

## PEMBENTUKAN MODEL REGRESI HARGA SAHAM MENGUNAKAN ALGORITMA GENETIKA

Asyrofa Rahmi<sup>1</sup>, Wayan Firdaus Mahmudy<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Magister Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya

Jl. Veteran 8 Malang 65145

Telp. (0341) 577911

E-mail: <sup>1</sup>asyrofarahmi@gmail.com, <sup>2</sup>wayan\_firdaus@yahoo.com

### ABSTRACT

Shares is a form of investment which can give huge profits with a relatively short time. Comparable with the gains, it also has the potential to provide investment losses if investors are less keen to manage it. The uncertain stock price fluctuations and changing all the time be one factor in the difficulty of processing the stock. This caused the stock price has erratic movement. The solution is a sistem that is able to predict. Using a non-linear approach, problems in prediction of stock prices will show the results closer to the original price. This is evidenced by applying the genetic algorithm using non-linear regression model. Genetic algorithm serves as a coefficient shaper by selecting periods which has associated relationship so the coefficient shape generated (non-linear) predictions stock price better shown with RMSE value of 170.15 compared to regression coefficients obtained from genetic algorithm using linear approach with RMSE 175.82

Keywords: Non-Linear Regression, Genetic Algorithm, Stock

### ABSTRAK

Saham merupakan bentuk investasi yang bisa memberikan keuntungan besar dengan waktu yang relatif singkat. Sebanding dengan keuntungan yang didapatkan, investasi ini juga berpotensi memberikan kerugian jika investor kurang jeli mengelolanya. Fluktuasi harga saham yang tidak menentu dan berubah setiap waktu menjadi salah satu faktor sulitnya mengolah saham. Hal ini menyebabkan harga saham memiliki pergerakan tidak menentu. Solusi bagi permasalahan ini adalah sistem yang mampu memprediksi harga saham. Dengan pendekatan non-linear, permasalahan dalam prediksi harga saham menunjukkan hasil yang lebih mendekati harga aslinya. Hal ini dibuktikan dengan menerapkan algoritma genetika menggunakan model regresi non-linear. Algoritma genetika berfungsi sebagai pembentuk koefisien dengan memilih periode saham seberapa saja yang saling berkaitan sehingga bentuk koefisien yang didapatkan (non-linear) menghasilkan prediksi harga saham yang lebih baik yang ditunjukkan dengan nilai RMSE sebesar 170.15 dibandingkan koefisien regresi dari algoritma genetika dengan pendekatan linear dengan nilai RMSE 175.82.

Kata Kunci: Regresi Non-Linear, Algoritma Genetika, Saham

### 1. PENDAHULUAN

Investasi merupakan kegiatan jual beli modern yang paling diminati di era globalisasi. Objek investasi yang sangat diminati para investor adalah investasi saham karena memberikan keuntungan yang sangat besar di masa mendatang. Namun sebanding dengan perolehan keuntungan yang besar tersebut, bertransaksi saham juga memiliki resiko yang tidak kecil (Hachloufi, Guennoun, & Hamza, 2012). Untuk mendapatkan *profit* yang besar, investor harus jeli mengolah sahamnya (Gharehchopogh, Bonab, & Khaze, 2013). Solusinya adalah dengan memprediksi harga saham (Bonde & Khaled, 2010). Ketika prediksi harga saham diterapkan muncul permasalahan baru yaitu investor yang baru bergabung bertambah sedikit demi sedikit. Beberapa dari mereka memprediksi harga saham dengan cara instan yaitu menebak. Karena menggunakan aplikasi yang sudah ada terkadang masih membuat mereka bingung. Selain itu belum pemahannya dasar-dasar perkembangan saham menjadi faktor yang cukup krusial padahal fluktuasi harga saham selalu menunjukkan perubahan setiap waktu.

Prediksi harga saham yang tepat dan benar dengan kondisi menguntungkan investor, dapat dilakukan melalui pendekatan analisis teknikal. Pendekatan analisis teknikal menggunakan data runtut waktu yaitu data harga-harga saham di masa lalu (Habib, 2008). Berdasarkan data saham yang digunakan, prediksi harga saham yang sesuai adalah menggunakan model regresi karena memiliki beberapa kondisi data yang sesuai yaitu data yang digunakan adalah data masa lalu, bentuk datanya adalah numerik dan dapat diperkirakan memiliki pola masa lalu yang berkelanjutan di masa mendatang (Gharehchopogh, Bonab, & Khaze, 2013).

Selain menggunakan model regresi, prediksi harga saham juga dianalisa dalam sebuah sistem. Semakin berkembangnya zaman, teknologi sekarang bisa digunakan untuk menganalisa suatu permasalahan. Teknologi atau sistem yang dimaksud adalah menggunakan pendekatan secara *artificial intelligence*. Salah satu algoritma dalam *artificial intelligence* yang dapat diterapkan dengan model regresi adalah Algoritma Genetika.

Penelitian tentang saham yang pernah dilakukan sebelumnya adalah perbandingan Algoritma Genetika yang lebih akurat 2% dibandingkan dengan Algoritma Strategi Evolusi (Bonde & Khaled, 2010). Lalu Sularno (2006), menghasilkan prediksi harga saham terbaik yang diperoleh dengan mengoptimalkan koefisien regresi menggunakan Algoritma Pemrograman Genetika atau Ekspresi Gen. Kemudian penelitian oleh Rahmi, Mahmudy, & Setiawan (2015) yang mengimplementasikan Model Regresi dan Algoritma Genetika dalam memprediksi harga saham. Dengan mengoptimalkan koefisien regresi menggunakan Algoritma Genetika, hasil prediksi yang diperoleh lebih baik dibandingkan dengan hasil prediksi dari koefisien regresi yang dihitung secara manual menggunakan aplikasi penentu koefisien regresi. Dari beberapa percobaan periode yang dilakukan, didapatkan periode saham terbaik adalah 5 hari kebelakang.

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, permasalahan dipecahkan menggunakan model regresi secara *linear* dengan mengoptimalkan koefisien regresi. Meskipun hasil yang didapatkan lebih baik, pada kenyataannya pergerakan harga saham tidak membentuk pola secara *linear*. Sehingga pada penelitian ini lebih terfokus pada menyelesaikan permasalahan dengan pendekatan secara *non-linear* untuk mendapatkan hasil prediksi yang lebih mendekati harga aslinya. Menurut penelitian yang pernah dilakukan, salah satu pendekatan *non-linear* regresi yang sudah terbukti keoptimalannya adalah model regresi kuadrat (Majda & Harlim, 2012).

