

# Algoritma Genetika dalam Pembentukan Portofolio Optimum Perusahaan Emiten

Izma Fahria

Jurusan Matematika, Universitas Bangka Belitung, fahriaizma@yahoo.com

Elyas Kustiawan

Jurusan Matematika, Universitas Bangka Belitung

---

**ABSTRAK.** *Investasi saham di pasar modal tidak lepas dari risiko. Semakin tinggi keuntungan yang diperoleh dari investasi, maka akan berpotensi tinggi pula risiko yang dihadapi (high risk high return). Diversifikasi saham merupakan salah satu cara untuk memperkecil risiko investasi yang dapat dilakukan oleh investor. Tantangan besar ketika melakukan diversifikasi saham dalam portofolio adalah penentuan kandidat saham-saham dan besarnya proporsi jumlah dana yang ditempatkan pada masing-masing saham yang menyusun portofolio optimum. Penyelesaian masalah pembentukan portofolio optimum ini dilakukan dengan mengimplementasikan algoritma genetika agar diperoleh proporsi saham yang dapat menghasilkan keuntungan optimum dengan tingkat kerugian yang dapat dipertanggung jawabkan. Studi kasus dilakukan pada sejumlah saham dengan kinerja unggul yang aktif diperdagangkan di Bursa Efek Indonesia. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode algoritma genetika bekerja dengan efektif dalam penyelesaian masalah pembentukan portofolio optimum*

**Kata Kunci:** *Portofolio optimum, Indeks Sharpe, Algoritma Genetika*

---

## 1. PENDAHULUAN

Ketika menginvestasikan sejumlah dana ke pasar modal terdapat dua hal yang kita hadapi yaitu keuntungan dan risiko. Keuntungan merupakan tujuan utama dalam berinvestasi saham, sedangkan risiko merupakan hal yang tak dapat dihindari terjadi ketika harga aset yang dimiliki mengalami penurunan. Risiko investasi dapat ditimbulkan oleh berbagai macam kejadian baik diluar perusahaan, misalnya inflasi, perubahan tingkat suku bunga, resesi dan sebagainya, serta kejadian di dalam perusahaan misalnya ketidakpastian usaha, penurunan penjualan perusahaan penerbit saham dan lain-lain. Salah satu cara untuk meminimalkan atau mengendalikan risiko perusahaan adalah dengan melakukan diversifikasi atau peragaman aset. Sehingga apabila saham suatu perusahaan mengalami kerugian maka dapat dinetralkan pengaruhnya oleh keuntungan dari saham perusahaan lain [1]. Penentuan kandidat saham-saham dan besarnya proporsi jumlah dana yang ditempatkan pada masing-masing saham yang menyusun portofolio merupakan tantangan terbesar diversifikasi aset dalam pembentukan portofolio yang optimal. Portofolio optimal ditentukan dari portofolio efisien yang

merupakan portofolio yang memberikan keuntungan (*return*) ekspektasi terbesar dengan risiko yang sudah tertentu atau memberikan risiko yang terkecil dengan keuntungan ekspektasi yang sudah tertentu [2]. Portofolio optimal adalah salah satu dari portofolio efisien yang dipilih oleh investor menurut preferensi investor sendiri. Preferensi investor memiliki 3 jenis, antara lain; investor yang mencari risiko (*risk seeker*), investor yang netral terhadap risiko (*risk neutral*), investor yang menghindari risiko (*risk aversion*) [3]. Dengan demikian, tiap-tiap investor memiliki asumsi portofolio optimal yang berbeda-beda antara satu dengan yang lainnya. Indeks Sharpe merupakan salah satu model yang menganggap bahwa portofolio yang memiliki kinerja terbaik adalah yang mempunyai *rewards to variability ratio* (perbandingan antara tingkat pengembalian portofolio dan risiko portofolio) tertinggi. Berdasarkan [3] dan [4], diketahui bahwa penyelesaian masalah pengoptimuman portofolio dengan metode algoritma genetika lebih unggul dibandingkan metode-metode penyelesaian *heuristik* lainnya. Dalam penelitian ini, model pengoptimuman portofolio perusahaan emiten akan diselesaikan dengan metode algoritma genetika. Berdasarkan hasil riset-riset empiris diatas, untuk menyelesaikan masalah pembentukan portofolio optimum perusahaan emiten, maka penulis bermaksud meneliti tentang “Algoritma genetika dalam pembentukan portofolio optimum perusahaan emiten”. Lebih lanjut, akan diperlihatkan perbandingan kinerja pembentukan portofolio optimum model *indeks sharpe* dengan model algoritma genetika. Adapun perusahaan emiten yang digunakan dalam penelitian ini adalah perusahaan emiten yang terdaftar dalam indeks-LQ 45 periode Agustus 2019 - Januari 2020.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

