

Pembentukan Portofolio Global Minimum Variansi Tanpa Kendala Larangan *Short-Selling* dengan *Clustering K-Means*

Nurwahidah*

Program Studi Matematika, Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar, nurwahidah.abidin@uin-alauddin.ac.id

Arli Magfirah Utami

Program Studi Matematika, Universitas Teknologi Batam, arli@iteba.ac.id

Asriani Hasan

Program Studi Akuntansi, Universitas Muhammadiyah Makassar, asriani.hasan@unismuh.ac.id

*Corresponding Author

ABSTRAK, Penelitian ini bertujuan untuk membentuk portofolio *Global Minimum Variance* (GMV) tanpa kendala larangan *short-selling* dengan klastering K-means untuk mengelompokkan aset berdasarkan kesamaan karakteristik data return. Dalam pendekatan ini, *short-selling* diizinkan, sehingga solusi dapat diperoleh secara analitik maupun numerik melalui optimisasi kuadrat. Dalam meningkatkan efisiensi portofolio, data return historis dikelompokkan terlebih dahulu menggunakan klastering k-means, sehingga aset dalam portofolio terbentuk dari metode klaster yang lebih terstruktur. Portofolio yang terbentuk sepenuhnya terdiri dari bobot positif meskipun tidak dibatasi oleh larangan *short-selling*. Hal ini mencerminkan struktur kovarians aset yang mendukung diversifikasi optimal secara alami. Nilai *Sharpe ratio* yang negatif mengindikasikan bahwa meskipun risiko dapat diminimalkan, efisiensi portofolio dalam memberikan imbal hasil masih rendah akibat dominasi aset defensif dan rendahnya *expected return*.

Kata Kunci: portofolio, global minimum variansi, *short-selling*, K-means, klaster, optimasi

1. PENDAHULUAN

Diversifikasi merupakan hal mendasar dalam mengelola portofolio untuk meminimalisir risiko yang akan dihadapi investor. Diversifikasi memiliki prinsip untuk mengalokasikan dana pada berbagai instrument keuangan atau aset dengan korelasi rendah. Hal ini bertujuan untuk mengimbangi fluktuasi aset negatif dengan kinerja positif aset lainnya. Dalam dunia investasi, teori Markowitz sangat sejalan dengan prinsip diversifikasi. Teori Markowitz menyatakan bahwa risiko portofolio bukan hanya dipengaruhi oleh volatilitas individu aset, tetapi juga oleh struktur kovarians antar aset [5]. Dengan demikian, proses seleksi aset dalam portofolio sangat perlu dilakukan untuk meminimalisir risiko.

Proses pemilihan dan penentuan proporsi aset dalam investasi merupakan bagian dari pembentukan portofolio. Proses ini bertujuan untuk meminimalisir risiko dengan *return* yang bersesuaian dengan pilihan investor. Konstruksi portofolio melibatkan konsep optimasi fungsi tujuan yang berhubungan dengan risiko dan *return* serta satu atau lebih fungsi kendala. Dalam kehidupan sehari-hari, pembentukan portofolio juga memperhatikan keadaan pasar dan keterbatasan investor, seperti larangan pelaksanaan *short-selling* atau adanya batas minimal *return* tertentu.

Portofolio Global Minimum Variansi (GMV) merupakan suatu pengembangan teori Markowitz yang meminimalkan risiko tanpa memperhatikan imbal hasil tertentu. Portofolio GMV bukan metode portofolio yang fokus untuk memaksimalkan *return* [14]. Portofolio ini tidak memberikan *return* yang optimal bagi investor yang mencari pertumbuhan modal yang sangat tinggi. Portofolio GMV dapat meminimalkan risiko atau variansi portofolio dengan kendala jumlah total bobot aset sama dengan satu [1]. Dalam keadaan ketika *short-selling* diperbolehkan, bobot portofolio GMV dapat diperoleh secara efisien dengan pendekatan kuadrat tanpa kendala batas minimal bobot. Portofolio GMV memiliki peranan penting karena menjadi titik awal *efficient frontier*. Selain itu, portofolio GMV juga dapat menjadi landasan kuantitatif untuk memahami batas bawah risiko pasar yang tidak dapat dihilangkan walaupun telah dilakukan diversifikasi.

Berbagai penelitian terdahulu telah mengkaji pembentukan portofolio GMV dengan perbedaan konteks pasar dan pendekatan serta

kendala yang bervariasi. Beberapa penelitian menerapkan pendekatan klasik Markowitz, sedangkan penelitian lainnya menambahkan kendala seperti larangan *short-selling* atau batas bobot aset. Salah satu variasi GMV adalah penambahan kendala larangan *short-selling* tanpa klastering pada pemilihan aset [6]. Lebih lanjut lagi Onanaye & Agbolamagbin pada tahun 2016 juga telah menggunakan metode simpleks dalam menyelesaikan masalah *quadratic programming* pada pembentukan GMV [7].

