

## BAB III

### METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini untuk mencapai tujuan yang telah ditetapkan. Dengan memaparkan secara rinci metode penelitian yang diterapkan, diharapkan dapat memberikan gambaran yang jelas tentang bagaimana penelitian ini dilakukan, sehingga hasil yang diperoleh dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah. Pemilihan metode ini didasarkan pada relevansi dan kecocokannya dengan permasalahan penelitian yang dihadapi.

#### 3.1 Deskripsi Masalah

Portofolio investasi adalah kumpulan aset keuangan yang dimiliki oleh seorang investor atau lembaga keuangan (Silalahi, 2023). Tujuan utama dari pembentukan portofolio investasi adalah untuk mencapai keseimbangan optimal antara dua faktor kunci: *return* (tingkat pengembalian) dan risiko (volatilitas). Dalam konteks ini, *return* dihitung menggunakan rumus CAPM untuk melihat seberapa besar tingkat pengembalian yang didapatkan dan risiko diukur oleh beta portofolio, yang menggambarkan korelasi antara pergerakan portofolio dan pasar secara keseluruhan.

Salah satu pendekatan untuk mengoptimalkan portofolio investasi adalah dengan menggunakan pemodelan CAPM dan dilanjutkan oleh Algoritma *Simulated Annealing*. Algoritma ini adalah teknik heuristik yang mampu menemukan solusi yang mendekati optimal dalam masalah kombinatorial, seperti alokasi modal untuk beberapa aset keuangan dalam portofolio.

Penelitian ini berfokus pada permasalahan optimasi portofolio dengan dua tujuan utama:

1. Memaksimalkan *expected return* dari portofolio: Investor ingin mencapai tingkat pengembalian yang sebesar-besarnya dengan portofolio yang diberikan.
2. Meminimalkan beta portofolio: Investor juga ingin mengendalikan risiko dengan mencari kombinasi alokasi modal yang menghasilkan beta portofolio yang sekecil mungkin.

### 3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari harga saham bulanan perusahaan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (IDX) atau Indonesia Stock Exchange, khususnya yang merupakan bagian dari indeks IDX 30. Indeks IDX 30 terdiri dari 30 saham yang memiliki likuiditas tinggi dan kapitalisasi pasar besar, serta didukung oleh fundamental perusahaan yang kuat. Periode pengumpulan data meliputi rentang waktu dari Januari 2018 hingga Januari 2023.

Untuk memperoleh data yang diperlukan, data harga saham bulanan diunduh dari sumber yang dapat diakses publik, seperti Yahoo Finance (<https://finance.yahoo.com/>). Data harga saham ini mencakup pergerakan harga saham bulanan dari saham-saham yang termasuk dalam indeks IDX 30. Selain data harga saham, data fundamental perusahaan seperti *expected return* (tingkat pengembalian yang diharapkan) dan beta (ukuran risiko) dari masing-masing saham juga diperoleh dari sumber yang dapat diandalkan seperti Yahoo Finance..

### 3.3 Model *Multi-Objektif*

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah model *multi-objektif* untuk mengoptimalkan portofolio investasi. Model ini mempertimbangkan dua tujuan utama yaitu memaksimalkan *expected return* dan meminimalkan beta portofolio. *Expected return* menggambarkan tingkat pengembalian yang diharapkan dari portofolio, sedangkan beta portofolio mengukur tingkat risiko yang terkait dengan portofolio tersebut. Untuk menghitung *expected return* atau harapan pengembalian, akan digunakan metode CAPM.

Dalam model multi-objektif, penyelesaian yang optimal adalah kompromi antara kedua tujuan tersebut. Dengan kata lain, investor berusaha untuk mencapai tingkat pengembalian yang sebesar-besarnya dengan risiko yang sekecil mungkin. Berikut adalah model matematis yang digunakan:

Variabel Keputusan:

$x_i$  : Alokasi modal (bobot) untuk saham ke- $i$  dalam portofolio, di mana  $i = 1, 2, \dots, n$  ( $n$  adalah jumlah saham dalam portofolio).

