

Received: 10 October 2022  
Revised: 23 December 2022  
Accepted: 29 December 2022  
Published: 31 December 2022

## **Analisis *Non-Hierarchical Clustering* dan *Lagrangean Multiplier* dalam Penentuan Bobot Portofolio Optimal Saham Perbankan Indonesia**

Putri Isnaini Cahyaning Baiti<sup>1, a)</sup>, Jus Prasetya<sup>2, b)</sup>

<sup>1</sup>Magister Matematika, Univeritas Gadjah Mada, Bulaksumur, Sleman, Yogyakarta

<sup>2</sup>Alumni Magister Matematika, Universitas Gadjah Mada, Bulaksumur, Sleman, Yogyakarta

E-mail: <sup>a)</sup>[putriisnaini97@mail.ugm.ac.id](mailto:putriisnaini97@mail.ugm.ac.id), <sup>b)</sup>[jusprasetya777@gmail.com](mailto:jusprasetya777@gmail.com)

### **Abstract**

Investment is an activity of investing some amount of funds to be developed within a predetermined period of time in the future to gain profit. Many investors are interested in investing in banking stocks. Investors want a high rate of return with a low-risk value. Risk can't be eliminated but can be minimized. Therefore, the selection of a combination of stocks are very necessary. The shares to be combined are selected based on the same characteristics. The shares used in selecting the portfolio are 46 banking stocks listed on the IDX. The selection combinations are carried out using non-hierarchical clustering analysis process. Then an optimal portfolio is formed using the Lagrangean Multiplier technique. From this process, the percentage of optimal portfolio weight for each banking stock is BMAS (9.11%), BANK (32.78%), ARTO (28,84%), BBYB (16.72%), and BBHI (12.54%). Furthermore, from the result of the optimization calculations that have been obtained, the portfolio return expectation value is  $E(R_p) = 0.0110943$  and the portfolio variance is  $Var(R_p) = 0.001219$ . The mean value is larger than the variance indicates that the investor's goals have been achieved.

**Keywords:** Investment, Clustering, Return, Portfolio.

### **Abstrak**

Investasi merupakan kegiatan menanamkan sejumlah dana untuk dikembangkan dalam jangka waktu yang telah ditentukan di masa depan untuk memperoleh keuntungan. Banyak pelaku investasi (investor) yang tertarik berinvestasi pada saham perbankan. Investor menginginkan tingkat *return* yang tinggi dengan nilai risiko yang rendah. Risiko tidak dapat dihilangkan, akan tetapi dapat diminimalkan. Oleh karenanya pemilihan kombinasi saham dalam portofolio sangat diperlukan. Saham-saham yang akan dikombinasikan dipilih berdasarkan karakteristik yang sama. Saham yang digunakan dalam pemilihan portofolio adalah 46 saham perbankan yang terdaftar di BEI. Pemilihan kombinasi saham dilakukan dengan proses analisis *non-hierarchical clustering*. Kemudian dibentuk portofolio yang optimum menggunakan bantuan teknik

*Langrangean Multiplier*. Dari proses ini, didapatkan persentase bobot portofolio optimal untuk masing-masing saham perbankan adalah BMAS (9,11%), BANK (32,78%), ARTO (28,84%), BBYB (16,72%), dan BBHI (12,54%). Selanjutnya, dari hasil perhitungan optimalisasi yang telah diperoleh, didapatkan nilai ekspektasi *return* portofolio sebesar  $E(R_p) = 0.0110943$  dan variansi portofolio sebesar  $Var(R_p) = 0.001219$ . Nilai mean yang lebih besar dari pada variansi menunjukkan bahwa tujuan investor sudah terpenuhi.

**Kata-kata kunci:** Investasi, *Clustering*, *Return*, Portofolio.

## PENDAHULUAN

Dalam ekonomi modern, investasi perbankan merupakan suatu entitas keuangan. Investasi perbankan adalah sebuah perantara penting keuangan yang sangat diperlukan dalam pasar modal. Komponen dari sistem keuangan yang berkontribusi pada perkembangan suatu negara. Investasi bank juga memerankan peran penting dalam bidang keuangan domestik sebagai komponen yang layak dan tidak ada perbedaan besar antara sistem investasi perbankan dan bank komersil (Hai, 2022).

