Perbandingan Metode *Grey-Markov* (1,1), Grey (1,1), dan *Double Moving Average* untuk Peramalan Jumlah Balita Stunting di Jawa Barat

Silvi Oktaviani Saridewi*, Suwanda

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Indonesia.

Abstract. Forecasting is a process to calculate future estimates based on current values and past values. Many forecasting methods are based on time series data, including the Double Moving Average (DMA) method, which is a part of classical time series methods. However, classical time series methods require certain assumptions to be met, and a significant amount of available data is needed to achieve good accuracy. The Grey model is a forecasting method suitable for limited and fluctuating data. It is then combined with Markov Chains to predict future states based on transition probabilities over several steps. The Grey-Markov (1,1) model is a combination of the Markov Chain with the Grey (1,1) model, which involves a firstorder differential and a single variable. This study aims to forecast the number of toddlers with stunting in West Java. Stunting is a growth disorder in children characterized by shorter height for their age. Three forecasting methods are used for the number of toddlers with stunting in West Java: Grey-Markov (1,1), Grey (1,1), and Double Moving Average, to determine the best forecasting model. Based on the calculation results of the three models, it is concluded that the Grey-Markov (1,1) model provides highly accurate results compared to the other two models. The estimated result for the year 2022 is 189,473 cases with model accuracy using MAPE, MAE, and posterior error ratio C are 3.29%, 9415.135, and 0.1829, respectively. The MAPE and posterior error ratio (C) values fall into the category of highly accurate, and the MAE value is smaller compared to the MAE of the Grey (1,1) model and the Double Moving Average model.

Keywords: *Grey-Markov* (1,1), *Grey* (1,1), *and double moving average, stunting.*

Abstrak. Peramalan adalah proses untuk menghitung perkiraan masa yang akan datang berdasarkan nilai saat ini dan nilai masa lalu. Banyak metode peramalan didasarkan pada data deret waktu, diantaranya yaitu Double Moving Average (DMA) yang termasuk dalam metode deret waktu klasik. Namun, untuk menggunakan metode deret waktu klasik harus memenuhi asumsi dan data yang tersedia harus banyak untuk menghasilkan akurasi yang baik. Model Grey merupakan metode peramalan untuk data yang terbatas dan berfluktuasi, kemudian model Grey dikombinasikan dengan Rantai Markov untuk meramalkan keadaan di masa yang akan datang berdasarkan probabilitas transisi dalam beberapa langkah. Model Grey-Markov (1,1) adalah kombinasi Rantai Markov dengan model Grey (1,1) yang merupakan model dengan diferensial orde satu serta satu variabel yang digunakan. Pada penelitian ini akan dilakukan peramalan untuk jumlah balita stunting di Jawa Barat. Stunting merupakan gangguan pertumbuhan pada anak yang ditandai dengan tinggi badan anak lebih pendek dari usianya. Digunakan tiga metode untuk peramalan jumlah balita stunting di Jawa Barat yaitu Grey-Markov (1,1), Grey (1,1), dan double moving average sebagai perbandingan untuk menentukan model peramalan terbaik. Berdasarkan hasil perhitungan ketiga model, diperoleh kesimpulan bahwa model Grey-Markov (1,1) merupakan model yang memberikan hasil yang sangat akurat dibandingkan dua model lainnya. Hasil estimasi untuk tahun 2022 yaitu 189.473 kasus dengan tingkat akurasi model menggunakan MAPE, MAE, dan posterior error ratio C secara berturut-turut yaitu 3,29%, 9415,135, dan 0,1829. Nilai MAPE dan posterior error ratio (C) tersebut termasuk dalam kategori sangat akurat dan nilai MAE yang terkecil dibandingkan nilai MAE model Grey (1,1) dan model double moving average.

