

Application of Agglomerative Hierarchical Clustering Based on Rolling Horizon and Minimum Variance in IDX30 Stock Portfolio Optimization

Penerapan *Agglomerative Hierarchical Clustering* Berbasis *Rolling Horizon* dan *Minimum Variance* dalam Optimasi Portofolio Saham IDX30

Khoirunnisa Puspa Negari¹, Ezra Putranda Setiawan^{2*}

^{1,2}Statistics Study Program, Department of Mathematics Education,
Universitas Negeri Yogyakarta, Indonesia

Email: ¹khoirunnisapuspa11@gmail.com , ²e2r4.ps@gmail.com

*Corresponding author

Received: 30 April 2026, revised: 27 July 2026, accepted: 3 August 2026

Abstract

Portfolio diversification is a strategy to reduce investment risk by spreading assets across stocks with different patterns. However, most investors tend to select stocks based on highest historical returns and exhibit herding behavior without considering inter-stock correlations, risking undiversified portfolios. This study aims to cluster IDX30 stocks using agglomerative hierarchical clustering based on rolling horizon to identify stocks with relatively consistent movement patterns, compare diversification characteristics, and evaluate portfolio performance using minimum variance and equal weight. Data consists of daily closing prices of IDX30 stocks for 3 years from Yahoo Finance. Results show stocks tend to cluster based on sectoral similarity with cluster membership proportion of 89.29% for $k = 3$ and 78.57% for $k = 4$. Clustering portfolios exhibit better diversification with more low-correlated stock pairs compared to non-clustering portfolios. Minimum variance optimization shows the $k = 3$ clustering portfolio outperforms with Sharpe ratios of 1.4596 at horizon 5 and 1.7569 at horizon 12 compared to $k = 4$ and non-clustering portfolios. Conversely, equal weight shows non-clustering portfolios outperform clustering portfolios. During the evaluation period, the $k = 3$ clustering portfolio with minimum variance demonstrated relatively stable performance under extreme market conditions.

Keywords: Agglomerative Hierarchical Clustering, IDX30, Portfolio Optimization, Rolling Horizon

Abstrak

Diversifikasi portofolio merupakan strategi mengurangi risiko investasi melalui penyebaran aset ke berbagai saham dengan pola pergerakan berbeda. Namun, mayoritas investor cenderung memilih



saham berdasarkan *return* historis tertinggi dan berperilaku ikut-ikutan tanpa mempertimbangkan korelasi antarsaham sehingga berisiko menghasilkan portofolio tidak terdiversifikasi. Pola pergerakan saham bersifat dinamis sehingga diperlukan metode yang mengakomodasi perubahan pola tersebut. Penelitian ini bertujuan mengelompokkan saham IDX30 menggunakan *agglomerative hierarchical clustering* berbasis *rolling horizon*, membandingkan karakteristik diversifikasi, serta mengevaluasi kinerja portofolio dengan *minimum variance* dan *equal weight*. Data penelitian berupa harga penutupan saham harian IDX30 periode 3 Januari 2022 hingga 30 Desember 2024 dari *Yahoo Finance*. Hasil penelitian menunjukkan saham cenderung mengelompok berdasarkan kesamaan sektor dengan proporsi konsistensi anggota kluster 89,29% untuk $k = 3$ dan 78,57% untuk $k = 4$. *Horizon* 5 dan 12 dipilih sebagai periode pembentukan portofolio karena memiliki jumlah saham konsisten terbanyak. Portofolio *clustering* memiliki diversifikasi lebih baik dengan lebih banyak pasangan saham berkorelasi rendah dibandingkan tanpa *clustering*. Optimasi dengan *minimum variance* menghasilkan portofolio *clustering* $k = 3$ lebih unggul dengan *Sharpe ratio* 1,4596 pada *horizon* 5 dan 1,7570 pada *horizon* 12 dibandingkan portofolio *clustering* $k = 4$ dan tanpa *clustering*. Sebaliknya, *equal weight* menghasilkan portofolio tanpa *clustering* lebih unggul dibandingkan *clustering*. Pada periode evaluasi, portofolio *clustering* $k = 3$ dengan *minimum variance* menghasilkan rata-rata *return* 0,4193 untuk 30 hari dan 0,2254 untuk 60 hari setelah *horizon* 5 serta memiliki kinerja relatif stabil pada kondisi pasar ekstrem *horizon* 12.

Kata kunci: *Agglomerative Hierarchical Clustering*, IDX30, Optimasi Portofolio, *Rolling Horizon*

1. PENDAHULUAN

Investasi adalah penempatan dana pada instrumen tertentu dengan harapan memperoleh keuntungan di masa depan [5]. Minat masyarakat Indonesia terhadap investasi terus berkembang yang tercermin dari data Bursa Efek Indonesia [7] dengan jumlah investor pasar modal pada tahun 2025 meningkat sebesar 34,8% menjadi lebih dari 20 juta *Single Investor Identification* (SID), sedangkan investor khusus saham meningkat sebesar 32,6% menjadi lebih dari 8 juta SID. Salah satu instrumen investasi populer di Indonesia adalah saham indeks IDX30 yang terdiri dari 30 saham pilihan yang diseleksi dari indeks LQ45 berdasarkan likuiditas dan fundamental perusahaan [6]. Meskipun kinerja IDX30 mengalami penurunan tajam sebesar $-14,5\%$ pada tahun 2024, indeks ini berhasil tumbuh positif kembali pada tahun 2025 sebesar $2,9\%$ yang mengindikasikan ketahanan saham-saham dengan fundamental kuat [6]. Karakteristik ini menjadikan saham IDX30 sebagai pilihan menarik bagi investor dalam membentuk portofolio investasi.

Portofolio adalah kumpulan aset investasi dengan tujuan mencapai target keuangan tertentu pada tingkat risiko yang dapat diterima [1]. Dalam pembentukan portofolio, pemilihan saham menjadi tahap penting untuk diversifikasi yang bertujuan mengurangi risiko melalui penyebaran investasi ke berbagai saham dari sektor berbeda. Namun, banyak investor memilih saham hanya berdasarkan *return* historis tertinggi tanpa mempertimbangkan korelasi antarsaham dan berperilaku ikut-ikutan (*herding behavior*) mengikuti rekomendasi investor lain tanpa analisis mendalam [1], [26], [29]. Perilaku ini berisiko menghasilkan portofolio yang terkonsentrasi pada saham-saham dengan pola pergerakan serupa sehingga mengurangi manfaat diversifikasi dan meningkatkan risiko portofolio secara keseluruhan. Teori portofolio Markowitz menyatakan bahwa diversifikasi efektif dapat tercapai ketika portofolio terdiri dari saham dengan korelasi rendah sehingga risiko dapat diminimalkan [20]. Oleh karena itu, identifikasi keberagaman pola pergerakan saham menjadi langkah penting dalam pembentukan portofolio yang terdiversifikasi.

Dalam mengidentifikasi keberagaman pola pergerakan saham, *time series clustering* dapat digunakan sebagai metode pengelompokan data deret waktu berdasarkan kemiripan pola pergerakan [11]. *Agglomerative hierarchical clustering* merupakan salah satu metode yang mengelompokkan objek secara hierarkis berdasarkan tingkat kemiripannya dan telah terbukti menghasilkan portofolio terdiversifikasi [24], [25]. Namun, pola pergerakan antarsaham bersifat dinamis akibat perubahan

kondisi ekonomi, sentimen pasar, dan faktor fundamental perusahaan sehingga penggunaan satu periode pengamatan berisiko tidak mencerminkan struktur hubungan antarsaham pada periode berikutnya [3], [15]. Sebagai solusi, metode *rolling horizon* dapat diterapkan melalui pembaruan model secara berkala menggunakan jendela data bergerak dengan panjang tetap [32]. Beberapa penelitian telah menerapkan *rolling horizon* untuk menganalisis pergerakan harga saham serta mengevaluasi konsistensi *hierarchical clustering* dan kinerja portofolio, seperti Musmeci et al. [21], Raffinot [25], dan Manh & Quoc [18]. Saham yang menunjukkan konsistensi pola pengelompokan di berbagai *horizon* dapat dipilih sebagai kandidat portofolio karena konsisten memiliki pola pergerakan berbeda sehingga diversifikasi tetap terjaga.