Dalam memprediksi harga saham yang optimal menggunakan regresi kuadrat, terdapat beberapa periode saham yang tidak terlalu memiliki pengaruh yang kuat dalam pergerakan pola harga saham. Oleh karena itu perlu dilakukan seleksi pada periode harga saham. Namun untuk mencari periode yang sesuai kendalanya adalah memiliki banyak sekali kombinasi periode yang mungkin menjadi solusi optimal dalam memprediksi harga saham. Jika menggunakan 5 periode harga saham sebelumnya maka kemungkinan solusi yang perlu dicari adalah sebanyak  $2^5$  yaitu 32 kombinasi. Banyaknya kombinasi solusi yang perlu dicari juga akan membutuhkan waktu yang banyak. Sehingga untuk menghemat waktu dalam proses pencarian solusi adalah menggunakan algoritma genetika.

Pada penelitian ini lebih berfokus pada pembentukan model regresi dengan memilih periode berapa saja yang paling berpengaruh dalam memprediksi harga saham. Pada bentuk regresi kuadrat yang didapatkan menghasilkan prediksi harga saham yang lebih baik dibandingkan dengan prediksi harga saham menggunakan koefisien optimal dengan 5 periode pada penelitian sebelumnya oleh Rahmi, Mahmudy, & Setiawan (2015).

## 2. SAHAM

Investor yang memberikan modal pada perusahaan untuk dikelola dengan harapan mendapatkan keuntungan di masa mendatang akan diberikan surat tanda kepemilikan perusahaan yang dinamakan saham. Bentuk

saham hanyalah berupa catatan elektronik di rekening investor (Fakhrudin & Darmadji, 2012).

Keuntungan pemegang saham (Fakhrudin & Darmadji, 2012) adalah memperoleh *dividen* (bagian keuntungan bagi pemegang saham) setiap akhir tahun, *capital gain* (Keuntungan modal), dan saham bonus. Kemungkinan kerugian yang didapatkan (Fakhrudin & Darmadji, 2012) adalah tidak mendapat *dividen*, *capital loss* (Modal tidak untung), perusahaan bangkrut atau dilikuidasi, saham dikeluarkan dari Bursa (*Deisting*) dan suspensi (Saham dihentikan sementara).

## 3. MODEL REGRESI

Terdapat berbagai macam model regresi. Salah satu model regresi yang digunakan adalah Model Regresi *Linear* Berganda karena variabel yang diprediksi (*dependent*) memiliki hubungan sebab akibat dengan satu atau lebih variabel bebas (*independent*) (Gharehchopogh, Bonab, & Khaze, 2013). Persamaan umum regresi berganda dapat dilihat pada persamaan (1) (Rahmi, Mahmudy, & Setiawan, 2015).

$$Y' = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_k \quad (1)$$

Dimana :

$Y'$	= Variabel <i>Dependent</i> (Terikat)
$b_0$	= <i>Intercept</i> (Titik Potong)
$b_0, b_1, b_2$	= Koefisien regresi <i>linear</i> berganda
$X_1, X_2$	= Variabel <i>Independent</i> (Bebas)
$k$	= Periode Terakhir

Penentuan pola dalam memprediksi bisa menggunakan bentuk regresi lain selain model regresi *linear* pada persamaan (1), yaitu model regresi kuadrat. Model ini mengharuskan elastisitas substitusi menjadi lebih besar dari nol dan juga *diminishing marginal returns* harus berlaku sehingga sesuai dengan pengaruh dari permasalahannya. Bentuk regresi kuadrat ditunjukkan pada persamaan (2).

$$Y' = b_0 + b_1X_1 + b_1X_1^2 \quad (2)$$

Pada penentuan regresi kuadrat dengan variabel bebas yang lebih dari satu yang mempengaruhi variabel yang diprediksi, maka persamaan regresi kuadrat berganda ditunjukkan pada persamaan (3).

$$Y' = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_k + b_1X_1^2 + b_2X_2^2 + \dots + b_kX_k^2 \quad (3)$$

## 4. ROOT MEAN SQUARED ERROR (RMSE)

Penentu untuk membandingkan suatu harga hasil prediksi dengan harga *original* adalah menggunakan analisis *Root Mean Squared Error*. Hasil harga prediksi yang baik ditunjukkan dengan nilai RMSE yang kecil karena RMSE yang kecil membuktikan bahwa harga hasil prediksi sangat mendekati harga *originalnya* (Wackerly, Mendenhall, & Schaffer, 2008). Proses perhitungan nilai RMSE ditunjukkan pada persamaan (4).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y - y')^2}{n}} \quad (4)$$

Dimana :

$n$  = jumlah data

$Y$  = variabel yang diamati

$Y'$  = variabel yang diprediksi

## 5. ALGORITMA GENETIKA

Pada *Evolution Algorithm (EA)*, Algoritma Genetika (*Genetic Algorithm, GA*) merupakan jenis yang paling dikenal. *GA* menyelesaikan permasalahan dengan mengimplementasikan seleksi alam sehingga hanya individu terbaik yang bisa bertahan dan digunakan kembali pada proses seleksi selanjutnya. Solusi permasalahan diselesaikan dengan memetaknya (*encoding*) kedalam gen-gen sehingga membentuk kromosom. Satu kromosom mewakili satu solusi dari suatu permasalahan. Pada penelitian ini, representasi kromosom yang digunakan yaitu menggunakan biner.

Setelah itu terdapat proses *reproduksi* yang bertujuan untuk menghasilkan *offspring* yang beragam. *Offspring* beragam menunjukkan banyaknya variasi calon solusi yang diperoleh. Proses *reproduksi* terdiri dari proses *crossover* dan proses mutasi (Fadilah, Cholissodin, & Mahmudy, 2015). Proses *crossover* yang digunakan adalah menggunakan jenis *one-cut-point* dengan cara menyilangkan gen pada *point cut* tertentu dari dua individu yang dipilih secara acak. Sedangkan proses *reproduksi* selanjutnya adalah mutasi yang dilakukan dengan cara memilih salah satu point gen secara acak kemudian mengubahnya menjadi nilai biner kebalikannya.