Kata Kunci: *Grey-Markov* (1,1), *Grey* (1,1), *and double moving average, stunting.*

^{*}silvi.oktaviani583@gmail.com, idris1000358@gmail.com

A. Pendahuluan

Peramalan adalah ilmu untuk meramalkan apa yang akan terjadi dimasa yang akan datang berdasarkan keadaan saat ini dan masa lalu (Susilawati and Sunendiari 2022; Wildan and Karyana 2021). Terdapat beberapa model yang dapat digunakan dalam peramalan salah satunya Double Moving Average yang termasuk model peramalan data deret waktu klasik, dimana model ini digunakan ketika pola dari data mengandung pola trend (Khoeriyah and Hajarisman 2021; Tawangki Sri Fadilah and Abdul Kudus 2023). Selain itu, model peramalan data deret waktu klasik dapat memberikan hasil akurasi yang baik ketika data yang tersedia banyak, namun pada kenyataannya beberapa data yang tersedia sedikit sehingga menyebabkan akurasinya menurun. Oleh karena itu, model peramalan Grey dikembangkan untuk mengatasi hal tersebut.

Model Grey (1,1) merupakan model peramalan untuk data deret waktu yang menggunakan differensial orde satu serta satu variabel. Keunggulan model Grey adalah jumlah data yang dibutuhkan terbatas (paling sedikit 4), tidak ada asumsi yang harus dipenuhi, dan dapat menangani data yang cukup berfluktuasi. Pada perkembangannya model Grey (1,1) dikombinasikan dengan Rantai Markov, dimana Rantai Markov digunakan untuk memprediksi ramalan atau kondisi selanjutnya dengan probabilitas transisi suatu objek dari keadaan tertentu ke keadaan lain dalam beberapa langkah. Kombinasi model Grey (1,1) dan Rantai markov disebut Grey-Markov (1,1)(Susilawati and Sunendiari 2022).

Pada penelitian ini, model peramalan akan digunakan pada bidang kesehatan yaitu untuk meramalkan jumlah balita stunting di Jawa Barat. Stunting adalah masalah kekurangan gizi kronis yang penyebabnya adalah kekurangan makanan yang bergizi dalam waktu yang cukup lama, sehingga menyebabkan gangguan pertumbuhan yakni tinggi anak lebih rendah dari normal atau lebih pendek (1).

Stunting menjadi permasalahan penting yang perlu diselesaikan di Indonesia. Menurut hasil Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) tahun 2022, angka prevalensi stunting di Indonesia kembali mengalami penurunan menjadi 21.6%, hal ini menjadi suatu pencapaian yang baik karena mampu menurunkan angka prevalensi untuk setiap tahunnya, dimana pada tahun 2021 sebesar 24.4%, 2019 sebesar 27.7%, 2018 sebesar 30.8%, dan 2014 sebesar 37%. Secara jumlah provinsi Jawa Barat menjadi provinsi dengan jumlah balita paling banyak (2). Indonesia menargetkan tahun 2024 angka prevalensi stunting mencapai 14%, sehingga Jawa Barat yang memiliki tugas dan peran yang aktif dalam penurunan jumlah balita stunting.

Dilihat dari kontribusi Jawa barat yang cukup besar dalam menurunkan angka prevalensi stunting di Indonesia, maka diperlukan gambaran peramalan jumlah balita stunting di Jawa Barat agar pemerintah dapat mengevaluasi kebijakan sehingga mampu mencapai target angka prevalensi stunting di Indonesia tahun 2024 di angka 14%. Berdasarkan uraian latar belakang di atas, tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui hasil estimasi dan akurasi hasil peramalan jumlah balita stunting di Jawa Barat menggunakan metode Grey-Markov (1,1), Grey (1,1), dan Double Moving Average.

B. Metodologi Penelitian

Data yang digunakan yaitu jumlah balita stunting di Jawa Barat dari tahun 2014 sampai 2021 yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Jawa Barat. Akan dilakukan peramalan untuk jumlah balita stunting di Jawa Barat untuk tahun 2022 dengan menggunakan tiga model, yaitu Grey (1,1), Grey-Markov (1,1) dan Double Moving Average.

