

PENERAPAN METODE *GREY* MODEL GM (1,1) UNTUK MEMPREDIKSI HARGA SEMBAKO

Diah Ayu Fatimatuz Zahro¹, Asfan Muqtadir², Andik Adi Suryanto³

^{1,2,3} Program Studi Teknik Informatika, Universitas PGRI Ronggolawe
*Email:diahayufatimatuzz@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini membahas pentingnya komoditas pokok (sembako), seperti beras premium, gula, dan bawang putih, sebagai kebutuhan dasar masyarakat, dengan fokus pada fluktuasi harga yang dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti variasi musim dan kondisi cuaca. Meningkatnya permintaan pangan seiring pertumbuhan penduduk Indonesia memperburuk fluktuasi harga. Selain menganalisis efektivitas metode *grey* model dalam peramalan harga sembako, penelitian ini juga bertujuan untuk berkontribusi dalam mengatasi tantangan perubahan harga dan ketidakstabilan harga bahan pokok yang dipengaruhi oleh faktor musiman. Metode peramalan yang digunakan adalah *grey* model GM (1,1) untuk meramalkan harga sembako di Jawa Timur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode tersebut efektif untuk meramalkan harga sembako dengan pola data tren dengan keakuratan 98.38% pada beras premium. Namun, untuk pola data musiman atau fluktuasi data yang besar, metode ini kurang efektif.

Kata Kunci: Sembako, *grey* model GM (1,1), Peramalan, fluktuasi harga.

PENDAHULUAN

Sembako merupakan Sembilan jenis bahan kebutuhan pokok yang tersedia pasar untuk memenuhi kebutuhan pangan (Puteri & Silvanie, 2020). Kebutuhan pangan terus meningkat seiring dengan bertambahnya jumlah penduduk di Indonesia yang berjumlah 265 juta jiwa. Oleh karena itu, populasi penduduk dapat dikatakan mempengaruhi peningkatan kebutuhan pangan (Satyaputra., 2018).

Dalam beberapa tahun terakhir, konsumen dan produsen menghadapi risiko dan ketidakpastian yang meningkat akibat fluktuasi harga bahan pokok (Larasati., 2016). Permasalahan ini diperparah oleh keterbatasan ketersediaan dan keterjangkauan bahan kebutuhan pokok. Fluktuasi harga pangan dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk peningkatan dan persaingan permintaan akibat lonjakan harga pangan global, sifat produksi yang tidak konsisten dan musiman, serta infrastruktur yang kurang memadai yang menyebabkan biaya transportasi tinggi, dan meningkatnya frekuensi bencana alam. (Kusnadi dkk., 2018).

Data yang digunakan mencakup harga sembako untuk tiga komoditas yaitu beras premium, gula, dan bawang putih dari awal 2022 hingga 2023 akhir. Data time series tersebut diperoleh setiap bulan untuk Provinsi Jawa Timur pada tahun 2022 dan 2023 sangat krusial dalam memproyeksikan inflasi bahan pokok di masa depan. Data ini menyediakan dasar untuk menganalisis pola data serta memahami dinamika fluktuasi harga.

Forecasting memegang peranan krusial dalam memprediksi kenaikan harga bahan pokok di masa mendatang dengan memanfaatkan data historis (Alfalihin., 2020.). Proses peramalan ini bertujuan untuk menghindari masalah seperti produksi berlebihan atau kekurangan stok. Untuk mencapai hasil yang optimal dan menghindari masalah yang tidak diinginkan, penting untuk mendapatkan hasil yang akurat dari peramalan. Selama proses kalkulasi *forecasting* menggunakan metode *grey* model GM (1,1) diperlukan indikator kesalahan untuk memastikan akurasi output sistem peramalan (Fitri., 2018).

