



Peramalan Produksi Kedelai di Provinsi Nusa Tenggara Barat menggunakan Model Grey-Markov (1,1)

(Soybean Production Forecasting in Province West Nusa Tenggara Using the Grey-Markov Model (1,1))

Ananda Rizantia Nurmaulia¹, Lisa Harsyiah², Nur Asmita Purnamasari^{2}, Jurniati²*

1. Program Studi Matematika, Universitas Mataram, Indonesia

2. Program Studi Statistika, Universitas Mataram, Indonesia

ABSTRACT

The continuously increasing soybean imports are caused by the imbalance in domestic soybean production. This indicates that national soybean self-sufficiency has not yet been achieved, as many soybean farmlands have now been converted to other commodities. This condition occurs in West Nusa Tenggara, which is one of Indonesia's national soybean production centers. To understand future soybean production conditions, forecasting future soybean production in West Nusa Tenggara province using the grey-markov (1, 1) model. This model only requires minimal data for forecasting, which aligns with the limited research data available. The data used in this study is soybean production data from West Nusa Tenggara province. The research results show that in 2022, soybean production in West Nusa Tenggara province will decline, with the prediction demonstrating good accuracy as indicated by a MAPE value of 15.75%.

Keywords: Grey-Markov model (1,1), West Nusa Tenggara, Forecasting, Soybean production.

ABSTRAK

Impor kedelai yang terus meningkat diakibatkan oleh tidak seimbangnya produksi kedelai dalam negeri. Hal ini menandakan bahwa belum tercapainya swasembada kedelai nasional, banyak lahan produksi kedelai yang kini ditanami komoditas lain. Kondisi ini terjadi salah satunya di Nusa Tenggara Barat yang merupakan lokasi sentra penanaman kedelai nasional. Untuk mengetahui kondisi produksi kedelai di kedepannya, meramalkan produksi kedelai di masa mendatang merupakan salah satu cara yang dapat dilakukan. Karya tulis ini memiliki tujuan untuk meramalkan produksi kedelai di provinsi Nusa Tenggara Barat menggunakan model grey-Markov (1,1). Model ini hanya membutuhkan sedikit data dalam peramalannya, sesuai dengan kondisi data penelitian yang terbatas. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data produksi kedelai provinsi Nusa Tenggara Barat. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pada tahun 2022 produksi kedelai di provinsi Nusa Tenggara Barat akan mengalami penurunan dan angka prediksi menunjukkan tingkat akurasi yang baik yaitu berdasarkan nilai S sebesar 15,75%.

Keywords: Model grey-Markov (1,1), Nusa Tenggara Barat, Peramalan, Produksi Kedelai.

Diterima: 03-07-2025;

Disetujui: 07-10-2025;

Doi: <https://doi.org/10.29303/semeton.v2i2.314>

* Corresponding author

e-mail: asmitapurnamasari@unram.ac.id

Copyright: © 2025 by authors.

This is an open access article under the [CC BY-SA](#) license.



1. Pendahuluan

Kedelai merupakan salah satu polong-polongan yang menjadi bahan pokok dari banyak makanan. Kedelai utuh mengandung protein tertinggi di antara kacang-kacangan, yaitu sekitar 35–40% [1]. Tingginya kandungan protein ini meningkatkan permintaan kedelai, namun produksi dalam negeri baru mampu memenuhi sekitar 65,61% kebutuhan nasional [2]. Produksi kedelai tidak seimbang, dan konsumsi terhadap kedelai nasional juga terpengaruh. Penurunan produksi kedelai menandakan bahwa komoditas kedelai sudah kurang diminati oleh petani selama beberapa tahun terakhir. Kondisi tersebut pernah terjadi di kabupaten Lombok Tengah dan beberapa wilayah lain di Nusa Tenggara Barat (NTB) [3]. Oleh karena itu, perlu dilakukan penelitian peramalan produksi kedelai di NTB agar dapat mengambil langkah yang tepat oleh pemerintah setempat dalam meningkatkan produksi dan produktivitas kedelai di NTB.

Metode yang digunakan dalam peramalan ini adalah model grey-Markov (1,1). *Grey Theory* pertama kali dikembangkan pada tahun 1982 oleh Profesor Deng Ju-Long. *Grey Theory* adalah suatu pendekatan yang mampu membangun model prediksi yang akurat meskipun hanya memerlukan minimal empat data. Suatu sistem dapat dikategorikan sebagai sistem *grey* apabila terdapat ketidaklengkapan informasi, seperti struktur data yang tidak jelas, jumlah data yang sedikit, atau mekanisme operasi yang belum diketahui [4]. Salah satu model dalam teori ini adalah *Grey* (1, 1) [5]. Seiring perkembangannya, model *grey* (1, 1) kemudian diperbarui dengan mengintegrasikan analisis rantai markov, sehingga disebut model *Grey-Markov* (1,1). Model ini mempertimbangkan sifat transisi keadaan di mana perubahan data dari waktu ke waktu bersifat acak, adanya ketidakpastian inilah yang membuat analisis rantai markov cocok digabungkan dengan model *grey* (1,1) [6]. Model *grey-Markov* (1,1) ini sangat sesuai untuk menganalisis data produksi kedelai di Nusa Tenggara Barat (NTB) yang jumlahnya terbatas, fluktuatif, dan mengalami perubahan tidak menentu setiap tahunnya, oleh karena itu, penelitian ini menggunakan model *grey-Markov* (1, 1) untuk memprediksi kedelai di NTB. Berdasarkan uraian tersebut, tujuan penelitian ini adalah untuk memperoleh hasil prediksi serta mengukur tingkat akurasi peramalan produksi kedelai di NTB pada tahun 2022 menggunakan model *grey-Markov* (1, 1).