Model Grey (1,1)

Teori sistem Grey mempunyai kemampuan untuk mengatasi sistem dengan informasi parameter yang hanya diketahui sebagian serta data yang dibutuhkan untuk peramalan hanya dalam jumlah terbatas (paling sedikit 4) untuk memperkirakan perilaku yang tidak diketahui sistem (3). Model GM (1,1) hanya dapat digunakan dalam urutan data positif. Langkah-langkah dari model Grey (1,1) adalah sebagai berikut:

Pertama, buat data asli ke dalam bentuk barisan
$$x^{(0)}(t) \ge 0, t = 1, 2, ..., n$$
 yaitu $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), ..., x^{(0)}(n))$ (1)

Kemudian, buat barisan baru $X^{(1)}$ yang merupakan barisan AGO (Accumulated Generating Operation).

$$X^{(1)} = \left(x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\right) \tag{2}$$

Dengan $x^{(1)}(t) = \sum_{i=1}^{t} x^{(0)}(i)$ untuk t = 1, 2, ..., n dan $x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1)$,

Selanjutnya, bentuk barisan MGO (Mean Generating Operation).

$$Z^{(1)} = \left(z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), \dots, z^{(1)}(n)\right) \tag{3}$$

dengan $z^{(1)}(t) = 0.5x^{(1)}(t) + 0.5x^{(1)}(t-1), t = 2,3,...,n$

Barisan data asli dan barisan data baru pada persamaan (1) dan (3) kemudian digunakan untuk dibentuk menjadi persamaan differensial GM (1,1) sebagai berikut.

$$x^{(0)}(t) + az^{(1)}(t) = b (4)$$

Dimana dimana a adalah developing coefficient dan b adalah grey input. Dengan menggunakan metode kuadrat terkecil, diperoleh penyelesaian koefisien a dan b yaitu

$$\widehat{\boldsymbol{a}} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \left(\boldsymbol{B}^T \boldsymbol{B} \right)^{-1} \boldsymbol{B}^T \boldsymbol{Y} \tag{5}$$

Dimana

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}$$

Solusi dari Persamaan (5) berdasarkan koefisien a dan b yang diperoleh adalah

$$\hat{x}^{(1)}(t+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right]e^{-at} + \frac{b}{a}, t = 1, 2, 3, ..., n$$
(6)

Terakhir, untuk meramalkan tahun yang akan datang menggunakan model Grey (1,1) digunakan persamaan berikut.

$$\hat{x}^{(0)}(t+1) = \hat{x}^{(1)}(t+1) - \hat{x}^{(1)}(t) \tag{7}$$

Model Grey-Markov (1,1)

Model GM (1,1)-Markov Chain (dinotasikan MCGM (1,1)) adalah kombinasi dari dua model, yaitu model peramalan Grey orde satu serta satu variabel (dinotasikan GM (1,1)) dan model modifikasi sisaan Markov-Chain (MC). langkah-langkah peramalan menggunakan MCGM (1,1) adalah sebagai berikut:

Membuat barisan data baru hasil dari prediksi model GM (1,1) pada Persamaan (7) yang ditampilkan pada persamaan (8) berikut:

$$\hat{X}^{(0)}(t) = \left(\hat{x}^{(0)}(1), \hat{x}^{(0)}(2), \dots, \hat{x}^{(0)}(n)\right)$$
dimana, $t = 1, 2, \dots, n \, \text{dan} \, \hat{x}^{(0)}(1) = x^{(0)}(1)$
(8)

2. Menghitung nilai error relatif menggunakan Persamaan (9) berikut:

$$e_r(t) = \frac{x^{(0)}(t) - \hat{x}^{(0)}(t)}{x^{(0)}(t)} \times 100\%$$
(9)

3. Menentukan jumlah keadaan dilakukan dengan menggunakan rumus Sturge's (1926) serta batas dari setiap keadaan berdasarkan nilai error relatif,

$$\otimes$$
 $(i) = [\otimes (i^-), \otimes (i^+)], i = 1, 2, ..., r$

dengan.

$$r = 1 + 3.322 \log n \tag{10}$$

$$\bigotimes (j^{-}) = \min e_r(t) + \frac{j-1}{r} (\max e_r(t) - \min e_r(t))$$

$$\tag{11}$$

$$\otimes (j^{-}) = \min e_r(t) + \frac{j-1}{r} (\max e_r(t) - \min e_r(t))$$

$$\otimes (j^{+}) = \min e_r(t) + \frac{j}{r} (\max e_r(t) - \min e_r(t))$$
(11)

Untuk t = 1, 2, ..., n; j = 1, 2, ...,

Keterangan:

- \bigotimes (*j*) = batas keadaan ke-*j*
- $\otimes (j^{-})$ = batas bawah keadaan ke-j
- $\bigotimes (j^+)$ = batas atas keadaan ke-j

r =banyaknya keadaan

- 4. Mendefinisikan keadaan *error* relatif dari setiap data berdasarkan batas-batas yang telah
- 5. Menentukan nilai peluang transisinya dengan sifat Markovian sebagai berikut:

$$P_{ij}(t) = P(X_t = j | X_0 = i) = \frac{n_{ij}(t)}{n_i},$$
(13)

dimana $P_{ij}(t)$ merupakan peluang transisi dari keadaan-i ke keadaan-j untuk t langkah, n_i adalah jumlah data dalam keadaan-i, dan n_{ij} adalah jumlah data yang berpindah dari keadaan-i ke keadaan-j. Matriks peluang transisinya dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$P(t) = \begin{bmatrix} P_{11}(t) & P_{12}(t) & \cdots & P_{1n}(t) \\ P_{21}(t) & P_{22}(t) & \cdots & P_{2n}(t) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1}(t) & P_{n2}(t) & \cdots & P_{nn}(t) \end{bmatrix}$$

- 6. Menentukan banyaknya transisi yang diperlukan untuk setiap keadaan awal pada setiap tahun data yang digunakan untuk meramalkan data pada tahun yang diinginkan.
- Memilih perpindahan keadaan yang memiliki nilai jumlahan peluang terbesar untuk menentukan pada keadaan mana tahun yang akan diramalkan memiliki kemungkinan terbanyak.
- 8. Menghitung nilai prediksi MCGM (1,1) dengan menggunakan Persamaan (14) berikut:

$$\hat{x}(t) = \hat{x}^{(0)}(t) \left(1 + \frac{\otimes (j^-) + \otimes (j^+)}{2} \times \frac{1}{100} \right)$$
Untuk, $t = 1, 2, ..., n + 1$ (14)

Model Double Moving Average

Metode double moving average adalah satu metode di moving average yang digunakan untuk mengatasi kekurangan metode single moving average yaitu dapat menangani pola data trend. Langkah-langkah model double moving average adalah sebagai berikut:

1. Menghitung single moving average
$$(S')$$

$$S'_{t} = \frac{X_{t} + X_{t-1} + X_{t-2} + \dots + X_{t-N+1}}{N}$$
dengan $N = 2, 3, \dots =$ banyaknya periode moving average (15)

2. Menghitung double moving average
$$(S'')$$

$$S''_t = \frac{S'_t + S'_{t-1} + S'_{t-2} + \dots + S'_{t-N+1}}{N}$$
(16)

3. Menentukan besarnya nilai konstanta

$$a_t = 2S_t' - S_t'' \tag{17}$$

4. Menentukan besarnya nilai
$$trend$$
 (slope)
$$b_t = \frac{2}{N-1} (S'_t - S''_t)$$
(18)

5. Menentukan nilai peramalan

$$F_{t+m} = a_t + b_t m$$
 (19)
dengan m = periode yang akan diramalkan

Tingkat Akurasi Model

Terdapat beberapa metode untuk menguji keakuratan dari suatu model peramalan diantaranya yaitu Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Absolute Error (MAE), dan Posterior Error Ratio (C). Adapun perhitungan akurasi menggunakan Persamaan (20).

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} \frac{|\mathcal{E}(t)|}{x^{(0)}(t)}}{n} \times 100\%$$
 dengan,
$$\mathcal{E}(t) = \begin{cases} x^{(0)}(t) - \hat{x}^{(0)}(t), & \text{untuk model GM (1,1)} \\ x^{(0)}(t) - \hat{x}(t), & \text{untuk model MCGM(1,1)} \\ X_t - F_{t+m}, & \text{untuk model DMA} \end{cases}$$

Selain itu, Mean Absolute Error (MAE) merupakan metode evaluasi lainnya untuk mengukur keakuratan hasil prediksi. MAE dapat dirumuskan dengan persamaan sebagai berikut:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} |\varepsilon_t| \tag{21}$$

Dimana ε_t adalah perbedaan antara nilai prediksi dan data aktual (4). Adapun perhitungan menggunakan posterior error ratio (C) merupakan rasio dari standar deviasi error dan standar deviasi data (5). Posterior error ratio (C) dapat dirumuskan dengan persamaan sebagai berikut:

$$C = \frac{S_2}{S_1} \tag{22}$$

Keterangan:

$$S_1 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} [x^{(0)}(t) - \bar{x}]^2} = \text{standar deviasi data aktual}$$

$$S_2 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} [\varepsilon(t) - \bar{\varepsilon}]^2} = \text{standar deviasi } error$$

Tingkat akurasi peramalan menggunakan posterior error ratio (C) ditampilkan pada Tabel 1.

