

Peramalan Menggunakan Model *Holt-Winters Exponential Smoothing* Multiplikatif dengan Optimasi Parameter Menggunakan *Particle Swarm Optimization (PSO)*

Annisa Martina ^{1, *)}, Apianti Setia Dewi¹⁾ Asep Solih Awalluddin, M.Si.¹⁾

¹⁾UIN Sunan Gunung Djati Bandung, Indonesia

^{*)}email: annisamartina@uinsgd.ac.id

Abstrak

Peramalan merupakan suatu metode yang digunakan untuk memprediksi kejadian di masa yang akan datang berdasarkan pada sekumpulan data historis. Adanya pola *trend* dan musiman multiplikatif pada suatu data memerlukan metode peramalan yang sesuai agar peramalan yang dilakukan dapat memberikan hasil yang baik. Model *Holt-Winters Exponential Smoothing* Multiplikatif merupakan salah satu yang dapat mengatasi data dengan pola tersebut. Pada *Holt-Winters Exponential Smoothing* Multiplikatif terdapat nilai parameter pemulusan yang biasanya diperoleh dengan menggunakan *trial and error*. Namun, metode *trial and error* dirasa kurang efektif karena akan ada banyak kombinasi parameter pemulusan yang mungkin memberikan hasil peramalan optimal. Oleh karena itu, metode *Particle Swarm Optimization* digunakan untuk mengoptimasi parameter pemulusan *Holt-Winters Exponential Smoothing* Multiplikatif dengan nilai MAPE sebagai nilai akurasi peramalan. Dari hasil simulasi yang dilakukan diperoleh bahwa metode *Particle Swarm Optimization* memiliki kinerja yang baik dalam memperoleh nilai parameter pemulusan *Holt-Winters Exponential Smoothing* Multiplikatif dalam meramalkan data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia.

Kata kunci: *Holt-Winters Exponential Smoothing* Multiplikatif, Optimasi Parameter, *Particle Swarm Optimization*, Peramalan

MSC2020: 60G25, 62M20

Abstract

Forecasting is a method used to predict future events based on a set of historical data. The existence of trends and seasonal multiplicative patterns in data requires an appropriate forecasting method so that the forecasting can give good results. The *Holt-Winters Exponential Smoothing Multiplicative* model is one that can overcome data with this pattern. In *Holt-Winters Exponential Smoothing Multiplicative* there are smoothing parameter values that are usually obtained using *trial and error*. However, the *trial-and-error* method is considered less effective because there will be many combinations of smoothing parameters that might provide optimal forecasting results. Therefore, the *Particle Swarm Optimization* method will be used to optimize the smoothing parameter of *Holt-Winters Exponential Smoothing Multiplicative* with MAPE value as the forecasting accuracy. From the simulation results, it is found that the *Particle Swarm Optimization* method has a good performance in obtaining the *Holt-Winters Exponential Smoothing Multiplicative* smoothing parameter value in predicting data on the number of foreign tourist visits to Indonesia.

^{*)} Corresponding Author

Diterima: 03-05-2024, Disetujui: 03-06-2024, Diterbitkan: 23-09-2024

Keywords: Forecasting, Holt-Winters Exponential Smoothing Multiflicative, Particle Swarm Optimization, Parameter Optimization

MSC2020: 60G25, 62M20

Format sitasi: A. Marina, A. S. Dewi, dan A. S. Awalluddin, "Peramalan Menggunakan Model *Holt-Winters Exponential Smoothing Multiplikatif* dengan Optimasi Parameter Menggunakan *Particle Swarm Optimization (PSO)*", *KUBIK J. Publ. Ilm. Mat.*, Vol. 9, No. 2, pp. 145-155, 2024.

Pendahuluan

Peramalan merupakan teknik perhitungan yang digunakan untuk memprediksi peristiwa di masa yang akan datang berdasarkan data historis di masa lalu. Dalam perhitungan peramalan diperlukan adanya data masa lalu. Data sendiri memiliki karakteristik yang tidak selalu sama hal ini memunculkan beragam model peramalan yang menyesuaikan dengan karakteristik data yang ada. Pada peramalan deret waktu karakteristik pola data menjadi salah satu bagian penting yang perlu diamati untuk menentukan model peramalan yang paling tepat sehingga dapat memberikan hasil peramalan yang baik. Adanya pola *trend* dan musiman multiplikatif pada data memerlukan model yang sesuai agar diperoleh hasil peramalan yang baik.

