Jurnal EurekaMatika

Journal homepage: https://ejournal.upi.edu/index.php/JEM

Penerapan Algoritma *Grey Wolf Optimizer* dalam Pengoptimalan Portofolio Saham Berbasis Model *Mean Absolute Deviation*

Fajar Mahardhika, Kartika Yulianti, dan Cece Kustiawan*

Program Studi Matematika, Fakultas Pendidikan Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Pendidikan Indonesia, Indonesia

*Correspondence: E-mail: kartika.yulianti@upi.edu

A B S T R A K

Penelitian ini bertujuan untuk meraih portofolio saham terbaik dalam konteks investasi saham dengan memanfaatkan Model *mean abolute deviation* serta Algoritma Optimasi Serigala Abu-abu (GWO). Sumber data yang digunakan berasal dari Bursa Efek Indonesia (BEI), dengan penekanan pada indeks IDX30 yang terdiri dari 30 saham. Dari kumpulan tersebut, dipilih 12 saham yang menunjukkan tingkat pengembalian yang positif. GWO digunakan untuk menentukan alokasi bobot untuk masing-masing saham dalam portofolio, meniru perilaku kelompok serigala abu-abu dalam mencari mangsa. Selama proses iterasi, serigala beralih posisi dengan mempertimbangkan posisi tiga serigala terbaik berdasarkan nilai kecakapan. Hasil penelitian menunjukkan portofolio optimal dengan tingkat pengembalian harapan sebesar 0,007883 dan tingkat risiko sebesar 0,03753 dari data yang tersedia.

© 2025 Kantor Jurnal dan Publikasi UPI

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima 20 Mei 2024
Direvisi 23 Maret 2025
Disetujui 1 April 2025
Tersedia online 1 Mei 2025
Dipublikasikan 1 Mei 2025

Kata Kunci:
Algoritma Grey Wolf Optimizer, Model Mean Absolute Deviation, Optimisasi Portofolio Saham.

A B S T R A C T

This research aims to achieve the best stock portfolio in the context of stock investment by utilizing the Mean Absolute Deviation Model and Grey Wolf Optimizer (GWO) Algorithm. The data source used is from the Indonesia Stock Exchange (IDX), with a focus on the IDX30 index consisting of 30 stocks. From this set, 12 stocks showing positive return rates are selected. GWO is employed to determine the allocation of weights for each stock in the portfolio, mimicking the behavior of a pack of grey wolves in hunting prey. During the iteration process, wolves switch positions by considering the positions of the top three wolves based on skill value. The research results indicate an optimal portfolio with an expected return rate of 0.007883 and a risk level of 0.03753 from the available data.

© 2025 Kantor Jurnal dan Publikasi UPI

Keywords:
Grey Wolf Optimizer Algorithm, Mean Absolute Deviation Model, Stock Portfolio Optimization.

1. PENDAHULUAN

Kesadaran akan investasi semakin meningkat belakangan ini, didorong oleh keinginan untuk mendapatkan keuntungan dari investasi saat ini untuk masa depan. Investasi menawarkan potensi pendapatan pasif, memastikan pendapatan bahkan saat tidak aktif bekerja. Selain itu, inflasi mendorong individu untuk berinvestasi karena daya beli mata uang menurun. Berinvestasi merupakan salah satu kegiatan yang dilakukan banyak orang dalam upaya mengatasi laju inflasi (Hartono, 2019). Investasi dalam saham menjadi pilihan populer karena potensi keuntungan tinggi, meskipun dengan risiko yang menyertainya seperti fluktuasi harga. Namun, terdapat hal yang perlu diperhatikan dalam berinvestasi selain keuntungan, yaitu risiko investasi. Terdapat dua kategori risiko yang akan dihadapi oleh investor yaitu risiko sistematis dan risiko tidak sistematis (Anwar & Farida, 2015). Untuk mengurangi risiko, investor sering membuat portofolio saham (Safelia, 2012).

Portofolio merupakan gabungan dari dua atau lebih sekuritas yang dipilih oleh investor sebagai target investasi dalam kurun waktu tertentu dan ketentuan tertentu (Safelia, 2012). Masalah dalam membentuk sebuah portofolio adalah banyaknya kemungkinan portofolio yang dapat dibentuk dengan kemungkinan keuntungan dan risiko yang beragam (Triharjono, 2013). Investor secara alami mencari portofolio paling optimal untuk mencapai tujuan investasi mereka, memerlukan strategi rasional untuk optimisasi portofolio. Portofolio optimal menggabungkan tingkat pengembalian yang diharapkan terbaik dengan risiko yang dapat dikelola.