Hampir semua sekuritas yang tersedia mengandung ketidakpastian atau risiko. Investor dihadapkan pada masalah pemilihan sekuritas beresiko yang harus dipilih. Investor harus dapat memilih portofolio optimal dari kumpulan portofolio yang tersedia. Portofolio optimal ditentukan dari portofolio efisien yang merupakan portofolio yang memberikan

keuntungan (*return*) ekspektasi terbesar dengan risiko yang sudah tertentu atau memberikan risiko yang terkecil dengan keuntungan ekspektasi yang sudah tertentu [2].

### MODEL INDEKS SHARPE

Model indeks Sharpe salah satu model yang paling banyak digunakan untuk pengoptimuman portofolio yang dikenalkan oleh William Sharpe pada tahun 1963 dan merupakan penyederhanaan dari perhitungan model *mean variance* Markowitz. “Model indeks tunggal didasarkan pada pengamatan bahwa harga dari suatu sekuritas berfluktuasi searah dengan indeks harga pasar” [2]. Berdasarkan [5], pada umumnya saham akan mengalami kenaikan jika indeks harga saham naik, begitu juga sebaliknya saham akan mengalami penurunan jika indeks harga saham turun. Dengan demikian, hal ini menunjukkan bahwa terdapat korelasi antara tingkat pengembalian saham dengan perubahan nilai pasar. Tingkat pengembalian saham dapat dinyatakan:

$$r_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \quad (1)$$

dengan  $p_t$  yakni harga penutupan saham pada waktu ke- $t$ .

Tingkat pengembalian yang diharapkan dari sebuah portofolio yang merupakan rata-rata tertimbang ( $w$ ) dari tingkat pengembalian masing-masing saham di dalam portofolio, yakni

$$P_r = \sum_{i=1}^N w_i r_i \quad (2)$$

Bobot masing-masing aset yang menyusun sebuah portofolio yang terdiri dari  $M$  aset memenuhi hubungan:

$$\sum_{i=1}^M w_i = 1 \quad (3)$$

$$w_i \geq 1, 2, \dots, M.$$

Ragam tingkat pengembalian portofolio menyatakan risiko dari sebuah portofolio yang dapat dinyatakan sebagai:

$$\sigma_p = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M w_i w_j \sigma_{ij} \quad (4)$$

dengan  $\sigma_{ij}$  merupakan kovariansi aset ke- $i$  dengan aset ke- $j$ .

Model indeks sharpe menganggap bahwa portofolio yang memiliki kinerja terbaik adalah yang mempunyai *rewards to variability ratio*

(perbandingan antara tingkat pengembalian portofolio dan risiko portofolio) tertinggi. Indeks sharpe dapat dihitung dengan menggunakan rumus:

$$Sharpe = \frac{P_t}{\sigma_p} \quad (5)$$

### ALGORITMA GENETIKA

Algoritma genetika merupakan suatu metode heuristik yang dikembangkan berdasarkan prinsip genetika dan proses seleksi ilmiah teori evaluasi Darwin [6]. Dikenalkan oleh John Holland pada tahun 1960 dan dipopulerkan oleh David Goldberg pada tahun 1980 [7]. Algoritma genetika telah digunakan secara luas oleh para peneliti mengenai penyelesaian masalah pengoptimuman portofolio dengan berbagai tambahan kendala, seperti [8], [9], [10]. Pengoptimuman portofolio dengan menggunakan algoritma genetika memberikan hasil yang lebih baik atau unggul dibandingkan dengan metode heuristik lainnya berdasarkan [11]. Dengan demikian, masalah pembentukan pengoptimuman portofolio dalam penelitian ini akan menggunakan algoritma genetika. Selanjutnya bobot portofolio optimum dalam algoritma genetika akan diselesaikan dengan model indeks sharpe.