Proses selanjutnya adalah menghitung nilai *fitness*. *Fitness* digunakan untuk menentukan seberapa optimal calon solusi untuk menyelesaikan permasalahan. Semakin besar nilai *fitness* maka calon solusi tersebut memiliki kemungkinan lebih besar dan baik untuk dijadikan solusi. Pada penelitian ini, sebuah calon solusi dikatakan baik apabila calon solusi memberikan harga prediksi yang mendekati aslinya. Dalam ilmu statistika, untuk mengetahui kedekatan suatu harga maka yang ditunjukkan dengan seberapa kecil nilai *error* nya. Salah satu persamaan dalam mencari nilai *error* adalah menggunakan RMSE. Nilai RMSE berbanding terbalik dengan nilai *fitness*, karena prinsip RMSE berkebalikan dengan prinsip *fitness* (Suyanto, 2011). Sehingga nilai *fitness* dituliskan pada persamaan (5).

$$fitness = \frac{1}{\varepsilon} \quad (5)$$

Dimana  $\varepsilon$  adalah nilai RMSE.

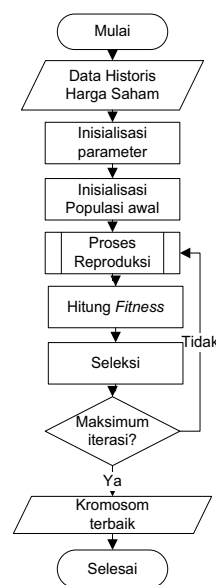
## 6. METODOLOGI

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harga saham BCA (BBCA) periode 30 Oktober 2012 sampai 30 Oktober 2014 yang diperoleh dari *website yahoo finance*. Data harga saham yang digunakan adalah harga *open* dan *close*. Data ini diproses pada sistem untuk

dicari pola hubungannya sehingga dapat digunakan untuk memprediksi harga saham di masa mendatang.

Alur perancangan sistem pembentukan regresi dalam memprediksi harga saham dapat dilihat pada Gambar 1. Berdasarkan Gambar 1, hal pertama yang dilakukan adalah menyediakan data harga saham. Tabel 1 adalah tabel data saham dengan 20 periode. Jumlah periode yang digunakan adalah pengaruh periode pergerakan harga saham selama satu bulan dengan rincian pasar bursa buka selama 5 hari kerja dalam satu minggu dengan satu bulan yang terdiri dari 4 minggu..

Setiap baris pada Tabel 1 berisi harga aktual saat ini yang disimbolkan dengan  $Y$ , kemudian dilanjutkan dengan 20 periode saham yang disimbolkan dengan  $X$ , dimana  $X_1$  merupakan harga saham satu hari yang lalu, kemudian  $X_2$  adalah harga saham 2 hari sebelumnya sampai dengan  $X_{20}$  yaitu harga saham 20 hari sebelumnya. Kemudian karena model regresi *non-linear* yang digunakan adalah kudrat maka 20 kolom selanjutnya berisi kuadrat dari 20 periode harga saham yang sama dengan sebelumnya.



Gambar 1. Flowchart proses prediksi harga saham

Proses selanjutnya dilanjutkan dengan inisialisasi parameter. Parameter yang digunakan yaitu ukuran populasi, jumlah generasi, nilai *cr* (*crossover rate*), dan nilai *mr* (*mutation rate*).

### 6.1 Representasi Kromosom dan Pembentukan Populasi Awal

Calon solusi yang optimal dipetakan pada saat representasi kromosom. Representasi kromosom yang digunakan adalah biner. Panjang kromosom sama dengan panjang data harga masukan yaitu berjumlah 41 yang terdiri dari 21 gen pertama untuk  $I$  (*Intercept*) dan  $X$ , dan 20 gen selanjutnya adalah  $X^2$ . Proses representasi kromosom awal dapat dilihat pada Tabel 2. Gen ke-1 kromosom bernilai 0 yang artinya pada solusi ini,

*intercept* tidak digunakan. Kemudian gen ke-2 bernilai 1 yang artinya pada solusi ini, harga saham pada sehari sebelumnya ( $X1$ ) akan digunakan kemudian gen ke-3 bernilai 1 yang maksudnya adalah harga saham dua hari sebelumnya ( $X2$ ) akan digunakan dan seterusnya sampai pada kuadrat harga saham.

Berdasarkan representasi kromosom yang ditunjukkan pada Tabel 2, maka bentuk data saham Tabel 1 akan berubah menjadi data saham yang ditunjukkan pada Tabel 3. Tabel 3 akan digunakan pada saat proses perhitungan *fitness* pada sub bab 6.4.

Populasi didapatkan dari proses pembentukan representasi kromosom sejumlah ukuran populasi yang sudah ditentukan di awal. Sehingga ukuran populasi awal jika dimasukkan sejumlah 10 kromosom (*parent*) maka pembentukan populasi dapat dilihat pada Tabel 4.

### 6.2 Reproduksi dengan Crossover

Proses selanjutnya adalah reproduksi. Operator *reproduksi* yang pertama adalah *crossover* dengan model *one-cut-point*. Jumlah *offspring* dihasilkan dari perkalian antara nilai *crossover rate* ( $cr$ ) dan ukuran populasi. Jika nilai  $cr$  dimisalkan 0.5 maka jumlah *offspring* sebanyak 5. Setiap proses dijalankan, akan memilih 2 *parent* dan satu titik potong gen secara *random* yang contohnya ditunjukkan pada Tabel 5 dan hasil *offspring* ditunjukkan pada Tabel 5.

Pada Tabel 5 dan Tabel 6, proses persilangan terjadi pada titik potong gen ke 20. Gen pertama sampai gen ke 20 pada *parent* 1 akan menjadi gen awal pada *offspring*, dan gen 21 sampai terakhir dari *parent* 2 akan menjadi gen ke 21 sampai akhir dari gen *offspring*.

### 6.3 Reproduksi dengan Mutasi

Hasil *offspring* dari operator mutasi diperoleh dari perhitungan ukuran populasi dan nilai  $mr$ . Dimisalkan nilai  $mr$  adalah 0.5 maka jumlah *offspring* yang didapatkan sebanyak 5. Setiap proses mutasi dijalankan, maka akan memilih 1 *parent* dan 1 titik gen secara *random* yang contohnya ditunjukkan pada Tabel 7 dan hasil *offspring* ditunjukkan pada Tabel 8.

Pada Tabel 7 dan Tabel 8, proses mutasi terjadi pada titik potong gen ke 21. Nilai pada gen ke 21 akan dimutasi nilainya menjadi nilai kebalikannya. Karena nilai dari gen ke 21 tersebut adalah 0, maka gen ke 21 akan dimutasi menjadi 1.

