

## Seleksi Portofolio *Equal Weight* dan *Mean-Variance* dengan Pendekatan *Clustering* dan *Backtesting* untuk Saham-Saham LQ45

Evi Indah Hapsari<sup>1</sup>, Deni Saepudin<sup>2</sup>

<sup>1,2,3</sup> Universitas Telkom, Bandung

<sup>1</sup>eviindah@student.telkomuniversity.ac.id, <sup>2</sup>denisaepudin@telkomuniversity.ac.id

---

### Abstrak

Meminimalisasi risiko merupakan poin penting dalam optimasi portofolio. Dalam sebuah investasi investor berharap mendapatkan *return* tinggi dengan risiko rendah. Konsep portofolio pertama kali ditemukan oleh Markowitz pada tahun 1952. Dalam optimasi portofolio memperhatikan dua hal yaitu standar deviasi dan *expected return*. Pada penelitian ini akan dilakukan seleksi portofolio menggunakan pendekatan *clustering k-means*. Data historis yang digunakan mulai tanggal 1 Januari 2013 - 1 Januari 2020. Di mana data menggunakan harga *closed* saham-saham LQ45 pada *weekly*, *biweekly*, dan *monthly*. Hasil yang diberikan pada penelitian ini berupa data yang dibagi menjadi sembilan kelompok di mana tiap data historis *weekly*, *biweekly*, dan *monthly*. Pengujian dilakukan dengan memperhatikan standar deviasi terendah, *expected return* tertinggi, dan kompromi standar deviasi dan *expected return*. Dari sembilan kelompok ini dilakukan seleksi portofolio dengan menggunakan pembobotan *equal weight* dan *mean-variance* dengan pendekatan *clustering*. Pada penelitian ini juga menggunakan metode *backtesting* untuk menguji seberapa akuratnya hasil seleksi portofolio yang didapat. Dari hasil eksperimen yang dilakukan metode *mean-variance* menghasilkan rata-rata *expected return*, standar deviasi, dan hasil akhir yang lebih optimum dibandingkan dengan metode *equal weight*.

**Kata kunci :** *k-means, mean-variance, clustering, backtesting*

---

### Abstract

*Minimizing risk is an important point in portfolio optimization. In an investment, investors expect to get a high return with low risk. The concept of the portfolio was first discovered by Markowitz in 1952. In optimizing the portfolio, two things are considered, namely the standard deviation and the expected return. In this study, portfolio selection will be carried out using the k-means clustering approach. Historical data used is from January 1, 2013 - January 1, 2020. Where the data uses closed prices for LQ45 stocks on a weekly, biweekly, and monthly basis. The results given in this study are data that is divided into nine groups where each historical data is weekly, biweekly, and monthly. The test is carried out by taking into account the lowest standard deviation, the highest expected return, and the compromise of the standard deviation and expected return. From these nine groups, portfolio selection was carried out using equal weight and mean-variance with a clustering approach. This study also uses the backtesting method to test how accurate the portfolio selection results are. From the experimental results, the meanvariance method produces an average expected return, standard deviation, and a more optimum final result than the equal weight method.*

**Keywords :** *k-means, mean-variance, clustering, backtesting*

---

### 1. Pendahuluan

#### Latar Belakang

Saham merupakan surat kepemilikan atas perorangan maupun badan usaha dalam penyertaan modal dalam suatu perusahaan. Sedangkan portofolio adalah kumpulan beberapa aset investasi di mana bertujuan untuk mendapatkan keuntungan investasi.

Pihak yang menyertakan modal disebut investor. Dalam sebuah investasinya seorang investor mengharapkan keuntungan yang besar dengan risiko yang rendah. Optimasi portofolio pertama kali diperkenalkan oleh Markowitz pada tahun 1952 dengan nama *mean-variance*. Tetapi kinerja dari *mean-variance* memiliki banyak

kekurangan, sehingga banyak peneliti mengembangkan untuk memperbaiki metode *mean-variance* agar lebih optimal.

Salah satu kekurangan *mean-variance* adalah semakin banyak pilihan saham maka akan semakin lama perhitungannya[3]. Sehingga untuk mengatasi kekurangannya tersebut akan dilakukan klusterisasi. Klusterisasi merupakan teknik untuk mengelompokkan data secara otomatis tanpa perlu diberitahu label kelasnya[2]. Tiga keuntungan menggunakan metode klusterisasi yaitu dapat memilih saham, dapat diversifikasi, dan *reability* portofolio[3]. Pada penelitian ini menggunakan metode klusterisasi *k-means*. Metode *k-means* merupakan metode klusterisasi yang paling banyak digunakan karena cepat dan mudah dalam implementasinya. Ide dasar dari *k-means* yaitu dengan meminimalkan *Sum of Squared Error* (SSE) antar objek-objek data dengan sejumlah *k centroid*. Untuk mendapatkan jumlah centroid terbaik menggunakan metode *elbow*.

Teori optimasi portofolio tidak hanya dengan menggunakan satu perhitungan metode saja. Banyaknya variabel-variabel yang mempengaruhi pergerakan pada nilai saham. Selain metode yang membantu untuk meningkatkan keakuratan optimasi portofolio maka digunakan juga proses *backsting*. *Backtesting* merupakan metode kuantitatif yang digunakan mengestimasi risiko model konsisten terhadap asumsi-asumsi model yang akan diuji. Proses *backtesting* tersebut digunakan untuk membandingkan *expected value* pada aktual observasi dengan prediksi dari model perhitungan lainnya[3].

