

**Optimasi Portofolio Saham JII dengan  
mempertimbangkan prediksi return menggunakan  
metode *Autoregressive Integrated Moving Average*  
(ARIMA)**

**Tugas Akhir**

**diajukan untuk memenuhi salah satu syarat**

**memperoleh gelar sarjana**

**pada Program Studi Teknik**

**Informatika Fakultas Informatika**

**Universitas Telkom**

**NIM : 1301174691**

**Naufal Ibadurrahman**



**Program Studi Sarjana Teknik Informatika**

**Fakultas Informatika**

**Universitas Telkom**

**Bandung**

**2021**

## **LEMBAR PENGESAHAN**

**Optimasi Portofolio Saham JII dengan mempertimbangkan  
prediksi return menggunakan metode Autoregressive Integrated  
Moving Average (ARIMA)**

**Portfolio Optimization for JII Stock by considering return  
prediction using Autoregressive Integrated Moving Average  
(ARIMA) Methode**

**NIM :1301174691**

**Naufal Ibadurrahman**

Tugas akhir ini telah diterima dan disahkan untuk memenuhi sebagian syarat memperoleh gelar pada Program Studi Sarjana Teknik Informatika  
Fakultas Informatika  
Universitas Telkom

Bandung, 15/September/2021

Menyetujui

Pembimbing I,



Dr. DENI SAEPUDIN, S.Si., M.Si.

NIP: 99750013-1

Ketua Program Studi  
Sarjana S1 Informatika,

Dr. ERWIN BUDI SETIAWAN, S.Si., M.T.  
NIP: 00760045

## LEMBAR PERNYATAAN

Dengan ini saya, Naufal Ibadurrahman, menyatakan sesungguhnya bahwa Tugas Akhir saya dengan judul *Optimasi Portofolio Saham JII dengan mempertimbangkan prediksi return menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* beserta dengan seluruh isinya adalah merupakan hasil karya sendiri, dan saya tidak melakukan penjiplakan yang tidak sesuai dengan etika keilmuan yang berlaku dalam masyarakat keilmuan. Saya siap menanggung resiko/sanksi yang diberikan jika di kemudian hari ditemukan pelanggaran terhadap etika keilmuan dalam Laporan TA atau jika ada klaim dari pihak lain terhadap keaslian karya.

Bandung, 14/September/2021

Yang Menyatakan



Naufal Ibadurrahman

## Optimasi Portofolio Saham JII dengan mempertimbangkan prediksi *return* menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Naufal Ibadurrahman<sup>1</sup>, Deni Saepudin<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

<sup>1</sup>naufalibadurrahman@students.telkomuniversity.ac.id,

<sup>2</sup>denisaepudin@telkomuniversity.ac.id

---

### Abstrak

Optimasi portofolio merupakan salah satu topik yang populer untuk penelitian. Banyak penelitian mengenai optimasi portofolio dilakukan untuk meningkatkan performa *Mean Variance* (MV) sebagai pionir portofolio modern. MV merupakan model optimasi portofolio yang paling banyak digunakan, model ini diperkenalkan oleh Markowitz pada 1952. Salah satu pendekatan untuk meningkatkan model MV yaitu dengan mempertimbangkan prediksi *return* saham. Pada penelitian ini, *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) digunakan untuk melakukan prediksi saham Jakarta Islamic Index (JII). Model *Mean Variance Forecasting* (MVF) yang merupakan pengembangan dari MV digunakan untuk membentuk portofolio. Hasil dari portofolio kemudian dibandingkan dengan data indeks JII. Penelitian optimasi portofolio ini menghasilkan portofolio yang dibangun menggunakan MVF menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan indeks JII, dengan rata-rata *return* portofolio -0,0041 lebih besar dibandingkan dengan *return* JII -0,0062. Serta variansi *return* MVF 0,0207 lebih kecil dibandingkan variansi *return* JII 0,0308.

**Kata kunci:** Optimasi portofolio, ARIMA, Mean Variance Forecasting (MVF)

---

### Abstract

Portfolio optimization is one of the popular topics for research. Various techniques to improve the performance of Mean Variance (MV) as a modern portfolio model. MV is the most widely used portfolio optimization model, this model was introduced by Markowitz in 1952. One approach to improve the MV model is by considering stock return predictions. In this study, Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) is used to predict the Jakarta Islamic Index (JII) stock. The Mean Variance Forecasting (MVF) model which is the development of the MV is used to form a portfolio. The results from the portfolio are then compared with the JII index data. In this study, the portfolio built using MVF produces better performance than the JII index, with a portfolio return of -0.0041 greater than the return of JII -0.0062. And the MVF variance of 0.0207 is smaller than the JII variance of 0.0308.

**Keywords:** Portfolio optimization, ARIMA, Mean Variance Forecasting (MVF)

---

### 1. Pendahuluan

Optimasi portofolio merupakan salah satu topik yang banyak dibahas pada suatu penelitian. Banyak metode yang terbentuk untuk meningkatkan kualitas portofolio. Salah satu model optimasi portofolio populer yaitu *Mean-Variance* (MV) yang dikembangkan oleh Markowitz pada tahun 1952, model ini melakukan pertimbangan pada variabel *return* terbesar dan risiko terendah, yang akan menghasilkan portofolio modern. Berbagai peningkatan untuk meningkatkan performa model MV seperti *mean-semivariance* portofolio [14], *Equal Risk Contribution* (ERC) [15], dan *portfolio index-tracking* [16], dan. Pendekatan terbaru untuk meningkatkan MV yaitu dengan mempertimbangkan prediksi *return*, yaitu *Mean Variance Forecasting* (MVF) [12]. Dengan MVF, portofolio dioptimalkan dengan mempertimbangkan tiga objek, yaitu risiko, *return*, dan rerata *error* prediksi.

Selain itu, seiring dengan perkembangan *Machine Learning*, banyak metode yang dikembangkan untuk melakukan prediksi data *time-series*. Beberapa penelitian membahas penerapan model untuk memprediksi data saham, seperti ARIMA [13], SVR [17], ANN [18], RNN [19], LSTM [20], dan lain-lain.

Dalam melakukan prediksi saham, Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan salah satu metode yang banyak digunakan untuk memprediksi data saham. ARIMA adalah metode yang diperkenalkan oleh Box dan Jenkins pada tahun 1970, model ini juga dikenal sebagai metode Box-Jenkins yang tersusun dari serangkaian proses untuk mengidentifikasi, memperkirakan dan mendiagnosa data *time series* dari suatu data historis yang ada [3]. Metode ini juga memiliki kelebihan yaitu sederhana dalam

penggunaannya serta memiliki kemampuan yang efisien untuk prediksi jangka pendek [13].

Pada penelitian ini dibahas bagaimana cara untuk membentuk portofolio saham untuk jangka pendek, dengan menggunakan metode autoregressive integrated moving average (ARIMA), serta menggunakan model Mean Variance Forecasting (MVF) dalam optimasi portofolio, yang diharapkan agar menjadi pertimbangan bagi investor dalam melakukan investasi.

