

## Optimasi Portofolio Mean-semivariance dengan Algoritma Genetika

Khoirunnisa Ulayya<sup>1</sup>, Deni Saepudin<sup>2</sup>

<sup>1,2,3</sup>Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

<sup>1</sup>khoirunnissaulayya@students.telkomuniversity.ac.id, <sup>2</sup>denisaepudin@telkomuniversity.ac.id

---

### Abstrak

Optimasi portofolio saham sangat dibutuhkan investor untuk memperoleh hasil yang memuaskan dengan nilai return yang tinggi atau nilai risiko yang rendah. Untuk mendapatkan portofolio yang diharapkan, dibutuhkan perhitungan dan algoritma yang baik untuk masalah pengoptimalan. Dalam tugas akhir ini akan dibahas mengenai optimasi portofolio dengan Algoritma Genetika yang akan menghasilkan bobot yang akan digunakan untuk menghitung return dan memilih portofolio dengan risiko terkecil. Dari hasil yang telah diimplementasikan pada beberapa penelitian terdahulu dapat disimpulkan bahwa Algoritma Genetika dapat digunakan sebagai salah satu metode yang cukup berhasil masalah pengoptimalan. Adapun Data saham yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah saham yang ada dalam index LQ45. Diantaranya adalah saham *BBNI, BBKA, TLKM, AKRA, KLBF, ASII*. Hasil penelitian kali ini juga membuktikan bahwa perhitungan resiko menggunakan semivariance lebih optimal dibandingkan menggunakan variance.

**Kata kunci :** *Algoritma Genetika, mean-semivariance, Optimasi portofolio, semivariance, LQ45*

---

### Abstract

*Optimization of the stock portfolio is needed by investors to obtain satisfactory results with value high return or low risk value. To get the expected portfolio, good calculations and algorithms are needed for optimization problems. In this final project will be discussed about portfolio optimization with Genetic Algorithms which will produce weights that will be used to calculate returns and choose the portfolio with the smallest risk. From the results that have been implemented in several previous studies it can be concluded that the Genetic Algorithm can be used as a method that is quite successful optimization problems. The stock data used in this final project are shares in the LQ45 index. Among them are BBNI, BBKA, TLKM, AKRA, KLBF, ASII. The results of this study also prove that risk calculation using semivariance is more optimal than using variance.*

**Keywords:** *Genetic Algorithm, mean-semivariance, portfolio optimization, semivariance, LQ45*

---

## 1. Pendahuluan

### 1.1 Latar Belakang

Portofolio merupakan gabungan atau kumpulan aset keuangan seperti saham, obligasi dan uang tunai, dan termasuk dana bersama, yang dimiliki atau diselenggarakan langsung oleh investor dan atau dikelola oleh bank, profesional keuangan, atau lainnya. Portofolio harus dirancang sesuai dengan toleransi risiko, kerangka waktu, dan tujuan investasi investor. Dalam pemilihan portofolio, investor harus melakukan perhitungan yang memiliki tingkat keakuratan yang cukup tinggi untuk mendapatkan return portofolio yang sesuai dengan harapan investor. Return portofolio merupakan jumlah dana pengembalian yang akan diterima investor dalam kurun waktu yang telah ditentukan. Dibutuhkan algoritma dan metode yang tepat untuk menghitung return portofolio.

Dalam tugas akhir ini akan dibahas mengenai optimasi portofolio yang memiliki risiko terkecil untuk mengurangi kemungkinan kerugian yang akan diterima investor. Penulis menggunakan Genetic Algorithm (GA), adalah algoritma pencarian yang didasarkan pada mekanisme seleksi alamiah dan genetika alamiah. GA merupakan salah satu cabang dari evolutionary algorithm's (Eas) dengan menggunakan teknik yang terinspirasi oleh biologi evolusioner seperti warisan, mutasi, seleksi alam, dan rekombinasi (atau crossover). GA merupakan metode yang dapat sering digunakan untuk mencari parameter-parameter yang optimal. GA banyak digunakan pada proses optimasi karena menghasilkan nilai yang baik dalam optimalisasi. Kesuksesan dalam perhitungan nilai risiko portofolio ini dapat sangat membantu investor untuk menghindari kerugian yang banyak.

### 1.2 Topik dan Batasannya

Topik dan permasalahan dalam tugas akhir ini yang dianalisis yaitu bagaimana mendapatkan portofolio dengan risiko yang tekecil dengan Algoritma Genetika Batasan masalah dalam tugas akhir ini yaitu terdapat enam *record* nilai *close* saham yang akan dioptimasi. Data saham yang digunakan adalah data saham yang terdapat dalam indeks LQ45, data tersebut diperoleh dari *finance.yahoo.com*. Penetapan pengambilan enam data saham ini berdasarkan kelengkapan dari record data, serta jenis data sesuai dengan yang diinginkan. dan Data

saham yang digunakan adalah harga penutupan saham mingguan/*weekly* dalam kurun waktu selama 5 tahun (2013-2018).