Persaingan dalam bidang finansial telah menjadi salah satu hal yang paling diminati. PBB dengan program terkait *Sustainable Development Goals* menekankan bahwa memperkuat sistem finansial untuk mendorong dan memperluas akses perbankan, asuransi, dan finansial (SDG 8.10) sangat penting dalam mempromosikan kegiatan produktif, penciptaan program yang layak, kewirausahaan, kreativitas, inovasi, dan ketercukupan finansial (Oduro *et al*, 2022).

Beberapa dekade terakhir, peningkatan minat investor dalam berinvestasi dalam pasar saham telah meningkat karena pasar saham menawarkan kesempatan opsi uang yang fleksibel dan transparan untuk pembagian risiko dengan potensi mendapatkan *return* positif. Pasar saham dipengaruhi oleh banyak faktor langsung dan tidak langsung serta penuh dengan ketidakpastian. Oleh karenanya, seorang investor harus memeriksa saham dengan teliti sebelum berinvestasi di dalamnya (Narang *et al*, 2022).

Dalam berinvestasi, setiap investor menginginkan tingkat *return* yang tinggi dengan nilai risiko yang rendah. Risiko tidak dapat dihilangkan, akan tetapi dapat diminimalkan. Untuk meminimumkan risiko dalam berinvestasi, investor akan melakukan diversifikasi dengan membentuk portofolio, hal ini disebut sebagai portofolio efisien, sedangkan portofolio optimal adalah portofolio yang dipilih oleh investor dari beberapa portofolio efisien yang telah terbentuk (Fabozzi, 1999). Oleh karenanya analisis penilaian harga saham, pemilihan kombinasi dalam portofolio yang optimum, dan pengukuran risiko dalam investasi di pasar modal sangatlah diperlukan. Disinilah model matematika mempunyai peranan penting untuk melakukan analisis pembentukan portofolio tersebut (Sukono dkk, 2008).

Basuki, dkk (2018) mengatakan bahwa salah satu cara membuat portofolio adalah menggunakan notasi matriks untuk penyederhanaan proses perhitungan optimasi portofolio yaitu dengan pendekatan model Markowitz. Proses seleksi pada model Markowitz dilakukan dengan cara mengalokasikan sejumlah dana pada beberapa aset. Pada penelitian Widyaningrum, dkk (2022) dijelaskan bahwa untuk menentukan bobot saham yang akan diinvestasikan dapat dilakukan dengan model optimasi portofolio investasi yang dikembangkan dengan menggunakan teknik *Langrangean Multiplier*. Suatu metode untuk menyelesaikan fungsi objektif dari suatu permasalahan yang langsung dikaitkan dengan fungsi kendalanya.

Untuk memudahkan dalam optimasi bobot portofolio, dilakukan pengelompokan-pengelompokan saham menggunakan teknik analisis *cluster* non-hirarki *K-Means* dan *K-Medoid*. Analisis *cluster* merupakan teknik multivariat yang mempunyai tujuan utama untuk pengelompokan objek berdasarkan karakteristik yang dimilikinya (Awalluddin & Taufik, 2017). Salah satu sektor penting dalam perekonomian adalah perbankan. Berinvestasi pada sektor perbankan juga memberikan tingkat *return* dan risiko yang lebih stabil karena bank dapat menjadi mediator yang lebih aman antara depositor dan investor sehingga banyak investor yang tertarik untuk melakukan investasi pada sektor perbankan (Alrhaibat, 2016).

Dalam paper ini bertujuan untuk mencari bobot portofolio optimal, diawali dengan pengelompokan saham perbankan menggunakan teknik analisis *cluster* non-hirarki *K-Means* dan *K-Medoid*, penilaian harga saham dilakukan dengan model indeks tunggal, selanjutnya ditentukan kombinasi bobot portofolio optimal dengan teknik *Lagrangeran Multiplier*, dan besarnya risiko diestimasi dengan ukuran VaR dalam portofolio yang telah terbentuk.

## METODOLOGI

### *Data Sources*

Data yang digunakan adalah data sekunder yang diambil melalui situs internet penyedia data saham yaitu Bursa Efek Indonesia (IDX) dan *finance.yahoo.com*. Periode harga saham yang digunakan pada penelitian ini selama 1 (satu) tahun yaitu 01 Januari 2021 sampai dengan 31 Desember 2021. Terdapat 2 (dua) sumber data yang digunakan yaitu profil perusahaan perbankan yang diperoleh dengan cara *scraping* dari *website* resmi Bursa Efek Indonesia. Didapatkan 46 bank di Indonesia yang terdaftar, selanjutnya pergerakan harga indeks saham setiap harinya diambil dari *website yahoo finance*. Variabel yang diperoleh dari hasil *scraping* adalah Kode, Nama Perusahaan, Tanggal Pencatatan, Saham, dan Papan pencatatan.

