

OPTIMASI NILAI PARAMETER PADA METODE BROWN'S EXPONENTIAL SMOOTHING DENGAN ALGORITMA MULTIPLE GENETIK

Anop Sudiatmika¹, Gede Indrawan², Dewa Gede Hendra Divayana³

^{1,2,3}Ilmu Komputer, Universitas Pendidikan Ganesha

email: ¹anopxxx@gmail.com, ²gindrawan@undiksha.ac.id, ³hendra.divayana@undiksha.ac.id

Abstrak

Untuk mendapatkan nilai alpha paling optimal untuk metode Brown's Double Exponential Smoothing (Brown's-DES) dapat menggunakan metode algoritma genetika. Namun, Kekurangan dari algoritma genetika yaitu memerlukan generasi yang banyak untuk menghasilkan sebuah nilai yang optimal. Perlu banyak iterasi yang harus dilakukan jika ingin mendapatkan nilai paling optimal dan presisi. Banyaknya iterasi akan berpengaruh pada kecepatan algoritma dalam menemukan nilai paling optimal. Maka dari itu, peneliti mengembangkan algoritma multiple genetika yang terinspirasi dari algoritma genetika. Peneliti mengembangkan algoritma multi genetika dengan tujuan mendapatkan nilai alpha yang paling optimal dan lebih presisi yang akan diterapkan pada metode B-DES. Algoritma yang dikembangkan mampu menemukan nilai alpha paling optimal dan lebih presisi dengan meminimalkan generasi yang diperlukan dalam algoritma. Dengan menerapkan algoritma multi genetika dua tingkat, didapatkan nilai alpha 0,74 dengan persentase MAPE 1,3224% dibandingkan dengan algoritma genetika biasa yang mendapatkan nilai alpha 0,7 dengan persentase MAPE 1,3456%. Pengembangan algoritma genetika menjadi algoritma multi genetika mampu memberikan hasil nilai alpha yang lebih optimal dibandingkan hanya menggunakan algoritma genetika biasa.

Kata kunci: algoritma genetika, algoritma multi genetika, Brown's-DES, Peramalan.

Abstract

To get the most optimal alpha value for Brown's Double Exponential Smoothing (Brown's-DES) method, genetic algorithm method can be used. However, the disadvantage of the genetic algorithm is that it requires many generations to produce an optimal value. It takes many iterations to do if you want to get the most optimal and precise value. The number of iterations will affect the speed of the algorithm in finding the most optimal value. Therefore, the researchers developed multiple genetic algorithms inspired by genetic algorithms. The researcher developed a multi genetic algorithm with the aim of getting the most optimal and more precise alpha value which will be applied to the B-DES method. The algorithm developed is able to find the most optimal and more precise alpha value by minimizing the generation required in the algorithm. By applying a two-level multi genetic algorithm, we get an alpha value of 0.74 with a MAPE percentage of 1.3224% compared to the usual genetic algorithm which gets an alpha value of 0.7 with a MAPE percentage of 1.3456%. The development of genetic algorithms into multi genetic algorithms is able to provide more optimal alpha value results than using only ordinary genetic algorithms.

Keywords : Genetic Algorithms, Multi-genetic Algorithms, Brown's-DES, Forecasting.

Diterima Redaksi: 20-10-2021 | Selesai Revisi: 15-03-2022 | Diterbitkan Online: 31-03-2022
DOI: <http://dx.doi.org/10.23887/janapati.v11i1.34627>

PENDAHULUAN

Peramalan atau yang sering disebut *forecasting* merupakan suatu dugaan terhadap permintaan yang akan datang berdasarkan pada beberapa variabel peramal, sering berdasarkan data deret waktu historis [1]. Metode peramalan merupakan salah satu metode yang masuk kedalam bagian data

mining sub bagian prediktif. *Data Mining* yang merupakan pengolahan data untuk meekstraksi pola untuk mendapatkan pengetahuan baru dibagi menjadi dua bagian yakni prediktif dan deskriptif [2]. Proses peramalan biasanya diterapkan pada data yang bersifat *time series*. Data berkala atau *time series* merupakan data yang disusun berdasarkan urutan waktu atau

data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu [3]. Waktu yang dimaksud bisa berupa satuan menit, jam, hari, minggu, bulan, tahun dan lain sebagainya sesuai deretan waktu. *Time Series* adalah sekumpulan data pengamatan yang berawal dari sumber yang tetap dan terbentuk dari indeks waktu t yang tetap dan berurutan. *Time Series* biasanya digunakan sebagai patokan untuk mencerminkan suatu keadaan atau peristiwa terhadap suatu pergerakan. Sebagai contoh *Time Series* pergerakan harga cabai di suatu wilayah yang dapat digambarkan dengan grafik sehingga orang yang membacanya dapat mengetahui keadaan harga cabai di lokasi tersebut berdasarkan rentang waktu tertentu. Data *time series* merupakan data yang muncul dan berderet dalam satu satuan waktu tertentu. *Time series* ini memungkinkan untuk meningkatkan model yang tepat dan membuat estimasi prospektif dengan menggunakan metode statistic [4].

Data pergerakan harga Dogecoin terhadap rupiah termasuk ke dalam data *time series*. Data tersebut merupakan data pergerakan harga Dogecoin terhadap rupiah dalam satu satuan waktu yakni dalam satuan hari. Pergerakan Dogecoin terhadap rupiah yang berfluktuatif menghasilkan history data pergerakan harga yang sangat berlimpah. Para *Traders* memanfaatkan data history pergerakan harga untuk memprediksi harga Dogecoin di masa depan. Fluktuasi ini dimanfaatkan oleh para *Traders* untuk mendapatkan keuntungan dari perbedaan selisih harga. Ketika harga sedang turun, maka para *Traders* berkesempatan untuk membeli Dogecoin dengan harga murah, kemudian ketika harga kembali naik, maka para *Traders* akan menjual kembali untuk memperoleh keuntungan.