### 1.3 Tujuan

Tujuan dalam pengerjaan Tugas Akhir ini adalah mendapatkan portofolio dengan risiko yang terkecil dengan menggunakan Algoritma Genetika dan penerapan rumus *mean-semivariance*.

## 2 Studi Terkait

### 2.1 Saham

Menurut Fahmi (2012:81), “Saham merupakan salah satu instrument pasar modal yang paling banyak diminati oleh investor, karena mampu memberikan tingkat pengembalian yang menarik. Saham adalah kertas yang tercantum dengan jelas nilai nominal, nama perusahaan, dan diikuti dengan hak dan kewajiban yang telah dijelaskan kepada setiap pemegangnya.” Dalam berinvestasi saham, investor bisa memperoleh keuntungan, dan juga kerugian. Karena saham merupakan aset yang nilai pengembaliannya di masa depan bersifat tidak pasti.

### 2.2 Return, Expected Return dan Risiko

#### 2.2.1 Return

*Return* merupakan hasil, atau pengembalian dari saham beserta hasilnya pada investor yang telah berinvestasi. Hasil dari *return* saham dapat berupa keuntungan/*capital gain* atau kerugian/*capital lost*. *Capital gain* adalah selisih harga jual-beli saham dimana harga beli saham lebih kecil dibandingkan harga jual saham. Sedangkan *capital lost* adalah dimana harga beli saham lebih tinggi dibandingkan harga jual saham. Berikut adalah rumus untuk perhitungan *return*: [5]

$$R_t = \frac{S_t - S_{t-1}}{S_{t-1}} \quad (1)$$

Keterangan :

$R_t$  : Nilai *return* pada waktu ke t,  
 $S_t$  : Harga saham pada waktu ke t.

#### 2.2.2. Expected Return Saham

*Expected return* saham merupakan nilai *return* yang sangat diharapkan oleh investor pada masa yang akan datang setelah melakukan investasi. *Expected return* dapat diestimasi dengan menghitung rata – rata *return* saham kedalam formula berikut: [5]

$$\mu = \frac{\sum_{t=1}^T R_t}{T} \quad (2)$$

Keterangan :

$\mu$  : Nilai *expected return* saham,  
 $T$  : Jumlah periode waktu pengamatan (minggu),  
 $R_t$  : Nilai *return* saham pada jangka waktu ke t.

#### 2.2.3. Risiko

Menurut Reilly and Brown (2003:10) “Risiko adalah ketidakpastian bahwa suatu investasi akan memperoleh tingkat pengembalian yang diharapkan.” Ada beberapa sumber risiko yang bisa mempengaruhi besarnya risiko investasi antaralain: risiko suku bunga, risiko pasar, risiko inflasi (faktor yang mempengaruhi semua sekuritas adalah risiko daya beli atau berkurangnya kemampuan membeli investasi), risiko bisnis, risiko finansial perusahaan, dan hal lainnya.

##### 2.2.3.1. Variansi (*Variance*)

Dalam menghitung risiko saham, kita dapat menggunakan variansi. Dengan variansi, kita dapat melihat sebaran harga saham. Bila sebarannya semakin melebar, maka semakin besar pula risikonya. Variansi secara umum dapat dituliskan sebagai berikut [5]:

$$\text{var}(K) = E[K^2] - (E[K])^2 \quad (3)$$

dalam hal ini variansi akan dinyatakan dengan  $\sigma^2$  dan dapat ditulis sebagai:

$$\sigma^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (R_p - (ER_p))^2 \quad (4)$$

Keterangan :

$\sigma^2$  : nilai variansi,  
 E : *expected value*,  
 $R_p$  : nilai *return* portofolio.

### 1.2.3.2. Semivariansi (*Semivariance*)

*Semivariance* adalah ukuran data yang dapat digunakan untuk memperkirakan potensi risiko portofolio. Dengan menggunakan ukuran *semivariance* saham kemudian menghitung *semicovariance* antar saham dan bobot masing-masing saham dapat untuk menghitung besarnya risiko portofolio. Secara matematis, rumus untuk menghitung risiko portofolio menggunakan *mean-semivariance* adalah sebagai berikut [9]:

$$S = E(\min(0, (R_p - E(R_p))^2)) \quad (5)$$

Keterangan :

S : Nilai *semivariance*,  
 E : *Expected value*,  
 $R_p$  : Nilai *return* portofolio,  
 $E(R_p)$  : Nilai yang dijadikan *benchmark* atau nilai tolak ukur.

Kemudian untuk menghitung *semi-covariance* menggunakan cara sebagai berikut [9]:

$$S_{pc} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [\text{Min}(0, R_{pta} - E(R_p)), \text{Min}(0, R_{ptb} - E(R_p))] \quad (6)$$

Keterangan :

$S_{pc}$  : Nilai *semicovariance*,  
 T : Jumlah periode waktu,  
 $R_{pta}$  : Nilai *return* portofolio saham a,  
 $R_{ptb}$  : Nilai *return* portofolio saham b,  
 $E(R_p)$  : Nilai *Brechmark* atau nilai tolak ukur.