Beberapa penelitian telah menjelaskan metode peramalan time series seperti metode MS-AR, MS-Regression dan MS-VAR yang dapat menangani model perubahan struktur [1]. Selain itu, terdapat metode peramalan time series B-WEMA yang diduga cocok untuk pola data stasioner [2]. Adapun metode peramalan time series yang menggabungkan metode dekomposisi dan neural network dinilai efektif untuk menangani data yang bersifat nonlinier [3]. Kemudian terdapat juga metode dasar yang dapat digunakan dalam peramalan dengan cara membangun model baru seperti model rantai Markov multivariate yang dapat meramalkan data penjualan [4].

Model *Holt-Winters Exponential Smoothing* Multiplikatif merupakan salah satu model peramalan yang dapat digunakan pada data yang memiliki pengaruh *trend* dan musiman multiplikatif. Model *Holt-Winters Exponential Smoothing* Multiplikatif memiliki tiga nilai parameter pemulusan yang dapat bernilai antara 0 dan 1. Nilai parameter pemulusan ini biasanya diperoleh dengan menggunakan metode *trial and error*. Namun, metode *trial and error* ini dirasa kurang efektif karena akan ada banyak kemungkinan kombinasi parameter yang mungkin memberikan hasil peramalan terbaik [5]. Karenanya diperlukan metode lain yang dapat memberikan hasil parameter pemulusan optimal dengan lebih baik.

Metode optimasi seperti *Particle Swarm Optimization (PSO)* seringkali digunakan dalam berbagai permasalahan optimasi. Metode metaheuristik berbasis populasi ini pernah diimplementasikan pada permasalahan *Support Machine Learning, Backpropagation, Travelling Salesman Problem* serta permasalahan optimasi lainnya. Dibandingkan dengan metode metaheuristik lainnya *Particle Swarm Optimization (PSO)* memiliki cara kerja yang sederhana, mudah diselesaikan, dan hanya membutuhkan sedikit parameter untuk disesuaikan tetapi cukup mampu memberikan hasil optimasi yang baik [6]. Dalam penelitian T. Dewi dan I. Husein, metode PSO juga dapat digunakan untuk melihat hasil optimal komposisi pakan [7].

Pada penelitian sebelumnya dijelaskan perkembangan PSO dalam konteks multi-objektif, menyoroti berbagai varian PSO yang dirancang untuk menangani masalah optimasi dengan banyak tujuan [8]. Selain itu terdapat artikel yang memberikan tinjauan komprehensif tentang sejarah dan

perkembangan PSO, termasuk teori dasar, parameter, dan adaptasi [9]. Penelitian lainnya mengusulkan kombinasi PSO dengan Gravitational Search Algorithm (GSA) untuk mengatasi masalah optimasi dengan batasan (constraint) yang kompleks [10]. Kemudian terdapat juga penelitian yang mengaplikasikan PSO untuk pemilihan fitur dan optimasi parameter dalam algoritma pembelajaran mesin, menunjukkan peningkatan akurasi dan efisiensi model [11].

Oleh karena itu, berdasarkan uraian diatas, penulis tertarik untuk mengimplementasikan metode *Particle Swarm Optimization (PSO)* dalam mengoptimasi parameter pemulusan model *Holt-Winters Exponential Smoothing Multiplikatif* untuk meramalkan data Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara ke Indonesia.

Metode

Holt-Winters Exponential Smoothing Multiplikatif

Holt-Winters Exponential Smoothing multiplikatif merupakan model *Exponential Smoothing* dengan tiga unsur pemulusan yaitu level (S), *trend* (b), dan musiman multiplikatif (I) yaitu, digunakan pada data dengan adanya kenaikan dan fluktuasi musiman yang bervariasi [12]. Dengan kata lain, pola musiman pada data mengalami peningkatan seiring dengan bertambahnya ukuran data [13]. Persamaan untuk model *Holt-Winters Exponential Smoothing Multiplikatif* adalah sebagai berikut:

- 1) Persamaan untuk pemulusan level (keseluruhan)

$$S_t = \alpha \frac{Y_t}{I_{t-L}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (1)$$

- 2) Persamaan untuk pemulusan *trend*

$$b_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1} \quad (2)$$

- 3) Persamaan untuk pemulusan musiman

$$I_t = \beta \frac{Y_t}{S_t} + (1 - \beta)I_{t-L} \quad (3)$$

- 4) Persamaan untuk peramalan m periode ke depan

$$F_{t+m} = (S_t + b_t m)I_{t-L+m} \quad (4)$$

Dengan α adalah parameter pemulusan level, γ adalah parameter pemulusan *trend*, β adalah parameter pemulusan musiman dengan nilai antara 0 dan 1. Kemudian S_t , b_t , dan I_t masing-masing adalah nilai pemulusan level, *trend*, dan musiman pada saat t dengan $t = 1, 2, \dots, n$ adalah indeks waktu pengamatan sebanyak n data observasi, L adalah panjang musiman, Y adalah data observasi, dan F adalah nilai peramalan dengan m adalah periode peramalan yang akan diramalkan [13].

