

---

# Optimasi Portofolio Saham Menggunakan Metode Stock Network *Portfolio Allocation* Berbasis *Return History* (SNPAr)

Mega Silvia Desvi<sup>1</sup>, Deni Saepudin<sup>2</sup>, Isman Kurniawan<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung  
[megasilviadesvi@students.telkomuniversity.ac.id](mailto:megasilviadesvi@students.telkomuniversity.ac.id),  
[denisaepudin@telkomuniversity.ac.id](mailto:denisaepudin@telkomuniversity.ac.id), [ismankrn@telkomuniversity.ac.id](mailto:ismankrn@telkomuniversity.ac.id)

---

## Abstrak

Penelitian ini fokus pada optimasi portofolio dengan menekankan pada pencapaian return tinggi dan risiko rendah. Dibandingkan dengan metode *equal weight* yang hanya diberikan bobot yang sama tanpa memandang ukuran atau nilai pasar saham tersebut. Penelitian ini mengusulkan metode *Stock Network Portfolio Allocation* berbasis *Return History* (SNPAr). SNPAr memanfaatkan algoritma untuk menghitung probabilitas transisi berdasarkan akumulasi kekayaan dengan mengalokasikan saham dalam network, mempertimbangkan keterkaitan antar saham. Dengan menggunakan data LQ45 dari Oktober 2008 hingga Agustus 2023, eksperimen menunjukkan bahwa nilai *Threshold* 0.4 memberikan kinerja terbaik dengan pertumbuhan nilai return portofolio rata-rata 0,017 dan standar deviasi 0,062. Saat dibandingkan dengan portofolio *equal weight*, SNPAr menunjukkan superioritas, dengan return lebih tinggi dan risiko lebih rendah. Ini menegaskan bahwa SNPAr merupakan metode yang lebih efektif untuk optimasi portofolio jangka panjang.

**Kata kunci:** Potofolio, *SNPAr*, *Return History*, *Treshold*, *Equal Weight*.

---

## Abstract

This research focuses on portfolio optimization with an emphasis on achieving high returns and low risk. Compared to the *equal weight* method which is only given the same weight regardless of the size or market value of the stock. This research proposes the *Stock Network Portfolio Allocation* method based on *Return History* (SNPAr). SNPAr utilizes an algorithm to calculate transition probabilities based on accumulated wealth by allocating stocks in a network, considering the interrelationships between stocks. Using LQ45 data from October 2008 to August 2023, experiments show that a *Threshold* value of 0.4 provides the best performance with an average portfolio return value growth of 0.017 and a standard deviation of 0.062. When compared to the *equal weight* portfolio, SNPAr shows superiority, with higher return and lower risk. This confirms that SNPAr is a more effective method for long-term portfolio optimization.

**Keywords:** Potofolio, *SNPAr*, *Return History*, *Treshold*, *Equal Weight*.

---

## 1. Pendahuluan

### 1.1. Latar Belakang

Portofolio merupakan sekumpulan aset yang dimiliki oleh seseorang dan biasanya berkaitan dengan bagaimana mengalokasikan sejumlah kekayaan ke beberapa saham dengan tujuan untuk mendapatkan *return* yang maksimal dengan risiko yang kecil [1]. Untuk meminimalkan risiko dilakukan pembentukan portofolio, metode pembentukan portofolio yang paling sederhana yaitu portofolio *equal weight* dan mudah di implementasikan karena portofolio *equal weight* didasarkan dengan memberi bobot yang sama kepada setiap perusahaan. Tetapi karena memberikan bobot yang sama maka tidak ada strategi yang baik secara konsisten [14].

Munculah metode yang lebih terkenal adalah metode portofolio *Mean-Variance* yang diusulkan oleh Markowitz. Dimana markowitz ini mempertimbangkan dua hal yaitu return dan risiko. namun, terdapat juga kekurangannya yaitu hanya mempertimbangkan *return* dan risiko berdasarkan data historisnya saja, yang mana di masa depan bisa jadi berbeda dengan masa lalu [2]. Setelah dianalisis metode ini masih menghasilkan performa yang kurang memuaskan dalam memprediksi *return* dan juga menghasilkan *out-of-sample* portofolio yang buruk [4].

Adapun metode yang lain yaitu mempertimbangkan prediksi menggunakan *Machine Learning* atau *Deep Learning* yang sering dikenal dengan menggunakan LSTM. Maka ketika membentuk portofolio saham – saham yang mempertimbangkan peluang bahwa saham itu akan mengalami kenaikan berdasarkan prediksi yang dilakukan *Machine Learning*. Tetapi, prediksinya hanya sendiri atau tidak mempertimbangkan dengan saham

yang lainnya [3].

