

PERAMALAN PRODUKSI KEDELAI DI PROVINSI NUSA TENGGARA BARAT MENGUNAKAN MODEL GREY-MARKOV (1,1)

Ananda Rizantia Nurmaulia¹⁾

Lisa Harsyiah²⁾

Nur Asmita Purnamasari³⁾

^{1,2,3)}Prodi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Mataram, Jalan Majapahit No.62, Kota Mataram, Lombok, Nusa Tenggara Barat, 83125, Indonesia.

e-mail: lisa_harsyiah@unram.ac.id

ABSTRACT

The rise in soy imports is due to the inequitable production of domestic soybeans. This suggests that it has not yet achieved self-sufficiency of national soy, much of the soybean yield that is now in other commodities. The condition is the one in West Nusa Tenggara, which is the location of the national soybean plant. To know the conditions of future soy productions, so one way that can be done is to predict future productions of soybeans. This work has a purpose to predict the production of soybeans in province West Nusa Tenggara using the grey-Markov model (1,1). It requires only a small amount of data in its forecasting, according to limited research data conditions. The data used in this study is the production of soy province West Nusa Tenggara. The findings suggest that in 2022 soybeans production in province West Nusa Tenggara will be reduced and predictions show a good degree of accuracy that is based on 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 seimbangannya 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, maka salah satu cara yang dapat dilakukan adalah meramalkan produksi kedelai di masa mendatang. 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 MAPE sebesar 15,75%.

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

Kedelai adalah salah satu tanaman polong-polongan yang menjadi bahan dasar banyak makanan. Kedelai utuh mengandung 35-40 % protein paling tinggi dari segala jenis kacang-kacangan (Astawan, 2004). Hal ini menyebabkan permintaan akan kedelai meningkat. Akan tetapi produksi kedelai di dalam negeri hanya mampu memenuhi sekitar 65,61% konsumsi domestik (FAO, 2013). Sehingga menyebabkan ketidakseimbangan produksi dan konsumsi kedelai nasional. Penurunan produksi kedelai untuk beberapa tahun terakhir ini menandakan bahwa komoditas kedelai

sudah kurang diminati oleh petani. Kondisi ini telah terjadi di kabupaten Lombok Tengah dan beberapa wilayah lain di Nusa Tenggara Barat (NTB) (Ria dan Ahmad, 2020). Hal ini dapat berakibat pada target pemerintah dalam meningkatkan produksi kedelai. Oleh karena itu perlu dilakukan penelitian peramalan produksi kedelai di NTB agar pemerintah dapat mengambil langkah yang tepat 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 (Julong, 1982). *Grey Theory* merupakan sebuah teori yang hanya membutuhkan minimum empat data untuk menghasilkan sebuah model peramalan yang valid. Jika dalam suatu data terdapat kekurangan informasi, seperti struktur data, jumlah data yang terbatas, serta mekanisme operasi, maka sistem tersebut termasuk kedalam sistem grey (Julong, 1982). Grey (1,1) adalah model peramalan yang menggunakan persamaan diferensial orde satu dengan satu variabel penelitian (Latipah *et al.*, 2019). Pada perkembangannya, model grey (1,1) dimodifikasi dengan analisis rantai markov dan disebut dengan model grey-Markov (1,1). Model grey-Markov (1,1) ini menggunakan konsep transisi keadaan dimana perubahan keadaan dari waktu ke waktu pada suatu data bersifat tidak pasti, sifat ketidakpastian inilah yang mendukung disertakannya analisis rantai Markov pada model grey (1,1) (Ahdika, 2018). Model grey-Markov (1,1) ini sesuai dengan kondisi data produksi kedelai di NTB yang terbatas, dari tahun ke tahun mengalami perubahan yang tidak pasti, dan berfluktuasi. Oleh karena itu dalam penelitian peramalan produksi kedelai di NTB ini digunakan model grey-Markov (1,1).

Berdasarkan uraian diatas, penelitian ini bertujuan untuk memperoleh hasil dan akurasi peramalan produksi kedelai di Provinsi Nusa Tenggara Barat pada tahun 2022 menggunakan grey-Markov (1,1).