### Metode Penelitian

#### *K-Means Clustering*

*Clustering* berarti menemukan dan mendefinisikan sejumlah kluster (atau grup) dalam kumpulan data. Pengelompokan dilakukan berdasarkan persamaan numerik atau jarak (*dissimilarities*). Input yang diperlukan adalah kesamaan ukuran atau data dari mana kesamaan dapat dihitung. Secara umum, metode analisis kluster dapat dibagi menjadi dua kelompok tergantung pada konsep utamanya dari perhitungan. Pertama adalah metode pengelompokan hierarki, dan yang kedua adalah metode pengelompokan non-hierarki (Jihwan *et al*, 2020).

Algoritma *k-means* adalah algoritma pengelompokan berdasarkan jarak. Pada algoritma *k-means*, semakin kecil jarak antara sampel, semakin tinggi kemiripannya. Diberikan konstanta *k* sebagai jumlah kluster, algoritma *k-means* akan membagi sampel menjadi *k* kategori berdasarkan fungsi jarak. Jarak *euclidean* digunakan sebagai metode untuk menghitung jarak antar sampel (Shao *et al*, 2022). Untuk nilai *x* ke  $i = 1, 2, \dots, n$  dan *x* ke  $j = 1, 2, \dots, n$  jarak *euclidean* dapat diperoleh dengan persamaan sebagai berikut :

$$Dist(x_i, x_j) = \sqrt{(x_{i1} - x_{j1})^2 + (x_{i2} - x_{j2})^2 + \dots + (x_{id} - x_{jd})^2} . \quad (1)$$

Pada algoritma *k-means clustering*, rumus menghitung pusat kluster pada masing-masing kluster di setiap iterasi atau rumus menghitung *c* pusat kluster pada setiap *k* kluster adalah sebagai berikut :

$$Center_k = \frac{1}{|C_k|} \sum_{x_i \in C_k} x_i . \quad (2)$$

Rumus menghitung pusat setiap kluster adalah sebagai berikut :

$$m_k = \frac{1}{|M_k|} \sum_{X_i \in M_k} X_i . \quad (3)$$

Pada persamaan (3),  $m_k$  merupakan pusat kluster dari kluster ke- $k$ ,  $M_k$  merupakan kluster ke- $k$ ,  $|M_k|$  merupakan jumlah objek data pada kluster ke- $k$ , dan  $X_i$  merupakan objek data pada kluster ke- $k$ . Dalam algoritma *k-means*, jumlah kluster yang diberikan sebelumnya memiliki pengaruh yang besar pada hasil akhir. *Cluster cohesien* merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengukur seberapa erat kaitannya objek-objek dalam sebuah *cluster*. *Cluster cohesien* dihitung menggunakan *within sum of square (WSS)* (Tan *et al*, 2016) kemudian dapat ditemukan jumlah kluster  $k$  dan diperoleh pengaruh pengelompokan yang lebih baik. Berikut adalah cara menghitung nilai WSS:

$$WSS = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} |x - m_i|^2 \quad (4)$$

Pada rumus,  $C_i$  adalah kluster ke- $i$  yang dapat diperoleh dari persamaan (2),  $x$  adalah titik sampel pada  $C_i$ ,  $m_i$  adalah rata-rata seluruh sampel pada  $C_i$  yang diperoleh dari persamaan (3). Meningkatnya jumlah kluster, mengakibatkan derajat agregasi setiap kluster akan meningkat, dan WSS juga akan berkurang.

### *K-Medoids Clustering*

Algoritma *k-medoids* digunakan untuk mencari *medoids* dalam sebuah kluster yang merupakan titik pusat dari kluster. Teknik *k-medoids* lebih kuat dibandingkan dengan *k-means* dengan  $k$  sebagai objek representatif untuk diminimalkan jumlah ketidakmiripan objek sampel sedangkan, *k-means* menggunakan jumlah jarak kuadrat *euclidean* untuk objek sampel (Arora *et al*, 2016).

