



OPTIMASI PORTOFOLIO SAHAM IDX30 MENGGUNAKAN *HIERARCHICAL CLUSTERING* METODE WARD DENGAN PEMBOBOTAN ALGORITMA GENETIKA

Maria Artameivia Putri, Hendra Perdana, Evy Sulistianingsih*

Program Studi Statistik, Fakultas MIPA, Universitas Tanjungpura Pontianak

Jl. Prof. Dr. H. Hadari Nawawi, Pontianak, 78124, Kalimantan Barat

*email: evysulistianingsih@math.untan.ac.id

ABSTRACT

Stock portfolio is an investment consisting of stocks from different companies with the expectation that if the price of one stock decreases, the price of another stock may increase. To optimize returns and minimize risks, an investment strategy through portfolio optimization is required. This study aims to analyze the implementation of hierarchical clustering using the Ward method with genetic algorithm weighting in optimizing the IDX30 stock portfolio. The Ward method is used to group stocks based on similarities in financial ratios, while the genetic algorithm is used to determine optimal investment weights. The data used consist of 28 stocks included in the IDX30 index during the period from February 2024 to January 2025, with 6 stocks meeting the criteria of having positive expected returns and positive financial ratios. The financial ratio variables used in this analysis are Earnings per Share (EPS), Return on Equity (ROE), Debt to Equity Ratio (DER), and Price Earnings Ratio (PER). Based on the analysis results, the optimal IDX30 stock portfolio consists of PT Charoen Pokphand Indonesia Tbk (CPIN), PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF), PT Perusahaan Gas Negara Tbk (PGAS), PT Bukit Asam Tbk (PTBA), and PT United Tractors Tbk (UNTR), with investment allocations of 0.23% for CPIN, 50.37% for INDF, 49.16% for PGAS, 0.12% for PTBA, and 0.13% for UNTR. The portfolio produces an expected return of 0.00112 and a portfolio risk of 0.01340. However, this study does not perform sensitivity analysis on the genetic algorithm parameters; therefore, future research may evaluate solution stability through parameter sensitivity testing.

Keywords: IDX30, Optimal Portfolio, Ward Method, Genetic Algorithm

ABSTRAK

Portofolio saham adalah investasi saham dari perusahaan yang berbeda dengan harapan jika salah satu harga saham menurun sementara harga saham yang lain meningkat. Untuk mengoptimalkan keuntungan dan meminimalisir timbulnya risiko maka diperlukan strategi investasi yakni dengan optimasi portofolio. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis penerapan *hierarchical clustering* menggunakan *ward method* dengan pembobotan algoritma genetika dalam membentuk optimasi portofolio saham IDX30. Metode Ward digunakan untuk mengelompokkan saham berdasarkan kemiripan rasio keuangan, sedangkan algoritma genetika digunakan untuk menentukan bobot investasi optimal. Data yang digunakan terdiri dari 28 saham yang tergabung dalam IDX30 pada periode Februari 2024 hingga Januari 2025 dengan 6 saham yang memenuhi kriteria yakni memiliki *expected return* positif dan memiliki rasio keuangan positif. Variabel rasio keuangan yang digunakan dalam analisis ini adalah *Earning per Share* (EPS), *Return on Equity* (ROE), *Debt to Equity Ratio* (DER), dan *Price Earning Ratio* (PER). Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, portofolio saham optimal IDX30 yang terbentuk terdiri dari saham PT Charoen Pokphand Indonesia Tbk (CPIN), PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF), PT Perusahaan Gas Negara Tbk (PGAS), PT Bukit Asam Tbk (PTBA), dan PT United Tractors Tbk (UNTR) dengan pengalokasian dana sebesar 0,23% untuk saham CPIN, 50,37% untuk saham INDF, 49,16% untuk saham PGAS, 0,12% untuk saham PTBA, dan 0,13% untuk saham UNTR. Portofolio tersebut dapat menghasilkan *expected return* portofolio sebesar 0,00112 dan risiko portofolio sebesar 0,01340. Namun penelitian

ini tidak melakukan uji sensitivitas dalam penggunaan parameter algoritma genetika, sehingga pengujian kestabilan solusi dapat dilakukan pada penelitian selanjutnya.

Kata kunci: IDX30, Portofolio Optimal, *Ward Method*, Algoritma Genetika.

Received: 11 March 2026 , Accepted: 16 July 2026, Published: 21 July 2026

PENDAHULUAN

Investasi merupakan sebuah kegiatan untuk menghasilkan dana pada satu atau lebih kategori aset dalam jangka waktu tertentu dengan harapan dapat memperoleh atau meningkatkan nilai investasi di masa yang akan datang (Putri & Santoso, 2024). Dari seluruh sarana investasi, saham merupakan sarana yang paling banyak diminati oleh investor karena menjanjikan pengembalian yang lebih tinggi. Pasar modal memperjualbelikan instrumen keuangan seperti obligasi, saham, dan sebagainya. Dalam pasar modal, surat berharga atau sertifikat yang bertujuan untuk membuktikan suatu perusahaan adalah saham (Radinasari, *et al.*, 2024). Harga saham dalam pasar modal mengalami fluktuasi yang dinamis.

Bursa Efek Indonesia (BEI) yakni lembaga yang memiliki wewenang untuk mengawasi perdagangan saham di Indonesia mempublikasikan pergerakan harga saham salah satunya melalui indeks yakni IDX30. IDX30 merupakan indeks saham yang berisi 30 saham dengan kapitalisasi pasar besar dan didukung oleh kondisi keuangan perusahaan yang baik (Yoda, *et al.*, 2023). Kriteria saham pada indeks IDX30 memperhitungkan likuiditas saham yang mencakup nilai transaksi, frekuensi transaksi, dan besarnya kapitalisasi pasar. Meskipun saham-saham IDX30 memiliki potensi *return* yang tinggi, risiko investasi tetap menjadi faktor utama yang perlu diperhatikan. Kondisi ekonomi, kebijakan pemerintah, dan dinamika pasar dapat menyebabkan fluktuasi harga yang besar. Untuk mengoptimalkan keuntungan dan meminimalisir timbulnya risiko maka diperlukan strategi investasi yakni dengan optimasi portofolio.

Portofolio saham merupakan investasi yang terdiri atas beberapa saham dari setiap perusahaan yang berbeda dengan harapan jika harga salah satu saham menurun sementara harga saham yang lain meningkat, sehingga investasi tidak akan mengalami kerugian (Puspitasari, *et al.*, 2022). Portofolio optimal merupakan portofolio yang dipilih oleh investor dari berbagai macam pilihan yang terdapat pada sekumpulan portofolio efisien. Portofolio optimal bertujuan untuk menghasilkan *return* yang optimal dengan risiko yang dapat dipertanggungjawabkan. Namun, banyaknya pilihan saham dengan karakteristik yang beragam dapat menyulitkan investor dalam menentukan kombinasi saham yang tepat untuk membentuk portofolio optimal. Oleh karena itu diperlukan metode yang dapat mengelompokkan saham berdasarkan kesamaan karakteristik agar pemilihan saham dalam portofolio menjadi lebih sistematis.