METODE

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data tahunan produksi kedelai di Nusa Tenggara Barat dari tahun 2011 hingga 2021. Data diperoleh dari *website* Badan Pusat Statistik (BPS) dan juga Dinas Pertanian dan Perkebunan Provinsi Nusa Tenggara Barat. Teknik analisis data menggunakan model grey-Markov (1,1).

Model Grey (1,1)

Teori sistem grey pertama kali diperkenalkan oleh Julong pada tahun 1982 (Julong, 1982). Model grey (1,1) hanya membutuhkan sedikit data dan sedikit perhitungan dalam pengaplikasiannya, karena itu model ini banyak digunakan dalam meramalkan untuk jangka panjang. Namun, ketika grafik data mengalami fluktuasi data yang cukup besar maka hasil prediksi model grey (1,1) sering menyimpang dari data aktual (Che, 2018). Model grey (1,1) atau GM (1,1) adalah model yang paling banyak digunakan dalam penelitian. Maksud dari (1,1) disini adalah proses deferensiasi yang digunakan hanya satu kali serta variabel penelitian yang digunakan hanya satu (Ahdika, 2018). Adapun langkah-langkah peramalan menggunakan model Grey (1,1) sebagai berikut (Liu dan Lin, 2006).

Pertama, Asumsikan bahwa

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

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 :

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

dengan

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

dan $Z^{(1)}$ adalah barisan *Mean Generating Operation (MGO)* diberikan oleh persamaan sebagai berikut :

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

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 $z^{(1)}(k)$ 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

$$\hat{\mathbf{a}} = [a \quad b]^T = [\mathbf{B}^T \mathbf{B}]^{-1} [\mathbf{B}^T \mathbf{Y}] \quad (7)$$

dengan

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

Selanjutnya menghitung nilai prediksi AGO dengan

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right) e^{-ak} + \frac{b}{a}, k = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

dan nilai prediksi dari GM (1,1) diberikan oleh

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k), k = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

dengan

$$\hat{x}^{(0)}(1) = x^{(0)}(1) \text{ dan } k = 1, 2, 3, \dots, n.$$

Model grey-Markov (1,1)

Rantai Markov dikombinasikan untuk meningkatkan hasil prediksi yang akurat dalam GM (1,1). Model ini disebut grey-Markov (1,1) atau GMM (1,1). Data asli dimodelkan menggunakan GM (1,1), kemudian diperoleh *error relative* antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya untuk semua langkah langkah sebelumnya. Ide dari GMM (1,1) adalah untuk membangun transisi dari *error relative* dengan menggunakan matriks transisi Markov, maka kemungkinan nilai prediksi dapat dibentuk dari matriks (Kazemi *et al.*, 2014). Langkah-langkah untuk GMM (1,1) sebagai berikut :

1. Membentuk barisan data baru yang terdiri dari nilai prediksi model grey (1,1) yang ditampilkan pada persamaan berikut

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

dengan

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

2. Transisi *state* yang dimaksudkan pada analisis Rantai Markov adalah perubahan *state* dari $\hat{x}^{(0)}(1)$ ke $\hat{x}^{(0)}(2)$, kemudian dari $\hat{x}^{(0)}(2)$ ke $\hat{x}^{(0)}(3)$ dan seterusnya. Untuk menentukan transisi *state* tersebut, terlebih dahulu definisikan *state* yang akan digunakan berdasarkan nilai *error relative* (*er*), yaitu :

$$er(k) = \frac{x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \times 100 \quad (12)$$

selanjutnya membuat interval-interval *error relative* yang menyatakan *statenya* yaitu:

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

dengan

$$er(j^-) = L + \frac{k-1}{r} (H - L) \quad (13)$$

dan

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

keterangan:

$er(j)$	= batas <i>state</i> ke- j
$er(j^-)$	= batas bawah <i>state</i> ke- j
$er(j^+)$	= batas atas <i>state</i> ke- j
L	= nilai <i>error relative</i> terkecil
H	= nilai <i>error relative</i> terbesar
r	= jumlah <i>state</i>