*K-medoids clustering* adalah varian dari *k-means* yang melibatkan jarak ke *medoid* kluster bukan *means* kluster. *Medoid* dari kluster adalah objek dalam kluster yang paling dekat dengan bentuk rata-rata matematika. Pengelompokan *k-medoids* dapat diterapkan di ruang metrik apapun  $(X, d)$  (Lacko *et al*, 2017). Algoritma *k-medoids* terdiri seperti langkah-langkah berikut :

1. Pilih secara acak *medoid* kluster awal  $m_1, \dots, m_k \in X$  ;
2. Atur set kluster awal  $K_1 := \{m_1\}, \dots, K_k := \{m_k\}$  ;
3. Ambil  $x \in X$  , pilih  $j_x \in \{1, \dots, k\}$  sehingga  $d(x, m_{j_x})$  minimal, yaitu  $d(x, m_{j_x}) \leq d(x, m_i)$  untuk setiap  $i \in \{1, \dots, k\}$  ;
4. Tetapkan  $x$  ke kluster  $K_{j_x}$  ;
5. Ulangi langkah 3 dan 4 untuk setiap  $x \in X$  ;
6. Untuk setiap  $i \in \{1, \dots, k\}$ , pilih  $m'_i \in K_i$  sehingga  $\text{cost}(m'_i, K_i) := \sum_{x \in K_i} d(m'_i, x)$  minimal;
7. Ulangi langkah 2-6 dengan  $m_1, \dots, m_n$  diganti dengan  $m'_1, \dots, m'_n$ , sampai  $m_1, \dots, m_n$  tetap konstan.
8. Ulangi langkah 1-7 untuk  $n$  percobaan, setiap percobaan dengan pemilihan *medoids* awal yang berbeda  $m_1, \dots, m_k \in X$  pada langkah 1. Pertahankan kluster  $K_1, \dots, K_n$  untuk setiap *total cost* minimal pada langkah 7.

### *Tingkat Return Saham dan Portofolio*

Nilai *return* atau yang biasa dikenal dengan imbal hasil dari dana yang ditanamkan pada investasi adalah salah satu faktor yang memotivasi investor untuk saling berinteraksi dan merupakan keuntungan yang diperoleh investor dalam menanggung resiko atas investasi yang dilakukannya. Tingkat *return* aset (*return on asset*) adalah perbandingan keuangan sebuah perusahaan terkait dengan potensi keuntungan saham perusahaan atau juga pengukuran laba pada tingkat pendapatan, aset, dan

juga modal saham (Fadilah dkk, 2020). *Return* untuk nilai saham ( $S$ ) ke- $i$  pada waktu  $t$  dapat diperoleh dengan persamaan sebagai berikut.

$$R_{i,t} = \frac{S_{i,t} - S_{i,t-1}}{S_{i,t-1}} \tag{5}$$

dengan persamaan (5) dapat dihitung ekspektasi *return* pada waktu  $t$  sebanyak  $n$  sebagai berikut.

$$E(R) = \frac{\sum_{t=1}^n R_t}{n}, t = 1, 2, \dots, n \tag{6}$$

Portofolio adalah kumpulan dari beberapa instrumen investasi yang dibentuk dengan tujuan untuk memenuhi sasaran dalam investasi, jika investor ingin memaksimalkan nilai *expected return* dari portofolio maka dana sebaiknya diletakkan pada sekuritas yang memiliki *return* maksimum (Widyaningrum dkk, 2022). Perhitungan nilai *return* portofolio perlu memperhatikan proporsi (bobot) dari masing-masing saham yang dipilih dan *return* masing-masing saham tersebut. Jumlah proporsi dari saham yang diinvestasikan ( $w_i, i = 1, 2, \dots, n$ ) dalam sebuah portofolio sama dengan 1 (satu)

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

*return* portofolionya ( $R_p$ ) adalah

$$R_p = w_1R_1 + w_2R_2 + \dots + w_nR_n = \sum_{i=1}^n w_iR_i \tag{8}$$

Perhitungan *expected return* portofolio [ $E(R_p)$ ] juga diperlukan untuk mengetahui berapa rata-rata tingkat keuntungan yang diharapkan dari masing-masing saham pada portofolio yang telah dibentuk. Perhitungan *expected return* dapat diperoleh dengan persamaan (8) sebagai berikut.

$$E(R_p) = E(w_1R_1 + w_2R_2 + \dots + w_nR_n) = w^T E(R) \tag{9}$$

### Varian dan Kovarian Portofolio

Rumus untuk menghitung nilai varians dan kovarians secara berurutan adalah sebagai berikut