Berbagai metode tersedia untuk optimisasi portofolio, termasuk model mean-variance, yang dikenal melalui karya Markowitz, dan model *Mean Absolute Deviation* (MAD), yang merupakan perluasan dari model tersebut. Berbeda dengan model Markowitz, yang menghitung risiko menggunakan varians portofolio, MAD mengukur risiko dengan rata-rata deviasi absolut dari pengembalian aktual terhadap pengembalian yang diharapkan (Konno & Yamazaki, 1991). MAD menawarkan perhitungan yang lebih cepat dan sederhana, terutama dalam mengakomodasi aset baru. Selain itu, model Markowitz menjadi tidak akurat ketika data *return* saham mengandung outlier, sedangkan model MAD tidak sensitif terhadap outlier (Konno & Koshizuka, 2005).

Penelitian ini menggunakan algoritma *Grey Wolf Optimizer* (GWO) dalam melakukan optimisasi portofolio. Algoritma GWO pertama kali diperkenalkan oleh Mirjalili pada tahun 2014 (Mirjalili *et al.*, 2014). Algoritma GWO meniru cara serigala abu-abu berburu, di mana tiga serigala (alpha, beta, dan delta) memimpin kelompoknya dalam mencari mangsa. Algoritma GWO memiliki beberapa kelebihan, yaitu menghasilkan nilai fitness yang lebih besar dibandingkan algoritma yang lain dengan waktu komputasi yang lebih cepat (Setiawan, 2020). Selain itu, GWO cenderung melakukan pencarian global dengan baik karena kemampuan eksplorasi dari serigala tersebut (Mirjalili *et al*., 2014).

Telah dilakukan beberapa penelitian dalam upaya menyelesaikan masalah pembentukan portofolio investasi yang optimal. Chen dan Xu (2019), melakukan optimisasi portofolio menggunakan *Bat algorithm* dengan melibatkan fuzzy. Ren, Huang, dan Feng (2018) melakukan optimisasi portofolio investasi dengan model Markowitz dengan menggunakan tiga algoritma yang salah satunya adalah GWO. Muthohiroh *et al.* (2021) melakukan optimisasi portofolio dengan model Markowitz. Sakalauskas, Kriksciuniene, & Imbrazas (2023) melakukan optimisasi portofolio dengan model markowitz dan *Self-Organizing Maps* (SOM) untuk memilih saham awal, kemudian dilanjutkan dengan algoritma GWO untuk menentukan alokasi modal optimal. Berbeda dengan penelitian-penelitian terdahulu

tersebut, pada penelitian ini digunakan model MAD dan algoritma GWO untuk optimisasi portofolio. Selain itu, pada penelitian ini digunakan data 30 saham yang dipilih oleh Bursa Efek Indonesia (BEI) yang memiliki kondisi fundamental dan likuiditas yang baik.

2. METODE

2.1 Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari laman https://finance.yahoo.com/. Dari laman tersebut, diambil data harga penutupan saham mingguan dari saham yang termasuk ke dalam indeks IDX30 pada periode Januari - Desember 2023.

2.2 Teori Markowitz

Teori portofolio modern pertama kali diperkenalkan oleh Markowitz pada tahun 1952, yaitu teori *Mean-Variance* yang dikenal juga sebagai teori portofolio Markowitz (Markowitz, 1952). Pada model ini, nilai *return* dari saham dapat dihitung dengan Persamaan (1) berikut (Rahmi & Helma, 2023):

$$R_{it} = \frac{P_{it}-P_{it-1}}{P_{it-1}}, \tag{1}$$

dengan R_{it} merupakan nilai *return* saham i pada periode t, P_{it} merupakan harga saham i pada periode t, dan P_{it-1} merupakan harga saham i pada periode $t-1$. Setelah didapatkan nilai *return* dari saham i, dihitung nilai *expected return* dari saham i ($E(R_i)$) selama n periode dengan Persamaan (2) berikut (Rahmi & Helma, 2023):

$$E(R_i) = \sum_{t=1}^{n} \frac{R_{it}}{n}. \tag{2}$$

Apabila sudah didapatkan nilai *expected return* dari setiap saham pada portofolio, dapat dihitung nilai *expected return* portofolio ($E(R)$) dengan m banyak saham menggunakan Persamaan (3) berikut (Rahmi & Helma, 2023):

$$E(R) = \sum_{i=1}^{m} E(R_i)w_i, \tag{3}$$

di mana w_i merupakan bobot dari saham i.