3. Memberikan keterangan pada setiap *state* yaitu apabila nilai prediksi model grey (1.1) melebihi data aktualnya artinya interval *error* ada pada keadaan naik, begitupula sebaliknya. Selanjutnya, mendefinisikan *state* dari setiap data berdasarkan batas interval *state* yang telah ditentukan.
4. Menentukan nilai peluang transisinya dengan menggunakan sifat Markovian yang ditampilkan pada persamaan 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:

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

5. Menentukan berapa kali transisi yang diperlukan untuk setiap keadaan awal pada setiap tahun data yang digunakan untuk memprediksi data pada tahun yang diinginkan.
6. Memilih perpindahan *state* yang memiliki nilai jumlahan peluang terbesar untuk menentukan pada *state* mana tahun prediksi memiliki kemungkinan terbanyak.
7. Menghitung nilai prediksi dari model grey-Markov (1,1) dengan menggunakan persamaan 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 $k = 1, 2, \dots, n$.
(Latipah, 2019).

Tingkat Akurasi Model

Perhitungan akurasi menggunakan MAPE ditunjukkan pada persamaan berikut :

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

dengan

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

Tingkat akurasi peramalan menggunakan MAPE ditampilkan pada **tabel 1**.

Tabel 1. Akurasi grey forecasting menggunakan MAPE

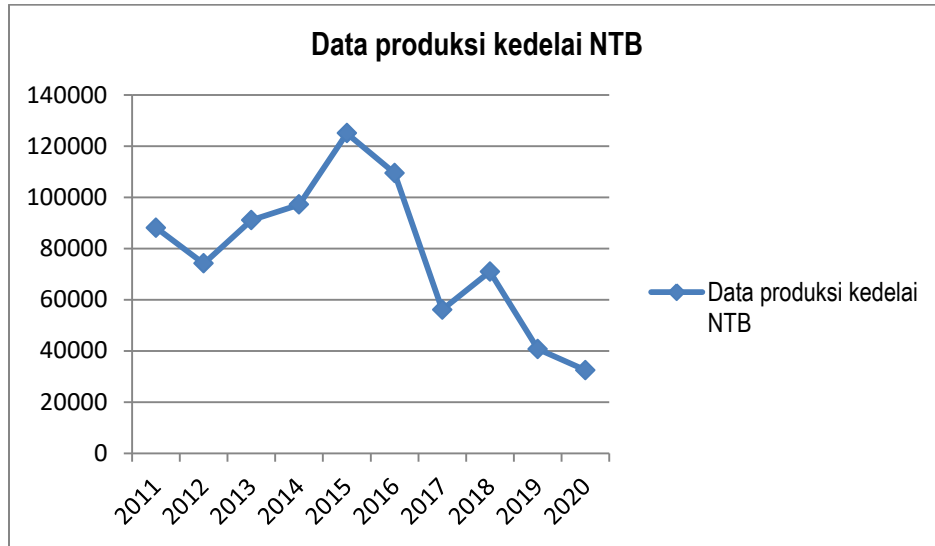
MAPE(%)	Tingkat Akurasi
< 10	Sangat Akurat
10 – 20	Akurat
20 – 50	Kurang Akurat
> 50	Tidak Akurat

(Sungkawa dan Megasari, 2011).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Grafik Runtun Waktu

Grafik runtun waktu digunakan untuk melihat data mengalami fluktuasi atau tidak. Berikut grafik runtun waktu dari data produksi kedelai provinsi NTB periode tahun 2011-2020 :



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

Grafik pada gambar 1 menunjukkan bahwa data produksi kedelai provinsi NTB cukup mengalami fluktuasi yaitu pada tahun 2012-2015 terjadi peningkatan kemudian mengalami penurunan kembali pada tahun 2016.