Inisialisasi nilai awal untuk model *Holt-Winters Exponential Smoothing Multiplikatif* dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan berikut

- 1) Persamaan untuk nilai awal pemulusan level (keseluruhan)

$$S_0 = \frac{1}{L}(Y_1 + Y_2 + \dots + Y_L) \quad (5)$$

- 2) Persamaan untuk nilai awal pemulusan *trend*

$$b_0 = \frac{1}{L} \left(\frac{Y_{L+1} - Y_1}{L} + \frac{Y_{L+2} - Y_2}{L} + \dots + \frac{Y_{L+L} - Y_L}{L} \right) \quad (6)$$

3) Persamaan untuk nilai awal pemulusan musiman

$$I_{t-L} = \frac{Y_t}{S_0} \quad (7)$$

untuk $1 \leq t \leq L$

Di mana Y merupakan data observasi, S_0 merupakan nilai awal pemulusan level, b_0 merupakan nilai awal pemulusan *trend*, dan I_{t-L} merupakan nilai awal pemulusan musiman dengan panjang musiman L [5]. Berikut merupakan langkah-langkah model *Holt-Winters Exponential Smoothing* Multiplikatif [14]:

1. Bagi data ke dalam dua bagian, yaitu data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*)
2. Pada data latih lakukan
 - a. Inisialisasi untuk nilai awal pemulusan level, *trend*, dan musiman dengan menggunakan persamaan (5) hingga (7)
 - b. Estimasi parameter pemulusan level (α), *trend* (γ), dan musiman (β)
 - c. Hitung nilai pemulusan level, *trend*, dan musiman dengan menggunakan persamaan (1) hingga persamaan (3)
 - d. Hitung nilai peramalan menggunakan persamaan (4)
 - e. Evaluasi nilai akurasi peramalan
3. Jika nilai akurasi belum minimum ulangi langkah 2b hingga 2e, dan jika telah minimum lanjutkan ke langkah 4
4. Hitung nilai akurasi peramalan untuk data uji

Particle Swarm Optimization (PSO)

Particle Swarm Optimization (PSO) merupakan sebuah metode optimasi yang dikembangkan oleh James Kennedy dan Russell Eberhart pada tahun 1995 yang didasarkan pada perilaku kawanan burung atau ikan dalam proses pencarian makanan oleh individu yang disebut *particle* [15], [16]. Algoritma ini menggunakan sekumpulan partikel sebagai suatu populasi di mana setiap partikel mewakili sebuah solusi yang diperbaiki selama proses iterasi hingga kondisi optimal tercapai. Terdapat berbagai variasi dari algoritma PSO, seperti: standard PSO yaitu versi dasar dari PSO, constricted PSO yaitu varian yang memperkenalkan faktor *constriction* untuk memastikan stabilitas, dan adaptive PSO yaitu teknik adaptif yang mengubah parameter PSO selama iterasi [17].

Persamaan yang digunakan adalah sebagai berikut :

1) Persamaan untuk memperbarui kecepatan partikel

$$v_{i,j}(t) = wv_{i,j}(t-1) + c_1r_1(P_{best\ i,j} - x_{i,j}(t-1)) + c_2r_2(G_{best\ j} - x_{i,j}(t-1)) \quad (8)$$

2) Persamaan untuk memperbarui posisi partikel

$$x_{i,j}(t) = v_{i,j}(t) + x_{i,j}(t-1) \quad (9)$$

Di mana $v_{i,j}(t)$ merupakan kecepatan partikel ke- i pada ruang pencarian ke- j saat iterasi ke- t sedangkan $x_{i,j}(t)$ merupakan posisi partikel ke- i pada ruang pencarian ke- j saat iterasi ke- t dengan posisi dan kecepatan tersebut dibangkitkan secara acak. Untuk permasalahan dengan suatu batasan posisi $[x_{min}, x_{max}]$ jika partikel mencapai x_{max} atau x_{min} maka ubah kecepatannya menjadi nol [18]. $P_{best\ i,j}$ adalah posisi terbaik yang dicapai partikel terhadap dirinya sendiri, $G_{best\ j}$ adalah posisi terbaik partikel terhadap keseluruhan partikel dalam kawanan, r_1 dan r_2 adalah bilangan acak antara

0 dan 1. Konstanta c_1 dan c_2 merupakan *learning factors* untuk kemampuan individu (kognitif) dan pengaruh sosial (kawanannya) yang nilainya diperoleh secara empiris dari hasil percobaan dan biasanya digunakan nilainya adalah 2 ($c_1 = c_2 = 2$). w merupakan bobot inersia nilai yang digunakan untuk meredam kecepatan partikel selama iterasi dengan persamaan sebagai berikut :

$$w(t) = w_{max} - \left(\frac{w_{max} - w_{min}}{\text{maksimal iterasi}} \right) \times t \quad (10)$$

Dengan w_{max} adalah nilai awal bobot inersia yaitu 0,9 dan w_{min} adalah nilai akhir bobot inersia yaitu 0,4 [19], [20].