Dalam penelitian ini akan dibahas seleksi portofolio *equal weight* dan *mean-variance* dengan pendekatan klusterisasi *k-means*. Untuk melihat seberapa akuratnya metode yang digunakan maka akan divalidasi menggunakan metode *backtesting*. Data penelitian menggunakan data historis saham-saham LQ45 pada rentang waktu 1 Januari 2013 - 1 Januari 2020 dengan menggunakan data *weekly*, *biweekly*, dan *monthly*. Pada setiap data dengan rentang waktu tertentu maka akan dilakukan penelitian dengan menggunakan parameter standar deviasi terkecil, *expected return* tertinggi, dan kompromi standar deviasi dan *expected return*. Nilai kompromi diambil dari 50% nilai standar deviasi terendah dan 50% nilai *expected return* tertinggi. Dari setiap kluster akan dipilih satu saham yang optimal. Hal ini dilakukan untuk diversifikasi untuk meminimalkan risiko dan mencari parameter terbaik.

### Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang ada, maka dapat dibuatkannya rumusan masalah, yaitu sebagai berikut:

- Bagaimana hasil seleksi saham pada portofolio dengan menerapkan *clustering k-means*?
- Bagaimana hasil kinerja portofolio menggunakan *equal weight* dan *mean-variance* yang divalidasi menggunakan *backtesting*?

### Tujuan

Berdasarkan latar belakang dan perumusan masalah yang telah diuraikan maka dapat dibuatkannya tujuan, yaitu sebagai berikut:

- Melakukan seleksi saham-saham pada LQ45 menggunakan *clustering k-means*.
- Mencari kinerja hasil portofolio saham terbaik dengan membandingkan portofolio *equal weight* dan portofolio *mean-variance* yang divalidasi menggunakan *backtesting*.

### Organisasi Tulisan

Pada penelitian ini terbagi menjadi lima bab. Bab pertama yaitu pendahuluan terkait penelitian ini, bab kedua menjabarkan studi terkait dengan penelitian, bab ketiga membahas sistem yang dibangun, bab keempat memaparkan hasil evaluasi penelitian, dan bab kelima berisi kesimpulan.

## 2. Studi Terkait

*Return* adalah hasil keuntungan yang diperoleh investor terhadap investasinya. Dalam investasi, *return* yang didapatkan bisa bernilai positif maupun negatif yang berarti seorang investor dapat mengalami keuntungan maupun kerugian. Rumus *return* saham dapat dituliskan sebagai berikut:

$$R_t = \frac{S_t - S_{t-1}}{S_{t-1}} \quad (2.1)$$

Keterangan:

$R_t$  = Return saham saat waktu ke-t  
 $S_t$  = Harga saham saat waktu ke-t

*Expected return* yaitu ekspektasi matematis dari pengembalian atas portofolio di mana *return* yang diharapkan investor dalam jangka waktu tertentu[13]. Rumus *expected return*:

$$E[R] \approx \frac{\sum_{t=1}^n R_t}{n} \quad (2.2)$$

Keterangan:

$E[R]$  = *Expected return* saham  
 $R_t$  = Return saham pada waktu ke-t  
 $n$  = Total periode waktu saham mingguan

Dalam sebuah investasi tidak luput dari risiko. Perhitungan risiko dalam suatu portofolio dapat dicari menggunakan variansi. Rumus variansi sebagai berikut:

$$\sigma_n^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (R_t - E[R])^2}{n - 1} \quad (2.3)$$

$\sigma_n^2$  = Variansi *return* saham  
 $R_t$  = Return saham pada waktu ke -t  
 $E[R]$  = *Expected return* saham  
 $n$  = Jumlah periode waktu

Standar deviasi digunakan mencari persebaran data dan melihat seberapa dekat data dengan rata-rata dari sampel. Rumus standar deviasi sebagai berikut:

$$\sigma_n = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (R_t - E[R])^2}{n - 1}} \quad (2.4)$$

$\sigma_n$  = Standar deviasi  
 $R_t$  = Return saham pada waktu ke -t  
 $E[R]$  = *Expected return* saham  
 $n$  = Jumlah periode waktu

Kovariansi adalah pengukuran yang menggabungkan varian dari imbal hasil antara dua variabel atau lebih. Rumus kovarian sebagai berikut:

$$\sigma_{12} = \sum_{i=1}^n \frac{[(R_{1i} - E(R_1)) \cdot (R_{2i} - E(R_2))]}{n} \quad (2.5)$$

Keterangan:

- $\sigma_{12}$  = Kovarian saham 1 dan 2  
 $R_{1i}$  = Return masa depan saham 1 kondisi ke-i  
 $R_{2i}$  = Return masa depan saham 2 kondisi ke-i  
 $E(R_1)$  = Expected return saham 1  
 $E(R_2)$  = Expected return saham 2  
 $n$  = Jumlah observasi data historis

Koefisien korelasi menunjukkan hubungan antar dua variabel yang memiliki *range* antara -1 hingga +1. Rumus koefisien korelasi sebagai berikut:

$$\rho_{12} = \frac{\sigma_{12}}{\sigma_1 \cdot \sigma_2} \quad (2.6)$$

Keterangan:

- $\rho_{12}$  = Koefisien korelasi saham 1 dan 2  
 $\sigma_{12}$  = Kovarian korelasi saham 1 dan 2  
 $\sigma_1$  = Standar deviasi saham 1  
 $\sigma_2$  = Standar deviasi saham 2

Rumus portofolio dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1, w_i \geq 0 \quad (2.7)$$

Keterangan:

- $w_i$  = Bobot dari saham ke-i

Return Portofolio adalah hasil pengembalian investasi suatu portofolio selama suatu periode. Rumusnya sebagai berikut:

$$R_p = \sum_{i=1}^n R_{it} \cdot w_i \quad (2.8)$$

Keterangan:

- $R_p$  = Return portofolio  
 $R_{it}$  = Return saham  
 $w_i$  = Bobot saham ke-i

Sedangkan *expected return* portofolio merupakan perkalian antara *expected return* aset ke-i ( $\mu_i$ ) dengan proporsi bobot ( $w_i$ ). Rumus *expected return* Portofolio dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$E(R_p) = \frac{\sum_{i=1}^T w_i \mu_i}{T} \quad (2.9)$$