### 6.4 Perhitungan Fitness

Pada proses perhitungan *fitness*, dimisalkan menggunakan representasi kromosom *parent* 1 pada Tabel 2 sehingga membentuk Tabel data yang ditunjukkan pada Tabel 3. Menurut Tabel 3, maka dilakukan pencarian koefisien regresi dan didapatkan model koefisien seperti yang ditunjukkan pada persamaan 6.

$$Y' = 0 + 0.1X_1 - 1.48X_2 + \dots - 0.26X_{20} + 0X_1^2 + \dots - 3.68E - 10X_{17}^2 - 9.4E - 07X_{18}^2 - 4.58E - 06X_{19}^2 + 1.62E - 05X_{20}^2 \quad (6)$$

**Tabel 1. Data saham dengan 20 periode**

No	Y	X1	X2	...	X20	(X1) <sup>2</sup>	...	(X17) <sup>2</sup>	(X18) <sup>2</sup>	(X19) <sup>2</sup>	(X20) <sup>2</sup>
1	13375	13325	13175		13025	(13325) <sup>2</sup>		(12300) <sup>2</sup>	(12125) <sup>2</sup>	(12400) <sup>2</sup>	(13025) <sup>2</sup>
2	13325	13175	13325		13075	(13175) <sup>2</sup>		(12125) <sup>2</sup>	(12400) <sup>2</sup>	(13025) <sup>2</sup>	(13075) <sup>2</sup>
3	13175	13325	13275		13075	(13325) <sup>2</sup>		(12400) <sup>2</sup>	(13025) <sup>2</sup>	(13075) <sup>2</sup>	(13075) <sup>2</sup>
...											
500	9000	8950	8950		8200	(8950) <sup>2</sup>		(8250) <sup>2</sup>	(8350) <sup>2</sup>	(8300) <sup>2</sup>	(8200) <sup>2</sup>

**Tabel 2. Contoh representasi kromosom**

	1	2	3	...	21	22	...	38	39	40	41
	I	X1	X2		X20	(X1) <sup>2</sup>		(X17) <sup>2</sup>	(X18) <sup>2</sup>	(X19) <sup>2</sup>	(X20) <sup>2</sup>
Kromosom	0	1	1		1	0		1	1	1	1

**Tabel 3. Data saham menurut kromosom Tabel 2**

Data	Y	X1	X2	...	X20	(X1) <sup>2</sup>	...	(X17) <sup>2</sup>	(X18) <sup>2</sup>	(X19) <sup>2</sup>	(X20) <sup>2</sup>
1	13375	13325	13175		13025	0		(12300) <sup>2</sup>	(12125) <sup>2</sup>	(12400) <sup>2</sup>	(13025) <sup>2</sup>
2	13325	13175	13325		13075	0		(12125) <sup>2</sup>	(12400) <sup>2</sup>	(13025) <sup>2</sup>	(13075) <sup>2</sup>
3	13175	13325	13275		13075	0		(12400) <sup>2</sup>	(13025) <sup>2</sup>	(13075) <sup>2</sup>	(13075) <sup>2</sup>
...											
500	9000	8950	8950		8200	0		(8250) <sup>2</sup>	(8350) <sup>2</sup>	(8300) <sup>2</sup>	(8200) <sup>2</sup>

**Tabel 4. Pembentukan populasi awal**

P	1	2	3	...	21	22	...	38	39	40	41
	I	X1	X2		X20	(X1) <sup>2</sup>		(X17) <sup>2</sup>	(X18) <sup>2</sup>	(X19) <sup>2</sup>	(X20) <sup>2</sup>
1	0	1	1		1	0		1	1	1	1
2	0	0	1		0	0		0	0	0	0
3	0	0	0		1	1		0	1	0	0
4	1	1	1		1	0		1	0	0	0
5	1	1	1		1	1		0	0	0	0
6	0	1	1		1	0		0	0	0	0
7	0	1	0		0	0		1	0	1	0
8	0	1	0		0	0		0	0	0	0
9	0	1	1		1	0		0	1	1	1
10	1	0	1		0	0		1	0	0	1

**Tabel 5. Parent terpilih pada proses crossover awal**

P	1	2	3	...	21	22	...	38	39	40	41
	I	X1	X2		X20	(X1) <sup>2</sup>		(X17) <sup>2</sup>	(X18) <sup>2</sup>	(X19) <sup>2</sup>	(X20) <sup>2</sup>
3	0	0	0		1	1		0	1	0	0
7	0	1	0		0	0		1	0	1	0

**Tabel 6. Hasil offspring/child crossover**

C	1	2	3	...	21	22	...	38	39	40	41
	I	X1	X2		X20	(X1) <sup>2</sup>		(X17) <sup>2</sup>	(X18) <sup>2</sup>	(X19) <sup>2</sup>	(X20) <sup>2</sup>
1	0	0	0		0	0		1	0	1	0

**Tabel 7. Parent terpilih pada proses mutasi awal**

P	1	2	3	...	21	22	...	38	39	40	41
	I	X1	X2		X20	(X1) <sup>2</sup>		(X17) <sup>2</sup>	(X18) <sup>2</sup>	(X19) <sup>2</sup>	(X20) <sup>2</sup>
9	0	1	1		1	0		0	1	1	1

**Tabel 8. Hasil offspring/child mutasi**

C	1	2	3	...	21	22	...	38	39	40	41
	I	X1	X2		X20	(X1) <sup>2</sup>		(X17) <sup>2</sup>	(X18) <sup>2</sup>	(X19) <sup>2</sup>	(X20) <sup>2</sup>
6	1	0	1	0	0	1	1	1	0	0	1

Suatu model koefisien regresi yang baik akan menghasilkan prediksi harga yang mendekati harga aslinya. Dalam bidang statistika, salah satu alat ukur untuk mengetahui kedekatan suatu nilai prediksi dan nilai aslinya adalah menggunakan RMSE. Semakin kecil nilai RMSE menandakan nilai suatu prediksi lebih mendekati nilai aslinya. Sehingga dalam proses GA, model koefisien regresi yang terbentuk dari kromosom, akan dikatakan baik untuk dijadikan sebuah solusi apabila memiliki nilai *fitness* yang besar. Hal ini menggambarkan bahwa dalam permasalahan prediksi harga saham, nilai *fitness* adalah seberapa dekat suatu harga prediksi dengan harga aslinya (RMSE). Dikarenakan sebuah calon solusi yang baik adalah memiliki nilai *fitness* yang besar sedangkan kedekatan yang baik suatu nilai adalah memiliki nilai RMSE yang kecil, maka nilai *fitness* berbanding terbalik dengan nilai RMSE.