Menurut penelitian sebelumnya peramalan harga sembako menggunakan metode Single Exponential Smoothing (Fitria, 2019). Selain itu, penggunaan metode *grey forecasting* digunakan untuk meramalkan harga ikan budidaya (Shodiq & Saputra, 2022). Tujuan penelitian ini adalah mengevaluasi efektivitas keefektifan dan keakuratan dengan menggunakan model *grey* model GM (1,1) untuk memprediksi harga sembako. Sehubungan dengan permasalahan tersebut, penting untuk

melakukan penelitian mengenai penerapan metode *grey* model GM (1,1) untuk memprediksi harga sembako.

METODE

Teori sistem *grey* adalah teori yang dipaparkan pada tahun 1982 pertama kali oleh Profesor Deng Julong (Yang et al., 2018). *Grey* merupakan salah satu model matematika yang diberikan oleh persamaan diferensial, yang dapat digunakan untuk mengamati, menganalisis, dan memprediksi perkembangan serta perubahan sistem yang diteliti. Keuntungan dari peramalan *grey* terletak pada forecasting jangka pendek, namun kelemahannya terletak pada ketidakcocokan forecasting jangka panjang dan rangkaian data yang memiliki variable tidak tetap (Zhang dan Chen, 2021). Model peramalan *grey* merupakan modifikasi dari bagian inti *grey* system theory. Accumulated Generating Operation (AGO) digunakan untuk membuat persamaan diferensial prediktif gray (Nariswari., 2015).

GM (1,1)

Grey model GM (1,1) dapat digunakan untuk memprediksi berbagai jenis data, termasuk deret waktu, interval, bencana alam, cuaca, dan pasar modal. Keunggulan model ini meliputi kebutuhan data yang relatif minim, proses pemodelan yang sederhana, serta kemudahan dalam pembelajaran dan penerapannya (Zeng., 2020). Metode ini adalah model peramalan deret waktu. Persamaan diferensial dalam metode ini memiliki koefisien yang berubah secara dinamis. Hal ini menunjukkan bahwa model ini diperbarui setiap kali data baru tersedia untuk prediksi (Kayacan., 2010). Model ini efektif untuk prediksi pemodelan urutan tunggal (Yang et al., 2018).

Langkah pertama pengakumulasi (AGO) data asli barisan $x^{(1)}$

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

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

Baris ($z^{(1)}$):

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

Yang mana $z^{(1)}(k)$ berasal dari nilai rata-rata dari $x^{(1)}$ yaitu :

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

Estimasi kuadrat terkecil dari persamaan diferensial *grey* model GM(1,1) didefinisikan (Deng, 1989):

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

Menggunakan persamaan diferensial :

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

T adalah barisan parameter dengan persamaan sebagai berikut:

$$[a, b]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (3)$$

Dimana nilai B, Y sebagai berikut :

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

Perhitungan $x^{(1)}(t)$ untuk waktu k:

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

Untuk memperoleh nilai *forecasting* dari data awal untuk waktu (k + 1), IAGO untuk menetapkan metode *grey* :

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

Keterangan lambang

- $x^{(0)}$: 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*

A. Penguji Akurasi

Untuk memproyeksikan tingkat akurasi, sangat penting dalam mengevaluasi sejauh mana metode sesuai dengan data yang dianalisis. Akurasi model berhubungan positif dengan nilai kesalahan yang dihitung (Shodiq dan Saputra, 2022). Persamaan yang digunakan untuk menguji keakuratan prediksi dan metode sebagai berikut (Fitro dan Prasetyo, 2021)

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

$$\epsilon(k) = x^{(0)}(k) - x_p^{(1)}(k) \quad (6)$$

Menentukan Nilai *relative percentage error* (RPE)

$$RPE(k) = \frac{|\epsilon|}{x^{(0)}(k)} \times 100\% \quad (7)$$

Dalam menilai keakuratan metode, nilai *average relative percentage error* (ARPE) diperoleh menggunakan rumus berikut:

$$ARPE = \frac{1}{n-1} \sum_{k=2}^n \frac{|\epsilon|}{x^{(0)}(k)} \quad (8)$$

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)

HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk menerapkan model *grey forecasting* GM (1,1), dibutuhkan dataset harga sembako yang diperoleh dari website sistem informasi perkembangan harga bahan pokok harian di 38 Kabupaten/Kota di Jawa Timur (SISKAPERBAPO). Studi tersebut mengambil data harga sembako seperti beras premium, gula, dan bawang putih selama 24 periode , yaitu dari Januari 2022 hingga Desember 2023, sebagai berikut:

Tabel 1. Data Asli Harga Sembako Tahun 2022 – 2023

k	Beras Premium	Gula	Bawang Putih
1	11.262	12.077	23.185
2	11.301	13.397	23.616

k	Beras Premium	Gula	Bawang Putih
3	11.257	13.197	23.739
4	11.293	13.654	25.961
5	11.293	13.569	24.849
6	11.295	13.624	21.203
7	11.317	13.259	18.602
8	11.321	13.029	20.37
9	11.411	12.921	19.556
10	11.788	12.834	20.036
11	11.827	12.88	19.479
12	11.816	12.966	18.767
13	12.122	12.973	21.708
14	12.367	13.108	24.233
15	12.485	13.147	25.758
16	12.573	13.136	26.9
17	12.613	13.138	28.746
18	12.6	13.295	32.716
19	12.582	13.291	33.67
20	12.617	13.332	35.668
21	13.086	13.396	33.481
22	13.792	14.283	32.405
23	13.912	15.222	31.123
24	13.933	16.416	30.624

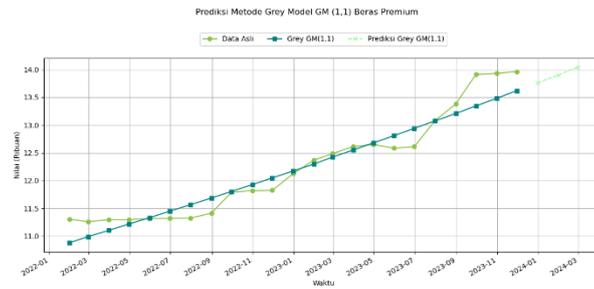
A. Kalkulasi Grey Model (1,1)

Tabel 1. menampilkan data harga 3 komoditas sembako, yaitu beras premium, gula, dan bawang putih selama periode 24 bulan. Data dalam tabel tersebut menyajikan harga per kilogram untuk setiap komoditas. Tiap baris dalam tabel mencerminkan data bulanan untuk masing-masing komoditas selama periode yang telah ditentukan. Pada Tabel 1. Perhitungan dilakukan dengan *grey* model GM(1,1) untuk harga sembako, berdasarkan 24 data sampel yang mencakup harga beras premium, gula, serta bawang putih. Kalkulasi mengikuti langkah-langkah yang tercantum dalam Persamaan 1 hingga Persamaan 5, dan hasilnya ditunjukkan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Prediksi Harga Sembako