### Topik dan Batasannya

Dalam penelitian ini topik yang dianalisis yaitu bagaimana cara membangun model prediksi yang dapat memprediksi *return*, bagaimana cara menerapkan metode meminimalkan resiko untuk membentuk portofolio, dan bagaimana cara menguji portofolio yang telah dibentuk. Batasan pada penelitian ini yaitu data yang digunakan adalah data saham JII yang bersumber dari [finance.yahoo.com](http://finance.yahoo.com), data yang diuji adalah harga penutupan saham mingguan (*weekly*) dalam kurun waktu selama 20 minggu dari 12 Oktober 2020 hingga 16 Februari 2021, model ARIMA yang digunakan berdasarkan *Akaike Information Criteria* (AIC), dan prediksi yang dilakukan selama 16 minggu kedepan dari data yang digunakan.

### Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini yaitu menerapkan model ARIMA yang dapat memprediksi *return* untuk memperkirakan pergerakan saham di masa yang akan datang, menerapkan metode *mean variance with forecasting* untuk membagi bobot saham pembentuk portofolio dengan meminimalkan resiko, kemudian menguji hasil portofolio dengan data index JII dan *sharpe ratio*.

## 2. Studi Terkait

Model *Mean Variance* (MV) untuk membangun portofolio modern awalnya dikembangkan oleh Markowitz (1952). Markowitz membangun model dengan return saham adalah rata-rata return historis, dengan risiko saham yaitu standar deviasi. Portofolio yang efisien adalah portofolio yang memberi return terbesar dengan risiko rendah [4]. Membangun portofolio yang efisien dapat dilakukan dengan cara menentukan *return* yang diinginkan kemudian meminimumkan risiko, atau dapat juga dengan menentukan risiko terlebih dahulu yang diikuti dengan memaksimalkan *return*.

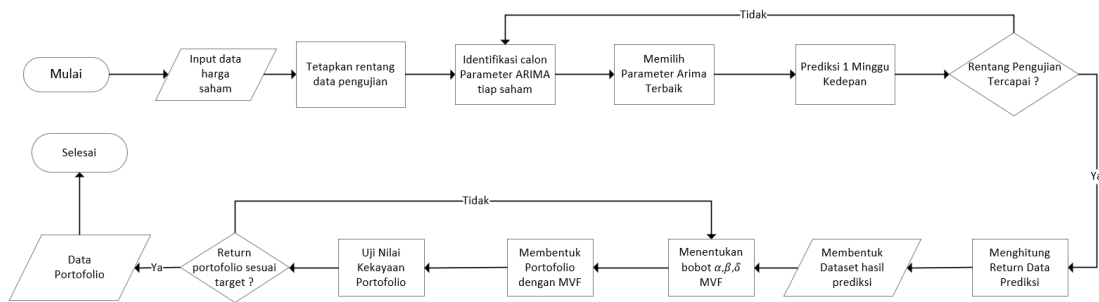
Diversifikasi merupakan sebuah cara, untuk manajemen risiko untuk meminimalkan kerugian saat melakukan investasi. WN Goetzmann dan A Kumar (2008) melakukan studi dimana kurang baiknya proses diversifikasi untuk kalangan muda dan orang berpendapatan rendah di A.S.

Portofolio merupakan diversifikasi yang dilakukan oleh investor untuk mengurangi risiko, dengan melakukan diversifikasi, investor dapat menentukan risiko dan nilai pendapatan yang diharapkan [7]. Terdapat beberapa penelitian yang meningkatkan performa MV, diantaranya yaitu dengan model indeks tunggal yang dilakukan Kewal, S. S. (2013) dimana dapat meminimalkan jumlah variabel yang ditaksir dapat dikurangi untuk menaksir standar deviasi portofolio. P jorison (1985) melakukan penelitian dimana diversifikasi dengan mengecilkan rata-rata sample akan meningkatkan kinerja portofolio, Estrada (2008) menggunakan *Mean-semivariance* untuk proses optimasi, Mausser & Romanko (2014) melakukan optimasi portofolio dengan *Equal Risk Contribution* (ERC), Edirisinghe (2013) mengoptimasi dengan proses *index-tracking*, dan Yu dkk (2020) mengembangkan metode *Mean Variance Forecasting* (MVF), dimana model ini mengoptimalkan portofolio dengan mempertimbangkan tiga objek yaitu risiko, *return* prediksi, dan rerata prediktif *error*.

Saham merupakan *financial asset*, yaitu klaim perusahaan dari pemilik aset, yang bentuknya dapat dalam bentuk sertifikat atau surat berharga kepemilikan [8]. Saham merupakan bentuk investasi yang memanfaatkan portofolio dengan risiko yang dimilikinya, perubahan harga saham pada suatu pasar merupakan hal yang wajar dan umum terjadi, sehingga perlu diketahui pergerakan suatu saham kedepannya agar investor tidak mengalami kerugian. Beberapa penelitian memanfaatkan metode-metode dalam memprediksi harga saham, Meesad dan Rasel (2013) menggunakan *Support Vector Regression* (SVR), Selvamuthu dkk (2019) memprediksi saham untuk bursa efek India dengan *Artificial Neural Network* (ANN), Peng dkk (2019) menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN) dengan *Long Short-Term Memory* (LSTM), dan Ta dkk (2020) melakukan penelitian prediksi saham dengan *Long Short-Term Memory* (LSTM).Adebiyi dan Adewumi (2014) memanfaatkan model ARIMA untuk melakukan prediksi pada bursa efek New York dan bursa efek Nigeria, dan memberikan kesimpulan bahwa ARIMA memiliki potensi yang bagus untuk melakukan prediksi jangka pendek.

## 3. Sistem yang Dibangun

Penelitian ini dilakukan untuk melakukan optimasi portofolio saham dengan memanfaatkan *return* prediksi ARIMA, serta model *mean variance forecasting* (MVF) untuk membangun portofolio. Berikut merupakan *flowchart* dari sistem secara umum dari awal sampai akhir:



Gambar 1. Perancangan Sistem

a. Input Dataset Saham

Saham diklasifikasikan sebagai *financial asset*, yaitu klaim perusahaan dari pemilik aset, yang bentuknya dapat dalam bentuk sertifikat atau surat berharga kepemilikan [8]. Dalam investasi saham, terdapat risiko dan return yang perlu diperhatikan oleh investor, agar keuntungan optimal dapat diraih.

Dataset saham yang digunakan adalah harga saham penutupan (*close*) dari data mingguan (*weekly*) untuk 29 saham yang tergabung dalam index JII, yang didapatkan dari yahoo.finance dalam kurun waktu selama 20 minggu terakhir (12 Oktober 2020 – 16 Februari 2021).