Keterangan:

- $E(R_p)$  = Expected return portofolio  
 $w_i$  = Bobot saham ke-i  
 $\mu_i$  = Expected return saham ke-i  
 $T$  = Jumlah periode waktu

Optimasi portofolio *mean-variance* akan optimal ketika dilakukan diversifikasi dengan mengukur risiko yang diharapkan dari aset dan target *return*[14]. Pada penelitian ini menggunakan *mean-variance* dengan menghasilkan risiko portofolio minimal pada tingkat *return* portofolio tertentu. Berikut rumus *mean-variance*:

$$w = \frac{u \cdot C^{-1}}{u \cdot C^{-1} u^T} \quad (2.10)$$

Keterangan:

- $w$  = Bobot portofolio  
 $u$  = Matriks kolom satu (1xn)  
 $C^{-1}$  = Invers kovarian matriks *return*  
 $u^T$  = Transpose matriks kolom satu (1xn)

$$\begin{aligned} & \text{Min } w^T C w \\ & \text{Dengan kendala:} \\ & \sum_{i=1}^n x_i = 1 \\ & 0 \leq x_i \leq 1, i = 1..n \end{aligned}$$

(2.11)

Keterangan:

- $w$  = Matriks bobot portofolio  
 $w^T$  = Transpose matriks bobot portofolio  
 $C$  = Kovarian matriks *return*  
 $T$  = Jumlah periode waktu  
 $n$  = Jumlah aset saham  
 $x_i$  = Jumlah proporsi dana ke-i yang diinvestasikan

### 2.1 Elbow

Metode *elbow* merupakan salah satu metode untuk mencari jumlah kluster yang optimal pada klusterisasi *k-means*. Untuk mendapatkan jumlah kluster terbaik maka akan dilihat dari *sum of square error* (SSE). Di mana SSE didapat dari jumlah rata-rata *euclidean* pada setiap titik terhadap *centroid*. Semakin besar jumlah kluster  $k$  maka SSE akan semakin kecil[12].

### 2.2 Setelah mendapatkan standar deviasi dan *expected return* akan dilanjutkan dengan menghitung *k-means*

Pengerjaan dalam menggunakan metode *k-means* terdapat empat langkah, yaitu:

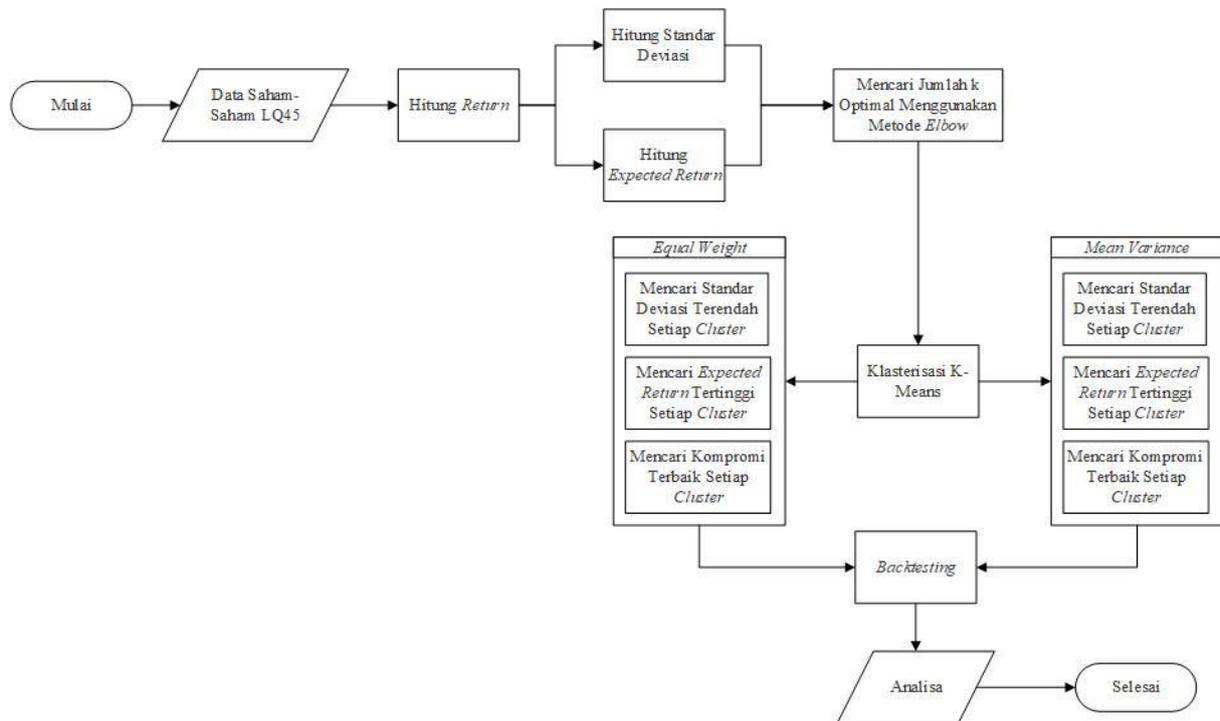
- Dari himpunan data yang akan diklusterisasi, maka dipilih *centroid* awal yaitu sejumlah  $k$  objek.  $K$  objek optimal didapat menggunakan metode *elbow*.
- Objek yang bukan merupakan *centroid* maka akan dimasukkan ke kluster terdekat dengan jarak tertentu.
- *Centroid* diperbaharui berdasarkan rata-rata objek di kluster.
- Langkah kedua dan ketiga diulang terus menerus hingga *centroid* stabil (konvergen).

### 2.3 Setelah itu dilakukan backtesting

*Backtesting* adalah simulasi respons strategi investasi berdasarkan model terhadap data historis[11]. Tujuan dari *backtesting* adalah untuk melakukan pengujian atau validasi dari data yang sudah diprediksi dengan data yang sudah ada. *Backtesting* dilakukan untuk mengecek seberapa akurat metode yang sudah dilakukan.