Fungsi Tujuan:

1. Memaksimalkan *expected return* (*Return*):

$$E(R) = \sum_{i=1}^n E(R_i) \cdot x_i \quad (3.1)$$

di mana  $E(R_i)$  adalah *expected return* saham ke- $i$ ,  $x_i$  adalah alokasi modal untuk saham ke- $i$ .

2. Meminimalkan beta portofolio (Risiko):

$$\beta = \sum_{i=1}^n \beta_i \cdot x_i \quad (3.2)$$

di mana  $\beta$  adalah beta portofolio,  $\beta_i$  adalah beta saham ke- $i$ ,  $x_i$  adalah alokasi modal untuk saham ke- $i$ .

Kendala :

$$\sum_{i=1}^n x_i = 1 \quad (3.3)$$

Total alokasi modal harus sama dengan 1, yang menggambarkan bahwa seluruh modal investor dialokasikan.

Batasan :

$$0 \leq x_i \leq 1 \quad i = 1, 2, \dots, n$$

Di mana 0 dan 1 adalah parameter yang mengatur batas minimum (0) dan maksimum (1) untuk bobot investasi aset  $i$ .

Maksimalkan *Expected Return* yang diharapkan dalam portofolio dapat diungkapkan sebagai sama dengan meminimalkan nilai negatif dari *Expected Return* yang diharapkan portofolio. Oleh karena itu, didapatkan formula untuk model.

$$\text{Meminimumkan : } f_1(x) = -\sum_{i=1}^n E(R_i) \cdot x_i \quad (3.4)$$

$$\text{Meminimumkan : } f_2(x) = \sum_{i=1}^n \beta_i \cdot x_i \quad (3.5)$$

$$\text{Dengan Kendala : } \sum_{i=1}^n x_i = 1 \quad (3.6)$$

$$\text{Batasan : } \mathbf{0 \leq x_i \leq 1 \text{ dengan } i = 1, 2, \dots, n}$$

Optimisasi *multi-objective* di atas dapat diatasi dengan menerapkan skalarisasi, yang merupakan suatu teknik umum untuk menemukan poin-poin optimal dalam setiap permasalahan pengoptimuman vektor. Dalam konteks ini, metode yang diterapkan adalah metode *Weighted Sum*, di mana dua koefisien pembobotan

diberikan untuk fungsi tujuan  $f_1(x)$  dan  $f_2(x)$  secara berturut-turut. Dengan pendekatan *Weighted Sum* ini, solusi optimal dari permasalahan optimisasi dapat diperoleh. Adapun fungsi tujuan gabungan yang digunakan pada penelitian ini sebagai berikut.

Meminimumkan:

$$F(X) = w \sum_{i=1}^n \beta_i \cdot x_i - (1 - w) \sum_{i=1}^n E(R_i) \cdot x_i \quad (3.5)$$

di mana  $F(X)$  adalah fungsi tujuan gabungan,  $w$  adalah bobot kepentingan relatif, Solusi Optimal:

Solusi optimal adalah kombinasi alokasi modal ( $x_i$ ) yang mencapai kompromi optimal antara memaksimalkan *expected return* dan meminimumkan beta portofolio, dengan memenuhi kendala total alokasi modal atau meminimumkan fungsi tujuan gabungan.

Dalam penyelesaian model ini, digunakan Algoritma *Simulated Annealing* untuk mencari solusi yang mendekati optimal. Algoritma ini mengizinkan pencarian solusi dalam ruang pencarian (solusi yang mungkin) dengan mencoba variasi alokasi modal dan menerima perubahan yang memperbaiki salah satu tujuan atau memenuhi kriteria probabilitas tertentu. Dengan iterasi yang cukup, algoritma ini akan konvergen ke solusi yang mendekati kompromi optimal antara *expected return* dan beta portofolio. Dalam menjalankan algoritma SA diperlukan nilai-nilai parameter seperti jumlah iterasi, suhu awal, dan laju penurunan suhu.