## 2.3 Portofolio Saham

Portofolio saham adalah gabungan dari beberapa jumlah saham. Kebanyakan investor saham pasti memiliki portofolio saham, baik yang telah dibentuk melalui perencanaan secara matang maupun karena ketidaksengajaan. Di dalam membentuk suatu portofolio tidak lepas dari unsur return dan resiko, karena tujuan membentuk portofolio saham itu sendiri adalah untuk mendapatkan hasil yang semaksimal mungkin untuk meningkatkan kekayaan dengan resiko sekecil-kecilnya. (Zubir, 2011: 2).

### 2.3.1 Expected Return Portofolio

Return portofolio merupakan hasil, atau pengembalian dana yang diperoleh investor dari sekumpulan aset keuangan berupa saham, obligasi, dan lainnya yang telah tergabung dalam suatu portofolio yang dimilikinya. Sedangkan *expected return* portofolio adalah nilai harapan dari *return* portofolio. Secara matematis rumus untuk menghitung *return* dan *expected return* portofolio dengan bobot  $w$  didefinisikan sebagai berikut [5]:

$$E(R_p) = \sum_{i=1}^T W_i \mu_i \quad (7)$$

Keterangan :

$E(R_p)$  : Nilai *expected return* portofolio,  
 $W_i$  : Nilai bobot saham ke  $i$ ,  
 $\mu_i$  : Nilai *expected return* saham ke  $i$ ,  
 T : Jumlah periode waktu.

### 2.3.2 Resiko Portofolio

Risiko portofolio merupakan hal yang tidak diharapkan oleh investor. Semua investor pastilah menginginkan return yang tinggi dan menghindari risiko atau mencari portofolio dengan risiko terkecil. Berikut adalah persamaan untuk mendapatkan risiko portofolio :

$$S_p = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\min(0, R_p - E(R_p)))^2 \quad (8)$$

Keterangan :

$S_p$  : Nilai risiko portofolio menggunakan *mean-semivariance*,  
 $T$  : Jumlah periode waktu,  
 $R_p$  : Nilai *return* portofolio,  
 $E(R_p)$  : Nilai Brechmark atau nilai tolak ukur.

### 2.3.3 Metode Portofolio *Mean – Semivariance*

Pada metode *semivariance*, untuk mendapatkan bobot saham yang menghasilkan risiko minimum dapat menggunakan persamaan [3] :

$$W = \frac{\underline{\Delta s}^{-1} \underline{\Delta u}}{\underline{\Delta u} \underline{\Delta s}^{-1} \underline{\Delta u}^T} \quad (9)$$

Keterangan:

$W$  : Nilai bobot portofolio,  
 $\underline{\Delta u}$  : Nilai matrix kolom elemen (1xn),  
 $n$  : Jumlah banyaknya saham,  
 $\underline{\Delta s}^{-1}$  : Nilai matrix invers *semivariance-semicovariance*,  
 $\underline{\Delta u}^T$  : Nilai matrix kolom elemen (1xn) transpose.

## 2.4 Optimasi *Single-objective*

Optimasi merupakan proses untuk mendapatkan hasil yang diinginkan. Pada *single objective* hanya ada satu fungsi tujuan yang akan dioptimalkan. Dalam tugas akhir ini, fungsi yang akan dioptimasi adalah mendapatkan portofolio dengan risiko yang paling minimum. Masalah optimasi portofolio saham dengan pendekatan *mean-semivariance* dapat dituliskan sebagai masalah optimasi *single-objective* yaitu:

$$\text{Min } S = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_i W_j S_{pc} \quad (10)$$

Keterangan:

Min S : nilai minimum risiko  
 $n$  : banyaknya saham dalam portofolio  
 $S_{pc}$  : nilai *semi-covariance*  
 $W_i$  : nilai bobot saham  $i$   
 $W_j$  : nilai bobot saham  $j$

## 2.5 Algoritma Genetika

Pada umumnya *Genetic Algorithm* (GA) digunakan untuk menyelesaikan masalah optimasi diskrit. Ciri utama dari GA adalah tidak terlalu cepat dalam menemukan solusi optimal, tetapi memiliki heuristik yang baik untuk masalah kombinatorial. Ciri lainnya adalah GA lebih menitik beratkan pada rekombinasi atau crossover. Artinya bagian SGA yang paling penting untuk menemukan solusi adalah rekombinasi [1].

