

Komparasi Metode Grey GM (1.1) dan Grey Verhulst untuk Prediksi Harga Sembako

Diah Ayu Fatimatus Zahro¹, Asfan Muqtadir², Andik Adi Suryanto³
^{1,2,3} Informatics Engineering, Universitas PGRI Ronggolawe, Indonesia

Article Info

Article history:

Received Feb 18, 2024

Revised Apr 30, 2024

Accepted May 13, 2024

Keywords:

Sembako

GM (1.1)

Grey Verhulst

Fluktuasi harga

Peramalan harga

ABSTRACT

The problem of availability and affordability of basic necessities is the main problem that receives complaints from the public, with a focus on price fluctuations which are influenced by factors such as seasonal variations and weather conditions. The pressing problem of increasing demand for food amidst Indonesia's population growth is exacerbated by price fluctuations. This research uses gray forecasting methods, namely GM (1.1) and gray Verhulst to predict prices of basic commodities in East Java. This research aims to determine the level of accuracy of the Gray Model and Gray Verhulst methods for predicting basic food prices. The comparison results show that gray Verhulst is superior in predicting the price of certain commodities, such as Premium Rice, while GM (1.1) is proven to be more effective for the sugar category. This finding was obtained from analysis of the ARPE value which shows the accuracy of the model in price prediction. The lowest error rate for gray Verhulst was 1.9471% for premium rice, and the highest was 64.535% for sugar. For GM (1.1), the lowest error rate was 2.184% for medium rice and the highest was 6.633% for premium rice.

Copyright © 2024 Universitas Indraprasta PGRI.

All rights reserved.

Corresponding Author:

Asfan Muqtadir,

Informatics Engineering,

Universitas PGRI Ronggolawe,

Jl. Manunggal 61, Wire, Gedongombo, Kec. Semanding, Kabupaten Tuban, Jawa Timur

Email: asfanme@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Sembilan bahan kebutuhan pangan yang dijual belikan bebas di pasar untuk memenuhi kebutuhan pangan sehari-hari disebut sebagai sembako [1], yang meliputi beras, telur, ayam, daging sapi, bawang merah, cabai, minyak goreng, gula, dan jagung. Dari sembako tersebut yang terdiri dari beras, gula, bawang putih, dan merah merupakan komoditas yang digunakan untuk *forecasting* harga sembako [2]. Jumlah kebutuhan pangan terus meningkat setiap tahun, dan peningkatan ini sebanding dengan jumlah penduduk, khususnya penduduk Indonesia yang berjumlah 265 juta jiwa. Sehingga dapat dikatakan bahwa seiring bertambahnya jumlah penduduk maka kebutuhan pangan pun meningkat [3].

Permasalahan ketersediaan dan keterjangkauan bahan kebutuhan pokok merupakan permasalahan utama yang mendapat keluhan dari masyarakat. Oleh karena itu, elemen penting yang harus diperhatikan oleh pemerintah adalah penetapan harga kebutuhan pokok [4]. Salah satu penyebab naik turunnya harga bahan pokok yang terjadi setiap tahunnya adalah hari raya Idul Fitri. Harga bahan pokok berubah dari waktu ke waktu. Produsen, pemasok, konsumen, dan pemangku kepentingan lainnya sangat rentan terhadap fluktuasi harga pangan yang disebabkan oleh berbagai faktor [5].

Statistik mencakup berbagai jenis data, salah satunya adalah data deret waktu, yang bergantung pada waktu pengumpulannya. Data deret waktu adalah nilai suatu variabel yang kontinu dalam waktu (misalnya hari, minggu, bulan, tahun) [6]. Penelitian ini menggunakan data harga bahan pokok bulanan Provinsi Jawa Timur untuk tahun 2022 sampai 2023. Data ini diambil dari harga bahan pokok bulan Januari 2022 hingga Desember 2023. Data time series harga bahan pokok bulanan Provinsi Jawa Timur untuk tahun 2022 dan 2023

sangat penting untuk memprediksi inflasi bahan pokok di masa mendatang. Data ini mencakup harga dari Januari hingga Desember 2023, memberikan dasar yang kuat untuk analisis pola dan tren serta pemahaman tentang perubahan harga.