Model Grey (1,1)

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

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

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
2019	40680
2020	32414,86

Langkah selanjutnya yaitu membentuk barisan data baru AGO yang dinotasikan dengan $X^{(1)}$. Hasil perhitungan nilai AGO ditampilkan 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 AGO akan digunakan untuk membangun persamaan diferensial orde 1 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 menghitung nilai parameter a dan b dengan metode kuadrat terkecil. Berdasarkan persamaan (8) didapatkan matriks dengan vektor sebagai berikut :

$$Y = \begin{bmatrix} 74155,77 \\ 91064,64 \\ 97171,52 \\ 125036,1 \\ 109479,4 \\ 56096,8 \\ 70933 \\ 40680 \\ 32414,86 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} -125177,89 & 1 \\ -207788,09 & 1 \\ -301906,17 & 1 \\ -413009,98 & 1 \\ -530267,73 & 1 \\ -613055,83 & 1 \\ -676570,73 & 1 \\ -732377,23 & 1 \\ -768924,66 & 1 \end{bmatrix}$$

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

$$\hat{a} = [a \ b]^T = [B^T B]^{-1} [B^T Y]$$

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

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

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

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

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

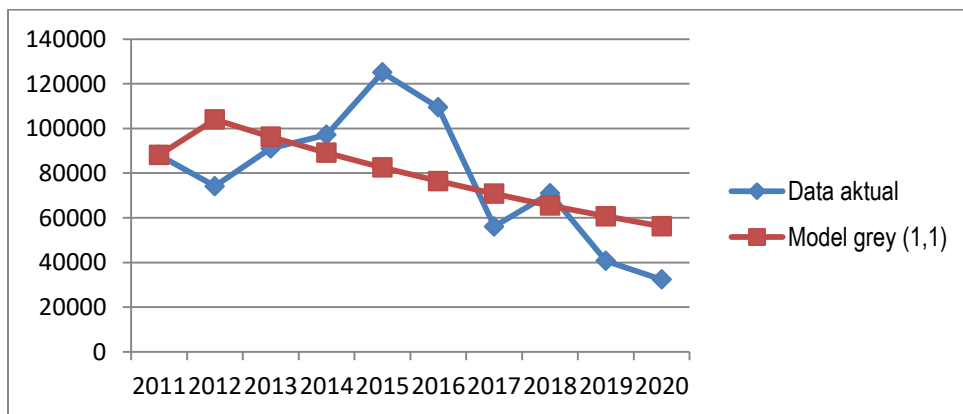
K	Tahun	$\hat{X}^{(1)}$
1	2011	88100
2	2012	192096,12
3	2013	288381,95
4	2014	377531,44
5	2015	460072,39
6	2016	536494,70
7	2017	607251,04
8	2018	672763,19
9	2019	733419,01
10	2020	789578,50
11	2021	841574,31
12	2022	889718,19

Setelah mendapatkan nilai prediksi AGO, selanjutnya menghitung nilai prediksi model grey (1,1) berdasarkan persamaan (10) yang dinotasikan dengan $\hat{X}^{(0)}$. Hasil perhitungan nilai prediksi model grey (1,1) ditampilkan 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 aktual dengan data hasil prediksi model grey (1,1) ditampilkan pada gambar berikut :



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

Dengan mengamati grafik di atas terlihat bahwa garis prediksi model grey (1,1) pada beberapa titik memiliki jarak yang jauh dengan titik garis data aktual. Hal ini menandakan bahwa prediksi model grey (1,1) untuk data yang berfluktuasi menghasilkan peramalan yang kurang baik. Oleh karena itu, model ini dilanjutkan ke tahap peramalan model grey-Markov (1,1).

Model grey-Markov (1,1)

Hasil peramalan dari model grey-Markov (1,1) akan menghasilkan barisan data baru yang dinotasikan dengan \hat{X} . Langkah selanjutnya, akan ditentukan jumlah *state* dan interval dari setiap *state* tersebut berdasarkan nilai *error relative* (*er*). Nilai *error relative* dari barisan data aktual dengan barisan data prediksi model grey (1,1) diperoleh dengan persamaan (12). Hasil dari seluruh perhitungan *error relative* ditampilkan pada **tabel 7** berikut.

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

Dari tabel di atas diperoleh informasi 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 (13) dan (14). Adapun hasil perhitungan interval nilai *error relative* masing masing *state* ditampilkan pada **tabel 8**.