Salah satu metode yang dapat digunakan dalam permalan adalah metode Brown's Double Exponential Smoothing [5]–[7]. Brown's Double Exponential Smoothing (B-DES) adalah metode perkiraan canggih yang bekerja berdasarkan perkiraan sebelumnya ditambah persentase kesalahan perkiraan. Masalah utama dari teknik ini adalah pilihan yang tepat dari konstanta pemulusan eksponensial (α) [8]. Nilai Alpha (α) merupakan nilai bobot yang nilainya diantara rentang 0 sampai 1. Nilai alpha dapat ditentukan secara bebas yang mengurangi *forecast error* [9]. Untuk mendapatkan nilai alpha yang optimal diperlukan algoritma yang tepat sehingga memberikan hasil peramalan yang baik [10].

Algoritma Genetika merupakan teknik pencarian heuristik yang didasarkan pada gagasan evolusi seleksi alam dan genetik.

Algoritma ini memanfaatkan proses seleksi alamiah yang dikenal dengan proses evolusi [11]. Algoritma genetika dapat digunakan untuk menyelesaikan suatu proses optimasi yang sulit dilakukan secara manual [12]. Algoritma ini memiliki prinsip yang didasarkan pada prinsip *genetic* yang terdapat pada makhluk hidup, yakni perkembangan generasi dalam proses populasi alami yang mana memiliki prinsip seleksi alam atau konsep “siapa yang lebih kuat, dia yang akan mampu bertahan, dan yang lebih lemah akan tersingkir dengan sendirinya”. Algoritma genetika meniru prinsip seleksi alam yang dapat dipergunakan dalam kehidupan sehari-hari dalam mencari solusi terbaik untuk memecahkan setiap permasalahan.

Jazuli dan Sulaiman pada tahun 2018 melakukan penelitian yang berjudul ‘Implementasi Exponential Smoothing Untuk Memprediksi Fluktuasi Harga Saham’. Dalam penelitian tersebut, peneliti menggunakan tiga perusahaan yakni PT. Semen Indonesia Tbk, PT. Gudang Garam Tbk, dan PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk. Peneliti menggunakan alpha 0,1 sampai 0,9 dimana peneliti mendapatkan rata-rata nilai MAPE dari ketiga perusahaan tersebut di angka 1,31% [13].

Penelitian yang dilakukan oleh Andini dan Auristandi pada tahun 2016 dengan judul “Peramalan Jumlah Stok Alat Tulis Kantor di UD ACHMAD JAYA Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing”. Pada peneliti tersebut para peneliti menggunakan metode peramalan DES pada data *time series* yakni data stok alat tulis kantor di UD ACHMAD JAYA. Peramalan ditujukan untuk mengontrol jumlah stok agar tidak terjadi penumpukan stok. Metode DES dipilih karena tipe data yang memiliki *trend* naik dan turun. Analisis yang dilakukan adalah dengan menghitung tingkat kesalahan dengan menggunakan metode MAPE. Hasil penelitian menunjukkan nilai MAPE yang kecil dengan nilai alpha 0.7 [14].

Penelitian lainnya dilakukan oleh aden dan angela pada tahun 2020 dengan judul Prediksi Jumlah Calon Peserta Didik Baru Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing Dari Brown (Study Kasus: Sd Islam Al-Musyarrowfah Jakarta). Penelitian tersebut bertujuan untuk memperkirakan total mahasiswa baru yang akan mendaftar pada tahun ajaran baru menggunakan metode Double Exponential Smoothing dari Brown dan mengecek tingkat ketepatan metode Double Exponential Smoothing satu parameter dari Brown menggunakan analisis galat. Metode penelitian yang digunakan

menggunakan metode kuantitatif. Hasilnya Metode Double Exponential Smoothing satu Parameter dari Brown tepat digunakan pada prediksi jumlah mahasiswa baru [15].

Penelitian lain dilakukan oleh Pujianti dkk yang berjudul Peramalan Dengan Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing Dari Brown (Studi Kasus: Indeks Harga Konsumen (IHK) Kota Samarinda) Penelitian tersebut menggunakan data dari Indeks Harga Konsumen atau IHK. Metode yang digunakan adalah Brown Double Exponential Smoothing dengan penentuan nilai alpha menggunakan Teknik *caratrial and error*. Hasilnya Parameter alpha terbaik didapat untuk meramal hasil IHK Kota Samarinda adalah $\alpha = 0,61$ dengan nilai MAPE sebesar 2,1421 dan dipilih dengan cara *trial and error* [16].