Kemudian terdapat pula kondisi penghentian, yaitu saat seluruh partikel bergerak menuju ke satu nilai yang sama atau dikatakan konvergen, misalnya dapat dilihat dengan menghitung jumlah selisih solusi saat ini dengan solusi sebelumnya sudah sangat kecil atau dengan menggunakan beberapa kriteria berikut [21]

- a. Berhenti ketika jumlah iterasi telah mencapai jumlah iterasi maksimum yang ditentukan
- b. Berhenti ketika solusi yang diinginkan dicapai
- c. Berhenti ketika tidak ada perkembangan setelah beberapa iterasi dilakukan.

Berikut merupakan langkah-langkah algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO)

1. Definisikan fungsi tujuan yang akan dioptimasi
2. Inisialisasi komponen PSO meliputi ukuran populasi partikel (kawanannya) yaitu N , *stopping criteria*, faktor pembelajaran c_1 dan c_2 serta bobot inersia (w) menggunakan persamaan (10).
3. Bangkitkan posisi awal dan kecepatan setiap partikel dalam kawanannya secara acak.
4. Evaluasi nilai fungsi tujuan (*fitness function*) untuk setiap partikel berdasarkan posisinya.
5. Tentukan partikel yang memiliki nilai fungsi tujuan terbaik dan tetapkan sebagai G_{best} .
6. Untuk setiap partikel ulangi langkah berikut hingga *stopping criteria* terpenuhi
 - a. Hitung kecepatan baru setiap partikel menggunakan persamaan (8)
 - b. Hitung posisi baru setiap partikel menggunakan persamaan (9)
 - c. Evaluasi fungsi tujuan untuk setiap partikel.
 - d. Tentukan partikel yang memiliki nilai fungsi tujuan terbaik dan tetapkan posisi partikel tersebut sebagai G_{best} . Untuk setiap partikel, tentukan pula P_{best} dengan membandingkan P_{best} partikel saat ini dengan P_{best} dari iterasi sebelumnya.

Optimasi Parameter Pemulusan *Holt-Winters Exponential Smoothing Multiplikatif* Menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO)

Particle Swarm Optimization pada model *Holt-Winters Exponential Smoothing Multiplikatif* digunakan untuk mengoptimasi parameter pemulusan level(α), trend(γ), dan musiman(β) dengan fungsi tujuan yaitu berupa nilai akurasi peramalan [22]. Berikut merupakan langkah-langkah peramalan *Holt-Winters Exponential Smoothing Multiplikatif* dengan menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO)

1. Definisikan fungsi tujuan. Fungsi tujuan yang digunakan yaitu nilai akurasi peramalan dengan nilai peramalan yaitu F_t berdasarkan persamaan (4).
 Nilai akurasi peramalan merupakan suatu nilai yang digunakan untuk mengukur seberapa baik model dalam memberikan hasil yang mendekati data sebenarnya. Salah satu nilai yang dapat digunakan yaitu *Mean Absolut Percentage Error* (MAPE) yang dapat dihitung dengan persamaan berikut [23]:

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{e_i}{Y_i} \right| \quad (11)$$