2.3 Mean Absolute Deviation

Model Mean Absolute Deviation merupakan pengembangan dari model Markowitz oleh Konno dan Yamazaki (1991). Berbeda dengan model Markowitz yang menghitung nilai risiko dengan menggunakan nilai varians portofolio, model MAD dihitung dengan menghitung nilai rata-rata dari mutlak penyimpangan nilai pengembalian aktual terhadap nilai pengembalian harapan. Berdasarkan Wulandari *et al*. (2018)Perhitungan nilai risiko dalam model tersebut dapat dihitung dengan Persamaan (4) berikut:

$$MAD_i = \frac{\sum_{t=1}^{n}|R_{it}-E(R_i)|}{n}. \tag{4}$$

Nilai risiko dari setiap saham digunakan untuk menghitung nilai risiko dari portofolio dengan Persamaan (5) berikut (Wulandari *et al*., 2018):

$$\sigma_p = \sum_{i=1}^{m} MAD_i w_i. \tag{5}$$

2.3 Model Optimisasi

Model optimisasi portofolio diformulasikan untuk memaksimumkan nilai *expected return* terhadap nilai risiko portofolio dan nilai minimum risiko sesuai preferensi investor. Model optimisasi dinyatakan sebagai persamaan (6) – (9) berikut:

Memaksimumkan

$$f(w) = \frac{\sum_{i=1}^{n} E(R_i)w_i}{\sum_{i=1}^{n} MAD_i w_i} \tag{6}$$

dengan kendala:

$$\sum_{i=1}^{n} w_i = 1 \,; \varepsilon_i \leq w_i \leq \vartheta_i \tag{7}$$

$$\sum_{i=1}^{n} E(R_i)w_i \geq R_{investor} \tag{8}$$

$$\sum_{i=1}^{n} MAD_i w_i \leq \sigma_{investor} \tag{9}$$

Agar portofolio yang terpilih merupakan serigala yang memenuhi kendala (8) dan (9), maka diberikan F_p atau faktor penalti di mana setiap kendala yang dilanggar akan bernilai 1 dan apabila tidak dilanggar bernilai 0. Perhitungan nilai *fitness* dapat dilakukan dengan Persamaan (10) berikut:

$$fitness = \frac{f(w)}{1+F_p}. \tag{10}$$

2.4 Algoritma *Grey Wolf Optimizer*

Algoritma GWO adalah metode optimasi yang terinspirasi oleh perilaku hierarki dan taktik perburuan serigala abu-abu. Hierarki kepemimpinan serigala dibagi menjadi empat jenis: alfa (α), beta (β), delta (δ), dan omega (ω) (Makhadmeh, *et al.*, 2023). Taktik perburuan meliputi pencarian mangsa, pengepungan, dan serangan, dan diaplikasikan dalam langkah-langkah optimasi. Hierarki sosial serigala diwakili secara matematis, dengan solusi terbaik direpresentasikan oleh serigala alfa (α), diikuti oleh beta (β) dan delta (δ), serta kandidat solusi lain sebagai serigala omega (ω). Algoritma GWO mengoptimalkan solusi dengan bimbingan dari serigala α, β, dan δ, sementara serigala ω mengikuti perubahan solusi yang diprakarsai oleh ketiganya. Perilaku tersebut digambarkan secara matematis dengan persamaan sebagaimana pada persamaan (11) – (13) berikut (Mirjalili *et al*., 2014):

$$\vec{D}_\alpha = \left|C_1 \cdot \vec{X}_\alpha - \vec{X}_i\right|;\ \vec{D}_\beta = |C_2 \cdot\ \vec{X}_\beta - \vec{X}_i|; \vec{D}_\delta = |C_3 \cdot \vec{X}_\delta - \vec{X}_i| \tag{11}$$

$$\vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - A_1 \cdot \left(\vec{D}_\alpha\right); \vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - A_2 \cdot \left(\vec{D}_\beta\right); \vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - A_3 \cdot \left(\vec{D}_\delta\right) \tag{12}$$

$$\vec{X}_i(t+1) = \frac{\vec{X}_1+\vec{X}_2+\vec{X}_3}{3} \tag{13}$$

dengan $A = 2a.r_1 - a$, $C = 2.r_2$, r_1, r_2 merupakan nilai acak [0, 1], sedangkan nilai a berkurang secara linier dari 2 ke 0 tiap iterasinya.