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Sinaga dan Irawati pada tahun 2018 dengan judul "Perbandingan Double Moving Average Dengan Double Exponential Smoothing Pada Peramalan Bahan Medis Habis Pakai". Tujuan penelitian ini adalah untuk membantu meramalkan permintaan akan bahan medis yang telah habis pakai sehingga dapat membantu rumah sakit dalam pengambilan keputusan anggaran bagi penyediaan bahan medis habis pakai. Peneliti menggunakan metode Double Moving Average dan Double Exponential Smoothing untuk melakukan peramalan. Hasil pengujian akurasi dihitung menggunakan metode MAPE dan RMSE yang menunjukkan bahwa metode Double Moving Average memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan dengan metode Double Exponential Smoothing [17]. Penelitian lainnya dilakukan oleh Raudys dan Pabarskaite pada tahun 2018 dengan judul penelitian "Optimising The Smoothness And Accuracy Of Moving Average For Stock Price Data". Peneliti mengembangkan metode baru dan memodifikasi metode Moving Average untuk meramalkan arah *trend* dari pergerakan harga saham. Peneliti mengembangkan metode yang disebut Multi-Criteria Pareto dimana kriteria yang diterapkan lebih banyak dibandingkan dengan metode-metode sebelumnya. Metode yang diusulkan mengungguli metode-metode lainnya. Peneliti menyebutkan bahwa metode baru tersebut memungkinkan pemulusan deret waktu yang lebih baik dengan tingkat akurasi yang sama dengan metode tradisional, atau akurasi yang lebih baik dengan kehalusan yang sama [18].

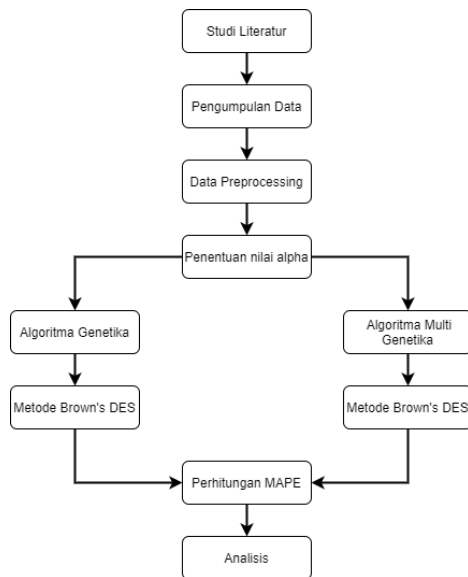
Penelitian lainnya yang dilakukan oleh Falani yang berjudul "Penentuan Nilai

Parameter Metode Exponential Smoothing Dengan Algoritma Genetik Dalam Meningkatkan Akurasi Forecasting" melakukan penerapan algoritma genetik untuk mendapatkan nilai alpha paling optimal untuk diterapkan ke metode Exponential Smoothing. Hasilnya, nilai alpha yang didapat dari algoritma genetic mendapatkan nilai *error* paling kecil [9]. Kekurangan dari algoritma genetika yaitu memerlukan generasi yang banyak untuk menghasilkan sebuah nilai yang optimal [19]. Generasi yang banyak akan memerlukan proses iterasi yang juga banyak sehingga memerlukan waktu proses yang lebih panjang untuk menemukan nilai yang paling optimal.

Pada penelitian ini, peneliti mencoba mengembangkan metode algoritma genetik menjadi algoritma multiple genetik. Algoritma multi genetik terinspirasi dari algoritma genetik. Dalam penerapannya, algoritma multi genetik akan memiliki beberapa tingkatan untuk menemukan nilai yang paling optimal dari generasi-generasi yang diberikan. Peneliti mengembangkan algoritma multi genetik dengan tujuan mendapatkan nilai alpha yang paling optimal dan lebih presisi yang akan diterapkan pada metode B-DES. Hasil nilai alpha yang optimal akan mampu memberikan hasil peramalan yang juga optimal.

METODE

Pada penelitian ini, peneliti melakukan beberapa tahapan penelitian yang dapat dilihat pada Gambar 1. Tahapan dibagi menjadi 5 bagian yakni studi literatur, pengumpulan data, pembersihan data atau *data cleansing*, penentuan nilai alpha dengan algoritma multiple genetik, penerapan Brown's-DES dan yang terakhir analisis.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

A. Studi Literatur

Pada tahap pertama dilakukan pembelajaran terhadap literatur-literatur yang membahas mengenai Dogecoin, Metode Brown's Double Exponential Smoothing, MAPE, Algoritma Genetika, dan yang lainnya yang bersumber dari jurnal, artikel, buku fisik maupun

elektronik, serta dari berbagai refrensi situs di internet.

B. Pengumpulan Data

Berdasarkan studi literatur yang telah dilakukan, data yang dibutuhkan dalam penelitian ini adalah data *time series* yang memiliki *trend* di dalamnya. Data pergerakan harga Dogecoin terhadap Rupiah yang diambil dari tanggal 01 Januari 2021 sampai dengan tanggal 16 Mei 2021 memiliki *trend* naik di dalamnya yang mana mengalami kenaikan lebih dari 11.000%.

Data yang digunakan adalah data yang diambil dari situs coingecko.com dimana contoh datanya dapat dilihat pada Tabel 1 Data pergerakan harga Dogecoin terhadap Rupiah dari situs coingecko.com. Data ini berisikan lima kolom yang terdiri dari kolom tanggal, kapitalisasi pasar, volume, buka, dan tutup. Data yang akan digunakan adalah data tutup dimana merupakan data penutupan di hari terakhir periode satu hari berlangsung. Dari lima kolom yang tersedia, data yang dianalisis adalah data penutup yang merupakan harga terakhir dari pergerakan harian Dogecoin terhadap Rupiah.