Selanjutnya penelitian terkait pembentukan portofolio GMV dengan kendala larangan *short-selling* menggunakan *K-Means* berdasarkan pergerakan harga aset telah dikembangkan oleh Park pada tahun 2020 [7]. Ditinjau dari penggunaan klastering pada pembentukan portofolio, Gubu et al., telah menunjukkan bahwa jumlah klaster optimum dapat mencapai risiko terkecil pada portofolio [2]. Selain itu, Wu et al., juga telah mengaplikasikan klastering *K-Means* dalam pembentukan portofolio konvensional dan menunjukkan bahwa pengelompokan aset sebelum proses optimasi membuat portofolio lebih mudah dikelola [13].

Walaupun pembentukan portofolio GMV sudah banyak diteliti, akan tetapi masih tersedia ruang kontribusi ilmiah dalam pengintegrasian metode klastering *K-Means* dalam proses pemilihan dan pengelompokan data aset untuk portofolio GMV tanpa kendala larangan *short-selling*. Perpaduan antara klastering *K-Means* dan portofolio GMV tanpa kendala larangan *short-selling* ini diharapkan dapat menghadirkan representasi risiko yang lebih baik, khususnya dalam lingkungan investasi dengan jumlah aset yang besar. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengkaji secara kuantitatif konstruksi portofolio GMV tanpa kendala larangan *short-selling* dengan mempertimbangkan faktor struktur klaster aset, sehingga dapat berperan serta dalam menambah strategi diversifikasi yang lebih informatif dan berbasis data.

Artikel ini terdiri atas 5 bagian besar. Bagian 1 membahas latar belakang penelitian. Bagian 2 membahas teori-teori pendukung

penelitian. Bagian 3 memuat metodologi yang digunakan dalam penelitian. Bagian 4 berisi hasil dan pembahasan dari penelitian. Bagian terakhir berisi kesimpulan dari penelitian.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Pengelolaan portofolio yang baik menjadi hal terpenting dalam pengambilan keputusan finansial. Perkembangan pendekatan kuantitatif dalam keuangan, melahirkan berbagai metode yang dapat diterapkan untuk memahami perilaku aset dan membentuk strategi investasi yang efisien. Konsep-konsep dasar seperti *return*, nilai ekspektasi, standar deviasi, matriks variansi-kovariansi, klaster *K-means*, portofolio GMV, dan *Sharpe ratio* memiliki peran penting dalam pembentukan portofolio.

Return

Return merupakan sebuah ukuran yang dapat digunakan untuk menentukan keuntungan atau kerugian dari suatu investasi selama periode tertentu. Secara matematis, *return* dinyatakan sebagai berikut [10]:

$$r_{t_i} = \frac{p_{t_i} - p_{t-1_i}}{p_{t-1_i}}. \quad (2.1)$$

Pada persamaan (2.1) r_{t_i} menyatakan *return* aset ke i pada waktu t , p_{t_i} menyatakan harga *return* aset ke i pada waktu t , dan p_{t-1_i} menyatakan harga *return* aset ke i pada waktu $t - 1$.

Nilai Ekspektasi

Nilai ekspektasi dalam ilmu teori peluang disebut juga nilai harapan. Jika X adalah variabel random dengan fungsi kepadatan peluang $f(x)$, maka nilai ekspektasi dari X didefinisikan sebagai berikut:

$$E[X] = \begin{cases} \sum_x xf(x) & \text{jika } X \text{ diskrit} \\ \int_{-\infty}^{\infty} xf(x) & \text{jika } X \text{ kontinu} \end{cases} \quad (2.2)$$

Matriks Variansi-Kovariansi

Matriks variansi-kovariansi merupakan matriks persegi yang menyajikan informasi tentang variansi dari masing-masing aset serta kovariansi antar pasangan aset dalam suatu portofolio. Matriks variansi-kovariansi secara matematis dituliskan sebagai berikut:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} E(X_1 - \mu_1)^2 & E(X_1 - \mu_1)(X_2 - \mu_2) & \cdots & E(X_1 - \mu_1)(X_N - \mu_N) \\ E(X_2 - \mu_2)(X_1 - \mu_1) & E(X_2 - \mu_2)^2 & \cdots & E(X_2 - \mu_2)(X_N - \mu_N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ E(X_N - \mu_N)(X_1 - \mu_1) & E(X_N - \mu_N)(X_2 - \mu_2) & \cdots & E(X_N - \mu_N)^2 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

Pada matriks variansi-kovariansi (2.3), X merupakan variabel random dan $\mu = E(X)$ merupakan *mean* atau rata-rata dari variabel random X .