2. Metode

Penelitian ini menggunakan data tahunan produksi kedelai di Nusa Tenggara Barat dari tahun 2022 hingga 2021 yang diperoleh dari *website* Badan Pusat Statistik (BPS) dan juga Dinas pertanian Perkebunan Provinsi Nusa Tenggara Barat. Dengan menggunakan model *grey-Markov* (1, 1).

2.1. Model Grey (1,1)

Konsep sistem *grey* pertama kali diperkenalkan oleh Julong pada tahun 1982 [4]. Model *grey* (1, 1) memiliki keunggulan dalam hal kebutuhan data yang terbatas dan komputasi yang efisien, sehingga kerap diaplikasikan dalam peramalan jangka panjang. Namun, ketika data menunjukkan fluktuasi dengan amplitudo tinggi, akurasi prediksi model ini seringkali mengalami deviasi signifikan dari nilai aktual [7]. Model *grey* (1, 1) atau GM (1, 1) merupakan model yang paling sering digunakan dalam penelitian. Notasi (1, 1) mengindikasikan bahwa model ini menerapkan proses diferensiasi orde pertama dan hanya melibatkan satu variabel penelitian [6]. Adapun tahapan peramalan menggunakan model *Grey* (1, 1) akan dirincikan sebagai berikut [8]:

Diasumsikan terlebih dahulu

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

adalah barisan non-negatif, dimana $x(0) \geq 0, k = 1, 2, \dots, n$, $X^{(1)}$ adalah barisan *AGO* (*Accumulated Generating Operation*) ditampilkan pada persamaan berikut ini:

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

dimana setiap elemennya dihitung secara rekursif melalui

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

Dan $Z^{(1)}$ adalah barisan *Mean Generating Operation (MGO)* diperoleh dari rata-rata bergerak barisan *AGO*

$$Z(1) = \{z(1)(2), z(1)(3), \dots, z(1)(n)\} \quad (4)$$

dengan,

$$z^{(1)}(k) = \frac{x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1)}{2} \quad (5)$$

dimana, $k = 2, 3, \dots, n$

Selanjutnya, setiap pasangan nilai $x^{(0)}(k)$ dan $z^{(0)}(k)$ dibentuk menjadi persamaan model grey (1,1). Persamaan diferensial grey

$$x(0)(k) + az(1)(k) = b \quad (6)$$

dimana a adalah *development coefficient* dan b adalah *input grey*. Kemudian menentukan nilai a dan b menggunakan metode kuadrat terkecil.

Asumsikan bahwa $x^{(0)}$ adalah barisan non-negatif, $x^{(1)}$ barisan *AGO* dari $x^{(0)}$, dan $z^{(1)}$ adalah barisan *MGO* dari $x^{(0)}$. Jika

$$[ab]^T = [B^T B]^{-1} [B^T Y] \quad (7)$$

dengan Y yang berisi nilai aktual dari periode kedua hingga terakhir

$$Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad (8)$$

dan matriks B yang merupakan penggabungan nilai negatif barisan *MGO* dan vektor satuan:

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

Selanjutnya nilai prediksi AGO dihitung menggunakan fungsi yang menggabungkan parameter hasil estimasi:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-ak} + \frac{b}{a}, k = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

Sedangkan residksi nilai aktual diperoleh melalui operasi nilai AGO:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k), k = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

Dengan kondisi awal $\hat{x}^{(0)}(1) = x^{(0)}(1)$ dan $k = 1, 2, 3, \dots, n$ untuk memastikan konsistensi model.