Penelitian mengenai optimasi portofolio saham pada umumnya telah banyak dilakukan menggunakan model Markowitz, *Single Index Model*, maupun algoritma genetika tanpa melalui tahapan pengelompokan saham. Oleh karena itu, penelitian ini mengombinasikan *hierarchical clustering* dengan metode Ward untuk mengelompokkan saham berdasarkan kemiripan rasio keuangan dengan algoritma genetika untuk menentukan bobot portofolio optimal. Sehingga dapat menghasilkan portofolio yang lebih sistematis.

Analisis *clustering* merupakan teknik multivariat yang bertujuan untuk mengelompokkan objek sesuai karakteristiknya (Dewi & Ahadiyah, 2022). Terdapat dua pendekatan dalam *hierarchical clustering* yakni *agglomerative* dan *divisive*. Beberapa teknik yang sering digunakan dalam metode *agglomerative* untuk mengelompokkan objek berdasarkan tingkat kesamaan adalah *single linkage*, *complete linkage*, *average linkage*, dan *ward method*. Selanjutnya, untuk memperoleh bobot optimal dalam pembentukan portofolio maka digunakan metode algoritma genetika.

Algoritma genetika merupakan proses komputasi yang dikembangkan oleh Goldberg berdasarkan teori evolusi Darwin yang menyatakan bahwa kelangsungan hidup suatu makhluk dipengaruhi oleh kemampuannya beradaptasi dengan lingkungan (Hermanto, 2003). Kromosom merupakan sebuah solusi yang digunakan pada algoritma genetika. Setiap kromosom mendeskripsikan satu portofolio saham dimana sekumpulan kromosom tersebut akan disebut sebagai populasi. Kromosom dibentuk oleh komponen penyusun yang disebut sebagai gen. Gen merupakan bobot untuk masing-masing saham dalam portofolio. Kemudian, kromosom-kromosom tersebut akan mengalami proses evolusi secara bertahap yang disebut sebagai generasi. Setiap generasi kromosom-kromosom tersebut akan dievaluasi tingkat keberhasilan nilai solusi terhadap masalah yang akan diselesaikan menggunakan nilai *fitness*. Kromosom yang tetap dipertahankan untuk generasi selanjutnya dipilih melalui proses seleksi dimana kromosom yang memiliki nilai *fitness* tinggi akan berpeluang lebih besar untuk terpilih.

TINJAUAN PUSTAKA

Return Saham

Return saham merupakan besarnya keuntungan yang diterima investor dari investasi yang telah dilakukan (Putri, Sulistianingsih, & Imro'ah, 2025). *Return* saham dapat dihitung menggunakan Persamaan (1).

$$R_{S_{i(t)}} = \ln \left(\frac{P_{S_{i(t)}}}{P_{S_{i(t-1)}}} \right) \quad (1)$$

Dalam pembentukan portofolio optimal, *return* saham merupakan komponen utama karena dapat menggambarkan tingkat keuntungan yang diharapkan investor. Namun penggunaan *return* historis memiliki keterbatasan karena kondisi pasar

bersifat dinamis sehingga diperlukan metode optimasi yang mampu menyesuaikan karakteristik aset dan perubahan risiko pasar (Rosadi, *et al.*, 2024).

Ward Clustering

Ward clustering merupakan salah satu metode *hierarchical clustering* yang didasarkan pada kriteria *Sum of Squared Errors* (SSE), yakni menggunakan variansi sekecil mungkin pada saat pembentukan *cluster*. Metode ini bertujuan untuk meminimalkan variansi pada setiap kelompok dan biasanya digunakan untuk menggabungkan kelompok dengan jumlah kecil. Keunggulan metode *ward* adalah mampu menghasilkan kelompok dengan karakteristik yang lebih homogen (Oti & Olusola, 2024). Perhitungan jarak SSE dapat diukur jika *cluster* terdiri atas lebih dari satu objek (Andyani, *et al.*, 2024).

$$SSE = \sum_{k=1}^L (x_k - \bar{x}_k)^2 \quad (2)$$

dengan x_k adalah nilai observasi variabel ke- k dengan $k = 1, 2, 3, \dots, L$ dan $\bar{x}_k$ adalah rata-rata observasi variabel ke- k .

Tahapan yang dilalui dalam penerapan *ward clustering* adalah sebagai berikut.

1) Multikolinearitas

Multikolinearitas adalah kondisi dimana variabel bebas terikat erat antara satu sama lain. Uji multikolinearitas dalam variabel penelitian dapat dilakukan dengan menggunakan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Multikolinearitas terjadi jika nilai VIF lebih dari 10 dan jika nilai VIF kurang dari 10 maka tidak terjadi multikolinearitas. Nilai VIF yang semakin tinggi menunjukkan korelasi antar variabel yang semakin tinggi. Multikolinearitas dapat menimbulkan masalah dalam interpretasi pengaruh masing-masing variabel (Andyani *et al.*, 2024).

2) Standarisasi Data

Standarisasi data adalah proses mengubah nilai variabel asli menjadi nilai variabel baru. Standarisasi diperlukan ketika terdapat perbedaan ukuran satuan antar variabel. Perbedaan satuan yang sangat besar dapat menyebabkan hasil analisis *cluster* menjadi tidak akurat (Andyani *et al.*, 2024).

3) Menghitung Jarak Antar Saham Dengan Jarak *Manhattan*

Jarak *manhattan* adalah metode pengukuran jarak yang dilakukan dengan menghitung selisih mutlak antara koordinat dua objek. Jarak *manhattan* dinilai memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan jarak *euclidean* (Hasanah & Sofro, 2022). Jarak *manhattan* memiliki kelebihan yakni dapat mendeteksi *outlier* dengan baik (Andyani *et al.*, 2024).