Peramalan atau *forecasting* mempunyai peranan penting dalam memperkirakan inflasi bahan kebutuhan pokok di masa depan berdasarkan data masa lalu [7]. Peramalan ini digunakan untuk mencegah produksi berlebihan atau *stok out*. Dalam hal ini membutuhkan hasil yang maksimal untuk mencegah hal yang tidak diharapkan. Terdapat nilai error yang diperlukan untuk mendapatkan output peramalan sistem yang akurat selama proses kalkulasi peramalan menggunakan metode ini [8]

Pada penelitian sebelumnya menggunakan metode *gray* dan membandingkan hasil prediksinya dengan metode *moving average*. Tujuan digunakannya metode *gray* dalam penelitian ini adalah untuk menguji seberapa baik metode teori *gray* yang telah dilakukan kemudian dikomparasikan dengan metode deret waktu dalam perencanaan kebutuhan bahan bakar alternatif, terutama ketika volume data terbatas dan periode perkiraan singkat [9]. Dalam penelitian-penelitian sebelumnya, *grey forecasting* banyak digunakan untuk peramalan listrik, permintaan produk, transportasi dan perikanan [10].

Sebagai contoh dalam jurnal "Research on Logistics Demand Forecast Based on the Combination of Grey GM (1.1) and BP Natural Network" tahun 2019, menggunakan kombinasi metode Gray GM (1, 1) dan BP Neural Network untuk menganalisis permintaan logistik berdasarkan volume surat nasional yang diterima selama 20 tahun terakhir (1997-2017). Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa model gabungan khusus ini memberikan prediksi yang lebih akurat. Namun penelitian ini memiliki keterbatasan dalam hal transparansi data, kejelasan metodologi, dan validasi model [11].

Penelitian dengan judul "Implementasi Metode Grey Verhulst Untuk Mendukung Kebijakan Dalam Mengantisipasi Mahasiswa Dropout" menggunakan metode Grey Verhulst untuk memprediksi jumlah mahasiswa dropout di Politeknik NSC Surabaya. Data yang digunakan adalah data asli mahasiswa dropout disusun berdasarkan tahun ajaran, dan melalui enam langkah perhitungan Grey Verhulst, termasuk penyusunan data asli, perhitungan rata-rata, dan prediksi berdasarkan model differensial. Hasil analisis menunjukkan peningkatan jumlah mahasiswa dropout setiap tahun, dengan akurasi prediksi mencapai 90.13% berdasarkan perhitungan ARPE [12].

Penelitian yang berjudul "Peramalan Harga Sembako di Kota Malang Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing" menggunakan Metode Single Exponential Smoothing untuk meramalkan harga sembako di Kota Malang berdasarkan data harga sembako dari tahun 2016-2017. Data menunjukkan pola horisontal, sesuai dengan metode yang digunakan. Hasilnya menunjukkan bahwa metode tersebut memiliki rata-rata MAPE sebesar 0,8%. Dengan demikian, tingkat akurasi peramalan menggunakan metode ini mencapai 99,2%. Hal ini menunjukkan bahwa model peramalan yang dikembangkan memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam memprediksi harga sembako di Kota Malang [4].

Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan metode *forecasting* yang efektif untuk memproyeksi perubahan harga sembako, terutama bahan pokok seperti beras premium, medium, gula, bawang merah, dan bawang putih. Selain itu, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi keefektifan dan keakuratan [13] metode *grey Theory*, khususnya *grey GM (1.1)* dan *grey Verhulst*. Alasan utama penelitian ini adalah *fluktuasi* harga yang dipengaruhi oleh musim dan cuaca. Dimana, harga sembako cenderung naik atau turun drastis pada waktu-waktu tertentu dalam setahun [14] Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian tentang peramalan harga sembako dengan metode grey model GM (1.1) dan Verhulst harus dilakukan.