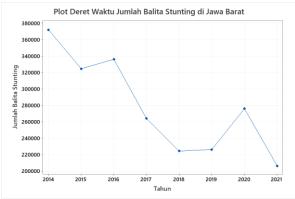
Tabel 1. Tingkat Akurasi posterior error ratio (C) dan MAPE

С	Tingkat akurasi	MAPE	Tingkat akurasi
<i>C</i> ≤ 0,35	Sangat Akurat	< 10%	Sangat Akurat
$0.35 < C \le 0.50$	Akurat	10% - 20%	Akurat
$0.50 < C \le 0.60$	Kurang Akurat	20% - 50%	Kurang Akurat
<i>C</i> > 0,65	Tidak Akurat	> 50%	Tidak Akurat

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Grafik Runtun Waktu

Grafik deret waktu digunakan untuk melihat karakteristik pola data serta melihat variasi data atau fluktuasi data. Berikut grafik runtun waktu jumlah balita stunting di Jawa Barat yang disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Grafik Runtun Waktu Jumlah Balita Stunting di Jawa Barat

Berdasarkan Gambar 1 diketahui data jumlah balita stunting di Jawa Barat dari tahun 2014 sampai 2021 memiliki pola data yang cenderung mengalami trend menurun, dengan jumlah balita stunting tertinggi yaitu pada tahun 2014 sebanyak 371.989 jiwa dan jumlah terkecil yaitu pada tahun 2021 sebanyak 206.514 jiwa. Selain itu, pola data jumlah balita stunting di Jawa Barat cukup berfluktuasi karena pada tahun 2016 mengalami peningkatan yang kemudian turun secara signifikan di tahun 2017 dan pada tahun 2020 terjadi peningkatan kembali jumlah balita stunting di Jawa Barat yang kemudian turun kembali pada tahun 2021.

Peramalan Menggunakan Model Grey (1,1)

8

Peramalan menggunakan model Grey (1,1) dilakukan mengikuti langkah-langkah berikut:

- 1. Membentuk barisan data aktual mengikuti Persamaan (1)
- 2. Hasil perhitungan AGO menggunakan Persamaan (2) dan MGO menggunakan Persamaan (3) ditampilan pada Tabel 2.

t	$X^{(0)}$	X ⁽¹⁾	$Z^{(1)}$
1	371.989	371.989	
2	324.665	696.654	534.321,5
3	336.139	1.032.793	864.723,5
4	263.972	1.296.765	1.164.779
5	224.525	1.521.290	1.409.027,5
6	226.436	1.747.726	1.634.508
7	276.069	2.023.795	1.885.760,5

Tabel 2. Barisan AGO dan MGO Jumlah Balita Stunting di Jawa Barat

3. Nilai parameter a dan b dengan menggunakan metode kuadrat terkecil sesuai Persamaan (5), diperoleh nilai a = 0.0713 dan b = 363491.326.

2.127.052

206.514 2.230.309

4. Nilai persamaan respon waktu berdasarkan koefisien a dan b yang diperoleh menggunakan Persamaan (6) kemudian dilanjutkan menghitung nilai peramalan model Grey (1,1) menggunakan Persamaan (7). Berikut hasil peramalan untuk jumlah balita stunting di Jawa Barat.

Tabel 3. Hasil Peramalan	GM (1,1) untuk Jumlah E	Balita Stunting di Jawa Barat

t	$X^{(0)}$	$\widehat{X}^{(0)}(k)$
1	371.989	371.989
2	324.665	325.225,2131
3	336.139	302.837,6974
4	263.972	281.991,2703
5	224.525	262.579,848
6	226.436	244.504,649
7	276.069	227.673,6917
8	206.514	212.001,3265
9		197.407,7992

Tabel 3 menampilkan hasil peramalan dari model Grey (1,1) untuk jumlah balita stunting di Jawa Barat. Peramalan untuk tahun 2022 yang ditampilkan pada t = 9 menunjukkan adanya penurunan jumlah balita stunting di Jawa Barat yaitu sebesar 197.407,7992 ≈ 197408 jiwa.