Tabel 1 Data pergerakan harga Dogecoin terhadap Rupiah dari situs coingecko.com

Tanggal	Kapitalisasi Pasar	Volume	Buka	Tutup
01/01/21	8.344.290.392.707	1.781.028.268.190	66	79
02/01/21	10.057.270.640.721	3.476.770.156.908	79	151
03/01/21	19.256.994.260.847	44.306.371.826.720	151	142
04/01/21	18.142.603.016.827	32.473.941.365.593	142	134
05/01/21	17.102.830.676.679	17.277.526.476.226	134	137
06/01/21	17.487.724.423.046	8.940.705.996.670	137	145
07/01/21	18.436.746.045.440	9.692.033.754.778	145	138
08/01/21	17.677.959.685.221	7.154.650.643.203	138	140
09/01/21	17.873.281.358.948	5.993.327.110.243	140	144
10/01/21	18.472.068.178.124	6.833.057.622.667	144	139
11/01/21	17.801.453.365.058	6.071.416.696.824	139	125
12/01/21	16.005.162.212.707	7.937.694.391.435	125	114
13/01/21	14.386.506.080.448	4.832.735.053.447	114	122
14/01/21	15.625.240.005.602	3.943.269.414.414	122	133
15/01/21	17.045.496.796.469	6.692.785.541.437	133	132
16/01/21	16.891.599.240.621	6.280.505.045.920	132	131
17/01/21	16.782.117.353.480	5.075.792.042.424	131	127
18/01/21	16.271.876.733.894	4.667.000.651.896	127	129
19/01/21	16.595.827.210.192	4.111.015.888.580	129	128

C. Pembersihan Data

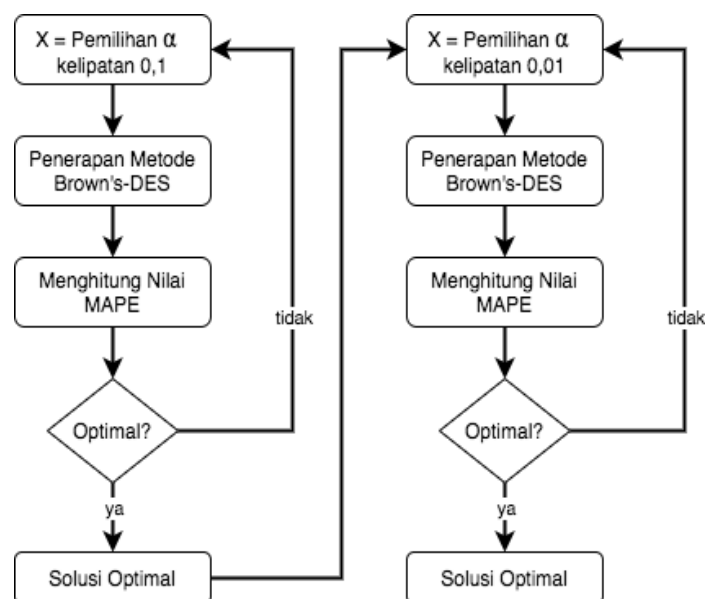
Pada tahap selanjutnya setelah melakukan pengumpulan data, tahap yang harus dilakukan adalah tahap data *preprocessing*. Tahap *preprocessing* yang dilakukan adalah pembersihan data. Data yang memiliki banyak baris data sangat rentan terjadi kekeliruan dalam penginputannya seperti redundansi data, kehilangan data, dan atau data yang tidak konsisten [20]. Pada tahap ini, dilakukan pengecekan terhadap data yang berhasil dikumpulkan dengan tahapan seperti mengisi nilai-nilai yang hilang, serta memecah redundansi data yang disebabkan oleh proses integrasi data, dan menghilangkan kolom yang tidak diperlukan dalam pengaplikasian metode.

Cara dalam mengelola data yang hilang yakni dengan cara mengisi nilai yang hilang secara manual, namun dengan cara ini tentunya memakan waktu yang lama dan cukup melelahkan namun memiliki hasil yang paling baik. Cara lainnya yakni mengabaikan baris pada data yang mempunyai data yang kosong. Tehnik ini memiliki kelebihan yakni lebih cepat dilakukan akan tetapi memiliki beberapa kekurangan yakni tidak cukup efektif bila persentasi dari data yang hilang memiliki nilai

atribut yang sangat bervariasi. Dalam penelitian ini, peneliti melakukan penghapusan baris data yang hilang jika ada data yang kosong agar tidak mempengaruhi proses perhitungan.

D. Algoritma Multiple Genetik

Langkah selanjutnya menemukan nilai alpha yang paling sesuai untuk diterapkan pada metode Brown's-DES. Algoritma genetika mengkombinasikan antara deretan struktur dengan pertukaran informasi acak ke bentuk algoritma pencarian [21]. Peneliti mengembangkan algoritma baru bernama algoritma multiple genetik. Seperti namanya, multiple genetik menerapkan algoritma genetik lebih dari satu kali untuk menemukan data paling optimal berdasarkan data optimal pertama yang ditemukan pada penerapan algoritma genetik. Contoh ketika algoritma genetik pertama (A) bertugas mencari nilai alpha dari rentang 0 sampai 1 dan mendapatkan nilai alpha=0,6 paling optimal. Algoritma genetik kedua (B) bertugas untuk menemukan nilai alpha yang lebih detail yakni pada kelipatan 0,01 dari rentang 0,60 sampai 0,70. Alur penerapan algoritma multiple genetik dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur penerapan algoritma multiple genetik

Untuk mencari nilai optimal alpha, algoritma pertama akan mencari dari rentang 0 sampai 1 dengan kelipatan 0,1. Kemudian

disetiap iterasi diuji dengan diterapkan ke metode Brown's-DES dan kemudian dihitung persentase errornya menggunakan metode

MAPE. Mean Absolute Percentage Error atau MAPE adalah teknik menentukan akurasi dari model prediksi dengan mengambil rata-rata dari kesalahan absolut dibandingkan dengan data aktual terhadap nilai persentasi 100% [22].