GA berasal dari himpunan solusi yang dihasilkan secara acak yang disebut populasi. Sedangkan setiap individu dalam populasi disebut kromosom yang merupakan representasi dari solusi dan masing-masing dievaluasi tingkat ketanggguhannya (fitness) oleh fungsi yang telah ditentukan. Melalui proses seleksi alam atas operator genetik, gen-gen dari dua kromosom (disebut parent) diharapkan akan menghasilkan kromosom baru dengan tingkat fitness yang lebih tinggi sebagai generasi baru atau keturunan (offspring) berikutnya. Kromosom-kromosom tersebut akan mengalami iterasi yang disebut generasi (generation). Pada setiap generasi, kromosom dievaluasi berdasarkan nilai fungsi fitness. Setelah beberapa generasi maka algoritma genetika akan mendapatkan kromosom terbaik, yang merupakan solusi optimal (Goldberg, 1989).

### 2.5.1 Inisialisasi Populasi dan Skema Pengkodean

Langkah pertama pada Algoritma Genetika yaitu inisialisasi populasi. Populasi adalah kumpulan dari beberapa individu atau kromosom, individu pada tugas akhir ini adalah bobot-bobot portofolio yang akan dioptimasi. Pada tahap ini yang dilakukan adalah membangkitkan populasi yang berisikan kromosom secara acak (*random*) dengan skema pengkodean *real-number encoding*. [1]

### 2.5.2 Nilai *Fitness*

Suatu individu dievaluasi berdasarkan suatu fungsi tertentu sebagai ukuran nilai *fitness*-nya. Nilai *fitness* yang dimaksud adalah fungsi objektif yang telah dituliskan pada persamaan

### 2.5.3 *Roulette-Wheel*

Pemilihan Orang tua dapat dilakukan dengan beberapa metode. Salah satu metode seleksi yang umum digunakan adalah *roulette-wheel*. Sesuai dengan namanya, metode ini menirukan permainan *roulette-wheel* dimana masing-masing individu menempati potongan lingkaran pada roda roulette secara proporsional sesuai dengan nilai *fitness*-nya. Pemenang setiap seleksi *roulette-wheel* (dengan *fitness* terbaik) dipilih untuk *cross over*.

### 2.5.4 *Crossover* dan Mutasi

*Crossover* (kawin silang) adalah proses dimana 2 individu (*parents*) yang berbeda dilakukan persilangan dan menghasilkan anak atau individu baru (*offspring*). *Crossover* untuk bilangan real dapat menggunakan *intermediate crossover*. Individu baru yang dihasilkan dapat digambarkan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Anak}_1 &= OT_1 + \alpha (OT_2 - OT_1) \\ \text{Anak}_2 &= OT_2 + \alpha (OT_1 - OT_2) \end{aligned} \quad (11)$$

Keterangan:

$OT_1$  : Orang Tua (*parent*) 1,

$OT_2$  : Orang Tua (*parent*) 2,

$\alpha$  : Diartikan jika pilih secara random.

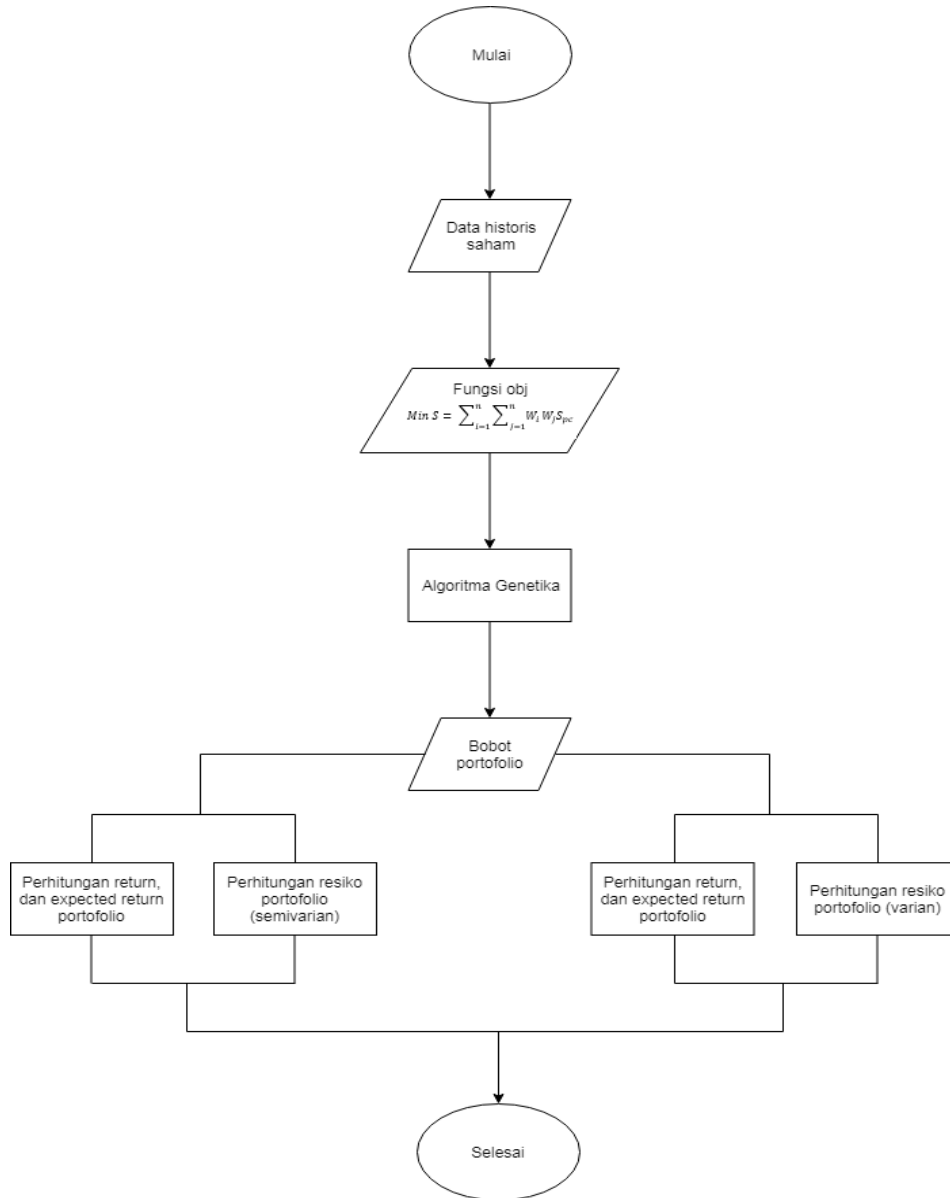
Setelah proses *crossover* selesai, tahap selanjutnya adalah mutasi. Mutasi diperlukan untuk mengembalikan informasi bit yang hilang akibat *cross over*. Mutasi diterapkan dengan probabilitas yang sangat kecil. Jika mutasi dilakukan terlalu sering, maka akan menghasilkan individu yang lemah karena konfigurasi gen pada individu yang unggul akan dirusak. [1] yang dilakukan dalam tugas akhir ini adalah mutasi menggunakan *swap mutation* cara kerjanya yaitu menukar gen yang dipilih secara acak dengan gen sesudahnya.