Tabel 3.1 Dataset Saham

No	Kode	Nama Saham
1	ADRO	Adaro Energy Tbk.
2	AKRA	AKR Corporindo Tbk.
3	ANTM	Aneka Tambang Tbk.
4	BRPT	Barito Pacific Tbk.
5	BTPS	Bank BTPN Syariah Tbk.
6	CPIN	Charoen Pokphand Indonesia Tbk.
7	EXCL	XL Axiata Tbk.
8	ICBP	Indofood CBP Sukses Makmur Tbk.
9	INCO	Vale Indonesia Tbk.
10	INDF	Indofood Sukses Makmur Tbk.
11	INTP	Indocement Tunggal Prakarsa Tbk.
12	JPFA	Japfa Comfeed Indonesia Tbk.
13	KAEF	Kimia Farma Tbk.
14	KLBF	Kalbe Farma Tbk.
15	MDKA	Merdeka Copper Gold Tbk.
16	MIKA	Mitra Keluarga Karya Sehat Tbk.
17	MNCN	Media Nusantara Citra Tbk.
18	PGAS	Perusahaan Gas Negara Tbk.
19	PTBA	Bukit Asam Tbk.
20	PTPP	PP (Persero) Tbk.
21	PWON	Pakuwon Jati Tbk.
22	SCMA	Surya Citra Media Tbk.
23	SMGR	Semen Indonesia (Persero) Tbk.
24	TKIM	Pabrik Kertas Tjiwi Kimia Tbk.
25	TLKM	Telekomunikasi Indonesia (Persero) Tbk.
26	TPIA	Chandra Asri Petrochemical Tbk.
27	UNTR	United Tractors Tbk.
28	UNVR	Unilever Indonesia Tbk.
29	WIKA	Wijaya Karya (Persero) Tbk.

- b. Menentukan *autocorrelation function* (ACF) , *augmented dickey-fuller* (ADF), dan *partial autocorrelation function* (PACF) saham untuk ARIMA

Pada penelitian ini, setiap data saham dicari nilai ACF, ADF, dan PACF, hal ini diperlukan agar nantinya dapat dilakukan proses prediksi menggunakan ARIMA [3]. ARIMA yang digunakan pada penelitian ini adalah ARIMA ( $p,d,q$ ), dimana  $p$  adalah ACF / *non-seasonal AR order*,  $d$  adalah *differencing* untuk mengubah suatu data yang tidak stasioner, dan  $q$  adalah PACF / *non-seasonal MA order* [9].

ACF adalah korelasi antara nilai-nilai sebuah data *timeseries* yang sama dengan selisih waktu (*time lag*), ACF digunakan untuk mengukur besarnya dependensi linear antara suatu observasi dalam data *time series* yang dipisahkan oleh lag ( $p$ ). ADF digunakan untuk mengetahui apakah suatu data *stasioner* atau tidak. Sementara PACF berfungsi untuk menentukan berapa banyak suku autoregressive ( $q$ ) yang diperlukan.

- c. Membentuk Model ARIMA

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) adalah generalisasi model dari *Autoregressive Moving Average* (ARMA), yang menggabungkan dua proses yaitu proses *Autoregressive* (AR) dan proses *Moving Average* (MA) [9].

*Autoregressive* (AR) adalah model stasioner dari data deret waktu dimana nilai pada saat  $t$  dipengaruhi oleh nilai sebelumnya, AR( $p$ ) memiliki persamaan sebagai berikut :

$$x_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i x_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Keterangan :

$x_t$  = variabel stasioner

$c$  = konstanta

$\phi_i$  = koefisien yang akan diestimasi

$\varepsilon_t$  = Error saat-t

*Moving Average* (MA) adalah model yang menunjukkan data pada saat  $t$ , dimana  $x_t$  dipengaruhi lag pada  $q$  dan periode sebelumnya, MA( $q$ ) memiliki persamaan sebagai berikut:

$$x_t = \mu + \sum_{i=0}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (2)$$

Keterangan :

$x_t$  = variabel stasioner

$\mu$  = konstanta

$\varepsilon_t$  = Error saat-t

$\theta_i$  = koefisien yang akan diestimasi

Model ARIMA ( $p,d,q$ ) merupakan gabungan dari AR dan MA memiliki persamaan sebagai berikut :

$$x_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i x_{t-i} + \sum_{i=0}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (3)$$

Keterangan :

$x_t$  = variabel stasioner

$c$  = konstanta

$\phi_i$  = koefisien yang akan diestimasi

$\varepsilon_t$  = Error saat-t

$\theta_i$  = koefisien yang akan diestimasi

Pada penelitian ini, model ARIMA ( $p,d,q$ ) dibangun memanfaatkan nilai ACF, ADF, dan PACF yang sudah dicari dari proses sebelumnya, yang kemudian dilakukan pemilihan model terbaik.

- d. Menentukan model ARIMA terbaik dengan metode *Akaike Information Criterion* (AIC)

*Akaike Information Criterion* (AIC) merupakan salah satu metode untuk memilih model terbaik. AIC memiliki kelebihan yaitu dapat menginformasikan ketepatan model dengan data sampel dengan nilai yang terjadi di masa depan. Semakin rendah nilai AIC model dapat disimpulkan baik. AIC memiliki persamaan sebagai berikut :

$$AIC = \log \hat{\sigma}^2 + \frac{2k}{n} \quad (4)$$

Keterangan :

$\log \hat{\sigma}^2 = \text{likelihood}$

$k$  = total parameter

$n$  = pengamatan

- e. Proses prediksi data saham

Setelah menentukan model ARIMA kemudian dilakukan proses prediksi harga saham untuk 16 minggu kedepan dengan tahapan prediksi selama satu minggu kedepan sebanyak 16 kali iterasi, dengan memanfaatkan data 20 minggu sebelumnya. Tabel 3.2 merupakan detail untuk data *learning* setiap prediksi yang dilakukan.

**Tabel 3.2** Detail Data *Learning*

Minggu ke	Data <i>learning</i> yang digunakan
21	Data historis minggu ke-1 hingga Data historis minggu ke-20
22	Data historis minggu ke-2 hingga Data prediksi minggu ke-21
23	Data historis minggu ke-3 hingga Data prediksi minggu ke-22
24	Data historis minggu ke-4 hingga Data prediksi minggu ke-23
25	Data historis minggu ke-5 hingga Data prediksi minggu ke-24
26	Data historis minggu ke-6 hingga Data prediksi minggu ke-25
27	Data historis minggu ke-7 hingga Data prediksi minggu ke-26
28	Data historis minggu ke-8 hingga Data prediksi minggu ke-27
29	Data historis minggu ke-9 hingga Data prediksi minggu ke-28
30	Data historis minggu ke-10 hingga Data prediksi minggu ke-29
31	Data historis minggu ke-11 hingga Data prediksi minggu ke-30
32	Data historis minggu ke-12 hingga Data prediksi minggu ke-31
33	Data historis minggu ke-13 hingga Data prediksi minggu ke-32
34	Data historis minggu ke-14 hingga Data prediksi minggu ke-33
35	Data historis minggu ke-15 hingga Data prediksi minggu ke-34
36	Data historis minggu ke-16 hingga Data prediksi minggu ke-35