Mengikuti proses alamiah, algoritma genetika dimulai dengan membentuk populasi yang merupakan sejumlah individu yang dinamakan kromosom dengan ciri-ciri unik dari suatu individu. Sehingga dalam algoritma genetika, kromosom mewakili representasi dari nilai-nilai variabel yang dioptimumkan. Masing-masing kromosom terdiri atas sejumlah gen banyaknya variabel yang diikutsertakan dalam proses pengoptimuman. Gen didalam kromosom dapat bertipe bilangan biner (bilangan bernilai 0 atau 1) dan bilangan real (bilangan desimal).

Selanjutnya dibentuk fungsi *fitness* (kebugaran) yang digunakan untuk menilai kualitas kromosom dalam populasi berdasarkan fungsi objektif atau fungsi tujuan pengoptimuman. Secara umum semakin besar nilai fungsi *fitness*, akan semakin besar pula kemungkinan dipertahankan ke dalam populasi selanjutnya. Fungsi *fitness* dapat mengandung suatu penalti yang merupakan kendala (*constraint*) pada pengoptimuman. Lebih lanjut, berdasarkan teori evolusi Darwin, maka populasi dalam algoritma genetika mengalami proses evolusi, meliputi mutasi (perubahan gen dalam kromosom), seleksi (pemilihan individu dengan nilai *fitness* tertinggi) yang kemudian dilakukan persilangan (*cross over*) yang merupakan proses pembentukan individu baru dari hasil persilangan induk). Proses evolusi akan

membentuk individu-individu baru yang mewakili kandidat solusi optimum. Karena seleksi dilakukan secara acak, maka akan ada kemungkinan nilai *fitness* tertinggi tidak akan selalu terpilih. Apabila terpilih pun, bisa jadi individu bernilai *fitness* tertinggi tersebut akan rusak (nilai *fitness* turun) akibat proses persilangan (*cross over*). Dengan demikian agar individu dengan nilai *fitness* tertinggi tersebut tidak hilang selama evolusi, maka perlu dibuat satu atau beberapa kopinya yang dikenal dengan prosedur *elitisme*. Lebih lanjut dalam [12] proses evolusi dapat dihentikan apabila telah memenuhi jumlah generasi tertentu atau jika tidak ada lagi perubahan nilai *fitness* tertinggi setelah beberapa generasi.

### 3. METODOLOGI

Indeks LQ-45 merupakan indeks acuan yang terdiri dari 45 saham yang paling likuid yang diperdagangkan di Bursa Efek Indonesia. Data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan data harga penutupan 45 saham yang likuid yang terdaftar pada indeks LQ-45 periode Agustus 2019 - Januari 2020.

Langkah-langkah implementasi algoritma genetika dalam pemilihan saham optimum adalah sebagai berikut:

1. Melakukan inisiasi awal dengan membentuk populasi yang terdiri dari sejumlah kromosom, dimana masing-masing kromosom terdiri atas saham-saham yang merupakan kandidat penyusun portofolio optimum.
2. Membentuk fungsi *fitness* (kebugaran) untuk mendapatkan portofolio dengan risiko terkecil. Terlebih dahulu dengan menghitung nilai indeks sharpe.
3. Melakukan evaluasi *fitness* (kebugaran) tiap-tiap kromosom
4. Melakukan pergantian kromosom-kromosom dengan operator mutasi maupun persilangan (*cross over*).
5. Melakukan pergantian kromosom-kromosom dengan operator mutasi maupun persilangan (*cross over*).
6. Melakukan langkah (4) dan (5) secara terus menerus hingga didapatkan solusi yang stabil, dimana nilai *fitness* tidak mengalami perubahan dalam beberapa generasi.