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^n |x_{ik} - x_{jk}| \quad (3)$$

dengan d_{ij} adalah jarak *Manhattan* antara saham ke- i dan saham ke- j . x_{ik} adalah nilai variabel ke- k dari objek ke- i , dan x_{jk} adalah nilai variabel ke- k dari objek ke- j

- 4) Pengelompokkan Objek
Pengelompokan objek dalam *ward method* dimulai dengan mengidentifikasi objek-objek yang paling mirip berdasarkan matriks jarak yang digunakan yakni jarak *manhattan*.
- 5) Penentuan Jumlah *Cluster* dan Interpretasi *Cluster*
Penentuan jumlah *cluster* dalam analisis ini adalah berdasarkan dendrogram yang dibentuk dari metode *ward* dengan jarak *manhattan*. Dendrogram digunakan untuk melihat pola pengelompokan data secara visual, sehingga dapat diketahui pada titik mana jarak antar objek jarak antar *cluster* mulai meningkat tajam.

Risiko Saham

Risiko saham merupakan penyimpangan dari *expected return* dengan *return* sebenarnya. Risiko saham dapat dihitung menggunakan ukuran penyebaran yakni varians. Hubungan antar *return* saham i dan j dapat diukur dengan kovarians. Kovarians positif artinya nilai-nilai dari kedua variabel bergerak dari arah yang sama. Kovarians negatif artinya nilai-nilai dari kedua variabel bergerak dari arah yang berlawanan. Risiko dalam portofolio merupakan kemungkinan bahwa keuntungan yang diharapkan berbeda dari yang diperoleh. Risiko portofolio dapat dihitung menggunakan Persamaan (4).

$$\sigma_p = \sqrt{Var(RP)} \quad (4)$$

dengan σ_p adalah risiko portofolio dan $Var(RP)$ adalah *varians* portofolio.

Algoritma Genetika

Algoritma genetika merupakan teknik yang dirancang berdasarkan prinsip genetika dan sistem alam yang diadaptasi dari proses evolusi alam dengan meniru simulasi proses-proses pada sistem alam yang dikemukakan oleh Charles Darwin (Hermanto, 2003). Algoritma genetika digunakan untuk mencari penyelesaian yang berperan sebagai solusi optimal dari sebuah permasalahan. Algoritma genetika mampu menyelesaikan masalah optimasi non-linier dengan ruang pencarian yang besar namun dapat mengalami konvergensi prematur yakni terlalu cepat berhenti pada solusi tertentu (Nufus, *et al.*, 2025).

Tahapan yang dilalui dalam penerapan algoritma genetika adalah sebagai berikut.

- 1) Representasi Kromosom
Kromosom disebut sebagai individu. Representasi kromosom dilakukan dengan memberikan kode pada sebuah gen dari sebuah kromosom. Sebuah kromosom menyatakan suatu solusi dari suatu permasalahan (Lestari, *et al.*, 2019). Dalam pembobotan portofolio optimal ini, gen direpresentasikan menggunakan *real coded*. Dalam penelitian ini jumlah gen pembentuk

kromosom sesuai dengan jumlah saham yang tergabung dalam portofolio yang akan dibentuk.

2) Pembentukan Populasi Awal

Populasi awal diperoleh dengan menginisialisasi sejumlah kromosom secara acak (Lestari *et al.*, 2019). Jumlah individu yang dibangkitkan dalam populasi awal ditentukan berdasarkan parameter kontrol yang telah ditetapkan. Dalam pembobotan portofolio ini yang digunakan adalah 100 kromosom.

3) Perhitungan Nilai *Fitness*

Fitness merupakan nilai yang menggambarkan kualitas dari sebuah kromosom. Semakin tinggi nilai *fitness* maka kromosom yang akan bertahan hidup juga akan semakin tinggi. Nilai *fitness* diperoleh melalui Persamaan (5).

$$f_h = \frac{E(RP)}{\sigma_p} \quad (5)$$

dengan f_h adalah nilai *fitness* kromosom ke- h , $E(RP)$ adalah *expected return portofolio*, dan σ_p adalah risiko portofolio.

4) Seleksi

Seleksi kromosom dalam algoritma genetika digunakan untuk memilih individu atau kromosom-kromosom yang tetap bertahan dalam populasi. Dalam pembobotan portofolio optimal ini, proses seleksi yang digunakan adalah dengan *elitism* dan *roulette wheel*. *Elitism* merupakan metode seleksi dengan mempertahankan individu terbaik yang dilihat melalui nilai *fitness* terbaik untuk dipertahankan dan langsung diteruskan ke generasi berikutnya tanpa perubahan. *Roulette wheel* adalah metode seleksi dengan melihat peluang terpilihnya individu berdasarkan nilai *fitness*.

5) *Crossover*

Crossover adalah tahapan untuk menghasilkan kromosom baru atau dikenal sebagai *offspring*. Dalam pembobotan portofolio optimal ini, proses *crossover* yang digunakan adalah *arithmetic crossover*. Banyak kromosom yang akan mengalami proses *crossover* ditentukan dengan parameter kontrol yang digunakan. Parameter kontrol tersebut disebut dengan probabilitas *crossover* yang dinotasikan dengan P_c yakni 60%.

$$C_1 = \alpha \times O_1 + (1 - \alpha) \times O_2 \quad (6)$$

$$C_2 = (1 - \alpha) \times O_1 + \alpha \times O_2 \quad (7)$$

dengan C_1 dan C_2 adalah *offspring* yang dihasilkan melalui proses *crossover*, O_1 dan O_2 adalah induk yang terpilih sesuai dengan bilangan acak yang telah dibangkitkan, dan α adalah bilangan acak yang dibangkitkan pada interval 0 hingga 1.

6) Mutasi

Dalam algoritma genetika, mutasi adalah operator yang memodifikasi nilai dari satu atau lebih gen pada sebuah kromosom. Jumlah individu yang akan mengalami proses mutasi sesuai dengan parameter kontrol yang ditetapkan

(Lestari et al., 2019). Parameter kontrol tersebut disebut dengan probabilitas mutasi yang dinotasikan dengan P_m yakni 40%.

$$y'_g = y_g + \varepsilon \quad (8)$$

dengan y'_g adalah gen ke- g baru yang dihasilkan dari proses mutasi, y_g adalah gen ke- g lama dan ε adalah nilai yang dibentuk pada interval yang telah ditetapkan yaitu -0,05 hingga 0,05.

7) Kriteria Berhenti

Kriteria berhenti digunakan untuk menentukan proses-proses dalam algoritma genetika dihentikan. Beberapa kriteria dalam algoritma genetika yaitu batas nilai *fitness*, batas waktu komputasi, jumlah generasi, dan kondisi konvergensi (Lestari et al., 2019). Dalam pembobotan portofolio optimal ini, kriteria berhenti yang digunakan adalah banyak generasi yang ditentukan yakni hingga 1000 generasi.