Klaster K-Means

Klastering adalah suatu metode yang diterapkan untuk mengkategorikan data berdasarkan kemiripan karakteristiknya. Metode klastering K-Means termasuk dalam salah satu metode *non-hierarchical clustering* yang dapat mengelompokkan data ke dalam satu atau lebih klaster. Metode klastering K-Means dapat digunakan dalam pembentukan portofolio [11]. Data dengan karakteristik serupa dikelompokkan dalam klaster yang sama, sedangkan data dengan karakteristik berbeda berada pada klaster yang berbeda. Setelah pemilihan pusat awal klaster secara acak, jarak pusat ke data ditentukan dengan rumus berikut:

$$D_{ij} = \sqrt{(X_{1i} - X_{1j})^2 + \cdots + (X_{ki} - X_{kj})^2} \quad (2.4)$$

Pada persamaan (2.4) jarak data i ke pusat klaster j dinyatakan dengan D_{ij} . Lebih lanjut lagi data ke i pada atribut data ke k disimbolkan dengan X_{ki} dan titik pusat ke j pada atribut ke k dilambangkan dengan X_{kj} .

Portofolio GMV

Portofolio Global Minimum Variansi (GMV) tanpa kendala larangan *short-selling* disebut juga portofolio minimum variansi dengan 1 kendala yang mengizinkan terjadinya *short-selling*. Kendala dari portofolio ini adalah jumlah bobot harus sama dengan 1. Secara matematis, masalah optimasi dari portofolio ini diformulasikan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \min_w & \mathbf{w}^T \Sigma \mathbf{w} \\ \text{s. t. } & \mathbf{w}^T \mathbf{1}_p = 1. \end{aligned}$$

Selanjutnya akan dicari bobot \mathbf{w} yang meminimalkan fungsi *Lagrange* dengan membentuk fungsi *Langrange* sebagai berikut:

$$L(\mathbf{w}, \lambda) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \Sigma \mathbf{w} - \lambda (\mathbf{w}^T \mathbf{1}_p - 1) \quad (2.5)$$

Turunan parsial (2.5) terhadap \mathbf{w} yang disamadengankan 0 sebagai berikut:

$$\frac{\partial L(\mathbf{w}, \lambda)}{\partial \mathbf{w}} = \frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} \left(\frac{1}{2} \mathbf{w}^T \Sigma \mathbf{w} - \lambda (\mathbf{w}^T \mathbf{1}_p - 1) \right).$$

Turunan parsial dari $L(\mathbf{w}, \lambda)$ pada vektor $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_p)$ bermakna turunan parsial fungsi L terhadap masing-masing w_i dimana $i = 1, \dots, p$.

Dengan demikian, diperoleh hasil sebagai berikut:

$$\mathbf{w} = \lambda \Sigma^{-1} \mathbf{1}_p. \quad (2.6)$$

Persamaan (2.6) disubstitusi pada persamaan (2.5) sehingga diperoleh:

$$L = \lambda - \frac{1}{2} \lambda^2 \mathbf{1}_p^T \Sigma^{-1} \mathbf{1}_p. \quad (2.7)$$

Jika L pada persamaan (2.7) yang merupakan fungsi dari λ diturunkan terhadap λ lalu disamadengankan 0, diperoleh:

$$\lambda = (\mathbf{1}_p^T \Sigma^{-1} \mathbf{1}_p)^{-1}. \quad (2.8)$$

Turunan kedua fungsi *Lagrange* $L(\mathbf{w}, \lambda)$ pada persamaan (2.5) terhadap \mathbf{w} adalah:

$$\frac{\partial^2 L(\mathbf{w}, \lambda)}{\partial \mathbf{w}^T \partial \mathbf{w}} = \Sigma > 0. \quad (2.9)$$

Dengan demikian, \mathbf{w} dapat meminimalkan nilai L dan \mathbf{w} yang dihasilkan menunjukkan risiko paling kecil. Selanjutnya persamaan (2.8) disubstitusi pada persamaan (2.6) untuk menemukan solusi (2.5), diperoleh bobot portofolio \mathbf{w} sebagai berikut:

$$\mathbf{w} = \frac{\Sigma^{-1} \mathbf{1}_p}{\mathbf{1}_p^T \Sigma^{-1} \mathbf{1}_p} \quad (2.10)$$

Dalam pembentukan portofolio R_p , *return* dan standar deviasi portofolio merupakan ukuran keuntungan dan risiko yang selalu menarik di mata investor. Nilai *return* portofolio dinyatakan sebagai berikut:

$$R_p = w_1 r_1 + w_2 r_2 + \cdots + w_p r_p. \quad (2.11)$$

Nilai standar deviasi portofolio σ_p dinyatakan sebagai berikut:

$$\sigma_p = \sqrt{w_1^2 \sigma_1^2 + w_2^2 \sigma_2^2 + 2w_1 w_2 \rho_{1,2} \sigma_1 \sigma_2}. \quad (2.12)$$

Berdasarkan persamaan (2.12) σ menyatakan standar deviasi dan $\rho_{1,2}$ menyatakan koefisien korelasi antara *return* aset 1 dan 2.