dengan

$$e_i = Y_i - F_i$$

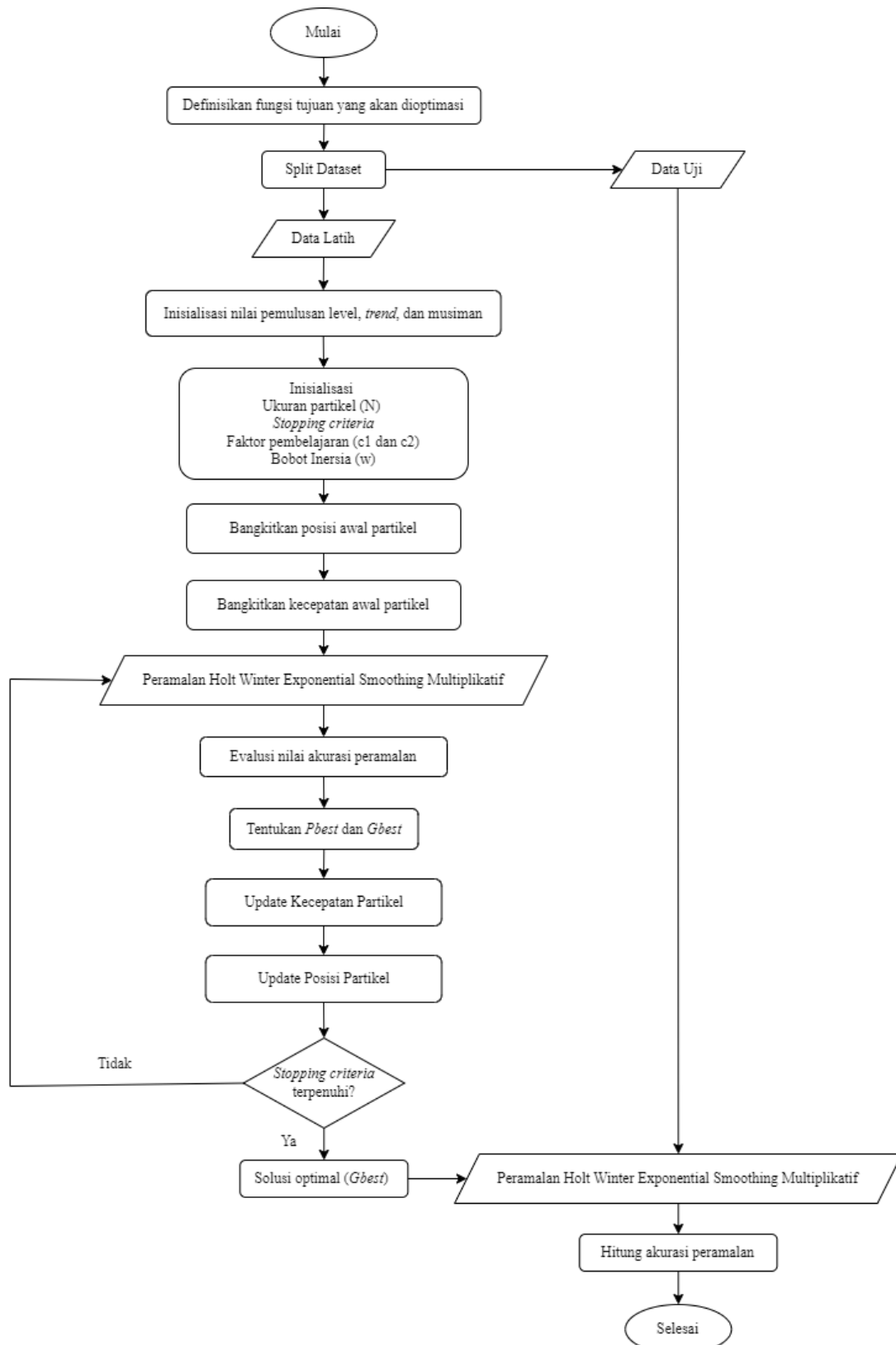
Di mana Y_i merupakan data aktual untuk periode i dan F_i adalah nilai hasil peramalan data pada periode yang sama sebanyak n periode waktu. MAPE memiliki suatu rentang nilai yakni seperti pada Tabel 1 berikut [24] :

Tabel 1. Rentang Nilai MAPE

MAPE	Signifikansi
<10%	Peramalan sangat baik
10% - 20%	Peramalan baik
20% - 50%	Peramalan layak
>50%	Peramalan tidak baik

2. Bagi data ke dalam dua bagian, yaitu data latih dan data uji
3. Pada data latih lakukan :
 - a. Inisialisasi untuk nilai awal pemulusan level, *trend*, dan musiman menggunakan persamaan (5) hingga (7)
 - b. Inisialisasi komponen PSO meliputi ukuran populasi partikel (kawanan) yaitu N , *stopping criteria*, faktor pembelajaran c_1 dan c_2 serta bobot inersia (w) pada persamaan (10).
 - c. Bangkitkan posisi awal partikel. Posisi partikel adalah berupa nilai parameter pemulusan α , γ , dan β pada model *Holt-Winters Exponential Smoothing* Multiplikatif dengan α , γ , dan β berada pada rentang 0 dan 1.
 - d. Bangkitkan kecepatan awal setiap partikel dalam kawanan secara acak.
 - e. Untuk setiap partikel hitung nilai peramalan model *Holt-Winters Exponential Smoothing* Multiplikatif menggunakan persamaan (4).
 - f. Evaluasi nilai fungsi tujuan (*fitness function*) untuk setiap partikel berdasarkan posisinya. Nilai fungsi tujuan yang digunakan adalah nilai akurasi peramalan.
 - g. Tentukan partikel yang memiliki nilai fungsi tujuan terbaik dan tetapkan sebagai G_{best} . Untuk setiap partikel, tentukan P_{best} dengan membandingkan P_{best} partikel saat ini dengan P_{best} dari iterasi sebelumnya.
 - h. Hitung kecepatan baru setiap partikel menggunakan persamaan (8)
 - i. Hitung posisi baru setiap partikel menggunakan persamaan (9)
 - j. Cek apakah *stopping criteria* sudah terpenuhi, jika sudah lanjut ke langkah 4 dan jika belum ulangi langkah e hingga i.
4. Hitung nilai akurasi peramalan untuk data uji dengan parameter hasil optimasi adalah berupa nilai G_{best} akhir yang diperoleh sebagai parameter pemulusan.