Maka munculah pendekatan baru yang mempertimbangkan dengan saham dengan saham yang lainnya, salah satunya yang menggunakan *network*. Yang terkini adalah dengan menggunakan *Stock Network Portfolio Allocation (SNPA)*. Metode (*SNPA*) menggunakan algoritma yang menghitung probabilitas transisi berdasarkan akumulasi kekayaan selama periode terakhir dengan mengalokasikan portofolio saham dalam sebuah *network* saham dengan menggunakan keterkaitan antara saham – saham dalam sebuah *network* [5].

Untuk penelitian pembentukan portofolio dalam tugas akhir ini akan membahas bagaimana membentuk portofolio dengan menggunakan *Stock Network Portfolio Allocation* berbasis *return history* [5]. Metode *Stock Network Portfolio Allocation* berbasis *return history (SNPAr)* suatu pendekatan atau metode yang menggunakan data historis return saham untuk melakukan alokasi portofolio yang baik [5].

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, rumusan masalah pada penelitian tugas akhir ini adalah

1. Bagaimana mengimplementasikan metode *Stock Network Portfolio Allocation* berbasis *Return History (SNPAr)* untuk memilih saham dengan mengitung bobot portofolio pada suatu periode.
2. Bagaimana kinerja dari portofolio yang dihasilkan dari metode *Stock Network Portfolio Allocation* berbasis *Return History (SNPAr)* dibandingkan dengan portofolio *equal weight*?

## 1.3 Batasan Masalah

Untuk batasan masalah dalam penelitian tugas akhir ini sistem yang dibuat menggunakan empat saham yaitu ADRO, TELKOM, ASII dan BBCA yang diambil kurun waktu 16 tahun terakhir dari Oktober 2008 – sampai Agustus 2023 menggunakan return bulanan dan dapat diakses pada situs <https://finance.yahoo.com/>.

## 1.4 Tujuan

Tujuan yang akan dicapai pada tugas akhir ini adalah

1. Untuk mengimplementasikan metode *Stock Network Portfolio Allocation* berbasis *Return History (SNPAr)* untuk memilih saham dengan mengitung bobot portofolio pada suatu periode.
2. Untuk melihat kinerja dari portofolio yang dihasilkan dari metode *Stock Network Portfolio Allocation* berbasis *Return History (SNPAr)* dibandingkan dengan portofolio *equal weight*.

## 2. Studi Terkait

### 2.1 Penelitian Terkait

Pada tahun 2020, Y. Ma, R. Han, dan W. Wang mengusulkan di gunakannya Jaringan saraf mendalam (Deep Neural Networks) untuk membangun model optimasi portofolio berbasis prediksi. Tujuannya adalah untuk mengembangkan model yang dapat memprediksi kinerja saham dan mengoptimalkan portofolio berdasarkan prediksi tersebut [3].

Pada tahun 2021, Y. Chou et al. mengusulkan penggunaan rasio tren dan GNQTS (General Net Quality Trend Score) untuk mengevaluasi kinerja portofolio di pasar saham Amerika Serikat. Tujuannya adalah untuk mengembangkan metode yang memberikan indikator akurat dan dapat diandalkan tentang kinerja portofolio saham [6].

Pada tahun 2022, M. Mahadi et al. Memperkenalkan pendekatan estimasi kesalahan kuadrat rata-rata (Mean Squared Error/MSE) berbasis vektor yang konsisten untuk optimasi portofolio. Tujuannya adalah untuk mengembangkan metode yang dapat mengoptimalkan alokasi aset dalam portofolio berdasarkan estimasi kesalahan prediksi yang konsisten [7].

Pada tahun 2023, Freitas, Washington Burkat, dan Joao Roberto Bertini Junior. Mengusulkan penggunaan random walk dalam jaringan saham dan analisis prediktif untuk optimasi portofolio. Tujuan penelitian ini adalah untuk menggunakan pendekatan random walk melalui jaringan saham dan analisis prediktif optimasi portofolio dapat meningkatkan dan hasil yang lebih baik dapat dicapai dari pada menggunakan metode tradisional [5].

### 2.2 *Stock Network Portfolio Allocation (SNPA)*

*SNPA (Stock Network Portfolio Allocation)* adalah sebuah algoritma yang digunakan untuk mengalokasikan portofolio saham dalam sebuah jaringan saham. Algoritma ini menggunakan informasi tentang keterkaitan antara saham-saham dalam jaringan, seperti korelasi harga atau hubungan lainnya, untuk mengoptimalkan alokasi aset dalam portofolio. Tujuan utama dari algoritma *SNPA* adalah mencapai kombinasi optimal dari saham yang dapat memberikan hasil terbaik. Untuk menggunakan *SNPA* dalam optimasi portofolio saham, data historis harga saham dan parameter lainnya yang mempengaruhi kinerja saham akan dikumpulkan [5].

### 2.3 *Stock Network Portfolio Allocation* berbasis *Return History (SNPAr)*

*Stock Network Portfolio Allocation* berbasis *Return History (SNPAr)* adalah suatu metodologi yang mengintegrasikan analisis jaringan saham dengan return historis untuk mengoptimalkan alokasi portofolio.