Short-Selling

Short-selling biasa juga disebut jual kosong. *Short-selling* merupakan suatu aktivitas spekulasi dimana investor meminjam saham dari pihak lain kemudian mencari saham di bursa untuk mengembalikan saham pinjamannya dengan memanfaatkan penurunan harga saham [12]. Ketika harga saham turun, investor membeli saham serupa dengan harga yang lebih rendah kemudian melakukan pengembalian kepada pemberi pinjaman [9]. Perbedaan harga yang terjadi mengakibatkan investor memperoleh keuntungan.

Sharpe Ratio

Pengukuran kinerja portofolio sangat perlu dilakukan setelah pembentukan portofolio. *Sharpe ratio* adalah salah satu metode yang dapat digunakan dalam mengukur kinerja portofolio. Semakin besar nilai *Sharpe ratio*, semakin baik pula kinerja portofolio. Kinerja portofolio pada masa depan dapat diperkirakan melalui nilai *expected return* dan *standar deviasi*. Kedua nilai tersebut menginterpretasikan hubungan besarnya imbal hasil dan risiko yang dihadapi investor [4]. Secara matematis, *Sharpe ratio* (S_a) dinyatakan sebagai berikut:

$$S_a = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p} \quad (2.13)$$

Berdasarkan persamaan (2.13), R_f menyatakan tingkat bunga bebas risiko (*risk free rate*), R_p menyatakan *return* portofolio, dan σ_p menyatakan standar deviasi portofolio.

3. METODOLOGI

Penelitian ini dilakukan melalui 2 tahapan besar yakni pemilihan aset dengan metode klustering *K-Means* dan pembentukan portofolio GMV tanpa kendala larangan *short-selling*. Secara rinci, tahapan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menghitung *return* setiap aset.

2. Menghitung-rata-rata volume penjualan setiap aset.
3. Melakukan pengelompokan data berdasarkan standar deviasi *return* dan rata-rata volume penjualan menggunakan klustering *K-Means*.
4. Menghitung *expected return* dari setiap aset.
5. Menentukan *Sharpe ratio* dari setiap aset.
6. Memilih aset yang akan dimasukkan dalam portofolio berdasarkan *Sharpe ratio* paling tinggi.
7. Membentuk matriks variansi-kovariansi dari aset-aset yang terpilih.
8. Membentuk portofolio GMV tanpa kendala larangan *short-selling*.
9. Menentukan nilai *expected return*, standar deviasi, dan *Sharpe ratio* dari portofolio GMV yang terbentuk.
10. Membuat kurva *efficient frontier*.

4. PEMBAHASAN

Profil Data

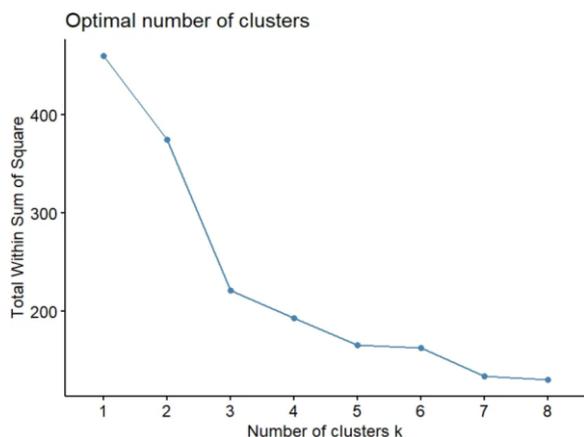
Pembentukan portofolio pada penelitian ini menggunakan data harga penutupan dan volume transaksi dari 30 saham di Indonesia dengan kinerja baik selama 2 Januari 2015 sampai 31 Desember 2024. Data *BI 7 Days Repo Rate* dengan periode yang bersesuaian data saham juga digunakan pada penelitian ini sebagai *risk free rate*.

Klaster Data

Pemilihan aset pada portofolio didasarkan pada hasil klaster *K-Means*. Data saham dikelompokkan berdasarkan standar deviasi *return* dan rata-rata volume transaksi. Standar deviasi dapat menggambarkan volatilitas dan risiko dari suatu aset, sedangkan volume transaksi dapat mendeskripsikan likuiditas aset. Berdasarkan hasil pengelompokan dari 30 saham, diperoleh 6 saham yang termasuk ke dalam outlier. Saham-saham tersebut antara lain BRIS, BRMS, BRPT, ESSA, HRUM, dan SMGR. Penentuan jumlah klaster didasarkan pada *Within Sum of Square* (WSS). Jumlah klaster saham optimal pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 4.1.