Setelah terbentuknya model koefisien regresi, maka selanjutnya adalah mencari nilai RMSE. Nilai RMSE

didapatkan menggunakan persamaan 4. Proses perhitungan RMSE dapat dilihat pada Tabel 9.

Y' adalah hasil prediksi yang didapatkan dari menerapkan persamaan regresi berdasarkan kromosom dengan harga saham. Data harga saham yang digunakan dalam proses ini adalah sebanyak data pada Tabel 1 yaitu sebanyak 500 data. Pada Tabel 9 menunjukkan bahwa nilai Y' sudah lebih mendekati harga aslinya. Sedangkan E' adalah nilai sub RMSE. Uraian proses perhitungan adalah

$$\begin{aligned}
 Y' &= 0 + 0.1(13325) - 1.48(13175) + \dots \\
 &\quad - 0.26(13025) + 0(13325)^2 + \dots \\
 &\quad + 1.62E - 05(13025)^2 \\
 &= 13430.92
 \end{aligned}$$

$$E_1 = (13430.92 - 13375)^2$$

$$= 3127.294$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{3127.29 + 9340.05 + \dots + 5452.7}{500}}$$

$$= 171.399$$

Setelah didapatkan nilai RMSE nya, baru bisa mencari nilai *fitness*. Untuk mendapatkan nilai *fitness* menggunakan persamaan 6. Sehingga uraian perhitungannya adalah

$$fitness = \frac{1}{171.399}$$

$$= 0.0058$$

Sehingga kromosom awal (*Parent 1*) memiliki nilai *fitness* sebesar 5.082-03. Tabel 10 memperlihatkan kromosom awal dan nilai *fitness*nya.

Semua *parent* dan *offspring* akan dihitung nilai *fitness*nya untuk mengetahui seberapa baik mereka sebagai calon solusi. Tabel 12 adalah hasil perhitungan *fitness* pada semua *parent* dan *offspring*.

### 6.5 Seleksi

Penelitian ini menggunakan seleksi *replacement*. Metode seleksi ini terbukti cukup berhasil digunakan

pada algoritma genetika (Mahmudy, Marian, & Luong, 2013a) (Mahmudy, Marian, & Luong, 2013b)

Setelah dihitung nilai *fitness*nya, barulah *parent* dan *offspring* dipilah dan diseleksi sehingga didapatkan calon solusi optimal yang digunakan sebagai populasi baru dan memasuki proses seleksi selanjutnya. Hasil proses seleksi *replacement* ditunjukkan pada Tabel 1.

Uraian hasil proses seleksi *replacement* ada 2 yaitu pertama, pada hasil proses *crossover*. C4 berasal dari *Parent 1* dengan *fitness* 0.58E-2 dan *Parent 6* dengan *fitness* 0.65E-2. Nilai *fitness* kedua *parent* tersebut dibandingkan dan dicari yang paling kecil, maka terpilihah *Parent 6*. *Parent* lemah tersebut dibandingkan dengan *Offspring 4* yang memiliki nilai *fitness* 0.13E-5 dan diambil yang paling besar. *Fitness offspring* lebih besar, maka *Offspring 4* menggantikan nilai *Parent 6*. (2) Dari hasil proses mutasi yang dimulai dari C6. C6 berasal dari *Parent 9*. Karena asal *parent* berjumlah satu dan tidak bisa dibandingkan, maka *parent* tersebut langsung berkedudukan sebagai *parent* lemah. *Parent* lemah (*Parent 9*) dengan *fitness* 0.04E-4 dibandingkan dengan *Offspring 6* yang memiliki nilai *fitness* 0.93E-3. Setelah itu diambil yang terbesar yaitu *Offspring 6*. Maka *Parent 9* dirubah dengan *Offspring 6*.

Hasil seleksi *replacement* akan menjadi populasi baru yang akan diproses kembali pada generasi selanjutnya.

**Tabel 9. Proses perhitungan nilai RMSE**

<i>Y</i>	<i>X1</i>	<i>X2</i>	...	$(X20)^2$	<i>Y'</i>	<i>E'</i>
13375	13325	13175	...	$(13025)^2$	13430.92	3127.294
13325	13175	13325	...	$(13075)^2$	13228.36	9340.05
13175	13325	13275	...	$(13075)^2$	13269.05	8845.42
...						
9000	8950	8950	...	$(8200)^2$	8926.16	5452.703

**Tabel 10. Hasil perhitungan *fitness parent 1***

<i>I</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	...	<i>21</i>	<i>22</i>	...	<i>40</i>	<i>41</i>	<i>Fitness</i>
<i>I</i>	<i>X1</i>	<i>X2</i>		<i>X20</i>	$(X1)^2$		$(X19)^2$	$(X20)^2$	
1	0	0		1	1		1	0	0.0058

**Tabel 11. Hasil perhitungan *fitness parent* dan *offspring***

<i>P / C</i>	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	...	<i>39</i>	<i>40</i>	<i>41</i>	<i>Fitness</i>
	<i>I</i>	<i>X1</i>	<i>X2</i>	...	$(X18)^2$	$(X19)^2$	$(X20)^2$	
P1	1	0	0	...	0	0	1	0.58E-02
P2	0	1	1	...	1	1	1	0.18E-04
P3	0	0	1	...	0	0	0	0.32E-03
P4	0	0	0	...	1	0	0	0.933E-11
P5	1	1	1	...	0	0	0	0.82E-05
P6	1	1	1	...	0	0	0	0.65E-07
P7	0	1	1	...	0	0	0	0.34E-05
P8	0	1	0	...	0	1	0	0.22E-07
P9	0	1	0	...	0	0	0	0.04E-04
P10	0	1	1	...	1	1	1	0.7594E-06

P / C	1	2	3	...	39	40	41	Fitness
	I	X1	X2	...	(X18) <sup>2</sup>	(X19) <sup>2</sup>	(X20) <sup>2</sup>	
C1	0	0	1	...	0	0	0	2.5E-05
C2	0	1	1	...	0	0	0	0.137E-11
C3	1	0	0	...	0	0	0	2.6E-11
C4	1	1	1	...	0	0	1	0.125E-05
C5	0	1	0	...	1	1	1	0.18E-04
C6	0	0	1	...	0	0	0	0.927E-03
C7	0	0	1	...	0	0	0	0.927E-03
C8	1	1	1	...	0	0	0	9.933E-11
C9	0	1	1	...	1	1	1	0.1285E-02
C10	0	1	1	...	1	0	1	0.1365E-03