2. METODE

2.1 GM (1.1)

Peramalan sekuens, interval, bencana alam, cuaca, dan pasar modal dapat dilakukan dengan *gray forecasting* model GM (1,1). Pada model ini terdapat beberapa keuntungan, seperti jumlah data yang dibutuhkan sedikit, proses pemodelan yang sederhana, serta mudah dipelajari, dan digunakan [18]. Model ini merupakan model proyeksi seri waktu. Persamaan diferensial dari model GM (1,1) memiliki koefisien waktu yang bervariasi. Dengan kata lain, model diperbarui saat data baru tersedia untuk model prediksi [19]

Operasi yang pertama *accumulated generating operation (AGO)* barisan $x^{(1)}$

$$x^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)) \quad (1)$$

Dimana:

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), \quad k = 1, 2, 3 \dots n \quad (2)$$

Urutan rata-rata yang dihasilkan $z^{(1)}$ dari $x^{(1)}$ didefinisikan sebagai:

$$z^{(1)}(k) = (z^{(1)}(1), z^{(1)}(2), \dots, z^{(1)}(n))$$

Dimana $z^{(1)}(k)$ adalah nilai rata-rata dari $x^{(1)}$, yaitu :

$$z^{(1)}(k) = 0.5(x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1)) \quad (3)$$

Urutan estimasi kuadrat terkecil dari persamaan perbedaan abu-abu GM(1,1) didefinisikan sebagai berikut (Deng, 1989):

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

Diikuti dengan Persamaan :

$$\frac{dx^{(1)}(t)}{dt} + ax^{(1)}(t) = b$$

Di atas, $[a, b]^T$

T adalah barisan parameter yang dapat ditemukan sebagai berikut:

$$[a, b]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (4)$$

Dimana

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

Penyelesaian $x^{(1)}(t)$ pada waktu k:

$$x_p^{(1)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{ak} - \frac{b}{a} \quad (5)$$

Untuk mendapatkan nilai yang diramalkan dari data primitif pada waktu $(k+1)$, IAGO digunakan untuk menetapkan model abu-abu berikut:

$$x_p^{(1)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{ak} (1 - e^a)$$

Dimana $x^{(1)}(k+1)$ adalah simulasi dari $x^{(1)}(k+1)$, $x^{(0)}$ adalah urutan dari simulasi dari $x^{(0)}$.

Keterangan:

- $x^{(0)}$: barisan data asli
- $x^{(1)}$: barisan data setelah AGO
- $z^{(1)}$: barisan rata-rata data setelah AGO
- $x^{(0)}(k)$: data asli pada waktu (k)
- $x^{(1)}(k)$: data setelah AGO pada waktu (k)
- $z^{(1)}(k)$: rata-rata data setelah AGO pada waktu (k)
- $x_p^{(1)}(k+1)$: nilai prediksi pada waktu $(k+1)$
- a dan b : nilai parameter model grey

2.2 Model Grey Verhulst

Seorang ahli biologi Jerman bernama *Pierre Franois Verhulst* adalah orang pertama yang memperkenalkan model grey *Verhulst*. Tujuan model *Verhulst* adalah untuk membatasi seluruh pengembangan

untuk sistem yang sebenarnya. [19]. Model *grey Verhulst* juga adalah model prediksi seri waktu, dan kita dapat membangun model *grey Verhulst* seperti yang di atas GM (1,1) dengan menetapkan persamaan diferensial urutan pertama. Proses pembuatan model *grey Verhulst* dijelaskan di bawah [20]: Menyatakan barisan asli *nonnegative* dengan:

$$x^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n))$$

Akumulasi generate operation (AGO) pembentukan $x^{(0)}$ didefinisikan sebagai berikut:

$$x^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)) \quad (6)$$

Dimana:

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), \quad k = 1, 2, 3, \dots, n$$

Model *grey Verhulst* dapat dibentuk dengan membuat persamaan diferensial orde pertama untuk $x^{(1)}$

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax = (bx^{(1)})^2 \quad (7)$$

Solusi dari Persamaan (3) dapat diperoleh dengan menggunakan metode kuadrat terkecil, yaitu:

$$x^{(1)}(k+1) = \frac{ax^{(0)}(1)}{bx^{(0)}(1) + (a-bx^{(0)}(1))e^{ak}} \quad (8)$$

Dimana:

$$[a, b]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y$$

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

$$z^{(1)}(k) = 0.5(x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1))$$

Model *grey Verhulst* yang disesuaikan dan nilai yang diprediksi diperoleh dengan menggunakan *inverse accumulated generating operation (IAGO)*:

$$x^{(0)}(k) = x^{(0)}(k+1) - x^{(0)}(k) \quad (k = 2, 3, \dots) \quad (9)$$

$$x^{(0)}(1) = x^{(0)}(1)$$

Diasumsikan bahwa urutan asli $x^{(0)}$ sendiri meningkat dalam kurva dengan S-tipe atau peningkatan urutan asal berada dalam tahap saturasi, urutan aslinya dapat diambil sebagai $x^{(1)}$, *IAGO* urutan Asli dapat diambil seperti $x^{(0)}$.