Langkah-langkah menentukan model yang dilakukan :

1. Tentukan nilai ACF, ADF, dan PACF dataset saham
2. Lihat nilai AIC suatu model yang didapatkan terhadap data
3. Bentuk model prediksi ARIMA, dari nilai ACF, ADF, dan PACF yang didapat dari langkah-1
4. Lakukan prediksi untuk minggu ke-21, tambahkan hasil prediksi kedalam dataset
5. Kembali ke langkah-1 untuk memeriksa perubahan setelah ditambahkan data baru
6. Buat model ARIMA yang baru, lakukan prediksi untuk minggu ke-22, dan tambahkan data



kedalam dataset

7. Ulangi langkah-4 dan langkah-5 untuk melakukan prediksi hingga minggu ke-36

f. Membentuk portofolio saham

Portofolio adalah kumpulan dari persentase investasi suatu aset seperti saham, obligasi, real estate, logam mulia, tabungan, dan aset lainnya dengan keuntungan dan resiko yang berbeda-beda [10]. Dengan adanya portofolio dalam kasus kali ini yaitu portofolio saham, apabila terdapat saham yang mengalami turun harga, sementara saham lain mengalami kenaikan harga, maka investor dapat terhindar dari kerugian.

Data harga saham yang terdiri dari 20 data mingguan historis dan 16 data mingguan hasil prediksi, kemudian dihitung nilai returnnya dengan persamaan berikut:

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \tag{5}$$

Keterangan :

$R_t$  = return saham periode ke-t

$P_t$  = harga saham periode ke-t

$P_{t-1}$  = harga saham periode sebelumnya

Saham dikelompokkan berdasarkan hasil model *Mean Variance with Forecasting* (MVF), MVF yaitu suatu model yang melibatkan covariansi, *return* prediksi, dan rata-rata eror suatu prediksi yang diminimalkan [6]. MVF merupakan perkembangan dari model *Mean Variance* (MV) yang dikembangkan oleh Yu dkk (2020). Berdasarkan Yu dkk (2020) model MVF dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\min \sum_{i,j=1}^n x_i x_j \sigma_{ij} - \sum_{i=1}^n x_i \hat{r}_i - \sum_{i=1}^n x_i \bar{\epsilon}_i \tag{6}$$

Yang memenuhi :

$$\sum_{i=1}^n x_i = 1 \tag{7}$$

$$0 \leq x_i \leq 1 \quad i = 1,2, \dots, n \tag{8}$$

Keterangan:

$x_i$  = Proporsi aset ke- $i$  portofolio

$n$  = Jumlah aset portofolio

$\sigma_{ij}$  = *covariance* aset ke- $i$  dan ke- $j$

$\hat{r}_i$  = prediksi return aset ke- $i$

$\bar{\epsilon}_i$  = *error* prediksi rata-rata aset ke- $i$

Permasalahan dalam optimasi portofolio menggunakan MVF yaitu optimasi multiobjektif yang terdiri dari tiga objek. Pada persamaan (6) merupakan bentuk sederhana dari proses MVF, namun tidak menjelaskan prioritas suatu objektif. Karenanya pembobotan dilakukan agar portofolio bisa dibuat dengan prioritas tertentu, dengan persamaan sebagai berikut:

$$\min \alpha \sum_{i,j=1}^n x_i x_j \sigma_{ij} - \beta \sum_{i=1}^n x_i \hat{r}_i - \delta \sum_{i=1}^n x_i \bar{\epsilon}_i \tag{9}$$

yang memenuhi :

$$\sum_{i=1}^n x_i = 1 \tag{10}$$

$$0 \leq x_i \leq 1 \quad i = 1,2, \dots, n \tag{11}$$

dimana bobot  $0 < \alpha, \beta, \delta < 1$ .

Proses minimalisasi pada model MVF dengan memanfaatkan algoritma *Sequential Least Squares Programming* (SLSQP), SLSQP dapat digunakan untuk masalah matematis dengan tujuan diferensiasi secara kontinu [21]. Setiap tahap SLSQP akan mengeksekusi *Linear Problem* (LP) dan *Equality-constrained Quadratic Program* (EQP) [22], dengan persamaan sebagai berikut :

$$\text{Min } f(x), x \in R^n \quad (12)$$

dimana :

$$g_j(x) = 0 \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (13)$$

$$g_j(x) \geq 0 \quad j = k + 1, k + 2, \dots, m \quad (14)$$

$$x_e \leq x \leq x_u \quad (15)$$

Optimasi *constrain* ini dapat dirumuskan kembali dengan memanfaatkan metode fungsi Lagrange  $L(x, \lambda)$ , dengan persamaan sebagai berikut :

$$\text{Min } L(x, \lambda) = f(x) - \sum_{j=1}^m \lambda_j g_j(x) \quad (16)$$

yang memenuhi :

$$x_e \leq x \leq x_u \quad (17)$$

Keterangan:

$m$  = Nilai *equality* dan *inequality*

$k$  = Nilai *constrain equality*

Metode ini akan melakukan pembobotan saham tertentu secara terstruktur yang kemudian dihitung nilai fungsinya (4), dan akan menghasilkan nilai pembobotan saham terbaik yang nantinya dijadikan portofolio.

g. Uji portofolio

Setelah portofolio terbentuk, kemudian dilakukan sesuatu pengujian untuk mengukur apakah portofolio yang dibuat menghasilkan keuntungan yang baik atau tidak. Pada penelitian ini, dilakukan pengujian yaitu perbandingan nilai kekayaan dari portofolio yang telah dibuat. Perhitungan nilai kekayaan pada portofolio yang telah dibuat hasilnya akan dibandingkan dengan nilai kekayaan dari data saham index JII. Berikut merupakan persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai kekayaan :

$$V_t = (1 + Rp_t) \times V_{t-1} \quad (18)$$

Keterangan:

$V_t$  = Nilai kekayaan periode ke-t

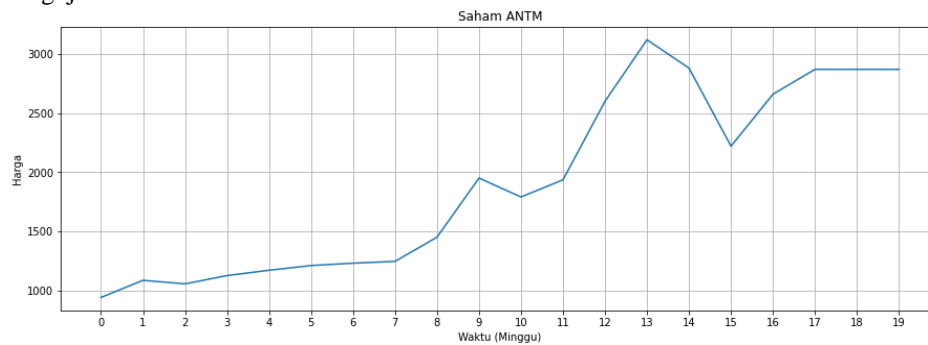
$V_{t-1}$  = Nilai kekayaan saat periode ke-(t-1) / periode sebelumnya

