusi di luar distribusi umum yang ada.

4.2.3.2 Pendugaan Dengan Distribusi *Generalized Lambda*

Pendugaan distribusi berikutnya dilakukan menggunakan pendekatan distribusi *Generalized Lambda*. Proses pendugaan dilakukan berdasarkan dua metode, yaitu RS (Ramberg dan Schmeiser, 1974) dan FMKL (Freimer, Mudholkar, Kollia dan Lin's, 1988).

1. Pendugaan menggunakan metode RS dan FMKL

Pendugaan distribusi *Generalized* Lambda RS dam FMKL menggunakan aplikasi RStudio. Hasil pendugaan distribusi menggunakan metode RS dan FMKL diilustrasikan sesuai pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Ilustrasi Pendugaan Distribusi *Generalized Lambda* Portofolio Markowitz

Berdasarkan Gambar 4.3, hasil pendugaan telah mendekati pola data yang sebenarnya. Dapat terlihat dari pola distribusi *Generalized Lambda* RS dan FMKL yang sesuai dan mengikuti pola dari data aslinya. Untuk memvalidasi hal tersebut, dilakukan penghitungan tingkat eror yang dinyatakan pada tahap berikutnya. Metode penghitungan tingkat eror yang sering digunakan adalah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Mean Absolute Error* (MAE). Namun, data penelitian ini berfokus pada *return* (terdapat nilai nol) sehingga metode MAPE tidak dapat digunakan.

2. Perbandingan Hasil Pendugaan Distribusi

Perbandingan kedua metode distribusi *Generalized* Lambda RS dan FMKL dilakukan dengan menghitung nilai *Mean Absolute Error* (MAE). Model yang memiliki nilai MAE yang lebih kecil merupakan model terbaik, karena hal ini menandakan bahwa *error* yang dihasilkan lebih kecil.

Perhitungan MAE untuk membandingkan kedua metode dilakukan dengan membandingkan data bangkitan kedua metode yang berbeda parameter, dengan data aslinya. Perhitungan MAE menggunakan persamaan 4.7 sebagai berikut.

$$\frac{1}{T} \cdot \sum_{t=1}^{T} |y_t - \hat{y}_t| \tag{4.7}$$

dengan T merupakan jumlah data, y_t merupakan data asli ke-t, dan $\hat{y}_t$ merupakan data hasil simulasi ke-*i*. Hasil penghitungan dinyatakan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 MAE Distribusi *Return* Portofolio Markowitz

Metode	MAE
RS	0,01175095*
FMKL	0,01180750

Berdasarkan Tabel 4.3, kedua metode menghasilkan tingkat eror yang mendekati nol. Metode RS menghasilkan estimasi yang lebih akurat dibandingkan metode FMKL karena memiliki nilai MAE yang lebih kecil. Dengan demikian, distribusi *Generalized Lambda* dengan metode RS dipilih sebagai penduga parameter *return* portofolio Markowitz.

3. Estimasi Parameter Distribusi

Distribusi *Generalized Lambda* memiliki empat parameter. *Fitting distribution* dilakukan menggunakan aplikasi RStudio. Algoritma dari syntax RStudio sama dengan algoritma saat mencari bobot di Markowitz. RStudio akan mencari (*goalseek)* besar nya parameter, sehingga data distribusi *Generalized Lambda* RS memiliki pola data yang mirip dengan data aslinya. Hasil estimasi parameter dinyatakan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Parameter Distribusi *Return* Portofolio Markowitz

Nama Parameter	Nilai Parameter
Lambda 1	-0,0005187653
Lambda 2	-44,8708200000
Lambda 3	-0,1679660000
Lambda 4	-0,2026884000

Lambda 1 menunjukkan parameter lokasi, Lambda 2 menunjukkan parameter skala, Lambda 3 menunjukkan parameter *skewness,* dan Lambda 4 menunjukkan parameter *kurtosis.* Keempat parameter distribusi *Generalized Lambda* yang telah didapatkan, kemudian digunakan untuk melakukan simulasi Monte Carlo dan iterasi pengukuran tingkat risiko portofolio.

4.2.4 Pengukuran Tingkat Risiko Portofolio Markowitz

Pengukuran risiko dilakukan terhadap *return* hasil iterasi berdasarkan parameter yang telah didapatkan. Jumlah iterasi ditentukan berdasarkan *Confidence Interval* (CI) yang diharapkan dengan jumlah data sebanyak 1254 (sesuai jumlah data *return* portofolio Markowitz).

4.2.4.1 Penghitungan Jumlah Iterasi Pada Portofolio Markowitz

Jumlah iterasi ditentukan menggunakan formula yang didasarkan pada besarnya *Confidence Interval* (CI). Penghitungan jumlah iterasi dengan menggunakan persamaan 4.8 adalah sebagai berikut.

$$m = \left[Z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{100s}{\varepsilon \bar{X}} \right]^2 \tag{4.8}$$

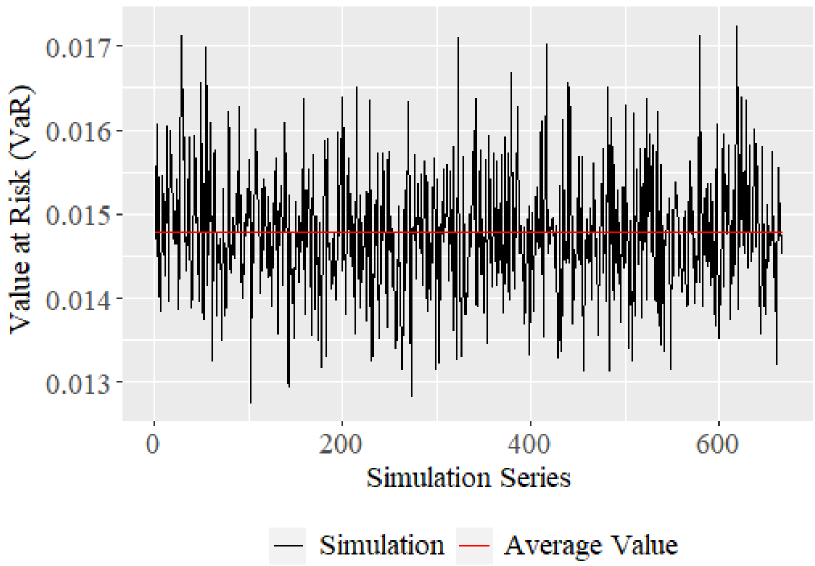
dimana Z adalah distribusi kumulatif normal standar, $\bar{X}$ adalah rataan (*mean*) dari *return*, s adalah standar deviasi dari *return*, serta ε adalah tingkat eror yang diharapkan. Apabila nilai ε diasumsikan tidak lebih dari 5%, maka jumlah iterasi didapatkan sebesar

$$m = \left[Z_{\frac{0,05}{2}} \frac{100\ (0,01101732)}{5\ (0,000647716)} \right]^2 \approx 444585$$

Dengan demikian, iterasi yang akan digunakan pada simulasi berjumlah sebanyak 444585 perulangan.

4.2.4.2 Pengukuran Berdasarkan *Value at Risk*

Pengukuran *Value at Risk* (VaR) dilakukan menggunakan metode "historical" dengan formula yang sesuai pada persamaan 2.23 Pergerakan hasil perhitungan tingkat risiko berdasarkan *Value at Risk* (VaR) diilustrasikan dalam bentuk *series* seperti pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4 Pergerakan Hasil Penghitungan VaR Portofolio Markowitz

Berdasarkan Gambar 4.4, pergerakan nilai VaR relatif stabil pada rentang 0,0127 hingga 0,0173. Nilai tersebut memiliki rataan sebesar 0,01477975 atau 1,48%. Artinya, ada keyakinan sebesar 95% bahwa kerugian yang akan diderita investor tidak akan melebihi 1,48% dalam jangka waktu satu hari atau dapat dikatakan ada kemungkinan sebesar 5% bahwa kerugian investasi sebesar 1,48% atau lebih. Jika dimisalkan dana investasi awal sebesar Rp. 10.000.000,00 maka estimasi kerugian maksimal yang akan diderita investor diperkirakan akan mencapai Rp. 148.000,00. Dengan α sebesar 5%, rentang kepercayaan (*Confidence Interval*) VaR portofolio Markowitz berada pada nilai

$$\mu_{VaR} - Z_{\frac{\alpha}{2}}\sqrt{\frac{SD_{VaR}}{n_{VaR}}} < VaR < \mu_{VaR} + Z_{\frac{\alpha}{2}}\sqrt{\frac{SD_{VaR}}{n_{VaR}}}$$

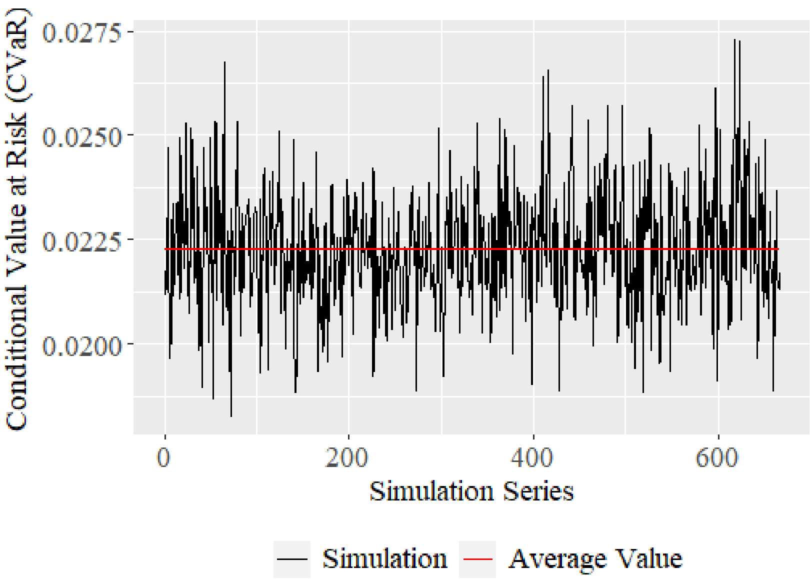
$$0{,}0147 - 1{,}96\sqrt{\frac{0{,}000769}{444585}} < VaR < 0{,}0147 + 1{,}96\sqrt{\frac{0{,}000769}{44585}}$$

$$0{,}014698 < VaR < 0{,}014861$$

Nilai rataan VaR yang diperoleh kemudian digunakan sebagai acuan ukuran tingkat risiko pertama portofolio Markowitz.