Minimum variance merupakan metode optimasi yang meminimalkan risiko portofolio tanpa menetapkan target *return* dan sering dipilih karena lebih sederhana dibandingkan metode *mean variance* [4], [9]. Meskipun beberapa penelitian telah menunjukkan potensi *agglomerative hierarchical clustering* dan *minimum variance* dalam optimasi portofolio, penelitian yang mengintegrasikan kedua metode tersebut dengan *rolling horizon* masih belum dieksplorasi di pasar saham Indonesia, terutama pada indeks IDX30. Penelitian sebelumnya oleh Yusuf et al. [34] dan Gubu et al. [12] hanya menerapkan *hierarchical clustering* dalam satu periode pengamatan sehingga belum mampu mengidentifikasi saham dengan pola pergerakan relatif konsisten antarperiode.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan mengelompokkan saham indeks IDX30 menggunakan *agglomerative hierarchical clustering* berbasis *rolling horizon* untuk mengidentifikasi saham dengan pola pergerakan konsisten pada periode 2022 hingga 2024. Saham kandidat dipilih berdasarkan konsistensi pengelompokan dan kriteria kinerja serta dioptimasi menggunakan *minimum variance* dan *equal weight* untuk membentuk portofolio optimal. Selanjutnya, kinerja portofolio dengan *clustering* dibandingkan tanpa *clustering* pada kedua metode optimasi untuk memvalidasi efektivitas metode yang diusulkan. Hasil penelitian diharapkan memberikan kontribusi dalam pengembangan metode pemilihan saham kandidat portofolio yang mempertimbangkan konsistensi pola pergerakan saham serta rekomendasi praktis bagi investor dalam pembentukan portofolio yang terdiversifikasi dan memiliki kinerja relatif stabil terhadap perubahan kondisi pasar.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Return dan Risiko Saham

Return saham adalah tingkat keuntungan atau kerugian yang diperoleh investor dari investasi saham dalam periode tertentu [14]. Dalam analisis data keuangan, *log return* lebih sering digunakan dibandingkan *simple return* karena memiliki sifat aditif yang memudahkan agregasi *return* multi-periode [36]. *Log return* dihitung menggunakan transformasi logaritma natural, seperti pada persamaan 2.1 [36].

$$r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (2.1)$$

dengan r_t adalah *log return* saham pada waktu t , P_t adalah harga saham pada waktu t , dan P_{t-1} adalah harga saham pada waktu $t - 1$. Sementara itu, risiko saham diukur melalui standar deviasi *return* yang menunjukkan tingkat fluktuasi *return* dari nilai ekspektasinya, seperti pada persamaan 2.2 [36].

$$s_i = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (r_{i,t} - \mu_i)^2} \quad (2.2)$$

dengan s_i adalah standar deviasi *return* saham i , $r_{i,t}$ adalah *log return* saham i pada waktu t , μ_i adalah ekspektasi *return* saham i , serta n adalah jumlah periode pengamatan.

2.2 Teori Portofolio, Return, dan Risiko Portofolio

Teori portofolio modern yang dikembangkan oleh Markowitz [20] menyatakan bahwa investor dapat mengurangi risiko investasi melalui diversifikasi dengan mengombinasikan berbagai saham dalam portofolio. Risiko portofolio tidak hanya ditentukan oleh risiko individual saham, tetapi juga kovarians antarsaham yang mencerminkan seberapa besar pergerakan *return* dua saham saling berkaitan [14]. Kovarians dan korelasi antara dua saham dapat dihitung menggunakan persamaan 2.3 dan 2.4 [36].

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (r_{i,t} - \mu_i)(r_{j,t} - \mu_j) \quad (2.3)$$

$$\rho_{ij} = \frac{\sigma_{ij}}{s_i s_j} \quad (2.4)$$

dengan σ_{ij} adalah kovarians *return* saham i dan j , ρ_{ij} adalah korelasi *return* saham i dan j , serta s_i dan s_j adalah standar deviasi *return* saham i dan j . Nilai korelasi mendekati 1 menunjukkan pergerakan saham searah, sedangkan mendekati -1 menunjukkan pergerakan berlawanan arah. Korelasi antarsaham ini menjadi dasar perhitungan *return* dan risiko portofolio secara keseluruhan, seperti pada persamaan 2.5 dan 2.6 [36].

$$r_p = \mathbf{w}^T \mathbf{r} \quad (2.5)$$

$$\sigma_p = \sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{\Sigma} \mathbf{w}} \quad (2.6)$$

dengan r_p adalah *return* portofolio, $\mathbf{w}$ adalah vektor bobot saham berukuran $n \times 1$, $\mathbf{w}^T$ adalah *transpose* dari vektor bobot saham, $\mathbf{r}$ adalah vektor *return* saham berukuran $n \times 1$, σ_p adalah standar deviasi portofolio, serta $\mathbf{\Sigma}$ adalah matriks varians kovarians berukuran $n \times n$.

2.3 Optimasi Portofolio

Optimasi portofolio adalah proses menentukan alokasi proporsi dana pada masing-masing saham untuk mencapai tujuan investasi tertentu [24]. Metode *minimum variance* bertujuan meminimalkan variansi *return* portofolio tanpa menetapkan target *return* [8]. Model optimasi *minimum variance* dan solusi optimalnya dapat ditulis pada persamaan 2.7 dan 2.8 [8], [24].

$$\min_{\mathbf{w}} \mathbf{w}^T \mathbf{\Sigma} \mathbf{w} \quad \text{dengan} \quad \mathbf{w}^T \mathbf{1} = 1, \mathbf{w} \geq 0 \quad (2.7)$$

$$\mathbf{w}^* = \frac{\mathbf{\Sigma}^{-1} \mathbf{1}}{\mathbf{1}^T \mathbf{\Sigma}^{-1} \mathbf{1}} \quad (2.8)$$

dengan $\mathbf{w}^*$ adalah vektor bobot optimal, $\mathbf{\Sigma}^{-1}$ adalah *invers* matriks varians kovarians, $\mathbf{1}$ adalah vektor berukuran $n \times 1$ dengan semua elemen bernilai 1, $\mathbf{1}^T$ adalah *transpose* dari vektor $\mathbf{1}$, serta n adalah jumlah saham dalam portofolio. Sebagai perbandingan, metode *equal weight* adalah metode alokasi portofolio sederhana yang memberikan bobot seragam pada setiap saham dalam portofolio, seperti pada persamaan 2.9 [24].

$$w_i = \frac{1}{n} \quad (2.9)$$

dengan w_i adalah bobot saham i serta n adalah jumlah saham dalam portofolio. DeMiguel et al. [9] membuktikan bahwa *equal weight* dapat mengalahkan kinerja metode optimasi kompleks karena metode optimasi tersebut rentan terhadap *estimation error* tinggi dan bobot ekstrem.

2.4 Evaluasi Kinerja Portofolio

Evaluasi kinerja portofolio dilakukan untuk mengetahui seberapa baik kinerja portofolio dalam mencapai tujuan investasi. *Sharpe ratio* merupakan ukuran *return* portofolio yang disesuaikan dengan risiko, seperti pada persamaan 2.10 [36].

$$SR = \frac{\mu_p - R_f}{\sigma_p} \quad (2.10)$$

dengan SR adalah nilai *Sharpe ratio*, μ_p adalah ekspektasi *return* portofolio, σ_p adalah standar deviasi *return* portofolio, serta R_f adalah *risk free rate* sebesar 6% per tahun. Nilai *Sharpe ratio* yang lebih tinggi menunjukkan kinerja portofolio lebih baik karena memberikan *excess return* lebih besar per unit risiko yang diambil.