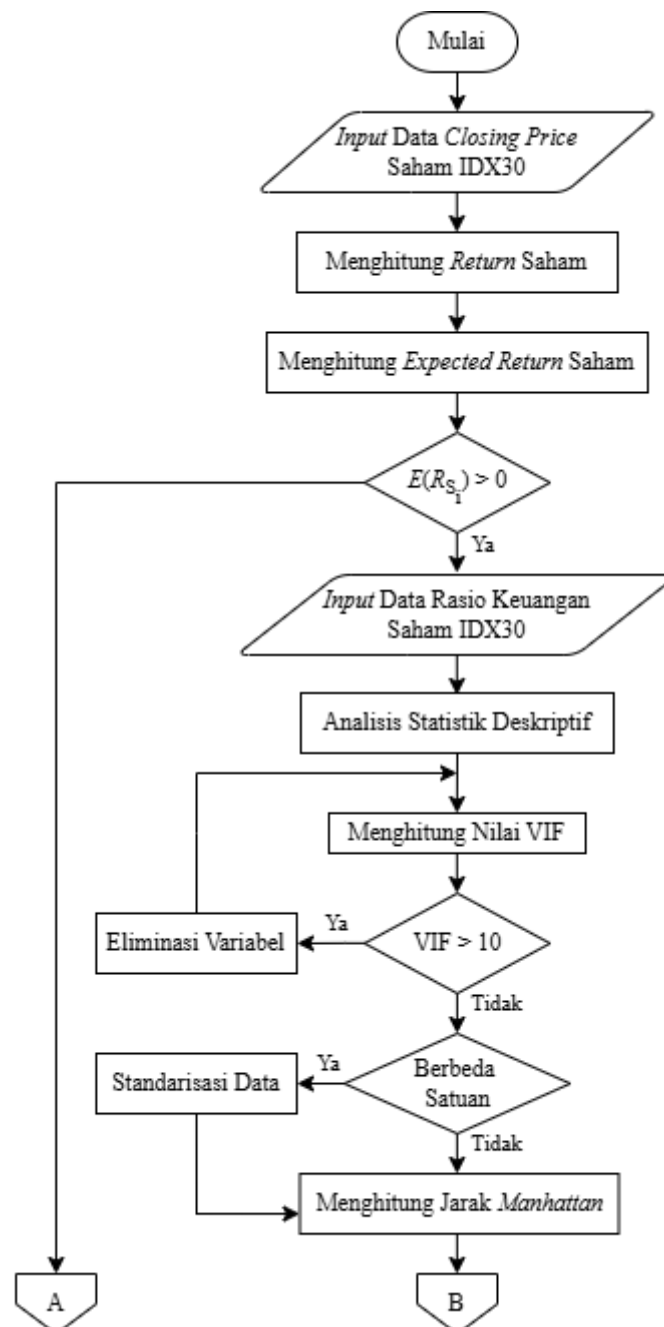
Pada tahap pembentukan populasi awal, serta tahap *crossover* dan mutasi, kromosom yang dihasilkan bisa saja tidak sesuai dengan *constraint* yang telah ditentukan. Hal tersebut dapat diatasi dengan melakukan *repair*.

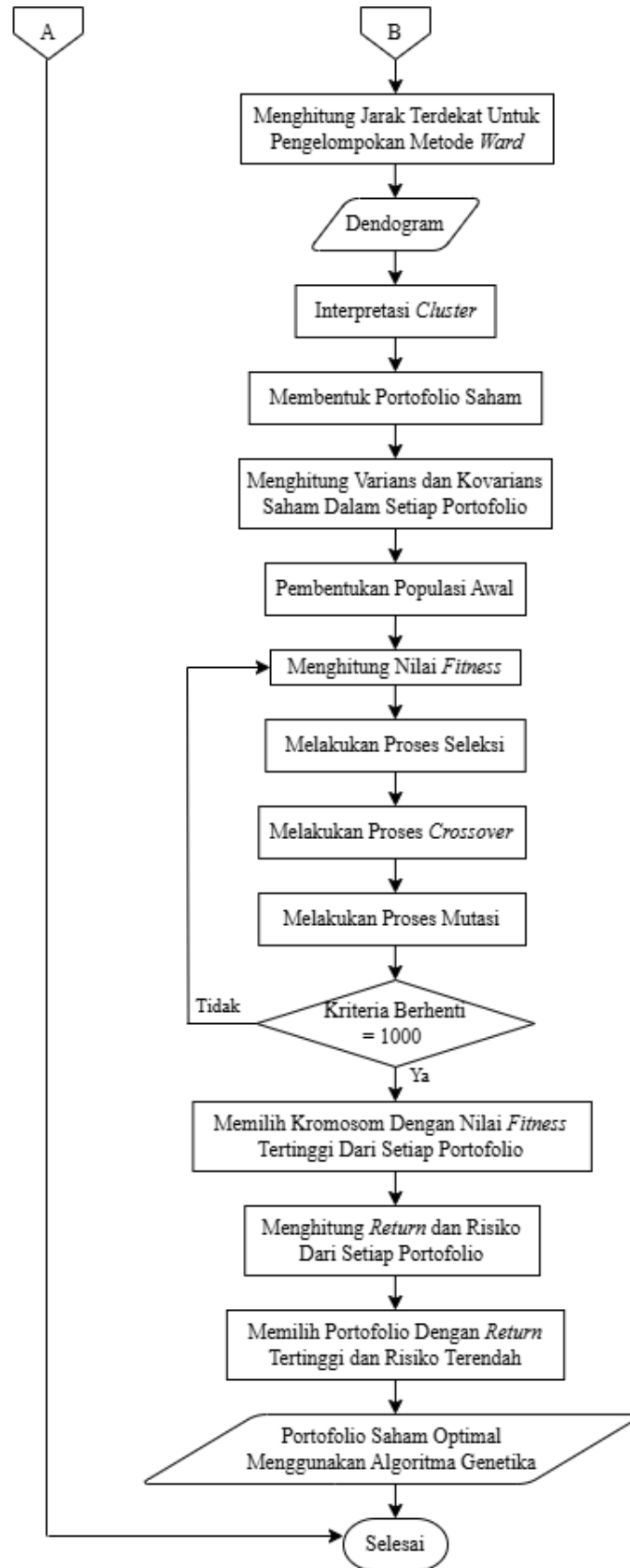
METODE PENELITIAN

Analisis data diawali dengan melakukan uji multikolinearitas dan standarisasi data, selanjutnya dihitung jarak antar objek menggunakan jarak *manhattan* untuk mengukur kemiripan antar saham. Jarak *manhattan* memiliki kelebihan yakni dapat mendeteksi *outlier* dengan baik (Andyani et al., 2024). Berdasarkan jarak tersebut, saham yang memiliki karakteristik serupa akan dikelompokkan ke dalam satu *cluster* yang kemudian divisualisasikan menggunakan dendogram. Jumlah *cluster* ditentukan berdasarkan hasil interpretasi dendogram dengan mempertimbangkan peningkatan jarak antar *cluster*. Selanjutnya, setiap *cluster* yang terbentuk dikombinasikan dengan menggabungkan saham dari *cluster* yang berbeda untuk membentuk beberapa portofolio saham. Pembentukan portofolio dari beberapa *cluster* bertujuan untuk meningkatkan diversifikasi dengan menggabungkan saham yang memiliki karakteristik berbeda.