### 3. Sistem yang Dibangun

Alur pengerjaan pada penelitian ini sebagai berikut.



Gambar 1 Perencanaan Desain Proses Penelitian

#### 3.1 Data Saham-Saham LQ45

Data yang digunakan data dari tanggal 01 Januari 2013 sampai 01 Januari 2020[1]. Data tersebut akan dibagi menjadi tiga olahan yaitu data *weekly*, *biweekly* dan *monthly*.

#### 3.2 Hitung Return

Dari tiga data olahan yaitu data *weekly*, *biweekly* dan *monthly* maka akan dilakukan proses menghitung *return* dari data saham-saham LQ45. Perhitungan *return* dilakukan untuk melihat seberapa besar keuntungan yang didapat dalam suatu saham.

#### 3.3 Hitung Standar Deviasi

Setelah didapat *return* dari setiap saham-saham LQ45 dengan rentang waktu tertentu maka akan dilakukan perhitungan standar deviasi. Perhitungan standar deviasi dilakukan untuk melihat seberapa besar risiko pada suatu saham.

#### 3.4 Hitung Expected return

Perhitungan *expected return* diperoleh dari rata-rata *return* saham-saham LQ45. Dilakukannya perhitungan *expected return* untuk melihat seberapa besar harapan keuntungan yang akan didapat oleh investor pada suatu saham.

### 3.5 Mencari Jumlah k optimal menggunakan metode *elbow*

Nilai yang di dapat dalam sebuah data set dapat berbeda-beda. Dalam pengujian dalam rentang waktu tertentu jumlah k optimal tiap minggu berubah. Jumlah k optimal yang di dapat berdasarkan jumlah SSE. Di mana SSE didapat dari jumlah rata-rata *Euclidean* pada setiap titik terhadap *centroid*. Semakin besar jumlah kluster k maka SSE akan semakin kecil.

### 3.5 K-Means

Setelah didapatkan hasil perhitungan standar deviasi, *expected return*, dan *elbow* maka langkah selanjutnya dilakukan klasterisasi menggunakan *k-means*. Hasil jumlah k optimal menggunakan metode *elbow* dilakukan sebagai patokan jumlah centroid yang akan digunakan. Klasterisasi dilakukan pada tahap *backtesting* di mana setiap pergerakan 80% akan dilakukan klasterisasi hingga data terakhir.

### 3.6 Equal weight

Setelah dilakukan klasterisasi menggunakan k-means maka akan didapat saham-saham yang optimal. Saham-saham yang optimal akan dipilih berdasarkan kriteria tertentu yaitu standar deviasi terkecil, *expected return* tertinggi dan kompromi antara standar deviasi dan *expected return*. Dari setiap *cluster* akan dipilih satu saham yang optimal. Pada metode *equal weight* portofolio saham-saham yang terpilih akan dijadikan bobot yang sama rata. Di mana jumlah bobot sama dengan satu.

### 3.7 Mean-Variance

Perhitungan selanjutnya menggunakan *mean-variance*. Dalam perhitungan *mean-variance* menggunakan metode dengan minimal risiko pada tingkat *return* portofolio tertentu. Perhitungan risiko dan *return* portofolio yang menggunakan metode ini akan menghasilkan pasangan risiko dan *return* portofolio yang efisien. Jumlah bobot pada *mean-variance* pada setiap saham terpilih berbeda.

## 4. Evaluasi

Dalam penelitian ini dilakukan seleksi portofolio menggunakan *equal-weight* dan *mean-variance* dengan menggunakan klasterisasi k-means. Parameter yang diamati dalam penelitian ini yaitu standar deviasi, *expected return*, dan kompromi.

### 4.1 Equal Weight

Pada data uji akan dilakukan pengujian menggunakan *equal weight*, di mana bobot akan dibagi sama besarnya. Tabel 1 menunjukkan hasil dari pengujian simulasi dengan parameter maksimum *expected return*, minimum standar deviasi, dan kompromi di rentang waktu *weekly*, *biweekly*, dan *monthly*.

Tabel 1 Pengujian Menggunakan *Equal weight*

	Maksimum <i>Expected return</i>			Minimum Standar Deviasi			Kompromi		
	<i>Expected return</i>	Standar Deviasi	Nilai Akhir Simulasi	<i>Expected return</i>	Standar Deviasi	Nilai Akhir Simulasi	<i>Expected return</i>	Standar Deviasi	Nilai Akhir Simulasi
Weekly	0,01123	0,03157	1,75745	0,00135	0,03234	0,88490	0,00526	0,04873	1,37653
Biweekly	0,01661	0,04395	1,52549	0,00790	0,03793	1,21441	0,01607	0,05145	1,50504
Monthly	0,04084	0,06159	1,35239	0,02287	0,05258	1,24563	0,01862	0,08336	1,13873

Kesimpulan penelitian dari rentang waktu dengan memperhatikan *expected return* yang menunjukkan hasil terbaik:

- Pada data *weekly* parameter yang terbaik adalah maksimum *expected return* 01123 dengan nilai akhir simulasinya 1,75745.
- Pada data *biweekly* parameter yang terbaik adalah maksimum *expected return* 0,01661 dengan nilai akhir simulasinya 1,52549.
- Pada data *monthly* parameter yang terbaik adalah maksimum *expected return* 0,04084 dengan nilai akhir simulasinya 1,35239.