4.2.4.3 Pengukuran Berdasarkan *Conditional Value at Risk*

Sama halnya dengan VaR, pengukuran *Conditional Value at Risk* (CVaR) dilakukan menggunakan metode "historical" dengan formula yang sesuai pada persamaan 2.24 Pergerakan hasil penghitungan tingkat risiko berdasarkan *Conditional Value at Risk* (CVaR) diilustrasikan dalam bentuk *series* seperti pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Pergerakan Hasil Penghitungan CVaR Portofolio Markowitz

Berdasarkan Gambar 4.5, pergerakan nilai CVaR relatif stabil pada rentang 0,0182 hingga 0,0274. Nilai tersebut memiliki rataan sebesar 0,02229798 atau 2,23%. Artinya, ada keyakinan sebesar 95% bahwa kerugian yang akan diderita investor yang melebihi nilai VaR adalah sebesar 2,23% dalam jangka waktu satu hari atau dapat dikatakan ada kemungkinan sebesar 5% bahwa kerugian investasi yang lebih besar dari VaR yaitu sebesar 2,23%. Jika dimisalkan dana investasi awal sebesar Rp. 10.000.000,00 maka estimasi kerugian maksimal yang akan diderita investor diperkirakan akan mencapai Rp. 223.000,00. Dengan α sebesar 5%, rentang kepercayaan (*Confidence Interval*) CVaR portofolio Markowitz berada pada nilai

$$\mu_{CVaR} - Z_{\frac{\alpha}{2}}\sqrt{\frac{SD_{CVaR}}{n_{CVaR}}} < CVaR < \mu_{CVaR} + Z_{\frac{\alpha}{2}}\sqrt{\frac{SD_{CVaR}}{n_{CVaR}}}$$

$$0.0223 - 1{,}96\sqrt{\frac{0.001437}{444585}} < CVaR < 0.0223 + 1{,}96\sqrt{\frac{0.001437}{444585}}$$

$$0{,}022188 < CVaR < 0{,}022411$$

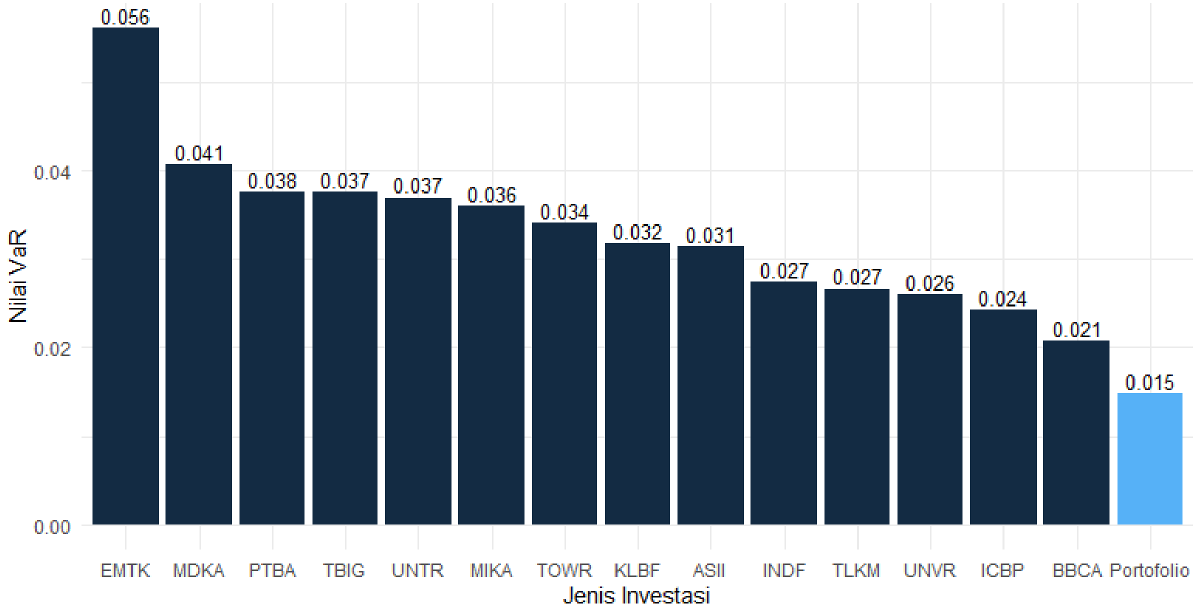
Nilai rataan VaR yang diperoleh kemudian digunakan sebagai acuan ukuran tingkat risiko kedua portofolio Markowitz.

4.2.5 Perbandingan Risiko Portofolio Optimal Dengan Saham Penyusunnya

Setelah didapatkan ukuran risiko untuk portofolio Markowitz, berikutnya dilakukan pembandingan untuk mengkonfirmasi bahwa hasil portofolio yang telah dibentuk memiliki tingkat risiko terendah dibandingkan saham-saham penyusunnya.

4.2.5.1 Berdasarkan *Value at Risk*

Hasil perbandingan tingkat risiko pertama untuk portofolio Markowitz adalah berdasarkan nilai *Value at Risk* (VaR) yang diilustrasikan sesuai pada Gambar 4.6.

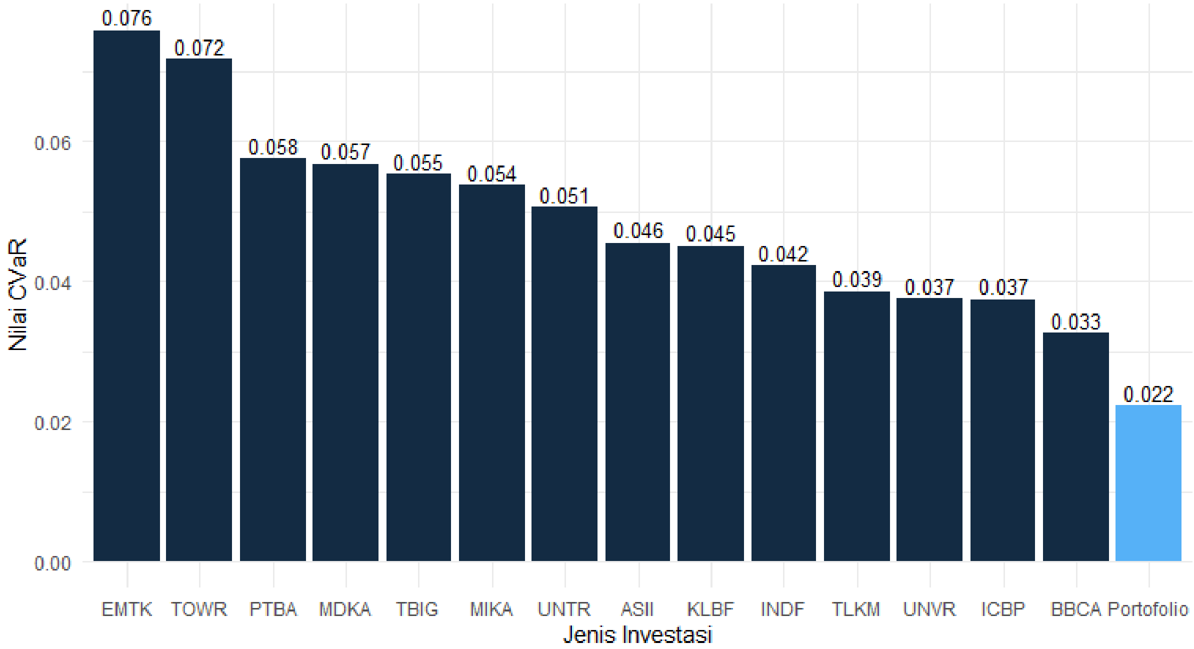


Gambar 4.6 Nilai VaR Portofolio Markowitz dan Saham Penyusunnya

Berdasarkan Gambar 4.6, telah terbukti bahwa portofolio Markowitz memiliki tingkat risiko terendah berdasarkan VaR dibandingkan saham penyusunnya. Hal itu terlihat dengan nilai VaR portofolio Markowitz terkecil dibandingkan saham penyusunnya dengan nilai 0,015 atau 1,5%.

4.2.5.2 Berdasarkan *Conditional Value at Risk*

Perbandingan tingkat risiko berikutnya adalah berdasarkan nilai *Conditional Value at Risk* (CVaR). Hasil Perbandingan berdasarkan CVaR diilustrasikan sesuai pada Gambar 4.7.



Gambar 4.7 Nilai CVaR Portofolio Markowitz dan Saham Penyusunnya

Berdasarkan Gambar 4.7, telah terbukti juga bahwa portofolio Markowitz memiliki tingkat risiko terendah berdasarkan CVaR dibandingkan saham penyusunnya. Hal itu terlihat dengan nilai CVaR portofolio Markowitz terkecil dibandingkan saham penyusunnya dengan nilai sebesar 0,0223 atau 2,23%.

4.3 Model Portofolio *Mean Absolute Deviation*

Pembentukan portofolio optimal yang berikutnya dilakukan berdasarkan model *Mean Absolute Deviation* (MAD), yang kemudian disebut portofolio MAD. Pembentukan portofolio ini dimaksudkan untuk memberikan pembanding pada model sebelumnya sehingga mendapatkan model paling optimal. Model ini mempertimbangkan nilai *mean return* masing-masing saham tetapi tidak dengan nilai kovariannya untuk melakukan proses diferensiasi. Penghitungan *mean return* dilakukan dengan cara sama yang sesuai dengan Persamaan 4.1 Proses diferensiasi tersebut bertujuan untuk mendapatkan susunan saham sehingga menjadi sebuah portofolio yang memiliki *return* optimal dengan risiko rendah.

4.3.1 Saham Penyusun Portofolio dengan Model MAD

Setiap saham memiliki return dan tingkat risiko yang berbeda-beda. Oleh sebab itu, tidak semua saham dapat dimasukkan menjadi salah satu penyusun portofolio optimal. Setiap saham penyusun portofolio MAD memiliki porsi atau bobot yang berbeda-beda. Pembentukan portofolio MAD sama halnya dengan Markowitz, memiliki fungsi obyektif yakni memaksimalkan tingkat imbal hasil dan meminimalkan risiko dengan mencantumkan beberapa syarat kendala (constrains). Fungsi obyektif dan kendala yang digunakan pada Tugas akhir ini dapat dilihat pada Persamaan 4.9, 4.10, dan 4.11 sebagai berikut.

Fungsi obyektif:

$$Maksimum\ W^T\mu = Maksimum \begin{pmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_{29} \end{pmatrix} . \begin{pmatrix} \mu_1 & \cdots & \mu_{29} \end{pmatrix} \tag{4.9}$$

dan

$$Min \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} y_t \tag{4.10}$$

Kendala:

$$\begin{gathered} y_t + \sum_{i=1}^{n} a_{i,t}\, w_i \geq 0,\ \ t = 1, \dots, T,\ \ a_{i,t} = R_{i,t} - \mu_i \\ y_t - \sum_{i=1}^{n} a_{i,t}\, w_i \geq 0,\ \ t = 1, \dots, T,\ \ a_{i,t} = R_{i,t} - \mu_i \\ w_i \geq 0,\quad i = 1,2, \dots, n \\ \sum_{i=1}^{n} w_i = 1 \end{gathered} \tag{4.11}$$

dimana T merupakan jumlah data, dan y_t merupakan suatu nilai yang sudah di deskripsikan di poin 2.5. Selanjutnya, perhitungan numerik untuk mencari bobot pada portofolio dengan menggunakan model MAD dilakukan dengan menggunakan RStudio. Sama halnya dengan portofolio model Markowitz, RStudio akan mencari (*goalseek)* besarnya bobot masing-masing saham sehingga mencapai nilai *return* portofolio yang maksimum dan secara bersama-sama akan meminimumkan risiko portofolio yang telah didefinisikan diatas. Output dari RStudio menghasilkan bobot masing-masing saham yang dinyatakan pada Tabel 4.5 berikut.