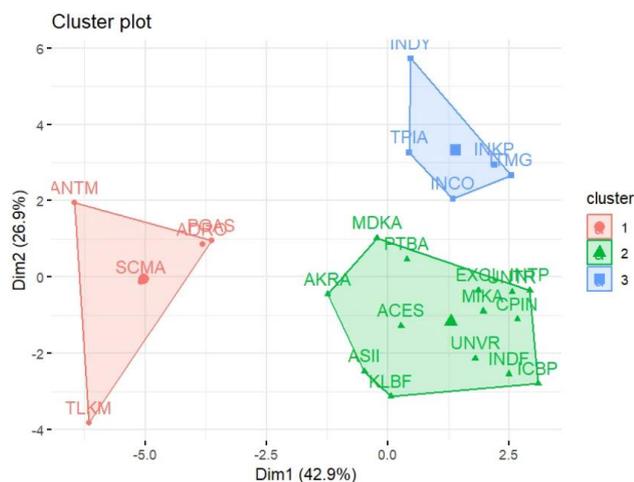
Pada Gambar 4.1 diperlihatkan penggunaan metode *Elbow* untuk menentukan jumlah klaster optimal berdasarkan total WSS.

Gambar 4.1 memperlihatkan terjadi penurunan drastis pada titik $k=3$. Nilai k tersebut menyatakan banyaknya jumlah kluster atau kelompok saham yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebesar 3 kelompok. Hasil dari klastering *K-Means* bisa dilihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4.1 Jumlah kluster saham optimal

Tabel 4.2 memuat karakteristik standar deviasi *return* (σ_c) dari kluster 1,2, dan 3 selama tahun 2015 sampai 2024. Kluster 1 menunjukkan adanya fluktuasi nilai standar deviasi yang cukup tinggi dan meningkat dalam waktu yang lama. Nilai minimum sebesar -0,5326 pada tahun 2015 dan nilai maksimum sebesar 0,5685 pada tahun 2024.



Gambar 2. Hasil klastering data saham

Anggota dari setiap kluster tercantum pada Tabel 1 berikut.

Tabel 4.1 Anggota dari setiap kluster

Kluster	Jumlah Anggota	Anggota
1	5	ADRO, ANTM, PGAS, SCMA, TLKM
2	14	ACES, AKRA, ASII, CPIN, EXCL, ICBP, INDF, INTP, KLBFB, MDKA, MIKA, PTBA, UNTR, UNVR
3	5	INCO, INDY, INKP, ITMG, TPIA

Berdasarkan Tabel 4.1, kluster 1 dan 3 memiliki jumlah anggota yang sama. Sementara itu, kluster 2 memiliki jumlah anggota yang jauh lebih banyak dibandingkan kedua kluster lainnya.

Karakteristik dari setiap kluster tercantum pada Tabel 4.2 berikut.

Tabel 4.2. Karakteristik standar deviasi *return* dari setiap kluster

	Kluster 1	Kluster 2	Kluster 3
σ_c 2015	-0,5326	0,3099	-0,3351
σ_c 2016	-0,0334	-0,4087	1,1779
σ_c 2017	-0,2750	-0,4261	1,4682
σ_c 2018	0,3075	-0,4798	1,0359
σ_c 2019	0,02137	-0,4887	1,3472
σ_c 2020	0,5226	-0,5896	1,1282
σ_c 2021	0,5657	-0,4848	0,7917
σ_c 2022	0,2576	-0,3318	0,6716
σ_c 2023	-0,0868	-0,3359	1,0274
σ_c 2024	0,5685	-0,2726	0,1948

Kluster 2 menunjukkan nilai standar deviasi yang lebih rendah daripada kluster 1 dan 3. Sebagian besar standar deviasi pada kluster 2 bernilai negatif dengan nilai minimum -0,5896 pada tahun 2020 dan nilai maksimum sebesar 0,3099 pada tahun 2015. Kluster 3 menunjukkan nilai standar deviasi *return* yang lebih tinggi dibandingkan kluster 1 dan 2. Sebagian besar nilai standar deviasi pada kluster ini di atas 0. Hal ini berarti bahwa saham-saham kluster 3 memiliki volatilitas *return* yang lebih tinggi.