Kesimpulan penelitian dari rentang waktu dengan memperhatikan risiko terendah yang menunjukkan hasil terbaik:

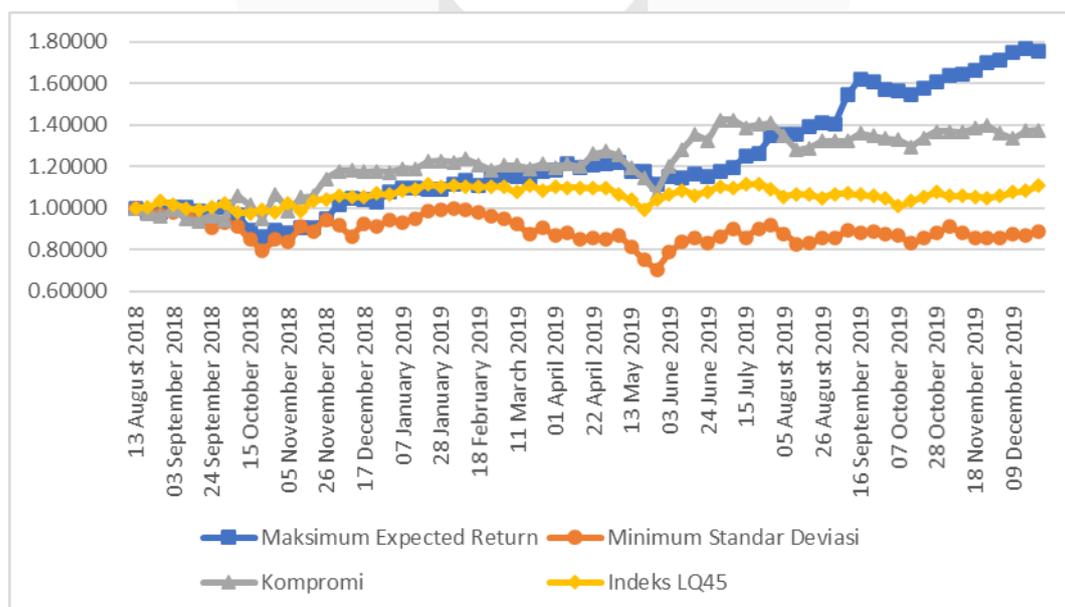
- Pada data *weekly* parameter yang terbaik adalah maksimum *expected return* 0,03239 dengan nilai akhir simulasinya 1,75745.
- Pada data *biweekly* parameter yang terbaik adalah minimum standar deviasi 0,03793 dengan nilai akhir simulasinya 1,21441.
- Pada data *monthly* parameter yang terbaik adalah minimum standar deviasi 0,05258 dengan nilai akhir simulasinya 1,24563.

Kesimpulan penelitian dari rentang waktu dengan melihat simulasi akhir yang menunjukkan hasil terbaik:

- Pada data *weekly* parameter yang terbaik adalah maksimum *expected return* dengan nilai akhir simulasinya 1,75745.
- Pada data *biweekly* parameter yang terbaik adalah maksimum *expected return* dengan nilai akhir simulasinya 1,75745.
- Pada data *monthly* parameter yang terbaik adalah maksimum *expected return* dengan nilai akhir simulasinya 1,35239.

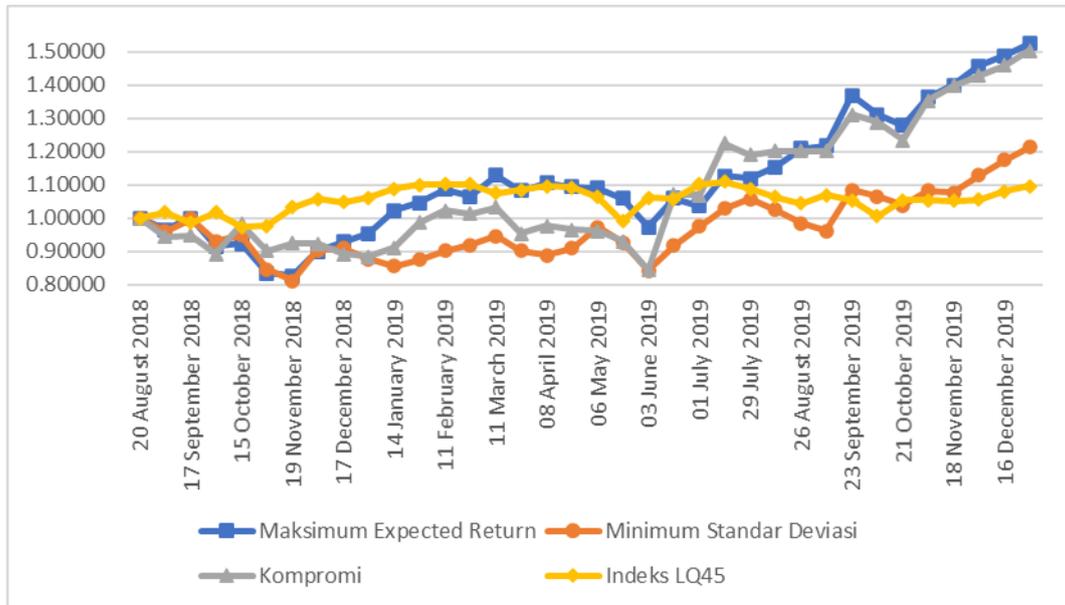
Pada akhir simulasi dari semua data nilai tertinggi diperoleh dengan rentang waktu *weekly* dengan parameter maksimum *expected return*. Hasil yang diperoleh dengan menggunakan metode maksimum *expected return* yaitu sebesar 1,75745 dengan *expected return* 0,80841 dan standar deviasi 0,03534. Nilai akhir yang tertinggi dengan standar deviasi yang cukup rendah menjadikan perhitungan *equal weight* yang paling bagus yaitu dengan parameter maximum *expected return* dengan menggunakan data *weekly*.

Pada gambar 2, gambar 3, dan gambar 4 akan menampilkan pergerakan simulasi dengan rentang waktu dan parameter tertentu.