## 2.6 *Efficient Frontier*

*Efficient frontier* adalah grafik yang menggambarkan sekumpulan portofolio yang memaksimalkan expected return pada setiap level dari setiap level resiko portofolio. Portofolio yang ditampilkan dalam grafik *efficient frontier* adalah portofolio yang dianggap paling efisien atau sesuai dengan parameter-parameter yang diinginkan

### 3 Sistem yang Dibangun

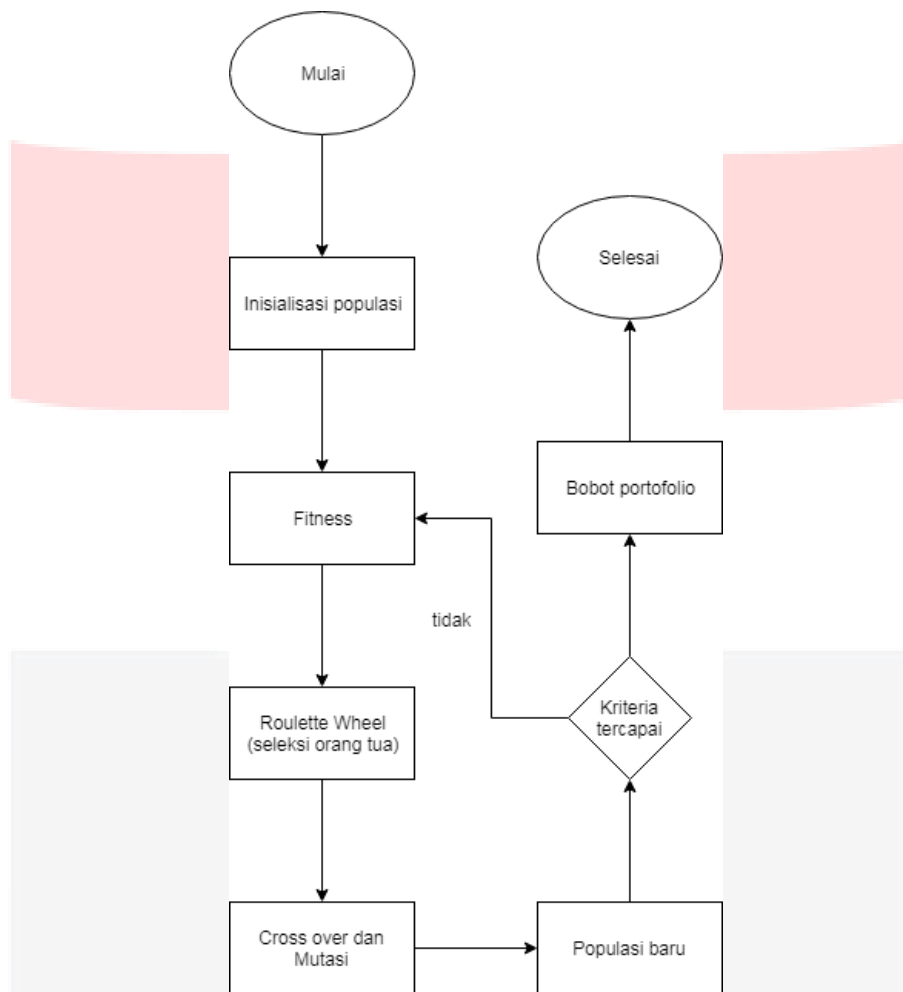
3.1. Berikut adalah alur perancangan sistem untuk membantu pengerjaan sistem