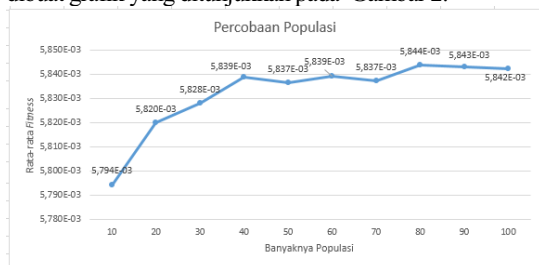
**Tabel 12. Hasil replacement selection**

C	Fitness	Asal Parent				Parent Lemah		Hasil		
		Asal 1	Asal 2	Fitness 1	Fitness 2	Asal	Fitness	Asal	Fitness	Ket
1	2.5E-05	P3	P7	0.32E-3	0.34E-4	P7	0.34E-04	P7	0.34E-4	Tetap
2	0.14E-11	P3	P7	0.32E-3	0.34E-4	P7	0.34E-04	P7	0.34E-4	Tetap
3	2.6E-11	P1	P6	0.58E-2	0.65E-7	P6	0.65E-7	P6	0.65E-7	Tetap
4	0.13E-05	P1	P6	0.58E-2	0.65E-7	P6	0.65E-7	C4	0.13E-5	Ganti
5	0.18E-04	P8	P10	0.22E-7	0.76E-6	P10	0.22E-7	C5	0.18E-4	Ganti
6	0.93E-03	P9		0.04E-4		P9	0.04E-4	C6	0.93E-3	Ganti
7	0.95E-03	P6(C4)		0.13E-5		P6	0.13E-5	C7	0.95E-3	Ganti
8	9.93E-11	P2		0.18E-4		P2	0.18E-4	P2	8.61E-5	Tetap
9	0.13E-02	P8		0.22E-7		P8	0.22E-7	C9	0.13E-2	Ganti
10	0.14E-03	P8(C9)		0.13E-02		P8(C9)	0.13E-2	P8(C9)	0.13E-2	Tetap

## 7. PENGUJIAN DAN ANALISIS

### 7.1 Pengujian Ukuran Populasi

Ukuran populasi yang diujikan adalah kelipatan 10. Nilai awal jumlah generasi adalah 100 dengan kombinasi nilai *cr* dan *mr* adalah 0.8 dan 0.2. Pengujian dilakukan sebanyak 10 kali dan dicatat nilai *fitness* terbaiknya serta dihitung rata-ratanya untuk mengetahui ukuran populasi yang optimum. Daftar pengujian populasi dapat dilihat pada Tabel 13. Setelah pengujian dilakukan maka dapat dibuat grafik yang ditunjukkan pada Gambar 2.



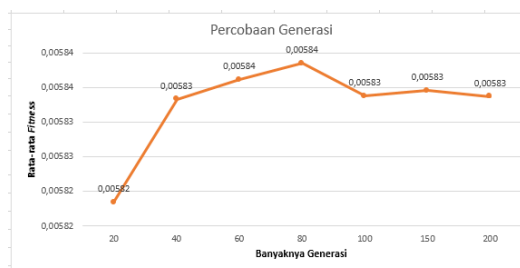
**Gambar 2. Pengujian populasi**

Berdasarkan grafik pengujian pada Gambar 2, rata-rata *fitness* yang terbaik didapatkan pada populasi berukuran 40. Karena hasil rata-rata *fitness* yang diperoleh mencapai titik optimal pada ukuran 40 dan pada ukuran populasi selebihnya tidak didapatkan kenaikan rata-rata *fitness* yang signifikan. Pola seperti ini juga ditemukan pada penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa nilai *fitness* akan semakin meningkat berbanding

lurus dengan ukuran populasi tapi pada titik tertentu maka kenaikan a *fitness* yang diperoleh tidak akan terlalu signifikan (Mahmudy, Marian, & Luong, 2012).

### 7.2 Pengujian Banyaknya Generasi

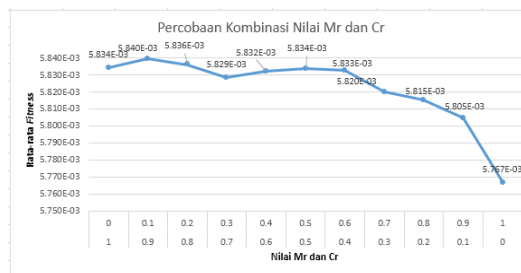
Banyaknya generasi yang diujikan adalah kelipatan 20. Nilai awal kombinasi nilai *cr* dan *mr* adalah 0.8 dan 0.2. Namun populasi yang digunakan adalah ukuran populasi optimal pada hasil pengujian populasi sebelumnya. Pengujian dilakukan sebanyak 10 kali dan dicatat nilai *fitness* terbaiknya serta dihitung rata-ratanya untuk mengetahui banyaknya generasi yang optimum. Daftar pengujian banyaknya generai dapat dilihat pada Tabel 14. Setelah pengujian dilakukan maka dapat dibuat grafik yang ditunjukkan pada Gambar 2.



**Gambar 3. Pengujian generasi**

Berdasarkan grafik pengujian generasi yang terlihat pada Gambar 3, rata-rata *fitness* yang terbaik didapatkan

pada jumlah generasi 40. Karena hasil rata-rata *fitness* yang diperoleh mencapai titik optimal pada generasi ke 40. Jumlah generasi yang diuji berhenti sampai 200 karena setelah generasi ke 40 rata-rata *fitness* yang diperoleh memiliki selisih yang sangat sedikit dan tidak terlalu jauh. Jika pengujian dilakukan pada jumlah generasi yang lebih besar dari 100 maka rata-rata *fitness* yang akan diperoleh tidak akan terlalu signifikan (Mahmudy, Marian, & Luong, 2012).



Gambar 4. Pengujian kombinasi *mr* dan *cr*

Berdasarkan grafik pengujian populasi yang terlihat pada Gambar 4, rata-rata *fitness* yang terbaik didapatkan pada kombinasi nilai *cr* 0.9 dan nilai *mr* 0.1. Karena hasil rata-rata *fitness* yang diperoleh dari kombinasi tersebut merupakan nilai yang terbaik dari kombinasi yang lain. Ketika kombinasi nilai *cr* semakin kecil maka akan menghasilkan rata-rata *fitness* yang tidak optimal karena pada fase ini, algoritma genetika yang bekerja berdasarkan *random search* tidak akan mampu mengeksplorasi daerah pencarian secara efektif.