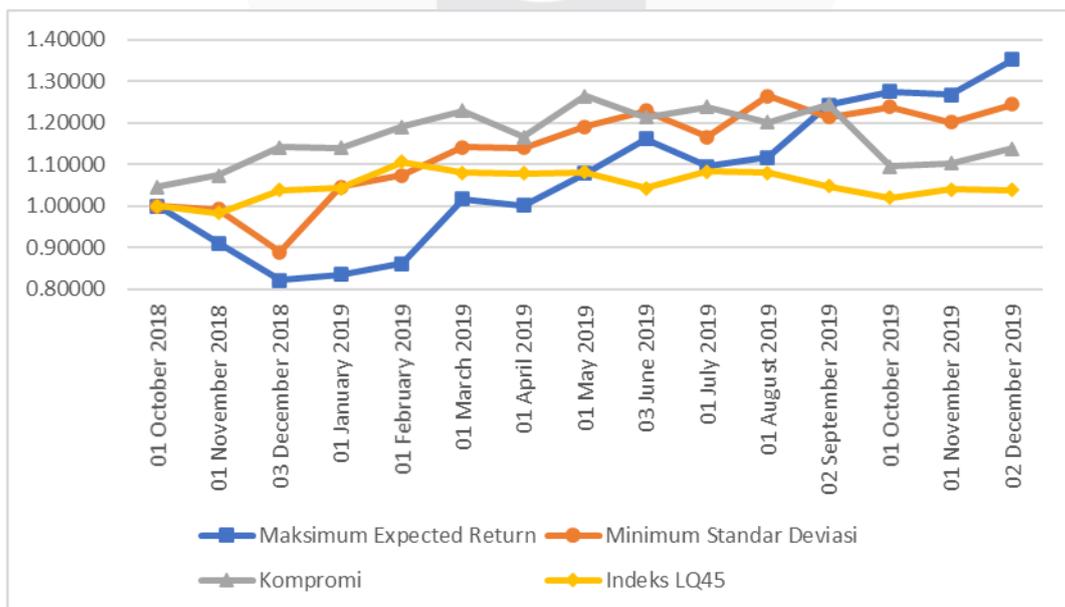
Gambar 2 Pergerakan Simulasi Hasil Portofolio *Weekly*

Dari gambar 2 didapat bahwa pengujian menggunakan maksimum *expected return* menghasilkan nilai akhir simulasi yang baik dibandingkan dengan menggunakan minimum standar deviasi, kompromi, dan indeks LQ45. Dari grafik pergerakan simulasi menggunakan data *weekly*, simulasi menggunakan maksimum *expected return* dan kompromi menghasilkan pergerakan yang lebih baik dibandingkan dengan pergerakan indeks LQ45. Untuk perhitungan minimum standar deviasi kurang menghasilkan yang optimal karena dari pergerakan simulasi menghasilkan pergerakan yang kurang optimal.



Gambar 3 Pergerakan Simulasi Hasil Portofolio *Biweekly*

Pada gambar 3 dapat disimpulkan bahwa pengujian menggunakan data maksimum *expected return*, kompromi, dan minimum standar deviasi menghasilkan nilai akhir simulasi yang lebih baik dibandingkan menggunakan indeks LQ45. Namun pada rentang waktu Oktober 2018-Mei 2019 mayoritas indeks LQ45 menghasilkan nilai yang lebih baik dibanding tiga pengujian lainnya.



Gambar 4 Pergerakan Simulasi Hasil Portofolio *Monthly*

Dari gambar 4 didapat bahwa indeks LQ45 pada data uji mengalami nilai yang stagnan namun pada rentang waktu Desember 2018-Februari 2019 mengalami nilai yang lebih baik dibanding kompromi, maksimum *expected return*, dan minimum standar deviasi. Pada hasil akhir pengujian nilai indeks LQ45 mengalami nilai yang paling rendah dibanding tiga pengujian lainnya. Maksimum *expected return* menduduki posisi pertama untuk nilai tertinggi akhir simulasi lalu disusul oleh minimum standar deviasi dan kompromi.

#### 4.2 Mean-Variance

Dalam *mean-variance* mempertimbangkan harga perhitungan *mean-variance* dilakukan dengan mempertimbangkan risiko dan *return*.

Tabel 2 Pengujian Menggunakan *Mean-Variance* Minimum Risiko

	Maksimum <i>Expected return</i>			Minimum Standar Deviasi			Kompromi		
	<i>Expected return</i>	Standar Deviasi	Nilai Akhir Simulasi	<i>Expected return</i>	Standar Deviasi	Nilai Akhir Simulasi	<i>Expected return</i>	Standar Deviasi	Nilai Akhir Simulasi
Weekly	0,00987	0,03156	1,86386	0,00162	0,03233	1,05121	0,00933	0,04873	1,65864
Biweekly	0,01667	0,04390	1,64549	0,01234	0,03793	1,44168	0,02062	0,05142	1,82621
Monthly	0,03396	0,06159	1,42539	0,02398	0,05258	1,30971	0,03827	0,08336	1,41417

Kesimpulan penelitian dari rentang waktu dengan melihat *expected return* terbaik:

- Pada data *weekly* parameter yang terbaik adalah maksimum *expected return* dengan nilai 0,00987 dan nilai akhir simulasinya 1,86386.
- Pada data *biweekly* parameter yang terbaik adalah kompromi dengan nilai 0,02062 dan nilai akhir simulasinya 1,82621
- Pada data *monthly* parameter yang terbaik adalah kompromi dengan nilai 0,03827 dan nilai akhir simulasinya 1,41417.