Tabel 4.3 Karakteristik rata-rata volume transaksi dari setiap klaster

	Klaster 1	Klaster 2	Klaster 3
\bar{x}_v 2015	1,4387	-0,2330	-0,7863
\bar{x}_v 2016	1,5484	-0,3918	-0,4511
\bar{x}_v 2017	1,3414	-0,4976	0,0520
\bar{x}_v 2018	1,7285	-0,4279	-0,5301
\bar{x}_v 2019	1,6864	-0,4081	-0,5437
\bar{x}_v 2020	1,5967	-0,3273	-0,6802
\bar{x}_v 2021	1,5616	-0,3567	-0,5627
\bar{x}_v 2022	1,7251	0,3847	-0,6479
\bar{x}_v 2023	1,2714	-0,1859	-0,7507
\bar{x}_v 2024	1,5321	-0,3212	-0,6327

Tabel 4.3 mendeskripsikan pergerakan volume transaksi saham \bar{x}_v pada tahun 2015 sampai 2024. Klaster 1 menunjukkan nilai rata-rata volume transaksi saham yang relative lebih tinggi dibandingkan klaster 2 dan 3. Semua nilai rata-rata volume transaksi saham pada klaster 1 konsisten berada di atas 1 yang menunjukkan bahwa saham-saham pada klaster 1 memiliki likuiditas yang tinggi.

Klaster 2 menunjukkan volume transaksi yang bervariasi dengan nilai negatif mulai tahun 2015-2021. Akan tetapi keadaan ini berbalik menjadi positif pada tahun 2022. Walaupun demikian, volume transaksi pada klaster 2 tetap lebih rendah dari volume transaksi klaster 1. Klaster 3 juga menunjukkan nilai rata-rata volume transaksi negatif hampir di setiap tahun. Hal ini menunjukkan adanya penurunan volume transaksi perdagangan secara konsisten pada saham-saham di klaster 3.

Tabel 4.4 *Sharpe ratio* saham pada setiap klaster

Klaster	Saham	<i>Sharpe ratio</i>
1	ADRO	0,090452
	ANTM	0,067424
	PGAS	-0,04422
	SCMA	-0,09453
	TLKM	-0,05667
2	ACES	0,00807
	AKRA	0,016019
	ASII	-0,06768
	CPIN	0,014833
	EXCL	-0,05257
	ICBP	0,016376
	INDF	-0,03584

3	INTP	-0,10236
	KLBF	-0,08627
	MDKA	0,125358
	MIKA	-0,01815
	PTBA	0,028981
	UNTR	0,030128
	UNVR	-0,20342
	INCO	0,038755
	INDY	0,10302
	INKP	0,139059
ITMG	0,065048	
TPIA	0,247098	

Tabel 4.4 menunjukkan nilai *Sharpe ratio* dari saham-saham di setiap klaster. Berdasarkan Tabel 4.4 dapat dilihat bahwa ADRO memiliki nilai *Sharpe ratio* paling tinggi pada klaster 1 yakni sebesar 0,090452. Selanjutnya, saham MDKA memiliki nilai *Sharpe ratio* paling besar pada klaster 2 yakni sebesar 0,125358. Lebih lanjut, saham TPIA menunjukkan nilai *Sharpe ratio* paling tinggi pada klaster 3 yaitu 0,247098. Saham yang dipilih dalam portofolio adalah saham dengan nilai *Sharpe ratio* tertinggi. Dengan demikian, saham ADRO, MDKA, dan TPIA merupakan saham-saham terpilih dalam pembentukan portofolio.

Tabel 4.5 *Expected return* ($E[R_i]$) dan standar deviasi (σ_i) setiap saham

Saham	$E[R_i]$	σ_i
ADRO	0,0159	0,1263
MDKA	0,0187	0,1132
TPIA	0,0455	0,1662

Tabel 4.5 memuat nilai rata-rata dari setiap saham ($E[R_i]$) yang digunakan dalam pembentukan portofolio. Pada Tabel 5 terlihat bahwa TPIA memiliki nilai *expected return* paling tinggi dan ADRO memiliki nilai *expected return* paling rendah. Ditinjau dari segi standar deviasi setiap saham, TPIA memiliki standar deviasi paling tinggi dan MDKA memiliki standar deviasi paling rendah.

Tabel 4.6 Bobot (w_i) saham dalam portofolio

Saham	w_i
ADRO	0,3650
MDKA	0,4664
TPIA	0,1686

Walaupun ADRO memiliki nilai *expected return* paling rendah, akan tetapi standar deviasi ADRO bukan yang paling rendah. Standar deviasi ADRO menempati urutan ke 2. Hal ini sedikit berbeda dengan penelitian yang dilakukan oleh [3] yang menyatakan bahwa imbal hasil berbanding lurus dengan risiko.