$Rp_t$  = *return* portofolio saat periode ke-t

#### 4. Evaluasi

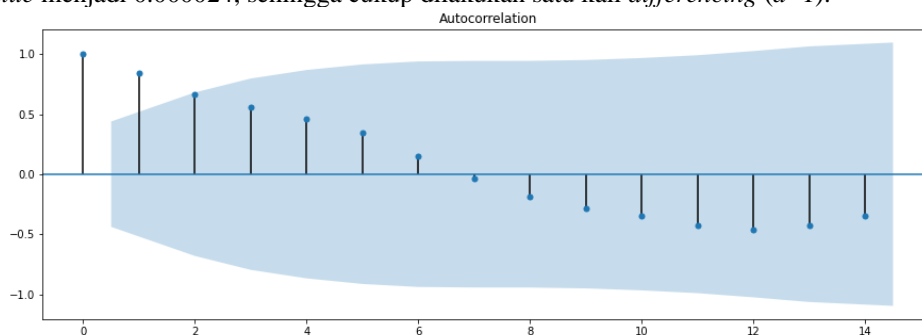
Jumlah data saham aktual yang digunakan dan yang akan dilakukan prediksi adalah 29 data, dikarenakan terdapat variasi data saham maka perlu dilakukan pencarian nilai awal ACF, ADF, dan PACF untuk seluruh saham. Pencarian nilai ACF, ADF, dan PACF yang diikuti dengan proses prediksi ARIMA dilakukan sebanyak 16 iterasi, yang akan menghasilkan prediksi untuk 16 minggu kedepan. Pengujian proses prediksi pada data harga saham ANTM memperoleh hasil sebagai berikut :

##### 4.1 Hasil Pengujian

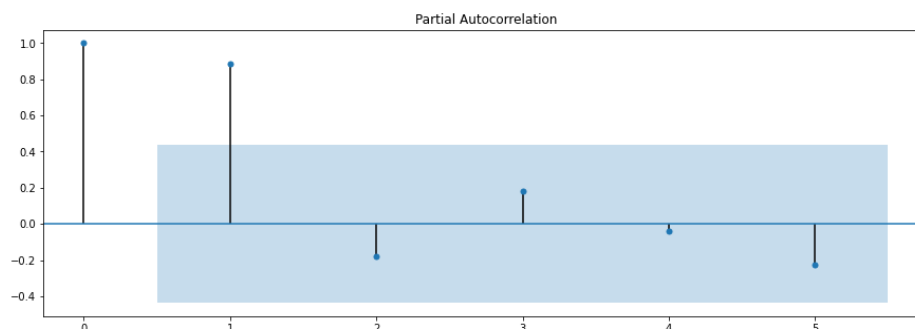


Gambar 4.1 Kurva Harga Saham ANTM

Plot awal pada data saham ANTM menampilkan data yang tidak *stasioner*, fungsi ADF diterapkan untuk mengetahui nilai *stasioner* dari data ANTM. Dengan nilai awal *p-value*: 0.611123, dimana data saham ANTM merupakan data tidak stasioner sehingga diperlukan *differencing*. Setelah dilakukan *differencing*, nilai *p-value* menjadi 0.000024, sehingga cukup dilakukan satu kali *differencing* ( $d=1$ ).



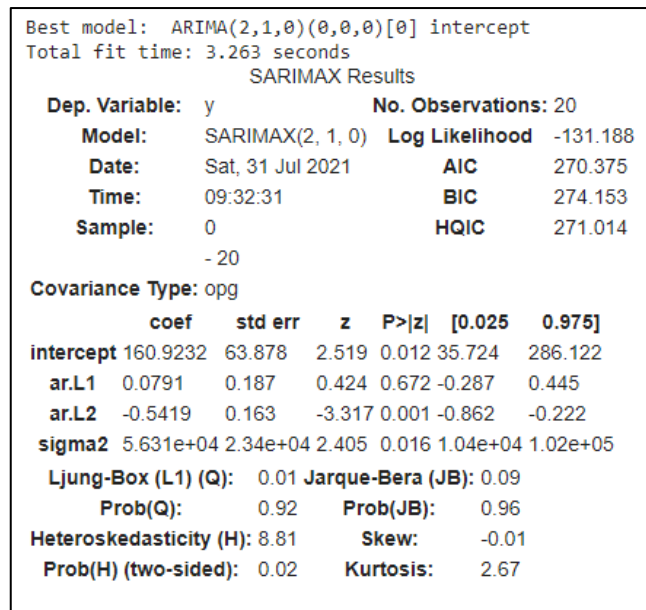
Gambar 4.2 Kurva ACF pada Data Saham ANTM



Gambar 4.3 Kurva PACF pada Data Saham ANTM

Plot pada program menggambarkan, terjadinya *tails off* pada grafik ACF pada lag-1 atau lag-2 dan terdapat *cuts off* setelah lag-1 pada grafik PACF. Sehingga untuk memprediksi data ANTM dapat menggunakan AR model, yang diikuti dengan *differencing*, model yang memungkinkan adalah ARIMA(1,1,0), ARIMA(2,1,0), atau ARIMA(3,1,0).

Pada dasarnya penerapan model  $p$  dan  $q$  berdasarkan analisis grafik ACF dan PACF, namun pada penelitian ini dimanfaatkan juga fungsi *auto\_arima* yang memiliki kemampuan untuk langsung memberikan nilai terbaik untuk menetapkan parameter  $p$  dan  $q$ , sehingga fungsi ini menjadi penentu model ARIMA pada penelitian ini.



Gambar 4.4 Data Keluaran *auto\_arima*

Tabel 4.1 Perbandingan Model ARIMA untuk Data Saham ANTM

ARIMA	Nilai AIC
(1,1,0)	275,546
<b>(2,1,0)</b>	<b>270,375</b>
(3,1,0)	272,336

Pada tabel 4.1 terdapat model ARIMA serta nilai AIC, semakin kecil nilai AIC yang didapat maka semakin bagus model. Selain itu, dengan memanfaatkan fungsi *auto\_arima* yang dapat menentukan model ARIMA untuk suatu data, memberikan model ARIMA(2,1,0) sebagai model terbaik. Sehingga model ARIMA(2,1,0), merupakan model yang paling cocok untuk data saham ANTM. Dari hasil mencari nilai  $p, d, q$  model ARIMA dengan memanfaatkan kurva ACF, ADF, dan PACF serta menggunakan *auto\_arima* untuk membandingkannya menghasilkan hasil AIC terbaik, sehingga proses yang sama diterapkan untuk melanjutkan penelitian ini. Detail model ARIMA untuk seluruh data saham terdapat pada bagian lampiran.