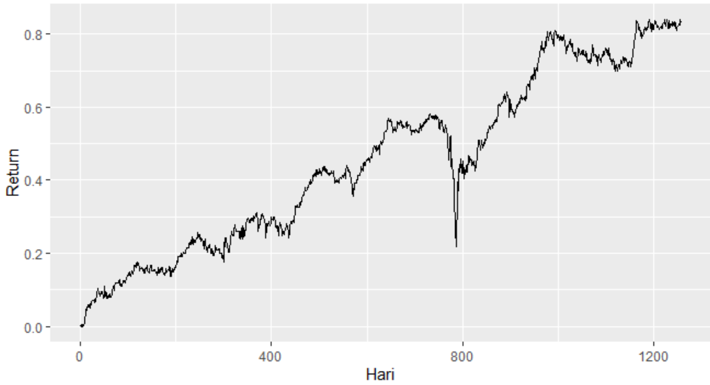
Tabel 4.5 Bobot Saham Penyusun Portofolio MAD

No	Ticker	Bobot
1	BBCA	0,23567
2	BBRI	0,02313
3	BRPT	0,01254
4	EMTK	0,05676
5	ICBP	0,22021
6	INCO	0,01201
7	INDF	0,02953
8	KLBF	0,02452
9	MDKA	0,05882
10	MIKA	0,09211
11	PTBA	0,04115
12	TBIG	0,03354
13	TINS	0,00168
14	TLKM	0,02881
15	TOWR	0,00797
16	UNTR	0,00648
17	UNVR	0,11042
18	WSKT	0,00461
	Total	1,00000

Berdasarkan Tabel 4.5, dapat dilihat bahwa terpilih 18 dari 29 saham IDX30 sebagai penyusun portofolio optimal dengan menggunakan model MAD. Bobot optimal yang diperoleh untuk setiap saham bervariasi dengan range 0,00168-0,23568. Sama halnya dengan portofolio sebelumnya (Markowitz), masing-masing saham memiliki memiliki nilai porsi atau bobot yang berbeda-beda. Pada hasil penghitungan bobot dari proses pembentukan portofolio yang tertera pada Tabel 4.5, jumlah saham yang menjadi penyusun portofolio dengan model MAD lebih banyak dibandingkan portofolio dengan model Markowitz. Hal ini merupakan bukti salah satu kelebihan dari model MAD, yaitu mampu membentuk portofolio yang lebih terdiversifikasi bila dibandingkan dengan model Markowitz. Terdapat informasi yang sama dengan portofolio dengan model Markowitz dimana bobot saham BBCA merupakan yang terbesar dari semua saham yang tersusun di portofolio. Secara tidak langsung, pernyataan tersebut memberikan informasi bahwa BBCA memang saham yang sangat berpotensi menghasilkan keuntungan optimal. 11 saham lainnya yang tidak masuk ke perhitungan dikarenakan memiliki *mean return* yang sangat kecil atau memiliki risiko (standar deviasi) yang sangat besar.

4.3.2 *Return* Portofolio dengan Model MAD

Portofolio optimal tentunya harus memiliki pergerakan *return* yang cenderung terus naik. Tidak berbeda dengan portofolio markowitz, penghitungan *return* portolio dilakukan berdasarkan Persamaan 2.17 *Return* portofolio didefinisikan sebagai hasil penjumlahan dari *return* masing-masing saham yang dikalikan dengan bobotnya. Pergerakan *return* portofolio MAD diilustrasikan sesuai pada Gambar 4.8.



Gambar 4.8 Pergerakan *Return* Portofolio MAD

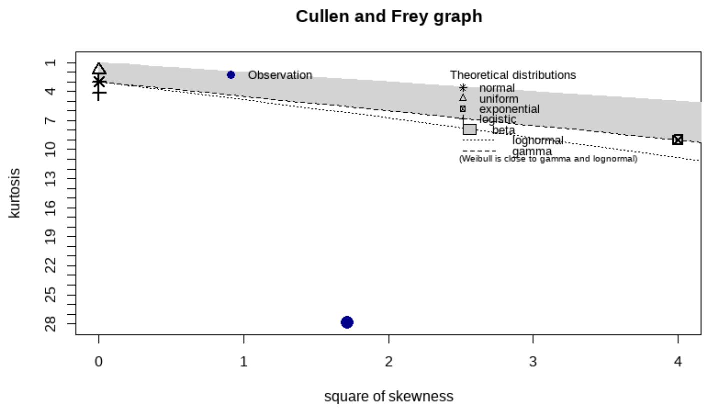
Berdasarkan Gambar 4.8, pergerakan *return* portofolio MAD cenderung memiliki tren naik. Sama seperti halnya portofolio Markowitz, terdapat penurunan diantara *t* ke 700 – 800 yang diakibatkan oleh adanya fenomena Covid-19 yang berakibat buruk ke pasar saham. Secara garis besar, grafik tersebut mendukung pernyataan bahwa portofolio optimal hendaknya memiliki tren yang terus naik sehingga modal yang digunakan akan semakin bertumbuh menjadi besar seiring berjalannya waktu investasi.

4.3.3 Pendugaan Distribusi *Return* Portofolio MAD

Sebelum melakukan proses penghitungan tingkat risiko portofolio, dilakukan pendugaan distribusi. Informasi mengenai jenis dan parameter distribusi *return* selanjutnya digunakan untuk proses iterasi dalam penghitungan tingkat risiko portofolio. Proses iterasi dimaksudkan untuk menghimpun sekumpulan nilai dengan distribusi dan parameter yang sama sedemikian sehingga diasumsikan semua nilai yang mungkin telah tercakup semua. Iterasi diaplikasikan pada saat diakukan pendugaan distribusi *return*. Pendugaan distribusi dilakukan dengan menggunakan dua pendekatan, yaitu distribusi umum (*normal*, *uniform*, *exponential*, *logistic*, *beta*, *lognormal*, dan *gamma*) dan *Generalized Lambda.*

4.3.3.1 Pendugaan Dengan Distribusi Umum

Pendugaan jenis distribusi yang pertama dilakukan berdasarkan distribusi yang umum digunakan, antara lain *normal*, *uniform*, *exponential*, *logistic*, *beta*, *lognormal*, dan *gamma*. Hasil pendugaan jenis distribusi *return* portofolio MAD diilustrasikan sesuai pada Gambar 4.9.



Gambar 4.9 Pendugaan Distribusi *Return* Portofolio MAD

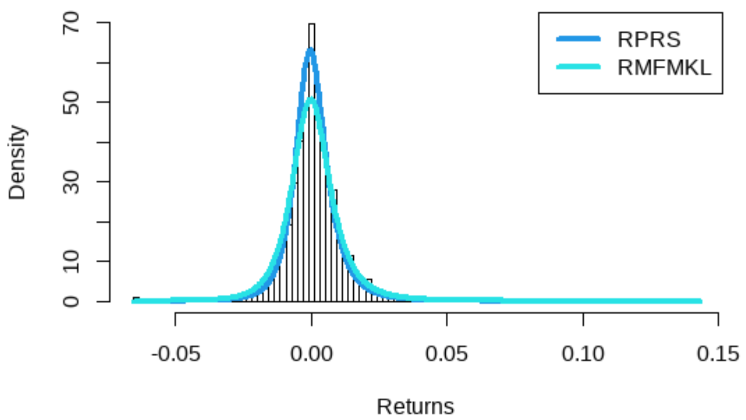
Berdasarkan Gambar 4.9, pendugaan distribusi *return* portofolio MAD menggunakan pendekatan distribusi umum tidak berhasil. Hal itu diperlihatkan dengan titik pengamatan yang menyimpang dari setiap distribusi yang ada. Dengan demikian, pendugaan parameter distribusi juga tidak dapat dilakukan sehingga perlu adanya pendugaan dengan jenis distribusi di luar distribusi umum yang ada.

4.3.3.2 Pendugaan Dengan Distribusi *Generalized Lambda*

Pendugaan distribusi berikutnya dilakukan menggunakan pendekatan distribusi *Generalized Lambda*. Proses pendugaan dilakukan berdasarkan dua metode, yaitu RS (Ramberg dan Schmeiser, 1974) dan FMKL (Freimer, Mudholkar, Kollia dan Lin’s, 1988).

1. Pendugaan menggunakan metode RS dan FMKL

Hasil pendugaan distribusi menggunakan metode RS dan FMKL diilustrasikan sesuai pada Gambar 4.10.



Gambar 4.10 Ilustrasi Pendugaan Distribusi *Generalized Lambda* Portofolio Markowitz

Berdasarkan Gambar 4.10, hasil pendugaan telah mendekati pola data yang sebenarnya. Untuk memvalidasi hal tersebut, juga dilakukan penghitungan tingkat eror yang dinyatakan pada tahap berikutnya. Metode penghitungan tingkat eror yang sering digunakan adalah *Mean Absolute*

Percentage Error (MAPE) dan *Mean Absolute Error* (MAE). Namun, data penelitian ini berfokus pada *return* (terdapat nilai nol) sehingga metode MAPE tidak dapat digunakan.

2. Perbandingan Hasil Pendugaan Distribusi

Perbandingan dilakukan dengan menghitung nilai *Mean Absolute Error* (MAE). Model dengan nilai MAE yang lebih kecil merupakan model yang terbaik. Perhitungan MAE menggunakan Persamaan 4.5 Hasil perhitungan dinyatakan pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 MAE Distribusi *Return* Portofolio MAD

Metode	MAE
RS	0,01085115*
FMKL	0,01194966

Berdasarkan Tabel 4.6, kedua metode menghasilkan tingkat eror yang mendekati nol. Metode RS menghasilkan estimasi yang lebih akurat dibandingkan metode FMKL karena memiliki nilai MAE yang lebih kecil. Dengan demikian, distribusi *Generalized Lambda* dengan metode RS dipilih sebagai penduga parameter *return* portofolio MAD.

3. Estimasi Parameter Distribusi

Distribusi *Generalized Lambda* memiliki empat parameter. Hasil estimasi parameter dinyatakan pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Parameter Distribusi *Return* Portofolio MAD

Nama Parameter	Nilai Parameter
Lambda 1	-0,0005335983
Lambda 2	-54,2502900000
Lambda 3	-0,1675925000
Lambda 4	-0,2102596000

Pada Tabel 4.7, Keempat parameter distribusi *Generalized Lambda* yang telah didapatkan, kemudian digunakan untuk melakukan iterasi pengukuran tingkat risiko portofolio.

4.3.4 Pengukuran Risiko Portofolio MAD

Pengukuran risiko dilakukan terhadap *return* hasil iterasi berdasarkan parameter yang telah didapatkan. Jumlah iterasi ditentukan berdasarkan *Confidence Interval* (CI) yang diharapkan dengan jumlah data sebanyak 1254 (sesuai jumlah data *return* portofolio MAD).

4.3.4.1 Penghitungan Jumlah Iterasi Pada Portofolio MAD

Jumlah iterasi ditentukan menggunakan formula yang didasarkan pada besarnya *Confidence Interval* (CI). Formula yang digunakan untuk perhitungan jumlah iterasi adalah sebagai berikut.

$$m = \left[Z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{100s}{\varepsilon \bar{X}} \right]^2$$

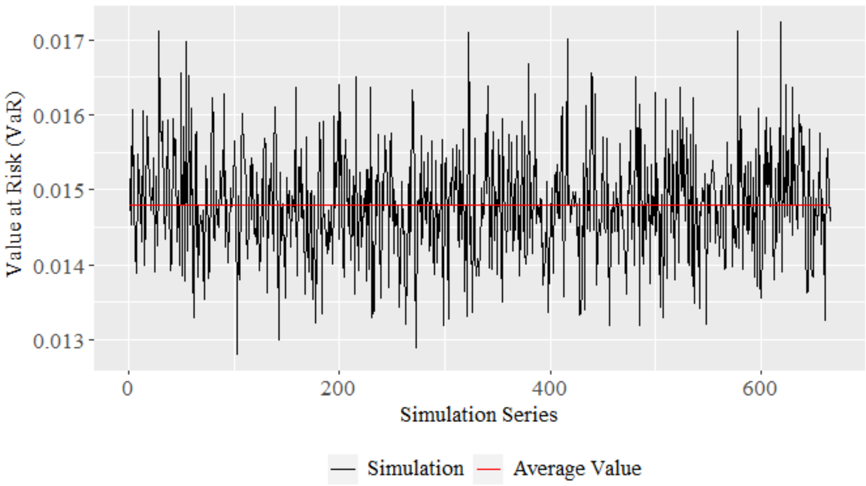
dimana Z adalah distribusi kumulatif normal standar, $\bar{X}$ adalah rataan (*mean*) dari *return*, s adalah standar deviasi dari *return*, serta ε adalah tingkat eror yang diharapkan. Apabila nilai ε diasumsikan tidak lebih dari 5%, maka jumlah iterasi didapatkan sebesar

$$m = \left[Z_{\frac{0,05}{2}} \frac{100\ (0,0112557)}{5\ (0,0006629138)} \right]^2 \approx 442996$$

Dengan demikian, iterasi yang akan digunakan pada simulasi berjumlah sebanyak 442996 perulangan.