2.2. Model grey-Markov (1,1)

Model gray-Markov (1,1) atau disebut juga GMM (1,1) merupakan hasil dari kombinasi rantai Markov dalam GM (1, 1). Data asli dimodelkan menggunakan GM (1, 1), kemudian diperoleh *error relative* antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya untuk semua langkah sebelumnya. Metode ini bekerja dengan menghitung selisih antara nilai prediksi data aktual, lalu membangun matriks transisi Markov dari pola kesalahan tersebut untuk melakukan koreksi terhadap prediksi awal [9]. Langkah-langkah untuk GMM (1, 1) sebagai berikut:

1. Menyusun deret data baru berdasarkan hasil prediksi dari model grey (1, 1) yang disajikan pada persmaaan berikut:

$$\hat{x}^{(0)}(k) = \{\hat{x}^{(0)}(1), \hat{x}^{(0)}(2), \dots, \hat{x}^{(0)}(n)\} \quad (12)$$

dengan

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

2. Dalam analisis Rantai Markov, transisi *state* mngacu pada perpindahan bertahap dari $\hat{x}^{(0)}(1)$ ke $\hat{x}^{(0)}(2)$, kemudian berlanjut ke $\hat{x}^{(0)}(3)$, dan begitu seterusnya. Untuk menetapkan transisi *state* ini, langkah pertama adalah menentukan *state* yang akan dipakai dengan memperitmbangkan niai *error relative* (*er*), yaitu:

$$er(k) = \frac{x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \times 100 \quad (13)$$

Kemudian membentuk interval-*error relative* yang mempresentasikan *statenya* yaitu:

$$er(j) = [er(j-), er(j+)]$$

Dengan

$$er(j^-) = L + \frac{k-1}{r}(H-L) \quad (14)$$

$$er(j^+) = L + \frac{k}{r}(H-L) \quad (15)$$

keterangan :

- $er(j)$ = batas *state* ke-j
- $er(j^-)$ = batas bawah *state* ke-j
- $er(j^+)$ = batas atas *state* ke-j
- L = nilai *error relative* terkecil

H = nilai *error relaive* terbesar

r = jumlah *state*

- Memberikan keterangan pada setiap *state* yaitu apabila nilai peramalan model grey (1.1) melebihi data aktualnya artinya interval *error* ada pada keadaan naik, begitu pula sebaliknya. Selanjutnya, mendefinisikan *state* pada tiap titik data sesuai dengan rentang nilai yang mendefinisikan *state* yang sudah ditetapkan sebelumnya.
- Menghitung nilai probabilitas transisi *state* dengan menerapkan prinsip Markovian yang disajikan pada formualsi berikut:

$$P_{ij}(k) = P(X_k = j | X_0 = i) = \frac{n_{ij}(k)}{n_i}, i = 1, 2, \dots, n. \quad (15)$$

Peluang transisi $P_{ij}(k)$ dapat dinyatakan ke dalam bentuk matriks stokastik P sebagai berikut :

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

- Menetapkan jumlah *state* yang diperlukan dari setiap keadaan awal pada data atahunan untuk keperluan prediksi tahun yang ditentukan.
- Mengidentifikasi *state* permalan melalui seleksi transisi dengan nilai probabilitas gabungan paling dominan.
- Menghitung hasil peramalan dari model grey-Markov (1, 1) melalui persamaan matematis berikut ini:

$$\hat{x}(k) = \hat{x}^{(0)}(k) \left(1 + \frac{er(j^-) + er(j^+)}{2} \times \frac{1}{100} \right) \quad (16)$$

dengan $k = 1, 2, \dots, n$. [5].

2.3. Tingkat Akurasi Model

Perhitungan ketepatan peramalan menggunakan MAPE dapat dihitung melalui persamaan berikut ini:

$$MAPE = \frac{\frac{\sum_{k=1}^n |\varepsilon(k)|}{x^{(0)}(k)}}{n} \times 100\% \quad (17)$$

dengan

$$\varepsilon(k) = \begin{cases} x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k), & \text{untuk model grey (1,1)} \\ x^{(0)}(k) - \hat{x}(k), & \text{untuk model grey - Markov(1,1)} \end{cases}$$

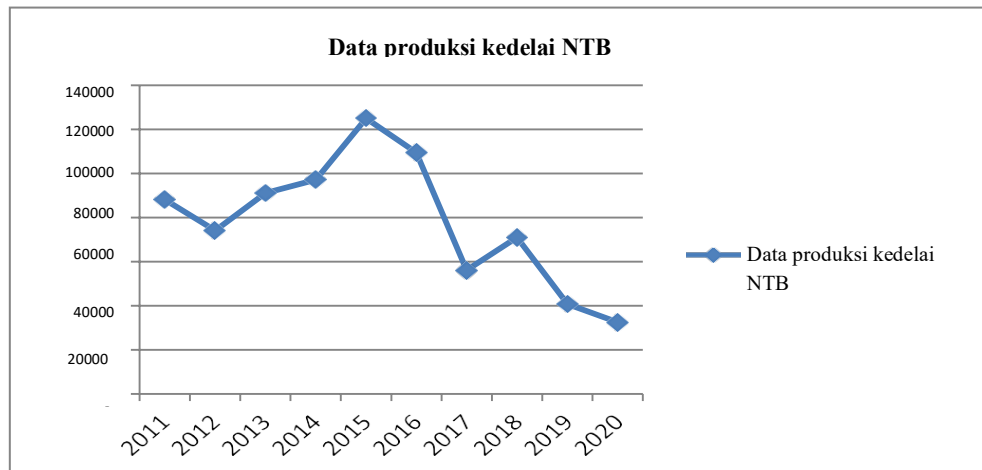
hasil pengukuran akurasi peramalan dengan metode MAPE disajikan pada **tabel 1**. [10].