2.5 Agglomerative Hierarchical Clustering

Agglomerative hierarchical clustering adalah metode pengelompokan hierarkis secara *bottom-up* yang menggabungkan kluster paling mirip secara iteratif hingga terbentuk satu kluster besar [18]. Dalam penelitian ini, jarak antarkluster diukur menggunakan *complete linkage* serta jarak antarsaham menggunakan *Pearson correlation*. *Complete linkage* mengukur jarak antarkluster berdasarkan jarak terjauh antara dua titik dari masing-masing kluster, seperti pada persamaan 2.11 [24].

$$d(C_i, C_j) = \max_{x,y} \{d(x, y) \mid x \in C_i, y \in C_j\} \quad (2.11)$$

dengan C_i dan C_j adalah kluster i dan j , x dan y adalah titik data dalam kluster, serta $d(x, y)$ adalah jarak antara titik x dan y . Sementara itu, jarak *Pearson correlation* mengukur ketidakmiripan antara dua saham berdasarkan pola pergerakan *return*, seperti pada persamaan 2.12 [19].

$$d_{corr}(x, y) = \sqrt{2(1 - \rho(x, y))} \quad (2.12)$$

dengan $d_{corr}(x, y)$ adalah jarak *Pearson correlation* antara saham x dan y serta $\rho(x, y)$ adalah koefisien *Pearson correlation* antara *return* saham x dan y .

Setelah pengelompokan dilakukan, jumlah kluster optimal ditentukan menggunakan *Two-order Difference based Validity Index* (TDVI) yang memanfaatkan perbedaan orde kedua dari *within-cluster dispersion* [33]. TDVI dipilih karena lebih efisien secara komputasi dibandingkan metode *gap statistic* karena tidak memerlukan simulasi Monte Carlo [33]. *Within-cluster dispersion* adalah ukuran sebaran data dalam kluster yang dapat dihitung menggunakan persamaan 2.13, sedangkan nilai TDVI menggunakan persamaan 2.14 [18], [33].

$$W_k = \sum_{j=1}^k \frac{1}{2|C_j|} \sum_{x,y \in C_j} d(x, y) \quad (2.13)$$

$$\max_k \{W_k - 2W_{k+1} + W_{k+2}\} \quad \text{dengan } 1 \leq k \leq \sqrt{n} \quad (2.14)$$

dengan W_k adalah *within-cluster dispersion* pada k kluster, $|C_j|$ adalah jumlah saham dalam kluster j , $d(x, y)$ adalah jarak antara titik x dan y , k adalah jumlah kluster, serta n adalah jumlah saham pada dataset. Jumlah kluster optimal ditentukan dengan nilai k yang memiliki nilai TDVI maksimum.

2.6 Rolling Horizon

Rolling horizon adalah metode memperbarui model secara berkala menggunakan jendela data bergerak dengan panjang tetap yang digeser sepanjang periode sehingga dapat mengakomodasi perubahan pola pergerakan saham seiring waktu [32]. Metode ini membagi periode data menjadi beberapa *horizon* yang saling tumpang tindih dengan setiap *horizon* dianalisis secara independen untuk mengidentifikasi pola pergerakan saham. Beberapa penelitian telah menerapkan *rolling horizon* untuk

mengevaluasi konsistensi *hierarchical clustering* dan kinerja portofolio, seperti Musmeci et al. [21], Raffinot [25], dan Manh & Quoc [18]. Dalam penelitian ini, periode penelitian dibagi menjadi 13 horizon dengan panjang horizon 147 hari dan step size 42 hari yang diadaptasi dari Manh & Quoc [18].

3. METODE PENELITIAN

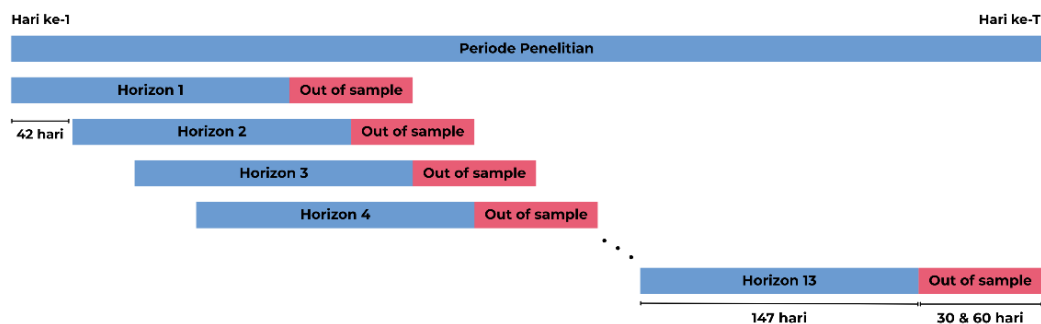
3.1 Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data harga penutupan saham harian dari 28 perusahaan yang terdaftar dalam indeks IDX30 berdasarkan evaluasi Bursa Efek Indonesia bulan April 2025. Saham GOTO dan MBMA tidak dimasukkan karena tidak memiliki data historis lengkap pada periode penelitian. Periode penelitian mencakup 3 Januari 2022 hingga 30 Desember 2024 dengan total 722 pengamatan untuk setiap saham. Pemilihan periode ini didasarkan pada kondisi ekonomi Indonesia yang mengalami pemulihan pascapandemi COVID-19 dengan pertumbuhan ekonomi stabil mencapai 5,31% pada tahun 2022 yang berdampak positif terhadap kapitalisasi pasar [22], [27].

3.2 Prosedur Penelitian

Seluruh analisis dilakukan menggunakan *software* Rstudio versi 4.5.1. Prosedur penelitian dilakukan sebagai berikut:

1. Mengunduh data harga penutupan harian indeks dan saham IDX30 sesuai periode penelitian dari *website* Yahoo Finance.
2. Melakukan pra-pemrosesan data meliputi penghapusan *missing values* dan perhitungan *log return*.
3. Melakukan eksplorasi data harga penutupan harian indeks serta menghitung rata-rata *return* dan standar deviasi setiap saham untuk memahami karakteristik data.
4. Membagi periode data menggunakan *rolling horizon* dengan total 13 horizon, panjang masing-masing *horizon* 147 hari, dan *step size* 42 hari. Ilustrasi pembagian data ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Pembagian Periode Data dengan *Rolling Horizon*

5. Mengelompokkan saham pada setiap horizon menggunakan *agglomerative hierarchical clustering* dengan *complete linkage* dan jarak *Pearson correlation*. Jumlah kluster optimal pada setiap horizon ditentukan menggunakan nilai TDVI.
6. Mengidentifikasi saham konsisten dengan memilih saham yang berada pada kluster sama minimal 6 dari 13 *horizon*.
7. Memilih dua *horizon* dengan jumlah saham konsisten terbanyak sebagai periode dasar pembentukan portofolio.

8. Membentuk dua jenis portofolio pada *horizon* terpilih, yaitu portofolio dengan *clustering* yang dipilih dari dua saham berdasarkan *Sharpe ratio* tertinggi setiap kluster serta portofolio tanpa *clustering* yang dipilih berdasarkan *Sharpe ratio* tertinggi secara keseluruhan dengan jumlah saham yang sama.
9. Melakukan optimasi portofolio menggunakan *minimum variance* dan *equal weight* untuk memperoleh bobot optimal pada kedua jenis portofolio.
10. Mengevaluasi kinerja portofolio untuk periode 30 dan 60 hari setelah *horizon* terpilih menggunakan rata-rata *return*, standar deviasi, dan *Sharpe ratio*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil

Profil Indeks IDX30

Pergerakan harga penutupan indeks IDX30 selama periode penelitian menunjukkan fluktuasi tinggi dan tren penurunan seperti pada Gambar 2. Indeks mencapai harga tertinggi sebesar 583,11 pada akhir April 2022 dan mengalami koreksi hingga harga terendah sebesar 414,5 pada pertengahan Juni 2024. Penurunan ini mencapai sekitar 29% dari harga tertinggi yang berarti fluktuasi signifikan dalam periode penelitian.