Bobot investasi dari setiap saham yang tergabung dalam portofolio dihitung menggunakan algoritma genetika yang diawali dengan membangkitkan populasi awal secara acak yakni 100 kromosom dimana setiap kromosom terdiri dari sejumlah saham yang tergabung dalam portofolio. Kemudian, kromosom-kromosom tersebut dievaluasi dengan menghitung nilai *fitness* yang diperoleh melalui rasio antara *expected return* portofolio saham dan risiko portofolio saham. Setelah itu dilakukan tahap seleksi menggunakan *elitism selection* yakni dengan mengambil 4 kromosom yang memiliki nilai *fitness* tertinggi untuk diteruskan ke generasi berikutnya dan *roulette wheel selection* dengan melihat peluang terpilihnya individu berdasarkan nilai *fitness*. Tahap selanjutnya adalah melakukan *crossover* dengan probabilitas *crossover* sebesar 60%. Setelah tahap *crossover*,

dilakukan tahap mutasi untuk mengubah satu isi gen dari sebuah kromosom dengan probabilitas mutasi sebesar 40%. Tahap-tahap dalam algoritma genetika akan dilakukan secara berulang sampai berhenti pada generasi yang telah ditentukan yakni generasi ke-1000. Kromosom yang memiliki nilai *fitness* tertinggi dari 1000 generasi akan menjadi bobot terbaik untuk saham dalam portofolio. Jumlah populasi, probabilitas *crossover*, probabilitas mutasi, dan jumlah generasi ditentukan berdasarkan penelitian terdahulu (Erica, Handari, & Hertono, 2023) Setelah dilakukan pembobotan pada setiap portofolio yang terbentuk, tahap selanjutnya adalah membandingkan nilai *expected return* portofolio dan risiko portofolio untuk memperoleh portofolio optimal.





Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan data saham yang selalu konsisten tergabung dalam Bursa Efek Indonesia (BEI) pada indeks IDX30 dan memiliki *expected return* positif serta memiliki rasio keuangan positif pada periode Februari 2024 hingga Januari 2025. Terdapat 28 saham yang selalu konsisten tergabung dalam BEI pada indeks IDX30 dalam periode Februari 2024 hingga Januari 2025. Tahap pertama yang harus dilakukan adalah menghitung *expected return* saham. Data rasio keuangan yang digunakan terdiri dari empat variabel yakni *Earning per Share* (EPS), *Return on Equity* (ROE), *Debt to Equity Ratio* (DER), dan *Price Earning Ratio* (PER). Dari 28 saham tersebut, terdapat 6 saham yang memiliki *expected return* positif dan 22 saham lainnya memiliki *expected return* negatif. 6 saham yang memiliki *expected return* positif disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Saham Dengan *Expected Return* Positif

Kode Saham	Nama Perusahaan	$E(R_{S_i})$
AMRT	PT Sumber Alfaria Trijaya Tbk	0.000175306
CPIN	PT Charoen Pokphand Indonesia Tbk	0.000171295
INDF	PT Indofood Sukses Makmur Tbk	0.000788696
PGAS	PT Perusahaan Gas Negara Tbk	0.001466207
PTBA	PT Bukit Asam Tbk	0.000197455
UNTR	PT United Tractors Tbk	0.000305567

Setiap saham yang selalu konsisten tergabung dalam BEI pada indeks IDX30 dan memiliki *expected return* positif pada periode Februari 2024 hingga Januari 2025 memiliki rasio keuangan positif. Statistik deskriptif dari rasio keuangan tersebut disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Statistik Deskriptif

	Rata-rata	Minimum	Maksimum	Simpangan Baku
EPS	1205,783	75,86	5278,7	2020,467
ROE	0,149	0,0793	0,2254	0,060
DER	0,793	0,41	1,19	0,252
PER	14,113	5,07	37,57	12,904

Berdasarkan Tabel 2, dapat dilihat bahwa ROE rata-rata 14,9% menunjukkan profitabilitas yang cukup baik dari setiap perusahaan. Rata-rata DER 0,793 menunjukkan risiko keuangan dari setiap perusahaan relatif rendah. EPS memiliki sebaran paling besar yakni 2020,467 diikuti oleh PER yakni 12,904. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat perbedaan kinerja keuangan antar perusahaan. Saham yang menunjukkan rasio keuangan paling sehat adalah UNTR dan PTBA. Sementara itu, saham INDF dan PGAS dapat dikategorikan sebagai saham dengan rasio keuangan yang relatif stabil dan memiliki nilai *expected return* yang paling besar dibandingkan saham lainnya. Oleh karena itu perlu dilakukan analisis *ward*

clustering menggunakan ukuran jarak *manhattan* untuk membentuk kelompok saham yang memiliki karakteristik keuangan yang serupa.

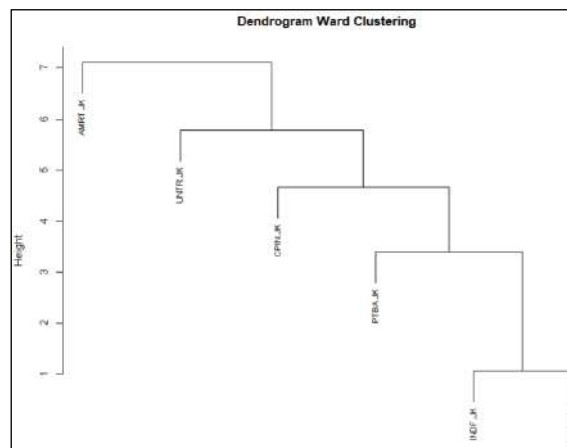
Selanjutnya, dilakukan uji multikolinearitas. Nilai VIF untuk variabel rasio keuangan disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Nilai VIF Variabel Rasio Keuangan

Variabel	Nilai VIF
EPS	1,4905
ROE	1,3238
DER	1,3161
PER	1,4828

Berdasarkan Tabel 3, dapat dilihat bahwa nilai VIF untuk seluruh variabel kurang dari 10 maka dapat disimpulkan bahwa tidak terjadi multikolinearitas antar variabel. Karena terdapat ukuran satuan yang berbeda antar variabel yang digunakan maka dilakukan standarisasi data, dilanjutkan dengan menghitung jarak antar saham menggunakan jarak *Manhattan*, dan pengelompokkan saham.

