

## PENGELOMPOKAN SAHAM MENGGUNAKAN K-MEANS DALAM PEMBENTUKAN PORTOFOLIO OPTIMAL

Ade Ayu Nita Devi<sup>1§</sup>, Komang Dharmawan<sup>2</sup>, Ni Ketut Tari Tastrawati<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Matematika, FMIPA-Universitas Udayana [Email: [adeayunitad@gmail.com](mailto:adeayunitad@gmail.com)]

<sup>2</sup>Program Studi Matematika, FMIPA-Universitas Udayana [Email: [k.dharmawan@unud.ac.id](mailto:k.dharmawan@unud.ac.id)]

<sup>3</sup>Program Studi Matematika, FMIPA-Universitas Udayana [Email: [tastrawati@unud.ac.id](mailto:tastrawati@unud.ac.id)]

<sup>§</sup>Corresponding Author

### ABSTRACT

*K-Means clustering analysis is a technique used in grouping objects that have similar characteristics. In forming a portfolio, investors need a group of stocks from different sectors that aim to build a well-diversified portfolio. Portfolio diversification is the placement of assets from various stocks in such a way that risks can be minimized. This study aims to obtain the results of grouping stocks with K-Means at IDX80 and then determine the optimal portfolio of each cluster formed using the Mean Variance method in the period January, 1<sup>st</sup> 2020 to November, 10<sup>th</sup> 2022. As a result, obtained in this study that grouping with K -Means produces four groups and  $P_4$  is the best portfolio consisting of 10 stocks with a Sharp ratio performance value of 0.0062 with a risk portfolio of 1.59% and an expected return portfolio of 0.17%.*

**Keywords:** Portfolio, Mean Variance, K-Means, Sharp Ratio

### 1. PENDAHULUAN

Investasi merupakan komitmen atas sejumlah dana yang bertujuan untuk memperoleh manfaat di masa mendatang. Investor dalam berinvestasi tentunya tidak akan terlepas dari yang namanya *return* dan risiko. Semakin besar tingkat *return* yang diterima, maka semakin besar risiko yang akan ditanggung (Tandelilin, 2017). Salah satu cara dalam mengelola risiko adalah dengan melakukan diversifikasi melalui pembentukan portofolio di berbagai instrumen investasi. Seperti pada teori investasi yang menyatakan bahwa “*don't put all your egg in one basket*” yang artinya investor tidak boleh mengambil risiko kehilangan segalanya dengan menggantungkan semua harapan pada hanya satu pilihan.

Teori portofolio pertama kali dikenalkan oleh Harry M. Markowitz yang menyatakan bahwa pemilihan suatu portofolio berdasarkan pada tingkat pengembalian (*return*) dan risiko (*risk*) atau yang dikenal dengan portofolio model *Mean variance*. Pembentukan portofolio optimal model *mean variance* dapat memberikan kombinasi portofolio yang dapat meminimalkan risiko (Yunita, 2018). Investor

dalam menyusun portofolio *mean variance* akan melakukan diversifikasi dengan menentukan kombinasi pemilihan sejumlah aset sehingga risiko dapat diminimalkan.

Diversifikasi portofolio bisa dilakukan hanya memfokuskan pada saham saja. Akan tetapi, akan timbul pertanyaan seperti saham apa saja yang layak dijadikan portofolio. Tidak semua perusahaan layak untuk diinvestasikan maka dari itu investor harus terus mempertimbangkan dengan baik pengalokasian asetnya. Alokasi aset diibaratkan seperti meletakkan telur (dalam hal ini adalah uang atau modal investor) pada keranjang yang tepat. Dengan cara ini investor akan terlindungi dari kerugian yang signifikan dan meningkatkan peluang untuk mendapatkan *return* yang lebih baik atas investasi nya.