4.3.4.2 Pengukuran Berdasarkan *Value at Risk*

Pengukuran *Value at Risk* (VaR) dilakukan menggunakan metode “historical” dengan Persamaan 2.23. Pergerakan hasil penghitungan tingkat risiko berdasarkan *Value at Risk* (VaR) diilustrasikan dalam bentuk *series* seperti pada Gambar 4.11.



Gambar 4.11 Pergerakan Hasil Penghitungan VaR Portofolio MAD

Berdasarkan Gambar 4.11, pergerakan nilai VaR relatif stabil pada rentang 0,0104 hingga 0,0141. Nilai tersebut memiliki rataan sebesar 0,01209637 atau 1,21%. Artinya, ada keyakinan sebesar 95% bahwa kerugian yang akan diderita investor tidak akan melebihi 1,21% dalam jangka waktu satu hari atau dapat dikatakan ada kemungkinan sebesar 5% bahwa kerugian investasi sebesar 1,21% atau lebih. Jika dimisalkan dana investasi awal sebesar Rp. 10.000.000,00 maka estimasi kerugian maksimal yang akan diderita investor diperkirakan akan mencapai Rp. 121.000,00. Dengan α sebesar 5%, rentang kepercayaan (*Confidence Interval*) VaR portofolio MAD berada pada nilai

$$\mu_{VaR} - Z_{\frac{\alpha}{2}}\sqrt{\frac{SD_{VaR}}{n_{VaR}}} < VaR < \mu_{VaR} + Z_{\frac{\alpha}{2}}\sqrt{\frac{SD_{VaR}}{n_{VaR}}}$$

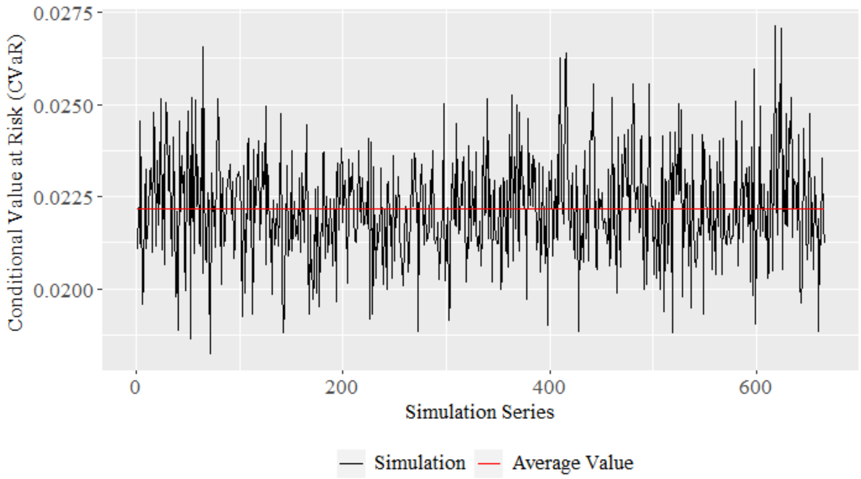
$$0{,}0121 - 1{,}96\sqrt{\frac{0{,}000759}{442996}} < VaR < 0{,}0121 + 1{,}96\sqrt{\frac{0{,}000759}{442996}}$$

$$0{,}012018 < VaR < 0{,}012181$$

Nilai rataan VaR yang diperoleh kemudian digunakan sebagai acuan ukuran tingkat risiko pertama portofolio MAD.

4.3.4.3 Pengukuran Berdasarkan *Conditional Value at Risk*

Sama halnya dengan VaR, pengukuran *Conditional Value at Risk* (CVaR) dilakukan menggunakan metode “historical” dengan Persamaan 2.24 Pergerakan hasil penghitungan tingkat risiko berdasarkan *Conditional Value at Risk* (CVaR) diilustrasikan dalam bentuk *series* seperti pada Gambar 4.12.



Gambar 4.12 Pergerakan Hasil Penghitungan CVaR Portofolio MAD

Berdasarkan Gambar 4.12, pergerakan nilai CVaR relatif stabil pada rentang 0,0149 hingga 0,0223. Nilai tersebut memiliki rataan sebesar 0,01819671 atau 1,82%. Artinya, ada keyakinan sebesar 95% bahwa kerugian yang akan diderita investor yang melebihi nilai VaR adalah sebesar 1,82% dalam jangka waktu satu hari atau dapat dikatakan ada kemungkinan sebesar 5% bahwa kerugian investasi yang lebih besar dari VaR yaitu sebesar 1,82%. Jika dimisalkan dana investasi awal sebesar Rp. 10.000.000,00 maka estimasi kerugian maksimal yang akan diderita investor diperkirakan akan mencapai Rp. 182.000,00. Dengan α sebesar 5%, rentang kepercayaan (*Confidence Interval*) CVaR portofolio MAD berada pada nilai

$$\mu_{CVaR} - Z_{\frac{\alpha}{2}}\sqrt{\frac{SD_{CVaR}}{n_{CVaR}}} < CVaR < \mu_{CVaR} + Z_{\frac{\alpha}{2}}\sqrt{\frac{SD_{CVaR}}{n_{CVaR}}}$$

$$0{,}0182 - 1{,}96\sqrt{\frac{0{,}001415}{442996}} < CVaR < 0{,}0182 + 1{,}96\sqrt{\frac{0{,}001415}{442996}}$$

$$0{,}018089 < CVaR < 0{,}018310$$

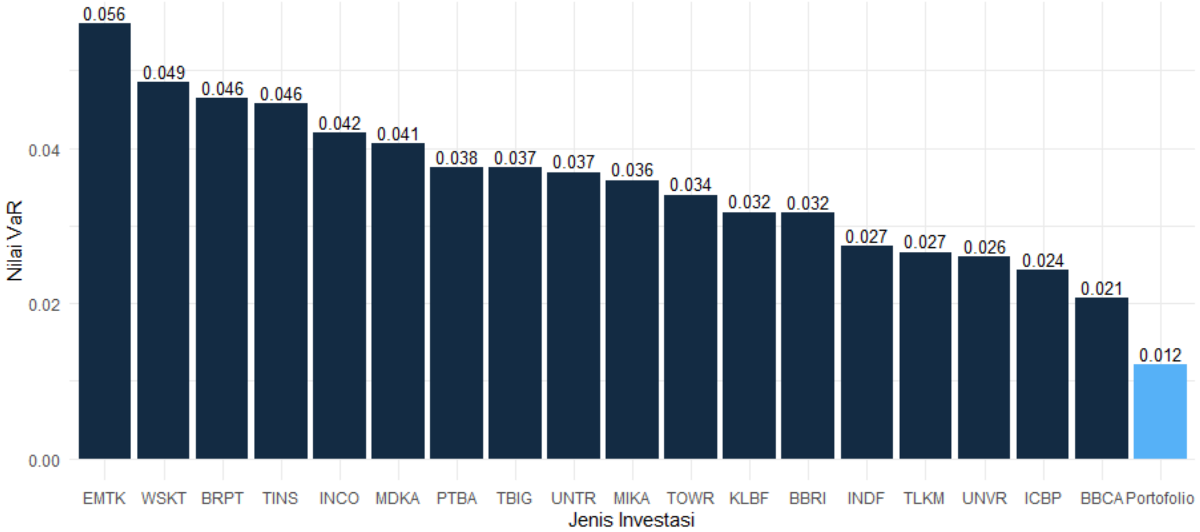
Nilai rataan CVaR yang diperoleh kemudian digunakan sebagai acuan ukuran tingkat risiko kedua portofolio MAD.

4.3.5 Perbandingan Risiko Portofolio Optimal Dengan Saham Penyusunnya

Setelah didapatkan ukuran risiko untuk portofolio MAD, berikutnya dilakukan pembandingan untuk mengkonfirmasi bahwa hasil portofolio yang telah dibentuk memiliki tingkat risiko terendah dibandingkan saham-saham penyusunnya.

4.3.5.1 Berdasarkan *Value at Risk*

Hasil perbandingan tingkat risiko pertama untuk portofolio MAD adalah berdasarkan nilai *Value at Risk* (VaR) yang diilustrasikan sesuai pada Gambar 4.13.

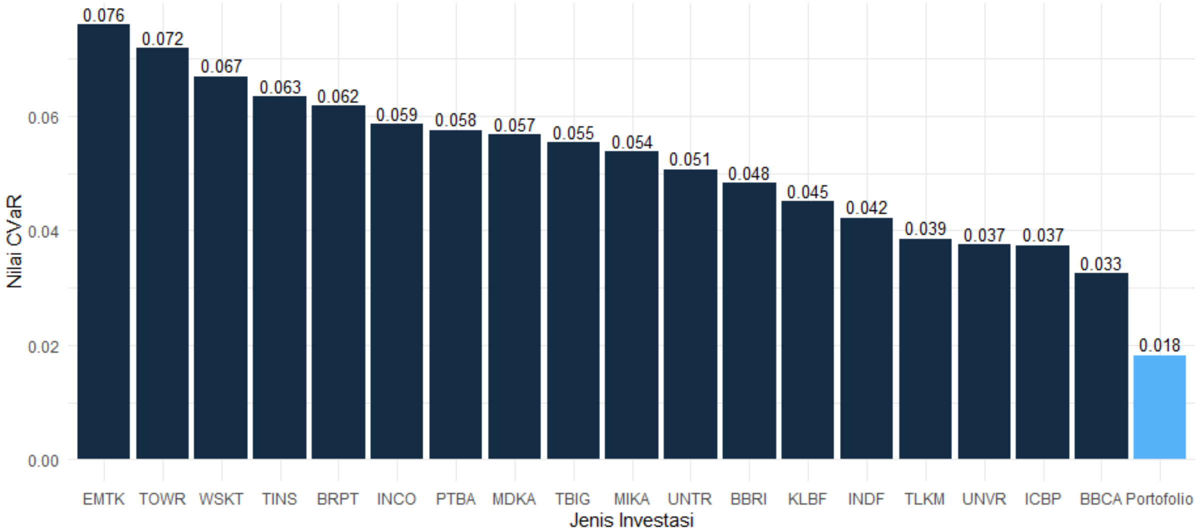


Gambar 4.13 Nilai VaR Portofolio MAD dan Saham Penyusunnya

Berdasarkan Gambar 4.13, telah terbukti bahwa portofolio MAD memiliki tingkat risiko terendah berdasarkan *Value at Risk* (VaR) dibandingkan saham penyusunnya. Hal itu terlihat dengan nilai VaR portofolio MAD terkecil dibandingkan saham penyusunnya dengan nilai 0,01209 atau 1,21%.