Secara umum rumus perhitungan untuk mendapatkan nilai MAPE adalah sebagai berikut: [23]

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|X_i - X'_i|}{X_i} * 100\%$$

(5)

Dimana:

n = Jumlah data

X_i = Nilai data aktual

X'_i = Nilai hasil peramalan

Semakin kecil nilai MAPE maka tingkat peramalan semakin baik. Sebaliknya jika nilai MAPE semakin tinggi maka tingkat error peramalan akan semakin tinggi sehingga hasil peramalan bias dibidang kurang optimal. Nilai MAPE yang memiliki rentang dibawah atau kurang dari 10% memiliki peramalan yang sangat baik. Data rentangan nilai MAPE dapat dilihat pada Tabel 2 [23].

Tabel 2 Rentang nilai MAPE

Range Mape (%)	Arti
< 10	Kemampuan Model Peramalan Sangat Baik
10 – 20	Kemampuan Model Peramalan Baik
20 – 50	Kemampuan Model Peramalan Layak
>50%	Kemampuan Model Peramalan Buruk

Untuk mendapatkan keseluruhan nilai MAPE, hal pertama yang harus dilakukan adalah menghitung nilai selisih nilai aktual dengan nilai peramalan kemudian dibagi kembali dengan nilai aktual pada masing-masing baris data, berikut perhitungannya:

$$X_1 = \frac{117 - 116}{117} = 0,119$$

Ulangi perhitungan X_1 ke seluruh baris data yang ada. Setelah seluruh baris data dihitung, kemudian seluruh data hasil perhitungan tersebut dijumlahkan kemudian dibagi dengan jumlah baris datanya.

$$MAPE = \frac{0,654}{10} * 100 = 6,54\%$$

Sehingga nilai MAPE yang didapat adalah 6,54% yang masuk ke dalam kategori peramalan sangat baik.

Semakin banyak algoritma genetik diterapkan, nilai alpha yang didapatkan akan

semakin presisi sehingga dapat memberikan hasil peramalan yang lebih optimal.

E. Penerapan Brown's-DES

Setelah mendapatkan nilai alpha yang paling sesuai, kemudian nilai alpha diterapkan ke metode Brown's-DES. Metode ini digunakan ketika data menunjukkan adanya trend. Trend adalah estimasi yang dihaluskan dari pertumbuhan rata-rata pada akhir masing-masing periode [5]. Untuk menerapkan metode Brown's Double Exponential Smoothing, diperlukan nilai α yang memiliki rentang nilai 0 sampai 1 [24][25]. Rumus Simple Exponential Smoothing yakni:

$$S_t = \alpha * X_t + (1 - \alpha) * S_{t-1}$$

Dimana:

S_t = Peramalan untuk periode t

X_t = Nilai aktual time series

α = Konstanta pemulusan

Brown's Double Exponential Smoothing merupakan model linear yang dikemukakan oleh Brown, yaitu metode dengan penambahan nilai pemulusan ganda untuk nilai-nilai pemulusan tunggal serta hanya menggunakan satu parameter [26]. Adapun rumus dari Brown's-DES sebagai berikut:

a. Menghitung nilai pemulusan tunggal S'_t dengan rumus (1)

b. Menghitung nilai pemulusan ganda S''_t dengan rumus (1)

c. Menentukan nilai konstanta pemulusan

$$a_t = 2S'_t - S''_t$$

d. Menentukan nilai koefisien trend

$$b_t = \frac{\alpha}{1-\alpha} * (S'_t - S''_t)$$

e. Melakukan peramalan

$$F_{t+m} = a_t - b_t$$

Berikut contoh perhitungan yang berpatokan pada Tabel 1 untuk mendapatkan SES' untuk baris kedua, karena baris pertama sudah menggunakan nilai yang sama dengan nilai aktual baris pertama:

$$SES'_2 = 0,5 * 116 + (1 - 0,5) * 117 = 116,69$$

Kemudian langkah selanjutnya adalah menghitung nilai SES'' untuk yang kedua dengan berpatokan pada nilai aktual pada SES', berikut perhitungan untuk mencari nilai SES'' baris kedua:

$$SES''_2 = 0,5 * 116,69 + (1 - 0,5) * 117 = 116,84$$

Setelah menemukan nilai SES'', dilanjutkan dengan menentukan nilai a_t dan b_t dengan menggunakan rumus (2) dan (3). Berikut perhitungan manualnya:

$$a_2 = 2 * 116,69 - 116,84 = 116,54$$

$$b_2 = \frac{0,5}{1-0,5} + (11,69 - 116,84) = 0,84.$$

Langkah terakhir adalah menghitung nilai peramalan dengan menggunakan rumus (4), berikut perhitungan manualnya:

$$f_2 = 116,54 - 0,84 = 115,69$$

Maka nilai peramalan untuk baris kedua adalah 115,69. Langkah selanjutnya diterapkan untuk setiap baris data sehingga muncul nilai peramalan untuk seluruh baris data.