Peramalan Menggunakan Model Grey-Markov (1,1)

Peramalan menggunakan model Grey-Markov (1,1) dilakukan melalui langkah-langkah sebagai berikut:

- 5. Membuat barisan data baru hasil dari prediksi model GM (1,1) pada Persamaan (7) yang ditampilkan pada Tabel 3.
- 6. Menghitung nilai *error* relatif menggunakan Persamaan (9) dan menentukan jumlah keadaan dilakukan dengan menggunakan rumus Sturge's (1926) pada Persamaan (10) serta batas dari setiap keadaan berdasarkan nilai *error* relatif menggunakan Persamaan (11) dan Persamaan (12). Berdasarkan hasil perhitungan menggunakan Persamaan (9) pada penelitian ini error relatif dibagi menjadi 4 keadaan, adapun untuk batas-batas keadaannya ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Batas-batas Keadaan

Keadaan (j)	$\otimes (j^{-})$	$\otimes (j^+)$
1	-16,9490	-8,3292
2	-8,3292	0,2906
3	0,2906	8,9104
4	8,9104	17,5301

7. Mendefinisikan keadaan *error* relatif dari setiap data berdasarkan batas-batas yang telah ditentukan.

Tabel 5. Error Relatif untuk Masing-Masing Tahun dan Klasifikasi Keadaannya

t	$X^{(0)}$	$\widehat{X}^{(0)}$	Error Relatif	Keadaan
1	371.989	371.989	0	2
2	324.665	325.225,2131	-0,1726	2
3	336.139	302.837,6974	9,9070	4
4	263.972	281.991,2703	-6,8262	2
5	224.525	262.579,848	-16,9490	1
6	226.436	244.504,649	-7,9796	2
7	276.069	227.673,6917	17,5301	4
8	206.514	212.001,3265	-2,6571	2

8. Menentukan nilai peluang transisinya dengan sifat Markovian menggunakan Persamaan (13), kemudian membentuk matriks peluang transisinya. Berikut matriks peluang transisi untuk data jumlah balita stunting di Jawa Barat.

9. Memilih perpindahan keadaan yang memiliki nilai jumlahan peluang terbesar untuk meramalkan data tahun 2022. Prediksi keadaan data jumlah balita stunting di Jawa Barat untuk tahun 2022 ditampilkan pada Tabel 6.

Tabel 6	Prediksi	Keadaan	untuk Tahun	2022
Tabel v.	1 ICUINSI	IXCauaan	untuk Tanun	. 2022

Tahun	Keadaan awal	Transisi	Keadaan 1	Keadaan 2	Keadaan 3	Keadaan 4
2015	2	7	0	1	0	0
2016	4	6	0	0	0	0
2017	2	5	0	0,5	0	0,5
2018	1	4	0	0	0	0
2019	2	3	0,3333	0,3333	0	0,3333
2020	4	2	1	0	0	0
2021	2	1	0,25	0,25	0	0,5
	Jumlah		1,5833	2,0833	0	1,3333

untuk tahun 2015 berada dalam keadaan 2 dan matriks peluang transisinya adalah P(7) karena untuk mencapai 2022 membutuhkan 7 langkah, sehingga pada matriks transisi P(7) hanya dilihat baris yang memenuhi keadaan 2. Untuk tahun-tahun selanjutnya hingga tahun 2021 dilakukan cara yang sama seperti tahun 2015.

10. Menghitung nilai prediksi MCGM (1,1) dengan menggunakan Persamaan (14). Hasil perhitungan disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Peramalan MCGM (1,1) untuk Jumlah Balita Stunting di Jawa Barat

t	$X^{(0)}$	$\widehat{X}(k)$
1	371.989	357.037,4661
2	324.665	312.153,2787
3	336.139	342.873,5977
4	263.972	270.657,0588
5	224.525	229.391,9936
6	226.436	234.677,1553
7	276.069	257.772,7227
8	206.514	203.480,2546
9		189.473,292

Tabel 7 menampilkan hasil peramalan dari model Grey-Markov (1,1) untuk jumlah balita stunting di Jawa Barat. Peramalan untuk tahun 2022 yang ditampilkan pada t=9 menunjukkan adanya penurunan jumlah balita stunting di Jawa Barat yaitu sebesar 189.473,292 ≈ 189.473 jiwa.