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n [R_i - E(R)]^2}{n-1}$$

$$COV_{AB} = \frac{\sum_{i=1}^n [(R_{A,i} - E(R_A))(R_{B,i} - E(R_B))]}{n-1}$$

Portofolio terdiri dari beberapa saham, misalnya terdapat 2 saham yaitu  $i$  dan  $j$ . maka rumus untuk menghitung nilai varians portofolio secara matematis adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\sigma_p^2 &= \text{Var}(w_1R_1 + w_2R_2 + \dots + w_nR_n) \\ &= \text{Var}(w^T R) \\ &= w^T \Sigma w\end{aligned}\quad (10)$$

### Optimasi Bobot Portofolio

Portofolio optimal adalah portofolio yang dipilih oleh investor dari beberapa portofolio efisien yang telah terbentuk. Portofolio optimal dapat diperoleh dengan memilih tingkat ekspektasi *return* tertentu dan risiko minimum, atau memaksimalkan *return* ekspektasi dan menentukan tingkat risiko tertentu (Widyaningrum dkk, 2022). Untuk menentukan portofolio optimal, akan dicari bobot ( $w$ ) yang meminimumkan variansi pada persamaan (10) dengan syarat jumlah proporsi dari saham yang diinvestasikan dalam sebuah portofolio sama dengan 1 (satu) seperti pada persamaan (7). Langkah-langkahnya adalah sebagai berikut.

1. Membentuk fungsi *Langrangean* dan akan ditentukan bobot ( $w$ )

$$L(w, \lambda, \beta) = \frac{1}{2} w^T \Sigma w - \lambda (w^T \mathbf{1}_n - 1) - \beta (w^T \mu - R_0) \quad (11)$$

2. Meminimumkan fungsi *Langrangean* ( $L$ ) pada persamaan (11) dengan mencari turunan pertamanya dan disamadengankan nol

$$\frac{\partial L}{\partial w} = \Sigma w - \lambda \mathbf{1}_n - \beta \mu = 0$$

$$w = \Sigma^{-1} (\lambda \mathbf{1}_n + \beta \mu) \quad (12)$$

3.  $w$  pada persamaan (12) dikalikan dengan  $\mathbf{1}'_n$

$$\begin{aligned}1 &= \mathbf{1}'_n w = \mathbf{1}'_n \Sigma^{-1} (\lambda \mathbf{1}_n + \beta \mu) \\ &= (\mathbf{1}'_n \Sigma^{-1} \mathbf{1}_n) \lambda + (\mathbf{1}'_n \Sigma^{-1} \mu) \beta \\ &= A \lambda + B \beta\end{aligned}\quad (13)$$

4.  $w$  pada persamaan (12) dikalikan dengan  $R_0$

$$\begin{aligned}
 R_0 &= \mu w = \mu' \Sigma^{-1} (\lambda 1_n + \beta \mu) \\
 &= (\mu' \Sigma^{-1} 1_n) \lambda + (\mu' \Sigma^{-1} \mu) \beta \\
 &= C \lambda + D \beta
 \end{aligned} \tag{14}$$

5. Dari persamaan (14) diperoleh nilai  $\lambda$  dan  $\beta$  secara berurutan

$$\lambda = \frac{D - BR_0}{AD - BC} \tag{15}$$

$$\beta = \frac{AR_0 - C}{AD - BC} \tag{16}$$

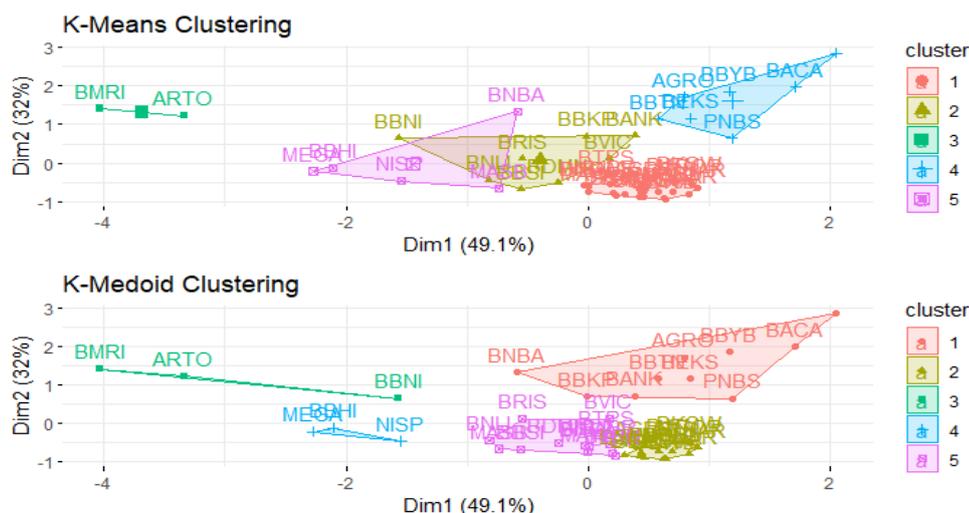
6. Mensubstitusikan nilai  $\lambda$  dan  $\beta$  pada persamaan (13) dan (14) untuk mencari  $w$  sehingga diperoleh nilai  $w$  sebagai berikut.