4.3.5.2 Berdasarkan *Conditional Value at Risk*

Perbandingan tingkat risiko berikutnya adalah berdasarkan nilai *Conditional Value at Risk* (CVaR). Hasil Perbandingan berdasarkan CVaR diilustrasikan sesuai pada Gambar 4.14



Gambar 4.14 Nilai CVaR Portofolio MAD dan Saham Penyusunnya

Berdasarkan Gambar 4.14, telah terbukti bahwa portofolio MAD memiliki tingkat risiko terendah berdasarkan *Conditional Value at Risk* (VaR) dibandingkan saham penyusunnya. Hal itu terlihat dengan nilai CVaR portofolio MAD terkecil dibandingkan saham penyusunnya dengan nilai sebesar 0,01819 atau 1,82%.

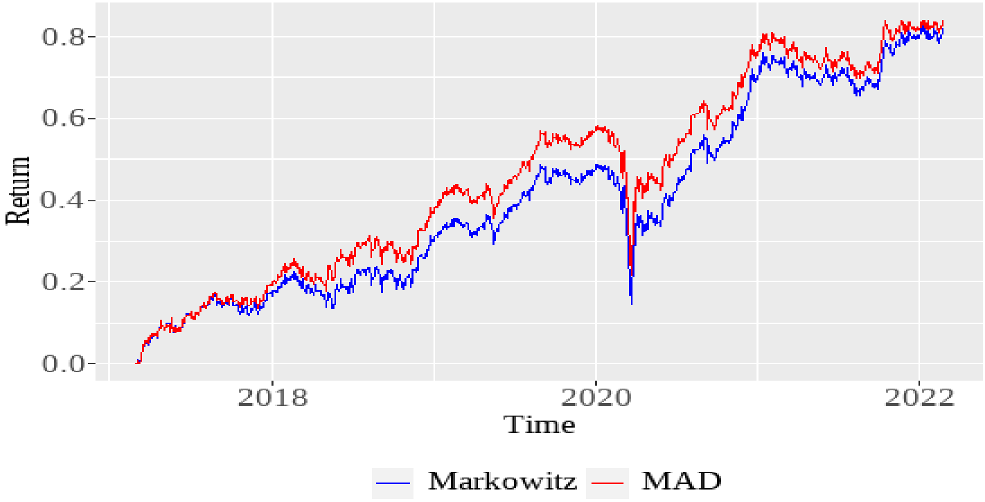
4.4 Perbandingan Return portofolio Markowitz dan MAD

Evaluasi tingkat risiko pertama pada portofolio Markowitz dan MAD dilakukan dengan membandingkan nilai *return* dari kedua portofolio. Portofolio dengan nilai *return* yang lebih besar akan diajukan sebagai preferensi investor sebagai portofolio yang memiliki *return* paling optimal. Hasil penghitungan *return* kedua portofolio disajikan sesuai pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Perbandingan *Return* Portofolio Markowitz dan MAD

Portofolio	*Return* (%)
Markowitz	81,35315
MAD	83,26150

Berdasarkan Tabel 4.8, hasil penghitungan *return* portofolio MAD memiliki nilai yang lebih besar. Sebagai bahan perbandingan selanjutnya, dibentuk grafik pergerakan *return* dari kedua portofolio. Pergerakan *return* kedua portofolio diilustrasikan sesuai pada Gambar 4.15.



Gambar 4.15 Pergerakan *Return* Portofolio Markowitz dan MAD

Berdasarkan hasil penghitungan *return* kedua portofolio dan Gambar 4.15, portofolio MAD memiliki *return* yang lebih besar dibandingkan dengan portofolio Markowitz. Dengan demikian, portofolio MAD diajukan sebagai preferensi investor sebagai portofolio yang memiliki *return* paling optimal.

4.5 Perbandingan Risiko portofolio Markowitz dan MAD

Evaluasi berikutnya yaitu dengan membandingkan nilai rataan *Value at Risk* (VaR) dan *Conditional Value at Risk* (CVaR). Portofolio dengan nilai VaR dan CVaR yang lebih kecil akan diajukan sebagai preferensi investor sebagai portofolio yang memiliki tingkat risiko paling minimal. Perbandingan kedua nilai untuk kedua portofolio disajikan pada Tabel 4.9 dan diilustrasikan sesuai pada Gambar 4.16.

Tabel 4.9 Perbandingan Tingkat Risiko Portofolio Markowitz dan MAD

Portofolio	VaR (%)	CVaR (%)
Markowitz	0,01477975	0,02228567
MAD	0,01209637	0,01819671

Berdasarkan Tabel 4.9, portofolio MAD memiliki nilai VaR dan CVaR yang lebih kecil dibandingkan dengan portofolio Markowitz. Dengan demikian, portofolio MAD diajukan sebagai preferensi investor sebagai portofolio yang memiliki tingkat risiko paling minimal.

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian tugas akhir yang telah dilakukan, didapatkan beberapa kesimpulan sebagai berikut.

1. Portofolio optimal berdasarkan model Markowitz tersusun atas 14 saham antara lain ASII, BBCA, EMTK, ICBP, INDF, KLBF, MDKA, MIKA, PTBA, TBIG, TLKM, TOWR, UNTR, UNVR. Portofolio Markowitz memiliki tingkat pengembalian (*return*) sebesar 81,35% dalam kurun waktu Maret 2017 – Februari 2022.
2. Portofolio optimal berdasarkan model *Mean Absolute Deviation* (MAD) tersusun atas 18 saham antara lain BBCA, BBRI, BRPT, EMTK, ICBP, INCO, INDF, KLBF, MDKA, MIKA, PTBA, TBIG, TINS, TLKM, TOWR, UNTR, UNVR, WSKT. Portofolio MAD memiliki tingkat pengembalian (*return*) sebesar 83,26% dalam kurun waktu Maret 2017 – Februari 2022.
3. Nilai VaR dan CVaR portofolio Markowitz sebesar 1,48% dan 2,23%, lebih kecil dari saham penyusunnya dengan rentang untuk VaR antara 2,1% - 5,6% dan untuk CVaR antara 3,3% - 7,6%. Nilai VaR dan CVaR portofolio MAD sebesar 1,23 dan 1,85%, lebih kecil dari saham penyusunnya dengan rentang untuk VaR antara 2,1% - 5,6% dan untuk CVaR antara 3,3% - 7,6%.
4. Portofolio MAD merupakan portofolio yang lebih optimal dibandingkan portofolio Markowitz, di mana tingkat pengembalian (*return*) portofolio MAD lebih besar dibandingkan portofolio Markowitz. Selain itu, dari segi resiko berdasarkan VaR dan CVaR, portofolio MAD memiliki nilai VaR dan CVaR yang lebih kecil dibandingkan portofolio Markowitz.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian tugas akhir ini, maka terdapat beberapa saran untuk penelitian selanjutnya antara lain:

1. Pemodelan pada penelitian tugas akhir ini terbatas pada dua model optimasi portofolio yaitu Markowitz dan *Mean Absolute Deviation* (MAD). Pada penelitian berikutnya, disarankan untuk menggunakan model optimasi yang lain yang lebih baru, seperti Fenstein Thapa, Multi Obyektif, dll.
2. Saham yang digunakan pada tugas akhir ini hanya terbatas pada index IDX30 di pasar saham indonesia. Tidak menutup kemungkinan saham di luar index tersebut dapat menjadi salah satu penyusun portofolio yang optimal. Oleh sebab itu, pada penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan index yang memiliki komposisi saham yang lebih banyak, seperti LQ45, IHSG, dll.

("Halaman sengaja dikosongkan")

DAFTAR PUSTAKA

Alemany, R., Bolancé, C., & Guillén, M. (2012). Nonparametric estimation of Value-at-Risk. *XARXA de Referencia en Economia Aplicada, XREAP2012-19*.

Basir, Saleh dan Fakhrudin, Hendy M. (2005). *Aksi Korporasi (Strategi untuk meningkatkan nilai saham melalui aksi korporasi)*. EdisiPertama. Jakarta: Salemba Empat.

Cai, Z., & Wang, X. (2008). Nonparametric estimation of conditional VaR and expected shortfall. *Journal of Econometrics, 147*(1), 120-130.

Cecchetti, S.G., Schoenholtz, K.L. and Fackler, J., (2006). Money, banking, and financial markets (Vol. 4). McGraw-Hill/Irwin.

Cong, F. and Oosterlee, C.W., (2016). Multi-period mean–variance portfolio optimization based on Monte-Carlo simulation. *Journal of Economic Dynamics and Control, 64*, pp.23-38.

Corrado, C. J. (2001). Option pricing based on the generalized lambda distribution. *Journal of Futures Markets: Futures, Options, and Other Derivative Products, 21*(3), 213-236.

Di Asih, I.M. and Purbowati, A., (2009). Pengukuran Value at Risk pada Aset Tunggal dan Portofolio dengan Simulasi Monte Carlo. *Jurnal Media Statistika, 2*(2).

Dowd, K. (2002). *An introduction to market risk measurement*. United State American: John Wiley & Sons.

Driels, M.R. and Shin, Y.S., (2004). *Determining the number of iterations for Monte Carlo simulations of weapon effectiveness*. NAVAL POSTGRADUATE SCHOOL MONTEREY CA DEPT OF MECHANICAL AND ASTRONAUTICAL ENGINEERING.

Duan, Y.C., (2007). A multi-objective approach to portfolio optimization. *Rose-Hulman Undergraduate Mathematics Journal, 8*(1), p.12.

Ismanto, H. (2016). Analisis Value at Risk dalam Pembentukan Portofolio Optimal (Studi Empiris pada saham-saham yang tergabung dalam LQ45).

Jeong, G. and Kim, H.Y., (2019). Improving financial trading decisions using deep Q-learning: Predicting the number of shares, action strategies, and transfer learning. Expert Systems with Applications, 117, pp.125-138.

Karvanen, J., & Nuutinen, A. (2008). Characterizing the generalized lambda distribution by L-moments. *Computational Statistics & Data Analysis, 52*(4), 1971-1983.

Konno, H. and Yamazaki, H., (1991). Mean-absolute deviation portfolio optimization model and its applications to Tokyo stock market. *Management science, 37*(5), pp.519-531.

Manurung, A.H., (2009). Berinvestasi dan Perlindungan Investor di Pasar Modal.

Markowitz, H.M. ed., (2009). *Harry Markowitz: selected works* (Vol. 1). World Scientific.

Markowitz, H., (1952). Portfolio Selection in The Journal of Finance Vol. 7.

Oberle, W., (2015). *Monte Carlo simulations: number of iterations and accuracy*. Army Research Lab Aberdeen Proving Ground MD Weapons and Materials Research Directorate.

Rahmawati, R., Rusgiyono, A., Hoyyi, A., & Di Asih, I. M. (2019). Expected shortfall dengan simulasi monte-carlo untuk mengukur risiko kerugian petani jagung. Media Statistika, 12(1), 117-128.

Ramberg, J. S., & Schmeiser, B. W. (1974). An approximate method for generating asymmetric random variables. *Communications of the ACM, 17*(2), 78-82.

Ricci, V., (2005). *Fitting distributions with R. Contributed Documentation available on CRAN*, *96*, pp.1-24.

Robiyanto, R., 2017. Testing commodities as safe haven and hedging instrument on asean's five stock markets. *Jurnal Ekonomi Kuantitatif Terapan*, *10*(2), p.228300.

Rockafellar, R.T. dan Uryasev, S., (2000). *Optimization of conditional value at risk*. Journal of Risk, Vol. 2, No. 3.

Sharpe, W.F., (1966). Mutual fund performance. *The Journal of business, 39*(1), pp.119-138.

Soebiantoro, U., (2021). Perdagangan Saham yang Paling Moncer dalam Masa Pandemi Covid 19. *Jurnal Ilmu Ekonomi Pembangunan*, *15*(01).

Silva, L.P.D., Alem, D. and Carvalho, F.L.D., (2017). Portfolio optimization using mean absolute deviation (MAD) and conditional value-at-risk (CVaR). *Production, 27*.