Demi memperoleh manfaat dari diversifikasi, tentunya investor harus tahu tentang karakteristik saham yang akan dijadikan portofolio. Karakteristik aset yang dimaksud meliputi tingkat *return* harapan serta klasifikasi industri suatu aset. Kombinasi saham yang dipilih oleh investor memengaruhi kinerja portofolio investasi. Untuk mendapatkan

kelompok saham dengan karakteristik yang sama maka akan digunakan algoritma pengelompokan yaitu analisis kluster. Analisis kluster merupakan teknik yang digunakan untuk mengelompokkan kumpulan objek yang memiliki karakteristik serupa. Saham yang menunjukkan karakteristik yang sama masuk ke dalam satu kelompok dan seterusnya sampai setiap saham ditempatkan ke dalam satu kategori. Dengan kata lain, analisis kluster dapat memberikan investor manfaat diversifikasi yang paling optimal.

Analisis kluster digunakan sebagai langkah awal yang tepat dalam memilih sekuritas-sekuritas untuk dijadikan portofolio. Salah satu metode klusterisasi yang paling sering digunakan adalah *K-Means* (Sani, 2018) *K-Means clustering* adalah salah satu algoritma *unsupervised learning* yang digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan kesamaan variabel. Cara kerja algoritma ini cukup sederhana yaitu dimulai dengan menentukan jumlah kluster kemudian membaginya dengan banyak data berdasarkan kedekatan objek dengan titik pusat *cluster* atau *centroid*. Selain tergolong dalam metode yang sederhana, *K-Means* juga sangat cepat dan efisien dalam melakukan pengelompokan data (Muningsih, 2018).

Beberapa penelitian telah dilakukan sehubungan dengan penerapan analisis kluster untuk menyeleksi saham dalam pembentukan portofolio optimal. Siregar et al. (2021) melakukan klasifikasi harga saham harian indeks LQ45 periode Januari 2015 sampai September 2021 dengan menggunakan metode *K-Means* kemudian menentukan portofolio optimal dengan model Markowitz. Analisis kluster *K-Means* menunjukkan hasil yang baik dalam mengategorikan saham sehingga diperoleh portofolio optimal dengan performa yang baik juga. Ridwan et al. (2021) melakukan penelitian yang berfokus pada teknik klusterisasi saham IDX30 berdasarkan nilai *expected return* dan *Value at Risk*.

Putra et al. (2021) melakukan seleksi portofolio dari indeks Kompas-100 berdasarkan kesamaan kurva pergerakan harga kemudian membandingkan bobot portofolio *Mean Variance* dan *Equal-Weight*. Penelitian tersebut memperoleh hasil bahwa pengelompokan saham berdasarkan kesamaan kurva pergerakan harga sangat menjanjikan dalam pemilihan portofolio dan *Mean Variance* tampil lebih unggul dengan nilai *Sharpe Ratio* yang tinggi dan dengan

volatilitas yang rendah. Investor dalam berinvestasi memiliki banyak pilihan indeks yang bisa digunakan sebagai acuan perdagangan. Seperti pada IDX80 yang terdiri dari 80 saham yang memiliki kinerja harga yang baik sehingga dapat menjadi alternatif acuan bagi investor dalam melakukan investasi.

Berdasarkan uraian pada paragraf sebelumnya penelitian ini bertujuan untuk mengetahui hasil pengelompokan saham IDX80 dengan menggunakan *K-Means* kemudian menghitung portofolio optimal pada masing-masing kluster kemudian mengukur kinerja dari portofolio yang terbentuk.

Standarisasi data dilakukan jika terdapat perbedaan ukuran seperti nilai skala yang besar pada variabel yang akan diteliti. Standarisasi *Z-score* merupakan cara yang umum digunakan dalam mengonversi setiap variabel terhadap nilai standar yang dapat dihitung menggunakan persamaan (1)

$$z = \frac{x_i - \bar{x}}{s} \quad ((1))$$

dengan  $x_i$  merupakan data ke- $i$ ,  $\bar{x}$  merupakan rata-rata data, dan  $s$  merupakan simpangan baku.