Tabel 4.6 menunjukkan bobot setiap saham dalam portofolio. Berdasarkan Tabel 6 dapat dilihat bahwa saham MDKA memiliki bobot paling besar dalam portofolio yakni sebesar 46,64%. Sedangkan TPIA memiliki bobot paling kecil dalam portofolio yakni sebesar 16,86%. MDKA memiliki bobot paling besar dalam portofolio GMV yang mengizinkan *short-selling* karena MDKA menunjukkan nilai standar deviasi paling rendah. Sementara itu, TPIA memiliki bobot paling kecil dalam portofolio karena TPIA menunjukkan nilai standar deviasi paling tinggi.

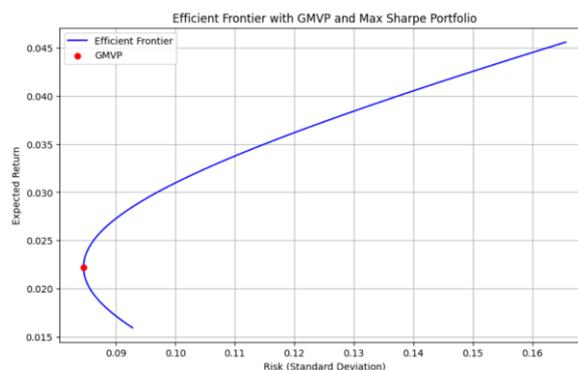
Walaupun dalam pembentukan portofolio ini tidak digunakan kendala larangan *short-selling*, seluruh bobot saham yang dihasilkan bernilai positif. Hal ini terjadi karena struktur kovariansi antar aset dalam portofolio sedemikian rupa sehingga solusi optimisasi variansi minimum secara alami menghasilkan kombinasi bobot non-negatif. Dengan kata lain, portofolio GMV tanpa kendala larangan *short-selling* dengan klastering *K-Means* dalam kasus ini terbentuk tanpa perlu melakukan posisi *short* karena kontribusi risiko masing-masing aset dapat diminimalkan secara efektif melalui kombinasi *long-only*. Fenomena seperti ini sering dijumpai ketika aset-aset dalam portofolio memiliki korelasi yang cukup rendah satu sama lain dan variansi individual yang tidak ekstrim, sehingga diversifikasi dapat dicapai secara optimal meskipun tanpa kendala larangan *short-selling*. Tabel 4.7 menunjukkan nilai *expected return*, standar deviasi, dan *Sharpe ratio* dari portofolio GMV yang mengizinkan *short-selling* atau tanpa kendala *short-selling* dengan klaster *K-Means*.

Tabel 4.7 *Expected return* ($E[R_p]$), standar deviasi (σ_p), dan *Sharpe ratio* (S_a) portofolio

$E[R_p]$	σ_p	S_a
0,0222	0,0846	-0,44681

Sementara itu, nilai standar deviasi σ_p portofolio GMV yang mengizinkan *short-selling* dengan klaster *K-Means* lebih rendah dari standar deviasi individual setiap saham yang digunakan dalam konstruksi portofolio. Hal ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Yang, dkk. (2015) yang menyatakan bahwa GMV merupakan portofolio dengan standar deviasi paling rendah. Walaupun risiko yang dihasilkan relatif rendah sesuai dengan karakteristik portofolio GMV, nilai *Sharpe ratio* sebesar -0,44681 mengindikasikan bahwa portofolio ini memberikan imbal hasil yang lebih rendah dari tingkat bebas risiko (*risk-free rate*).

Sharpe ratio yang bernilai negatif menunjukkan efisiensi yang lebih rendah dalam kompensasi risiko terhadap *return* yang diperoleh. Nilai *Sharpe ratio* yang bernilai negatif dapat diakibatkan oleh beberapa faktor, antara lain rendahnya *expected return* aset dalam klaster hasil *K-means*, dominasi aset defensif (aset yang cenderung stabil namun kurang sensitif terhadap fluktuasi pasar), atau kondisi pasar saat observasi yang bersifat *bearish*. Oleh karena itu, walaupun pendekatan GMV dapat menekan risiko, strategi ini masih memerlukan kajian tambahan atau kombinasi dengan pendekatan lain untuk memastikan bahwa portofolio tidak hanya meminimumkan risiko tetapi juga memberikan kinerja yang lebih kompetitif.