$$w = \Sigma^{-1} (\lambda 1_n + \beta \mu) \tag{17}$$

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### *Clustering Saham*

Tahap awal yang dilakukan adalah analisis *cluster k-means* dan *k-medoids*. Karakteristik yang digunakan untuk pengelompokan saham perbankan adalah *market capitalization* atau sebuah istilah bisnis yang merujuk pada harga keseluruhan dari sebuah saham perusahaan. Proses analisis kluster dilakukan dengan bantuan *software RStudio*. Dari 46 saham perbankan yang terdaftar di BEI, terdapat beberapa saham yang tidak dapat diikutsertakan pada proses *clustering* karena 3 saham tersebut memiliki nilai-nilai *market capitalization* yang jauh berbeda dari saham lain atau biasa disebut *outlier*. Saham-saham tersebut yaitu BABP (Bank MNC International Tbk), BBKA (Bank Central Asia Tbk), dan BBRI (Bank Rakyat Indonesia Persero). Penentuan jumlah kluster pada penelitian ini menggunakan metode yang mengoptimalkan jarak antar data pusat kluster yaitu *within sum of square* (WSS). Selanjutnya dilakukan analisis *cluster K-Mean* dan *K-Medoid*, berikut grafik *cluster* dengan karakteristik *market capitalization* dengan menggunakan bantuan *RStudio*.



GAMBAR 1. Perbandingan Clustering K-Means dan K-Medoids

Jumlah klaster dengan metode *k-means* dan *k-medoids* sama yaitu 5 klaster. Sedangkan total WSS pada *k-means* sebesar 23,606 kemudian proses *clustering* berada pada tingkat 81,26% yang artinya sangat baik dan total wss pada *k-medoids* sebesar 28. Berdasarkan besar wss, *k-means* lebih efektif dibandingkan dengan *k-medoids* oleh karenanya pada tahapan selanjutnya, metode *clustering* menggunakan metode *k-means*.

### Optimasi Bobot Portofolio

Optimasi bobot portofolio dapat dilakukan dari saham-saham yang telah diperoleh. Dari 46 saham perbankan yang terdaftar di BEI, didapatkan 5 klaster dengan menggunakan metode *k-means*. Selanjutnya diambil 1 saham dari masing-masing klaster yang memiliki nilai *return* tertinggi. Didapatkan BMAS (Bank Maspion Indonesia Tbk.), BANK (Bank Aladin Syariah Tbk.), ARTO (Bank Jago Tbk.), BBYB (Bank Neo Commerce Tbk.), dan BBHI (Allo Bank Indonesia Tbk.). Dihitung nilai *mean* dan variansi menggunakan bantuan *Ms. Excel*, kemudian ditampilkan dalam Tabel 1.

TABEL 1. Mean dan Variansi Saham Perbankan dengan Return Tertinggi Tiap Cluster

Cluster	Kode	Mean	Variansi
1	BMAS	0,00848855	0,0057128
2	BANK	0,01448715	0,0044735
3	ARTO	0,00686906	0,0014418
4	BBYB	0,01133445	0,0050190
5	BBHI	0,01477172	0,0097211

Dari 5 saham yang telah didapatkan, saham BBHI memiliki *return* saham terbesar yaitu 0,01477172 dan variansi 0,0097211. Dilanjutkan oleh BANK, BBYB, BMAS, dan ARTO. Kelima saham yang terpilih memiliki nilai *return* yang lebih besar dibandingkan dengan variansi (risiko)-nya. Nilai ekspektasi *return* portofolio optimal yang dipilih pada penelitian ini adalah rata-rata dari *return* 5 saham yang telah diperoleh pada Tabel 1. Kemudian dilanjutkan dengan mencari matriks varian-kovarian dan invers matriksnya untuk mendapatkan persentase bobot masing-masing saham pada portofolio yang telah dibentuk.

Nilai ekspektasi *return* portofolio diperoleh sebesar  $E(R_p) = 0,0110943$ , nilai  $\lambda = -0,0004812$ , dan  $\beta = 0,1532142$ . Kemudian persentase bobot portofolio yang optimal untuk kelima saham ditampilkan pada Tabel 2.