Pendekatan ini dimulai dengan memasukkan data harga saham historis, menghitung matriks korelasi return saham, menetapkan nilai threshold untuk menentukan hubungan signifikan antara saham yang ada dalam network. Dengan menggunakan graf transisi saham, yang dibangun berdasarkan probabilitas transisi yang dihitung dari matriks korelasi, *SNPAr* menerapkan proses random walk untuk menghitung bobot alokasi aset. Ini memungkinkan penentuan bobot yang mencerminkan kinerja historis dan keterkaitan antara aset yang berbeda dalam portofolio. Setelah bobot ditentukan, portofolio saham dibangun dan diperbarui secara berkala (misalnya setiap bulan) dengan menggunakan *SNPAr*. Kinerja portofolio ini kemudian diukur dan dibandingkan dengan portofolio yang dibangun dengan alokasi *Equal Weight* [5].

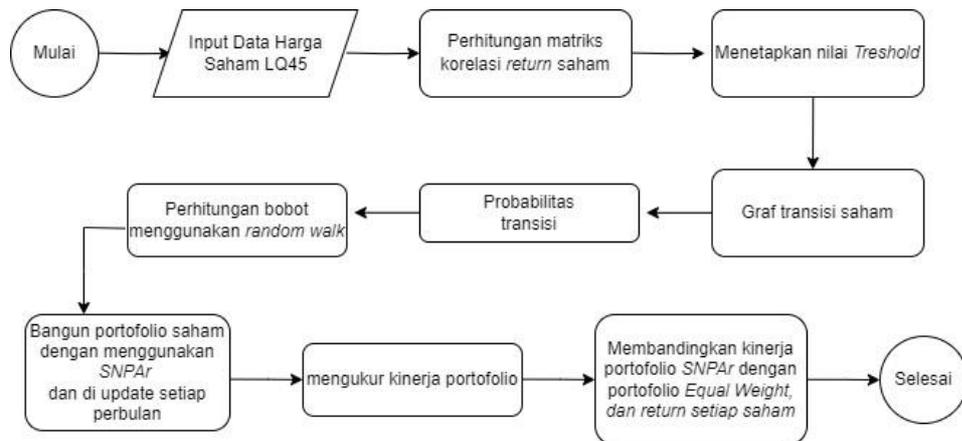
### 2.4 Equal Weight Portofolio

Portofolio *Equal Weight* adalah pendekatan yang paling sederhana dan mudah. Portofolio Equal Weight merupakan strategi alokasi saham di mana setiap saham dalam portofolio diberikan bobot yang sama tanpa memandang ukuran atau nilai pasar saham tersebut. Pendekatan ini memperlakukan setiap saham dengan bobot yang sama, tidak peduli seberapa besar atau kecilnya perusahaan yang mewakili aset tersebut. Dengan memberikan bobot yang sama kepada setiap saham, portofolio equal weight mengurangi pengaruh saham individual terhadap kinerja portofolio secara keseluruhan. Ini berarti bahwa penurunan nilai pada satu saham hanya memiliki dampak terbatas pada keseluruhan portofolio. [8]

## 3. Sistem yang Dibangun

### 3.1 Design System

Alur dari algoritma yang digunakan adalah sebagai berikut:



Gambar 1. Flowchart Design System

### 3.2 Data Harga Saham LQ45

Data harga saham LQ45 adalah informasi mengenai harga saham dari perusahaan-perusahaan yang tergabung dalam indeks LQ45, dengan jangka waktu 16 tahun dari 1 Oktober 2008 sampai 1 Agustus 2023 dengan mengambil rute waktu perhitungan bulanan yang dapat diakses di <https://finance.yahoo.com/>. Hanya menggunakan 4 saham yaitu ADRO, TELKOM, ASII dan BBKA, karena ingin melihat korelasi yang berbeda, ADRO dari perusahaan tambang, TELKOM dari perusahaan penyedia layanan telekomunikasi terbesar, ASII dari perusahaan yang beroperasi dari berbagai sektor seperti otomotif, finansial, pertambangan, agribisnis dan infaktuktur. Dan BBKA adalah salah satu bank terbesar di Indonesia dan fokus pada layanan perbankan. Maka dari itu membuat portofolio yang adaptif berdasarkan sisenya maka dipilihlah sektor yang tidak sama.

Untuk metode *SNPAr*, digunakan data harga penutupan (close price) bulanan dari saham-saham. Harga penutupan adalah harga saham terakhir yang tercatat ketika pasar saham tutup pada hari itu. Ini adalah nilai yang digunakan untuk menghitung return dan menganalisis kinerja historis saham dalam konteks alokasi portofolio.

Tabel 1. Dataset

DATE	Close Price ADRO	Close Price TELKOM	Close Price ASII	Close Price BBCA
2008-10-01	680	1080	935	540
2008-11-01	520	1170	1020	540
2008-12-01	485	1380	1055	650
2009-01-01	740	1260	1300	550
....	....	....	....	....