Keterangan :

$x^{(1)}$: barisan data asli

$x^{(0)}$: barisan data setelah IAGO

$z^{(1)}$: barisan rata-rata data setelah AGO

$x^{(0)}(k)$: data asli pada waktu (k)

$x^{(1)}(k)$: data setelah AGO pada waktu (k)

$z^{(1)}(k)$: rata-rata dari data asli pada waktu (k)

$x_p^{(1)}(k + 1)$: nilai prediksi pada waktu ($k + 1$)

a dan b : nilai parameter model *grey*

2.3 Penguji Akurasi

Dalam memproyeksikan tingkat akurasi dinilai sangat penting karena digunakan untuk mengukur kesesuaian antara model dan kasus yang digunakan. Keakuratan model yang digunakan berkorelasi positif dengan nilai kesalahan yang dihitung [10]. Persamaan untuk memverifikasi keakuratan proyeksi dan model adalah sebagai berikut [12].

Menghitung selisih dari *actual* yang disebut $\epsilon(k)$

$$\epsilon(k) = x^{(0)}(k) - x_p^{(1)}(k) \quad (10)$$

Menentukan Nilai *relative percentage error (RPE)*

$$RPE(k) = \frac{|\epsilon|}{x^{(0)}(k)} \times 100\% \quad (11)$$

Untuk mengetahui keakuratan model, besarnya *average relative percentage error (ARPE)* dapat dihitung dengan menggunakan rumus berikut :

$$ARPE = \frac{1}{n-1} \sum_{k=2}^n \frac{|\epsilon|}{x^{(0)}(k)} \quad (12)$$

Keterangan :

$x^{(0)}(k)$: data asli pada waktu (k)

$x_p^{(1)}(k)$: nilai prediksi pada waktu (k)

$\epsilon(k)$: sisaan pada waktu (k)

$RPE(k)$: *relative percentage error* pada waktu (k)

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam menerapkan model *grey forecasting*, perlukan dataset harga sembako dari aplikasi system informasi perkembangan harga bahan pokok secara harian di 38 Kabupaten/ Kota se-Jawa Timur. Penelitian ini menggunakan data harga bahan pokok selama 24 bulan dari Januari 2022 sampai dengan Desember 2023 sebagai berikut:

Tabel 2. Data Asli Harga Sembako Tahun 2022 – 2023

k	Harga Beras Premium $x^{(0)}$	Harga Beras Medium $x^{(0)}$	Harga Gula $x^{(0)}$
1	11.262	9.413	12.077
2	11.301	9.558	13.397
3	11.257	9.561	13.197
4	11.293	9.569	13.654
5	11.293	9.569	13.569
6	11.295	9.545	13.624
7	11.317	9.566	13.259
8	11.321	9.512	13.029
9	11.411	9.669	12.921
10	11.788	10.022	12.834
11	11.827	10.054	12.88