Sunaryo, T., (2009). *Manajemen risiko finansial*. Jakarta: Salemba Empat.

Varghese, J. and Joseph, A., (2018). A Comparative Study on Markowitz Mean-Variance Model and Sharpe’s Single Index Model in the Context of Portfolio Investment. *PESQUISA, 3*(2), pp.36-41.

Vina, F.L., (2019). *Valuasi Nilai Saham PT Petrosea Tbk* (Doctoral dissertation, Universitas Gadjah Mada).

LAMPIRAN

Lampiran 1 *Syntax* untuk Memanggil *Packages* dan Mendapatkan Data Penelitian

```
#Library yang digunakan
library(quantmod)
library(xts)
library(portfolio.optimization)
library(PerformanceAnalytics)
library(fitdistrplus)
library(MASS)
library(GLDEX)
library(forecast)
library(ggplot2)
library(ggpubr)
library(ggtext)
```

```
#Nama saham
saham <-
c("ADRO.JK","ANTM.JK","ASII.JK","BBCA.JK","BBNI.JK","BBRI.JK","BBTN
.JK","BMRI.JK","BRPT.JK",

"CPIN.JK","EMTK.JK","EXCL.JK","ICBP.JK","INCO.JK","INDF.JK","INKP.J
K","KLBF.JK","MDKA.JK",

"MIKA.JK","PGAS.JK","PTBA.JK","SMGR.JK","TBIG.JK","TINS.JK","TLKM.J
K","TOWR.JK","UNTR.JK",
           "UNVR.JK","WSKT.JK")
from.date <- as.Date("03/01/17", format="%m/%d/%y")
to.date <- as.Date("02/28/22", format="%m/%d/%y")
getSymbols(saham,src = "yahoo", from = from.date, to = to.date)

name <-
c("ADRO","ANTM","ASII","BBCA","BBNI","BBRI","BBTN","BMRI","BRPT","C
PIN","EMTK","EXCL","ICBP",

"INCO","INDF","INKP","KLBF","MDKA","MIKA","PGAS","PTBA","SMGR","TBI
G","TINS","TLKM","TOWR",
          "UNTR","UNVR","WSKT")
```

Lampiran 2 *Syntax* untuk Membuat Matriks dari Data *Adjusted Closing Price*

```
#Membuat matriks dari close adjusted (kolom = nama saham)
close.price <- matrix(rep(0,1259*29),ncol = 29)
close.price[,1] <- ADRO.JK$ADRO.JK.Adjusted
close.price[,2] <- ANTM.JK$ANTM.JK.Adjusted
close.price[,3] <- ASII.JK$ASII.JK.Adjusted
close.price[,4] <- BBCA.JK$BBCA.JK.Adjusted
close.price[,5] <- BBNI.JK$BBNI.JK.Adjusted
close.price[,6] <- BBRI.JK$BBRI.JK.Adjusted
close.price[,7] <- BBTN.JK$BBTN.JK.Adjusted
close.price[,8] <- BMRI.JK$BMRI.JK.Adjusted
close.price[,9] <- BRPT.JK$BRPT.JK.Adjusted
close.price[,10] <- CPIN.JK$CPIN.JK.Adjusted
close.price[,11] <- EMTK.JK$EMTK.JK.Adjusted
close.price[,12] <- EXCL.JK$EXCL.JK.Adjusted
close.price[,13] <- ICBP.JK$ICBP.JK.Adjusted
close.price[,14] <- INCO.JK$INCO.JK.Adjusted
close.price[,15] <- INDF.JK$INDF.JK.Adjusted
close.price[,16] <- INKP.JK$INKP.JK.Adjusted
close.price[,17] <- KLBF.JK$KLBF.JK.Adjusted
close.price[,18] <- MDKA.JK$MDKA.JK.Adjusted
close.price[,19] <- MIKA.JK$MIKA.JK.Adjusted
close.price[,20] <- PGAS.JK$PGAS.JK.Adjusted
close.price[,21] <- PTBA.JK$PTBA.JK.Adjusted
close.price[,22] <- SMGR.JK$SMGR.JK.Adjusted
close.price[,23] <- TBIG.JK$TBIG.JK.Adjusted
close.price[,24] <- TINS.JK$TINS.JK.Adjusted
close.price[,25] <- TLKM.JK$TLKM.JK.Adjusted
close.price[,26] <- TOWR.JK$TOWR.JK.Adjusted
close.price[,27] <- UNTR.JK$UNTR.JK.Adjusted
close.price[,28] <- UNVR.JK$UNVR.JK.Adjusted
close.price[,29] <- WSKT.JK$WSKT.JK.Adjusted

#Membuat data frame dari close adjusted
df0 <-
data.frame(close.price[,1],close.price[,2],close.price[,3],close.pr
ice[,4],close.price[,5],
close.price[,6],close.price[,7],close.price[,8],close.price[,9],clo
se.price[,10],
close.price[,11],close.price[,12],close.price[,13],close.price[,14]
,close.price[,15],
close.price[,16],close.price[,17],close.price[,18],close.price[,19]
,close.price[,20],
```

Lampiran 2 Lanjutan

```
close.price[,21],close.price[,22],close.price[,23],close.price[,24]
,close.price[,25],

close.price[,26],close.price[,27],close.price[,28],close.price[,29]
)

#mengubah nama kolom dataframe sesuai nama saham
colnames(df0) <- name
head(df0)

#Menghapus NA
df0 <- na.omit(xts(df0,order.by = index(ADRO.JK)))
```

Lampiran 3 *Syntax* untuk *Preprocessing* Data *Return*

```
#membuat matriks return masing-masing saham
asset.return <- matrix(rep(0,nrow(df0)*29),ncol = 29)
for (i in 1:29) {
  a <- Delt(df0[,i])
  asset.return[,i] <- a
}
asset.return

#Membuat dataframe return masing-masing saham
df <- data.frame(asset.return[,1])
for (i in 2:29) {
  df <- data.frame(df,asset.return[,i])
}
colnames(df) <- name
head(df)

#Mengubah return menjadi data time series sesuai index data awal
df.ts <- xts(df,order.by = index(df0))

#Menghapus NA
df.ts <- na.omit(df.ts)
nrow(df.ts)
```

Lampiran 4 *Syntax* untuk Memodelkan *Return* Portofolio

```
#Memodelkan portofolio sesuai return masing-masing saham

#Markowitz
model <- optimal.portfolio(df.ts)
m.mar <- optimal.portfolio.markowitz(model)
#Mengambil hasil bobot portofolio
w.mar0 <- m.mar$portfolio$x

#MAD
m.mad <- optimal.portfolio.mad(model)
#Mengambil hasil bobot portofolio
w.mad0 <- m.mad$portfolio$x
```

Lampiran 5 *Syntax* untuk Simulasi Model Markowitz

```
#SIMULASI MARKOWITZ
#Membuat data frame bobot
w.mar <- data.frame(name,w.mar0)
#mengambil bobot yang tidak bernilai 0
w.mar <- w.mar[w.mar$w.mar>0,]
colnames(w.mar) <- c("Stock","Weight")
rownames(w.mar) <- 1:nrow(w.mar)
w.mar
#Portofolio markowitz
df.mar <- df.ts[,c(-1,-2,-5,-6,-7,-8,-9,-10,-12,-14,-16,-20,-22,-
24,-29)]
ncol(df.mar)
```

```
#Membuat return portofolio markowitz
ret.mar <- rep(0,nrow(df.ts))
for (i in 1:nrow(df.ts)) {
  for (j in 1:29) {
    ret.mar[i] <- ret.mar[i]+w.mar0[j]*df.ts[i,j]
  }
}
ret.mar
plot.ret.mar <- rep(ret.mar[1],length(ret.mar))
for (i in 2:length(ret.mar)) {
  plot.ret.mar[i] <- plot.ret.mar[i-1]+ret.mar[i]
}
plot(plot.ret.mar,type="l")

#Penghitungan Jumlah Data
N.mar <- ceiling((1.96*100*sd(ret.mar)/(5*mean(ret.mar)))^2)
N.mar
N.mad <- ceiling((1.96*100*sd(ret.mad)/(5*mean(ret.mad)))^2)
N.mad
```

```
#Pendugaan sesuai distribusi umum
descdist(ret.mar)

#Fitting Distribusi Menggunakan Generalize Lambda
#Estimasi parameter
dist.mar <- fun.data.fit.mm(ret.mar)
dist.mar
#Menggunakan 1000000 sampel acak untuk menentukan metode distribusi
generalized lambda
# RS version: (Ramberg & Schmeiser, 1974)
set.seed(99)    # Set seed to obtain a reproducible set
```

Lampiran 5 Lanjutan

```
rs_sample.mar <- rgl(n = 1000000, lambda1=dist.mar[1,1], lambda2 =
dist.mar[2,1],
                 lambda3 = dist.mar[3,1],lambda4 =
dist.mar[4,1],param = "rs")

# FKML version: (Freimer, Mudholkar, Kollia & Lin's; 1988)
set.seed(99)    # Set seed to obtain a reproducible set
fmkl_sample.mar <- rgl(n = 1000000, lambda1=dist.mar[1,2], lambda2
=dist.mar[2,2],
                       lambda3 = dist.mar[3,2],lambda4 =
dist.mar[4,2],param = "fmkl")

# Moments of simulated returns using RS method
fun.moments.r(rs_sample.mar, normalise="Y")

# Moments calculated from market data:
fun.moments.r(ret.mar, normalise="Y")

# Moments of simulated returns using FMKL method:
fun.moments.r(fmkl_sample.mar, normalise="Y")

#Mendapatkan tingkat akurasi
accuracy(rs_sample.mar,ret.mar)
accuracy(fmkl_sample.mar,ret.mar)

#berdasarkan visual
fun.plot.fit(fit.obj = dist.mar, data = ret.mar,
             nclass = 100,param = c("rs", "fmkl"), xlab =
"Returns")

#RS dipilih karena MAE terkecil
```

```
#Simulasi VaR dengan iterasi n
batas <- N.mar
VaR.mar <- rep(0,batas)
for (i in 1:batas) {
  set.seed(i)
  rs_sampling.mar <- rgl(n = length(ret.mar),lambda1=dist.mar[1,1],
lambda2 = dist.mar[2,1],
                       lambda3 = dist.mar[3,1],lambda4 =
dist.mar[4,1],param = "rs")
  VaR.mar[i] <- VaR(rs_sampling.mar,method = "historical",p = .95)
}
mean(na.omit(abs(VaR.mar)))
max(abs(VaR.mar))
```

Lampiran 5 Lanjutan

```
min(abs(VaR.mar))

VaR.mar.asset <- rep(0,ncol(df.mar))
for (i in 1:ncol(df.mar)) {
  VaR.mar.asset[i] <- abs(VaR(df.mar[,i],method = "historical",p =
.95))
}
VaR.mar.asset
VaR.mar.asset <- data.frame(colnames(df.mar),VaR.mar.asset)

#Simulasi CVaR
CVaR.mar <- rep(0,batas)
for (i in 1:batas) {
  set.seed(i)
  rs_sampling.mar <- rgl(n = length(ret.mar),lambda1=dist.mar[1,1],
lambda2 = dist.mar[2,1],
                         lambda3 = dist.mar[3,1],lambda4 =
dist.mar[4,1],param = "rs")
  CVaR.mar[i] <- ETL(rs_sampling.mar,method = "historical",p = .95)
}
mean(na.omit(abs(CVaR.mar)))
max(abs(CVaR.mar))
min(abs(CVaR.mar))

CVaR.mar.asset <- rep(0,ncol(df.mar))
for (i in 1:ncol(df.mar)) {
  CVaR.mar.asset[i] <- ETL(df.mar[,i],method = "historical",p =
.95)
}
CVaR.mar.asset

dataf <-
data.frame(abs(VaR.mar),abs(CVaR.mar),rep(mean(abs(VaR.mar)),N.mar)
,rep(mean(abs(CVaR.mar)),N.mar))
colnames(dataf) <- c("VaR","CVaR","MeVaR","MeCVaR")
```