### 3.4 Penyelesaian Model dengan Algoritma *Simulated Annealing*

Pada penelitian ini, akan dilakukan pengoptimasian untuk mencari kombinasi potofolio saham yang optimal berdasarkan model yang sudah diberikan menggunakan Algoritma *Simulated Annealing*. Metode akan dilakukan dalam beberapa iterasi, lalu akan dipilih solusi terbaik sesuai dengan kriteria pemilihan solusi. Berikut implementasi dari Algoritma *Simulated Annealing* untuk optimasi portofolio dengan contoh kasusnya. Berikut tahapan implementasinya.

1. Menghitung nilai nilai beta ( $\beta_i$ ) dan *expected return* ( $E(R_i)$ ) saham menggunakan CAPM;

Setelah data nilai return saham diperoleh menggunakan persamaan (2.5) dan nilai return pasar diperoleh menggunakan persamaan (2.6), nilai beta akan dihitung menggunakan persamaan (2.9). Selain itu, nilai *risk-free rate* akan dihitung menggunakan persamaan (2.8). Kemudian, nilai *expected return* akan dihitung menggunakan persamaan (2.6). Saham yang akan dioptimalkan dengan metode *Simulated Annealing* adalah saham yang memiliki nilai *expected return* positif. Hal ini dikarenakan memasukkan saham dengan nilai *expected return* negatif dapat menyebabkan kerugian dan mengakibatkan portofolio menjadi tidak optimal.

## 2. Tahap Inisialisasi Parameter

Pada tahap ini, akan ditentukan beberapa parameter untuk menjalankan Algoritma *Simulated Annealing* sebagai berikut.

### a. Pemilihan Iterasi

Maksimum Iterasi (*IN*): Menentukan jumlah iterasi maksimum yang akan dilakukan selama proses optimasi. Pemilihan jumlah ini harus mempertimbangkan *trade-off* antara tingkat akurasi solusi dan efisiensi komputasi. Semakin banyak iterasi, semakin mungkin algoritma akan konvergen, tetapi juga semakin besar beban komputasinya.

### b. Pemilihan Jumlah Saham (*X*)

Jumlah Saham yang Dipilih: Menentukan jumlah saham yang akan dipilih dalam portofolio. Keputusan ini bergantung pada diversifikasi yang diinginkan dan kompleksitas strategi investasi. Jumlah saham yang lebih banyak dapat memberikan diversifikasi yang lebih baik, tetapi juga meningkatkan kompleksitas perhitungan dan optimasi.

### c. Suhu Awal (*T<sub>0</sub>*)

Memilih suhu awal yang tinggi memberikan fleksibilitas dan probabilitas penerimaan solusi yang lebih tinggi pada awal iterasi. Hal ini membantu dalam eksplorasi ruang pencarian solusi dengan lebih baik.

d. Laju Pendinginan ( $\lambda$ ):

Menentukan faktor laju pendinginan untuk mengatur penurunan suhu setiap iterasi. Laju pendinginan yang lebih rendah dapat membantu dalam eksplorasi yang lebih cermat pada akhir iterasi.

e. Bobot Kepentingan Relatif Fungsi Tujuan ( $w$ ):

Menentukan bobot untuk relatif pentingnya fungsi tujuan. Pemberian bobot ini memungkinkan penyesuaian tingkat kepentingan relatif antara imbal hasil dan risiko dalam proses optimasi.