**TABEL 2.** Proporsi Bobot Optimal Portofolio Saham Perbankan

Kode	Bobot	Persentase
BMAS	0,091145852	9,11%
BANK	0,327755017	32,77%
ARTO	0,288439228	28,84%
BBYB	0,167247511	16,72%
BBHI	0,125412392	12,54%

Dari hasil yang diperoleh, didapatkan BMAS (9.11%), BANK (32.77%), ARTO (28.84%), BBYB (16.72%), dan BBHI (12.54%). Dengan ekspektasi *return* portofolio  $E(R_p) = 0,0110943$  dan variansi (risiko) portofolio  $Var(R_p) = 0,00121861$ . Persentase terbesar ada pada saham BANK dengan nilai *return* 0,014487 dan varians 0,00473. Nilai *return* pada saham ini lebih besar dibandingkan dengan risikonya, dan nilai risikonya juga lebih kecil dibandingkan dengan saham yang lain. Untuk melihat bagaimana bobot optimal yang telah didapat, dilakukan simulasi dengan nilai w yang berbeda dan ditampilkan pada Tabel 3.

**TABEL 3.** Simulasi Bobot yang Berbeda

w1	w2	w3	w4	w5	Return	Var
0,091146	0,327755	0,288439	0,167248	0,125412	0,0110943	0,001219
0,167785	-0,12443	1,037753	0,044098	-0,12521	0,0054600	0,001837
-0,16602	1,845055	-2,22587	0,580473	0,966361	0,0300000	0,033412
0,041124	0,622893	-0,20063	0,247626	0,288989	0,0147717	0,003344
0,148619	-0,01134	0,850358	0,074896	-0,06253	0,0068691	0,001243

Perhitungan bobot di atas berdasarkan nilai ekspektasi *return* portofolio yang diinginkan. Untuk perbandingan, nilai *return* yang pertama adalah ekspektasi *return* portofolio yang dihitung menggunakan persamaan (9) diperoleh nilai sebesar 0,0110943. Nilai variansinya lebih kecil dari nilai ekspektasinya. Selanjutnya untuk bobot yang kedua nilai *return* portofolio adalah ekspektasi *return* yang lebih kecil dari *return* saham dalam portofolio. Terdapat dua bobot yang bernilai negatif, artinya investor harus meminjam untuk menggunakan portofolio ini secara optimal. Tentunya hal ini akan sulit diimplementasikan pada investasi yang sesungguhnya.

Selanjutnya akan disimulasikan keuntungan atau kerugian (*profit/loss*) yang diperoleh investor apabila menggunakan portofolio dengan ekspektasi *return* sebesar 0,0110943 dengan dana awal sebesar Rp.1.000.000.000,-, hasil simulasi ditampilkan pada Tabel 4.

**TABEL 4.** Simulasi *Profit/Loss* Saham Perbankan Awal 2022

Portofolio	W	Dana	03-Jan Dana	04-Jan Dana	05-Jan Dana	06-Jan- Dana	07-Jan Dana
BMAS	0,0911	91.145.852	91.936.134	91.936.134	94.833.834,5	93.253.270,6	92.199.561,3
BANK	0,3278	327.755.017	328.378.125	328.378.125	336.478.534	330.870.559,2	329.001.234,0
ARTO	0,2884	288.439.227	289.881.423	289.881.423	290.061.698	288.439.227,8	290.241.972,9
BBYB	0,1672	167.247.510	171.698.965	171.698.965	167.883.432	170.427.121,2	171.698.965,4
BBHI	0,1254	125.412.392	125.507.473	125.507.473	125.982.880	126.775.225,9	125.190.535,6
Total	1,0000	1.000.000.000	1.007.402.122	1.007.402.122	1.015.240.381	1.009.765.404,7	1.008.332.269,3
		<i>Profit/Loss</i>	7.402.122	7.402.122	15.240.381	9.765.404,7	8.332.269,3