Lampiran 5 Lanjutan

```
color1 <- c("Simulation"="black","Average Value"="red")
g1 <- ggplot(dataf, aes(x = c(1:N.mar)))+
  geom_line(aes(y = VaR,color="Simulation"))+
  geom_line(aes(y = MeVaR,color="Average Value"))+
  labs(x = "Simulation Series",y = expression(paste("Value at Risk
(VaR)")),color = "")+
  scale_color_manual(values = color1)+
  theme(axis.text = element_text(family = "serif",size = 14),
        axis.title = element_text(family = "serif",size = 14),
        legend.position = "bottom",
        legend.text = element_markdown(family = "serif",size = 14))
g1

color2 <- c("Simulation"="black","Average Value"="red")
g2 <- ggplot(dataf, aes(x = c(1:N.mar)))+
  geom_line(aes(y = CVaR,color="Simulation"))+
  geom_line(aes(y = MeCVaR,color="Average Value"))+
  labs(x = "Simulation Series",y = expression(paste("Conditional
Value at Risk (CVaR)")),color = "")+
  scale_color_manual(values = color1)+
  theme(axis.text = element_text(family = "serif",size = 14),
        axis.title = element_text(family = "serif",size = 14),
        legend.position = "bottom",
        legend.text = element_markdown(family = "serif",size = 14))
g2

m.var.mar <- mean(na.omit(abs(VaR.mar)))
m.var.mar
hist.var.mar <- data.frame(abs(VaR.mar.asset[,2]))
hist.var.mar[nrow(VaR.mar.asset)+1,1] <- m.var.mar
hist.var.mar
m.cvar.mar <- mean(na.omit(abs(CVaR.mar)))
m.cvar.mar
hist.cvar.mar <- data.frame(abs(CVaR.mar.asset))
hist.cvar.mar[length(CVaR.mar.asset)+1,1] <- m.cvar.mar
hist.cvar.mar

n.mar <-
c("ASII","BBCA","EMTK","ICBP","INDF","KLBF","MDKA","MIKA","PTBA","T
BIG",
           "TLKM","TOWR","UNTR","UNVR","Portofolio")
VaRhist.mar <- data.frame(n.mar,hist.var.mar)
colnames(VaRhist.mar) <- c("Preferred Investment","VaR Value")
VaRhist.mar
```

Lampiran 5 Lanjutan

```
CVaRhist.mar <- data.frame(n.mar,hist.cvar.mar)
colnames(CVaRhist.mar) <- c("Preferred Investment","CVaR Value")
CVaRhist.mar

ggplot(data=VaRhist.mar, aes(x=`Preferred Investment`, y=`VaR
Value`,fill=`Preferred Investment`)) +
  geom_bar(stat="identity")+
  geom_text(aes(label=round(`VaR Value`,3)), vjust=-0.3, size=3.5)+
  theme_minimal()
ggplot(data=CVaRhist.mar, aes(x=`Preferred Investment`, y=`CVaR
Value`,fill=`Preferred Investment`)) +
  geom_bar(stat="identity")+
  geom_text(aes(label=round(`CVaR Value`,3)), vjust=-0.3,
size=3.5)+
  theme_minimal()
```

Lampiran 6 *Syntax* untuk Simulasi Model *Mean Absolute Deviation* (MAD)

```
#SIMULASI MAD
w.mad <- data.frame(name,w.mad0)
w.mad <- w.mad[w.mad$w.mad>0,]
colnames(w.mad) <- c("Stock","Weight")
rownames(w.mad) <- 1:nrow(w.mad)
w.mad

#Portofolio MAD
df.mad <- df.ts[,c(-1,-2,-4,-5,-7,-8,-10,-12,-16,-20,-22)]
ncol(df.mad)

ret.mad <- rep(0,nrow(df.ts))
for (i in 1:nrow(df.ts)) {
  for (j in 1:29) {
    ret.mad[i] <- ret.mad[i]+w.mad0[j]*df.ts[i,j]
  }
}

plot.ret.mad <- rep(ret.mad[1],length(ret.mad))
for (i in 2:length(ret.mad)) {
  plot.ret.mad[i] <- plot.ret.mad[i-1]+ret.mad[i]
}
plot(plot.ret.mad,type="l")

descdist(ret.mad)
dist.mad <- fun.data.fit.mm(ret.mad)
dist.mad
```

```
#Fitting Distribution
# RS version:
set.seed(99)    # Set seed to obtain a reproducible set
rs_sample.mad <- rgl(n = 1000000, lambda1=dist.mad[1,1], lambda2 =
dist.mad[2,1],
                 lambda3 = dist.mad[3,1],lambda4 =
dist.mad[4,1],param = "rs")

# FKML version:
set.seed(99)    # Set seed to obtain a reproducible set
fmkl_sample.mad <- rgl(n = 1000000, lambda1=dist.mad[1,2], lambda2
=dist.mad[2,2],
                       lambda3 = dist.mad[3,2],lambda4 =
dist.mad[4,2],param = "fmkl")

# Moments of simulated returns using RS method:
fun.moments.r(rs_sample.mad, normalise="Y")
```

Lampiran 6 Lanjutan

```
# Moments calculated from market data:
fun.moments.r(ret.mad, normalise="Y")

# Moments of simulated returns using FMKL method:
fun.moments.r(fmkl_sample.mad, normalise="Y")

accuracy(rs_sample.mad,ret.mad)
accuracy(fmkl_sample.mad,ret.mad)
#Yang dipilih RS berdasarkan MAE terkecil

fun.plot.fit(fit.obj = dist.mad, data = ret.mad,
             nclass = 100,param = c("rs", "fmkl"), xlab =
"Returns")
```

```
#Simulasi VaR iterasi sejumlah n
batas <- N.mad
VaR.mad <- rep(0,batas)
for (i in 1:batas) {
  set.seed(i)
  fmkl_sampling.mad <- rgl(n = length(ret.mad),
lambda1=dist.mad[1,1], lambda2 =dist.mad[2,1],
                         lambda3 = dist.mad[3,1],lambda4 =
dist.mad[4,1],param = "rs")
  VaR.mad[i] <- VaR(fmkl_sampling.mad,method = "historical",p =
.95)
}
mean(na.omit(abs(VaR.mad)))
min(na.omit(abs(VaR.mad)))
max(na.omit(abs(VaR.mad)))

VaR.mad.asset <- rep(0,ncol(df.mad))
for (i in 1:ncol(df.mad)) {
  VaR.mad.asset[i] <- VaR(df.mad[,i],method = "historical",p = .95)
}
VaR.mad.asset

#Simulasi CVaR
CVaR.mad <- rep(0,batas)
for (i in 1:batas) {
  set.seed(i)
  fmkl_sampling.mad <- rgl(n = length(ret.mad),
lambda1=dist.mad[1,1], lambda2 =dist.mad[2,1],
                           lambda3 = dist.mad[3,1],lambda4 =
dist.mad[4,1],param = "rs")
```

Lampiran 6 Lanjutan

```
  CVaR.mad[i] <- ETL(fmkl_sampling.mad,method = "historical",p =
.95)
}
mean(na.omit(abs(CVaR.mad)))
min(na.omit(abs(CVaR.mad)))
max(na.omit(abs(CVaR.mad)))

CVaR.mad.asset <- rep(0,ncol(df.mad))
for (i in 1:ncol(df.mad)) {
  CVaR.mad.asset[i] <- ETL(df.mad[,i],method = "historical",p =
.95)
}
CVaR.mad.asset
```

Lampiran 7 *Syntax* untuk Visualisasi Hasil Penghitungan *Value at Risk* (VaR) dan *Conditional Value at Risk* (CVaR)

```
dataf2 <-
data.frame(abs(VaR.mad),abs(CVaR.mad),rep(mean(abs(VaR.mad)),N.mad)
,rep(mean(abs(CVaR.mad)),N.mad))
colnames(dataf2) <- c("VaR","CVaR","MeVaR","MeCVaR")

color1 <- c("Simulation"="black","Average Value"="red")
g3 <- ggplot(dataf2, aes(x = c(1:N.mad)))+
  geom_line(aes(y = VaR,color="Simulation"))+
  geom_line(aes(y = MeVaR,color="Average Value"))+
  labs(x = "Simulation Series",y = expression(paste("Value at Risk
(VaR)")),color = "")+
  scale_color_manual(values = color1)+
  theme(axis.text = element_text(family = "serif",size = 14),
        axis.title = element_text(family = "serif",size = 14),
        legend.position = "bottom",
        legend.text = element_markdown(family = "serif",size = 14))
g3

color2 <- c("Simulation"="black","Average Value"="red")
g4 <- ggplot(dataf2, aes(x = c(1:N.mad)))+
  geom_line(aes(y = CVaR,color="Simulation"))+
  geom_line(aes(y = MeCVaR,color="Average Value"))+
  labs(x = "Simulation Series",y = expression(paste("Conditional
Value at Risk (CVaR)")),color = "")+
  scale_color_manual(values = color1)+
  theme(axis.text = element_text(family = "serif",size = 14),
        axis.title = element_text(family = "serif",size = 14),
        legend.position = "bottom",
        legend.text = element_markdown(family = "serif",size = 14))
g4

m.var.mad <- mean(na.omit(abs(VaR.mad)))
m.var.mad
hist.var.mad <- data.frame(abs(VaR.mad.asset))
hist.var.mad[length(VaR.mad.asset)+1,1] <- m.var.mad
nrow(hist.var.mad)

m.cvar.mad <- mean(na.omit(abs(CVaR.mad)))
m.cvar.mad
hist.cvar.mad <- data.frame(abs(CVaR.mad.asset))
hist.cvar.mad[length(CVaR.mad.asset)+1,1] <- m.cvar.mad
hist.cvar.mad
```

Lampiran 7. Lanjutan

```
n.mad <-
c("BBCA","BBRI","BRPT","EMTK","ICBP","INCO","INDF","KLBF","MDKA","M
IKA",

"PTBA","TBIG","TINS","TLKM","TOWR","UNTR","UNVR","WSKT","Portofolio
")
VaRhist.mad <- data.frame(n.mad,hist.var.mad)
colnames(VaRhist.mad) <- c("Preferred Investment","VaR Value")
VaRhist.mad
CVaRhist.mad <- data.frame(n.mad,hist.cvar.mad)
colnames(CVaRhist.mad) <- c("Preferred Investment","CVaR Value")
CVaRhist.mad

ggplot(data=VaRhist.mad, aes(x=`Preferred Investment`, y=`VaR
Value`,fill=`Preferred Investment`)) +
  geom_bar(stat="identity")+
  geom_text(aes(label=round(`VaR Value`,3)), vjust=-0.3, size=3.5)+
  theme_minimal()
ggplot(data=CVaRhist.mad, aes(x=`Preferred Investment`, y=`CVaR
Value`,fill=`Preferred Investment`)) +
  geom_bar(stat="identity")+
  geom_text(aes(label=round(`CVaR Value`,3)), vjust=-0.3,
size=3.5)+
dataf3 <-
data.frame(plot.ret.mar,plot.ret.mad,as.Date(index(df.ts)))
colnames(dataf3) <- c("Markowitz","MAD","Date")
color9 <- c("Markowitz"="blue","MAD"="red")
g9 <- ggplot(dataf3, aes(x = Date))+
  geom_line(aes(y = Markowitz,color="Markowitz"))+
  geom_line(aes(y = MAD,color="MAD"))+
  labs(x = "Time",y = expression(paste("Return")),color = "")+
  scale_color_manual(values = color9)+
  theme(axis.text = element_text(family = "serif",size = 14),
        axis.title = element_text(family = "serif",size = 14),
        legend.position = "bottom",
        legend.text = element_markdown(family = "serif",size = 14))
g9

dataf4 <-
data.frame(mean(na.omit(abs(VaR.mar))),mean(na.omit(abs(VaR.mad))),

mean(na.omit(abs(CVaR.mar))),mean(na.omit(abs(CVaR.mad))))
colnames(dataf4) <-
c("MeVaR.mar","MeVaR.mad","MeCVaR.mar","MeCVaR.mad")
dataf4
```