3. Pembangkitan Solusi Awal

Selanjutnya akan dibangkitkan bobot alokasi awal secara acak. Berikut adalah cara untuk membangkitkan nilai acak untuk bobot alokasi setiap saham.

$$x_i^j = lb_j + rand(0, 1) * (ub_j - lb_j) \quad (3.6)$$

Keterangan:

$x_i^j$  : bobot aset portofolio-i ke  $-j$

$lb_j$  : batas bawah bobot aset ke  $-j$

$ub_j$  : batas atas bobot aset ke  $-j$

$rand(0,1)$  : angka acak yang terdistribusi antara 0 hingga 1

Setelah menghasilkan solusi awal, terapkan langkah-langkah modifikasi untuk memastikan bahwa setiap nilai bobot aset berada dalam cakupan  $[lb_j, ub_j]$ .

$$x_i^j = \min(\max(x_i^j, lb_j), ub_j) \quad (3.7)$$

Hitung total bobot untuk setiap asset-i dan normalisasi setiap bobot aset sesuai dengan total bobot.

$$x = \sum x_i^j, \text{ kemudian } x_i^j = \frac{x_i^j}{x} \quad (3.8)$$

Hal ini memastikan pemenuhan kendala  $\sum_{i=1}^n x_i = 1$ .

4. Ubah Solusi Secara Acak

Pada proses ini dilakukan perubahan solusi baru secara acak menggunakan langkah yang sama dengan tahap 3.

5. Menghitung Perubahan Energi/Fungsi Tujuan ( $\Delta E$ )

Setelah didapatkan solusi baru, akan dihitung perubahan energi yang terjadi menggunakan persamaan (2.14).

#### 6. Penerimaan atau Penolakan Kandidat Solusi

Selanjutnya akan dilakukan pertimbangan mengenai diterima atau ditolaknya solusi yang didapatkan sesuai dengan yang sudah dijelaskan pada bab 2.

#### 7. Penurunan Suhu

Setelah melakukan iterasi pada suhu tertentu hingga menemukan solusi sementara, turunkan suhu menggunakan laju pendinginan sesuai dengan persamaan (2.16).

#### 8. Pengulangan dan Pemberhentian Iterasi

Lakukan pengulangan iterasi dari tahap 2 dengan solusi baru sebagai titik awal hingga kriteria berhenti terpenuhi. Berikut kriteria pemberhentian iterasi.

- Algoritma berhenti setelah mencapai jumlah iterasi yang ditentukan.
- Berhenti ketika tingkat penurunan suhu menjadi sangat kecil.
- Jika tidak ada perubahan signifikan dalam solusi selama beberapa iterasi berturut-turut.

#### 9. Pemilihan Solusi Terbaik

Setelah semua iterasi selesai, portofolio terbaik yang ditemukan selama proses simulated annealing dianggap sebagai solusi optimal. Solusi ini memiliki nilai perubahan energi/fungsi tujuan terendah (optimal) yang ditemukan selama iterasi.

Untuk menghitung keseluruhan proses optimasi ini, akan digunakan program *Python* yang mengimplementasikan Algoritma *Simulated Annealing*. Program ini akan melakukan iterasi, menghitung nilai *return* saham, *return* pasar, rata-rata *return* pasar, *risk-free rate*, beta, dan *expected return* dari setiap perusahaan. Dalam setiap iterasi, parameter seperti suhu awal, laju pendinginan, dan bobot kepentingan relatif akan diatur, dan solusi baru akan dihasilkan secara acak serta dievaluasi berdasarkan perubahan energi. Dengan program *Python* ini, kombinasi portofolio

saham yang optimal dapat dicari secara efisien sesuai dengan kriteria pemilihan solusi yang telah ditentukan.