Gambar 3.1 Perancangan Sistem Optimasi Portofolio

### 3.2 Gambaran sistem

Berikut adalah gambaran dari Algoritma Genetika



Gambar 3.2 Perancangan sistem GA

a. Mulai

Langkah awal sistem yaitu menginputkan data sepuluh saham dalam index LQ45 yang telah dipilih, dimana harga penutupan sahamnya ditutup setiap minggu/*weekly* dari kurun waktu (2013-2018)

b. Inisialisasi Populasi

Inisialisasi populasi dilakukan secara acak sebanyak jumlah kromosom/populasi yang diinginkan. Setiap kromosom mengandung kombinasi bobot portofolio yang bernilai *real-number encoding*.

c. Fitness

Menghitung nilai *fitness* yang dimiliki oleh masing-masing individu untuk menentukan tingkat kesesuaian individu tersebut dengan kriteria yang sudah ditetapkan pada fungsi objektif.

d. *Roulette Wheel*

Memilih calon orang tua/*parent* menggunakan *Roulette Wheel* yang didapatkan setelah menghitung nilai fitness

e. *Crossover* dan Mutasi

Operator *crossover* atau kawin silang dilakukan setelah didapatkan dua individu orangtua, selanjutnya ditentukan titik pindah silang secara acak. Langkah selanjutnya adalah mutasi menggunakan *swap mutation*. Cara kerjanya adalah dengan menukar nilai gen 1 dengan gen lainnya dengan tujuan nilai bobot yang dihasilkan tetap 1.

- f. Populasi Baru  
Populasi baru berisikan individu-individu terbaik yang dihasilkan dari seluruh proses proses sebelumnya.
- g. Bobot  
Sistem Algoritma Genetika akan berhenti dijalankan jika sudah mencapai iterasi dan generasi yang ditentukan, atau sudah mencapai bobot yang optimal. kemudian diperoleh nilai berupa bobot yang akan digunakan untuk menghitung nilai return yang memiliki resiko yang minimum.

#### 4. Evaluasi

Pada pengujian pertama pembentukan portofolio dilakukan menggunakan saham (BBNI, BBKA, TLKM, AKRA, KLBF, ASII, ) dengan jumlah record 260 data. Setelah melakukan pengujian maka diperoleh hasil sebagai berikut :

