

Penentuan Portofolio Saham Optimal Menggunakan Algoritma Genetika

Rinda Wahyuni¹, Wayan Firdaus Mahmudy², Budi Darma Setiawan³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: ¹rindarin40@gmail.com

Abstrak

Dalam melakukan investasi di pasar modal investor seringkali dihadapkan pada dua hal yaitu tingkat keuntungan dan tingkat kerugian. Maka dari itu untuk mengurangi tingkat kerugian investor melakukan diversifikasi dengan mengkombinasikan berbagai sekuritas dalam investasi atau disebut dengan portofolio saham. Penelitian ini mengimplementasikan algoritma genetika untuk menentukan proporsi saham agar dapat menghasilkan tingkat keuntungan yang optimal dengan tingkat kerugian yang dapat dipertanggung jawabkan. Berdasarkan hasil pengujian, algoritma genetika mampu menentukan proporsi saham dengan tingkat keuntungan yang lebih besar dan tingkat kerugian yang lebih kecil dari pada perhitungan manual menggunakan *single index model*. Fitness terbesar 0,356522 pada kondisi pelatihan algoritma genetika dengan parameter ukuran populasi 100, jumlah generasi 100, *crossover rate* 0,3, dan *mutation rate* 0,7.

Kata kunci: *algoritma genetika, portofolio saham, single index model*

Abstract

In making investments investors often faced with two things, return expectation and risk rate. Therefore to reduce the risk rate investors diversifying by combining securities in investment, or commonly referred to a stock portfolio. This research implements genetic algorithm to determine the proportion of stocks to generate optimum return expectation with risk rate that can be justified. Based on the test result, genetic algorithm can determine the stocks proportion with greater return expectation and risk rate is smaller than manual calculation using single index model. The largest fitness is 0,356522 in exercise condition of genetic algorithm parameter with population size is 100, the number of generations is 100, crossover rate 0,3, and mutation rate 0,7.

Keywords: *genetic algorithm, stock portfolio, single index model*

1. PENDAHULUAN

Investasi merupakan sebuah alternatif untuk meningkatkan asset dimasa depan. Investasi dilakukan dengan mengalokasikan dana kebeberapa tempat yang berbeda. Diantara semua instrumen investasi saham adalah instrumen yang paling banyak diminati oleh investor, karena menjajikan pengembalian yang lebih tinggi. Namun, keuntungan selalu berbanding lurus dengan resiko yang dihadapi. Kombinasi banyak saham dengan kualitas yang berbeda menyebabkan investor sulit menentukan proporsi dana yang akan diinvestasikan, dan membuat model matematika yang dibentuk semakin rumit, sehingga dibutuhkan pendekatan secara *artificial intelligence*.

Banyak metode yang sudah diterapkan untuk menyelesaikan masalah optimasi portofolio saham. Fiarni dan Bastiyan (2013) memaparkan penelitiannya “Sistem Rekomendasi Portofolio Investasi Berbasis Algoritma Genetika”. . Sistem yang dihasilkan mampu memberikan rekomendasi dengan tingkat kesesuaian 67%.

Berkaitan dengan permasalahan yang telah diuraikan pembahasan utama dalam penelitian ini adalah bagaimana mengimplementasikan algoritma genetika untuk menyelesaikan permasalahan optimasi portofolio saham. Pada penelitian ini algoritma genetika diterapkan untuk mendapatkan kromosom terbaik yang berupa proporsi masing – masing saham untuk mendapatkan komposisi portofolio dengan tingkat keuntungan optimal dan tingkat kerugian yang dapat dipertanggungjawabkan.

Perhitungan tingkat keuntungan dan tingkat kerugian menggunakan teori *single index model*.

2. PORTOFOLIO SAHAM

Portofolio saham adalah investasi yang terdiri dari berbagai saham perusahaan yang berbeda dengan harapan bila salah satu saham menurun sementara yang lain meningkat, maka investasi tidak akan mengalami kerugian (Zubir, 2011). Selain itu korelasi antara return saham satu dengan return saham yang lain juga akan memperkecil varians return portofolio tersebut.

Portofolio optimal merupakan portofolio yang dipilih seorang investor dari sekian banyak pilihan yang ada pada kumpulan portofolio efisien. Portofolio optimal akan menghasilkan return yang optimal dengan resiko yang dapat dipertanggung jawabkan (Tandelilin, 2001).