### 3.3 Kalkulasi Return Harga Saham

Menghitung tingkat return bulanan atau periode tertentu untuk setiap saham dalam portofolio dengan equation berikut:

$$R_{t,i} = \frac{P_{t,i} - P_{t-1,i}}{P_{t-1,i}} \quad [1]$$

Keterangan:

- $R_{t,i}$ : return
- $i$ : aset
- $t$ : waktu,  $t$  dapat mewakili hari, minggu, bulan, atau tahun.
- $P_{t,i}$ : harga penutup saham ke- $i$  pada waktu  $t$
- $P_{t-1,i}$ : harga penutup saham ke- $i$  pada waktu  $t - 1$

Di mana  $P_{t,i}$  dan  $P_{t-1,i}$  mewakili harga penutup aset ke- $i$  pada waktu tertentu  $t$  dan  $t - 1$ , berturut-turut. Selanjutnya akan menghitung kekayaan kumulatif dari aset tertentu  $i$  selama periode dianalisis  $t$  dilambangkan sebagai  $cw_{t,i}$ .

Tabel 2. Return Saham

Date	Return ADRO	Return TELKOM	Return ASII	Return BBKA
2008-10-01	-0,514285714	-0,244755245	-0,453216374	-0,142857143
2008-11-01	-0,235294118	0,083333333	0,090909091	0
2008-12-01	-0,067307692	0,179487179	0,034313725	0,203703704
2009-01-01	0,525773196	-0,086956522	0,232227488	-0,153846154
...	...	...	...	...

### 3.4 Perhitungan Matriks Korelasi Saham

Untuk menghitung matriks korelasi, ada hubungan linear antara aset yang di adopsi korelasi person. Korelasi person adalah metode yang digunakan untuk mengukur hubungan linier antara dua variabel. Koefisien korelasi antara -1 hingga 1, dimana nilai positif menunjukkan hubungan positif, nilai negatif menunjukkan hubungan negatif. Koefisien korelasi pearson antara aset  $i$  dan  $j$  berdasarkan rangkaian waktu pengembalian aset dapat di peroleh dengan persamaan berikut:

$$C_{ij} = \frac{\sum(R_{t,i} - \mu_i)(R_{t,j} - \mu_j)}{\sqrt{\sum(R_{t,i} - \mu_i)^2 \sum(R_{t,j} - \mu_j)^2}} \quad [2]$$

Keterangan:

- $C_{ij}$ : koefisien korelasi pearson antara aset  $i$  dan  $j$
- $R_{t,i}$  dan  $R_{t,j}$ : return aset  $i$  dan  $j$  pada tanggal penutupan periode yang diamati
- $\mu_i$  dan  $\mu_j$ : rata-rata aritmatika dari return aset  $i$  dan  $j$  masing-masing  $\mu_i$

Dimana  $R_{t,i}$  dan  $R_{t,j}$  adalah return aset  $i$  dan  $j$  pada waktu  $t$ , dan  $\mu_i$  serta  $\mu_j$  adalah mean return masing-masing saham. Nilai korelasi berkisaran antara -1 hingga 1, dengan nilai positif menunjukkan bahwa hubungan positif dan nilai negatif menunjukkan hubungan negatif.

### 3.5 Stock Network

Pembuatan *network* setelah matriks korelasi dibangun, *network* saham dibuat dengan aset sebagai node dan korelasi. Batasan korelasi positif ( $\lambda_p$ ) dan negatif ( $\lambda_n$ ) ditetapkan untuk menentukan hubungan antar aset dalam *network*.

### 3.6 Threshold

Korelasi antar dua aset harus memenuhi batas *threshold* ( $\lambda_p \leq c_{ij}$ ) atau ( $\lambda_p \geq c_{ij}$ ) untuk dianggap memiliki hubungan dalam *network*. Ini hanya memastikan hubungan yang signifikan yang termasuk, membantu dalam memodelkan korelasi yang efektif untuk meningkatkan return portofolio.

### 3.7 Probabilitas Transisi

Probabilitas transisi adalah ukuran probabilitas terpilihnya suatu simpul (*node*) dalam *network*. Setelah membangun *network*, pertimbangan *network* yang di definisikan sebagai  $G = (V, E, Z)$ , di mana  $V$  adalah himpunan dengan  $n$  simpul,  $E$  adalah himpunan  $m$ , dan  $Z$  adalah himpunan dari bobot simpul, yang digunakan untuk menghitung probabilitas transisi. Membiarkan  $A_i$  adalah himpunan titik-titik tetangga dari  $v_i$ , dan menganggap  $u_j \in A_i$ , peluang terpilihnya  $v_j$ , dinyatakan dengan  $P_{ij}$ , dihitung berdasarkan bobot dari  $v_i$ , pada waktu  $t$ ,  $z_{t,i}$ , melalui fungsi softmax seperti pada persamaan berikut:

$$P_{ij} = \frac{e^{z_{t,i}}}{\sum_{v_j \in A_i} e^{z_{t,j}}} \quad [3]$$

Keterangan:

- $P_{ij}$  : probabilitas terpilihnya simpul  $u_j$ , merupakan probabilitas transisi dari simpul
- $v_i$  ke simpul  $v_j$
- $e$ : bilangan eksponensial
- $z_{t,i}$  : bobot simpul  $v_i$  pada waktu  $t$
- $A_i$ : himpunan titik titik tetangga dari simpul  $v_i$
- $v_j$ : simpul tetangga dari  $v_i$
- $\sum_{v_j \in A_i}$ : penjumlahan dilakukan terhadap simpul  $v_j$  yang termasuk dalam himpunan tetangga  $A_i$
- $\sum_{v_j \in A_i} e^{z_{t,i}}$ : penjumlahan eksponensial dari bobot setiap simpul tetangga  $v_j$  pada waktu  $t$

Dari rumus ini perhitungan probabilitas transisi berdasarkan bobot simpul, di mana simpul dengan bobot yang lebih tinggi akan memiliki probabilitas transisi yang lebih besar.

### 3.8 Random Walk

Proses *random walk* menggunakan probabilitas transisi yang dihitung, proses *random walk* dilakukan untuk menentukan bobot portofolio. Langkah *random walk* memilih node berikutnya berdasarkan probabilitas transisi, mencerminkan preferensi terhadap aset dengan kinerja historis yang baik.

### 3.9 Penetapan Portofolio saham dengan menggunakan (SNPA<sub>r</sub>) dengan bobot aset

Untuk perhitungan bobot dalam metode *Stock Network Portofolio Allocation* berbasis *Return History* (SNPA<sub>r</sub>) Menggunakan jumlah kunjungan ( $\eta_j$ ) ke masing-masing node dalam proses *random walk* sebagai dasar untuk menentukan bobot ( $\omega_j$ ) dari setiap aset dalam portofolio. Setelah menyelesaikan proses *random walk* dan memiliki data jumlah kunjungan ke setiap node (aset) dalam *network*, bobot aset dalam portofolio dapat di hitung dengan total kunjungan ke semua node yang dipilih sebagai bagian dari portofolio, dilakukan dengan menjumlahkan semua nilai  $\eta_j$  untuk aset yang termasuk dalam portofolio  $S$ .

$$\text{Total Kunjungan} = \sum_{i \in S} \eta_i \quad [4]$$

Untuk setiap aset  $j$  dalam portofolio  $S$ , bobot ( $\omega_j$ ) dihitung sebagai rasio dari jumlah kunjungan ke aset tersebut ( $\eta_j$ ) terhadap total kunjungan ke semua aset dalam portofolio. Ini memberikan bobot yang proporsional berdasarkan frekuensi pemilihan aset selama proses *random walk*

$$\omega_j = \frac{\eta_j}{\text{Total Kunjungan}} = \frac{\eta_j}{\sum_{i \in S} \eta_i} \quad [5]$$

Di mana:

- $\omega_j$  adalah bobot dari setiap aset  $j$  dalam portofolio.
- $\eta_j$  adalah jumlah kunjungan ke node (aset)  $j$  selama proses *random walk*.
- $S$  adalah himpunan aset yang dipilih berdasarkan  $q$  node teratas yang paling sering dikunjungi,  $S$  mencakup semua aset yang telah di kunjungi.

### 3.10 Mengukur kinerja portofolio

Setelah membangun portofolio maka selanjutnya mengukur kinerja portofolio dengan menghitung nilai rata-rata dan standar deviasi. Untuk menghitung rata-rata menggunakan rumus sebagai berikut:

$$Mean = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad [4]$$

Keterangan:

- $n$ : jumlah data
- $x_i$ : nilai return dari masing-masing saham data ke- $i$

Standar deviasi adalah keseluruhan risiko sebuah portofolio. Risiko keseluruhan yang disebutkan mencakup risiko saham dan risiko portofolio itu sendiri. Untuk menghitung standar deviasi menggunakan rumus berikut:

$$\text{Standar Deviasi} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \text{rata} - \text{rata})^2} \quad [5]$$

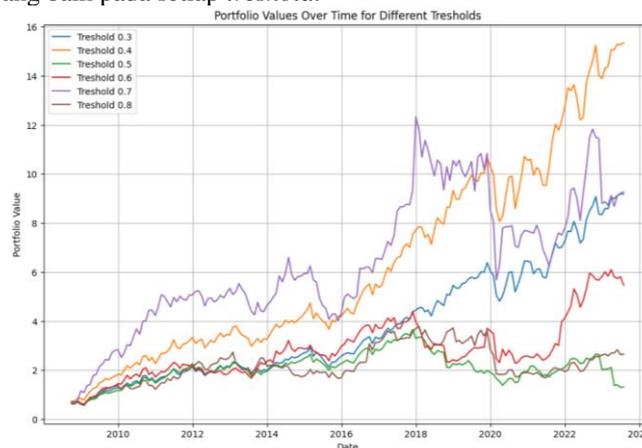
Keterangan:

- $n$ : jumlah data
- $x_i$ : nilai return dari masing-masing saham data ke- $i$

## 4. Evaluasi

### 4.1 Hasil Pengujian

Pada pengujian ini dilakukan dengan eksperimen nilai treshold 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7 dan 0.8. untuk menunjukan portofolio yang baik pada setiap *treshold*.