Tabel 1. Akurasi grey forecasting menggunakan MAPE	
MAPE(%)	TingkatAkurasi
< 10	SangatAkurat
10 – 20	Akurat
20 – 50	KurangAkurat
> 50	TidakAkurat

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Grafik Deret Waktu

Grafik deret waktu dimanfaatkan untuk melihat apakah data menunjukkan perubahan naik turun, berikut ini disajikan grafik deret waktu produksi kedelai di Provinsi NTB selama periode 2011-2020:



Gambar 1. Data produksi kedelai provinsi Nusa Tenggara Barat periode tahun 2011-2020.

Grafik pada Gambar 1 menunjukkan bahwa produksi kedelai di Provinsi NTB mengalami fluktuasi selama periode 2011–2020. Pada tahun 2011 produksi berada di kisaran 88.000 ton, kemudian menurun pada tahun 2012 menjadi sekitar 72.000 ton. Setelah itu, produksi meningkat secara bertahap dari tahun 2013 hingga mencapai puncaknya pada tahun 2015 sebesar ±128.000 ton, yang merupakan produksi tertinggi selama periode pengamatan. Namun, setelah tahun 2015, produksi mengalami tren penurunan. Pada tahun 2016 turun menjadi sekitar 110.000 ton, dan penurunan paling tajam terjadi pada tahun 2017 hingga sekitar 55.000 ton. Meski sempat naik kembali pada 2018 (±70.000 ton), produksi kembali menurun pada 2019 (±42.000 ton) dan mencapai titik terendah pada 2020, yakni sekitar 30.000 ton. Kondisi ini menunjukkan bahwa meskipun produksi kedelai NTB sempat meningkat tajam hingga 2015, namun setelahnya menghadapi penurunan signifikan yang bisa disebabkan oleh berbagai faktor seperti perubahan iklim, alih fungsi lahan, maupun kebijakan pertanian.

3.2. Model Grey (1,1)

Proses peramalan dengan model grey (1,1) diawali dengan membentuk barisan data aktual dengan notasi $X^{(0)}$ yang ditampilkan pada **tabel 2**.

Tabel 2. Barisan data actual $X^{(0)}$

Tahun	$X^{(0)}$
2011	88100
2012	74155,77
2013	91064,64
2014	97171,52
2015	125036,1
2016	109479,4
2017	56096,8
2018	70933

Tahun	$X^{(0)}$
2019	40680
2020	32414,86

Langkah selanjutnya yaitu membentuk barisan data baru AGO yang dinotasikan dengan $X^{(1)}$.

Hasil perhitungan nilai AGO disajikan pada **tabel 3**.

Tabel 3. Barisan AGO $X^{(1)}$

K	$X^{(1)}$
1	88100
2	162255,77
3	253320,41
4	350491,93
5	475528,03
6	585007,43
7	641104,23
8	712037,23
9	752717,23
10	785132,09

Barisan data aktual dan barisan baru hasil dari proses AGO akan dipakai untuk menyusun persamaan diferensial orde pertama pada persamaan (6). Untuk menentukan nilai parameter a dan b terlebih dahulu harus menghitung barisan MGO yang dinotasikan dengan $Z^{(1)}$. Hasil perhitungan nilai MGO ditampilkan pada **tabel 4**.

Tabel 4. Barisan MGO $Z^{(1)}$

K	$Z^{(1)}$
2	125177,89
3	207788,09
4	301906,17
5	413009,98
6	530267,73
7	613055,83
8	676570,73
9	732377,23
10	768924,66

Setelah mendapatkan barisan MGO, selanjutnya dilakukan perhitungan nilai parameter a dan b menggunakan metode *last square*. Berdasarkan persamaan (8) dan (9), diperoleh matriks beserta vektor yang ditampilkan sebagai berikut:

$$Y = \begin{bmatrix} 74155,77 \\ 91064,64 \\ 97171,52 \\ 125036,1 \\ 109479,4 \\ 5609,8 \\ 70933 \\ 40680 \\ 32414,86 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} -125177,89 & 1 \\ -207788,09 & 1 \\ -301906,17 & 1 \\ -413009,98 & 1 \\ -530267,73 & 1 \\ -613055,83 & 1 \\ -676570,73 & 1 \\ -732377,23 & 1 \\ -768924,66 & 1 \end{bmatrix}$$

Nilai parameter a dan b diselesaikan berdasarkan persamaan (7) berikut :

$$\hat{a} = [a \quad b]^T$$

$$= [B^T B]^{-1} [B^T Y]$$

$$\hat{a} = \begin{bmatrix} 2562960780950,25 & -4369078,31 \\ -4369078,31 & 9 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -304335394374 \\ 697032,09 \end{bmatrix}$$

$$\hat{a} = \begin{bmatrix} 0,07702 \\ 114837,5 \end{bmatrix}$$

$$a = 0,07702 \quad b = 114837,5$$

Langkah selanjutnya yaitu menentukan nilai prediksi AGO dinotasikan dengan $\hat{X}^{(1)}$ berdasarkan persamaan (9). Hasil perhitungan nilai prediksi AGO disajikan pada **tabel 5**.