*K-Means clustering* merupakan metode non-hierarchical clustering yang bertujuan untuk mengelompokkan data menjadi suatu bentuk atau lebih kluster yang bekerja secara berulang-ulang untuk mendapatkan kelompok data yang optimal. Pusat awal kluster dipilih secara acak kemudian akan dihitung jarak setiap data dengan pusat awal kluster dengan menggunakan jarak *Euclid* seperti pada persamaan (2)

$$d(p, q) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (p_k - q_k)^2} \quad ((2))$$

Data yang memperoleh jarak terpendek akan membentuk sebuah kluster dan *centroid* baru dihitung dengan mencari rata-rata data dari setiap kluster seperti pada persamaan (3)

$$v = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad ((3))$$

dengan  $x_i$  merupakan objek ke- $i$  dan  $n$  merupakan jumlah objek yang menjadi anggota kluster.

Metode Elbow digunakan dalam menentukan kluster optimal dengan memberikan informasi berupa grafik yang menunjukkan nilai *within*

cluster sum square (WCSS) dan nilai k yang mengalami penurunan (Syakur et al., 2018)

$$WCSS = \sum_{K=1}^K \sum_{X_i \in S_K} (X_i - C_K)^2 \quad ((4))$$

dengan  $X_i$  merupakan data ke- $i$  dan  $C_K$  merupakan centroid kluster ke- $i$ .

Perhitungan portofolio optimal dimulai dengan menghitung *return* dan *expected return* dari saham. *Return* merupakan imbalan yang dihasilkan dari investasi selama beberapa periode waktu (Tandelilin, 2017). Nilai *return* dengan asumsi tidak ada pembayaran dividen tunai dapat dinyatakan dengan persamaan (1) (Francis & Kim, 2013)

$$R_{i,t} = \ln \frac{P_{i,t}}{P_{i,(t-1)}} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad ((5))$$

dengan  $R_{i,t}$  adalah *return* pada saham ke- $i$  periode ke- $t$ , dan  $P_{i,t}$  adalah harga saham pada saham ke- $i$  periode ke- $t$ . Dengan asumsi probabilitas suatu keuntungan adalah sama, *expected return* dapat ditulis menggunakan persamaan (6)

$$E(R_i) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T r_{i,t}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad ((6))$$

Risiko dihitung dengan mencari nilai deviasi standar atau varians yang mengukur penyimpangan *realized return* dengan *expected return*. Risiko dapat diukur dengan persamaan (7)

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (R_{i,t} - E(R_i))^2 \quad ((7))$$

Kovarians merupakan ukuran yang menunjukkan arah antara *return* dua aset. Kovarians dua aset dapat dihitung dengan persamaan (8)

$$\sigma_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^T (R_{i,t} - E(R_i))(R_{j,t} - E(R_j))}{T-1} \quad ((8))$$

dengan  $\sigma_{ij}$  adalah kovarians antara saham  $i$  dan saham  $j$ .

*Expected return* portofolio dihitung dengan mencari rata-rata tertimbang dari setiap *expected return* masing-masing saham dalam portofolio. *Expected return* portofolio dapat diselesaikan dengan persamaan (5) (Francis & Kim, 2013)

$$E(R_p) = \sum_{i=1}^n w_i E(R_i) \quad ((9))$$

dengan  $w_i$  adalah bobot saham ke- $i$  dalam

portofolio. Jumlah bobot saham dalam portofolio dinyatakan seperti persamaan (10)

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad ((10))$$

Risiko portofolio bukanlah rata-rata tertimbang dari semua risiko pada saham tunggal karena setiap saham dapat mengalami kinerja pergerakan yang sama. Risiko dapat bernilai lebih kecil dari rata-rata tertimbang setiap saham tunggal. Risiko portofolio dapat dinyatakan dengan persamaan (7) (Hartono, 2010)