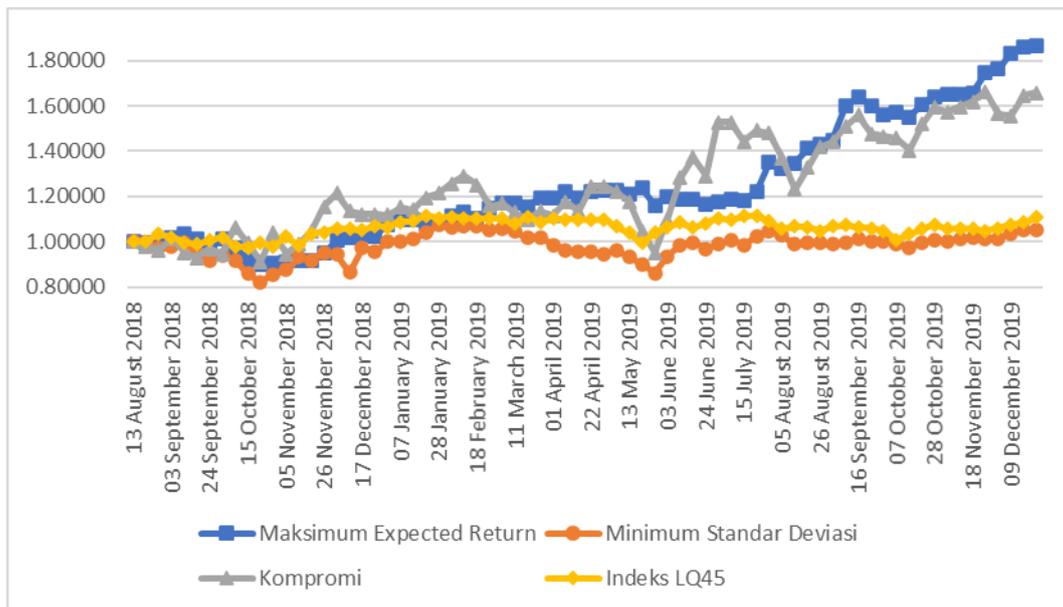
Kesimpulan penelitian dari rentang waktu dengan melihat standar deviasi terbaik:

- Pada data *weekly* parameter yang terbaik adalah maksimum *expected return* dengan nilai 0,03233 dan nilai akhir simulasinya 1,86386.
- Pada data *biweekly* parameter yang terbaik adalah standar deviasi dengan nilai 0,03793 dan nilai akhir simulasinya 1,44168.
- Pada data *monthly* parameter yang terbaik adalah standar deviasi dengan nilai 0,05258 dan nilai akhir simulasinya 1,30971.

Kesimpulan penelitian dari rentang waktu dengan melihat nilai simulasi akhir yang menunjukkan hasil terbaik:

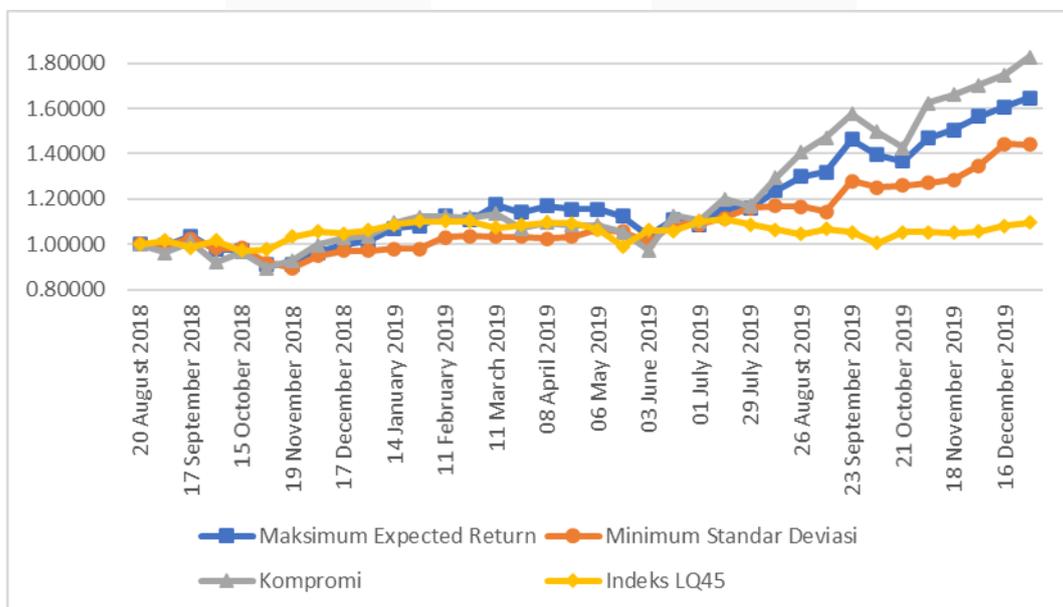
- Pada data *weekly* parameter yang terbaik adalah maksimum *expected return* dengan nilai akhir simulasinya 1,86386.
- Pada data *biweekly* parameter yang terbaik adalah maksimum *expected return* dengan nilai akhir simulasinya 1,82621.
- Pada data *monthly* parameter yang terbaik adalah maksimum *expected return* dengan nilai akhir simulasinya 1,42539.

Pada gambar 5, gambar 6, dan gambar 7 akan menampilkan pergerakan simulasi menggunakan *mean-variance* dengan rentang waktu dan parameter tertentu.