Tabel 5. Nilai prediksi AGO $\hat{X}^{(1)}$

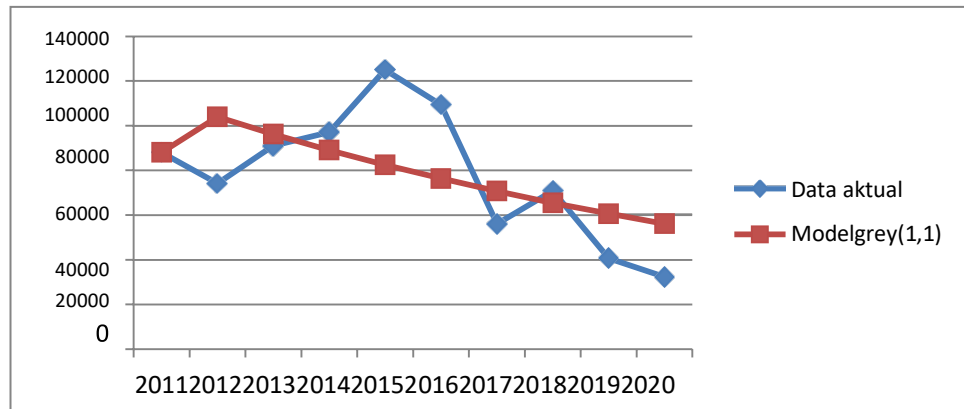
K	Tahun	$\hat{X}^{(1)}$
1	2011	88100
2	2012	192096,12
3	2013	288381,95
4	2014	377531,44
5	2015	460072,39
6	2016	536494,70
7	2017	607251,04
8	2018	672763,19
9	2019	733419,01
10	2020	789578,50
11	2021	841574,31
12	2022	889718,19

Setelah mendapatkan nilai prediksi AGO, selanjutnya dilakukan perhitungan nilai prediksi pada model grey (1, 1) berdasarkan persamaan (11), yang dinyatakan dengan notasi $\hat{X}^{(0)}$. Hasil perhitungan disajikan pada **tabel 6**.

Tabel 6. Prediksi model grey (1,1) $\hat{X}^{(0)}$

K	Tahun	$\hat{X}^{(0)}$
1	2011	88100
2	2012	103996,12
3	2013	96285,83
4	2014	89149,49
5	2015	82540,96
6	2016	76422,31
7	2017	70756,34
8	2018	65512,15
9	2019	60655,82
10	2020	56159,49
11	2021	51995,81
12	2022	48143,88

Grafik perbandingan data actual dengan data hasil peramalan menggunakan model grey (1,1) disajikan pada gambar berikut :



Gambar 2. Grafik perbandingan data actual dengan data hasil prediksi model grey(1,1)

Dengan mengamati grafik di atas terlihat bahwa garis peramalan dengan model grey (1,1) pada beberapa titik memiliki jarak yang jauh dengan titik garis data aktual. Hal ini menandakan bahwa peramalan dengan model grey (1,1) untuk data yang mengalami fluktuasi, modelnya menunjukkan akurasi prediksi yang rendah, untuk mengatasi keterbatasan ini, dilakukan pengembangan model menjadi grey-Markov (1, 1).

3.3. Model grey-Markov (1,1)

Output peramalan dari model grey-Markov (1, 1) akan membentuk rangkaian data terbaru yang dilambangkan dengan $\hat{x}$. Tahap berikutnya melibatkan penentuan jumlah *state* beserta intervalnya dengan mempertimbangkan kesalahan relatif antara data aktual dan hasil peramalan model grey-Markov (1, 1) dapat dihitung menggunakan persamaan (13). Seluruh hasil perhitungan kesalahan relatif tersebut disajikan dalam **tabel 7**.

Tabel 7. Nilai *error relative*

k	Tahun	$X^{(0)}$	$\hat{X}^{(0)}$	Er
1	2011	88100	88100	0
2	2012	74155,77	103996,12	-40,240095
3	2013	91064,64	96285,83	-5,733495
4	2014	97171,52	89149,49	8,255537
5	2015	125036,1	82540,96	33,986299
6	2016	109479,4	76422,31	30,194808
7	2017	56096,8	70756,34	-26,132575
8	2018	70933	65512,15	7,642212
9	2019	40680	60655,82	-49,104772
10	2020	32414,86	56159,49	-73,252287

Berdasarkan hasil analisis pada tabel di atas, dapat diketahui bahwa nilai error maksimum (H) adalah 33,986299 dan nilai error minimum (L) sebesar -73,252287. Dalam menentukan banyaknya *state* (r), peneliti melakukan *trial and error* dengan membagi ke beberapa *state*. Diperoleh jumlah *state* yang paling optimum dan dari semua percobaan memiliki keakuratan yang baik, dengan demikian peneliti memilih membagi menjadi 4 *state*, dimana interval dari masing masing *state* dihitung berdasarkan persamaan (14) dan (15). Adapun hasil perhitungan interval nilai *error relative* masing masing *state* ditampilkan pada **tabel 8**.