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij} \quad ((11))$$

dengan  $\sigma_p^2$  didefinisikan sebagai risiko portofolio. Matriks varians-kovarians dibentuk berdasarkan persamaan (6) dan (8) kemudian dinyatakan dengan persamaan (12)

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \sigma_{13} & \dots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \sigma_{23} & \dots & \sigma_{2n} \\ \sigma_{31} & \sigma_{32} & \sigma_{33} & \dots & \sigma_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \sigma_{n3} & \dots & \sigma_{nn} \end{pmatrix} \quad ((12))$$

dengan  $\Sigma$  didefinisikan sebagai matriks varians kovarians.

Bobot dari masing-masing saham pada portofolio optimal dengan nilai risiko minimum dapat dihitung menggunakan persamaan (13) (Francis, 2013)

$$\mathbf{w} = \frac{\Sigma^{-1} \mathbf{1}_n}{\mathbf{1}_n^T \Sigma^{-1} \mathbf{1}_n} \quad ((13))$$

dengan  $\Sigma^{-1}$  adalah invers dari matriks varian kovarians dan  $\mathbf{1}_n$  adalah vektor satu dengan ukuran  $n \times 1$ .

Evaluasi kinerja dari portofolio sangat penting dilakukan. Salah satu ukuran dalam evaluasi kinerja portofolio adalah rasio *Sharpe*. Portofolio dengan rasio yang lebih besar dari portofolio lainnya dianggap baik karena menghasilkan nilai *return* yang lebih besar dari *return* investasi bebas risiko. Rasio *Sharpe*, dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (14) (Francis et al., 2013)

$$S_p = \frac{\bar{r}_p - r_f}{\sigma_p} \quad ((14))$$

dengan  $\bar{r}_p$  merupakan *expected return* portofolio  $r_f$  merupakan *return* bebas risiko, dan  $\sigma_p$  merupakan risiko portofolio selama periode pengamatan.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari <https://finance.yahoo.com>. Data tersebut merupakan data yang bersifat kuantitatif yaitu data harian harga penutupan (*closing price*) dan data volume harian saham pada IDX80 periode 1 Januari 2020 hingga 10 November 2022.

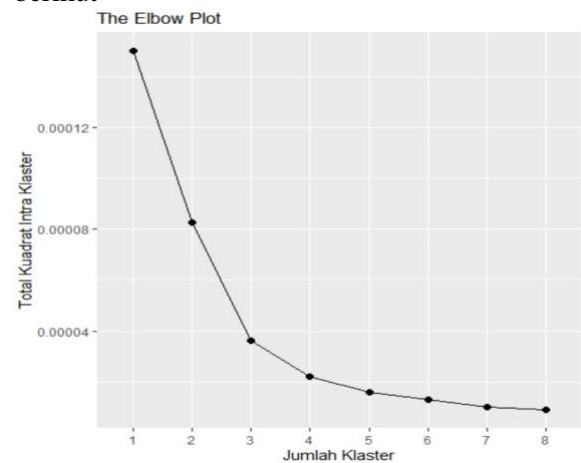
Berikut merupakan langkah-langkah yang dilakukan dalam menganalisis data dalam penelitian ini:

1. Mengumpulkan dan menyeleksi data historis saham yang tergabung dalam IDX80 selama periode 1 Januari 2020 sampai dengan 10 November 2022 kemudian menghitung variabel data yaitu *expected return* dengan menggunakan persamaan (6), varians dengan menggunakan persamaan (7), dan rata-rata volume penjualan.
2. Melakukan standarisasi pada variabel yang sudah dihitung sebelumnya menggunakan persamaan (1).
3. Pengelompokan Saham dengan K-Means
  1. Menentukan jumlah kluster optimal digunakan metode Elbow pada persamaan (4).
  2. Menentukan pusat awal kluster (*centroid*) secara acak.
  3. Menghitung jarak objek terhadap *centroid* dengan menggunakan persamaan (2).
  4. Mengelompokkan objek ke dalam *centroid* terdekat.
  5. Menghitung *centroid* baru dengan menghitung rata-rata data dengan menggunakan persamaan (3). Ulangi langkah ke-3 sampai langkah ke-5 jika posisi *centroid* masih berpindah sampai *centroid* stabil.
4. Menentukan portofolio optimal model *mean variance*
  - a. Menghitung *expected return* dan varians saham masing-masing kluster menggunakan persamaan (6) dan (7).
  - b. Menghitung kovarians menggunakan persamaan (8) kemudian membuat matriks varians-kovarians.
  - c. Menentukan bobot optimal masing-masing portofolio dengan menggunakan persamaan (13).
  - d. Menghitung *expected return* dan risiko portofolio masing-masing kluster dengan persamaan (9) dan (11).
5. Menghitung nilai rasio *Sharpe* dari masing-masing portofolio dengan menggunakan persamaan (14).

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Terdapat 75 saham yang konsisten tergabung dalam IDX80 pada periode penelitian. Setelah memperoleh saham konsisten, langkah selanjutnya adalah menghitung variabel pengelompokan K-Means yaitu *expected return*, varians, dan rata-rata volume penjualan. Karena variabel yang digunakan memiliki satuan nilai yang berbeda, maka dilakukan standarisasi data yang bertujuan untuk menyamakan satuan pada variabel.

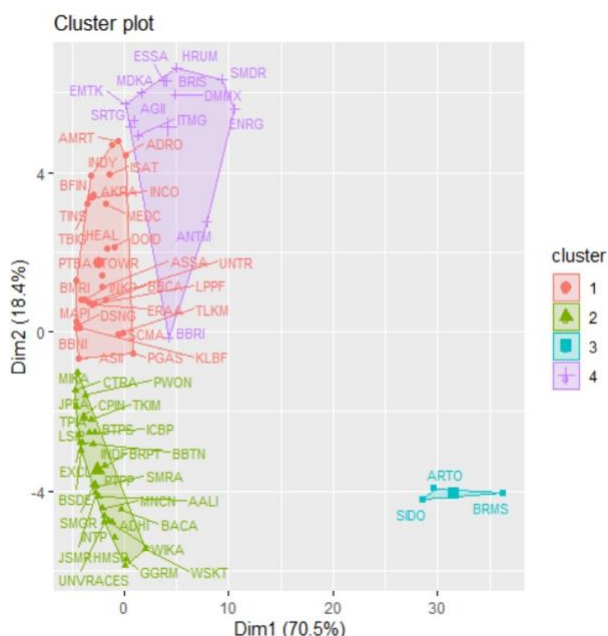
Setelah memperoleh variabel yang sudah distandarisasi, selanjutnya dilakukan pengelompokan saham dengan K-Means yang diawali dengan menentukan jumlah kluster optimal dengan menggunakan metode Elbow. Penentuan jumlah kluster optimal berdasarkan metode Elbow dapat dilihat pada Gambar berikut



Gambar 1. Jumlah Kluster Optimal

dapat dilihat terdapat penurunan garis yang terjadi pada rentangan jumlah  $k=3$  menuju  $k=4$  yang menandakan bahwa kurva mulai melandai pada empat kluster. Dengan demikian dipilih 4 kluster sebagai jumlah kluster yang optimal.