Tabel 8. Interval *state*

State	Batas atas	Batas bawah	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 prediksi model grey (1,1) melebihi data aktualnya, sedangkan jika interval *error* ada pada keadaan turun artinya nilai prediksi model grey (1,1) kurang atau lebih kecil dari data aktualnya. Setelah mengetahui interval dari setiap *state*, langkah selanjutnya adalah mendefinisikan setiap data berdasarkan nilai *error relative* nya yang ditampilkan pada **tabel 9**.

Tabel 9. Klasifikasi *state*

k	Tahun	$X^{(0)}$	$\hat{X}^{(0)}$	er	State
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 (15). 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 ke tahun prediksi. Data yang akan di prediksi adalah data tahun 2021 dan 2022, karena data asli yang digunakan dalam model adalah data dari tahun 2011 sampai dengan 2020 maka terdapat 9 jenis transisi yang diperlukan oleh masing masing tahun untuk berpindah ke *state* tahun prediksi. Berikut matriks peluang transisi q langkah yang dihasilkan :

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

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

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

Berdasarkan perkalian matriks di atas menunjukkan bahwa matriks peluang transisi pada langkah 1 (pada tahun 2011) menuju langkah 9 (pada tahun 2020) atau $P^{(9)}$ nilai peluangnya berbeda, namun pada langkah ke 10 dan seterusnya nilai matriks peluang transisi sama dengan $P^{(9)}$. Oleh karena itu, pada tahun 2020 hingga tahun berikutnya peluang transisinya sama atau dapat dikatakan *steady state*.

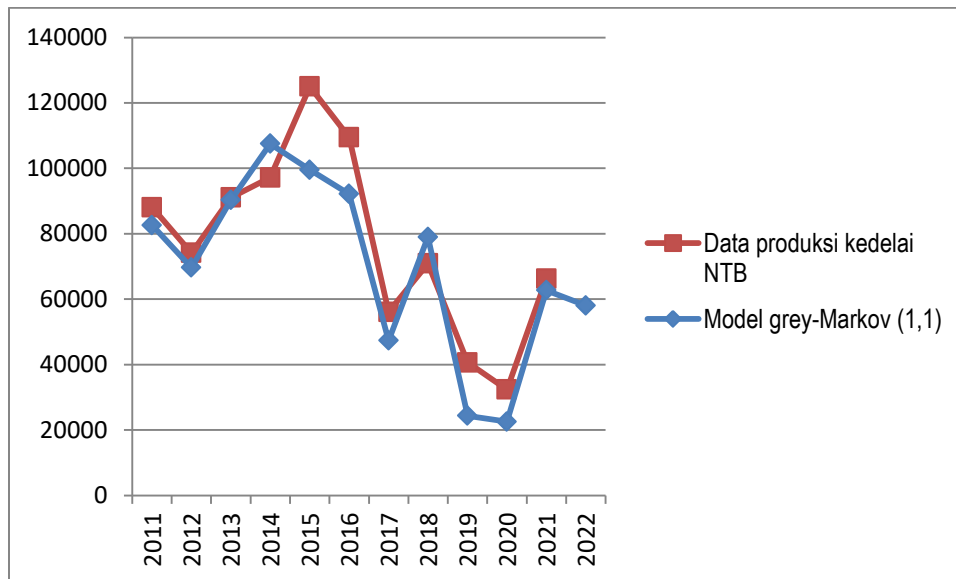
Hasil prediksi model grey-Markov (1,1) untuk tahun 2011-2020 dihitung dengan mengamati nilai *error* dari model grey (1,1) dan *state* di setiap data yang ditampilkan pada **tabel 9**. Nilai prediksi model grey (1,1) pada tahun 2020 berada di *state* 1, maka *state* berikutnya untuk tahun prediksi ditentukan berdasarkan garis vektor (1, 0, 0, 0) dan matriks peluang transisi q langkahnya. Kemungkinan terbesar untuk *state* selanjutnya dilihat dari nilai peluang terbesar dari baris 1 matriks peluang transisi q langkahnya. Dengan demikian, prediksi nilai *error* untuk 2021 dan 2022 ada pada keadaan 4 dengan interval nilai *error* [7.1766543 , 33.986299]. Maka dapat dihitung hasil prediksi model grey-Markov (1,1) berdasarkan persamaan (16). Hasil prediksi model grey-Markov ditampilkan 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 menunjukkan 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.