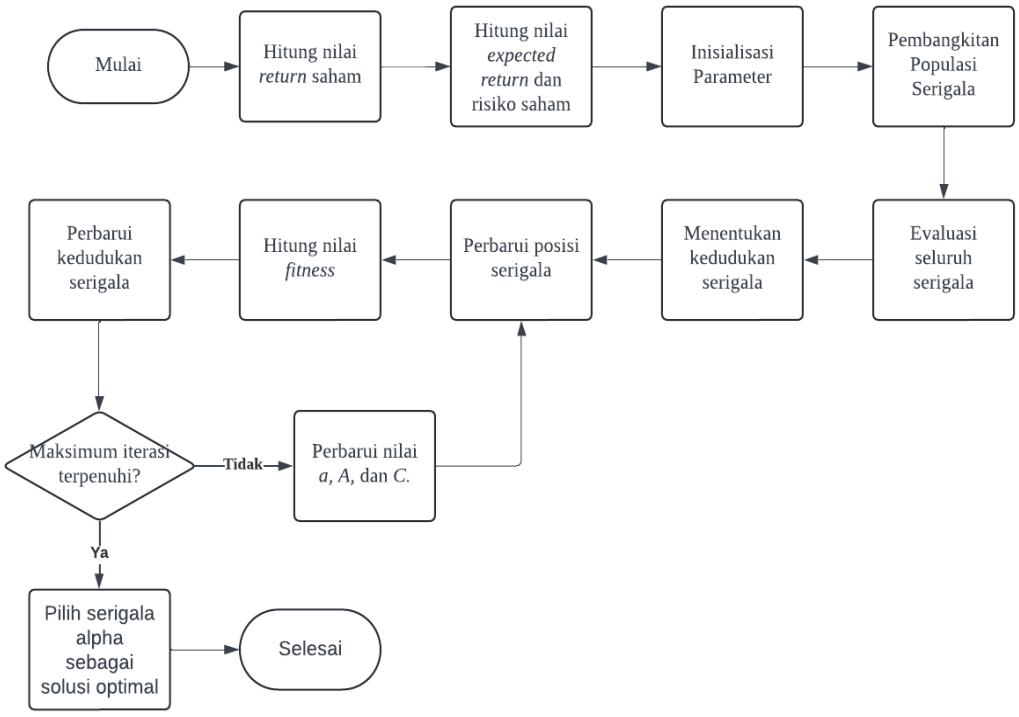
2.5 Tahapan Penyelesaian

Setelah didapatkan data harga penutupan saham, dihitung nilai *return* dari setiap saham untuk tiap periodenya dengan menggunakan Persamaan (1). Setelah itu, dihitung nilai *expected return* dan risiko dari tiap saham dengan menggunakan Persamaan (2) dan (4). Kemudian untuk masuk ke algoritma GWO, perlu dilakukan inisialisasi parameter. Parameter yang diinisialisasi yaitu: maksimum iterasi (*IN*), populasi serigala (*SN*), batas atas dan batas bawah bobot saham, dan nilai *expected return* minimum dan risiko maksimum. Setelah dilakukan inisialisasi parameter, dilakukan pembangkitan populasi serigala dengan menggunakan Persamaan (14) berikut:

$$w_{i,j} = w_j^{min} + rand(0,1) \times (w_j^{max} - w_j^{min}) \tag{14}$$

dengan $w_{i,j}$ merupakan aset saham ke-j pada portofolio ke- i, $rand(0,1)$ adalah angka acak dari 0 sampai 1, w_j^{max} dan w_j^{min} masing-masing merupakan batas atas dan batas bawah dari saham ke- j. Agar Kendala (7) terpenuhi, dilakukan perhitungan $w_{i,j}^{new} = w_{i,j}^{old} / \sum w_{i,j}^{old}$ untuk tiap aset agar kendala terpenuhi.