F. Analisis

Tahap terakhir adalah melakukan analisis dengan membandingkan hasil algoritma genetik dengan hasil algoritma multiple genetik 2 tingkat. Nilai optimal ditentukan oleh nilai persentase MAPE yang dihitung pada setiap iterasi yang diterapkan pada algoritma multiple genetik. Semakin kecil nilai persentase MAPE maka nilai alpha menjadi semakin optimal.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Peneliti mengambil data pergerakan harga Dogecoin terhadap Rupiah dengan *timeframe daily* pada situs *coingecko.com*. Data yang dikumpulkan adalah data harga penutupan Dogecoin terhadap Rupiah setiap harinya. Setelah mendapatkan data, peneliti menerapkan algoritma multiple genetik dua tingkat untuk menentukan nilai alpha yang paling optimal. Pengujian nilai optimal menggunakan metode MAPE dimana semakin kecil nilai MAPE, maka nilai alpha akan semakin optimal. Peneliti menerapkan algoritma multi

genetik dua tingkat untuk mendapatkan nilai alpha yang lebih presisi.

Algoritma multi genetik dengan dua tingkat akan memberikan nilai alpha dengan dua angka dibelakang koma. Semakin banyak tingkatan yang diterapkan, maka nilai alpha akan semakin presisi dan semakin optimal. Untuk mendapatkan nilai alpha tiga angka dibelakang koma maka diperlukan tiga tingkatan algoritma multi genetik, untuk mendapatkan nilai alpha empat angka dibelakang koma maka diperlukan empat tingkat, dan seterusnya. Hasil percobaan penerapan algoritma multiple genetik dua tingkat dapat dilihat pada Tabel 3.

Pada tingkat pertama, algoritma multiple genetik memberikan hasil alpha 0,7 dengan nilai MAPE 1,3456% sebagai nilai alpha paling optimal. Kemudian tahap selanjutnya adalah menggunakan nilai optimal pada tingkat 1 untuk digunakan pada tingkat 2 dengan kelipatan 0,01. Hasilnya, algoritma multiple genetik menunjukkan alpha 0,74 dengan nilai MAPE 1,3224% sebagai nilai alpha paling optimal.

Setelah mendapatkan nilai alpha yang paling optimal, peneliti menerapkan ke dalam metode Brown's DES yang hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4. Peneliti kemudian melakukan perbandingan penerapan algoritma B-DES dengan menerapkan alpha 0,7 dan alpha 0,74. Perbandingan grafik bisa dilihat pada Gambar 3.

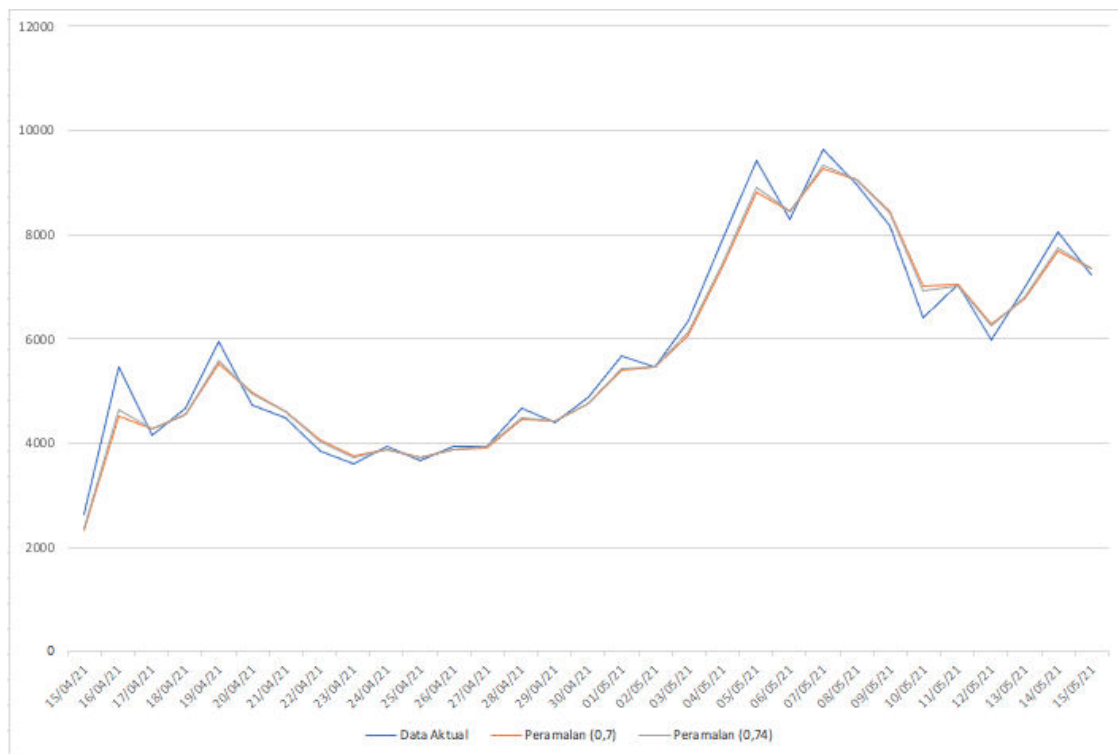
Tabel 3. Hasil penerapan algoritma multiple genetik 2 tingkat

Tingkat 1		Tingkat 2	
Nilai Alpha	MAPE (%)	Nilai Alpha	MAPE (%)
0,1	15,5798	0,71	1,3351
0,2	7,4337	0,72	1,3276
0,3	4,4415	0,73	1,3233
0,4	2,9531	0,74	1,3224
0,5	2,1007	0,75	1,3252
0,6	1,5951	0,76	1,3320
0,7	1,3456	0,77	1,3430
0,8	1,4071	0,78	1,3589
0,9	2,3384	0,79	1,3800

Tabel 4 Hasil peramalan metode DES

Data Aktual	SES'	SES''	a _t	b _t	Peramalan
79	79	79,00	79,00	2,85	76,15
151	132	118,43	146,13	16,70	129,43