##### 4.1 Hasil penerapan GA dengan 50 individu yang ditentukan dan dilakukan sebanyak 200 iterasi

Tabel 4.1. Hasil bobot portofolio yang dihasilkan setelah melalui sistem GA

BBNI	BBKA	TLKM	AKRA	KLBF	ASII	BBNI	BBKA	TLKM	AKRA	KLBF	ASII
27.079	75.2668	10.3058	-23.8645	-56.7219	-31.0652	685.387	1878.6	250.196	-602.369	-1430.04	-780.778
4267117	1.2E+07	1554954	-3749834	-8901751	-4859600	91.6427	252.129	33.833	-80.6014	-191.41	-104.593
7972.41	21840.3	2905.61	-7006.02	-16631.7	-9079.59	205.673	564.499	75.3863	-180.809	-429.293	-234.457
48.6875	134.46	18.18	-42.8535	-101.8	-55.6741	121.86	334.905	44.8443	-107.156	-254.447	-139.006
31.804	88.2103	12.0276	-28.0167	-66.5789	-36.4463	187.565	514.895	68.7876	-164.896	-391.517	-213.835
303.775	833.234	111.135	-267.018	-633.945	-346.18	560.892	1537.57	204.829	-492.966	-1170.32	-638.998
257.921	707.623	94.4255	-226.723	-538.288	-293.959	1482.17	4061.27	540.548	-1302.56	-3092.23	-1688.2
72.0325	198.41	26.687	-63.3685	-150.501	-82.2605	1016.74	2786.3	370.943	-893.556	-2121.29	-1158.14
36.3449	100.649	13.6823	-32.0071	-76.0517	-41.6176	330.516	906.486	120.879	-290.517	-689.73	-376.634
83.3543	229.424	30.8127	-73.3178	-174.119	-95.1543	533.899	1463.62	194.993	-469.245	-1114.01	-608.257
218.102	598.544	79.9152	-191.73	-455.219	-248.611	118.047	324.461	43.455	-103.805	-246.494	-134.664
60.3184	166.321	22.4183	-53.0744	-126.063	-68.9198	112.833	310.177	41.5549	-99.2231	-235.616	-128.726
41.4197	114.551	15.5316	-36.4667	-86.6384	-47.3971	1710.53	4686.81	623.761	-1503.24	-3568.61	-1948.26
411.28	1127.73	150.31	-361.491	-858.215	-468.612	193.999	532.518	71.132	-170.549	-404.938	-221.162
67.4501	185.857	25.0172	-59.3416	-140.941	-77.0418	109.558	301.206	40.3615	-96.3452	-228.784	-124.997
98.402	270.645	36.2961	-86.5413	-205.511	-112.291	176.531	484.667	64.7666	-155.199	-368.497	-201.268
3878.95	10626.9	1413.94	-3408.79	-8092.21	-4417.76	6105.18	16725.3	2225.19	-5365.15	-12736.4	-6953.1
1159.76	3178.06	423.057	-1019.23	-2419.63	-1321.01	2512.76	6884.41	916.097	-2208.22	-5242.17	-2861.88
625.957	1715.8	228.539	-550.143	-1306.06	-713.097	136.961	376.272	50.3472	-120.426	-285.95	-156.204
241.67	663.105	88.5034	-212.441	-504.385	-275.451	143.75	394.868	52.821	-126.392	-300.112	-163.935
61.5767	169.768	22.8768	-54.1802	-128.688	-70.3528	90.8347	249.916	33.5386	-79.8914	-189.724	-103.673
71.0521	195.725	26.3297	-62.507	-148.455	-81.144	489.337	1341.55	178.754	-430.085	-1021.05	-557.507
452.424	1240.44	165.303	-397.647	-944.047	-515.469	100.443	276.235	37.0398	-88.3347	-209.768	-114.615
39.7935	110.096	14.939	-35.0376	-83.2459	-45.5451	158.391	434.975	58.1562	-139.258	-330.655	-180.609
2071.02	5674.33	755.126	-1820.03	-4320.64	-2358.8	145.762	400.381	53.5543	-128.16	-304.31	-166.227

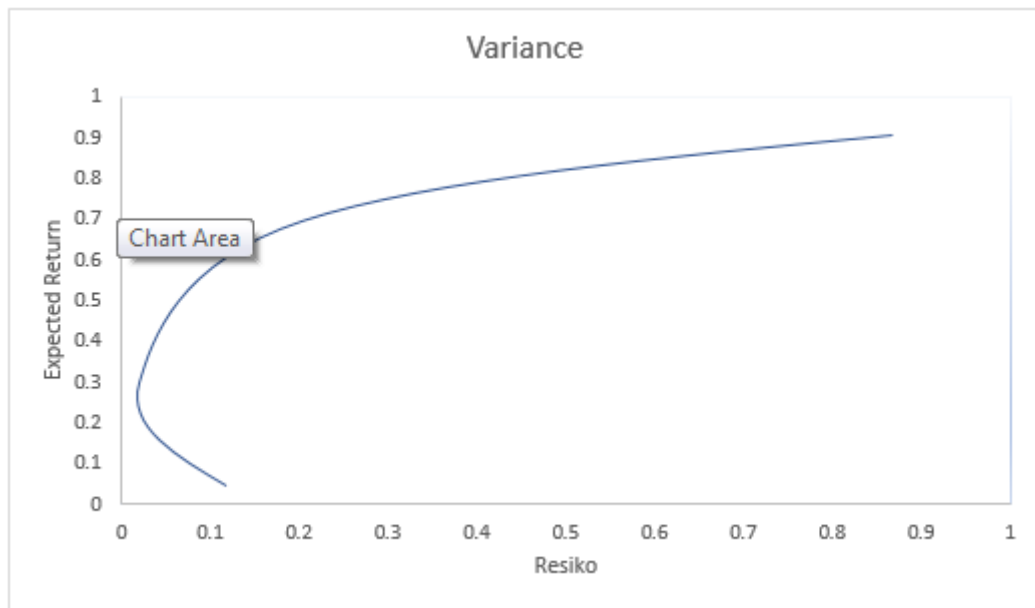
Selanjutnya dipilih bobot yang paling optimal untuk mendapatkan portofolio yang memiliki resiko terkecil, dan dihasilkan bobot seperti pada tabel 4.1.1.