Tabel 8. Interval *state*

<i>State</i>	Batasatas	Batasbawah	Keterangan
1	-73,252287	-46,442621	Sangat naik
2	-46,442621	-19,632994	Naik
3	-19,632994	7,176653	Cukup naik
4	7,176653	33,986299	Turun

Keterangan dari masing masing *state* menunjukkan jika interval *error* ada pada keadaan naik artinya nilai peramaln dengan model grey (1,1) melebihi data aktualnya, sedangkan jika interval *error* ada pada keadaan turun artinya nilai peramalan dengan model grey (1,1) kurang ataumemiliki nilia yang lebih rendah dari data aktualnya. setelah memperoleh batas-batas setiap *state*, langkah selanjutnya adalah mendefinisikan setiap data sesuai dengan nilai *error relative* nya yang disajikan pada **tabel 9**.

Tabel 9. Klasifikasi *state*

k	Tahun	$X^{(0)}$	$\hat{X}^{(0)}$	<i>er</i>	<i>State</i>
1	2011	88100	88100	0	3
2	2012	74155,77	103996,12	-40,240095	2
3	2013	91064,64	96285,83	-5,733495	3
4	2014	97171,52	89149,49	8,255537	4
5	2015	125036,1	82540,96	33,986299	4
6	2016	109479,4	76422,31	30,194808	4
7	2017	56096,8	70756,34	-26,132575	2
8	2018	70933	65512,15	7,642212	4
9	2019	40680	60655,82	-49,104772	1
10	2020	32414,86	56159,49	-73,252287	1

Nilai *error* dari hasil prediksi model grey (1,1) dengan data aktual dan *state* dari setiap barisan data, akan digunakan untuk menghitung nilai dari prediksi model grey-Markov (1,1). Langkah selanjutnya akan dibuat matriks peluang transisi untuk mengetahui di *state* mana tahun prediksi memiliki kemungkinan terbanyak, maka terlebih dahulu dihitung nilai peluang transisi menggunakan sifat markovian berdasarkan persamaan (16). Matriks frekuensi dari perpindahan *state* ditampilkan pada matriks berikut:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 2 \end{pmatrix}$$

Dari matriks frekuensi di atas, selanjutnya dihitung nilai peluang transisi *q* langkah ketahun prediksi. Objek peramalan dalam penelitian ini mencakup data tahun 2021 dan 2022 dengan menggunakan data hsitoris tahun 2011-2020 sebagai basis model. Dalam proses ini, diperlukan sembilan variasi transisi untuk menghubungkan setiap tahun dasar ke *state* tahun peramalan. Berikut matriks probabilitas transisi *q*-langkah yang terbentuk:

$$P^{(1)} = \begin{bmatrix} 0,5 & 0 & 0,5 & 0 \\ 0 & 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0,25 & 0,25 & 0 & 0,5 \end{bmatrix} \quad P^{(2)} = P^{(1)} \cdot P^{(1)} = \begin{bmatrix} 0,25 & 0,00 & 0,25 & 0,50 \\ 0,13 & 0,38 & 0,00 & 0,50 \\ 0,25 & 0,25 & 0,00 & 0,50 \\ 0,25 & 0,25 & 0,13 & 0,38 \end{bmatrix}$$

$$P^{(4)} = \begin{bmatrix} 0,25 & 0,19 & 0,13 & 0,44 \\ 0,20 & 0,27 & 0,09 & 0,44 \\ 0,22 & 0,22 & 0,13 & 0,44 \\ 0,22 & 0,22 & 0,11 & 0,45 \end{bmatrix} \quad P^{(5)} = \begin{bmatrix} 0,23 & 0,20 & 0,13 & 0,44 \\ 0,21 & 0,24 & 0,10 & 0,45 \\ 0,22 & 0,22 & 0,11 & 0,45 \\ 0,22 & 0,22 & 0,11 & 0,45 \end{bmatrix}$$

$$P^{(9)} = \begin{bmatrix} 0,22 & 0,22 & 0,11 & 0,44 \\ 0,22 & 0,22 & 0,11 & 0,44 \\ 0,22 & 0,22 & 0,11 & 0,44 \\ 0,22 & 0,22 & 0,11 & 0,44 \end{bmatrix} \quad P^{(10)} = \begin{bmatrix} 0,22 & 0,22 & 0,11 & 0,44 \\ 0,22 & 0,22 & 0,11 & 0,44 \\ 0,22 & 0,22 & 0,11 & 0,44 \\ 0,22 & 0,22 & 0,11 & 0,44 \end{bmatrix}$$

Hasil perkalian matriks menunjukkan bahwa probabilitas transisi mengalami perubahan dari langkah 1 (tahun 2011) hingga langkah 9 (tahun 2020) yang ditunjukkan oleh $P^{(9)}$. Namun, mulai tahun 2021 (langkah 10) dan seterusnya, nilai matriks transisi tetap identik dengan $P^{(9)}$. Hal ini mengindikasikan bahwa sistem telah mencapai kestabilan (*steady state*) sejak tahun 2020.