Gambar 2. Pergerakan Harga Penutupan Indeks IDX30

Karakteristik Saham IDX30

Berdasarkan statistik deskriptif pada Tabel 1, terdapat 15 saham dengan rata-rata *return* positif dan 13 saham dengan rata-rata *return* negatif selama periode penelitian. Saham MEDC memiliki rata-rata *return* tertinggi sebesar 0,00120, sedangkan MDKA memiliki rata-rata *return* terendah sebesar -0,00127. Dari sisi risiko, BRPT memiliki standar deviasi tertinggi sebesar 0,0347, sedangkan INDF memiliki standar deviasi terendah sebesar 0,0128. Variasi karakteristik *return* dan risiko antarsaham ini menunjukkan pentingnya strategi pengelompokan saham berdasarkan pola korelasi sebelum pembentukan portofolio.

Tabel 1. Statistik Deskriptif *Return* Saham IDX30

JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA, DAN KOMPUTASI

Khoirunnisa Puspa Negari, Ezra Putranda Setiawan

Kode Saham	Rata-rata Return	Standar Deviasi	Kode Saham	Rata-rata Return	Standar Deviasi
ADRO	0,00003	0,0296	UNTR	0,00028	0,0199
AKRA	0,00035	0,0236	ANTM	-0,00059	0,0244
AMRT	0,00117	0,0228	ASII	-0,00022	0,0169
BBCA	0,00039	0,0132	BBRI	-0,00003	0,0161
BBNI	0,00036	0,0169	BBTN	-0,00047	0,0185
BMRI	0,00067	0,0173	CPIN	-0,00031	0,0191
BRPT	0,00010	0,0347	EXCL	-0,00047	0,0224
ICBP	0,00038	0,0162	INCO	-0,00038	0,0250
INDF	0,00029	0,0128	INKP	-0,00024	0,0217
ISAT	0,00060	0,0237	KLBF	-0,00024	0,0182
MAPI	0,00097	0,0282	MDKA	-0,00127	0,0287
MEDC	0,00120	0,0326	SMGR	-0,00110	0,0205
PGAS	0,00018	0,0201	TLKM	-0,00060	0,0160
PTBA	0,00004	0,0225	UNVR	-0,00112	0,0215

Pembagian Data

Sebagai solusi menganalisis perubahan pola korelasi antarsaham secara dinamis, periode penelitian dibagi menggunakan *rolling horizon* menjadi 13 horizon seperti pada Gambar 1. Hasil pembagian periode dan karakteristik indeks setiap *horizon* pada Tabel 2 menunjukkan bahwa 9 dari 13 *horizon* mencatatkan rata-rata *return* indeks negatif, sedangkan 4 horizon lainnya mencatatkan rata-rata *return* indeks positif. Dominasi rata-rata *return* indeks negatif sejalan dengan tren penurunan harga pada Gambar 2 yang mengindikasikan periode penelitian cenderung berada dalam kondisi pasar *bearish*.

Tabel 2. Pembagian Periode dan Karakteristik Indeks Setiap *Horizon*

<i>Horizon</i>	Periode	Rata-rata Return IDX30	Standar Deviasi IDX30
1	04 Januari 2022 – 15 Agustus 2022	0,00041	0,0109
2	08 Maret 2022 – 13 Oktober 2022	-0,00020	0,0107
3	17 Mei 2022 – 12 Desember 2022	-0,00058	0,0096
4	18 Juli 2022 – 09 Februari 2023	-0,00005	0,0085
5	15 September 2022 – 13 April 2023	-0,00074	0,0086
6	14 November 2022 – 23 Juni 2023	-0,00059	0,0079
7	11 Januari 2023 – 29 Agustus 2023	0,00043	0,0068
8	13 Maret 2023 – 27 Oktober 2023	-0,00041	0,0069
9	24 Mei 2023 – 28 Desember 2023	0,00005	0,0070
10	31 Juli 2023 – 01 Maret 2024	0,00002	0,0075
11	29 September 2023 – 16 Mei 2024	-0,00049	0,0093
12	28 November 2023 – 19 Juli 2024	-0,00027	0,0102
13	30 Januari 2024 – 18 September 2024	-0,00010	0,0104

Agglomerative Hierarchical Clustering Berbasis Rolling Horizon

Pada setiap *horizon*, dilakukan pengelompokan saham menggunakan *agglomerative hierarchical clustering* dengan *complete linkage* dan jarak *Pearson correlation*. Penentuan jumlah kluster optimal

dilakukan dengan menghitung nilai TDVI seperti pada Tabel 3. Hasil perhitungan menunjukkan bahwa jumlah kluster optimal bervariasi setiap *horizon*. Dari 13 *horizon* yang dianalisis, $k = 3$ muncul sebagai jumlah kluster optimal pada 7 *horizon*, $k = 2$ pada 5 *horizon*, dan $k = 4$ hanya pada 1 *horizon*. Berdasarkan distribusi tersebut, dipilih $k = 3$ karena mendominasi hasil pada sebagian besar *horizon*. Sebagai pembandingan, dipilih juga $k = 4$ untuk melihat pengaruh pengelompokan lebih spesifik terhadap sebaran sektor saham dan kinerja portofolio.

Tabel 3. Nilai TDVI dan Jumlah Kluster Optimal Setiap *Horizon*

<i>Horizon</i>	Nilai TDVI			Jumlah Kluster Optimal
	$k = 2$	$k = 3$	$k = 4$	
1	-0,0397	0,4510	0,0131	3
2	0,0506	0,2388	-0,4018	3
3	0,2229	0,1694	0,0716	2
4	-0,0962	0,3614	-0,4535	3
5	0,0201	0,2171	-0,1248	3
6	-0,3038	0,3475	-0,0454	3
7	-0,1126	0,0191	0,1887	4
8	0,4415	-0,1322	0,1107	2
9	-0,0920	0,3884	0,0544	3
10	0,1862	0,2927	-0,0646	3
11	0,4514	0,1825	0,0454	2
12	0,4193	0,1971	-0,1337	2
13	0,4643	0,1742	-0,0298	2

Hasil *clustering* $k = 3$ dan $k = 4$ menunjukkan bahwa komposisi anggota kluster berbeda setiap *horizon* akibat perubahan pola korelasi antarsaham. Perbedaan komposisi ini menyulitkan identifikasi karakteristik hasil *clustering* karena saham yang sama dapat berada pada kluster berbeda. Sebagai solusi, dilakukan identifikasi saham konsisten pada setiap kluster dengan menetapkan *threshold* kemunculan minimal 6 dari 13 *horizon*. Hasil identifikasi pada Tabel 4 menunjukkan terdapat 25 saham konsisten dengan proporsi 89,29% untuk $k = 3$ dan 22 saham konsisten dengan proporsi 78,57% untuk $k = 4$. Penurunan jumlah saham konsisten pada $k = 4$ disebabkan oleh penambahan jumlah kluster yang menghasilkan pengelompokan lebih spesifik sehingga lebih sensitif terhadap perubahan pola korelasi antar-*horizon*.

Tabel 4. Hasil Identifikasi Saham Konsisten

Nilai k	Kluster	Kode Saham
$k = 3$	1	ADRO, AKRA, ANTM, INCO, INKP, MDKA, MEDC, PGAS, PTBA, UNTR
	2	AMRT, BBKA, BBNI, BBRI, BMRI, CPIN, EXCL
	3	BBTN, BRPT, ICBP, INDF, KLBF, MAPI, TLKM, UNVR
$k = 4$	1	ADRO, AKRA, ANTM, INCO, MDKA, MEDC, PGAS, PTBA, UNTR
	2	AMRT, BBKA, BBNI, BBRI, BMRI, CPIN
	3	BBTN, MAPI, TLKM
	4	ICBP, INDF, KLBF, UNVR

Analisis komposisi sektor pada saham konsisten menunjukkan bahwa saham-saham cenderung mengelompok berdasarkan kesamaan sektornya. Pada $k = 3$, kluster 1 didominasi oleh sektor *energy* (ADRO, AKRA, MEDC, PGAS, PTBA), *basic materials* (ANTM, INCO, INKP, MDKA), serta

industrials (UNTR). Kluster 2 didominasi oleh sektor *financials* (BBCA, BBNI, BBRI, BMRI), *consumer non-cyclicals* (AMRT, CPIN), serta *infrastructures* (EXCL). Kluster 3 didominasi *consumer non-cyclicals* (ICBP, INDF, UNVR) dan tersebar di 5 sektor lainnya, yaitu *health care*, *financials*, *basic materials*, *consumer cyclicals*, serta *infrastructures*. Pada $k = 4$, pola pengelompokan saham menunjukkan pemisahan lebih spesifik dengan perbedaan utama terletak pada pemisahan kluster 3 pada $k = 3$ menjadi dua kluster baru, yaitu kluster 3 dan 4 pada $k = 4$. Pola pengelompokan berdasarkan sektor ini mengindikasikan bahwa saham dengan karakteristik fundamental serupa cenderung memiliki pola pergerakan *return* yang mirip.