4.2 Optimasi portofolio saham menggunakan pendekatan model paling aktual *mean variance forecasting* (MVF)

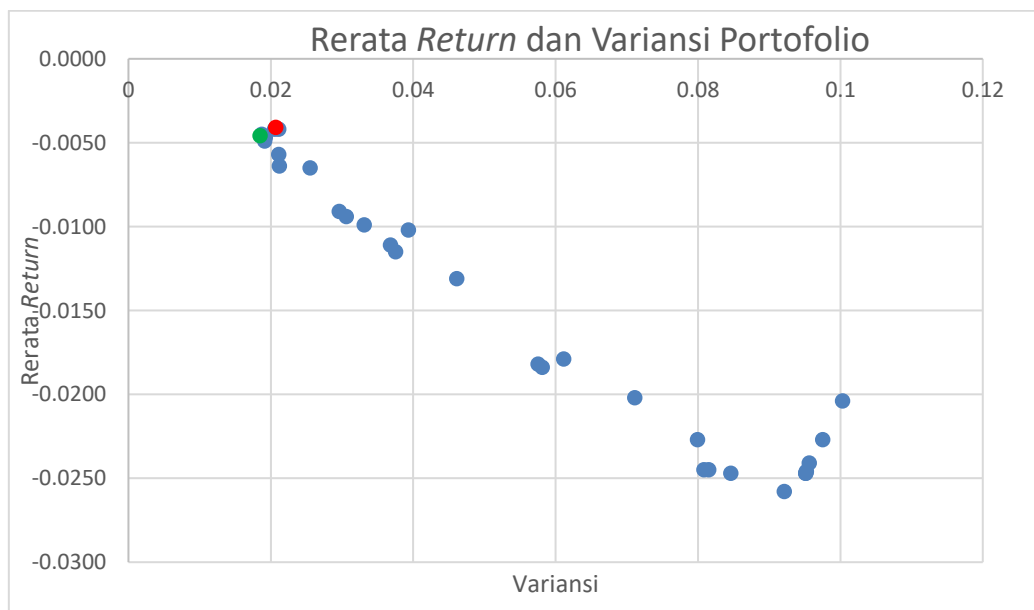
29 Saham JII yang digunakan pada penelitian ini, akan dibagi berdasarkan hasil meminimalkan  $\sigma-\hat{r}-\bar{\epsilon}$ . Dalam penelitian ini akan dibentuk portofolio dari data prediksi 16 minggu, dengan ketentuan setiap saham memiliki batasan bobot sebesar 0 - 100%, hal ini dilakukan untuk mendapatkan rata-rata *return* portofolio terbaik.

Dilakukan percobaan awal pada program untuk mengetahui nilai yang paling dominan pada saat meminimalkan  $\sigma-\hat{r}-\bar{\epsilon}$ . Didapatkan hasil dominasi dengan nilai dominan utama pada  $\hat{r}$ , kemudian dominasi kedua adalah  $\bar{\epsilon}$ , dan terakhir adalah  $\sigma$ . Pada penelitian ini, akan dibandingkan dan dipilih apakah portofolio yang didapat dari meminimalkan  $\sigma-\hat{r}-\bar{\epsilon}$  lebih baik jika dominan pada nilai *return* atau risiko.

Tabel 4.2 Perbandingan Rerata *Return* dan Variansi *return* Portofolio MVF

No	Jenis portofolio	Rerata <i>Return</i>	Variansi <i>Return</i>
1	$\alpha=1 \quad \beta=1 \quad \delta=1$	-0,0204	0,1003
2	$\alpha=1 \quad \beta=1/4 \quad \delta=1$	-0,0227	0,0975
3	$\alpha=1 \quad \beta=1/4 \quad \delta=1/4$	-0,0258	0,0921
4	$\alpha=1 \quad \beta=1/4 \quad \delta=1/16$	-0,0202	0,0711
5	$\alpha=1 \quad \beta=1/4 \quad \delta=1/64$	-0,0179	0,0611
6	$\alpha=1 \quad \beta=1/4 \quad \delta=1/256$	-0,0184	0,0581
7	$\alpha=1 \quad \beta=1/4 \quad \delta=1/1024$	-0,0182	0,0575

8	$\alpha=1$	$\beta=1/16$	$\delta=1$	-0,0241	0,0956
9	$\alpha=1$	$\beta=1/16$	$\delta=1/4$	-0,0247	0,0846
10	$\alpha=1$	$\beta=1/16$	$\delta=1/16$	-0,0131	0,0461
11	$\alpha=1$	$\beta=1/16$	$\delta=1/64$	-0,0099	0,0331
12	$\alpha=1$	$\beta=1/16$	$\delta=1/256$	-0,0094	0,0306
13	$\alpha=1$	$\beta=1/16$	$\delta=1/1024$	-0,0091	0,0296
14	$\alpha=1$	$\beta=1/64$	$\delta=1$	-0,0246	0,0952
15	$\alpha=1$	$\beta=1/64$	$\delta=1/4$	-0,0245	0,0815
16	$\alpha=1$	$\beta=1/64$	$\delta=1/16$	-0,0102	0,0393
17	$\alpha=1$	$\beta=1/64$	$\delta=1/64$	-0,0065	0,0255
18	$\alpha=1$	$\beta=1/64$	$\delta=1/256$	-0,0042	0,0211
19	$\alpha=1$	$\beta=1/64$	$\delta=1/1024$	<b>-0,0041</b>	0,0207
20	$\alpha=1$	$\beta=1/64$	$\delta=1/4096$	-0,0042	0,0205
21	$\alpha=1$	$\beta=1/256$	$\delta=1$	-0,0247	0,0951
22	$\alpha=1$	$\beta=1/256$	$\delta=1/4$	-0,0245	0,0808
23	$\alpha=1$	$\beta=1/256$	$\delta=1/16$	-0,0115	0,0375
24	$\alpha=1$	$\beta=1/256$	$\delta=1/64$	-0,0064	0,0212
25	$\alpha=1$	$\beta=1/256$	$\delta=1/256$	-0,0047	0,0192
26	$\alpha=1$	$\beta=1/256$	$\delta=1/1024$	-0,0047	0,0189
27	$\alpha=1$	$\beta=1/1024$	$\delta=1$	-0,0247	0,0951
28	$\alpha=1$	$\beta=1/1024$	$\delta=1/4$	-0,0227	0,0799
29	$\alpha=1$	$\beta=1/1024$	$\delta=1/16$	-0,0111	0,0368
30	$\alpha=1$	$\beta=1/1024$	$\delta=1/64$	-0,0057	0,0211
31	$\alpha=1$	$\beta=1/1024$	$\delta=1/256$	-0,0049	0,0191
32	$\alpha=1$	$\beta=1/1024$	$\delta=1/1024$	-0,0045	0,0187
33	$\alpha=1$	$\beta=1/1024$	$\delta=1/4096$	-0,0046	0,0186
34	$\alpha=1$	$\beta=1/1024$	$\delta=1/16384$	-0,0046	<b>0,0185</b>