### 4. PEMBAHASAN

#### Deskripsi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan data harga penutupan 45 saham yang likuid yang terdaftar pada indeks LQ-45 periode Agustus 2019 - Januari 2020. Data diperoleh secara daring pada website yahoo finance. Berikut data sektor perusahaan, *mean return* dan standar deviasi *return* saham yang digunakan dalam penelitian ini:

Tabel 4.1 Daftar saham indeks LQ45 periode Agustus 2019 - Januari 2020

No	Code	Sektor	Mean Return	Standar Deviasi Return
1	ADRO	Pertambangan	0.00049	0.0258
2	AKRA	Perdagangan dan Jasa	-0.00289	0.02153
3	ANTM	Pertambangan	-0.00237	0.024700
4	ASII	Otomotif (lain-lain)	-0.00105	0.016800
5	BBCA	Bank	0.00050	0.009600
6	BBNI	Bank	-0.00096	0.016500
7	BBRI	Bank	0.00031	0.014700
8	BBTN	Bank	-0.00126	0.020500
9	BMRI	Bank	0.00005	0.015200
10	BRPT	Industri dasar dan kimia	0.00194	0.030500
11	BSDE	Properti dan Real Estate	-0.00119	0.022400
12	BTPS	Bank	0.00233	0.028700
13	CPIN	Industri dasar dan kimia	-0.00087	0.032800
14	CTRA	Properti dan Real Estate	0.00017	0.026380
15	ERAA	Perdagangan dan Jasa	-0.00100	0.042681
16	EXCL	Infrastruktur dan Komunikasi	0.00015	0.021542
17	GGRM	Barang Konsumsi	-0.00229	0.023098

No	Code	Sektor	Mean Return	Standar Deviasi Return
18	HMSP	Barang Konsumsi	-0.00326	0.021899
19	ICBP	Barang Konsumsi	0.00001	0.014379
20	INCO	Pertambangan	-0.00180	0.025714
21	INDF	Barang Konsumsi	-0.00045	0.017882
22	INDY	Pertambangan	-0.00383	0.031500
23	INKP	Industri dasar dan kimia	-0.00268	0.037464
24	INTP	Industri dasar dan kimia	-0.00098	0.021963
25	ITMG	Pertambangan	-0.00248	0.023716
26	JPFA	Industri dasar dan kimia	-0.00187	0.025683
27	JSMR	Infrastruktur dan Komunikasi	-0.00054	0.020726
28	KLBF	Barang Konsumsi	-0.00091	0.017526
29	LPPF	Perdagangan dan Jasa	-0.00250	0.034176
30	MEDC	Pertambangan	-0.00154	0.026004
31	MNCM	Perdagangan dan Jasa	0.00120	0.034124
32	PGAS	Infrastruktur dan Komunikasi	-0.00260	0.026168
33	PTBA	Pertambangan	-0.00230	0.022748
34	PTPP	Properti dan Real Estate	-0.00202	0.025413
35	PWON	Properti dan Real Estate	-0.00074	0.023080
36	SCMA	Perdagangan dan Jasa	-0.00175	0.026635
37	SMGR	Industri dasar dan kimia	-0.00081	0.023168
38	SRIL	Industri lain-lain	-0.00214	0.015222

No	Code	Sektor	Mean Return	Standar Deviasi Return
39	TKIM	Industri dasar dan kimia	-0.00242	0.040633
40	TLKM	Infrastruktur dan Komunikasi	-0.00044	0.014180
41	TPIA	Industri dasar dan kimia	0.00131	0.021125
42	UNTR	Perdagangan dan Jasa	-0.00183	0.020124
43	UNVR	Barang Konsumsi	-0.00142	0.013527
44	WIKA	Properti dan Real Estate	0.00009	0.024531
45	WSKT	Properti dan Real Estate	-0.00261	0.022790

Sumber data: Diolah

Data perusahaan dengan *mean return* positif selanjutnya dimasukkan ke dalam kandidat saham penyusun portofolio optimal. Bobot atau porsi masing-masing penyusun portofolio optimal akan diperoleh dengan menggunakan model algoritma genetika dan akan dibandingkan dengan model indeks Sharpe.

### Pengoptimuman Portofolio Indeks Sharpe

Dalam penelitian ini, terlebih dahulu akan dilakukan penghitungan portofolio optimum menggunakan indeks Sharpe dengan saham-saham yang menyusun indeks LQ-45. Saham-saham tersebut pertama-tama dihitung besar tingkat pengembalian sahamnya (return) dengan menggunakan persamaan (1). Dilanjutkan dengan menghitung besarnya tingkat pengembalian yang diharapkan dari sebuah portofolio yang merupakan rata-rata tertimbang dari tingkat pengembalian masing-masing saham di dalam portofolio dengan menggunakan persamaan (2). Langkah terakhir yaitu menghitung besarnya indeks Sharpe pada persamaan (5).