Hasil peramalan menggunakan model grey-Markov (1,1) untuk tahun 2011-2020 dihitung dengan mengamati nilai *error* dari model grey (1,1) dan *state* di setiap data yang ditampilkan pada **tabel 9**. Hasil peramalan model grey (1, 1) untuk tahun 2020 menunjukkan klasifikasi dalam *state* pertama, maka *state* berikutnya untuk tahun prediksi ditentukan berdasarkan garis vector (1,0,0,0) dan matriks probabilitas transisi q-langkahnya. Kemungkinan terbesar untuk *state* selanjutnya dilihat dari nilai peluang terbesar dari baris 1 matriks peluang transisi q langkahnya. Dengan demikian, peramalan nilai *error* untuk 2021 dan 2022 ada pada keadaan 4 dengan interval nilai *error* [7.1766543 , 33.986299]. Maka dapat dihitung hasil peramalan dari model grey-Markov (1,1) berdasarkan persamaan (17). Hasil peramalan dengan model grey-Markov disajikan pada **tabel 10**.

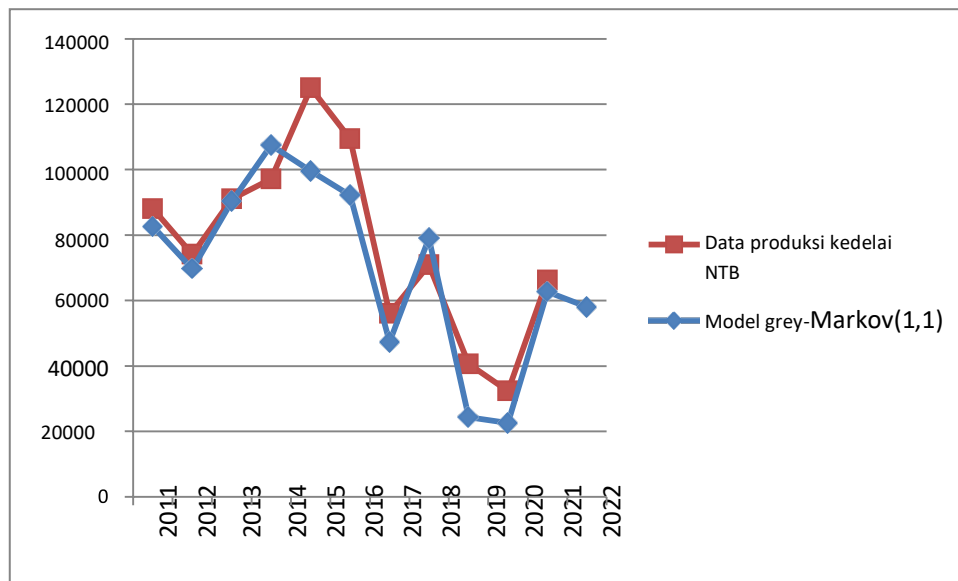
Tabel 10. Hasil Prediksi Model Grey-Markov (1,1) $\hat{X}$

K	Tahun	$\hat{X}$
1	2011	82612,982
2	2012	69638,073
3	2013	90288,981
4	2014	107497,771
5	2015	99529,104
6	2016	92151,145
7	2017	47379,989
8	2018	78995,517
9	2019	24354,851
10	2020	22549,458
11	2021	62697,315
12	2022	58052,605

Pada data asli produksi kedelai tahun 2021 yang diperoleh dari Dinas Pertanian menunjukan jumlah produksi sebesar 66273,8 kuintal, sedangkan pada data hasil prediksi model grey-Markov (1,1) yang ditampilkan pada **tabel 10** menunjukkan hasil produksi pada tahun 2021 sebesar 62697,315. Hal ini menunjukkan hasil prediksi dari model grey-Markov (1,1) menunjukkan hasil yang tidak jauh beda dengan data aktual. Oleh karena itu, model grey-Markov (1,1) dapat dilanjutkan untuk memprediksi tahun 2022. Selain melakukan pengujian pada tahun 2021, digunakan juga nilai MAPE untuk menunjukkan keakuratan modelnya. Hasil prediksi produksi kedelai untuk tahun 2022 sebesar 58052,605 kuintal, hal ini menandakan prediksi produksi kedelai pada tahun 2022 menurun bila dibandingkan dengan produksi tahun

2021.