Pengelompokan saham dengan K-Means dimulai dengan menentukan 4 *centroid* secara acak. Kemudian masing-masing objek dikelompokkan berdasarkan jarak terdekat dengan *centroid*. Selanjutnya dihitung *centroid* baru dan diulangi sampai *centroid* tidak berpindah atau stabil. Hasil pengelompokan dengan menggunakan K-Means dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Hasil Pengelompokan Saham Dengan K-Means

Berdasarkan Gambar 2 dapat dilihat bahwa pengelompokan saham dengan K-Means menghasilkan 4 kluster yang optimal dengan masing-masing anggota kluster dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 1. Saham Anggota Pada Setiap Kluster

Kluster	Jumlah Anggota	Saham Anggota Kluster
P <sub>1</sub>	29	ADRO, AKRA, AMRT, ASII, ASSA, BBKA, BBNI, BFIN, BMRI, DOID, DSNG, ERAA, HEAL, INCO, INDY, INKP, ISAT, KLBF, LPPF, MAPI, MEDC, PGAS, PTBA, SCMA, TBIG, TINS, TLKM, TOWR, UNTR
P <sub>2</sub>	30	AALI, ACES, ADHI, BACA, BBTN, BRPT, BSDE, BTPS, CPIN, CTRA, EXCL, GGRM, HMSP, ICBP, INDF, INTP, JPFA, JSMR, LSIP, MIKA, MNCN, PTPP, PWON, SMGR, SMRA, TKIM, TPIA, UNVR, WIKA, WSKT
P <sub>3</sub>	3	ARTO, BRMS, SIDO
P <sub>4</sub>	13	AGII, ANTM, BBRI, BRIS, DMMX, EMTK, ENRG, ESSA, HRUM, ITMG, MDKA, SMDR, SRTG,

Langkah berikutnya membentuk portofolio optimal dari keempat kluster yang terbentuk kemudian akan dipilih portofolio dengan kinerja terbaik yang memiliki nilai rasio *sharpe* tertinggi. Sebelum itu, dihitung terlebih dahulu *expected return*, varians, dan matriks varians-kovarians secara berturut-turut menggunakan persamaan (6), (7), dan (8). Sebagai contoh *expected return* dari kluster P<sub>3</sub> disajikan dalam tabel berikut:

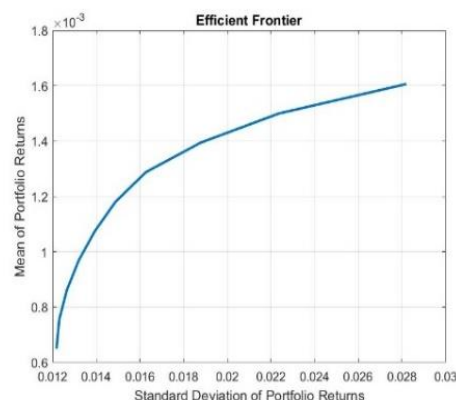
Tabel 2. *Expected Return* setiap saham pada Kluster P<sub>3</sub>

No	Saham	<i>Expected return</i>
1.	ARTO	0.0006
2.	BRMS	0.0019
3.	SIDO	0.0002

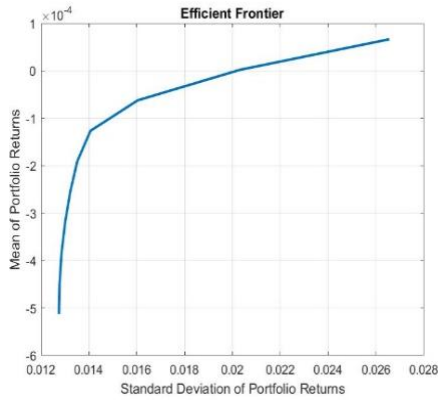
Selanjutnya, dihitung nilai kovarians antar saham pada masing-masing kluster dengan menggunakan persamaan (8). Sebagai contoh nilai kovarians pada kluster P<sub>3</sub> dalam bentuk matriks varians-kovarians sebagai berikut:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} 0.0062 & 0.00005 & 0.0006 \\ 0.00005 & 0.0015 & -0.0003 \\ 0.0006 & -0.0003 & 0.0610 \end{bmatrix}$$