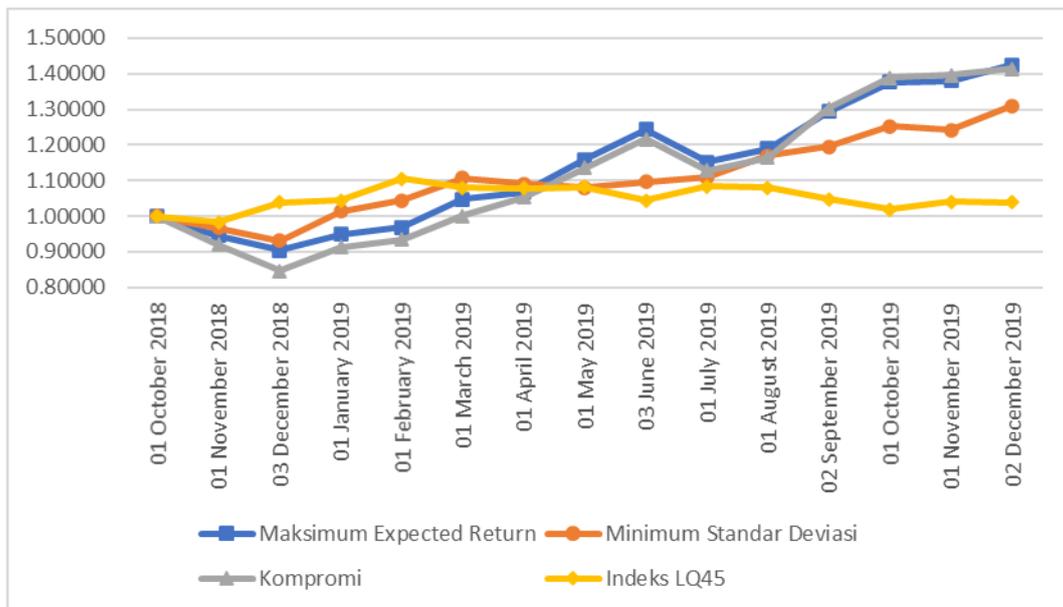
Gambar 5 Meminimumkan Risiko pada *Weekly*

Dari gambar 5 didapat maksimum *expected return* mendapatkan akhir simulasi terbaik. Pada grafik hasil perhitungan *max expected return* dan *kompromi* mayoritas menghasilkan *return* yang lebih baik dibandingkan *index LQ45*. Pada grafik perhitungan menggunakan *minimum standar deviasi* menghasilkan *return* paling rendah dibandingkan dengan *max expected return*, *minimum standar deviasi*, *kompromi*, dan *index LQ45*.



Gambar 6 Meminimumkan Risiko pada *Biweekly*

Gambar 6 menunjukkan hasil perhitungan menggunakan *kompromi* mendapatkan nilai hasil akhir yang paling tinggi dibandingkan menggunakan *maksimum expected return*, *minimum standar deviasi*, dan *index LQ45*. *Index LQ45* menghasilkan nilai akhir yang paling rendah dibanding perhitungan lainnya.



Gambar 7 Meminimumkan Risiko pada *Monthly*

Pada gambar 7 menunjukkan bahwa perhitungan menggunakan kompromi menghasilkan nilai akhir yang paling tinggi dibanding menggunakan maksimum *expected return*, minimum standar deviasi, dan indeks LQ45. Indeks LQ45 menghasilkan nilai akhir yang paling rendah dibandingkan perhitungan lainnya.

## 5. Kesimpulan

Seleksi portofolio saham pada saham-saham indeks LQ45 dari tanggal 01 Januari 2013 sampai 1 Januari 2020 dengan menggunakan metode klusterisasi *k-means* menunjukkan bahwa dengan menggunakan metode *mean-variance* menghasilkan nilai akhir yang lebih tinggi dibandingkan menggunakan metode *equal weight*. Pada *time frame weekly* metode yang lebih baik menggunakan *mean-variance* dengan parameter maksimum *expected return*. Pada *time frame biweekly* metode yang lebih baik menggunakan *mean-variance* dengan parameter maksimum kompromi. Pada *time frame monthly* metode yang lebih baik menggunakan *mean-variance* dengan parameter maksimum *expected return*. Untuk mendapatkan hasil *return* terbaik maka nilai yang paling optimum menggunakan *time frame weekly* pada metode *mean-variance*.

## Referensi

- [1] idx.co.id,"Saham",<https://www.idx.co.id/produk/saham/>[diakses, 03 Desember 2020].
- [2] Suryanto.2018." Data Mining untuk Klasifikasi dan Clustering Data". Bandung: Informatika.
- [3] Tolun, Seda.2020." A novel backtesting methodology for clustering in mean-variance portfolio optimization".
- [4] Fadliana, Alfi.2020."Penerapan metode agglomerative hierarchical clustering untuk klasifikasi kabupaten/kota di provinsi Jawa Timur berdasarkan kualitas pelayanan keluarga berencana". Malang: Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
- [5] Asmita Purnamasari, Nur.2017."Backtesting untuk Value-at-Risk pada Data *Return* Saham Bank Syariah Menggunakan Quantile Regression". Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- [6] Mahayani, Ni Putu Mega.2019. "Penentuan Portofolio Optimal Berdasarkan Model Markowitz Pada Perusahaan Infrastruktur di Bursa Efek Indonesia". Bali: Universitas Udayana.
- [7] Samsul, Muhamad.2017. "Pasar Modal & Managemen Portofolio"
- [8] Tandelilin, Eduardus. 2017. "Pasar Modal: Manajemen Portofolio dan Investasi". Yogyakarta PT Kanisius.
- [9] Ang, Robert. 2001. "Buku Pintar Pasar Modal Indonesia". Jakarta: Mediasoft.

- [10] Sitompul, Ellen Gunawan. 1996. "Teknik Statistika untuk BISNIS & EKONOMI Edisi Kesembilan Jilid 1". Jakarta: Penerbit Erlangga.
- [11] Weiming, James Ma. 2015. "Mastering Python for Finance Understand, design, and implement state-of-the-art mathematical and statistical applications used in finance with Python". Birmingham: Packt Publishing.
- [12] Agustine, Ruth Arini. 2008. "Analisis dan Implementasi Feature Selection pada Unsupervised Learning (Klasterisasi dengan Metode Wrapper)". Bandung: Telkom University.
- [13] H. Markowitz, Portfolio Selection, J. Finance. 7.1952."Mathematics for Finance: An Introduction Financial Engineering"
- [14] D. Maringer, Diversification in Small Portfolios, in: Portf. Manag. with Heuristic Optim., Springer-Verlag.2006.