Peramalan Menggunakan Double Moving Average

Pada penelitian ini digunakan model double moving average (2×2). Adapun hasil perhitungannya sebagai berikut.

Tahun	t	X_t	${\boldsymbol{\mathcal{S}}}_{m{t}}'$	$\mathcal{S}_t^{\prime\prime}$	a_t	$\boldsymbol{b_t}$	F_{t+m}
2014	1	371.989					
2015	2	324.665	348.327				
2016	3	336.139	330.402	339.364,5	321.439,5	-17.925	
2017	4	263.972	300.055,5	315.228,75	284.882,3	-30.346,5	303.514,5
2018	5	224.525	244.248,5	272.152	216.345	-55.807	254.535,8
2019	6	226.436	225.480,5	234.864,5	216.096,5	-18.768	160.538
2020	7	276.069	251.252,5	238.366,5	264.138,5	25.772	197.328,5
2021	8	206.514	241.291,5	246.272	236.311	-9.961	289.910,5

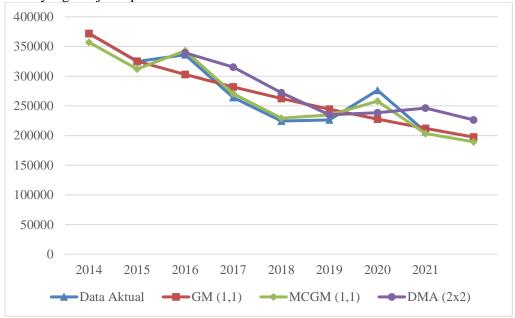
Tabel 8. Perhitungan Model Double Moving Average

Setelah menghitung nilai konstanta dan nilai trend (slope) maka diperoleh model DMA (2×2) untuk meramalkan tahun 2022 menggunakan Persamaan (19) dimana tahun 2022 adalah satu periode setelah tahun 2021 (t=8), maka hasil peramalannya adalah sebagai berikut.

 $F_{8+1} = a_8 + b_8(1) = 236.311 - 9.961(1) = 226.350$. Berdasarkan perhitungan di atas hasil peramalan dari model *double moving average* (2×2) untuk jumlah balita stunting di Jawa Barat tahun 2022 (t = 9) menunjukkan adanya penurunan jumlah dari tahun 2021 yaitu menjadi 226.350 jiwa.

Model Terbaik

Setelah dilakukan peramalan menggunakan tiga model yaitu Grey (1,1), Grey-Markov (1,1), dan double moving average (2×2), dapat dibuat perbandingan antara data aktual dengan hasil peramalan yang disajikan pada Grafik berikut.



Gambar 2. Grafik Perbandingan Jumlah Balita Stunting di Jawa Barat

Berdasarkan grafik pada Gambar 2 terlihat bahwa model Grey (1,1) cenderung menghasilkan nilai peramalan mengikuti pola trend menurun yang konstan, untuk model Grey-Markov (1,1) menghasilkan nilai peramalan yang cenderung mengikuti pola data aktual, sedangkan peramalan model double moving average memiliki pola yang berbeda dengan data aktual. Untuk memperkuat hasil peramalan, dapat dibandingkan akurasi peramalan dari ketiga model tersebut menggunakan MAPE, MAE, dan posterior error ratio (C). Hasil perhitungan tingkat akurasi peramalan data jumlah balita stunting di Jawa Barat disajikan pada Tabel 9 berikut.

Tingkat Akurasi Model MAPE MAE C Grey (1,1) 7,75% 20.235,86 0,4704 Grey-Markov (1,1) 3.29% 9.415.135 0,1829 DMA (2x2) 25,27% 59.517,65 1,1766

Tabel 9. Tingkat Akurasi Model

Dari hasil perbandingan melalui grafik pada Gambar 2 dan perhitungan tingkat akurasi diperoleh model Grey-Markov (1,1) lebih cocok untuk digunakan dalam meramalkan jumlah balita stunting di Jawa Barat karena memiliki nilai MAPE dan C yang termasuk dalam kategori sangat akurat dan memiliki nilai MAE yang lebih kecil dibandingkan nilai MAE model Grey (1,1) dan model double moving average.