Pemilihan Saham Kandidat Portofolio

Selanjutnya, analisis difokuskan pada *horizon* 5 dan 12 yang memiliki jumlah saham konsisten terbanyak. Pemilihan saham kandidat *clustering* dilakukan dengan memilih 2 saham berdasarkan *Sharpe ratio* tertinggi dari setiap kluster sehingga menghasilkan 6 saham pada $k = 3$ dan 8 saham pada $k = 4$. Sebagai pembanding, pemilihan tanpa *clustering* dilakukan dengan memilih saham berdasarkan *Sharpe ratio* tertinggi dari seluruh saham masing-masing 6 dan 8 saham. Hasil pada Tabel 5 dan 6 menunjukkan bahwa metode *clustering* menghasilkan diversifikasi sektor lebih merata. Pada *horizon* 5 dengan $k = 3$, terpilih 6 saham dari 5 sektor berbeda dengan distribusi merata antarkluster, yaitu sektor *energy* dari kluster 1 (AKRA, MEDC), *consumer non-cyclicals* dari kluster 2 (ICBP, AMRT), serta *consumer cyclicals* dan *health care* dari kluster 3 (MAPI, KLBF). Pola serupa juga terlihat pada *horizon* 12 dengan diversifikasi antarsektor lebih merata pada portofolio *clustering*. Sebaliknya, metode tanpa *clustering* menghasilkan konsentrasi sektor dengan 3 dari 8 saham berasal dari sektor *financials* pada *horizon* 5 (BBRI, BMRI, BBNI) serta 4 dari 8 saham berasal dari sektor *energy* pada *horizon* 12 (PGAS, ADRO, MEDC, PTBA).

Tabel 5. Hasil Pemilihan Saham Kandidat Portofolio dengan *Clustering*

Horizon	Kondisi	Kode Saham Setiap Kluster				Jumlah Saham
		1	2	3	4	
5	$k = 3$	AKRA, MEDC	ICBP, AMRT	MAPI, KLBF	-	6
	$k = 4$	AKRA, MEDC	AMRT, UNVR	ICBP, BBRI	MAPI, KLBF	8
12	$k = 3$	PGAS, ADRO	BBCA, BMRI	ISAT, BRPT	-	6
	$k = 4$	PGAS, ADRO	BBCA, BMRI	BRPT, UNVR	ISAT, EXCL	8

Tabel 6. Hasil Pemilihan Saham Kandidat Portofolio Tanpa *Clustering*

Horizon	Kondisi	Kode Saham	Jumlah Saham
5	Tanpa <i>clustering</i>	ICBP, MAPI, AMRT, KLBF, AKRA, BBRI	6
		ICBP, MAPI, AMRT, KLBF, AKRA, BBRI, BMRI, BBNI	8
12	Tanpa <i>clustering</i>	PGAS, ISAT, ADRO, BBCA, MEDC, UNTR	6
		PGAS, ISAT, ADRO, BBCA, MEDC, UNTR, BMRI, PTBA	8

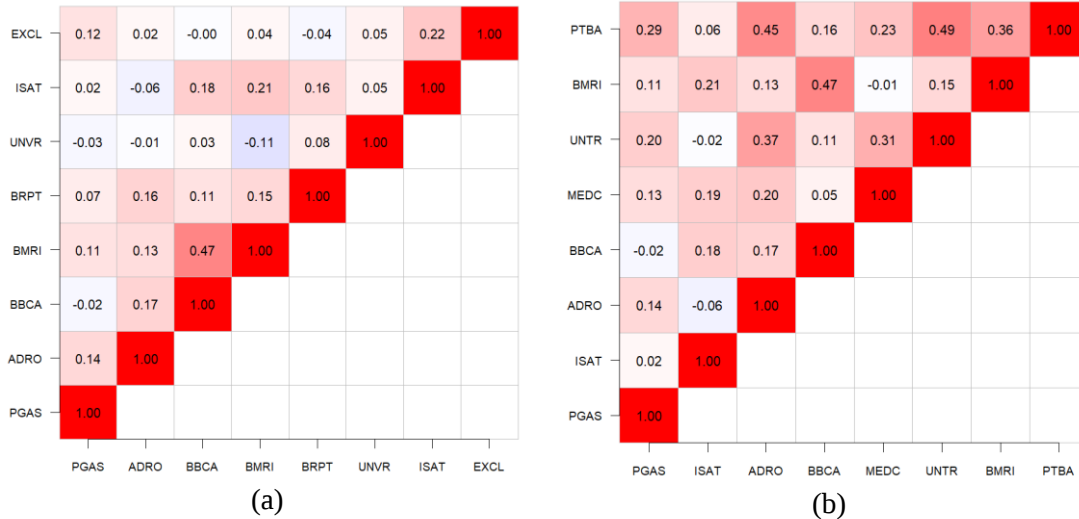
Perbedaan diversifikasi sektor antara kedua metode tersebut juga dapat dibuktikan melalui analisis korelasi saham kandidat portofolio pada Gambar 3. Sebagai contoh, pada *horizon* 12 dengan $k = 4$,

JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA, DAN KOMPUTASI

Khoirunnisa Puspa Negari, Ezra Putranda Setiawan

portofolio *clustering* memiliki 6 pasangan saham dengan korelasi negatif dan hanya 1 pasangan dengan korelasi lebih dari 0,2, yaitu BMRI-ISAT (0,21). Sebaliknya, portofolio tanpa *clustering* memiliki 4 pasangan korelasi negatif dan 9 pasangan dengan korelasi lebih dari 0,2 dengan nilai tertinggi pada UNTR-PGAS (0,49), BBKA-BMRI (0,47), dan ADRO-PGAS (0,45).

Gambar 3. *Heatmap* Korelasi Saham Kandidat Portofolio $k = 4$ (a) dan Tanpa *Clustering* (b) pada Horizon 12



Optimasi Portofolio

Selanjutnya, pembentukan portofolio optimal menggunakan metode *minimum variance* (MV) dan *equal weight* (EW) dilakukan pada 4 kondisi, yaitu *clustering* $k = 3$ dengan 6 saham, *clustering* $k = 4$ dengan 8 saham, tanpa *clustering* dengan 6 saham, dan tanpa *clustering* dengan 8 saham. Hasil pada Tabel 7 menunjukkan bahwa pada metode MV, portofolio *clustering* $k = 3$ menghasilkan kinerja lebih unggul dengan *Sharpe ratio* sebesar 1,4596 pada horizon 5 dan 1,7569 pada horizon 12 dibandingkan tanpa *clustering* dengan 6 saham. Pola serupa terlihat pada portofolio *clustering* $k = 4$ yang menghasilkan kinerja lebih unggul dibandingkan tanpa *clustering* dengan 8 saham. Namun, penambahan jumlah kluster dari $k = 3$ menjadi $k = 4$ menurunkan kinerja karena peningkatan standar deviasi tidak diimbangi dengan peningkatan *return*.

Pada metode EW, portofolio tanpa *clustering* menunjukkan kinerja lebih unggul dengan *Sharpe ratio* sebesar 1,2983 pada horizon 5 dan 1,5230 pada horizon 12 dibandingkan *clustering* $k = 3$. Perbedaan pola antara MV dan EW menunjukkan bahwa metode *clustering* memberikan manfaat ketika dikombinasikan dengan optimasi berbasis risiko, sedangkan EW hanya memberikan bobot sama rata sehingga manfaat *clustering* tidak terlihat. Secara keseluruhan, kinerja portofolio *clustering* $k = 3$ dengan MV lebih unggul dibandingkan kondisi lainnya yang mengindikasikan MV lebih efektif dalam menyeimbangkan *return* dan risiko portofolio.