Lebih lanjut dapat dilihat pada Gambar 1 berikut:



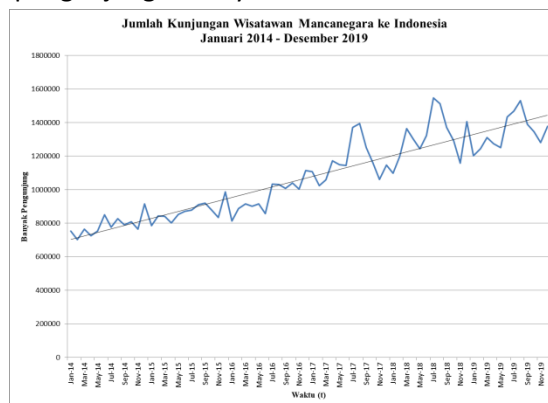
Gambar 1. Flowchart Optimasi Parameter Model *Holt-Wintes Exponential Smoothing Multiplikatif* Menggunakan *Particle Swarm Optimization (PSO)*

Hasil dan Diskusi

Pada studi kasus dilakukan peramalan model *Holt-Winters Exponential Smoothing* Multiplikatif dengan optimasi parameter menggunakan metode *Particle Swarm Optimization (PSO)* pada data bulanan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia dari Januari 2014 hingga Desember 2019 sebanyak 72 data yang dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih sebanyak 48 data dari Januari 2014 hingga Desember 2017 dan data uji sebanyak 24 data yaitu dari Januari 2018 hingga Desember 2019.

Analisis Deskriptif dan Identifikasi Pola Data

Hasil analisis deskriptif diperoleh bahwa rata-rata jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia pada Januari 2014 hingga Desember 2019 ada sebanyak 1.073.879 pengunjung dengan standar deviasi sebesar 236.240. Adapun pada periode waktu tersebut pengunjung paling sedikit terjadi pada Februari 2014 dengan jumlah pengunjung sebanyak 706.666 dan paling banyak terjadi pada Juli 2018 dengan jumlah pengunjung sebanyak 1.547.231.



Gambar 2. Grafik Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara ke Indonesia

Pada Gambar 2 terlihat bahwa data memiliki pola *trend* yaitu mengalami kenaikan dari waktu ke waktu selama periode pengamatan. Selain itu terlihat pula terdapat pengaruh musiman dengan adanya kenaikan dan penurunan pada setiap bulan tertentu, yaitu terjadi kecenderungan mengalami kenaikan setiap bulan Desember dan penurunan di bulan Januari dan November.

Inisialisasi Nilai Awal Pemulusan

Proses perhitungan inisialisasi dilakukan untuk menentukan nilai awal pemulusan level, *trend*, dan musiman dengan panjang musiman yang digunakan adalah $L = 12$ dan diperoleh hasil seperti pada Tabel 2 berikut:

Table 2. Inisialisasi Nilai Awal Model HWESM

S_0	b_0	I_{t-L}
		0,95776941
786.284,25	6.745,472	0,89365392
		0,97370258

S_0	b_0	I_{t-L}
		0,92375245
		0,9568588
		1,0829099
		0,98845933
		1,05155483
		1,00637397
		1,02859367
		0,97224509
		1,16412608

Peramalan *Holt-Winters Exponential Smoothing Multiplikatif* Menggunakan *Particle Swarm Optimization (PSO)*