Dihitung nilai *expected return* dan risiko portofolio dengan Persamaan (3) dan (5) dari tiap serigala kemudian dihitung nilai *fitness* menggunakan Persamaan (10). Setelah didapatkan nilai *fitness* dari setiap serigala, ditentukan kedudukan serigala dengan serigala alpha, beta, dan delta. Setiap serigala melakukan perpindahan posisi dengan memperhatikan posisi serigala alpha, beta, dan delta dengan Persamaan (11), (12), dan (13). Setelah itu, dievaluasi kembali nilai *fitness* setiap serigala dan ditentukan kembali kedudukan serigala yang baru. Apabila iterasi telah selesai, pilih serigala alpha sebagai solusi optimal. Apabila maksimum iterasi belum terpenuhi, perbarui nilai $a, A,$ dan C, kemudian ulangi langkah optimisasi dari pembaruan posisi serigala. Diagram alir untuk optimisasi portofolio saham menggunakan model MAD dan algoritma GWO disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. *Flowchart* Optimisasi Portofolio dengan Model MAD dan Algoritma GWO

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Menghitung Nilai *Expected Return* dan Risiko Saham

Setelah didapatkan data harga penutupan saham, dilakukan perhitungan nilai *return* dari setiap perusahaan dihitung dengan Persamaan (1) dan dihitung nilai *expected return* dengan Persamaan (2). Setelah itu, dihitung nilai risiko dari tiap saham dengan Persamaan (4), sehingga didapatkan nilai *expected return* dan risiko dari tiap saham yang disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Nilai *Expected Return* dan Risiko Saham

No	Saham	Expected Return	MAD	No	Saham	Expected Return	MAD
1	BRPT	0,0159	0,0710	16	SMGR	-0,0014	0,0272
2	MEDC	0,0054	0,0582	17	BUKA	-0,0019	0,0383
3	BMRI	0,0045	0,0206	18	TOWR	-0,0022	0,0312
4	BBRI	0,0045	0,0191	19	ANTM	-0,0024	0,0259
5	BBNI	0,0040	0,0201	20	CPIN	-0,0027	0,0290
6	ARTO	0,0038	0,0724	21	ADRO	-0,0040	0,0411
7	AKRA	0,0038	0,0301	22	KLBF	-0,0041	0,0258
8	GOTO	0,0035	0,0785	23	PTBA	-0,0044	0,0410
9	BBCA	0,0026	0,0157	24	ESSA	-0,0047	0,0568
10	TLKM	0,0016	0,0209	25	ITMG	-0,0050	0,0383
11	AMRT	0,0013	0,0228	26	UNVR	-0,0052	0,0257
12	ASII	0,0011	0,0218	27	PGAS	-0,0060	0,0273
13	UNTR	-0,0008	0,0346	28	MDKA	-0,0073	0,0483
14	HRUM	-0,0011	0,0416	29	EMTK	-0,0078	0,0517
15	INDF	-0,0012	0,0185	30	INCO	-0,0098	0,0263

Saham yang akan dimasukan ke dalam portofolio merupakan saham yang memiliki nilai *expected return* positif. Hal tersebut karena saham yang memiliki nilai *expected return* negatif dapat mengakibatkan kerugian dan fungsi tujuan tidak maksimal. Oleh karena itu, dari ke-30 saham dipilih 12 saham yang memiliki nilai *expected return* positif, yaitu saham nomor 1-12 pada Tabel 1.

3.2 Inisialisasi Parameter

Untuk masuk ke algoritma GWO, diperlukan inisialisasi parameter maksimum iterasi (*IN*), populasi serigala (*SN*), batas atas dan batas bawah bobot saham, dan nilai *expected return* minimum dan risiko maksimum. Pada penelitian ini, digunakan batas bawah dan batas atas bobot saham masing-masing adalah 0,01 dan 1. Hal tersebut dilakukan untuk mencegah alokasi saham yang terlalu kecil pada portofolio, yang dapat mengakibatkan investasi lebih berisiko.