**Gambar 4.5** Grafik Portofolio berdasarkan Nilai Rerata Return dengan Variansi return



10	INDF	6,653	6,493	4,688	4,622	4,312	3,560	3,653	1,146
11	INTP	3,181	2,981	3,170	3,333	2,784	3,025	2,902	0
12	JPFA	0	0	1,277	1,757	2,507	1,896	1,500	0,159
13	KAEF	0	0	0	0	0	0	0	0,053
14	KLBF	2,193	1,544	1,600	1,920	1,744	0,882	0	0
15	MDKA	10,326	10,146	14,711	13,299	13,739	16,570	16,857	19,964
16	MIKA	18,783	19,985	21,014	20,315	20,105	17,736	17,869	20,728
17	MNCN	0	0	0	0	0	0	0	0
18	PGAS	0	0	0	0	0	0	0	0
19	PTBA	3,796	4,879	5,913	6,118	6,021	5,632	5,277	7,219
20	PTPP	0	0	0	0	0	0	0	0,101
21	PWON	2,321	2,165	1,965	2,649	3,059	1,840	1,419	4,081
22	SCMA	0,022	0	3,814	4,258	3,777	5,210	5,686	6,618
23	SMGR	0,891	0,003	0,934	1,252	1,076	0	0,208	0
24	TKIM	0	0	0	0	0	0	0	1,907
25	TLKM	0	0	0,092	0	0	1,928	2,160	1,280
26	TPIA	9,925	10,119	4,778	5,072	5,399	8,004	8,094	6,008
27	UNTR	4,733	4,344	2,942	3,391	2,940	3,188	3,507	3,698
28	UNVR	9,609	9,884	11,218	10,423	10,439	9,417	9,433	5,241
39	WIKA	0	0	0	0	0	0	0	0,364

Data pada tabel 4.2 dan tabel 4.3 merupakan saham yang terpilih menjadi portofolio saham berdasarkan hasil optimasi portofolio MVF  $\alpha=1$ ,  $\beta=1/64$ ,  $\delta=1/1024$ , dimulai dari minggu ke-21 (22 Februari 2021) hingga minggu ke-36 (7 Juni 2021).

#### 4.3 Uji Portofolio Saham

Setiap portofolio yang telah terbentuk, dan bobot yang sudah terbangun, kemudian dihitung nilai kekayaan serta dilakukan perbandingan dengan nilai kekayaan dari indeks JII. Untuk menghitung nilai kekayaan, hitung rata-rata *return* portofolio dengan melakukan perkalian *bobot x return saham*. Kemudian dihitung nilai kekayaan dengan rumus (4).

**Tabel 4.5** Hasil Perhitungan *Return* Portofolio Minggu ke-21 hingga Minggu ke-36

Portofolio minggu ke-	Tanggal	<i>Return</i> (Portofolio return terbaik)	<i>Return</i> (Portofolio variansi terendah)
21	22 Februari 2021	0,009	0,001
22	1 Maret 2021	-0,040	-0,038
23	8 Maret 2021	0,038	0,028
24	15 Maret 2021	0,001	0,005
25	22 Maret 2021	-0,012	-0,010
26	29 Maret 2021	-0,023	-0,022
27	5 April 2021	-0,016	-0,016
28	12 April 2021	-0,002	-0,001
29	19 April 2021	-0,011	-0,009
30	26 April 2021	0,013	0,007
31	3 Mei 2021	-0,023	-0,022
32	10 Mei 2021	0,000	0,003
33	17 Mei 2021	-0,053	-0,050
34	24 Mei 2021	0,010	0,009
35	31 Mei 2021	0,031	0,031
36	7 Juni 2021	0,013	0,011
Rata-rata <i>return</i>		-0,0041	-0,0046

**Tabel 4.6** Variansi dan Rata-rata *Return* Portofolio Terpilih

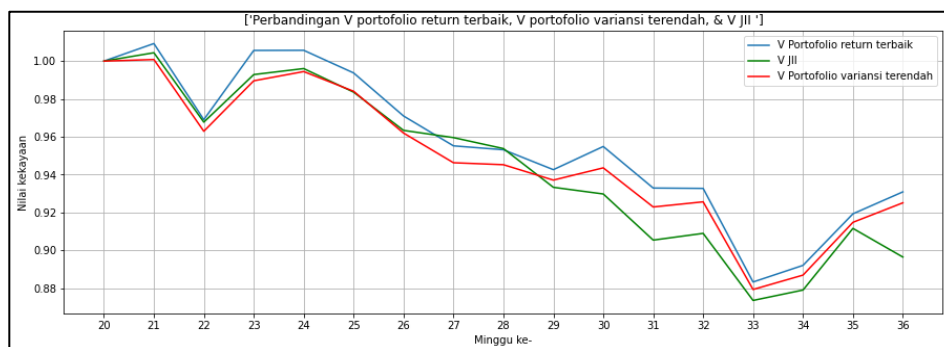
Jenis Portofolio	Variansi <i>Return</i>	Rerata <i>Return</i>
MVF $\alpha=1, \beta=1/64, \delta=1/1024$	0,0207	-0,0041
MVF $\alpha=1, \beta=1/1024, \delta=1/16384$	0,0185	-0,0046
JII	0,0308	-0.0066

Nilai kekayaan pada minggu ke-20 adalah nilai awal modal, dalam penelitian ini nilai kekayaan pada minggu ke-20 yaitu 1 dan dilakukan proses perhitungan dengan hasil sebagai berikut :

**Tabel 4.7** Hasil Perhitungan Nilai Kekayaan Portofolio Terbaik Minggu ke-21 hingga Minggu ke-36

Nilai Kekayaan			
Minggu ke-	Tanggal	Portofolio return terbaik	Portofolio variansi terendah
21	22 Februari 2021	1,009	1,001
22	1 Maret 2021	0,969	0,963
23	8 Maret 2021	1,006	0,990
24	15 Maret 2021	1,006	0,994
25	22 Maret 2021	0,994	0,984
26	29 Maret 2021	0,971	0,962
27	5 April 2021	0,955	0,946
28	12 April 2021	0,953	0,945
29	19 April 2021	0,943	0,937
30	26 April 2021	0,955	0,944
31	3 Mei 2021	0,933	0,923
32	10 Mei 2021	0,933	0,926
33	17 Mei 2021	0,883	0,879
34	24 Mei 2021	0,892	0,887
35	31 Mei 2021	0,919	0,915
36	7 Juni 2021	0,931	0,925

Untuk melihat performa portofolio, maka dilakukan perbandingan grafis data nilai kekayaan dari portofolio yang telah dibangun pada penelitian ini, dengan data nilai kekayaan yang dibangun dari indeks JII.