Berdasarkan data pada tabel 1, diperoleh sebanyak 11 saham yang memiliki nilai *mean return* positif dan dimasukkan sebagai kandidat aset penyusun portofolio optimum. Selanjutnya, dengan menggunakan model *indeks Sharpe*

diperoleh bobot masing-masing aset dalam pembentukan portofolio optimum dengan menggunakan *Portfolio analytics Package* yang terdapat pada *software statistics R Studio*. Bobot tertinggi yang dihasilkan adalah 16% (BBCA) dan bobot terendah adalah 2% (EXCL). Saham-saham yang menyusun portofolio optimum model indeks Sharpe disajikan pada tabel 2.

**Table 2.** Kombinasi saham portofolio optimum

No	Kode Saham	Total Bobot Aset
1	BBCA	16%
2	BBRI	3%
3	BMRI	13.8%
4	BRPT	7.4%
5	BTPS	10.2%
6	CTRA	14.7%
7	EXCL	2.14%
8	ICBP	16.9%
9	MNCN	16.12%
10	TPIA	2.99%
11	WIKA	9.75%

**Pengoptimuman Portofolio Algoritma Genetika**

Algoritma genetika digunakan untuk menentukan saham-saham yang diikutsertakan dalam portofolio optimum setelah dilakukan penyelesaian dengan model indeks sharpe. Berikut langkah-langkah implementasi algoritma genetika dalam pemilihan saham optimum:

(1)Melakukan inisiasi awal dengan membentuk populasi yang terdiri dari sejumlah kromosom, dimana masing-masing kromosom terdiri atas saham-saham yang merupakan kandidat penyusun portofolio optimum. Panjang kromosom menyatakan jumlah saham penyusun portofolio. Berdasarkan tabel 2 terdapat 11 kombinasi

saham penyusun portofolio, yang berarti kromosom mempunyai panjang 11 gen. Masing-masing gen tersebut berisi bobot/proporsi tiap - tiap saham. Proses inisialisasi dilakukan secara acak.

(2)Membentuk fungsi *fitness* (kebugaran) untuk mendapatkan portofolio dengan risiko terkecil. Terlebih dahulu dengan menghitung nilai indeks sharpe pada persamaan (5) dengan menambahkan fungsi penalti.

$$fitness = -Sharpe + 100 \left[ \left( \sum_{i=1}^N w_i - 1 \right)^2 + \sum_{i=1}^N (\max(0, w_i - 1))^2 + \sum_{i=1}^N (\max(0, -w_i))^2 \right]$$

Fungsi penalti ditambahkan dengan tujuan untuk memastikan bahwa kendala pada persamaan (3) terpenuhi. Kendala pada persamaan (3) menyatakan bahwa bobot saham harus bernilai positif dan penjualan pendek (*short sell*) tidak diperbolehkan. Akibatnya akan diperoleh portofolio dengan ragam minimum global (*global minimum variance portofolio*), yaitu portofolio dengan risiko terkecil. Semakin tinggi nilai fungsi penalti, maka semakin tinggi pula *global minimum variance portofolio*. Agar dapat mencapai global minimum, maka fungsi penalti dikalikan dengan 100 untuk meningkatkan proses optimisasi. Karena tujuan pengoptimuman adalah memaksimalkan nilai indeks Sharpe, namun fungsi penalti bekerja hanya untuk fungsi yang meminimalisasi, maka indeks Sharpe dikalikan dengan -1.

(3)Melakukan evaluasi *fitness* (kebugaran) tiap-tiap kromosom. Kromosom dengan nilai *fitness* tertinggi menggambarkan bahwa saham-saham penyusun portofolio telah memenuhi seluruh kendala (*constraint*) dengan risiko yang lebih kecil.