Lampiran 7. Lanjutan

```
dataf5 <- data.frame(c("Markowitz","MAD"),
c(mean(na.omit(abs(VaR.mar))),mean(na.omit(abs(VaR.mad)))),

c(mean(na.omit(abs(CVaR.mar))),mean(na.omit(abs(CVaR.mad)))))
colnames(dataf5) <- c("Portofolio","VaR","CVaR")
dataf5
g6 <- ggplot(data=dataf5, aes(x=Portofolio, y=VaR,fill=Portofolio))
+
  geom_bar(stat="identity")+
  geom_text(aes(label=round(VaR,8)), vjust=-0.3, size=3.5)+
  theme_minimal()
g6
g7 <- ggplot(data=dataf5, aes(x=Portofolio,
y=CVaR,fill=Portofolio)) +
  geom_text(aes(label=round(CVaR,8)), vjust=-0.3, size=3.5)+
  theme_minimal()
g7
ggarrange(g6,g7,labels = c("VaR","CVaR"),ncol = 2)

plot.ret.mad[length(plot.ret.mad)]
plot.ret.mar[length(plot.ret.mar)]
```

Lampiran 8 Data Harga Penutupan Saham IDX30 yang Disesuaikan

Tanggal	ADRO	ANTM	ASII	...	UNTR	UNVR	WSKT
2017-03-01	1126.403	716.2812	7067.997	...	19155.98	7453.793	2217.958
2017-03-02	1133.128	735.382	7195.348	...	20097.75	7440.538	2236.289
2017-03-03	1133.128	721.0564	7131.674	...	20117.79	7418.446	2208.793
2017-03-06	1133.128	725.8317	7259.025	...	20999.44	7489.14	2236.289
2017-03-07	1139.853	716.2812	7216.574	...	20839.14	7506.814	2217.958
2017-03-08	1139.853	697.1804	7131.674	...	20518.54	7497.977	2236.289
2017-03-09	1133.128	701.9555	7004.322	...	20758.99	7497.977	2217.958
2017-03-10	1075.967	697.1804	6919.42	...	20638.77	7475.885	2190.463
2017-03-13	1092.779	692.4051	7004.322	...	20358.24	7493.559	2181.298
2017-03-14	1106.229	673.3044	6961.871	...	20799.07	7458.212	2172.133
2017-03-15	1109.591	663.7538	6940.646	...	20318.16	7453.793	2172.133
2017-03-16	1129.765	682.8548	7280.249	...	20598.69	7705.639	2135.472
2017-03-17	1146.578	725.8317	7195.348	...	21640.65	7776.334	2162.968
2017-03-20	1146.578	725.8317	7216.574	...	20899.25	7763.079	2162.968
2017-03-21	1163.39	716.2812	7195.348	...	21841.03	7763.079	2190.463
2017-03-22	1163.39	706.7308	7131.674	...	22281.85	7573.089	2217.958
2017-03-23	1170.114	711.506	7174.124	...	22121.55	7511.232	2263.784
2017-03-24	1190.289	697.1804	7237.798	...	22261.82	7626.11	2236.289
2017-03-27	1210.463	687.6299	7237.798	...	21760.88	7661.456	2224.996
⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮	⋮	⋮
2022-01-31	2141.335	1742.574	5334.782	...	22417.97	4030	585
2022-02-02	2112.657	1752.42	5359.142	...	22224.08	4050	615
2022-02-03	2122.216	1811.49	5359.142	...	22127.14	4010	655
2022-02-04	2083.978	1781.955	5359.142	...	21812.08	4020	665
2022-02-07	2103.097	1781.955	5334.782	...	21909.02	4000	665
2022-02-08	2103.097	1762.265	5407.861	...	21497.01	4000	670
2022-02-09	2112.657	1752.42	5407.861	...	21981.73	3960	675
2022-02-10	2064.859	1850.87	5310.422	...	22102.91	3980	655
2022-02-11	2074.418	1816.412	5310.422	...	22345.26	3900	650
2022-02-14	2131.776	1860.715	5164.264	...	22733.03	3850	610
2022-02-15	2189.133	1850.87	5359.142	...	23435.87	3870	610
2022-02-16	2141.335	1850.87	5334.782	...	23072.33	3870	640
2022-02-17	2122.216	1914.863	5334.782	...	22999.63	3830	630
2022-02-18	2141.335	2057.616	5456.581	...	23193.51	3850	625
2022-02-21	2122.216	2136.377	5432.221	...	22781.5	3850	620
2022-02-22	2131.776	2146.222	5432.221	...	22757.27	3810	595
2022-02-23	2217.812	2165.912	5505.3	...	23266.22	3820	585
2022-02-24	2370.764	2185.602	5554.02	...	24429.53	3690	560
2022-02-25	2342.085	2185.602	5651.458	...	24138.7	3680	570

Lampiran 9 Data *Return* Saham IDX30

Tanggal	ADRO	ANTM	ASII	...	UNTR	UNVR	WSKT
2017-03-02	0.00597	0.026667	0.018018	...	0.049163	-0.00178	0.008265
2017-03-03	0	-0.01948	-0.00885	...	0.000997	-0.00297	-0.0123
2017-03-06	0	0.006623	0.017857	...	0.043825	0.009529	0.012448
2017-03-07	0.005935	-0.01316	-0.00585	...	-0.00763	0.00236	-0.0082
2017-03-08	0	-0.02667	-0.01176	...	-0.01538	-0.00118	0.008265
2017-03-09	-0.0059	0.006849	-0.01786	...	0.011719	0	-0.0082
2017-03-10	-0.05045	-0.0068	-0.01212	...	-0.00579	-0.00295	-0.0124
2017-03-13	0.015625	-0.00685	0.01227	...	-0.01359	0.002364	-0.00418
2017-03-14	0.012308	-0.02759	-0.00606	...	0.021654	-0.00472	-0.0042
2017-03-15	0.003039	-0.01418	-0.00305	...	-0.02312	-0.00059	0
2017-03-16	0.018182	0.028777	0.048929	...	0.013807	0.033788	-0.01688
2017-03-17	0.014881	0.062937	-0.01166	...	0.050584	0.009174	0.012875
2017-03-20	0	0	0.00295	...	-0.03426	-0.0017	0
2017-03-21	0.014663	-0.01316	-0.00294	...	0.045062	0	0.012712
2017-03-22	0	-0.01333	-0.00885	...	0.020183	-0.02447	0.012552
2017-03-23	0.00578	0.006757	0.005952	...	-0.00719	-0.00817	0.020661
2017-03-24	0.017242	-0.02013	0.008876	...	0.006341	0.015294	-0.01215
2017-03-27	0.016949	-0.0137	0	...	-0.0225	0.004635	-0.00505
2017-03-29	0.011111	0.034722	0.023461	...	0.025783	0.006921	0.008368
⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮	⋮	⋮
2022-01-31	-0.01754	0	0	...	-0.00538	-0.00494	0.026316
2022-02-02	-0.01339	0.00565	0.004566	...	-0.00865	0.004963	0.051282
2022-02-03	0.004525	0.033708	0	...	-0.00436	-0.00988	0.065041
2022-02-04	-0.01802	-0.0163	0	...	-0.01424	0.002494	0.015267
2022-02-07	0.009174	0	-0.00455	...	0.004444	-0.00498	0
2022-02-08	0	-0.01105	0.013699	...	-0.01881	0	0.007519
2022-02-09	0.004545	-0.00559	0	...	0.022548	-0.01	0.007463
2022-02-10	-0.02262	0.05618	-0.01802	...	0.005513	0.005051	-0.02963
2022-02-11	0.00463	-0.01862	0	...	0.010965	-0.0201	-0.00763
2022-02-14	0.02765	0.02439	-0.02752	...	0.017354	-0.01282	-0.06154
2022-02-15	0.026906	-0.00529	0.037736	...	0.030917	0.005195	0
2022-02-16	-0.02183	0	-0.00455	...	-0.01551	0	0.04918
2022-02-17	-0.00893	0.034574	0	...	-0.00315	-0.01034	-0.01563
2022-02-18	0.009009	0.07455	0.022831	...	0.00843	0.005222	-0.00794
2022-02-21	-0.00893	0.038278	-0.00446	...	-0.01776	0	-0.008
2022-02-22	0.004504	0.004608	0	...	-0.00106	-0.01039	-0.04032
2022-02-23	0.040359	0.009174	0.013453	...	0.022364	0.002625	-0.01681
2022-02-24	0.068965	0.009091	0.00885	...	0.05	-0.03403	-0.04274
2022-02-25	-0.0121	0	0.017544	...	-0.0119	-0.00271	0.017857

BIODATA PENULIS

Penulis dilahirkan di Surabaya pada tanggal 2 November 2000, dan merupakan anak ketiga dari 3 bersaudara. Penulis telah menempuh pendidikan formal mulai dari TK Katolik Sang Timur Sumenep (2004-2006), SD Katolik Sang Timur Sumenep (2006-2012), SMP Negeri 1 Sumenep (2012-201), dan SMA Katolik St. Louis 1 Surabaya (2015-2018). Setelah lulus dari SMA, penulis berhasil masuk ke PTN melalui jalur SNMPTN, dan diterima di Departemen Aktuaria, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) dan terdaftar dengan nomor registrasi peserta (NRP) 06311840000006. Selama masa perkuliahan penulis aktif pada kegiatan non-akademik. Beberapa kegiatan non-akademik yang pernah dilakukan penulis diantaranya mengikuti organisasi, kerja praktik, dan magang. Organisasi yang pernah diikuti penulis diantaranya adalah Tim Pembina Kerohanian Buddha (TPKB) dan Himpunan Mahasiswa Aktuaria ITS (HIMASAKTA ITS) sebagai staf Pengembangan Sumber Daya Mahasiswa (2019-2021). Penulis pernah melakukan KP di PT. CSUL Finance Surabaya sebagai *Credit Analyst*. Penulis memiliki beberapa pengalaman bekerja paruh waktu, dan juga magang. Penulis bekerja paruh waktu sebagai divisi *finance* di CV. Asia Finance. Penulis melaksanakan kegiatan magang sebanyak dua kali. Magang pertama dilakukan di Bank Indonesia sebagai *analyst* di Kantor Perwakilan Bank Indonesia Jawa Timur. Magang kedua dilakukan di AXA Mandiri Financial Services sebagai *Pricing Actuary*.

Adapun informasi lebih lanjut mengenai Tugas Akhir ini, dapat ditanyakan kepada penulis melalui email penulis, yaitu ericwijaya445@gmail.com atau LinkedIn penulis, yaitu https://www.linkedin.com/in/ericmwijaya/

("Halaman sengaja dikosongkan")