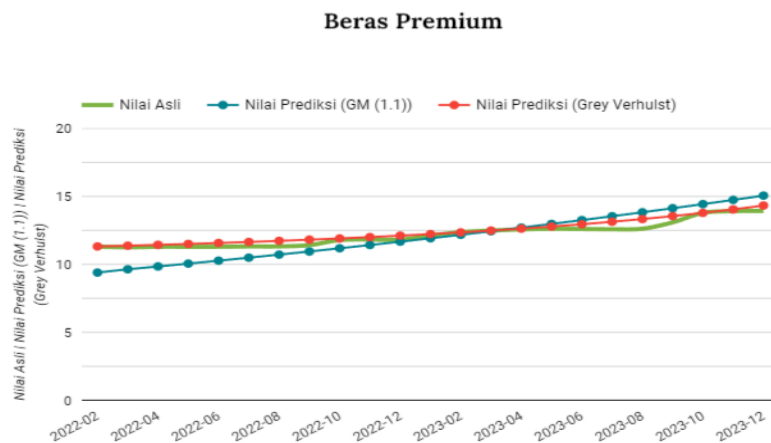
k	Harga Beras Premium	Harga Beras Medium	Harga Gula
12	11.816	10.125	12.966
13	12.122	10.431	12.973
14	12.367	10.774	13.108
15	12.485	9.898	13.147
16	12.573	10.18	13.136
17	12.613	10.401	13.138
18	12.6	10.419	13.295
19	12.582	10.355	13.291
20	12.617	10.269	13.332
21	13.086	10.731	13.396
22	13.792	11.571	14.283
23	13.912	11.386	15.222
24	13.933	11.286	16.416

3.1 Perhitungan Grey Forecasting

Dari Tabel 1. terdapat contoh perhitungan menggunakan *grey forecasting* model GM(1.1) pada harga sembako dengan menggunakan sample 24 data yaitu harga beras premium, beras medium, dan gula. Kalkulasi dilakukan sesuai dengan langkah-langkah pada persamaan 1 sampai dengan persamaan 5 untuk metode *grey* model GM (1.1) [19], dan persamaan 6 sampai 9 untuk perhitungan menggunakan metode *grey verhulst* [20]. Dengan output yang diperoleh seperti yang ditunjuk pada Table 2.

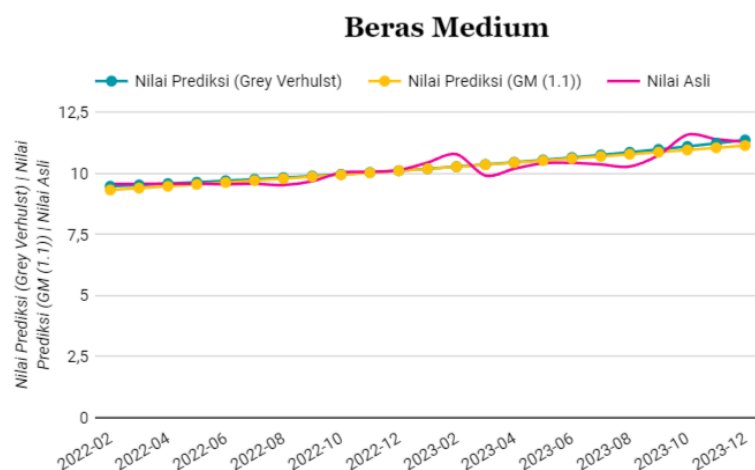
Tabel 2. Perhitungan *Grey Forecasting* GM (1.1) dan *Grey Verhulst*

k	Beras Premium			Beras Medium			Gula		
	Nilai Asli	GM (1.1)	Grey Verhulst	Nilai Asli	GM (1.1)	Grey Verhulst	Nilai Asli	GM (1.1)	Grey Verhulst
2	11.301	9.395	11.316	9.558	9.312	9.464	13.397	12.818	11.814
3	11.257	9.636	11.374	9.561	9.388	9.517	13.197	12.876	11.472
4	11.293	9.843	11.436	9.569	9.464	9.572	13.654	12.935	11.034
5	11.293	10.055	11.501	9.569	9.541	9.629	13.569	12.994	10.486
6	11.295	10.271	11.572	9.545	9.618	9.688	13.624	13.053	9.816
7	11.317	10.491	11.647	9.566	9.696	9.750	13.259	13.112	9.026
8	11.321	10.716	11.728	9.512	9.775	9.815	13.029	13.172	8.129
9	11.411	10.947	11.814	9.669	9.855	9.882	12.921	13.232	7.154
10	11.788	11.182	11.906	10.022	9.935	9.952	12.834	13.292	6.144
11	11.827	11.422	12.006	10.054	10.015	10.025	12.88	13.353	5.148
12	11.816	11.667	12.112	10.125	10.097	10.102	12.966	13.414	4.211
13	12.122	11.918	12.227	10.431	10.179	10.182	12.973	13.475	3.371
14	12.367	12.174	12.350	10.774	10.261	10.265	13.108	13.536	2.646
15	12.485	12.435	12.483	9.898	10.345	10.352	13.147	13.598	2.044
16	12.573	12.702	12.627	10.18	10.429	10.444	13.136	13.659	1.558
17	12.613	12.975	12.783	10.401	10.513	10.539	13.138	13.722	1.175
18	12.6	13.254	12.951	10.419	10.599	10.639	13.295	13.784	0.879
19	12.582	13.539	13.134	10.355	10.685	10.744	13.291	13.847	0.653
20	12.617	13.829	13.332	10.269	10.771	10.854	13.332	13.910	0.483
21	13.086	14.126	13.549	10.731	10.859	10.970	13.396	13.973	0.356
22	13.792	14.430	13.785	11.571	10.947	11.092	14.283	14.037	0.262
23	13.912	14.740	14.044	11.386	11.036	11.219	15.222	14.101	0.192
24	13.933	15.056	14.327	11.286	11.126	11.354	16.416	14.165	0.140