### KESIMPULAN DAN SARAN

Dari 46 saham perbankan, didapatkan 5 kluster menggunakan algoritma *k-means*. Diambil masing-masing 1 saham dari setiap *cluster* yang memiliki nilai *return* tertinggi yaitu BMAS (Bank Maspion Indonesia Tbk.), BANK (Bank Aladin Syariah Tbk.), ARTO (Bank Jago Tbk.), BBYB (Bank Neo Commerce Tbk.), dan BBHI (Allo Bank Indonesia Tbk). Dari saham-saham tersebut, diperoleh nilai *return* yang dihasilkan dari portofolio lebih besar dibandingkan dengan nilai risiko, artinya portofolio yang diperoleh adalah portofolio optimal. Dibuktikan dengan nilai *return* lebih besar dibandingkan nilai risiko, yaitu nilai ekspektasi *return* portofolio sebesar 0,011094 dan variansi portofolio sebesar 0,001219. Jika menginvestasikan dana sebesar Rp.1.000.000.000,- maka nilai ekspektasi *return* yang akan didapat saat memilih portofolio ini adalah Rp.11.094.300,-.

Saran untuk penelitian selanjutnya adalah pemilihan saham dapat dilakukan berdasarkan nilai variansi (risiko) yang paling rendah pada masing-masing kluster kemudian dilakukan optimasi menggunakan teknik *Lagrangean*.

### REFERENSI

- Alrgaibat, G.A. 2016, Financial and Economical Analysis Banking Activities: Case Study of Jordan, *Int. J. of Academic Research in Accounting, Finance, and Management Sciences*, vol 4. hh. 90-101.
- Arora, P., Deepali, Dr., Shipra, V. 2016, 'Analysis of K-Means and K-Medoids Algorithm for Big Data', *Procedia Computer Science*, vol.78, hh.507-512.
- Awalluddin, A.S., & Taufik, I. 2017. Analisis Cluster Data Longitudinal pada Pengelompokan Daerah berdasarkan Indikator IPM di Jawa Barat, *Prosiding Seminar Nasional Metode Kuantitatif*, Hh. 187-194.
- Basuki, Firman, S., Ema, C. 2016, 'Model Optimisasi Portofolio Investasi Mean-Variance Tanpa dan Dengan Aset Bebas Risiko pada Saham IDX30', *Jurnal Matematika Integratif*, vol. 12, no. 2, hh. 107-16
- Fabozzi, F. J. 1999. *Manajemen Investasi*. Salemba Empat.
- Fadilah, N., Betty, S., Firman, S. 2020, "Optimasi Portofolio *Expected Shortfall* pada Saham Sektor Energi dan Pertambangan", *KUBIK: Jurnal Publikasi Ilmiah Matematika*, vol. 5, no. 1.
- Hai, T.V. 2022, 'Development of Investment Banking Model in Capital Market', *Journal of Positive School Psychology*, vol. 6, no. 8, hh. 5856-57.
- Jihwan, P., Keon, V.P., Soohyun, Y., Sang, O.C., Sung, W.H. 2020, 'Development of the WEEE Grouping System in South Korea Using the Hierarchical and Non-Hierarchical Clustering Algorithms', *Resources Conservation & Recycling*, vol. 161, 104884.
- Lacko, D., Toon, H., Jochen, V., Guido, D.B., Marc, M.V.H., Jan, S., Stjin, V. 2017, 'Product Sizing with 3D Anthropometry and K-Medoids Clustering', *Computer-Aided Design*, vol.91, hh.60-74.
- Narang, M., Mahesh, C.J., Kiran, B. 2022, 'Stock Portfolio Selection Using a New Decision-Making Approach Based on the Integration of Fuzzy Cocoso with Heronian Mean Operator', *Decision Making: Application in Management and Engineering*, vol. 5, no. 1, hh. 90-112.

- Oduro, R Kwaw, A., Samuel, G.G. 2022, 'Dynamics and Drivers of Competition in the Ghanaian Banking Industry', *International Journal of Global Business and Competitiveness*, vol. 17, hh. 175-91.
- Shao, K., Gang, M., Yinghan, W. 2022, 'Investigating Changes in Global Distribution of Ozone in 2018 Using K-Means Clustering Algorithm', *Journal of Computational Mathematics and Data Science*, vol. 3, 100028
- Sukono, Subanar, Dedi, R. 2008, 'Optimasi Bobot Portofolio dan Estimasi VAR', *Semnas Matematika dan Pendidikan Matematika 2008*, hh. 292-302.
- Tan, P.N., Michael, S., Vipin, K.,. 2016. *Introduction to Data Mining 2<sup>nd</sup> Ed.* Pearson Education India.
- Widyaningrum, E.N. Hariyanto, Suhud, W. 2022, 'Model Optimasi Portofolio Saham dengan Aset Bebas Risiko dan Estimasi Risiko dengan Menggunakan *Expected Shortfall*', *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 11, no. 2.