Berdasarkan Gambar 2 dapat dilihat bahwa pengelompokkan saham menggunakan *ward clustering* dapat membentuk minimal dua *cluster*, namun untuk mengetahui perbedaan karakteristik rasio keuangan saham secara rinci maka jumlah *cluster* yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebanyak tiga *cluster*.



Gambar 2. Dendrogram Hasil Pengelompokkan Saham

Anggota dari setiap *cluster* yang terbentuk beserta karakteristiknya disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Kelompok Saham

Cluster	Anggota
1	AMRT
2	CPIN, PTBA, INDF, PGAS
3	UNTR

Setiap *cluster* dalam Tabel 4 memiliki karakteristik yang berbeda-beda. *Cluster* 1 merupakan saham tunggal yang memiliki kinerja keuangan cukup berisiko dengan valuasi yang cukup tinggi serta tidak memungkinkan adanya diversifikasi. *Cluster* 2 merupakan kelompok saham yang terdiri dari beberapa sektor dengan kinerja keuangan yang relatif stabil dan memungkinkan adanya diversifikasi. *Cluster* 3 merupakan saham tunggal yang memiliki kinerja keuangan relatif stabil namun tidak memungkinkan adanya diversifikasi. Untuk membentuk beberapa portofolio, maka dilakukan pengkombinasian antar *cluster* yang telah terbentuk dengan menggabungkan saham dari *cluster* yang berbeda.

Tabel 5. Portofolio Saham

Portofolio	Kombinasi Saham
1	CPIN, PTBA, INDF, PGAS
2	AMRT, CPIN, PTBA, INDF, PGAS
3	CPIN, PTBA, INDF, PGAS, UNTR
4	AMRT, UNTR

Selanjutnya, dihitung varians dan kovarians untuk mengukur risiko individual serta hubungan antar saham, kemudian ditentukan bobot saham setiap portofolio menggunakan algoritma genetika.

Algoritma genetika digunakan untuk menentukan bobot optimal saham dalam setiap portofolio dan dijalankan secara terpisah pada masing-masing portofolio. Analisis dilakukan menggunakan perangkat lunak RStudio dengan *package* GA, dengan tujuan memaksimalkan *expected return* portofolio dan meminimalkan risiko.

Setiap kromosom merepresentasikan satu solusi berupa bobot saham (*real-coded*), dengan jumlah gen sesuai dengan jumlah saham dalam portofolio dan total bobot bernilai satu. Populasi awal dibangkitkan secara acak sebanyak 100 kromosom. Berikut ditunjukkan ilustrasi populasi awal yang terbentuk untuk portofolio 1:

Kromosom $[1_{awal}] = [0,1505; 0,314; 0,1249; 0,4106]$

⋮

Kromosom $[100_{awal}] = [0,1779; 0,1993; 0,2779; 0,3448]$

Selanjutnya, setiap kromosom dievaluasi menggunakan nilai *fitness* untuk menilai kemampuannya dalam mencapai tujuan optimasi, yaitu memaksimalkan *expected return* portofolio dan meminimalkan risiko. Nilai *fitness* yang semakin tinggi akan memperbesar peluang kromosom untuk dipertahankan pada generasi berikutnya. Nilai *fitness* dihitung menggunakan Persamaan (5). Contoh hasil evaluasi *fitness* untuk portofolio 1 adalah sebagai berikut:

$$Fitness [1_{awal}] = \frac{0,000538}{0,011545} = 0,046568$$

⋮

$$Fitness [100_{awal}] = \frac{0,000663}{0,011785} = 0,056275$$

Proses seleksi dilakukan untuk memilih kromosom yang akan dipertahankan dalam populasi menggunakan metode *elitism* sebesar 4% untuk mempertahankan kromosom dengan nilai *fitness* tertinggi, serta metode *roulette wheel* untuk memilih kromosom lainnya berdasarkan probabilitas *fitness* relatif. Contoh kromosom yang terpilih melalui *elitism* adalah sebagai berikut:

$$\text{Kromosom } [95_{awal}] = [0,1513; 0,4427; 0,3562; 0,0498]$$

$$\text{Kromosom } [90_{awal}] = [0,0894; 0,4607; 0,3424; 0,1075]$$

$$\text{Kromosom } [62_{awal}] = [0,0623; 0,2323; 0,5789; 0,1266]$$

$$\text{Kromosom } [96_{awal}] = [0,1097; 0,2728; 0,4774; 0,1401]$$

Kemudian, dihitung nilai *fitness* relatif setiap kromosom. Sebagai contoh, dengan total nilai *fitness* populasi awal portofolio 1 sebesar 5,445726, maka nilai *fitness* relatif kromosom $[1_{awal}]$ dan $[2_{awal}]$ berturut-turut adalah:

$$p_1 = \frac{0,046568}{5,445726} = 0,008551 \quad p_2 = \frac{0,066974}{5,445726} = 0,012299$$

Selanjutnya, nilai *fitness* kumulatif untuk dua kromosom pertama adalah:

$$q_h = q_{(h-1)} + p_h$$

$$q_1 = 0,008551$$

Berdasarkan probabilitas kumulatif tersebut, dibangkitkan bilangan acak pada interval 0 hingga 1 sebanyak 96 kali, yaitu sesuai dengan ukuran populasi setelah dikurangi jumlah kromosom yang dipertahankan melalui *elitism*. Contoh bilangan acak yang dibangkitkan adalah sebagai berikut:

$$r_1 = 0,732620 \text{ berada pada rentang probabilitas kumulatif Kromosom } [70_{awal}]$$

⋮

$$r_{96} = 0,664234 \text{ berada pada rentang probabilitas kumulatif Kromosom } [63_{awal}]$$

Crossover bertujuan untuk memperoleh kromosom baru (*offspring*). Pada penelitian ini digunakan metode *arithmetic crossover* dengan probabilitas *crossover* (P_c) sebesar 60%. Metode ini menghasilkan *offspring* melalui kombinasi dari dua kromosom induk. Melalui seleksi *elitism*, sebanyak 4 kromosom dengan nilai *fitness* terbaik dipertahankan tanpa perubahan. Dengan demikian, dari total 100 kromosom, sebanyak 96 kromosom hasil seleksi *roulette wheel* menjadi kandidat induk (*parent*) pada proses *crossover*.