D. Kesimpulan

Berdasarkan peramalan menggunakan model Grey-Markov (1,1) diperoleh hasil estimasi untuk tahun 2022 yaitu 189.473 jiwa dengan tingkat akurasi model menggunakan MAPE, MAE, dan C secara berturut-turut yaitu 3,29%, 9.415,135, dan 0,1829. Peramalan menggunakan model Grey (1,1) diperoleh hasil estimasi untuk tahun 2022 yaitu 197.408 kasus dengan tingkat akurasi model menggunakan MAPE, MAE, dan C secara berturut-turut yaitu 7,75%, 20.235,86, dan 0,4704. Peramalan menggunakan double moving average diperoleh hasil estimasi untuk tahun 2022 yaitu 226.350 dengan tingkat akurasi model menggunakan MAPE, MAE, dan C secara berturut-turut vaitu 25.27%, 59.517.65, dan 1.1766.

Berdasarkan hasil akurasi dari ketiga model peramalan, model Grey-Markov (1,1) memiliki nilai MAPE dan posterior error ratio (C) yang termasuk dalam kategori sangat akurat dan nilai MAE yang lebih kecil dibandingkan nilai MAE model Grey (1,1) dan model double moving average.

Acknowledge

Penelitian ini dapat terlaksana dengan baik tentunya atas bantuan dari berbagai pihak. Peneliti mengucapkan terima kasih kepada Bapak Dr. Suwanda M.S., yang telah memberikan arahan hingga penelitian ini dapat terlaksana dan juga kepada seluruh dosen Statistika Unisba yang telah membimbing, memberikan wawasan dan ilmu pengetahuannya. Peneliti juga mengucapkan terimakasih kepada kedua orang tua dan rekan-rekan seperjuangan mahasiswa statistika terima kasih atas do'a, dukungan, serta bantuannya.

Daftar Pustaka

- Khoeriyah, Risti Yulianti, and Nusar Hajarisman. 2021. "Regresi Terboboti Geografis [1] Semiparametrik (RTG-S) Untuk Pemodelan Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat Kabupaten/Kota Di Sumatera Utara." Jurnal Riset Statistika 1(1):43-50. doi: 10.29313/jrs.v1i1.145.
- Susilawati, Ria, and Siti Sunendiari. 2022. "Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api [2] Menggunakan Metode Arima Dan Grey System Theory." Jurnal Riset Statistika 1-13. doi: 10.29313/jrs.vi.603.
- Tawangki Sri Fadilah, and Abdul Kudus. 2023. "Penerapan Metode Regresi Kernel [3] Smoothing Untuk Imputasi Data Lama Waktu Terinfeksi Covid-19." Jurnal Riset Statistika 51-60. doi: 10.29313/jrs.v3i1.1802.
- Wildan, and Yayat Karyana. 2021. "Evaluasi Kesalahan Proyeksi Penduduk Tahun 2020 [4] Untuk Memproyeksikan Penduduk Tahun 2025 Provinsi Jawa Barat." Jurnal Riset Statistika 1(2):92–98. doi: 10.29313/jrs.v1i2.407.
- Kemenkes. Angka Stunting Tahun 2022 Turun Menjadi 21,6 Persen [Internet]. 2023. [5] Available from: https://www.badankebijakan.kemkes.go.id/angka-stunting-tahun-2022turun-menjadi-216-persen/#:~:text=Dalam kesempatan yang sama saat,%2C6%25 di tahun 2022.

- [6] Ju-Long D. Introduction to Grey Systems Theory. In: The Journal of Grey System [Internet]. 1989. p. 1–24. Available from: http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-16158-2 1
- [7] Chai T, Draxler RR. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? Arguments against avoiding RMSE in the literature. Geosci Model Dev. 2014;7(3):1247–50.
- [8] Latipah L, Wahyuningsih S, Syaripuddin S. Peramalan Pendapatan Asli Daerah Provinsi Kalimantan Timur Menggunakan Model Grey-Markov (1,1). Jambura J Math. 2019;1(2):89–103.