2.1. Single Index Model

Single Index Model (Model Indeks Tunggal) dikemukakan oleh William Sharpe pada tahun 1963. Model ini merupakan penyederhanaan perhitungan dari model Markowitch. “Model indeks tunggal didasarkan pada pengamatan bahwa harga dari suatu sekuritas berfluktuasi searah dengan indeks harga pasar” (Jogiyanto, 2010). Pada umumnya saham akan mengalami kenaikan jika indeks harga saham naik, begitu juga sebaliknya saham akan mengalami penurunan jika indeks harga saham turun. Hal ini menunjukkan bahwa mungkin *return – return* saham berkorelasi dengan perubahan nilai pasar. Dengan *single index model* return portofolio dapat dihitung dengan persamaan sebagai berikut :

$$R_p = \alpha_p + \beta_p R_m \quad (1)$$

Sedangkan risiko portofolio saham dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$\sigma_p^2 = \beta_p^2 \sigma_m^2 + \sum_{i=1}^N W_i^2 \sigma_{ei}^2 \quad (2)$$

3. ALGORITMA GENETIKA

Konsep algoritma genetika diilhami oleh proses evolusi di alam (Mahmudy, 2015). Dimana individu yang lebih baik yang mampu bertahan, sehingga individu tersebut akan menjadi solusi optimal dari sebuah masalah. Algoritma genetika telah banyak digunakan untuk menyelesaikan masalah kompleks mulai

dari penjadwalan (Wijayaningrum dan Mahmudy 2016), perencanaan produksi (Mahmudy, 2014), sampai penentuan komposisi pakan (Caesar, Hanum, dan Cholissodin, 2016).

Proses dalam algoritma genetika dimulai dengan tahap inialisasi, yaitu menciptakan individu – individu secara acak yang memiliki susunan gen (kromosom) tertentu. Kromosom ini mewakili solusi dari permasalahan. Tahap selanjutnya adalah reproduksi untuk menghasilkan *offspring* dari individu yang ada dipopulasi. Setelah reproduksi akan lahir individu baru sehingga jumlah individu bertambah. Setiap kromosom mempunyai *fitness*, makin besar *fitness* makin baik kromosom tersebut untuk dijadikan solusi. Tahap menghitung *fitness* ini disebut tahap evaluasi. Tahap akhir adalah seleksi yaitu memilih individu dari himpunan populasi dan *offspring*. Individu hasil seleksi dipertahankan hidup pada generasi berikutnya (Mahmudy, 2015).

4. METODOLOGI PENELITIAN

4.1 Tahapan Penelitian

Tahap – tahap implementasi algoritma genetika untuk optimasi saham pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Mengumpulkan data alpa saham, beta saham, dan kesalahan residu saham. Data mentah didapatkan dari website *yahoo finance* kemudian diolah dengan program pengolah angka Microsoft Excel .
2. Menganalisa dan merancang sistem dengan menggunakan hasil pada tahap sebelumnya.
3. Implementasi sistem berdasar analisis dan perancangan yang dilakukan.
4. Melakukan uji coba sistem dan evaluasi.

4.2. Siklus Penyelesaian Masalah menggunakan Algoritma Genetika

Untuk memperoleh portofolio optimal yang sesuai dengan kebijakan investasi investor, pertama dipilih saham – saham yang akan diproses. Saham yang dipilih menjadi masukan untuk diproses. Setelah itu sistem akan mengambil data beta, alpha, dan kesalahan residu dari masing – masing saham.

Tahap berikutnya adalah melakukan inialisasi awal. Saham – saham yang dipilih oleh pengguna akan direpresentasikan menjadi

kromosom, kemudian dibangkitkan populasi sebanyak parameter yang dimasukkan. Proses reproduksi dilakukan dengan *crossover* dan mutasi. *Offspring* yang dihasilkan $popSize \times cr$ ditambah $popSize \times mr$. Selanjutnya individu dari populasi awal dan *offspring* hasil *crossover* dan mutasi digabungkan untuk proses seleksi. Seleksi dilakukan dengan menghitung *fitness* masing – masing individu. Individu terbaik adalah individu yang memiliki *fitness* terbaik setelah n generasi. Faktor yang mempengaruhi *fitness* adalah *expected return* (keuntungan) dan *risk* (resiko) portofolio.

4.3. Representasi Kromosom

Representasi kromosom dalam penelitian ini menggunakan *real-coded genetic algorithm*. Panjang kromosom menyatakan jumlah saham dalam portofolio. Tabel 1 adalah contoh representasi kromosom yang digunakan.

Tabel 1. Contoh Representasi Kromosom

Kromosom			
AALI	ANTM	BBCA	BBRI
0.1	0.2	0.4	0.3

Didalam contoh kasus terdapat 4 saham yang akan dimasukkan keportofolio, maka kromosom mempunyai panjang 4 gen. Isi dari tiap gen yang ditunjukkan oleh index ke-1 hingga index ke-4 menyatakan proporsi saham. Urutan saham sesuai dengan saham yang dimasukkan terlebih dahulu.