Gambar 4.3 Posisi portofolio pada efficient frontier

Gambar 4.3 menunjukkan posisi portofolio GMV tanpa kendala larangan *short-selling* dengan klaster *K-Means*. Titik merah yang merepresentasikan portofolio GMV tanpa kendala larangan *short-selling* dengan klaster *K-*

Means terletak pada bagian paling kiri dari kurva *frontier*. Hal ini mencerminkan tingkat risiko atau nilai standar deviasi paling rendah yang dapat dicapai dari kombinasi aset yang tersedia. Posisi portofolio tersebut menunjukkan bahwa portofolio yang dibentuk memiliki nilai variansi minimum. Hal yang menarik dari penelitian ini, meskipun tidak diberlakukan larangan *short-selling*, portofolio GMV dalam studi ini tetap terdiri dari bobot positif (*long-only*), yang mencerminkan bahwa struktur kovariansi antar aset mendukung tercapainya diversifikasi optimal tanpa memerlukan strategi *short-selling*. Fenomena ini berarti bahwa kondisi pasar dan karakteristik data aset yang digunakan cukup stabil dan seimbang sehingga posisi risiko minimum dapat dicapai tanpa nilai bobot negatif pada salah satu aset.

5. KESIMPULAN

Pembentukan portofolio *Global Minimum Variance* (GMV) tanpa kendala larangan *short-selling* dengan pemilihan aset menggunakan metode klustering *K-Means* dapat menghasilkan portofolio dengan tingkat risiko minimum, sebagaimana ditunjukkan oleh posisi portofolio pada ujung kiri kurva *efficient frontier*. Portofolio yang terbentuk sepenuhnya terdiri dari bobot positif meskipun tidak dibatasi oleh larangan *short-selling*. Hal ini mencerminkan struktur kovariansi aset yang mendukung diversifikasi optimal secara alami. Fenomena ini menunjukkan bahwa kondisi pasar dan karakteristik aset dalam kluster yang dipilih cukup stabil dan seimbang, sehingga pencapaian risiko minimum tidak memerlukan alokasi negatif. Nilai *Sharpe ratio* yang negatif mengindikasikan bahwa meskipun risiko dapat diminimalkan, efisiensi portofolio dalam memberikan imbal hasil masih rendah akibat dominasi aset defensif dan rendahnya *expected return*. Oleh karena itu, pendekatan ini tetap membutuhkan evaluasi lanjutan untuk meningkatkan kinerja portofolio secara menyeluruh.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Bodnar, T., Parolya, N., & Schmid, W. (2018). Estimation of the global minimum

variance portfolio in high dimensions. *European Journal of Operational Research*, 266(1), 371–390.

- [2] Gubu, L., Rosadi, D., & Abdurakhman, A. (2021). Pembentukan portofolio saham menggunakan klustering time series K-Medoid dengan ukuran jarak dynamic time warping. *Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*, 13(2), 35–46. <https://doi.org/10.34123/jurnalasks.v13i2.295>
- [3] Guo, X. (2025). Using Risk and Return Guidance for Portfolio Building. *International Workshop on Navigating the Digital Business Frontier for Sustainable Financial Innovation*, 315.
- [4] Manurung, H. (2019). Analisis Kinerja Portofolio Saham dengan Menggunakan Metode Sharpe, Jensen dan Treyno. *Journal of Business Studies*, 4(1), 1–16.
- [5] Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77–91. <https://doi.org/10.2307/2975974>
- [6] Nurwahidah, N. (2021). Quadratic Programming: An Optimization Tool for Building Global Minimum Variance Portfolio with No Short Sale. *Barekeng: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 15(2), 305–314.
- [7] Onanaye, A. S., & Agbolamagbin, P. O. (2016). Quadratic programming as an optimization tool for portfolio management. *International Journal of Mathematics and Computer Application Research*, 6(2), 16–32.
- [8] Park, J. (2020). *Clustering Approaches for Global Minimum Variance Portfolio*.
- [9] Sanjaya, S., Hanifah, I., Meladiah, R., & Feriadi. (2022). Transaksi Short Selling Ditinjau dari Pertindungan Investor dalam Hukum Pasar Modal Indonesia. *Jurnal Ekonomi, Bisnis Dan Humaniora*, 1(2).
- [10] Uchiyama, Y., Kadoya, T., & Nakagawa, K. (2019). Complex Valued Risk Diversification. *Entropy*, 21(2), 119.
- [11] Utami, M. P., Saepudin, D., & Rohmawati, A. A. (2019). Pengaruh Teknik Clustering Harga Saham Dalam Manajemen Portofolio. *EProceedings of Engineering*, 6(1).

- [12] Valentio, V. (2020). Legalitas Short-Selling dalam Praktik Pasar Modal di Indonesia. *Jurnal Education and Development*, 8(1), 158–158.
- [13] Wu, D., Wang, X., & Wu, S. (2022). Construction of stock portfolios based on k-means clustering of continuous trend features. *Knowledge-Based Systems*, 252.
- [14] Yang, L., Couillet, R., & McKay, M. R. (2015). A Robust Statistics Approach to Minimum Variance Portfolio Optimization. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 63(24), 6684–6697.