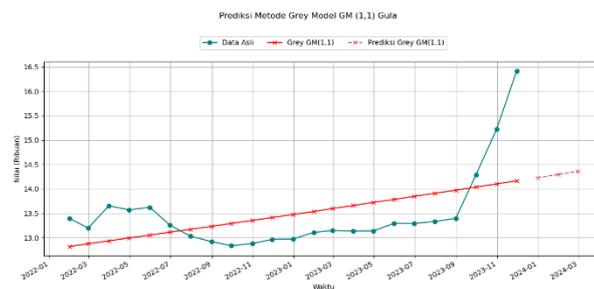
k	Beras Premium		Gula		Bawang Putih	
	Nilai Asli	GM (1,1)	Nilai Asli	GM (1,1)	Nilai Asli	GM (1,1)
2	11.301	10.876446	13.397	12.818	23.616	19.507
3	11.257	10.988223	13.197	12.876	23.739	19.992
4	11.293	11.101148	13.654	12.935	25.961	20.488
5	11.293	11.215233	13.569	12.994	24.849	20.997
6	11.295	11.330491	13.624	13.053	21.203	21.518
7	11.317	11.446934	13.259	13.112	18.602	22.053
8	11.321	11.564573	13.029	13.172	20.37	22.601
9	11.411	11.683421	12.921	13.232	19.556	23.162
10	11.788	11.803491	12.834	13.292	20.036	23.737
11	11.827	11.924794	12.88	13.353	19.479	24.327
12	11.816	12.047344	12.966	13.414	18.767	24.931
13	12.122	12.171154	12.973	13.475	21.708	25.55
14	12.367	12.296236	13.108	13.536	24.233	26.185
15	12.485	12.422603	13.147	13.598	25.758	26.835
16	12.573	12.550269	13.136	13.659	26.9	27.501
17	12.613	12.679247	13.138	13.722	28.746	28.184
18	12.6	12.809551	13.295	13.784	32.716	28.884
19	12.582	12.941193	13.291	13.847	33.67	29.602
20	12.617	13.074189	13.332	13.910	35.668	30.337
21	13.086	13.208551	13.396	13.973	33.481	31.09
22	13.792	13.344295	14.283	14.037	32.405	31.863
23	13.912	13.481433	15.222	14.101	31.123	32.654
24	13.933	13.619980	16.416	14.165	30.624	33.465

Tabel 2 menampilkan hasil prediksi harga untuk beberapa komoditas yaitu beras premium, gula, dan bawang putih menggunakan metode peramalan yaitu *grey* model GM (1,1). Kolom pertama dalam tabel menunjukkan data asli untuk beras premium, sementara kolom kedua menampilkan hasil prediksi menggunakan metode *grey* model GM (1,1) untuk beras premium. Kolom ketiga berisi data aktual untuk harga gula, dan kolom keempat menampilkan hasil prediksi harga gula. Kolom kelima dan keenam masing-masing menunjukkan data aktual dan hasil prediksi berdasarkan *grey* model GM (1,1) untuk bawang putih. Metode tersebut memberikan prediksi yang lebih stabil serta ideal untuk memproyeksikan tren jangka panjang yang tidak dipengaruhi oleh fluktuasi harga jangka pendek.



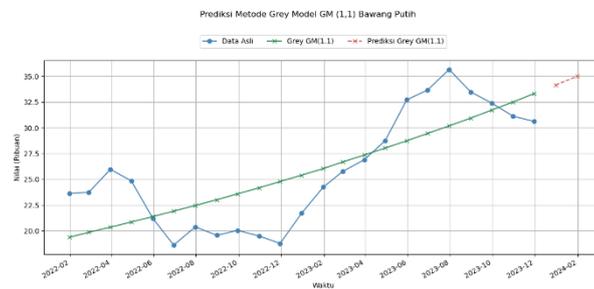
Gambar 1. Grafik Perhitungan Peramalan *Grey Model GM (1,1)* Pada Harga Beras Premium

Gambar 1. menjabarkan perbandingan antara data aktual harga beras premium dan hasil prediksinya dengan metode *grey model GM (1,1)*. Metode ini menghasilkan prediksi yang sangat akurat, hal ini menandakan keefektifitasnya untuk memprediksi harga beras premium. Prediksi model menunjukkan kenaikan yang konsisten dan stabil, memberikan gambaran bahwa harga beras premium diperkirakan akan terus meningkat secara bertahap di masa depan.