4.4. Perhitungan Fitness

Tujuan pembentukan portofolio saham adalah untuk mendapatkan tingkat keuntungan yang optimal dengan risiko yang dapat dipertanggung jawabkan, maka digunakan perhitungan fitness sebagai berikut :

$$Fitness = \frac{Return\ Ekspektasi}{Resiko\ Portofolio} \quad (3)$$

Dimana return ekspektasi dihitung dengan persamaan 1, dan risiko portofolio dihitung dengan persamaan 2.

4.5. Crossover

Crossover digunakan untuk menghasilkan individu baru dengan gen – gen yang berbeda dari individu sebelumnya. Pada penelitian ini crossover dilakukan dengan *extended intermediate crossover*. *Extended intermediate*

crossover menghasilkan *offspring* dari kombinasi nilai dua induk. Banyaknya *offspring* yang dihasilkan dalam proses *crossover* adalah $cr \times popSize$. Misalkan P_1 dan P_2 adalah dua kromosom adalah parent, maka *offspring* C_1 dan C_2 dapat dibangkitkan sebagai berikut :

$$C_1 = P_1 + \alpha (P_2 - P_1)$$

$$C_2 = P_2 + \alpha (P_1 - P_2) \quad (4)$$

Nilai α dibangkitkan secara acak pada interval yang telah ditentukan sebelumnya.

Pada proses *crossover offspring* yang dihasilkan tidak sesuai dengan *constraint* yang ditetapkan. Untuk mengatasi hal ini *offspring* harus *direpair* dengan persamaan sebagai berikut :

$$newGen = \frac{isiGen}{\sum_{i=1}^n isiGen} \quad (5)$$

4.6. Mutasi

Mutasi menghasilkan *offspring* (kromosom anak). Banyaknya *offspring* yang dihasilkan sesuai dengan cr yang ditentukan sebelumnya. Pada tiap kromosom yang mengalami mutasi setiap gen yang terpilih akan mengalami mutasi. Metode mutasi yang digunakan adalah *reciprocal exchange mutation*. Yaitu dengan memilih dua posisi (*exchange point / XP*) secara random di kromosom induk kemudian menukarkan nilai pada posisi tersebut (Mahmudy, 2015). Banyaknya kromosom yang dibutuhkan adalah $mr \times popSize$.

4.7. Seleksi

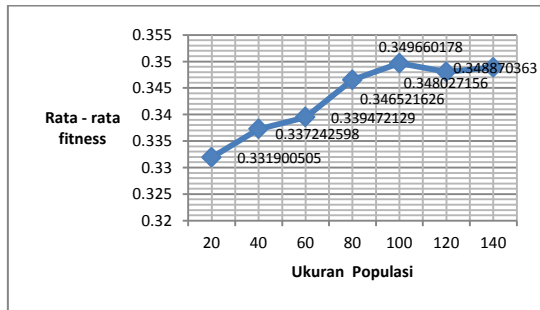
Proses seleksi menggunakan metode seleksi *elitism*. Proses dalam seleksi *elitism* yaitu dengan melakukan pengurutan berdasarkan nilai *fitness* yang terbesar. Selanjutnya dipilih jumlah kromosom sebanyak jumlah populasi awal.

5. PENGUJIAN DAN ANALISIS

5.1. Pengujian dan Analisis Uji Coba Ukuran Populasi

Parameter yang dipakai dalam uji coba ukuran populasi adalah ukuran populasi dengan kelipatan 20, kombinasi crossover rate dan mutation rate 0,5 : 0,5, jumlah generasi 250. Algoritma genetika bersifat stokastik, artinya hasil yang berbeda akan didapatkan setiap kali dijalankan. Untuk mendapatkan hasil yang mewakili kemampuan algoritma secara utuh,

pengujian dilakukan 10 kali. Setiap percobaan dijalankan 10 kali kemudian dicatat dan dihitung fitness rata – rata. Grafik hasil uji coba populasi ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Hasil Uji Coba Ukuran Populasi