### 7.3 Pengujian Kombinasi *Cr* dan *Mr*

Kombinasi nilai *cr* dan *mr* yang diujikan adalah nilai antara 0 sampai 1. Ukuran populasi dan jumlah generasi yang digunakan adalah ukuran populasi dan jumlah generasi terbaik pada pengujian sebelumnya yaitu ukuran populasi 40 dan jumlah generasi 40. Pengujian dilakukan sebanyak 10 kali dan dicatat nilai *fitness* terbaiknya serta dihitung rata-ratanya untuk mengetahui kombinasi nilai *cr* dan *mr* yang optimum. Daftar pengujian kombinasi nilai *cr* dan *mr* dapat dilihat pada Tabel 15. Setelah pengujian dilakukan maka dapat dibuat grafik yang ditunjukkan pada Gambar 2.

Tabel 13. Daftar proses percobaan ukuran populasi

Ukuran Populasi	Nilai <i>Fitness</i>										Rata-rata <i>Fitness</i>
	Percobaan Populasi ke -										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
10	5.77E-03	5.80E-03	5.78E-03	5.78E-03	5.82E-03	5.81E-03	5.79E-03	5.79E-03	5.80E-03	5.81E-03	5.79E-03
20	5.82E-03	5.82E-03	5.83E-03	5.80E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.81E-03	5.81E-03	5.82E-03	5.81E-03	5.82E-03
30	5.81E-03	5.83E-03	5.81E-03	5.83E-03	5.82E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.82E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.83E-03
40	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03
50	5.84E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03
60	5.84E-03	5.85E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.84E-03
70	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.82E-03	5.83E-03	5.84E-03
80	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.85E-03	5.84E-03
90	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.85E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.85E-03	5.84E-03	5.84E-03
100	5.84E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.85E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03

Tabel 14. Daftar proses percobaan banyaknya generasi

Banyak Generasi	Nilai <i>Fitness</i>										Rata-rata <i>Fitness</i>
	Percobaan Generasi ke -										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
20	5.81E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.82E-03	5.81E-03	5.81E-03	5.83E-03	5.82E-03	5.81E-03	5.81E-03	0.00582
40	5.84E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.82E-03	5.83E-03	5.82E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.84E-03	0.00583
60	5.83E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.82E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.82E-03	5.84E-03	0.00584
80	5.82E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	0.00584
100	5.83E-03	5.84E-03	5.81E-03	5.82E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	0.00583
150	5.83E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.83E-03	0.00583
200	5.83E-03	5.84E-03	5.82E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.82E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.84E-03	0.00583



**Tabel 15. Daftar proses percobaan kombinasi *cr* dan *mr***

Kombinasi		Nilai <i>Fitness</i>										Rata-rata <i>Fitness</i>
<i>Cr</i>	<i>Mr</i>	Percobaan kombinasi <i>cr</i> dan <i>mr</i> ke -										
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1	0	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.81E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.83E-03
0.9	0.1	5.83E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.87E-03	5.88E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.82E-03	5.83E-03	5.84E-03
0.8	0.2	5.84E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.82E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.84E-03
0.7	0.3	5.81E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.82E-03	5.84E-03	5.82E-03	5.84E-03	5.82E-03	5.83E-03
0.6	0.4	5.84E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.81E-03	5.84E-03	5.82E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.83E-03
0.5	0.5	5.83E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.82E-03	5.83E-03
0.4	0.6	5.84E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.83E-03	5.82E-03	5.83E-03	5.83E-03
0.3	0.7	5.82E-03	5.83E-03	5.82E-03	5.80E-03	5.80E-03	5.81E-03	5.84E-03	5.84E-03	5.83E-03	5.82E-03	5.82E-03
0.2	0.8	5.82E-03	5.81E-03	5.83E-03	5.80E-03	5.82E-03	5.82E-03	5.80E-03	5.83E-03	5.79E-03	5.83E-03	5.82E-03
0.1	0.9	5.79E-03	5.81E-03	5.81E-03	5.80E-03	5.81E-03	5.81E-03	5.79E-03	5.81E-03	5.82E-03	5.80E-03	5.80E-03
0	1	5.76E-03	5.78E-03	5.76E-03	5.77E-03	5.78E-03	5.76E-03	5.76E-03	5.77E-03	5.77E-03	5.77E-03	5.77E-03

**7.4 Analisis Hasil Perbandingan**

Berdasarkan pengujian parameter yang sudah dilakukan sebelumnya, didapatkan bahwa ukuran populasi terbaik adalah 40, jumlah generasi terbaik adalah 40 dengan kombinasi yang sesuai dengan nilai *cr* dan *mr* terbaik yaitu 0.9 dan 0.1

Parameter-parameter terbaik hasil dari pengujian tersebut maka didapatkan bentuk koefisien *non-linear* terbaik, yaitu

$$Y' = 2141.6 + 1.02X_1 + 1.25X_2 + \dots - 0.34X_{20} - 3.79E - 06X_1^2 + \dots - 3.93E - 05X_{17}^2 - 8.42E - 07X_{18}^2 + 5.25E - 06X_{19}^2 + 2.0E - 05X_{20}^2$$

Pada bentuk koefisien terbaik, variabel yang berpengaruh adalah menggunakan *intercept* serta 33 variabel harga saham dengan rincian variabel X sebanyak 17 dan variabel kuadrat ( $X^2$ ) sebanyak 16 periode.

Untuk menguji seberapa baik bentuk koefisien yang didapatkan dari hasil sistem, maka akan dilakukan analisa pengujian. Analisa pengujian dilakukan menggunakan data saham sebanyak 500 seperti pada Tabel 1 untuk pengujian pada koefisien *GA-Non Linear* dan data saham sebanyak 500 seperti Tabel 1 dengan hanya menggunakan 5 periode *linear* awal (X) untuk pengujian pada koefisien *GA-Linear*. Dalam menganalisa model koefisien mana yang terbaik dalam menghasilkan harga prediksi yang mendekati harga aslinya maka digunakan alat ukur RMSE dalam menghitung keakuratannya.