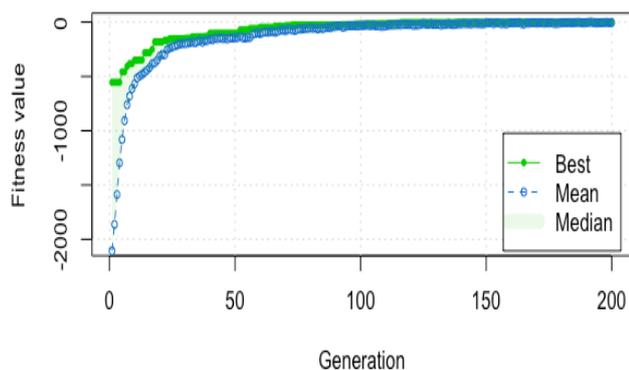
(4)Melakukan pergantian kromosom-kromosom dengan operator mutasi maupun persilangan (*cross over*). Nilai probabilitas mutasi dapat diperoleh melalui percobaan maupun mengacu pada penelitian-penelitian sebelumnya, seperti [13], [11], [7], dan [9]. Operator penyilangan kromosom dilakukan dengan metode *roulette wheel*, yakni dengan memberikan peluang pemilihan yang lebih besar pada kromosom-kromosom yang memiliki nilai *fitness* lebih tinggi.

(5)Melakukan elitisme untuk menjaga agar individu dengan nilai *fitness* tertinggi tetap

dipertahankan atau tidak hilang selama proses evolusi.

(6)Melakukan langkah (4) dan (5) secara terus menerus hingga didapatkan solusi yang stabil, dimana nilai *fitness* tidak mengalami perubahan dalam beberapa generasi. Portfolio terbaik dinyatakan dengan portofolio dengan nilai *fitness* tertinggi.

Metode algoritma genetika dikerjakan dengan bantuan pustaka GA versi 3.6.1 pada software statistik R Studio yang dikerjakan menggunakan macOS Mojave Version10.14.3 dengan processor 1.6 GHz Intel Core i5. Hasil pengoptimuman portofolio dengan metode algoritma genetika menghasilkan nilai *fitness* 0.0992 dengan ukuran populasi 50, jumlah



generasi 200, *crossover probability* 0,8, *mutation probability* 0,1 dan elitisme 2.

Gambar 1. Hasil pembentukan portofolio optimum dengan algoritma genetika

Gambar 1 menunjukkan populasi yang dibentuk oleh algoritma genetika dengan nilai rata-rata dan nilai *fitness* tertinggi dari generasi awal (ke-1) hingga generasi ke-200. Terlihat jelas bahwa pada sekitar generasi ke-100 telah didapatkan solusi yang cenderung stabil, dimana nilai *fitness* tidak lagi mengalami perubahan pada generasi seterusnya.

Tabel 3. Bobot aset portofolio optimum

No	Code	Sektor Industri	Bobot saham pada portofolio optimum	
			Indeks Sharpe	Algoritma Genetika
1	BBCA	Bank	7.8%	10.3%
2	BBRI	Bank	2.9%	9.1%
3	BMRI	Bank	8.7%	7.0%
4	BRPT	Industri dasar dan kimia	15.6%	6.4%
5	BTPS	Bank	10.1%	10.5%
6	CTRA	Properti dan Real Estate	4.7%	7.3%
7	EXCL	Infrastruktur, Komunikasi	10.9%	11.6%
8	ICBP	Barang Konsumsi	9.2%	6.8%
9	MNCM	Perdagangan dan Jasa	3.9%	14.4%
10	TPIA	Industri dasar dan kimia	19.6%	10.8%
11	WIKA	Properti dan Real Estate	6.4%	6.0%

5. Tabel 3 menunjukkan bobot saham pada portofolio optimum dengan algoritma genetika dan indeks Sharpe berdasarkan saham-saham yang terdaftar pada indeks LQ-45 pada tabel 2. Dari tabel 3 dapat dilihat bahwa portofolio yang dibentuk dengan menggunakan algoritma genetika telah memenuhi kendala yang disyaratkan pada persamaan (3) yang menghasilkan jumlah seluruh bobot saham portofolio sama dengan 1. Berdasarkan bobot-bobot saham yang dihasilkan dari metode algoritma genetika, bahwa proporsi alokasi dana yang lebih besar ditempatkan pada saham atau aset yang memiliki risiko portofolio terkecil (tabel 1). Sebagai contoh proporsi yang lebih besar dialokasikan pada sektor perbankan yakni BBKA 10,3% dan BBRI 9,1%. Sedangkan indeks Sharpe berturut-turut mengalokasikan bobot saham sebesar 16% dan 3%. Selain itu dengan menggunakan algoritma genetika dapat dilihat bahwa proporsi atau bobot-