Berdasarkan hasil peramalan dengan menggunakan model grey-Markov (1,1), dapat dibuat perbandingan grafik antara hasil peramalan dengan data aktual. Grafik perbandingan pola data ditunjukkan pada gambar berikut :



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

Gambar diatas menunjukkan bahwa hasil peramalan menggunakan model grey-Markov (1,1) cenderung mengikuti pola data aktualnya dan juga terlihat bahwa garis prediksi model grey-Markov (1,1) pada beberapa titik memiliki jarak yang tidak jauh dengan titik garis data aktual.

Tingkat Akurasi Model

Metode dalam menentukan tingkat akurasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Hasil uji akurasi prediksi model grey-Markov (1,1) ditampilkan pada tabel berikut ini :

Tabel 5.10. Nilai MAPE.

Model	MAPE (Persen)	Keterangan
grey-Markov (1,1)	15,75	Akurat

Pada tabel di atas menunjukkan bahwa nilai uji MAPE untuk model grey-Markov (1,1) kurang dari 20% yang artinya hasil dari prediksi model grey-Markov (1,1) akurat. Sehingga model grey-Markov (1,1) ini cocok digunakan untuk meramalkan data yang berfluktuatif seperti data produksi kedelai NTB.

KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian mengenai prediksi produksi kedelai NTB menggunakan model grey-Markov (1,1) dimana tahun prediksi berada pada *state 4* dengan interval [7.1766543 , 33.986299] maka hasil prediksi model grey-Markov (1,1) pada tahun 2021 menunjukkan nilai sebesar 62697,315 kuintal, hasil ini menunjukkan nilai yang tidak terlalu jauh dengan data asli yang tersedia di BPS.

Oleh karena itu model ini dapat digunakan 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.

REFERENSI

- Ahdika, A., 2018, Model Grey(1,1) dan Grey-Markov (1,1) pada Peramalan Realisasi Penerimaan Negara, *Jurnal Fourier* 7(1) : 1-12.
- Astawan, 2004, *Sehat Bersama Aneka Sehat Pangan Alami*. Tiga Serangkai. Solo
- Che, X., 2018, Application of Improved Grey Model in Medium and Long Term Load Forecasting, *IOP Conference Series : Earth and Environmental Science* 12(10) : 128.
- FAO, 2013, Fao Statistical Yearbook 2013, In *Crop Production Statistics, Food and Agriculture Organization: Rome*, Vol. 1.
- Julong, D, 1982, Control Problems of Grey System, *System and Control Letters* 1(5) : 288-294.
- Kazemi, A., Modarres, M., Mahregan, M., 2013, Energy Demand Forecast of Iran's Industrial Sector Using Markov Chain Grey Model, *The International of Humanities* 20(1) : 1-12.
- Latipah, Wahyuningsih, S., dan Syaripuddin, 2019, Peramalan Pendapatan Asli Daerah Provinsi Kalimantan Timur Menggunakan Model Grey Markov (1,1), *Jambura Journal Of Mathematics* 1(2): 89-103.
- Liu, S., dan Lin Y., 2006, *Grey Information : Theory and Practical Applications*, London : Springer Science & Business Media.
- Ria, R., dan Ahmad, S., 2020, Peningkatan Produksi Kedelai Melalui Pengembangan Tumpangsari Pada Berbagai Agroekosistem di NTB, Balitbangtan BPTP NTB.
- Sungkawa, I., dan Megasari, R.T., 2011, Penerapan Ukuran Ketepatan Nilai Ramalan Data Deret Waktu dalam Seleksi Model Peramalan Volume Penjualan PT. Satriamandiri Citramulia, *ComTech* 2(2) : 636-645.