### 3.5 Contoh Implementasi

Data lima sampel saham yang digunakan berupa *Closing Price* saham dan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) bulanan. Berikut data dilampirkan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Data *Closing Price* dan IHSG Bulanan

Tanggal	Closing Price					
	ADRO	AKRA	ANTM	AMRT	ARTO	IHSG
01/02/2018	2350	1220	955	595	190	6597,218
01/03/2018	2130	1135	775	610	191	6188,987
01/04/2018	1835	980	845	650	161	5994,595
01/05/2018	1885	984	865	675	168	5983,587
01/06/2018	1790	860	890	750	163	5799,237

Dari data tersebut akan dihitung nilai dari *return* saham menggunakan persamaan (2.7), *return* pasar menggunakan persamaan (2.8), rata-rata *return* pasar ( $E(R_m)$ ) menggunakan persamaan (2.9), *risk-free rate* menggunakan persamaan (2.10), beta menggunakan persamaan (2.11), dan *expected return* dari setiap perusahaan menggunakan persamaan (2.6). Diperoleh hasil sebagai berikut pada Tabel 3.2, Tabel 3.3, Tabel 3.4, dan Tabel 3.5.

Tabel 3.2 Nilai *Return* Tiap Saham ( $R_{i_t}$ ) dan Pasar ( $R_{m_t}$ )

Tanggal	Nilai Return					
	ADRO	AKRA	ANTM	AMRT	ARTO	IHSG (Rm)
01/02/2018	0	0	0	0	0	0
01/03/2018	-0,09362	-0,06967	-0,18848	0,02521	0,005263	-0,06187926
01/04/2018	-0,1385	-0,13656	0,090323	0,065574	-0,15707	-0,031409277
01/05/2018	0,027248	0,004082	0,023669	0,038462	0,043478	-0,001836371
01/06/2018	-0,0504	-0,12602	0,028902	0,111111	-0,02976	-0,030809296
Rata-rata	-0,05105	-0,06563	-0,00912	0,048071	-0,02762	-0,025186841



Tabel 3.3 Nilai *Risk-Free Rate* ( $R_f$ )

	Nilai Risk-Free Rate (BI-7 DayRR)
01/02/2018	0,001247821
01/03/2018	0,011220622
01/04/2018	0,035537562
01/05/2018	0,02229945
01/06/2018	0,105240793
Rf	0,035109249

Tabel 3.4 Nilai Beta ( $\beta$ )

Nilai	Perhitungan Beta				
	ADRO	AKRA	ANTM	AMRT	ARTO
Kovarians( $R_i, R_m$ )	0,001043288	0,000842	0,001349	-0,0002	0,000393
Varians( $R_m$ )	0,000649071	0,000649	0,000649	0,00065	0,000649
Beta	1,607354718	1,297246	2,078045	-0,3265	0,606035

Tabel 3.5 Nilai *Expected Return* ( $E(R_i)$ ) dengan CAPM

Nilai	Perhitungan Expected Return dengan CAPM				
	ADRO	AKRA	ANTM	AMRT	ARTO
$E(R_i)$	-0,061656382	-0,04304	-0,08992	0,05447	-0,00153

Dilanjutkan dengan penerapan Algoritma *Simulated Annealing* sebagai berikut.

#### 1. Tahap Inisialisasi Parameter

Dalam contoh penyelesaian ini, dipilih beberapa parameter penting: jumlah iterasi ( $IN$ ) sebanyak 3, jumlah saham ( $X$ ) sebanyak 5, suhu awal ( $T_0$ ) sebesar 100, laju pendinginan ( $\lambda$ ) sebesar 0,95, dan bobot kepentingan relatif fungsi tujuan ( $w$ ) sebesar 0,5.