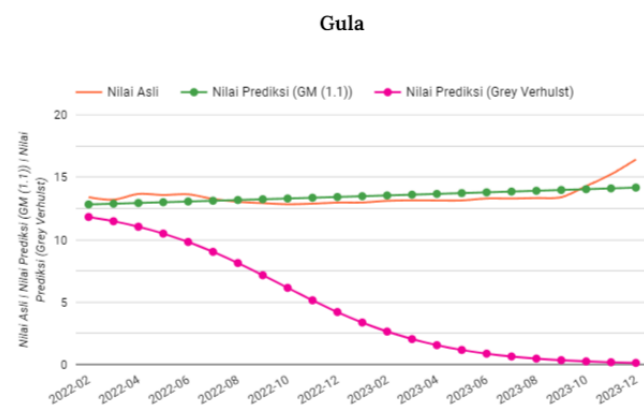
Gambar 1. Grafik Perhitungan Peramalan *Grey* Pada Harga Beras Premium

Grafik ini menunjukkan perbandingan antara nilai asli dan prediksi harga Beras Premium dari Februari 2020 hingga Desember 2023 menggunakan dua metode prediksi *grey* Model GM (1.1) dan *grey Verhulst*. Kedua model ini memberikan prediksi yang sangat akurat, sehingga menunjukkan bahwa kedua model ini efektif untuk memprediksi harga Beras Premium.



Gambar 2. Grafik Perhitungan Peramalan *Grey* pada Harga Beras Medium

Grafik ini memperlihatkan perbandingan antara nilai asli dan prediksi harga Beras Medium dari Februari 2020 hingga Desember 2023 menggunakan dua model prediksi, *Grey Verhulst* dan GM (1,1). Kedua model ini menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dalam mengikuti tren harga yang stabil, dengan model GM (1,1) lebih akurat dalam menggambarkan fluktuasi harga dibandingkan dengan model *Grey Verhulst*.



Gambar 3. Grafik Perhitungan Peramalan *Grey* Pada Harga Gula

Grafik tersebut membandingkan harga asli dan prediksi pada gula dari Februari 2020 hingga Desember 2023 menggunakan model *gray GM (1,1)* dan *gray Verhulst*. Model *GM(1,1)* menunjukkan prediksi yang akurat dan mengikuti tren nilai aslinya, memastikan efektivitasnya dalam menganalisis data harga yang stabil. Model *gray Verhulst* menunjukkan tren penurunan yang terus menerus dengan perbedaan secara signifikan dari nilai aslinya, menunjukkan bahwa model tersebut tidak cocok dengan data ini.

3.3 Evaluasi Keakuratan

Melakukan kalkulasi keakuratan pada masing – masing kategori. Tujuan dari analisis ini adalah untuk mengetahui keakuratan teknik yang digunakan dalam *grey forecasting*. Pemeriksaan Keakuratan *GM (1.1)* dan *grey Verhulst* dengan sisaan diperoleh menggunakan persamaan 11 dan nilai *RPE (k)* diperoleh menggunakan persamaan 12 dan menghitung *ARPE* menggunakan persamaan 13.