Perhitungan dilakukan dengan bantuan *software python* dengan pengujian sebanyak 10 kali. Adapun kriteria penghentian yang digunakan adalah saat jumlah selisih solusi sekarang dengan solusi sebelumnya kurang dari batas *error*, dengan batas *error* yang digunakan adalah sebesar 1×10^{-10} dan digunakan juga kriteria lain jika kriteria sebelumnya tidak tercapai yaitu dengan menggunakan maksimal iterasi. partikel yang digunakan adalah sebanyak 30 partikel dengan maksimal iterasi adalah 100 iterasi, *learning factors* untuk kemampuan kognitif dan sosial masing-masing bernilai 2 ($c_1 = c_2 = 2$), bobot inersia menggunakan persamaan (10) dengan w_{max} sebesar 0,9 dan w_{min} sebesar 0,4. Untuk posisi awal dibangkitkan secara acak dengan rentang 0 hingga 1 yang merupakan parameter pemulusan *Holt-Winters Exponential Smoothing Multiplikatif* sedangkan untuk kecepatan awal diasumsikan bernilai nol. Evaluasi fungsi tujuan dilakukan dengan menghitung nilai akurasi peramalan MAPE menggunakan persamaan (11). Program dijalankan pada Laptop Lenovo ideapad 130-14IKB Intel(R) Core (TM) i3-6006U CPU @ 2.00GHz RAM 4GB. Hasil simulasi pengujian diperoleh seperti pada Tabel 3 berikut:

Tabel 3. Hasil Simulasi Pengujian

Percobaan	MAPE	Iterasi ke	Error
1	4,7036976	100	0,000196243
2	4,7039421	35	0
3	4,7044488	28	0
4	4,7037337	41	0
5	4,7247624	15	0
6	4,7036974	100	0,0000050217
7	4,7225340	13	0
8	4,7257978	21	0
9	4,7098866	22	0
10	4,7045783	27	0

Dari sepuluh kali percobaan yang dilakukan tampak bahwa saat kondisi penghentian memenuhi kriteria jumlah selisih solusi saat ini dan sebelumnya kurang dari batas *error* memungkinkan diperoleh nilai *error* nol tetapi MAPE yang diperoleh masih belum optimal. Kondisi tersebut dapat terjadi dikarenakan pada proses iterasi partikel tidak mengalami perpindahan pada iterasi tersebut sehingga posisi partikel sebelumnya memberikan nilai yang lebih baik daripada posisi terbarunya. Oleh karena itu, dari sepuluh percobaan yang dilakukan akan digunakan hasil terbaik yaitu dilihat berdasarkan perolehan MAPE terkecil. Hasil pengujian terbaik diperoleh pada saat percobaan keenam dengan MAPE sebesar 4,7036974% dengan nilai parameter yang diperoleh yaitu $\alpha = 5,22 \times 10^{-1}$, $\gamma = 5,73 \times 10^{-9}$, dan $\beta = 1$.

Nilai parameter yang diperoleh kemudian digunakan untuk meramalkan data uji dan diperoleh MAPE untuk data uji adalah sebesar 4,82608%. Nilai MAPE tersebut berada pada rentang kurang dari 10% atau dengan kata lain hasil peramalan yang diperoleh adalah sangat baik.

Kesimpulan (Calibri 12 pt)

Hasil peramalan yang dilakukan pada data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia tahun 2014 hingga 2019 menggunakan *Particle Swarm Optimization* diperoleh nilai MAPE sebesar 4,82608% dengan kriteria MAPE sangat baik. Sehingga dapat dikatakan bahwa metode *Particle Swarm Optimization* memiliki kinerja yang baik dalam memperoleh nilai parameter pemulusan *Holt-Winters Exponential Smoothing* Multiplikatif pada studi kasus yang digunakan. Namun, pada saat proses optimasi algoritma *Particle Swarm Optimization* sering kali masih terjebak dalam optimum lokal dikarenakan konvergensi yang terlalu awal dan kurangnya kemampuan eksplorasi ruang pencarian yang lebih luas. Sehingga pada penelitian selanjutnya dapat dilakukan optimasi dengan metode *Particle Swarm Optimization (PSO)* yang dimodifikasi ataupun metode metaheuristik lain pada model peramalan serupa ataupun model *Exponential Smoothing* lainnya.