Data Aktual	SES'	SES''	a_t	b_t	Peramalan
142	139	134,00	144,94	8,32	136,63
134	135	135,05	135,79	3,22	132,58
137	137	136,19	136,99	3,25	133,74
145	143	141,09	144,54	4,57	139,97
138	139	139,73	138,77	2,37	136,41
140	140	139,79	139,83	2,87	136,96
144	143	142,10	143,72	3,66	140,06
139	140	140,56	139,48	2,31	137,17
125	129	131,93	125,87	-0,18	126,06
114	118	121,53	114,22	-0,81	115,03
122	121	121,08	120,77	2,69	118,08
133	130	127,58	132,14	5,13	127,02
132	131	130,44	132,45	3,85	128,60
131	131	130,94	131,29	3,02	128,27
127	128	128,82	127,32	2,10	125,22
129	129	128,77	128,74	2,83	125,91
128	128	128,35	128,05	2,70	125,35
127	127	127,58	127,04	2,58	124,47



Gambar 3 Grafik perbandingan data aktual, data peramalan dengan $\alpha=0,7$ dan peramalan dengan $\alpha=0,74$

Pada Gambar 3 terlihat grafik antara data aktual, data peramalan dengan $\alpha=0,7$ dan

data peramalan dengan $\alpha=0,74$. Data peramalan dengan $\alpha=0,74$ memiliki

pergerakan yang lebih mendekati pergerakan data aktual dibandingkan dengan pergerakan peramalan dengan alpha 0,7. Selain dari grafik, perbedaan juga jelas terlihat pada nilai MAPE yang merupakan persentase tingkat error dalam peramalan. Peramalan dengan menggunakan alpha 0,7 memiliki persentase MAPE sebesar 1,3456% sedangkan peramalan dengan menggunakan alpha 0,74 memiliki persentase MAPE lebih kecil yakni sebesar 1,3224% atau selisih sebesar 0,0232%.

KESIMPULAN

Pengembangan algoritma genetika menjadi algoritma multi genetika mampu memberikan hasil nilai alpha yang lebih optimal dibandingkan hanya menggunakan algoritma genetika. Hal ini bisa didapatkan karena dengan menerapkan algoritma multi genetika, algoritma dapat menemukan nilai alpha yang lebih presisi sesuai dengan jumlah tingkatan yang diterapkan. Penerapan algoritma multi genetika 2 tingkat memberikan

nilai alpha paling optimal sebesar 0,74 dengan nilai MAPE sebesar 1,3224% atau selisih 0,0232% dari algoritma genetika biasa. Kelebihan dari algoritma multi genetika selain dapat memberikan presisi lebih tinggi, juga dapat mempersingkat waktu pencarian nilai optimal. Dengan penerapan multi genetika, pencarian nilai optimal tidak perlu diawali langsung dengan pencarian kelipatan 0,01 yang akan membutuhkan banyak iterasi. Pencarian dilakukan secara bertahap dan menjadi lebih spesifik. Namun kelemahannya adalah tahap awal selalu mengabaikan nilai lain yang belum optimal yang mungkin memiliki presisi lebih optimal jika digali.

Penelitian selanjutnya dapat menerapkan algoritma multi genetika pada pencarian nilai optimal lainnya seperti nilai k pada metode data mining kNN. Selain itu penelitian lainnya juga dapat menerapkan algoritma multi genetika dengan lebih banyak tingkatan seperti tingkat 3 sampai 5 untuk mendapatkan nilai optimasi yang lebih presisi.

REFERENSI

- [1] M. Febrina, F. Arina, R. Ekawati, J. Teknik, I. Universitas, and A. Tirtayasa, "Peramalan Jumlah Permintaan Produksi Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Backpropagation," *Jurnal Teknik Industri*, vol. 1, no. 2, pp. 174–179, 2013.
- [2] M. Arhami and M. Nasir, *Data Mining - Algoritma dan Implementasi*. Penerbit Andi, 2020.
- [3] L. Wiwik et al., *Data Mining dan Penerapan Algoritma*. Yayasan Kita Menulis, 2021.
- [4] H. Yonar, "Modeling and Forecasting for the number of cases of the COVID-19 pandemic with the Curve Estimation Models, the Box-Jenkins and Exponential Smoothing Methods," *Eurasian Journal of Medicine and Oncology*, no. April, 2020, doi: 10.14744/ejmo.2020.28273.
- [5] E. Pujiati, D. Yuniarti, and R. Goejantoro, "Peramalan Dengan Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing Dari Brown (Studi Kasus : Indeks Harga Konsumen (IHK) Kota Samarinda)," *Jurnal EKSPONENSIAL*, vol. 7, no. 1, pp. 33–40, 2016.
- [6] R. Rachman, "Penerapan Metode Moving Average Dan Exponential Smoothing Pada Peramalan Produksi Industri Garment," *Jurnal Informatika*, vol. 5, no. 2, pp. 211–220, 2018, doi: 10.31311/ji.v5i2.3309.
- [7] U. A. Dahlan, J. Ring, R. Selatan, and D. Istimewa, "Metode Brown 's Double Exponential Smoothing dalam Peramalan Laju Inflasi di Indonesia," vol. 6, no. 2, pp. 54–61, 2019.
- [8] C. Karmaker, "Determination of Optimum Smoothing Constant of Single Exponential Smoothing Method: A Case Study . International Journal of Research in Industrial Determination of Optimum Smoothing Constant of Single Exponential Smoothing Method: A Case Study," *International Journal of Research in Industrial Engineering*, vol. 6, no. 3, pp. 184–192, 2018, doi: 10.22105/riej.2017.49603.
- [9] I. Falani, "Penentuan Nilai Parameter Metode Exponential Smoothing Dengan Algoritma Genetik Dalam Meningkatkan Akurasi Forecasting," *Computer Engineering, Science and System Journal*, vol. 3, no. 1, p. 14, 2018, doi: 10.24114/cess.v3i1.8268.
- [10] I. Listiowarni, N. P. Dewi, and A. K. W. Hapantenda, "Perbandingan Metode Double Exponential Smoothing dan Double Moving Average Untuk Peramalan Harga Beras Eceran Di