Tabel 3. Perbandingan Nilai *ARPE*

Kategori	<i>ARPE</i>	
	<i>GM (1.1)</i>	<i>Grey Verhulst</i>
Beras Premium	6.632631 %	1.947059 %
Beras Medium	2.18359492 %	2.076104 %
Gula	4.08882342%	64.53485 %

Berdasarkan Tabel 3 nilai *ARPE* untuk beras premium adalah 6,63263% hal ini menunjukkan bahwa keakuratan dari prediksi menggunakan model *GM(1.1)* mencapai 93,367 % sehingga output prediksi dengan menggunakan *grey forecasting* model *GM (1.1)* menghasilkan *forecasting* akurat, dan nilai *ARPE* pada prediksi menggunakan model *grey Verhulst* sebesar 1.947059 % keakuratan yang didapatkan dari prediksi menggunakan model *grey Verhulst* mencapai 98,053 % sehingga output menggunakan *grey forecasting* model *grey Verhulst* menghasilkan peramalan sangat akurat, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.

Untuk harga beras medium, nilai *ARPE* adalah 2,183595% keakuratan yang diperoleh dari prediksi menggunakan model *GM(1.1)* mencapai 97,816% sehingga output yang didapatkan dari peramalan menggunakan *grey forecasting* model *GM (1.1)* menghasilkan peramalan sangat akurat, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2. Dan nilai *ARPE* pada prediksi menggunakan model *grey Verhulst* sebesar 1,9471% berarti keakuratan dari prediksi menggunakan model *grey Verhulst* mencapai 98,053 % sehingga dapat dikatakan bahwa peramalan menggunakan *grey forecasting* model *Verhulst* menghasilkan peramalan sangat akurat, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.

Sedangkan besarnya nilai *ARPE* pada harga gula adalah 4.099% bisa dikatakan keakuratan dari prediksi menggunakan model *GM(1.1)* mencapai 95.91% sehingga keluaran hasil dari peramalan dengan menggunakan model *GM (1.1)* menunjukkan tingkat keakuratan tinggi, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3, Peramalan menggunakan model *grey Verhulst* menghasilkan output *forecasting* yang tidak akurat. Ini karena nilai *ARPE* pada prediksi menggunakan model *grey Verhulst* sebesar 64,535% dan keakuratan prediksi sebesar 35.47 %.

4. PENUTUP

Dengan menghitung hasil analisis keakuratan prediksi menggunakan *ARPE*, dapat disimpulkan bahwa *grey Verhulst* menunjukkan keunggulan dalam meramalkan harga Beras Premium dan Beras Medium, sementara *GM(1.1)* lebih unggul dalam meramalkan harga Gula. Dengan tingkat kesalahan terendah pada *grey Verhulst* adalah 1,9471% untuk Beras Premium, dan tertinggi sebesar 64,535% untuk Gula. Untuk *GM (1.1)*, tingkat kesalahan terendah sebesar 2,184% untuk Beras Medium, dan tertinggi sebesar 6,633% untuk Beras Premium. Evaluasi *ARPE* menunjukkan bahwa kedua metode memberikan tingkat akurasi yang baik, namun pemilihan metode harus disesuaikan dengan karakteristik pada kategori harga sembako dan jenis pola data yang ada. Dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa model *grey Verhulst* mempunyai nilai kesalahan lebih kecil dibanding dengan *GM (1.1)* untuk Beras Premium.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. Puteri and A. Silvanie, "Machine Learning Untuk Model Prediksi Harga Sembako Dengan Metode Regresi Linier Berganda 1)," Vol. 1, No. 2, pp. 82-94, 2020.
- [2] K. Syadiah, Y. Herry Chrisnanto, G. Abdillah Nama, J. Teknik Informatika, and F. S. Universitas Jenderal Achmad Yani Jl Terusan Sudirman, "Prediksi Harga Sembako di DKI Jakarta Menggunakan Artificial Neural Network," vol. 3, no. 2, pp. 34–41, 2019.