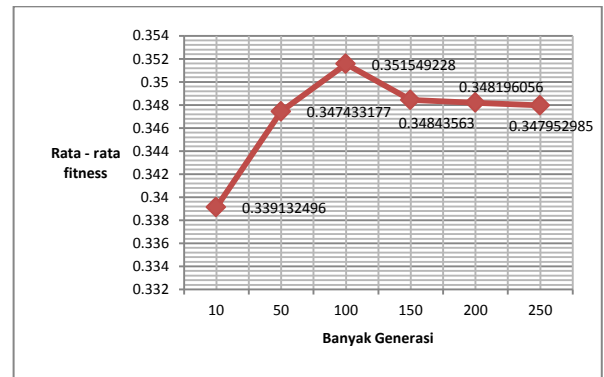
Pada Gambar 1 dapat dilihat bahwa rata – rata *fitness* terbaik didapatkan pada ukuran populasi 100 yaitu 0.349660178. Dari hasil ini dapat dikatakan bahwa ukuran populasi 100 adalah populasi yang optimal untuk menyelesaikan masalah optimasi saham. Percobaan ukuran populasi hanya dilakukan sampai 140 karena pada ukuran 100 sudah ditemukan *fitness* rata – rata terbaik. Ukuran populasi berpengaruh terhadap rata – rata *fitness*, semakin besar ukuran populasi semakin baik rata – rata *fitness* yang dihasilkan. Namun jika ukuran populasi terlalu besar tidak terjadi lagi kenaikan *fitness* yang signifikan sehingga terjadi konvergensi. Pada saat konvergensi, proses eksplorasi tidak berjalan dengan baik, *offspring* yang dihasilkan akan mirip dengan induknya (Mahmudy, 2015).

5.2 Pengujian dan Analisis Uji Coba Banyaknya Generasi

Parameter pada uji coba banyaknya generasi ini adalah menggunakan ukuran populasi terbaik hasil uji coba ukuran generasi yaitu 100, kombinasi *cr* dan *mr* 0,5 : 0,5, dan ukuran generasi mulai dari 10 hingga 250. Hasil uji coba banyaknya generasi disajikan pada Gambar 2.

Pada Gambar 2 dapat dilihat kenaikan rata–rata *fitness* mulai dari generasi 10 hingga generasi 250. Kenaikan rata – rata *fitness* terbaik didapatkan pada generasi 100 yaitu 0.35154. Dengan begitu generasi 100 adalah generasi yang optimum untuk menyelesaikan optimasi portofolio saham. Pengujian generasi dihentikan pada generasi 250 karena pada generasi tersebut rata – rata *fitness* sudah stabil, dan jika dilanjutkan pada generasi yang lebih

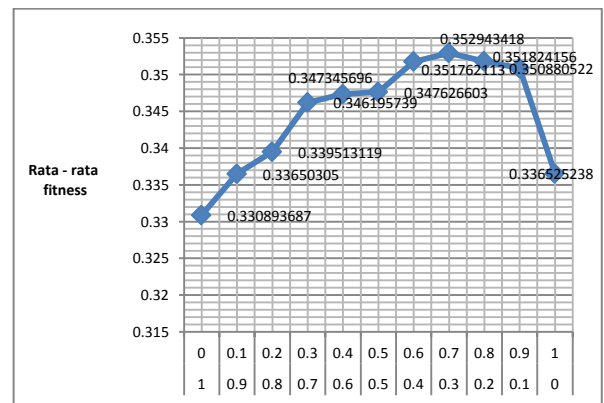
besar kenaikan *fitness* tidak terlalu signifikan.



Gambar 2. Grafik Hasil Uji Coba Banyaknya Generasi

5.3 Pengujian dan Analisis Hasil Uji Coba Kombinasi Cr dan Mr

Pada uji coba kombinasi *cr* dan *mr* digunakan ukuran populasi terbaik hasil uji coba ukuran populasi dan banyak generasi terbaik hasil uji coba banyaknya generasi yaitu populasi 100, dan generasi 100. Kombinasi *cr* dan *mr* antara 0 hingga 1. Berikut hasil uji coba kombinasi *cr* dan *mr*.



Gambar 3. Grafik Hasil Uji Coba Kombinasi Cr dan Mr

Pada Gambar 3 dapat dilihat *fitness* rata – rata terbaik adalah 0,352943418 yaitu pada kombinasi *crossover rate* (*cr*) 0,3 dan *mutation rate* (*mr*) 0,7. Rata – rata *fitness* terburuk terdapat pada kombinasi *crossover rate* (*cr*) 1 dan *mutation rate* (*mr*) 0. Dapat disimpulkan bahwa kombinasi *crossover rate* dan *mutation rate* (*mr*) terbaik adalah 0,3 : 0,7. Apabila menggunakan *cr* rendah dan nilai *mr* tinggi maka algoritma genetika akan bekerja seperti *random search* dan tidak mampu mengeksplorasi daerah pencarian secara efektif.