Tabel 7. Perbandingan Kinerja Portofolio pada Horizon 5 dan 12

Horizon	Kondisi	Metode	Rata-rata Return	Standar Deviasi	Sharpe Ratio
5	$k = 3$	MV	0,2839	0,1534	1,4596
		EW	0,2677	0,1845	1,1255
	Tanpa <i>clustering</i> (6 saham)	MV	0,2407	0,1350	1,3388
		EW	0,2756	0,1660	1,2983

JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA, DAN KOMPUTASI

Khoirunnisa Puspa Negari, Ezra Putranda Setiawan

<i>Horizon</i>	<i>Kondisi</i>	<i>Metode</i>	<i>Rata-rata Return</i>	<i>Standar Deviasi</i>	<i>Sharpe Ratio</i>
12	$k = 4$	MV	0,2386	0,1284	1,2461
		EW	0,1930	0,1570	0,8470
	Tanpa <i>clustering</i> (8 saham)	MV	0,2229	0,1304	1,2491
		EW	0,2374	0,1533	1,1574
	$k = 3$	MV	0,3280	0,1525	1,7569
		EW	0,3002	0,2093	1,1476
	Tanpa <i>clustering</i> (6 saham)	MV	0,2945	0,1447	1,6206
		EW	0,3065	0,1618	1,5230
	$k = 4$	MV	0,2219	0,1380	1,1013
		EW	0,1857	0,1755	0,7164
	Tanpa <i>clustering</i> (8 saham)	MV	0,2015	0,1445	1,3021
		EW	0,1960	0,1608	0,8460

Alokasi bobot portofolio *clustering* dengan MV pada Tabel 8 dan Tabel 9 menunjukkan bahwa saham dengan *return* stabil mendapat bobot lebih tinggi. Pada *horizon* 5, ICBP mendapat alokasi tertinggi sebesar 48,66% pada $k = 3$ dan 32,24% pada $k = 4$ karena karakteristik *return* relatif stabil, sedangkan MEDC mendapat alokasi terendah karena fluktuasi *return* lebih tinggi. Pada *horizon* 12, BBKA mendapat bobot tertinggi sebesar 37,08% pada $k = 3$ dan 29,04% pada $k = 4$, sedangkan BRPT mendapat bobot 0% karena fluktuasi *return* paling tinggi. Sementara itu, BMRI mendapat alokasi rendah meskipun memiliki karakteristik *return* serupa dengan BBKA karena korelasi tinggi antara keduanya sebesar 0,47 pada *horizon* 12 sehingga metode MV mengurangi alokasi bobot untuk menghindari konsentrasi risiko pada sektor yang sama.

Tabel 8. Alokasi Bobot Saham dalam Portofolio *Clustering* $k = 3$

<i>Horizon 5</i>		<i>Horizon 12</i>	
Kode Saham	Bobot	Kode Saham	Bobot
AKRA	0,0993	PGAS	0,1909
MEDC	0,0513	ADRO	0,1981
ICBP	0,4866	BBKA	0,3708
AMRT	0,1316	BMRI	0,0424
MAPI	0,0768	ISAT	0,1978
KLBF	0,1544	BRPT	0,0000

Tabel 9. Alokasi Bobot Saham dalam Portofolio *Clustering* $k = 4$

<i>Horizon 5</i>		<i>Horizon 12</i>	
Kode Saham	Bobot	Kode Saham	Bobot
AKRA	0,0728	PGAS	0,1464
MEDC	0,0166	ADRO	0,1594
AMRT	0,0455	BBKA	0,2904
UNVR	0,1467	BMRI	0,0610
ICBP	0,3224	BRPT	0,0000
BBRI	0,3129	UNVR	0,1184
MAPI	0,0297	ISAT	0,1259
KLBF	0,0535	EXCL	0,0985

Pengujian kinerja pada periode 30 dan 60 hari pada Tabel 10 menunjukkan hasil konsisten. Pada *horizon* 5, portofolio *clustering* $k = 4$ dengan MV menghasilkan kinerja terbaik dengan *Sharpe ratio* sebesar 4,6215 pada periode 30 hari dan 1,9983 pada periode 60 hari. Selanjutnya, diikuti oleh kinerja portofolio *clustering* $k = 3$ dengan *Sharpe ratio* sebesar 2,9207 pada periode 30 hari dan 1,4533 pada periode 60 hari. Namun, kinerja portofolio *clustering* $k = 4$ pada *horizon* 12 menurun drastis dengan *Sharpe ratio* negatif pada seluruh metode optimasi yang mengindikasikan portofolio tidak efisien pada periode penurunan pasar. Portofolio *clustering* $k = 3$ menunjukkan konsistensi lebih baik dengan tetap menghasilkan *Sharpe ratio* positif pada kedua *horizon*. Secara keseluruhan, portofolio *clustering* $k = 3$ dengan MV menunjukkan kinerja terbaik dan konsisten yang berarti kombinasi *clustering* dengan *minimum variance* efektif dalam menghasilkan portofolio yang relatif stabil terhadap perubahan kondisi pasar.

Tabel 10. Hasil Evaluasi Kinerja Portofolio *Clustering* Periode 30 dan 60 Hari

<i>Horizon</i>	Kondisi	Metode	Periode (hari)	Rata-rata Return	Standar Deviasi	<i>Sharpe Ratio</i>
5	$k = 3$	MV	30	0,4193	0,1230	2,9207
			60	0,2254	0,1138	1,4533
		EW	30	0,2025	0,1245	1,1446
			60	0,2104	0,1213	1,2402
	$k = 4$	MV	30	0,5745	0,1113	4,6215
			60	0,2691	0,1047	1,9983
		EW	30	0,3430	0,0906	3,1231
			60	0,2152	0,0937	1,6565
12	$k = 3$	MV	30	0,0914	0,1818	0,1725
			60	0,1184	0,1636	0,3574
		EW	30	0,2551	0,2140	0,9116
			60	0,0829	0,1901	0,1205
	$k = 4$	MV	30	-0,0614	0,1686	-0,7197
			60	0,0479	0,1500	-0,0804
		EW	30	0,0026	0,1973	-0,2911
			60	-0,0078	0,1726	-0,3930

4.2 Pembahasan

Pengelompokan saham menggunakan *agglomerative hierarchical clustering* berbasis *rolling horizon* menghasilkan komposisi anggota kluster yang berbeda pada setiap *horizon* akibat perubahan pola korelasi antarsaham mengikuti dinamika pasar. Hasil penelitian menunjukkan bahwa saham-saham cenderung mengelompok berdasarkan kesamaan sektor yang mengindikasikan adanya keterkaitan antara faktor fundamental perusahaan dan pola pergerakan harga saham [21]. Identifikasi saham konsisten menghasilkan 25 saham dengan proporsi 89,29% pada $k = 3$ dan 22 saham dengan proporsi 78,57% pada $k = 4$. Penurunan jumlah saham konsisten pada $k = 4$ disebabkan pengelompokan lebih sensitif terhadap perubahan pola korelasi antar-*horizon*. Temuan ini sejalan dengan Musmeci et al. [21] dan Tumminello et al. [31] yang menegaskan bahwa *hierarchical clustering* mampu mengidentifikasi struktur pasar berdasarkan pola korelasi antarsaham.

Pemilihan saham kandidat dengan *clustering* menghasilkan diversifikasi sektor yang lebih merata dibandingkan tanpa *clustering*. Pada *horizon* 12 dengan $k = 4$, portofolio *clustering* memiliki 6 pasangan saham berkorelasi negatif dan hanya 1 pasangan berkorelasi positif di atas 0,2, sedangkan portofolio tanpa *clustering* memiliki 4 pasangan berkorelasi negatif dan 9 pasangan berkorelasi positif

di atas 0,2. Hasil ini sejalan dengan Manh & Quoc [18], Malabaguio et al. [17], dan Raffinot [25] yang menunjukkan *hierarchical clustering* berbasis korelasi mampu membentuk portofolio terdiversifikasi. Tola et al. [30] juga menegaskan diversifikasi berbasis korelasi lebih unggul dibandingkan diversifikasi sederhana.