Kromosom dengan bilangan acak lebih kecil dari P_c dipilih sebagai induk untuk *crossover*, sedangkan kromosom dengan bilangan acak lebih besar dari P_c tidak mengalami proses *crossover* dan langsung diteruskan ke generasi berikutnya. Bilangan acak dibangkitkan pada interval 0–1. Contoh hasil pembangkitan bilangan acak ditunjukkan sebagai berikut:

$$r_1 = 0,698673 > P_c(0,6) \text{ (bukan parent)} \quad r_2 = 0,556531 < P_c(0,6) \text{ (parent)}$$

Kromosom-kromosom tersebut dipasangkan secara berurutan sebagai pasangan induk untuk dilakukan proses *arithmetic crossover*. *Offspring* hasil *crossover* dapat dihitung menggunakan Persamaan (6) dan Persamaan (7). Sebagai contoh, induk dalam *crossover* pasangan pertama yakni kromosom 2 dan kromosom 3 adalah sebagai berikut.

$$O_1 = [0,085; 0,4699; 0,1739; 0,2712]$$

$$O_2 = [0,1557; 0,1438; 0,5663; 0,1342]$$

Nilai α yang dibangkitkan untuk pasangan pertama adalah 0,6651 maka *offspring* yang dihasilkan adalah sebagai berikut.

$$C_1 = \alpha \times O_1 + (1 - \alpha) \times O_2$$

$$\text{CPIN} = 0,6651 \times 0,085 + (1 - 0,6651) \times 0,1557 = 0,1087$$

$$\text{INDF} = 0,6651 \times 0,4699 + (1 - 0,6651) \times 0,1438 = 0,3607$$

$$\text{PGAS} = 0,6651 \times 0,1739 + (1 - 0,6651) \times 0,5663 = 0,3053$$

$$\text{PTBA} = 0,6651 \times 0,2712 + (1 - 0,6651) \times 0,1342 = 0,2253$$

$$C_2 = (1 - \alpha) \times O_1 + \alpha \times O_2$$

$$\text{CPIN} = (1 - 0,6651) \times 0,085 + 0,6651 \times 0,1557 = 0,132$$

$$\text{INDF} = (1 - 0,6651) \times 0,4699 + 0,6651 \times 0,1438 = 0,253$$

$$\text{PGAS} = (1 - 0,6651) \times 0,1739 + 0,6651 \times 0,5663 = 0,4349$$

$$\text{PTBA} = (1 - 0,6651) \times 0,2712 + 0,6651 \times 0,1342 = 0,1801$$

Mutasi bertujuan untuk menjaga keberagaman populasi dengan mengubah nilai gen pada kromosom tertentu. Probabilitas mutasi (P_m) yang digunakan pada penelitian ini yakni sebesar 40%. Kromosom dengan bilangan acak lebih kecil dari P_m dipilih untuk mengalami proses mutasi. Bilangan acak dibangkitkan pada interval 0–1. Contoh hasil pembangkitan bilangan acak adalah sebagai berikut:

$r_1 = 0,174926 < P_c(0,4)$ (mutasi) $r_2 = 0,702554 > P_c(0,4)$ (tidak mutasi)
Berdasarkan proses tersebut, sejumlah kromosom hasil *crossover* terpilih untuk mengalami mutasi.

Selanjutnya, dibangkitkan bilangan acak pada interval 1 hingga 4 untuk menentukan posisi gen yang akan dimutasi. Nilai perubahan gen ditentukan oleh parameter ε , yang dibangkitkan secara acak. Sebagai contoh, pada salah satu kromosom, gen ke-3 mengalami perubahan sebesar $\varepsilon = -0,02561$, sehingga nilai gen baru dihitung menggunakan Persamaan 8.

$$y'_3 = y_3 + \varepsilon = 0,2973 + (-0,02561) = 0,2717$$

Namun karena saat dijumlahkan dengan gen lama hasilnya tidak sama dengan satu maka perlu dilakukan *repair* untuk kromosom 1.

$$\text{Kromosom } [1]^* = [0,26; 0,1571; 0,2717; 0,2856]$$

$$\text{CPIN} = \frac{0,26}{0,9744} = 0,2668 \quad \text{INDF} = \frac{0,1571}{0,9744} = 0,1612$$

$$\text{PGAS} = \frac{0,2717}{0,9744} = 0,2788 \quad \text{PTBA} = \frac{0,2856}{0,9744} = 0,2931$$

Proses algoritma genetika dilanjutkan hingga memenuhi kriteria berhenti yang telah ditetapkan, yaitu pada generasi ke-1000. Kromosom dengan nilai *fitness* tertinggi selama 1000 generasi tersebut ditetapkan sebagai solusi optimal berupa bobot saham terbaik untuk portofolio. Prosedur yang sama diterapkan pada portofolio lainnya untuk memperoleh bobot optimal masing-masing portofolio.

Tabel 6. Hasil Perhitungan Bobot Saham Dalam Setiap Portofolio, *Expected Return* Portofolio, dan Risiko Portofolio Menggunakan Algoritma Genetika

Portofolio	Kombinasi Saham	Bobot Saham	<i>Expected Return</i> Portofolio	Risiko Portofolio
1	CPIN	0,17%	0,00112	0,01343
	INDF	50,48%		
	PGAS	49,29%		
	PTBA	0,07%		
2	AMRT	0,10%	0,00112	0,01342
	CPIN	0,12%		
	INDF	50,39%		
	PGAS	49,26%		
3	PTBA	0,13%	0,00112	0,01340
	CPIN	0,23%		
	INDF	50,37%		
	PGAS	49,16%		
4	PTBA	0,12%	0,00027	0,01373
	UNTR	0,13%		
	AMRT	27,84%		
	UNTR	72,16%		

Berdasarkan Tabel 6 dapat dilihat bahwa portofolio 1,2, dan 3 menghasilkan *expected return* yang sama yakni 0,00112 dan portofolio 4 menghasilkan *expected return* yang paling rendah yakni 0,00027. Risiko terkecil dihasilkan oleh portofolio 3 yakni 0,01340. Sehingga dapat disimpulkan bahwa portofolio optimal yang terbentuk terdiri dari 5 kombinasi saham yakni CPIN dengan bobot 0,23%, INDF dengan bobot 50,37%, PGAS dengan bobot 49,16%, PTBA dengan bobot 0,12%, dan UNTR dengan bobot 0,13%. Portofolio didominasi oleh saham INDF dan PGAS karena kedua saham tersebut memiliki *expected return* yang tinggi dibandingkan saham lainnya. Algoritma genetika menangkap pola kombinasi bobot saham yang mampu memaksimalkan nilai *fitness*, sehingga saham dengan kontribusi *return* yang lebih tinggi terhadap portofolio cenderung memperoleh bobot lebih besar. Sebagai ilustrasi, jika total investasi adalah Rp100.000.000, maka alokasi dana yang direkomendasikan adalah CPIN dengan alokasi dana sebesar Rp230.000, INDF dengan alokasi dana sebesar Rp50.370.000, PGAS dengan alokasi dana sebesar Rp49.160.000, PTBA dengan alokasi dana sebesar Rp120.000, dan UNTR dengan alokasi dana sebesar Rp130.000.