Pada kondisi sebaliknya, apabila nilai *cr* tinggi dan *mr* rendah maka algoritma genetika tidak akan mampu memperlebar area pencarian (Mahmudy, Marian, & Luong, 2014).

Uji coba lain juga dilakukan untuk mengetahui kemampuan algoritma genetika apakah lebih baik dari *single index model* dalam pembentukan portofolio saham. Hasil pembentukan portofolio saham dari 4 sekuritas yaitu PTBA, INKP, UNTR, AALI dengan *single index model* disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Portofolio Saham Single Indeks Model

Sekuritas	Proporsi
PTBA	60.48760%
INKP	27.15750%
UNTR	10.79090%
AALI	1.56400%
Return Portofolio	4.86930%
Risk Portofolio	15.1850218%

Sedangkan menggunakan algoritma genetika portofolio yang terbentuk disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Portofolio Saham Algoritma Genetika

Sekuritas	Proporsi
PTBA	61.093361%
INKP	36.465086%
UNTR	1.219779%
AALI	1.221775%
Return Portofolio	5.03182%
Risk Portofolio	13.82886%

Dapat disimpulkan bahwa algoritma genetika mampu membentuk portofolio saham dengan *return* portofolio lebih besar dan *risk* portofolio lebih kecil dari *single index model*.

6. KESIMPULAN

Representasi kromosom *real coded* yang digunakan mampu menyelesaikan permasalahan optimasi portofolio saham. Algoritma genetika dalam kasus ini mampu menentukan proporsi saham dengan tingkat keuntungan yang lebih besar dan tingkat kerugian yang lebih kecil.

Dari hasil uji coba dapat disimpulkan bahwa ukuran populasi dan ukuran generasi sangat berpengaruh terhadap *fitness* yang dihasilkan. Ukuran populasi dan ukuran

generasi yang kecil menyebabkan area pencarian algoritma genetika semakin sempit. Namun ukuran populasi dan ukuran generasi yang terlalu besar menyebabkan waktu komputasi semakin lama. Dari hasil uji coba ukuran populasi, ukuran populasi optimal adalah 100 dengan *fitness* rata – rata 0,349660178. Pada uji coba generasi didapatkan generasi optimal adalah 100 dengan rata – rata *fitness* 0,351549228.

Dari hasil uji coba kombinasi *crossover rate* (*cr*) dan *mutation rate* (*mr*) didapatkan *cr* 0,7 dan *mr* 0.3 menghasilkan *fitness* rata – rata terbaik yaitu 0,352943418. Parameter algoritma genetika yang optimal dalam optimasi portofolio saham adalah ukuran populasi 100, *crossover rate* (*cr*) 0,3 *mutation rate* (*mr*) 0,7 dan ukuran generasi 100.

7. DAFTAR PUSTAKA

- Caesar, C. A., Hanum, L., dan Cholissodin, I. 2016. Perbandingan Metode ANN-PSO dan ANN-GA Dalam Pemodelan Komposisi Pakan Kambing Peranakan Etawa (PE) Untuk Optimasi Kandungan Gizi. *Jurnal. Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 3, pp. 216-225.
- Fiarni, Cut dan Bastiyan. 2013. Sistem Rekomendasi Portofolio Investasi Berbasis Algoritma Genetika. *Seminar Nasional Sistem Informasi Indonesia*, 2-4 Desember.
- Jogiyanto, H. 2009. *Teori Portofolio dan Analisis Investasi*. Edisi Keenam. Yogyakarta: BPFY-Yogyakarta.
- Mahmudy, W. F. 2014. *Optimisation of Integrated Multi-Period Production Planning and Scheduling Problems in Flexible Manufacturing Systems (FMS) Using Hybrid Genetic Algorithms*. School of Engineering, University of South Australia.
- Mahmudy, W. F. 2015. *Dasar-Dasar Algoritma Evolusi*. Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya, Malang.
- Mahmudy, W. F., Marian, R. M. & Luong, L. H. S. 2014. Hybrid genetic algorithms for part type selection and machine loading problems with alternative production plans in flexible manufacturing system.

- ECTI Transactions on Computer and Information Technology (ECTI-CIT)*, vol. 8, no. 1, pp. 80-93.
- Tandelilin, Eduardus. 2001, *Analisis Investasi dan Manajemen Portofolio*. Edisi Pertama, Yogyakarta : BPF.
- Wijyaningrum, V. N. & Mahmudy, W. F. 2016, Optimization of Ship's Route Scheduling Using Genetic Algorithm. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 2, no. 1, pp. 180-186.
- Zubir, Zalmi.2011, *Manajemen Portofolio Penerapannya dalam Investasi Saham*. Salemba Empat, Jakarta Selatan.