Perbandingan kinerja portofolio menunjukkan perbedaan pola pada metode *minimum variance* (MV) dan *equal weight* (EW). Pada metode MV, portofolio *clustering* $k = 3$ secara konsisten menghasilkan kinerja lebih unggul dengan *Sharpe ratio* sebesar 1,4596 pada *horizon* 5 dan 1,7569 pada *horizon* 12 dibandingkan tanpa *clustering*. Keunggulan ini terjadi karena MV memanfaatkan struktur korelasi dari hasil *clustering* untuk mengoptimalkan alokasi bobot portofolio. Sebaliknya, metode EW mengalokasikan bobot seragam tanpa mempertimbangkan struktur korelasi sehingga portofolio tanpa *clustering* justru lebih unggul. Hasil ini mengindikasikan bahwa metode pemilihan saham berpengaruh terhadap kinerja optimasi portofolio dan memerlukan kesesuaian dengan metode optimasi yang digunakan [35]. Selain itu, penambahan jumlah kluster dari $k = 3$ menjadi $k = 4$ menurunkan kinerja portofolio pada kedua metode optimasi karena dapat meningkatkan risiko *overclustering* dan menghasilkan kelompok dengan anggota terlalu sedikit [10], [23], [28].

Evaluasi kinerja *out-of-sample* menunjukkan pengaruh kondisi pasar terhadap kinerja portofolio. Pada *horizon* 5, portofolio *clustering* $k = 3$ dengan MV menghasilkan kinerja terbaik dengan *Sharpe ratio* sebesar 2,9207 untuk periode 30 hari dan 1,4533 untuk periode 60 hari. Namun, kinerja portofolio pada *horizon* 12 mengalami penurunan signifikan akibat *panic selling* investor asing yang dipicu kekhawatiran resesi Amerika Serikat sehingga IHSG mengalami koreksi tajam [2]. Kondisi ini diperparah oleh ketidakpastian pasar Amerika Serikat yang berpengaruh signifikan terhadap pasar saham Asia-Pasifik serta korelasi antarsaham yang cenderung meningkat pada periode krisis sehingga mengurangi manfaat diversifikasi [13], [16]. Meskipun demikian, portofolio *clustering* $k = 3$ tetap menghasilkan *Sharpe ratio* positif yang mengindikasikan *robustness* lebih tinggi dalam menghadapi kondisi pasar ekstrem.

Penelitian ini memberikan kontribusi dengan mengintegrasikan *agglomerative hierarchical clustering* berbasis *rolling horizon* dengan *minimum variance* untuk optimasi portofolio di pasar saham Indonesia. Berbeda dengan Yusuf et al. [34] dan Gubu et al. [12] yang hanya menggunakan satu periode pengamatan, penelitian ini menerapkan 13 *horizon* untuk menguji konsistensi metode di berbagai kondisi pasar. Beberapa keterbatasan perlu diperhatikan, yaitu periode penelitian didominasi kondisi *bearish* sehingga dapat memengaruhi generalisasi hasil, penentuan saham konsisten belum mempertimbangkan dinamika temporal antarkluster, serta metode MV cenderung menghasilkan bobot ekstrem. Secara keseluruhan, kombinasi metode yang diusulkan terbukti meningkatkan diversifikasi dan kinerja portofolio sehingga dapat menjadi panduan praktis bagi investor dalam membentuk portofolio yang terdiversifikasi dan memiliki kinerja relatif stabil terhadap perubahan kondisi pasar.

5. KESIMPULAN

Metode *agglomerative hierarchical clustering* berbasis *rolling horizon* berhasil mengelompokkan saham IDX30 periode 2022 hingga 2024 berdasarkan pola pergerakan *return* dengan proporsi konsistensi anggota kluster sebesar 89,29% untuk $k = 3$ dan 78,57% untuk $k = 4$. Hasil *clustering* menunjukkan saham cenderung mengelompok berdasarkan kesamaan sektor dengan konsistensi pola pada *horizon* 5 dan 12 sebagai periode terpilih karena memiliki jumlah saham konsisten terbanyak. Hal ini membuktikan bahwa *hierarchical clustering* berhasil mengidentifikasi struktur pasar berdasarkan pola korelasi antarsaham.

Saham kandidat portofolio dengan *clustering* memiliki karakteristik diversifikasi lebih baik dibandingkan tanpa *clustering*. Pada *horizon* 12 dengan $k = 4$, portofolio *clustering* menghasilkan 6 pasangan saham berkorelasi negatif dan hanya 1 pasangan berkorelasi tinggi, sedangkan portofolio tanpa *clustering* menghasilkan 4 pasangan berkorelasi negatif dan 9 pasangan berkorelasi tinggi. Hasil

ini membuktikan bahwa *hierarchical clustering* mampu mengelompokkan saham dengan karakteristik berbeda sehingga meningkatkan efektivitas diversifikasi portofolio.

Kinerja portofolio *clustering* dan tanpa *clustering* menunjukkan perbedaan berdasarkan metode optimasi yang digunakan. Pada metode *minimum variance*, portofolio *clustering* $k = 3$ konsisten menghasilkan kinerja terbaik dengan *Sharpe ratio* sebesar 1,4596 pada *horizon* 5 dan 1,7569 pada *horizon* 12. Sebaliknya, metode *equal weight* menunjukkan portofolio tanpa *clustering* menghasilkan kinerja lebih unggul yang mengindikasikan manfaat *clustering* hanya terlihat ketika dikombinasikan dengan optimasi berbasis risiko. Evaluasi kinerja portofolio untuk periode 30 dan 60 hari menunjukkan portofolio *clustering* $k = 3$ dengan *minimum variance* menghasilkan kinerja terbaik pada *horizon* 5, tetapi mengalami penurunan pada *horizon* 12 akibat kondisi pasar fluktuatif. Meskipun demikian, portofolio *clustering* $k = 3$ tetap menghasilkan *Sharpe ratio* positif yang menunjukkan *robustness* dalam menghadapi kondisi pasar ekstrem. Secara keseluruhan, kombinasi *agglomerative hierarchical clustering* berbasis *rolling horizon* dengan *minimum variance* terbukti efektif meningkatkan kinerja portofolio melalui diversifikasi lebih baik di pasar saham Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Akkaya, M., 2021. Behavioral portfolio theory. In: *Applying Particle Swarm Optimization*. Cham: Springer. pp.29–48. https://doi.org/10.1007/978-3-030-70281-6_3.
- [2] Badan Kebijakan Fiskal Kemenkeu, 2024. *Laporan ekonomi dan keuangan mingguan selama bulan Agustus-September 2024*. [online] Available at: <<https://fiskal.kemenkeu.go.id/analisis/laporan-ekonomi-dan-keuangan-mingguan?date=2024-08-01>> [Accessed 5 January 2026].
- [3] Baek, C., 2016. Stock prices, dividends, earnings, and investor sentiment. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 47(4), pp.1043–1061. <https://doi.org/10.1007/s11156-015-0530-4>.
- [4] Ballal, T., Abdelrahman, S., Muqaibel, A.H. and Al-Naffouri, T.Y., 2021. An adaptive regularization approach to portfolio optimization. In: *International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Toronto: IEEE. pp.5175–5179. <https://doi.org/10.1109/ICASSP39728.2021.9413865>.
- [5] Budiman, J., Limgestu, R., Alvin, A., Nopry, N. and Sagianto, I.T., 2023. Perilaku pengambilan keputusan investasi investor pasar saham Indonesia. *Fair Value: Jurnal Keuangan dan Investasi*, [online] 5(9), pp.3518–3526. Available at: <<https://journal.ikopin.ac.id/index.php/fairvalue/article/view/2812>>.
- [6] Bursa Efek Indonesia, 2025a. *Fact book index IDX30 by November 2025*. [online] Available at: <<https://www.idx.co.id/id/data-pasar/laporan-statistik/fact-sheet-index/>> [Accessed 24 December 2025].
- [7] Bursa Efek Indonesia, 2025b. *Press release: Jumlah investor pasar modal Indonesia tembus 20 juta*. [online] Available at: <<https://www.idx.co.id/id/berita/siaran-pers/2525>> [Accessed 24 December 2025].
- [8] Clarke, R., De Silva, H. and Thorley, S., 2011. Minimum-variance portfolio composition. *Journal of Portfolio Management*, 37(2), pp.31–45. <https://doi.org/10.3905/jpm.2011.37.2.031>.
- [9] DeMiguel, V., Garlappi, L. and Uppal, R., 2009. Optimal versus naive diversification: How inefficient is the 1/N portfolio strategy? *Review of Financial Studies*, 22(5), pp.1915–1953. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhm075>.
- [10] Gatta, F., Iorio, C., Chiaro, D., Giampaolo, F. and Cuomo, S., 2023. Statistical arbitrage in the stock markets by the means of multiple time horizons clustering. *Neural Computing and Applications*, 35(16), pp.11713–11731. <https://doi.org/10.1007/s00521-023-08313-6>.