**Tabel 16. Proses penghitungan analisa hasil akurasi RMSE**

No	Y	Y'		E'	
		Koefisien GA-Non Linear	Koefisien GA-Linear	Koefisien GA-Non Linear	Koefisien GA-Linear
1	13375	13504.398	13504.398	16743.94	8407.928
2	13325	13281.662	13281.662	1878.2	39339.733
3	13175	13283.786	13283.786	11834.39	11353.678
...					
500	9000	8986.491	8953.9124	182.4967	2124.065816

Tabel 16 menunjukkan proses perhitungan dalam mencari keakuratan harga prediksi menggunakan RMSE. Pada table tersebut dapat dilihat seberapa dekat harga prediksi yang diperoleh dari kedua koefisien (Y') dengan harga asli (Y) dan dilanjutkan dengan perhitungan sub RMSE masing-masing model koefisien (E')

Perolehan hasil prediksi saham menggunakan bentuk koefisien terbaik dari sistem (*non-linear*) dibandingkan dengan hasil prediksi saham menggunakan koefisien dengan 5 periode terbaik yang didapatkan dari penelitian sebelumnya (*linear*) (Rahmi, Mahmudy, & Setiawan, 2015).

Pada Tabel 17 menunjukkan bahwa prediksi saham terbaik didapatkan dengan menggunakan bentuk koefisien yang telah diproses menggunakan Algoritma Genetika dengan pendekatan *non-linear*. Hal ini dapat dilihat pada perolehan nilai RMSE pada masing-masing jenis koefisien dan nilai RMSE terbaik koefisien Algoritma Genetika *non-linear* yaitu sebesar 170.15.

**8. KESIMPULAN**

Berdasarkan pengujian dan analisis yang dilakukan, permasalahan dalam memprediksi harga saham dapat diselesaikan secara *non-linear* menggunakan algoritma genetika. Pendekatan secara *non-linear* yang dilakukan dalam penelitian ini adalah menggunakan model regresi kuadrat berganda. Dalam proses pencarian solusi prediksi harga saham dengan pendekatan *non-linear*, model representasi kromosom biner dapat diimplementasikan untuk mencari periode berapa saja yang saling berkaitan sehingga membentuk suatu bentuk koefisien regresi yang dapat digunakan untuk menghitung prediksi harga saham berdasarkan data historisnya.

**Tabel 177. Analisis hasil**

Prediksi Harga Saham	Nilai RMSE
Koefisien GA-Non Linear	170.15
Koefisien GA-Linear	175.82

Bentuk koefisien regresi *non-linear* didapatkan dari proses Algoritma Genetika. Bentuk koefisien terbaik diperoleh dengan menggunakan parameter optimal Algoritma Genetika. Berdasarkan pengujian, parameter optimal yang diperoleh adalah ukuran populasi sejumlah 40, jumlah generasi 40, serta kombinasi *cr* dan *mr* yaitu 0.9 dan 0.1 dan menggambarkan bahwa variabel yang berpengaruh adalah menggunakan *intercept* serta 33 variabel dengan rincian variabel X sebanyak 17 dan variabel kuadrat ( $X^2$ ) sebanyak 16 periode

Bentuk koefisien terbaik yang diperoleh menggunakan algoritma genetika dengan parameter yang optimal (*non-linear*) dibandingkan dengan bentuk koefisien hasil perhitungan algoritma genetika *linear* dengan 5 periode terbaik. Hasil prediksi harga saham yang terbaik diperoleh dari bentuk koefisien dari sistem algoritma genetika *non-linear*. Hasil ditunjukkan dengan perolehan nilai RMSE prediksi harga saham sebesar 170.15. Meskipun nilai RMSE tergolong besar, nilai ini lebih baik dibandingkan hasil prediksi harga saham dengan koefisien dari algoritma genetika dengan pendekatan *linear* dengan 5 periode terbaik.

#### PUSTAKA

- Bonde, G., & Khaled, R. (2010). Stock price prediction using genetic algorithms and evolution strategies. *The 2012 International Conference on Genetic and Evolutionary Methods*, 2.
- Fadilah, A. N., Cholissodin, I., & Mahmudy, W. F. (2015). Implementasi Analytical Hierarchy Process (AHP) dan Algoritma Genetika untuk Rekomendasi dan Optimasi. *DORO: Repository Jurnal Mahasiswa PTIIK Universitas Brawijaya*, 5(14).
- Fakhrudin, H. M., & Darmadji, T. (2012). Pasar Modal Di Indonesia, Pendekatan Tanya Jawab (Edisi ke-3). *Jakarta: Salemba Empat*, 2012.
- Gharehchopogh, F., Bonab, T., & Khaze, S. (2013). A Linear Regression Approach to Prediction of Stock Market Trading Volume: A Case Study. *International Journal of Managing Value and Supply Chains (IJMVSC)*, 4(3), 25–31. <http://doi.org/10.5121/ijmvsc.2013.4303>
- Habib, A. (2008). Kiat Jitu Peramalan Saham Analisis dan Teknik. *Yogyakarta: Andi Yogyakarta*.
- Hachloufi, M., Guennoun, Z., & Hamza, F. (2012). Stocks Portfolio Optimization Using Classification and Genetic Algorithms, 6(94), 4673–4683.
- Mahmudy, W. F., Marian, R. M., & Luong, L. H. S. (2012). Solving part type selection and loading problems in flexible manufacturing system using real coded genetic algorithms – Part I: modeling. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 6(4), 699–705.
- Mahmudy, W. F., Marian, R. M., & Luong, L. H. S. (2013a). Modeling and Optimization of Part Type Selection and Loading Problem in Flexible Manufacturing System Using Real Coded Genetic Algorithms. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 7(4), 699–705.
- Mahmudy, W. F., Marian, R. M., & Luong, L. H. S. (2013b). Real Coded Genetic Algorithms for Solving Flexible Job-Shop Scheduling Problem-PartII: Optimization. *Advanced Materials Research*, 701, 364–369.
- Majda, A. J., & Harlim, J. (2012). Physics Constrained *Nonlinear* Regression Models for Time Series.
- Rahmi, A., Mahmudy, W. F., & Setiawan, B. D. (2015). Prediksi Harga Saham Berdasarkan Data Historis Menggunakan Model Regresi. *DORO: Repository Jurnal Mahasiswa PTIIK Universitas Brawijaya*, 5(12), 1–9.
- Sularno, A. (2006). Prediksi Nilai Saham Menggunakan Pemrograman Genetik dan Pemrograman Ekspresi Gen. *Repository Jurnal Mahasiswa Fakultas Teknologi Industri Universitas Gunadarma, Depok*. Retrieved from <http://hdl.handle.net/123456789/2949>
- Suyanto. (2011). Artificial Intelligence – Searching-Reasoning-Planning-Learning (Edisi Revisi, cetakan ke-2). *Bandung: Informatika Bandung*.
- Wackerly, D., Mendenhall, W., & Schaffer, R. (2008). Mathematical Statistics with Applications. *Florida: Cengage Learning*.