**Gambar 4.6** Perbandingan Nilai Kekayaan Portofolio *Return* Terbaik (biru), Portofolio Variansi Terendah (merah) dengan Nilai Kekayaan Indeks JII (hijau)

Nilai kekayaan portofolio dengan *return* terbaik memiliki rata-rata kekayaan paling tinggi, dengan nilai kekayaan minggu ke-36 0,931 (4% lebih tinggi dibandingkan nilai indeks). Disisi lain nilai kekayaan portofolio dengan variansi terendah bernilai lebih rendah daripada nilai kekayaan indeks JII dari minggu ke-21 hingga minggu ke-28, kemudian nilai kekayaan portofolio dengan variansi terendah mengalami kenaikan pada minggu ke-30, hingga performanya lebih baik dari minggu ke-30 hingga minggu ke-36 dibandingkan dengan indeks JII, dengan nilai kekayaan minggu ke-36 adalah 0,925.



## 5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian optimasi portofolio menggunakan MVF dengan memanfaatkan prediksi ARIMA pada saham JII, dapat diambil kesimpulan, yaitu:

1. Optimasi portofolio menggunakan Mean Variance Forecasting (MVF) merupakan optimasi yang mempertimbangkan tiga objektif. Dengan memanfaatkan pembobotan, MVF menghasilkan portofolio yang lebih baik daripada indeks JII.
2. Eksperimen menggunakan saham Jakarta Islamic Indeks dengan MVF menunjukkan hasil rerata *return* dan variansi *return* yang lebih baik daripada performa indeks. Nilai kekayaan portofolio dengan rerata *return* terbaik menghasilkan nilai kekayaan akhir 0,931 lebih baik 4% dibandingkan dengan nilai kekayaan akhir indeks 0,896. Serta portofolio memiliki variansi *return* lebih rendah 0,0207 dibandingkan variansi *return* indeks 0,0308.
3. Semakin besar prioritas pada variansi, dengan memperkecil prioritas *return* dan *error* prediksi, maka variansi *return* portofolio semakin kecil.
4. Pada penelitian ini bila pembobotan dengan prioritas utama pada risiko, kemudian prediksi *return*, dan pada *error* prediksi, maka akan memberikan portofolio dengan rerata *return* terbaik.
5. Hasil portofolio lebih baik dibandingkan indeks, namun tidak secara signifikan.

## Daftar Pustaka

- [1] Tandelilin E. 2001. Analisis Investasi dan Manajemen Portofolio, Yogyakarta: Universitas Gajah Mada.
- [2] Saputri, I. R., & Arliani, E. (2018). OPTIMASI PORTOFOLIO SAHAM MENGGUNAKAN SEPARABLE PROGRAMMING. *Jurnal MatematikaS1*, 7(2), 28-37.
- [3] Ariyo, A. A., Adewumi, A. O., & Ayo, C. K. 2014. Stock price prediction using the ARIMA model. In 2014 UKSim-AMSS 16th International Conference on Computer Modelling and Simulation (pp. 106-112). IEEE.
- [4] Kewal, S. S. (2013). Pembentukan portofolio optimal saham-saham pada periode bullish di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal ekonomia*, 9(1), 81-91.
- [5] Hadinata, I., & Manurung Adler, H. 2000. Penerapan Data Envelopment Analysis (DEA) untuk mengukur Efisiensi Kinerja Reksadana Saham.
- [6] Ma, Yilin, dkk. 2020. Portfolio optimization with return prediction using deep learning and machine learning. Elsevier. 165(2021): 113973
- [7] Eko, U. 2010. Analisis dan penilaian kinerja portofolio optimal saham-saham LQ-45. *Bisnis & Birokrasi Journal*, 15(3).
- [8] Arista, D., & Astohar, A. (2012). Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Return Saham. *Jurnal Ilmu Manajemen dan Akuntansi Terapan (JIMAT)*, 3(1).
- [9] Siami-Namini, S., Tavakoli, N., & Namin, A. S. (2018, December). A comparison of ARIMA and LSTM in forecasting time series. In *2018 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)* (pp. 1394-1401). IEEE.
- [10] Safelia, N. (2012). Konsep Dasar Keputusan Investasi Dan Portofolio. *Jurnal Manajemen Terapan dan Keuangan*, 1(3).
- [11] Zakamouline, V., & Koekebakker, S. (2009). Portfolio performance evaluation with generalized Sharpe ratios: Beyond the mean and variance. *Journal of Banking & Finance*, 33(7), 1242-1254.
- [12] Yu, J. R., Chiou, W. J. P., Lee, W. Y., & Lin, S. J. (2020). Portfolio models with return forecasting and transaction costs. *International Review of Economics & Finance*, 66, 118-130.
- [13] Ariyo, A. A., Adewumi, A. O., & Ayo, C. K. (2014, March). Stock price prediction using the ARIMA model. In *2014 UKSim-AMSS 16th International Conference on Computer Modelling and Simulation* (pp. 106-112). IEEE.
- [14] Estrada, J. (2008). Mean-semivariance optimization: A heuristic approach. *Journal of Applied Finance (Formerly Financial Practice and Education)*, 18(1).
- [15] Mausser, H., & Romanko, O. (2014). Computing equal risk contribution portfolios. *IBM Journal of Research and Development*, 58(4), 5-1.
- [16] Edirisinghe, N. C. P. (2013). Index-tracking optimal portfolio selection. *Quantitative Finance Letters*, 1(1), 16-20.
- [17] P. Meesad and R. I. Rasel, "Predicting stock market price using support vector regression," 2013 Int. Conf. Informatics, Electron. Vision, ICIEV 2013, 2013, doi: 10.1109/ICIEV.2013.6572570.
- [18] D. Selvamuthu, V. Kumar, and A. Mishra, "Indian stock market prediction using artificial neural networks on tick data," *Finance. Innov.*, vol. 5, no. 1, 2019, doi: 10.1186/s40854-019-0131-7.
- [19] C. Peng, Z. Yin, X. Wei, and A. Zhu, "Stock Price Prediction based on Recurrent Neural Network with Long Short-Term Memory Units," 2019 Int. Conf. Eng. Sci. Ind. Appl. ICESI 2019, pp. 1-5, 2019, doi: 10.1109/ICESI.2019.8863005.
- [20] V. D. Ta, C. M. Liu, and D. A. Tadesse, "Portfolio optimizationbased stock prediction using long-short term memory network in quantitative trading," *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 2, 2020, doi: 10.3390/app10020437.
- [21] D. Kraft. A software package for sequential quadratic programming. Technical Report DFVLR-FB 88-28, July 1988.
- [22] Gupta, M., & Gupta, B. (2018, August). An ensemble model for breast cancer prediction using sequential least squares programming method (slsqp). In *2018 Eleventh International Conference on Contemporary Computing (IC3)* (pp. 1-3). IEEE.