- [11] Guan, H.S. and Jiang, Q.S., 2007. Cluster financial time series for portfolio. In: *Proceedings of International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition*. Beijing: IEEE. pp.851–856. <https://doi.org/10.1109/ICWAPR.2007.4420788>.
- [12] Gubu, L., Rosadi, D. and Abdurakhman, 2019. Classical portfolio selection with cluster analysis: comparison between hierarchical complete linkage and ward algorithm. In: *SEAMS-UGM International Conference on Mathematics and its Applications*. Yogyakarta: AIP Publishing. pp.1–7. <https://doi.org/10.1063/1.5139174>.
- [13] Hwang, J.K., 2012. Dynamic correlation analysis of Asian stock markets. *International Advances in Economic Research*, 18(2), pp.227–237. <https://doi.org/10.1007/s11294-012-9343-6>.
- [14] Inrawan, A., Hastutik, S., Tonnis, B., Nugroho, H., Manik, E., Indriani, S., Hamdana, H., Salam, A., Atika, A., Kusumaningsih, A., Mindosa, B., Wijayangka, C., Djuanda, G. and Firmansyah, H., 2022. *Portofolio dan investasi*. 1st ed. Bandung: Widina Bhakti Persada.
- [15] Lin, F.L., Yang, S.Y., Marsh, T. and Chen, Y.F., 2018. Stock and bond return relations and stock market uncertainty: Evidence from wavelet analysis. *International Review of Economics and Finance*, 55, pp.285–294. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2017.07.013>.
- [16] Longin, F. and Solnik, B., 2001. Extreme correlation of international equity markets. *Journal of Finance*, 56(2), pp.649–676. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00340>.
- [17] Malabaguio, A.L., Pimentel, R.L.G., Zaballero, A.M.M. and Go, C.K., 2024. Dynamic portfolio optimization according to market states and diversification using hierarchical clustering. In: *International Conference on Applied & Industrial Mathematics and Statistics*. Pahang: AIP Publishing. pp.1–9. <https://doi.org/10.1063/5.0213407>.
- [18] Manh, T.N. and Quoc, H.B., 2024. Portfolio construction based on time series clustering method evidence in the Vietnamese stock market. In: M.H. Hà, X. Zhu and M.T. Thai, eds. *Computational Data and Social Networks*. Singapore: Springer. pp.129–137. https://doi.org/10.1007/978-981-97-0669-3_13.
- [19] Mantegna, R.N., 1999. Hierarchical structure in financial markets. *The European Physical Journal B - Condensed Matter and Complex Systems*, 11, pp.193–197. <https://doi.org/10.1007/s100510050929>.
- [20] Markowitz, H., 1952. Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7(1), pp.77–91. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x>.
- [21] Musmeci, N., Aste, T. and Matteo, T. Di, 2015. Relation between financial market structure and the real economy: Comparison between clustering methods. *PLoS ONE*, 10(3), pp.1–24. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0116201>.
- [22] Otoritas Jasa Keuangan, 2024. *Fact book pasar modal, keuangan derivatif, dan bursa karbon*. [online] Indonesia. Available at: <[https://ojk.go.id/id/Statistik/Pasar-Modal/Laporan-Tahunan/Pages/Fact-Book-Pasar-Modal,-Keuangan-Derivatif,-dan-Bursa-Karbon-\(PMDK\)-2024.aspx](https://ojk.go.id/id/Statistik/Pasar-Modal/Laporan-Tahunan/Pages/Fact-Book-Pasar-Modal,-Keuangan-Derivatif,-dan-Bursa-Karbon-(PMDK)-2024.aspx)>.
- [23] Oyenubi, A., 2019. Diversification measures and the optimal number of stocks in a portfolio: An information theoretic explanation. *Computational Economics*, 54(4), pp.1443–1471. <https://doi.org/10.1007/s10614-016-9600-5>.
- [24] Palomar, D.P., 2025. *Portfolio optimization: Theory and application*. Hong Kong: Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781009428095>.
- [25] Raffinot, T., 2018. Hierarchical clustering-based asset allocation. *The Journal of Portfolio Management*, 44(2), pp.89–99. <https://doi.org/10.3905/jpm.2018.44.2.089>.
- [26] Sathya, N. and Gayathiri, R., 2024. Behavioral biases in investment decisions: An extensive literature review and pathways for future research. *Journal of Information and Organizational Sciences*, 48(1), pp.117–131. <https://doi.org/10.31341/jios.48.1.6>.

- [27] Siska, E., Duraipandi, O. and Widodo, P., 2023. Determinants of Indonesian stock market development: Implementation of an ARDL bound testing approach. *Investment Management and Financial Innovations*, 20(4), pp.69–82. [https://doi.org/10.21511/imfi.20\(4\).2023.07](https://doi.org/10.21511/imfi.20(4).2023.07).
- [28] Tang, W., Xu, X. and Zhou, X.Y., 2022. Asset selection via correlation blockmodel clustering. *Expert Systems with Applications*, 195(1), pp.1–23. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116558>.
- [29] Tangsripairoj, S., Lertkulthum, V., Xie, L. and Yang, Y., 2023. Stock plenty: A web application for virtual stock trading. In: *International Conference on Information Technology*. Chiang Rai: IEEE. pp.192–197. <https://doi.org/10.1109/InCIT60207.2023.10412859>.
- [30] Tola, V., Lillo, F., Gallegati, M. and Mantegna, R.N., 2008. Cluster analysis for portfolio optimization. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 32(1), pp.235–258. <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2007.01.034>.
- [31] Tumminello, M., Lillo, F. and Mantegna, R.N., 2010. Correlation, hierarchies, and networks in financial markets. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 75(1), pp.40–58. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2010.01.004>.
- [32] Wang, L., Lu, Z. and Ren, Y., 2019. A rolling horizon approach for production planning and condition-based maintenance under uncertain demand. *Journal of Risk and Reliability*, 233(6), pp.1014–1028. <https://doi.org/10.1177/1748006X19853671>.
- [33] Yue, S., Wang, X. and Wei, M., 2008. Application of two-order difference to gap statistic. *Transactions of Tianjin University*, 14, pp.217–221. <https://doi.org/10.1007/s12209-008-0039-1>.
- [34] Yusuf, R., Handari, B. and Hertono, G., 2019. Implementation of agglomerative clustering and genetic algorithm on stock portfolio optimization with possibilistic constraints. In: *International Symposium on Current Progress in Mathematics and Sciences*. Depok: AIP Publishing. pp.1–7. <https://doi.org/10.1063/1.5132455>.
- [35] Zhang, J. and Maringer, D., 2011. Distributing weights under hierarchical clustering: A way in reducing performance breakdown. *Expert Systems with Applications*, 38(12), pp.14952–14959. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.05.052>.
- [36] Zivot, E., 2002. *Introduction to computational finance and financial econometrics*. Washington: University of Washington.