Tabel 4.1.1. Bobot yang paling optimal dari penerapan sistem GA

BBNI	BBKA	TLKM	AKRA	KLBF	ASII
145.76	400.38	53.55	-128.16	-304.31	-166.23



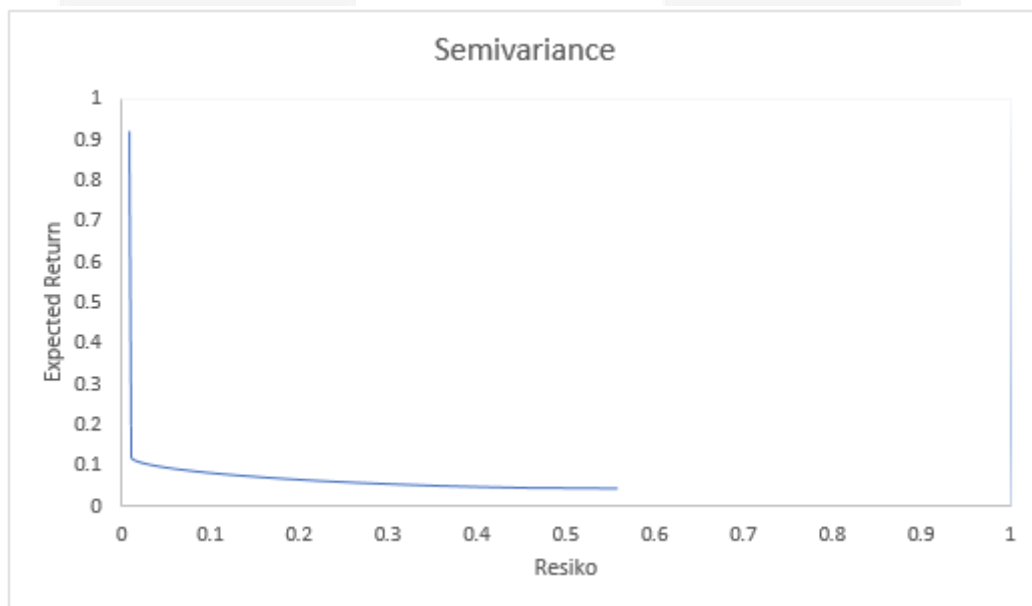
#### 4.2. Hasil perbandingan *variance* dan *mean-semivariance*



Gambar 4.1. Grafik *efficient frontier* terhadap *variance*

Dari pengujian menggunakan *variance*, didapatkan portofolio *single-objective* yang optimal. Karena tujuan grafik *efficient frontier* adalah mendapatkan bobot portofolio yang optimal, maka portofolio yang dimunculkan hanya yang memiliki return positif atau diatas nol, dan resiko yang paling minimum.

#### 4.1 Hasil pengujian menggunakan *semivariance*



Gambar 4.2. Grafik *efficient frontier* terhadap *semivariance*

Dari pengujian menggunakan *semivariance*, didapatkan portofolio *single-objective* yang optimal. Karena tujuan grafik *efficient frontier* adalah mendapatkan bobot portofolio yang optimal, maka portofolio yang dimunculkan hanya yang memiliki return positif atau diatas nol, dan resiko yang paling minimum.

## 5. Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan implementasi serta pengujian yang telah dilakukan untuk sistem optimasi portofolio mean-semivariance menggunakan *genetic algorithm* lalu membandingkan dengan mean-variance, dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan mean-semivariance didapatkan portofolio yang memiliki return yang positif serta dengan resiko yang mendekati 0. Sedangkan untuk mean-variance, semakin tinggi return portofolio, maka semakin besar pula resikonya. Genetic Algorithm pun dinilai cukup baik untuk memecahkan masalah optimasi.

## Daftar Pustaka

- [1] Suyanto. (2014). Artificial Intelligence, Bandung: Sekolah Tinggi Teknologi Telkom.
- [2] Firsty Ayunda, Saepudin Deni dan Rian Febrian Umbara.” Optimasi Portofolio Saham dengan Metode Tracking.”
- [3] Capinki, M., & Zastawniak, T. (2003). *Mathematics for Finance : An Introduction fo Financial Engineering*. London: Springer.
- [4] Zubir, Zalmi. 2011. Manajemen Portofolio Penerapannya Dalam Investasi Saham. Jakarta. Salemba Empat.
- [5] Istiqamah Intan Putri, Deni Saepudin, Erwin Budi Setiawan, (2014). Optimasi Portofolio Saham Menggunakan Algoritma Genetika. *openlibrary.telkomuniversity*
- [6] Buchdadi, A. D. (2008, Desember). Perhitungan Value at Risk Portofolio Optimum Saham Perusahaan Berbasis Syariah dengan Pendekatan EMWa. *Jurnal Akutansi dan Keuangan Indonesia*, V(2), 182-201.
- [7] Sherly Isnaeni, Deni Saepudin, Rian Febrian Umbara, (2015). Penerapan Algoritma Genetika Multi-objective NSGA-II Pada Optimasi Portofolio Saham. *e-Proceeding of Engineering*, 6841
- [8] Yayat Priyatna, F. Sukono, (2003). Optimasi Portofolio Investasi Dengan Menggunakan Model Markowitz. *Jurnal Matematika Dan Komputer Vol. 6. No. 1, 1 - 10, April 2003, ISSN : 1410-8518*
- [9] Javier Estrade.(2007). Mean-Semivariance Optimization: A Heuristic Approach Barcelona, Spain: *IESE Business School*.