Gambar 2. Grafik Perhitungan Prediksi *Grey Model GM (1,1)* Pada Harga Gula

Gambar 2. menjelaskan perbandingan data aktual dan hasil prediksi harga gula menggunakan metode *gray model GM (1,1)*. Metode ini menghasilkan *forecasting* yang akurat dan membuktikan keefektifitasannya dalam menganalisis data harga yang stabil dan konsisten berdasarkan tren data historis. Namun, model ini kurang responsif terhadap perubahan atau fluktuasi yang signifikan dalam data aktual, seperti lonjakan besar yang terjadi pada akhir tahun 2023. Prediksi jangka panjang dari model ini menunjukkan peningkatan yang stabil, memberikan gambaran yang jelas tentang tren masa depan meskipun data asli menunjukkan variabilitas yang lebih besar.



Gambar 3. Grafik Perhitungan Prediksi *Grey Model GM (1,1)* Pada Harga Bawang Putih

Grafik 3 menunjukkan bahwa model *grey GM(1,1)* menghasilkan prediksi yang stabil dan meningkat secara konsisten, meskipun data asli memperlihatkan fluktuasi yang signifikan. Pada beberapa titik, terutama di pertengahan tahun 2023, harga bawang putih asli mengalami lonjakan dan penurunan yang tajam, yang tidak sepenuhnya diikuti oleh model prediksi. Prediksi model menunjukkan kenaikan yang konsisten dan stabil, memberikan gambaran bahwa harga bawang putih diperkirakan akan meningkat secara bertahap di masa depan. Namun, model ini mungkin kurang responsif terhadap perubahan cepat atau fluktuasi signifikan dalam data aktual, seperti lonjakan besar yang terjadi pada pertengahan tahun 2023. Hal ini menunjukkan

metode ini lebih cocok untuk memberikan gambaran umum tentang tren masa depan daripada menangkap detail fluktuasi jangka pendek.

B. Evaluasi Keakuratan

Melakukan perhitungan tingkat akurasi pada setiap kategori. Studi ini bertujuan mengetahui tingkat akurasi model yang diterapkan dalam *grey forecasting* harga sembako. Evaluasi akurasi *grey* model GM (1,1) dengan kalkulasi sesuai persamaan 6 sampai persamaan 8.

Tabel 3. Perbandingan Hasil ARPE

Komoditas	Grey Model GM (1,1)
Beras Premium	1.62 %
Gula	4.09 %
Bawang Putih	12.51 %

Tabel 3. menunjukkan nilai ARPE menggunakan metode *grey* model GM (1,1) mempunyai perbedaan signifikan dalam akurasi prediksi harga pada beberapa komoditas. Untuk beras premium, nilai akurasi sebesar 1.62% dengan keakuratan sebesar 98.38% menunjukkan stabilitas harga yang relatif tinggi. Gula memiliki nilai akurasi sebesar 4.09% dan keakuratan sebesar 95.91%, menandakan kemungkinan fluktuasi harga yang lebih besar dibandingkan dengan beras premium. Sementara itu, bawang putih memiliki nilai akurasi sebesar 12.51% dan keakuratan sebesar 87.49%, yang menunjukkan potensi volatilitas harga yang signifikan. Secara keseluruhan, bawang putih diperkirakan akan mengalami fluktuasi harga terbesar, sementara beras premium diperkirakan tetap stabil. Nilai ARPE ini diperoleh dengan membandingkan hasil prediksi harga dari *grey* model GM (1,1) dengan data asli untuk masing-masing komoditas. Proses perhitungan melibatkan penghitungan kesalahan relatif untuk setiap data, yaitu selisih antara nilai asli dan nilai prediksi, yang kemudian dibagi dengan nilai asli tersebut. Kesalahan relatif ini dirata-ratakan dan dikonversi menjadi persentase, menghasilkan nilai ARPE yang mencerminkan tingkat kesalahan prediksi model secara keseluruhan.