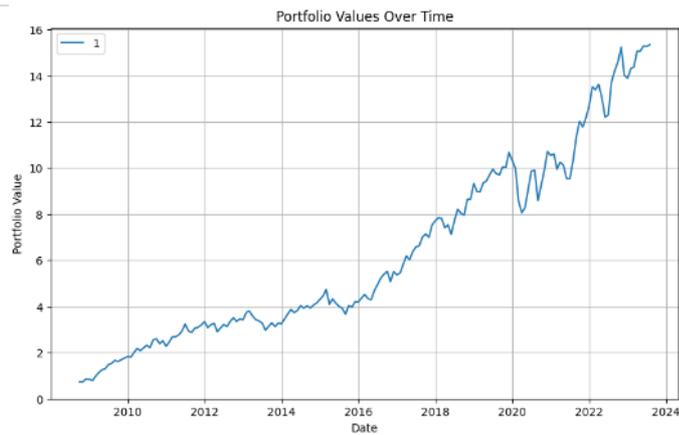


Gambar 2. Grafik perbandingan setiap pengujian *treshold*

Dari gambar grafik tersebut menunjukan bahwa treshold 0.4 mengalami kenaikan yang signifikan dan menunjukan bahwa pengujian yang dilakukan berhasil menemukan nilai treshold yang memberikan kinerja yang lebih baik.

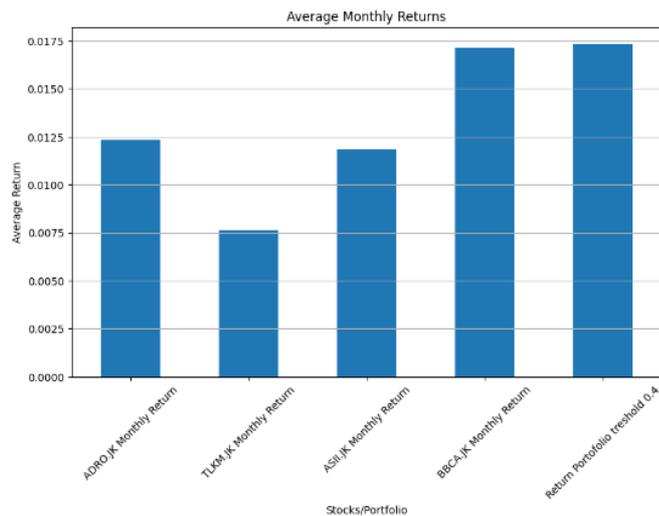
### 4.2 Analisis Hasil Pengujian

Dari hasil pengujian bisa dilihat bawah pertumbuhan portofolio yang baik yaitu pada pengujian nilai treshold 0.4.



Gambar 3. Pertumbuhan portofolio

Grafik menunjukkan pada periode dari tahun 2010 hingga 2023, dengan nilai portofolio yang awalnya dimulai dari nilai 1. Nilai ini kemudian meningkat seiring waktu, yang mengindikasikan bahwa pengembalian investasi secara keseluruhan positif. Grafik ini menunjukkan fluktuasi yang terjadi dari bulan ke bulan, dengan beberapa periode mengalami kenaikan yang signifikan.



Gambar 4. Diagram batang rata-rata

Pada diagram batang rata-rata menunjukkan bahwa nilai rata-rata portofolio lebih tinggi dibandingkan ADRO, TELKOM, ASII dan BBKA.

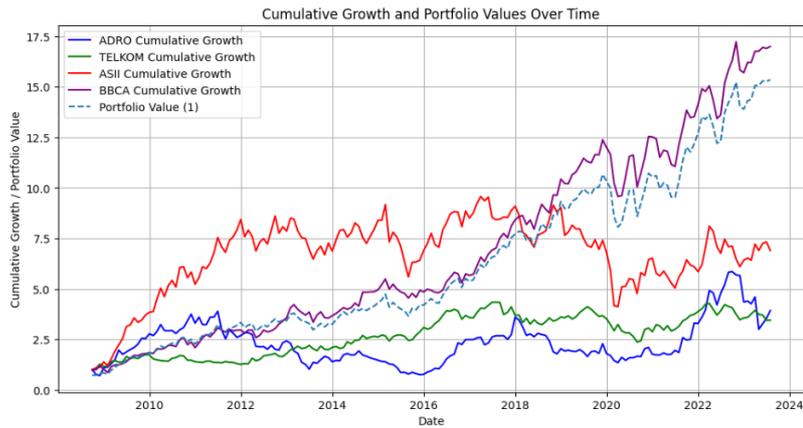
Tabel 3. Standar Deviasi

Standar Deviasi				
ADRO	TELKOM	ASII	BBKA	Portofolio
0,131129	0,06744	0,091629	0,065049	0,062360

Pada tabel 2 berdasarkan standar deviasi return, urutannya yang tertinggi dimulai dari ADRO (0,1), ASII (0,09), TELKOM (0,06), BBKA (0,06) dan Portofolio (0,06). Berdasarkan nilai ADRO yang paling tinggi sehingga dianggap sebagai yang paling berfluktuatif karena semakin tinggi nilai standar deviasi maka semakin besar fluktuasinya.