- [3] M. Rizaldi Satyaputra, F. Richard Kodong, O. Samuel Simanjuntak, and J. Teknik Informatika, "Seminar Nasional Informatika 2018 (semnasIF 2018) UPN 'Veteran' Yogyakarta," 2018.
- [4] V. A. Fitria, "Peramalan Harga Sembako di Kota Malang Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing," *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, vol. 5, no. 1, 2019.
- [5] M. Astinigrum, I. Kusumaning Putri, V. Nur Wijayaningrum, J. Teknologi Informasi, and P. Negeri Malang, "Peramalan Harga Bahan Pokok Menggunakan Support Vector Regression," Vol. 12, ISSN: 2085-2347, 2020.
- [6] Machmud, Baharudin, "Analisis Peramalan Grey-markov untuk Data Kecil ", 2017.
- [7] I. Alfalihin, A. B. Osmond, A. Siswo, and R. Ansori, "Estimasi Harga Bahan Pokok Makanan Di Kota Bandung Dan Di Provinsi Jawa Barat Menggunakan Metode Algoritma Regresi Estimation Of The Price Of Food Processing In West Java Province And Bandung City Using Regression Algorithm Method." Vol.7, No.1, 2020.
- [8] G. F. Fitri, F. Agustina, and R. Marwati, "Penerapan Metode Grey System Pada Peramalan Produk Olefins (Studi Kasus PT. Chandra Asri Petrochemical Tbk)," Vol.6, No.2, 2018.
- [9] N. L. Nariswari, D. Cucuk, and N. Rosyidi, "Aplikasi Metode Grey Forecasting Pada Peramalan Kebutuhan Bahan Bakar Alternatif Ramah Lingkungan di PT. Indocement Tunggal Prakarsa Tbk," Vol. 14, No.2: 99-106, 2015.
- [10] M. Shodiq and B. D. Saputra, "Grey Forecasting Model Untuk Peramalan Harga Ikan Budidaya," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 9, no. 6, p. 1770, Dec. 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i6.5120.
- [11] S. Bramasto, D. Khairiani, J. Raya, P. Serpong, and T. Selatan, "Prediksi Daya Output Sistem Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS) Menggunakan Regresi Linear Berganda," vol. 15, no. 3, pp. 1979–276, 2022.
- [12] N. P. Dewi and I. Lisptiowarni, "Implementasi Holt-Winters Exponential Smoothing untuk Peramalan Harga Bahan Pangan di Kabupaten Pamekasan".
- [13] A. Muqtadir, S. Suryono, and V. Gunawan, "The Implementation of Grey Forecasting Model for Forecast Results Food Crop Agricultural," *Scientific Journal of Informatics*, vol. 3, no. 2, pp. 159–166, Nov. 2016.
- [14] H. Zhang and Y. Chen, "Analysis and Application of Grey-Markov Chain Model in Tax Forecasting," *Journal of Mathematics*, vol. 2021, 2021.
- [15] N. L. Nariswari and C. N. Rosyidi, "Studi Perbandingan Hasil Peramalan Grey Forecasting Gm (2.1) Dengan Gm (1,1) Pada Peramalan Kebutuhan Bahan Bakar Alternatif Ramah Lingkungan Di Pt. Indocement Tunggal Prakarsa Tbk," Vol. 11, No.2, Nov 2020.
- [16] B. Zeng, X. Ma, and J. Shi, "Modeling Method of the Grey GM(1,1) Model with Interval Grey Action Quantity and Its Application," *Complexity*, vol. 2020, 2020.
- [17] E. Kayacan, B. Ulutas, and O. Kaynak, "Grey systemtheory-based models in time series prediction," *Expert Syst Appl*, vol. 37, no. 2, pp. 1784–1789, Mar. 2010.
- [18] Z. Guo, X. Song, and J. Ye, "A Verhulst Model on Time Series Error Corrected for Port Throughput Forecasting," Vol. 6, pp. 881 - 891, 2005.
- [19] Zhou Deqiang, "Grey Verhulst Model Based on Bp Neural Networkoptimization for Oil Production Forecasting," Vol.2 Iss.3 2012.
- [20] A. Fitro and H. Prasetyo, "Implementasi Metode Grey Verhulst Untuk Mendukung Kebijakan Dalam Mengantisipasi Mahasiswa Dropout the Application of the Gray Verhulst Method to Support Policies in Anticipating Students Dropping Out of School," *Jurnal Ilmiah Intech: Information Technology Journal of UMUS*, vol. 3, no. 02, pp. 180–187, 2021.