#### 2. Bangkitkan Solusi Awal

Selanjutnya akan dibangkitkan bobot alokasi awal secara acak. Berikut merupakan pembangkitan solusi awal pada iterasi 1 berupa bobot alokasi untuk 5 saham:

Tabel 3.6 Tabel Nilai Bobot Alokasi Awal Iterasi 1

	Nilai Bobot Alokasi Awal				
	ADRO	AKRA	ANTM	AMRT	ARTO
Bobot Alokasi	0,279164269	0,201898	0,184311	0,18932	0,145306

### 3. Ubah Solusi Secara Acak

Selanjutnya akan diubah solusi secara acak, didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 3.7 Tabel Nilai Bobot Alokasi Baru Iterasi 1

	Nilai Bobot Alokasi Baru				
	ADRO	AKRA	ANTM	AMRT	ARTO
Bobot Alokasi	0,228892452	0,091788	0,038579	0,29593	0,344813

### 4. Menghitung Perubahan Energi/Fungsi Tujuan

Akan dihitung perubahan energi ( $\Delta E$ ) atau fungsi tujuan menggunakan rumus yang terdapat pada (3.4) dari kedua solusi tersebut.

Fungsi Tujuan pada alokasi awal.

$$F(x_0) = 0,565717021$$

Fungsi Tujuan pada alokasi baru

$$F(x_1) = 0,342718733$$

Perhitungan nilai perubahan energi ( $\Delta E$ )

$$\Delta E = F(x_1) - F(x_0)$$

$$\Delta E = 0,342718733 - (0,565717021)$$

$$\Delta E = -0,222998288$$

### 5. Penerimaan atau Penolakan Kandidat Solusi

Karena  $\Delta E < 0$ , menurut kriteria penerimaan, maka Solusi baru dapat diterima. Iterasi dapat dilanjutkan.

### 6. Penurunan Suhu

Pada iterasi 2, akan terjadi penurunan suhu sebagai berikut.

$$T_{n+1} = \lambda \cdot T_n$$

$$T_1 = \lambda \cdot T_0$$

$$T_1 = (0,95) \cdot 100$$

$$T_1 = 95$$

### 7. Pengulangan Iterasi

Selanjutnya akan diambil solusi baru sementara dari iterasi sebelumnya.

Berikut merupakan solusi baru sementara berupa bobot alokasi setiap saham.

Tabel 3. 8 Tabel Nilai Bobot Alokasi Awal Iterasi 2

	Nilai Bobot Alokasi Baru				
	ADRO	AKRA	ANTM	AMRT	ARTO
Bobot Alokasi	0,228892452	0,091788	0,038579	0,29593	0,344813

Selanjutnya akan diubah solusi secara acak, didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 3.9 Tabel Nilai Bobot Alokasi Baru Iterasi 2

	Nilai Bobot Alokasi Baru				
	ADRO	AKRA	ANTM	AMRT	ARTO
Bobot Alokasi	0,258303491	0,231405	0,345763	0,05325	0,111276

Akan dihitung perubahan energi ( $\Delta E$ ) atau fungsi tujuan seperti pada iterasi sebelumnya.

Fungsi Tujuan pada alokasi awal.

$$F(x_1) = 0,342718733$$

Fungsi Tujuan pada alokasi baru

$$F(x_2) = 0,769089599$$

Perhitungan nilai perubahan energi ( $\Delta E$ )

$$\Delta E = F(x_2) - F(x_1)$$

$$\Delta E = 0,769089599 - (0,342718733)$$

$$\Delta E = 0,426370866$$

Karena  $\Delta E \geq 0$ , Maka Solusi baru dapat diterima dengan probabilitas tertentu berdasarkan fungsi distribusi probabilitas Boltzmann. Berikut perhitungannya.

$$P_{(diterima)} = e^{\frac{-\Delta E}{T}}$$

$$P_{(diterima)} = e^{\frac{-0,426370866}{100}}$$

$$P_{(diterima)} = 0,995745368$$

$$P_{(diterima)} = 0,999998658$$

Setelah didapatkan nilai dari  $P_{(diterima)}$ , akan dibangkitkan bilangan acak antara 0 hingga 1 ( $R$ ).

$$R = 0,78$$

Dikarenakan  $P_{(diterima)} > R$ , maka solusi baru diterima.