Referensi

- [1] A. Martina, M.A Jajuli, dan R. Cahyandari, "Peramalan Menggunakan Metode MS-AR, MS-Regression dan MS-VAR pada Model Perubahan Struktur". KUBIK: Jurnal Publikasi Ilmiah Matematika, vol. 9, no. 1, pp. 14-29, 2024, doi: <https://doi.org/10.15575/kubik.v9i1.31371>
- [2] A. Martina, D.N. Khairunnisa, dan R. Cahyandari, "Brown's Weighted Exponential Moving Average (B-WEMA) untuk Peramalan Data Pendaftaran Keanggotaan Perpustakaan Nasional RI". Jurnal Pemanfaatan Teknologi untuk Masyarakat, vol. 3, no. 1, 2024.
- [3] A. Martina and I. Girana, "Application of Singular Spectrum Analysis (SSA) Decomposition in Artificial Neural Network (ANN) Forecasting". International Journal on Information and Communication Technology (IJoICT), vol. 10, no. 1, pp.13-27, 2024, doi: <https://doi.org/10.21108/ijoiect.v10i1.870>
- [4] A. Martina, "Application of Singular Spectrum Analysis (SSA) Decomposition in Artificial Neural Network (ANN) Forecasting". International Journal on Information and Communication Technology (IJoICT), vol.7, no. 2, pp.48-57, 2024, doi: <https://doi.org/10.21108/ijoiect.v7i2.604>
- [5] S. Makridakis, S. C. Wheelwright, and V. E. McGee, *Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid 1, Edisi 2, terjemahan Untung Sus Andriyanto dan Abdul Basith*. Penerbit Erlangga, 2020.
- [6] Q. Bai, "Analysis of Particle Swarm Optimization Algorithm," *Comput. Inf. Sci.*, vol. 3, no. 1, 2010, doi: 10.5539/cis.v3n1p180.
- [7] T.Dewi dan I. Husein, "Implementation of Particle Swarm Optimization (PSO) Method In Determining The Composition of Animal Feed In Broiler Chickens With Minimum Cost". KUBIK: Jurnal Publikasi Ilmiah Matematika, vol. 8, no. 2, pp. 119-128, 2023, doi: <https://doi.org/10.15575/kubik.v8i2.29631>

- [8] M.R.Sierra, and C Coello, "Multi-Objective Particle Swarm Optimizers: A Survey of the State-of-the-Art". *International Journal of Computational Intelligence*, 2006, doi: 10.5019/J.IJCIR.2006.68
- [9] A. Banks, J.Vincent, and C.Anyakoha, "A review of particle swarm optimization. Part I: background and development". *Natural Computing: An International Journal*, vol. 6, pp 467–484, 2007, doi: <https://doi.org/10.1007/s11047-007-9049-5>
- [10] A. Raj, P. Punia, & P. Kumar, "A novel hybrid pelican-particle swarm optimization algorithm (HPPSO) for global optimization problem", *Int J Syst Assur Eng Manag*, vol. 15, pp 3878–3893 2024, doi: <https://doi.org/10.1007/s13198-024-02386-9>
- [11] Y.Liu, G.Wang, H. Chen, H. Dong, X. Zhu, and S. Wang, "An Improved Particle Swarm Optimization for Feature Selection", *Journal of Bionic Engineering*, vol. 8, No. 2, pp 191–200 2011, doi: [https://doi.org/10.1016/S1672-6529\(11\)60020-6](https://doi.org/10.1016/S1672-6529(11)60020-6)
- [12] F.R Harahap dan O. Darnius, "Optimization Of Holt-Winters Exponential Smoothing Parameters Using The Golden Section And Dichotomous Search Method". *FARABI: Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika*, vol. 5, no. 2, pp. 104-115, 2022, doi: 10.47662/farabi.v5i2.385
- [13] H. R. Makridakis S, Wheelwright SC, *Forecasting: Methods and Applications, 3rd Edition*. 1997.
- [14] R. Pan, "Holt–Winters Exponential Smoothing". *Wiley Encyclopedia of Operations Research and Management Science*, 2011, <https://doi.org/10.1002/9780470400531.eorms0385>
- [15] R. C. Eberhart and Y. Shi, "Computational Intelligence Concepts to Implementations", Penerbit: Elsevier, 2011.
- [16] Kennedy and James F, "Swarm intelligence", Penerbit: Morgan Kaufmann Publisher, San Francisco, 2001.
- [17] Maurice Clerc, "Particle Swarm Optimization" Penerbit: ISTE, UK, 2006, doi: 10.1002/9780470612163
- [18] Suryanto, *Swarm Intelligence : Komputasi Modern untuk Optimasi dan Big Data Mining*. Informatika, 2017.
- [19] B. Santoso and T. J. Ai, *Pengantar Metaheuristik: Implementasi dengan Matlab*. Surabaya: ITS Tekno Sains, 2017.
- [20] Y. Shi and R. C. Eberhart, "Empirical study of particle swarm optimization," *Proc. 1999 Congr. Evol. Comput. CEC 1999*, vol. 3, no. February, pp. 1945–1950, 1999, doi: 10.1109/CEC.1999.785511.
- [21] B. A. Mercangoz, *Applying Particle Swarm Optimization, International Series in Operations Research & Management Science*. Springer Nature Switzerland AG, 2021.
- [22] Forecasting with Exponential Smoothing: The State Space Approach" oleh Rob J. Hyndman, Anne B. Koehler, Ralph D. Snyder, dan Simone Grose (2008)
- [23] J. Scott Armstrong, "Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners" Penerbit: Springer. 2001.
- [24] C. D. Lewis, *Industrial and Business Forecasting Methods*. Butterworth-Heinemann, 1982.