#### 4.3 Perbandingan portofolio *SNPA<sub>r</sub>* dengan masing-masing saham

Saham yang digunakan untuk pengujian diambil berdasarkan sektor yang berbeda-beda, setiap sektor diwakili oleh satu saham. Pemilihan saham yang digunakan untuk mewakili setiap sektor menggunakan kapitalis tertinggi disetiap sektor yaitu ADRO, TELKOM, ASII dan BBKA, karena ingin melihat korelasi yang berbeda, ADRO dari perusahaan tambang, TELKOM dari perusahaan penyedia layanan telekomunikasi terbesar, ASII dari perusahaan yang beroperasi dari berbagai sektor seperti otomotif, finansial, pertambangan, agribisnis dan infaktuktur. Pada pengujian ini dilakukan dengan nilai treshold 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7 dan 0.8 dan mendapatkan treshold 0.4 yang terbaik lalu akan di bandingkan dengan saham-saham.

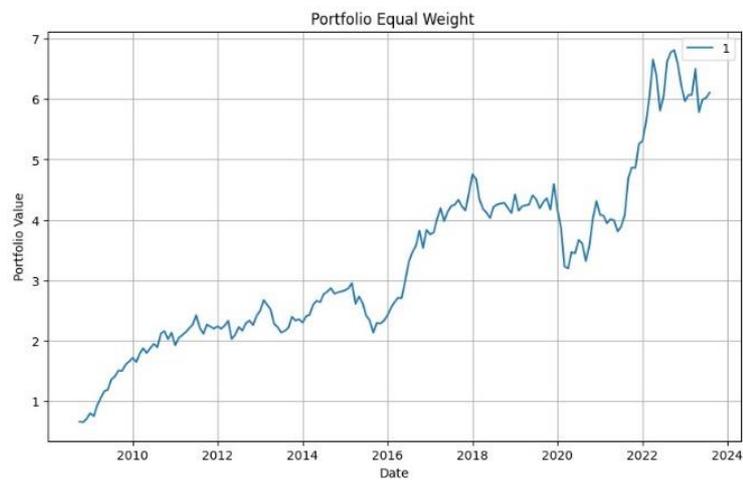


Gambar 5. grafik pertumbuhan portofolio dengan saham

Grafik menunjukkan bahwa portofolio mengalami kenaikan tetapi jika di bandingkan dengan BBCA portofolio tidak lebih tinggi dari BBCA.

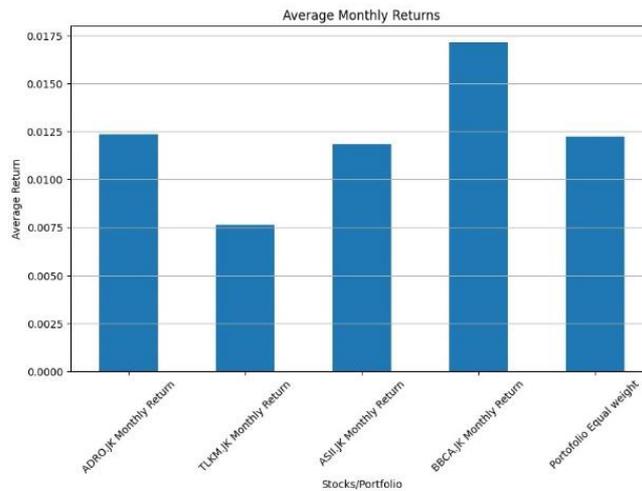
#### 4.4 Equal Weight Portofolio

Dalam *Equal-Weight* Portofolio, tidak ada perbedaan dalam perlakuan atau penekanan terhadap aset-aset tertentu. Setiap aset diberikan bobot yang sama. Pada pengujian tugas akhir ini bobot untuk portofolio equal weight sendiri yaitu 0,25.