KESIMPULAN

Grey model GM (1,1) terbukti efektif dalam memproyeksikan harga jangka panjang dengan hasil yang konsisten dan stabil, meskipun kurang responsif terhadap fluktuasi harga jangka pendek yang signifikan. Untuk beras premium, model ini menunjukkan nilai keakuratan sebesar 98.38%, yang menandakan prediksi yang sangat akurat dan stabil. Pada gula, nilai keakuratan sebesar 95.91% menunjukkan bahwa model ini memberikan prediksi yang baik, meskipun ada kemungkinan fluktuasi harga yang lebih besar dibandingkan dengan beras premium. Sementara itu, bawang putih memiliki nilai keakuratan sebesar 87.49%, yang mengindikasikan potensi volatilitas harga yang signifikan.

DAFTAR PUSTAKA

- Alfalihin, I., Osmond, A. B., Siswo, A., & Ansori, R. (N.D.). 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.
- Fitria, V. A. (2019). Peramalan Harga Sembako Di Kota Malang Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing. 5(1).
- Fitri, G. F., Agustina, F., & Marwati, R. (2018). Penerapan Metode Grey System Pada Peramalan Produk Olefins (Studi Kasus Pt. Chandra Asri Petrochemical Tbk). Www.Indopremier.Com
- Fitro, A., & Prasetyo, H. (2021). 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*, 3(02), 180–187.

- Kayacan, E., Ulutas, B., & Kaynak, O. (2010). Grey System Theory-Based Models In Time Series Prediction. *Expert Systems With Applications*, 37(2), 1784–1789.
- Kusnadi, A.N. (2018). Pengaruh Fluktuasi Harga Komoditas Pangan Terhadap Inflasi Di Provinsi Jawa Timur *Jurnal Ilmiah*.
- Larasati, Hendikawati, Zaenuri. (2016). Analisis Volatility Forecasting Sembilan Bahan Pokok Menggunakan Metode Garch Dengan Program R.
- Muqtadir, A., Suryono, S., & Gunawan, V. (2016). The Implementation of Grey Forecasting Model for Forecast Results Food Crop Agricultural. Vol. 3, No. 2.
- Nariswari, N. L., & Rosyidi, C. N. (2015). Studi Perbandingan Hasil Peramalan Grey Forecasting Gm (2,1) Dengan Gm (1,1) Pada Peramalan Kebutuhan Bahan Bakar Alternatif Ramah Lingkungan Di Pt. Indocement Tunggul Prakarsa Tbk.
- Puteri, K., & Silvanie, A. (2020). Machine Learning Untuk Model Prediksi Harga Sembako Dengan Metode Regresi Linier Berganda. (Vol. 1, Issue 2). [Www.Data.Jakarta.Go.Id](http://www.data.jakarta.go.id).
- Satyaputra, M. R., Kodong, F. R., & Simanjuntak, O. S. (2018). Peramalan Harga Komoditas Bahan Pangan Menggunakan Data Mining Dengan Metode Triple Exponential Smoothing Winter Multiplicative
- Shodiq, M., & Saputra, B. D. (2022). Grey Forecasting Model Untuk Peramalan Harga Ikan Budidaya. *Jurikom (Jurnal Riset Komputer)*, 9(6), 1770.
- Syadiah, K., Chrisnanto, Y. H., & Abdillah, G. (2019). Prediksi Harga Sembako Di Dki Jakarta Menggunakan Artificial Neural Network. 3(2), 34–41.
- Yang, X., Zou, J., Kong, D., & Jiang, G. (2018). The Analysis Of Gm (1, 1) Grey Model To Predict The Incidence Trend Of Typhoid And Paratyphoid Fevers In Wuhan City, China. *Medicine (United States)*, 97(34). <https://doi.org/10.1097/Md.00000000000011787>
- Zeng, B., Ma, X., & Shi, J. (2020). Modeling Method Of The Grey Gm(1,1) Model With Interval GreyActionQuantityAndIts Application. *Complexity*, <https://doi.org/10.1155/2020/6514236>
- Zhang, H., & Chen, Y. (2021). Analysis And Application Of Grey-Markov Chain Model In Tax Forecasting. *Journal Of Mathematics*. <https://doi.org/10.1155/2021/9918411>