IN = 3

Pada iterasi 3, akan terjadi penurunan suhu sebagai berikut.

$$T_{n+1} = \lambda \cdot T_n$$

$$T_2 = \lambda \cdot T_1$$

$$T_2 = (0,95) \cdot 95$$

$$T_2 = 90,25$$

Selanjutnya akan diambil solusi baru sementara dari iterasi sebelumnya.

Berikut merupakan solusi baru sementara berupa bobot alokasi setiap saham.

Tabel 3.10 Tabel Nilai Bobot Alokasi Awal Iterasi 3

	<i>Nilai Bobot Alokasi Awal</i>				
Nama Saham	ADRO	AKRA	ANTM	AMRT	ARTO
Bobot Alokasi	0,258303491	0,231405	0,345763	0,05325	0,111276

Selanjutnya akan diubah solusi secara acak, didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 3.11 Tabel Nilai Bobot Alokasi Baru Iterasi 3

	<i>Nilai Bobot Alokasi Baru</i>				
	ADRO	AKRA	ANTM	AMRT	ARTO
Bobot Alokasi	0,149367712	0,084498	0,307725	0,16602	0,292384

Akan dihitung perubahan energi ( $\Delta E$ ) atau fungsi tujuan seperti pada iterasi sebelumnya.

Fungsi Tujuan pada alokasi awal.

$$F(x_2) = 0,769089599$$

Fungsi Tujuan pada alokasi baru

Dengan perhitungan yang sama seperti iterasi sebelumnya, didapatkan nilai.

$$F(x_3) = 0,572037619$$

Perhitungan nilai perubahan energi ( $\Delta E$ )

$$\Delta E = F(x_3) - F(x_2)$$

$$\Delta E = 0,572037619 - (0,769089599)$$

$$\Delta E = -0,19705198$$

Karena  $\Delta E < 0$ , menurut kriteria penerimaan, maka Solusi baru dapat diterima.

#### 8. Pemberhentian Iterasi

Karena pada Langkah pertama telah ditentukan bahwa maksimum iterasi ialah 3 iterasi, maka proses Algoritma Simulated Annealing dihentikan.

#### 9. Pemilihan Solusi Terbaik

Solusi terbaik dipilih berdasarkan nilai fungsi tujuan minimum yang diperoleh setelah seluruh iterasi dijalankan.

Pada masalah ini nilai fungsi tujuan minimum diperoleh pada iterasi ke-1 dengan nilai sebesar 0,342718733 dengan bobot alokasi saham.

Tabel 3.12 Hasil Akhir Alokasi Saham

	Nilai Bobot Alokasi Baru				
	ADRO	AKRA	ANTM	AMRT	ARTO
Bobot Alokasi	0,228892452	0,091788	0,038579	0,29593	0,344813

Pastikan Jumlah dari alokasi sama dengan 1.

$$\sum_{i=1}^n x_i = 0,228892452 + 0,091788 + 0,038579 + 0,29593 + 0,344813$$

$$\sum_{i=1}^n x_i = 1$$

Kendala terpenuhi, maka solusi dapat digunakan.

### 3.6 Validasi

Dalam tahap memvalidasi model dan metode penyelesaian masalah optimisasi portofolio menggunakan algoritma *Simulated Annealing*, evaluasi kinerja solusi yang dihasilkan akan dilakukan melalui perbandingan dengan dua fungsi *benchmark*, yaitu fungsi *Rosenbrock* dan fungsi *Sphere*. Pemilihan kedua fungsi ini didasarkan pada kemampuannya untuk memberikan tantangan beragam serta mencakup kriteria evaluasi yang relevan terhadap permasalahan optimisasi portofolio yang telah diuraikan sebelumnya. Dengan memanfaatkan kedua fungsi benchmark ini, diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih holistik tentang

efektivitas model dan metode Simulated Annealing dalam mengatasi permasalahan optimisasi portofolio yang kompleks.

### **3.7 Penarikan Kesimpulan**

Penarikan kesimpulan akan dilakukan berdasarkan hasil implementasi.