Gambar 6. Pertumbuhan portofolio *equal weight*

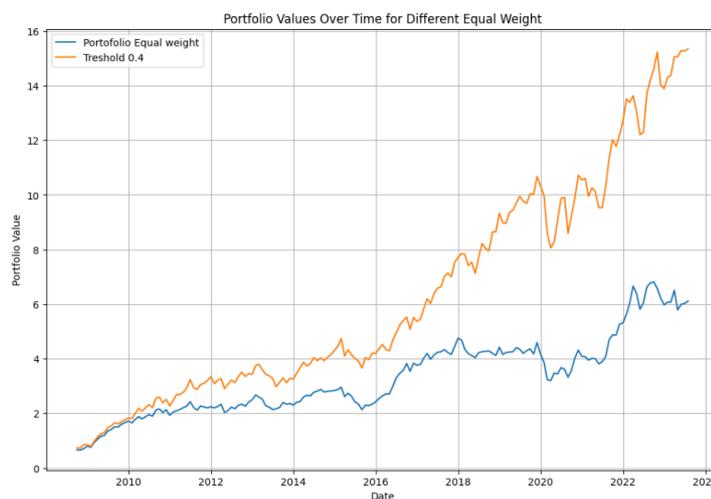
Pada gambar 10 dari grafik menunjukkan bahwa nilai portofolio mengalami pertumbuhan dari 2010 hingga 2023, dimana ada beberapa fluktuasi dan penurunan nilai, tetapi secara umum trennya meningkat.



Gambar 7. Diagram batang rata-rata

Dari diagram disimpulkan bahwa saham BBKA memiliki rata-rata return tertinggi dibandingkan dengan saham-saham yang lainnya.

#### 4.5 Perbandingan portofolio *SNPAr* dengan *Equal Weight Portofolio*



Gambar 8. Grafik perbandingan portofolio *SNPAr* dengan *equal weight*

Grafik pertumbuhan portofolio *equal weight* dengan portofolio *SNPAr* menunjukkan bahwa pertumbuhan portofolio *equal weight* tidak lebih tinggi dibanding portofolio *SNPAr*.

## 5. Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan implementasi dari hasil pengujian yang dilakukan dapat disimpulkan bahwa dari pengujian eksperimen menggunakan bobot tidak lebih dari 1 dan tidak kurang dari -1 dan menggunakan nilai treshold 0.3 sampai 0.8 didapatkan nilai terbaik yaitu nilai treshold 0.4 dengan rata-rata 0,0173 dan standar deviasi 0,062. Dan kinerja portofolio metode *Stock Network Portofolio Allocation* berbasis *return history* (*SNPAr*) lebih baik dibandingkan portofolio *equal weight* karena portofolio *equal weight* diberikan bobot yang sama setiap saham dengan rata-rata 0.0122.

---

## Referensi

- [1] Patel, Jayeshkumar & Chawda, Bharat. (2015). Stock Market Portfolio Management A Walk-through. 3. 4136 - 4143.
- [2] Z. Dai and J. Kang, "Some new efficient mean–variance portfolio selection models", *International Journal of Finance & Economics*, 2021. Available: 10.1002/ijfe.2400.
- [3] Y. Ma, R. Han, and W. Wang, "Prediction-Based Portfolio Optimization Models Using Deep Neural Networks," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 115393–115405, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3003819.
- [4] Z. Dai and F. Wang, "Sparse and robust mean–variance portfolio optimization problems", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 523, pp. 1371-1378, 2019. Available: 10.1016/j.physa.2019.04.151.
- [5] W. B. Freitas and J. R. Bertini, "Random walk through a stock network and predictive analysis for portfolio optimization," *Expert Syst Appl*, vol. 218, p. 119597, May 2023, doi: 10.1016/j.eswa.2023.119597.
- [6] Y.-H. Chou, Y.-T. Lai, Y.-C. Jiang, and S.-Y. Kuo, "Using Trend Ratio and GNQTS to Assess Portfolio Performance in the U.S. Stock Market," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 88348– 88363, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3089563.
- [7] M. Mahadi, T. Ballal, M. Moinuddin, and U. M. Al-Saggaf, "Portfolio Optimization Using a Consistent Vector-Based MSE Estimation Approach," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 86636– 86646, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3197896
- [8] Putri , Rosharia Andina d.k.k , 2017 , Pembentukan Portofolio Saham Optimal pada kondisi bearishtahun 2015,Jurnal management dan organisasi
- [9] C. Eom and J. W. Park, "Effects of common factors on stock correlation networks and portfolio diversification," *International Review of Financial Analysis*, vol. 49, pp. 1–11, Jan. 2017, doi: 10.1016/j.irfa.2016.11.007.
- [10] Y. Li, X.-F. Jiang, Y. Tian, S.-P. Li, and B. Zheng, "Portfolio optimization based on network topology," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 515, pp. 671–681, Feb. 2019, doi: 10.1016/j.physa.2018.10.014.
- [11] Y. Shapira, D. Y. Kenett, and E. Ben-Jacob, "The Index cohesive effect on stock market correlations," *Eur Phys J B*, vol. 72, no. 4, pp. 657–669, Dec. 2009, doi: 10.1140/epjb/e2009-00384-y.
- [12] Brandel, S. (2017). Markov Regime Switching Model Implementation to the Stockholm Stock Market, Comparison with Equal Weight Portfolio