- Kabupaten Pamekasan,” *Jurnal Politeknik Caltex Riau*, vol. 6, no. 2, pp. 158–169, 2020.
- [11] D. Setiawan, R. N. Putri, and R. Suryanita, “Implementasi Algoritma Genetika Untuk Prediksi Penyakit Autoimun,” *RABIT: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab Volume*, vol. 4, no. 1, pp. 8–19, 2019.
- [12] I. Ali and L. Sularto, “Optimasi Parameter Artificial Neural Network Menggunakan Algoritma Genetika Untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa,” *Jurnal ICT: Information Communication & Technology*, vol. 18, no. 1, pp. 54–59, 2019. doi: 10.36054/jict-ikmi.v18i1.52.
- [13] J. Al and S. Moh, “Implementasi Double Exponential Smoothing Untuk Prediksi Fluktuasi Harga Saham,” Universitas Muhammadiyah Gresik, 2018.
- [14] T. D. Andini and P. Auristandi, “Peramalan Jumlah Stok Alat Tulis Kantor Di UD ACHMAD JAYA Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing,” *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Infomasia Asia (JITIKA)*, 2016.
- [15] A. Supriyanti, “PREDIKSI JUMLAH CALON PESERTA DIDIK BARU MENGGUNAKAN METODE DOUBLE EXPONENTIAL SMOOTHING DARI BROWN (Study Kasus: SD Islam Al-Musyarrafah Jakarta),” vol. 1, no. 1, 2020, doi: 10.46306/lb.v1i1.
- [16] E. Pujiati *et al.*, “Peramalan Dengan Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing Dari Brown (Studi Kasus: Indeks Harga Konsumen (IHK) Kota Samarinda) Forecasting Using Double Exponential Smoothing Method Of Brown (Case Study: The Consumer Price Index (CPI) City Samarinda),” *Jurnal EKSPONENSIAL*, vol. 7, no. 1, 2016.
- [17] H. D. E. Sinaga and N. Irawati, “Perbandingan Double Moving Average Dengan Double Exponential Smoothing Pada Peramalan Bahan Medis Habis Pakai,” *JURTEKSI (Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi)*, vol. IV, no. 2, p. 8, 2018.
- [18] A. Raudys and Ž. Pabarškaitė, “Optimising the smoothness and accuracy of moving average for stock price data,” *Technological and Economic Development of Economy*, vol. 24, no. 3, pp. 984–1003, 2018, doi: 10.3846/20294913.2016.1216906.
- [19] L. Paranduk, A. Indriani, M. Hafid, and Suprianto, “Sistem Informasi Penjadwalan Mata Kuliah Menggunakan Algoritma Genetika Berbasis Web,” *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI)*, pp. E46–E50, 2018.
- [20] Y. Oslan and H. Kristanto, “Proses ETL (Extract Transformation Loading) Data Warehouse untuk Peningkatan Kinerja Biodata dalam Menyajikan Profil Mahasiswa dari Dimensi Asal Sekolah,” *Research Fair Unisr*, vol. 3, no. 1, 2016.
- [21] Ferdyan and A. Hajjah, “Penerapan Algoritma Genetika dalam Optimasi Penjadwalan Proyek,” *Jurnal Mahasiswa Aplikasi Teknologi Komputer dan Informasi*, vol. 2, no. 1, pp. 50–55, 2020.
- [22] M. I. J. Lamabelawa, “Analisis Perhitungan Metode Interpolasi Pada Data Time Series Kemiskinan di NTT,” *Jurnal HOAQ*, vol. 8, no. 1, pp. 640–646, 2018.
- [23] M. A. Maricar, “Analisa Perbandingan Nilai Akurasi Moving Average dan Exponential Smoothing untuk Sistem Peramalan Pendapatan pada Perusahaan XYZ,” *Jurnal Sistem dan Informatika*, vol. 13, no. 2, pp. 36–45, 2019.
- [24] I. Muhammad, Y. A. Lesnussa, H. W. M. Patty, M. S. Noya Van Delsen, and M. Y. Matdoan, “Peramalan Jumlah Mahasiswa Baru Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing (Studi Kasus: Mahasiswa Baru Universitas Pattimura Ambon Tahun 2017),” *VARIANCE: Journal of Statistics and Its Applications*, vol. 2, no. 1, pp. 27–33, 2020, doi: 10.30598/variancevol2iss1page27-33.
- [25] T. Booranawong and A. Booranawong, “An exponentially weighted moving average method with designed input data assignments for forecasting lime prices in thailand,” *Jurnal Teknologi*, vol. 79, no. 6, pp. 53–60, 2017, doi: 10.11113/jt.v79.10096.
- [26] U. A. Dahlan, J. Ring, R. Selatan, and D. Istimewa, “Metode Brown ’ s Double Exponential Smoothing dalam Peramalan Laju Inflasi di Indonesia,” vol. 6, no. 2, pp. 54–61, 2019.