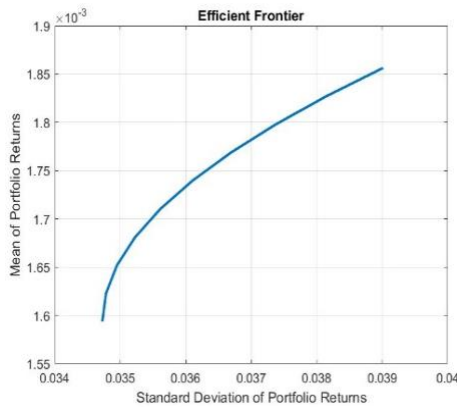
Setelah memperoleh *expected return* dan matriks varians-kovarians pada masing-masing kluster P<sub>1</sub>, P<sub>2</sub>, P<sub>3</sub>, dan P<sub>4</sub>. Dengan bantuan *software* MATHLAB ditentukan portofolio-portofolio efisien dari setiap kluster P<sub>1</sub>, P<sub>2</sub>, P<sub>3</sub>, dan P<sub>4</sub> yang disajikan pada Gambar berikut.



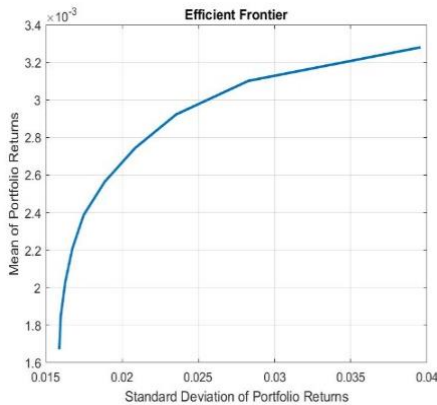
Gambar 3. Portofolio Efisien Kluster P<sub>1</sub>



Gambar 4. Portofolio Efisien Klaster  $P_2$



Gambar 5. Portofolio Efisien Klaster  $P_3$



Gambar 6. Portofolio Efisien Klaster  $P_4$

Berdasarkan Gambar 3 sampai dengan Gambar 6 dengan asumsi investor seorang *risk averter*, portofolio optimal dipilih dari portofolio efisien dengan nilai risiko paling minimum. Pembobotan dengan nilai risiko portofolio minimum dihitung menggunakan persamaan (13) kemudian sebagai contoh diperoleh kombinasi bobot dari klaster  $P_3$  yang disajikan pada tabel 3.

Tabel 3. Nilai Bobot Optimal pada Klaster  $P_3$

No	Saham	Bobot
1.	ARTO	19%
2.	BRMS	79%
3.	SIDO	2%

Kemudian, dari data bobot masing-masing saham dalam masing-masing klaster dihitung nilai *return* portofolio menggunakan persamaan (9) dan risiko portofolio menggunakan persamaan (11) sehingga diperoleh hasil seperti pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Nilai *Expected Return* dan Risiko Portofolio

	<i>Expected return</i> portofolio	Risiko portofolio
$P_1$	0.06%	1.22%
$P_2$	-0.05%	1.27%
$P_3$	0.16%	3.47%
$P_4$	0.2%	1.59%

Nilai *expected return* dan risiko portofolio yang sudah diperoleh dari masing-masing portofolio digunakan untuk menghitung rasio *Sharpe* yakni melakukan evaluasi terhadap *expected return* portofolio yang menghasilkan *return* lebih besar dari *benchmark*. Nilai *benchmark* menggunakan rata-rata harian suku bunga Bank Indonesia selama periode penelitian berlangsung sebesar 0,19% atau 0,0019 ([www.bi.go.id](http://www.bi.go.id)). Rasio *Sharpe* dihitung menggunakan persamaan (14) secara lengkap disajikan pada tabel berikut:

Tabel 4. Nilai Rasio *Sharpe* setiap Klaster

	Rasio <i>Sharpe</i>
$P_1$	-0.103
$P_2$	-0.109
$P_3$	-0.0086
$P_4$	0.0062

Berdasarkan Tabel 4 dapat dilihat bahwa nilai rasio *Sharpe* dari klaster  $P_4$  paling besar dibandingkan nilai rasio *Sharpe* dari klaster lainnya. Dengan demikian menunjukkan bahwa klaster  $P_4$  merupakan portofolio yang kinerja paling baik apabila dibandingkan dengan klaster yang lain berdasarkan perhitungan rasio *Sharpe*.