Bobot aset penyusun portofolio dapat dikatakan lebih stabil karena berada pada interval bobot paling rendah 6% hingga paling tinggi 14,4%. Artinya ketika dibentuk portofolio optimum dengan mengalokasikan dana berdasarkan bobot-bobot yang diperoleh dengan menggunakan model algoritma genetika, maka tingkat keuntungan yang diharapkan dan risiko yang dipertanggungjawabkan berada dalam kondisi stabil. Indeks Sharpe berada pada interval paling rendah 2,1% hingga paling tinggi mencapai 16,2 %. Dengan demikian, hal ini menunjukkan bahwa metode algoritma genetika bekerja dengan efektif dalam penyelesaian masalah pembentukan portofolio optimum. .

## 5. KESIMPULAN

Penyelesaian masalah pembentukan portofolio optimum perusahaan emiten dapat diselesaikan dengan metode algoritma genetika. Hasil studi kasus menunjukkan bahwa metode algoritma bekerja lebih efektif dibandingkan dengan model indeks Sharpe. Penelitian lebih lanjut diperlukan untuk membandingkan kinerja algoritma genetika dengan model pengoptimuman portofolio lain guna meningkatkan performa kinerja portofolio yang terbentuk.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Goetzmann, W.N., Kumar, A., *Equity Portfolio Diversification, Review of Finance*, 12, 2008, pp. 433-463.
- [2] Jogiyanto, 2016, *Teori Portofolio dan Analisis Investasi*. Edisi kesepuluh. Yogyakarta: BPFE-Yogyakarta
- [3] Tandelilin, E 2017 *Pasar Modal: Manajemen Portofolio dan Investasi*. Yogyakarta: PT. Kanisius
- [4] Elton, E. J., Gruber, M. J., Brown, S. J., Goetzmann, W. N., *Modern Portfolio Theory and Investment Analysis*, Ninth edition, John Wiley and Sons, New York, 2014
- [5] Wahyuni, D, W., Mahmudy, B., Setiawan., *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Vol. 1, No. 1, Januari 2017, 63-68.
- [6] Zuhri, Z., *Algoritma Genetika: Metode Komputasi Evolusioner untuk Menyelesaikan Masalah Optimasi*, Penerbit Andi, Yogyakarta, 2014
- [7] Haupt, R.L, Haupt, S.E., *Practical Genetic Algorithm*, Second edition, John Wiley and Sons, New Jersey, 2004.
- [8] Soleimani, H., Golmakani, H.R., Salimi, M.H., *Markowitz-based Portfolio Selection with Minimum Transaction Lots, Cardinality Constraint and Regarding Sector Capitalization using Genetic Algorithm, Expert Systems with Applications*, 36, 2009, pp. 5058-5063.
- [9] C Chang, T.J., Yang, S-C., Chang, K-J., *Portfolio Optimization Problems in Different Risk Measures using Genetic Algorithm, Expert System with Applications*, 36, 2009, pp. 10529-15037
- [10] Lin, C-C., Liu, Y-T., *Genetic Algorithms for Portfolio Selection Problems with Minimum Transaction Lots, European Journal of Operational Research*, 185, 2008, pp. 393-404.
- [11] Woodside-Oriakhi, M., Lucas, C., Beasley, J.E., *Heuristic Algorithms for the Cardinality Constrained Efficient Frontier*, European Journal of Operational Research, 213, 2011, pp.538-550
- [12] Setiawan, E. D., Rosadi, *Pengoptimuman Portofolio dengan Kendala Karakteristik Perusahaan Emiten, Jurnal Teknik Industri*, Vol.19, No.2, 2017, 93-102.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih atas dukungan dana yang diberikan Ristek Dikti melalui skema Penelitian Dosen Pemula 2020.