KESIMPULAN

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan pada data harga penutupan saham dalam IDX30 periode Februari 2024 hingga Januari 2025, maka dapat disimpulkan bahwa terdapat 6 saham dari IDX30 yang terpilih dan memenuhi kriteria yakni memiliki rasio keuangan positif dan memiliki *expected return* positif. Penerapan *hierarchical clustering* dengan *ward method* dapat membentuk 3 *cluster* yang memiliki karakteristik yang berbeda-beda. *Cluster* 1 merupakan saham tunggal yang memiliki kinerja keuangan cukup berisiko dengan valuasi yang cukup tinggi serta tidak memungkinkan adanya diversifikasi yakni saham AMRT. *Cluster* 2 merupakan kelompok saham yang terdiri dari empat saham yakni CPIN, INDF, PGAS, dan PTBA dengan kinerja keuangan yang relatif stabil dan memungkinkan adanya diversifikasi. *Cluster* 3 merupakan saham tunggal yang memiliki kinerja keuangan relatif stabil namun tidak memungkinkan adanya diversifikasi yakni saham UNTR.

Setelah dilakukan analisis menggunakan algoritma genetika, dapat disimpulkan bahwa proporsi untuk membentuk portofolio optimal pada saham IDX30 adalah dengan pengalokasian dana sebesar 0,23% untuk saham CPIN, 50,37% untuk saham INDF, 49,16% untuk saham PGAS, 0,12% untuk saham PTBA, dan 0,13% untuk saham UNTR. Portofolio tersebut dapat menghasilkan *expected return* portofolio sebesar 0,001121 dan risiko portofolio sebesar 0,01340. Bobot portofolio didominasi oleh saham INDF dan PGAS karena kedua saham tersebut memiliki *expected return* yang lebih besar dibandingkan saham lainnya. Algoritma genetika menangkap pola kombinasi bobot saham yang mampu memaksimalkan nilai *fitness*, sehingga saham dengan kontribusi *return* yang lebih tinggi terhadap portofolio cenderung memperoleh bobot lebih besar. Penelitian selanjutnya dapat melakukan sensitivitas dalam penggunaan parameter algoritma genetika untuk memastikan kestabilan solusi.

REFERENSI

- Andyani, R. A., Shobri, M. Q., Baihaqi, M. A., Al-Kubro, P. B., & Adhantoro, M. S. (2024). Aplikasi Metode Ward dengan Berbagai Pengukuran Jarak (Studi Kasus: Klasifikasi Tingkat Perekonomian di Indonesia). *Jurnal Ilmiah Kampus Mengajar*, 4(2), 177–190. <https://doi.org/10.56972/jikm.v4i2.208>
- Dewi, A. F., & Ahadiyah, K. (2022). Agglomerative Hierarchy Clustering pada Penentuan Kelompok Kabupaten/Kota di Jawa Timur Berdasarkan Indikator Pendidikan. *Zeta - Math Journal*, 7(2), 57–63. <https://doi.org/10.31102/zeta.2022.7.2.57-63>
- Erica, E., Handari, B. D., & Hertono, G. F. (2023). Agglomerative Clustering and Genetic Algorithm in Portfolio Optimization. *AIP Conference Proceedings*,. <https://doi.org/https://doi.org/10.1063/1.5064214>
- Hasanah, I. N., & Sofro, A. (2022). Analisis Cluster Berdasarkan Dampak Ekonomi di Indonesia Akibat Pandemi Covid-19. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah*

- Matematika*, 10(2), 239–248.
<https://doi.org/10.26740/mathunesa.v10n2.p239-248>
- Hermanto, D. (2003). *Algoritma Genetika dan Contoh Aplikasinya*. 10(25), 1–10.
<http://dennyhermawanto.webhop.org>
- Lestari, E., Sulistianingsih, E., & Imro'ah, N. (2019). Penentuan Portofolio Saham Optimal Menggunakan Algoritma Genetika. *Bimaster: Buletin Ilmiah Matematika, Statistika Dan Terapannya*, 8(2).
<https://doi.org/10.26418/bbimst.v8i2.31534>
- Nufus, S. A., Sutarman, & Herawati, E. (2025). *Hybrid Genetic Algorithm for Dynamic Portfolio Optimization Problems*. 9(3), 1777–1787.
- Oti, E., & Olusola, M. (2024). *Comparative Evaluation of Six Agglomerative Hierarchical Clustering Methods with a Robust Example*. 7(2), 1–25.
<https://doi.org/10.52589/ajmss-qxph8r1n>
- Puspitasari, A. ., Febriyanto, & Ali, K. (2022). Analisis Pembentukan Portofolio Optimal di Masa Pandemi Covid-19 pada Saham Lq 45 Tahun 2020-2021 dengan Menggunakan Model Indeks Tunggal. *Derivatif: Jurnal Manajemen*, 16(2), 307–314.
- Putri, G. T. M., & Santoso, B. (2024). Sistem Investasi di Indonesia. *TOMAN: Jurnal Topik Manajemen*, 1(2), 303–316.
<https://jurnal.sitasi.id/toman/article/view/98>
- Putri, M. A., Sulistianingsih, E., & Imro'ah, N. (2025). Value at Risk Varian Kovarian pada Portofolio Optimal Multi Index Model. *Epsilon: Jurnal Matematika Murni Dan Terapan*, 19(2), 143–155.
- Radinasari, N. I., Sulistianingsih, E., & Martha, S. (2024). Perbandingan Estimasi Volatilitas Harga Opsi Beli Saham APPLE Inc. (AAPL) dengan Metode Bisection dan Secant. *Epsilon: Jurnal Matematika Murni dan Terapan*, 18(1), 88–98.
- Rosadi, D., Maruddani, D. A. I., & Ibrahim, R. A. (2024). Mechanisms of Stock Selection and Its Capital Weighing in the Portfolio Design Based on the MACD-K-Means-Mean-VaR Model. *Mathematics*, 12(2).
- Yoda, T. C., Reswita, Y., Febriani, R., & Hasra, H. Y. (2023). Pengaruh Profitabilitas dan Kebijakan Dividen terhadap Nilai Perusahaan (Studi Kasus : Index Idx30 yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia Periode 2016-2020). *Jurnal Menara Ekonomi : Penelitian dan Kajian Ilmiah Bidang Ekonomi*, 9(1), 52–61. <https://doi.org/10.31869/me.v9i1.4263>