Investor dapat menggunakan nilai rata-rata dari $E(R_i)$ dan MAD_i sebagai acuan dalam menentukan nilai $R_{investor}$ dan $\sigma_{investor}$. Karena nilai rata-rata dari $E(R_i)$ dan MAD_i merupakan nilai yang diperoleh ketika tiap saham dalam portofolio memiliki bobot yang sama. Oleh karena itu, dihitung nilai $R_{investor}$ sebagai berikut:

$$R_{investor} = \frac{0{,}0159 + 0{,}0054 + \cdots + 0{,}0011}{12} = \frac{0{,}0521}{12} = 0{,}0043.$$

Kemudian diperoleh nilai $\sigma_{investor}$ sebagai berikut.

$$\sigma_{investor} = \frac{0{,}0710 + 0{,}0582 + \cdots + 0{,}0218}{12} = \frac{0{,}4513}{12} = 0{,}0376.$$

Setelah itu, dilakukan analisis parameter di mana parameter yang akan diuji dengan nilai yang berbeda adalah maksimum iterasi (*IN*) dan (*SN*). Dalam analisis parameter ini, dilihat bagaimana perubahan nilai parameter mempengaruhi solusi terbaik yang didapatkan. Dilakukan percobaan sebanyak 10 kali untuk tiap kombinasi parameter. Didapatkan hasil uji parameter *IN* yang disajikan pada Tabel 2 dan hasil uji parameter *SN* yang disajikan pada Tabel 3.

Tabel 2. Hasil Uji Parameter Populasi Serigala (*SN*)

IN	SN	Nilai *fitness* Minimum	Nilai *fitness* Maksimum	Rata-Rata nilai *fitness*	Standar Deviasi nilai *fitness*
50	50	0,19337	0,19887	0,1959	0,00193
	100	0,19384	0,2049	0,19873	0,0039
	150	0,19699	0,20696	0,20181	0,00334
	200	0,19984	0,20715	0,2032	0,0023

Tabel 3. Hasil Uji Parameter Maksimum Iterasi (*IN*)

SN	IN	Nilai *fitness* Minimum	Nilai *fitness* Maksimum	Rata-Rata nilai *fitness*	Standar Deviasi nilai *fitness*
200	250	0,20365	0,20944	0,20633	0,00211
	500	0,20403	0,20961	0,20641	0,00189
	750	0,20372	0,20992	0,20646	0,00209
	1000	0,20651	0,21007	0,20873	0,00128

Dari hasil eksperimen, dipilih kombinasi populasi serigala (*SN*) sebanyak 200 dan maksimum iterasi (*IN*) sebanyak 1000. Hal tersebut dikarenakan kombinasi tersebut menghasilkan nilai rata-rata yang cukup tinggi dengan standar deviasi yang rendah.

Oleh karena itu, parameter yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

IN	=	1000	(Maksimum iterasi)
SN	=	200	(Populasi serigala)
εi	=	0,01	(Batas minimum bobot saham)
ϑi	=	1	(Batas maksimum bobot saham)
$Rinvestor$	=	0,0043	(nilai minimum expected return)
$\sigma investor$	=	0,0376	(nilai maksimum risiko)

3.3 Hasil Implementasi

Hasil dari optimisasi portofolio menggunakan model MAD dan algoritma GWO dengan model dan parameter yang digunakan pada penelitian ini, didapatkan portofolio optimal yang

menghasilkan nilai *expected return* sebesar 0,007883 dengan tingkat risiko sebesar 0,03753. Portofolio ini memberikan nilai *fitness* sebesar 0,2100785. Bobot investasi tiap saham pada portofolio dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Portofolio Optimal

Saham	Bobot
AKRA	0,01005753
AMRT	0,01058136
ARTO	0,010521
ASII	0,01019792
BBCA	0,05495284
BBNI	0,09194993
BBRI	0,35229308
BMRI	0,10907738
BRPT	0,3199053
GOTO	0,01018095
MEDC	0,01016291
TLKM	0,0101198
Jumlah Proporsi	1

Portofolio tersebut didominasi oleh saham-saham BBRI, BRPT, BMRI, dan BBNI karena menawarkan potensi pengembalian tinggi dengan risiko yang terkendali. Meskipun BRPT menjanjikan pengembalian lebih tinggi, namun risikonya juga lebih besar, sehingga diperlukan diversifikasi investasi untuk mengurangi risiko portofolio.