#### 4. KESIMPULAN DAN SARAN

Pengelompokan saham menggunakan *K-Means* menghasilkan 4 kluster saham yang optimal. Jumlah kluster optimal ditentukan dengan menggunakan metode Elbow yang menunjukkan pembagian dari 75 saham yang terbagi menjadi 4 kluster yaitu  $P_1$ ,  $P_2$ ,  $P_3$ , dan  $P_4$ .

Dari 4 kluster yang terbentuk, dipilih kluster  $P_4$  yang memiliki nilai rasio *sharpe* terbesar. Pembentukan portofolio optimal pada kluster  $P_4$  menghasilkan kombinasi bobot yang optimal sebagai berikut: saham AGII sebesar 5% , BBRI sebesar 23%, DMMX sebesar 7%, saham EMTK sebesar 10%, saham ENRG sebesar 8%, saham HRUM sebesar 4%, saham ITMG sebesar 10%, saham MDKA sebesar 11%, saham SMDR sebesar 8%, dan saham SRTG sebesar 13%, dengan nilai *expected return* portofolionya sebesar 0.2% dan nilai risiko portofolio sebesar 1.59% pada satu hari investasi.

Bagi peneliti yang tertarik pada pengelompokan saham dengan menggunakan analisis kluster, banyak metode *clustering* lain yang belum digunakan seperti *K-Medoid*, *Fuzzy C-Means*, dan lain-lain. Selain itu, pada saat membentuk portofolio agar lebih memperhatikan aspek lain seperti korelasi antarsaham agar investasi yang dilakukan dapat terlindungi dari kerugian yang besar.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Francis, J. C. (2013). *Modern Portfolio Theory*. John Wiley & Sons, Inc.
- Hartono, J. (2010). Teori Portofolio dan Analisis Investasi (7th ed.). BPFE-Yogyakarta.
- Muningsih, E. (2018). Komparasi Metode Clustering K-Means dan K-Medoids Dengan Model Fuzzy RFM untuk Pengelompokan Pelanggan. *Evolusi*, 6, 106–113.
- Putra, Y. E., Saepudin, D., & Aditsania, A. (2021). Portfolio Selection of KOMPAS-100 Stocks Index Using B-Spline Based Clustering. *Procedia Computer Science*, 179, 375–382. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.019>
- Sani, A. (2018). Penerapan Metode K-Means Clustering Pada Perrusahaan. 1–7.

- Siregar, B., & Pangruruk, F. A. (2021). Portfolio Optimization Based on Clustering of Indonesia Stock Exchange: A Case Study of Index LQ45. *Indonesian Journal of Business Analytics (IJBA)*, 1(1), 59–70. <https://journal.y3a.org/index.php/ijba>
- Syakur, M. A., Khotimah, B. K., Rochman, E. M. S., & Satoto, B. D. (2018). Integration K-Means Clustering Method and Elbow Method for Identification of the Best Customer Profile Cluster. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 336(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/336/1/012017>
- Tandelilin, E. (2017). Pasar Modal Manajemen Portofolio & Investasi (G. Sudiby, Ed.). PT Kanisius.
- Yunita, I. (2018). Markowitz Model dalam Pembentukan Portofolio Optimal (Studi Kasus pada Jakarta Islamic Index). *Manajemen Indonesia*, 18(1), 77–85. [www.yahoofinance.com](http://www.yahoofinance.com)