Tingkat presisi model grey-Markov (1, 1) dapat diamati melalui grafik perbandingan hasil peramalan dengan data aktual berikut:



Gambar 3. Grafik perbandingan antara model grey-Markov (1,1) dan data aktual.

Gambar 3 menunjukkan bahwa hasil peramalan dengan model grey-Markov (1,1) cenderung mengikuti pola data aktual produksi kedelai di NTB. Hal ini terlihat dari garis prediksi yang relatif mendekati garis data aktual, meskipun terdapat perbedaan pada beberapa titik. Secara umum, model grey-Markov (1,1) mampu menangkap tren fluktuasi, baik ketika produksi meningkat (2012–2015) maupun saat mengalami penurunan tajam (2016–2019). Hasil peramalan dengan model grey-Markov (1,1) menunjukkan bahwa produksi kedelai NTB diperkirakan akan tetap mengalami fluktuasi dengan kecenderungan penurunan setelah periode puncak tahun 2015. Hal ini mengindikasikan adanya potensi berkurangnya ketersediaan kedelai lokal di masa depan apabila tidak ada intervensi kebijakan, misalnya melalui perluasan lahan tanam, perbaikan teknologi budidaya, serta perlindungan terhadap alih fungsi lahan. Selain itu, hasil ini juga memberikan gambaran bagi pengambil kebijakan bahwa ketergantungan pada impor bisa semakin meningkat apabila produksi dalam negeri, khususnya di NTB sebagai salah satu sentra kedelai, tidak segera diperkuat. Dengan demikian, hasil penelitian ini tidak hanya memvalidasi ketepatan model grey-Markov (1,1), tetapi juga memberikan dasar perencanaan strategi peningkatan produksi kedelai di NTB.

4. Kesimpulan

Penelitian tentang peramalan kedelai NTB menggunakan model grey-Markov (1, 1) dimana tahun peramalan berada pada state 4 dengan interval $[7.1766543, 33.986299]$. pada tahun 2021, model ini memprediksi nilai produksi sebesar 62697,315 kuintal, yang tidak jauh berbeda dari data aktual yang tercatat di BPS. Hasil ini memnuktikan keandalan model grey-Markov (1, 1), sehingga dapat diaplikasikan untuk meramalkan hasil produksi kedelai di tahun 2022 yang menghasilkan nilai sebesar 58052,605 kuintal.

Uji tingkat akurasi model menggunakan nilai MAPE menunjukkan nilai sebesar 15,75% yang artinya hasil peramalan akurat. Hasil prediksi produksi kedelai tahun 2022 ini dapat

digunakan sebagai acuan oleh pemerintah untuk mengambil langkah yang tepat di masa depan untuk mencapai swasembada kedelai.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Astawan, *Sehat Bersama Aneka Sehat Pangan Alami*. Solo: Tiga Serangkai, 2004.
- [2] FAO, "Fao Statistical Year book 2013," *Crop Production Statistics, Food and Agriculture Organization : Rome*, vol. 1, 2013.
- [3] R. Rustiana and A. Suriadi, "Peningkatan Produksi Kedelai Melalui Pengembangan Tumpang sari Pada Berbagai Agroekosistem di NTB," NTB, 2020.
- [4] D. Julong, "Control Problems of Grey System," *System and Control Letters*, vol. 1, no. 5, 1982. [https://doi.org/10.1016/S0167-6911\(82\)80025-X](https://doi.org/10.1016/S0167-6911(82)80025-X)
- [5] S. W. S. Latipah, "Peramalan Pendapatan Asli Daerah Provinsi Kalimantan Timur Menggunakan Model Grey-Markov (1,1)," *Jambura Journal of Mathematics*, vol. 1, Jul. 2019, <http://dx.doi.org/10.34312%2Fjjom.v1i2.2347>.
- [6] A. Ahdika, "Model Grey (1,1) dan Grey-Markov pada Peramalan Realisasi Penerimaan Negara," *Jurnal Fourier*, vol. 7, no. 1, pp. 1–12, Apr. 2018, 10.14421/fourier.2018.71.1-12.
- [7] X. Che, "Application of Improved Grey Model in Medium and Long Term Load Forecasting," in *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, Institute of Physics Publishing, Mar. 2018. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/128/1/012010>.
- [8] S. Liu and J. Yi-Lin Forrest, "Introduction 1.1 Scientific Background for the Appearance of Grey Systems Theory," Jan. 2006. <https://www.researchgate.net/publication/270902483>
- [9] A. Kazemi, M. Modarres, and Mr. Mehregan, "Energy Demand Forecast of Iran's Industrial Sector Using Markov Chain Grey Model," 2013.
- [10] I. Sungkawa and R. T. Megasari, "Penerapan Ukuran Ketepatan Nilai Ramalan Data Deret Waktu Dalam Seleksi Model Peramalan Volume Penjualan Pt Satriamandiri Citramulia," 2011.