4. KESIMPULAN

Implementasi algoritma GWO untuk optimisasi portofolio saham dapat dilakukan dengan serigala yang menggambarkan sebuah portofolio dengan posisi serigala sebagai proporsi aset saham yang termasuk ke dalam portofolio tersebut. Pada penelitian ini, dipilih saham yang memiliki nilai expected return positif dari indeks saham IDX30 yaitu saham AKRA, AMRT, ARTO, ASII, BBCA, BBNI, BBRI, BMRI, BRPT, GOTO, MEDC, dan TLKM. Hasil untuk portofolio optimal yang didapatkan dengan menggunakan Grey Wolf Optimizer untuk saham yang dipilih pada penelitian ini adalah portofolio yang memiliki bobot yang tinggi pada saham BBNI (9,2%), BMRI (10,9%), BRPT (31,9%), dan BBRI (35,2%) dengan nilai expected return dan nilai risiko yang didapatkan masing-masing adalah 0,007883 dan 0,03753. Portofolio ini mendapatkan nilai fitness sebesar 0,2100785. Untuk penelitian selanjutnya disarankan agar penyusunan portofolio dapat menambah aspek lain, seperti ketidakpastian (*fuzzy*), serta menggunakan metode optimisasi yang lain, seperti Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) atau Improved Ant Colony Optimization (IACO).

5. DAFTAR PUSTAKA

Anwar, M. K., & Farida, F. (2015). Risiko sistematis, faktor internal dan eksternal perusahaan terahadap return saham. *Jurnal Analisis Bisnis Ekonomi*, *13*(1), 55-65.

Chen, W., & Xu, W. (2019). A hybrid multiobjective bat algorithm for fuzzy portfolio optimization with real-world constraints. *International Journal of Fuzzy Systems*, *21*(1), 291-307.

Hartono, W. (2019). Peningkatan kesejahteraan perekonomian dengan pelatihan investasi dan menabung saham bagi tenaga outsourcing, satpam, dan sopir di Universitas Ciputra. *Jurnal LeECOM (Leverage, Engagement, Empowerment of Community)*, *1*(1), 33-40.

Konno, H., & Koshizuka, T. (2005). Mean-absolute deviation model. *IIE Transactions*, *37*(10), 893–900.

Konno, H., & Yamazaki, H. (1991). Mean-absolute deviation portfolio optimization model and its applications to Tokyo stock market. *Management science*, *37*(5), 519-531.

Makhadmeh, S. N., Al-Betar, M. A., Doush, I. A., Awadallah, M. A., Kassaymeh, S., Mirjalili, S., & Zitar, R. A. (2023). Recent advances in Grey Wolf Optimizer, its versions and applications. *IEEE Access*, *12*, 22991-23028.

Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance,* 7(1), 77–91.

Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., & Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer. *Advances in Engineering Software*, *69*, 46-61.

Muthohiroh, U., Rahmawati, R., & Ispriyanti, D. (2021). Pendekatan metode Markowitz untuk optimalisasi portofolio dengan risiko Expected Shortfall (ES) pada saham syariah dilengkapi GUI Matlab. *Jurnal Gaussian*, *10*(4), 508-517.

Rahmi, A., & Helma, H. (2023). Portofolio optimal dengan mempertimbangkan prediksi return menggunakan metode Support Vector Regression (SVR). *Jurnal Pendidikan Tambusai*, *7*(3), 23745–23753.

Ren, Y., Ye, T., Huang, M., & Feng, S. (2018). Gray wolf optimization algorithm for multi-constraints second-order stochastic dominance portfolio optimization. *Algorithms*, *11*(5), 1-19.

Safelia, N. (2012). Konsep dasar keputusan investasi dan portfolio. *Jurnal Manajemen Terapan dan Keuangan*, *1*(3), 217 - 226.

Sakalauskas, V., Kriksciuniene, D., & Imbrazas, A. (2023). Stock portfolio risk-return ratio optimisation using Grey Wolf Model. In *Data Science in Applications* (pp. 211-232). Cham: Springer International Publishing.

Setiawan, E. P. (2020, July). Comparing bio-inspired heuristic algorithm for the mean-CVaR portfolio optimization. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1581, No. 1, p. 012014). IOP Publishing.

Wulandari, D., Ispriyanti, D., & Hoyyi, A. (2018). Optimalisasi portofolio saham menggunakan metode Mean Absolute Deviation dan Single Index Model pada saham indeks LQ-45. *Jurnal Gaussian, 7*(2), 119-131.