

Penerapan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Pada Peramalan Produksi Kedelai di Sumatera Utara

Rita Herawaty Br Bangun*

Fungsional Statistisi Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Sumatera Utara

*Email: rbangun62@gmail.com

Abstrak

Kajian ini bertujuan untuk meramalkan produksi kedelai di Sumatera Utara tahun 2016-2019. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Data deret waktu (*time series*) yang digunakan pada kajian ini adalah data produksi kedelai Provinsi Sumatera Utara tahun 2005-2015. Penggunaan model ARIMA dalam peramalan produksi kedelai Sumatera Utara menggunakan tiga tahapan analisis yaitu, pertama adalah identifikasi struktur model; kedua, estimasi dan kalibrasi model, dan terakhir adalah pengujian dan validasi model. Perangkat lunak yang digunakan sebagai alat bantu analisis model ARIMA ini adalah Minitab 18. Hasil kajian menunjukkan bahwa model yang terbaik digunakan untuk peramalan produksi kedelai adalah model (0,1,1). Penerapan model arima pada produksi kedelai Sumatera Utara untuk 4 tahun berikutnya mengalami penurunan.

Kata kunci : ARIMA; deret waktu; kedelai; ramalan

Abstract

The study aims to forecast of soybean production in Province of Sumatera Utara about 2016-2019. Method of ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) used to forecast of soybean production. Time series data were used on this study obtained from soybean production data in Province of Sumatera Utara about 2005-2015. This method consist three steps, firstly, model structure identification; second, model estimation and calibration; the last, model testing and validation, respectively. ARIMA model analyzed by Minitab 18 software as a tool. The result of study shows that the best of model used for forecasting soybean production is ARIMA model (0,1,1). Application of the ARIMA model for forecasting four years later soybean production in Sumatera Utara will be decrease.

Keywords: ARIMA; time series; soybean; forecasting.

PENDAHULUAN

Salah satu teknik peramalan yang saat ini berkembang adalah dengan menggunakan *time series analysis* (analisis deret waktu). Deret waktu didefinisikan sebagai serangkaian nilai-nilai variabel yang disusun berdasarkan waktu. Lebih lanjut, analisis deret waktu didefinisikan sebagai pola pergerakan nilai-nilai variabel tersebut pada suatu interval waktu (minggu, bulan, atau tahun) yang teratur (Mehrmolaei dan Keyvanpour, 2016). Sena dan Nagwani (2015) mendefinisikan analisis deret

waktu sebagai analisis ramalan nilai masa depan berdasarkan nilai variabel dependen waktu yang telah diobservasi sebelumnya. *Autoregressive integrated moving average* (ARIMA) merupakan salah satu teknik analisis deret waktu yang banyak digunakan untuk peramalan data masa depan. Model ARIMA secara penuh mengabaikan independen variabel dalam membuat peramalan. ARIMA menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat. ARIMA cocok jika observasi dari deret

waktu secara statistik berhubungan satu sama lain (*dependent*). ARIMA juga dapat dikombinasikan dengan menggunakan *artificial neural network* untuk mendapatkan hasil yang lebih komprehensif dan validitasnya lebih baik (Hirata et al., 2015).

Beberapa peneliti menggunakan model ARIMA untuk meramalkan kondisi masa depan seperti yang dilakukan oleh Sena dan Nagwani (2015) yang melakukan analisis deret waktu dengan menggunakan model ARIMA untuk meramal pendapatan perkapita sebagai alat untuk pengambilan kebijakan dan perencanaan masa depan sebuah negara. Kharista et al., (2015) juga menggunakan model ARIMA untuk memprediksi jumlah wisatawan asing yang berkunjung ke Indonesia. Penerapan ARIMA dalam bidang pertanian telah banyak dilakukan dalam rangka untuk memprediksi hasil produksi komoditas pertanian seperti yang telah dilakukan oleh Xingmei, et al., (2015) dalam meramal hasil produksi padi di Provinsi Jilin China. Haiyan dan Tao, (2015) melakukan analisis dengan menggunakan model ARIMA untuk mendesain dan mengimplementasikan produksi pertanian sebagai dasar dalam rangka memaksimalkan informasi pasar.

Kedelai sebagai salah satu komoditas penting di Indonesia bahkan di dunia telah banyak dijadikan objek penelitian yang bertujuan untuk melihat perkembangan produksi, mengingat sebagian besar kedelai dijadikan sebagai bahan pangan. Sebelumnya, Muslim (2014) melakukan peramalan harga paritas kedelai (*Glicine max*) dengan membandingkan metode ARMA

(*autoregressive-moving average*) dan ANSIF (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*) dengan menyimpulkan bahwa kedua metode tersebut dapat dijadikan dasar yang kuat dalam peramalan harga kedelai. Komalasari (2008) juga melakukan peramalan harga kedelai dari segi permintaan dan penawaran dengan menggunakan deret waktu *winters multiplikatif* dengan hasil penelitian yang mengindikasikan adanya defisit kedelai pada tahun 2009 dan 2010. Komalasari (2008) dan Muslim (2014) belum melakukan ramalan produksi kedelai, tetapi hanya melakukan penelitian mengenai harga kedelai yang berpengaruh terhadap produksi dan konsumsi. Hal inilah yang mendorong penulis untuk mencoba melakukan peramalan produksi kedelai sebagai komoditas penting di Indonesia. Kajian ini menitikberatkan pada penerapan ARIMA untuk meramal produksi kedelai di Provinsi Sumatera Utara. Peramalan produksi ini akan memberikan manfaat terhadap pengambilan kebijakan pemerintah Provinsi Sumatera Utara dalam pengembangan kedelai. Sampai dengan saat ini, produksi kedelai di Sumatera Utara belum menunjukkan hasil yang menggembirakan, sehingga kedelai di Sumatera Utara belum dapat dikategorikan sebagai komoditas pangan andalan. Untuk itu perlu dilakukan analisis pola ketersediaan kedelai Sumatera Utara sebagai dasar pengambilan kebijakan dalam pengembangan budidaya kedelai untuk mendukung program ketahanan pangan. Tujuan kajian ini adalah untuk memprediksi/meramal produksi kedelai Sumatera Utara menggunakan analisis

deret waktu (*time series analysis*) dengan model ARIMA.

METODE PENELITIAN

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang bersumber dari Dinas Tanaman Pangan dan Hortikultura Provinsi Sumatera Utara dan Badan Pusat Statistik Sumatera Utara. Data deret waktu yang digunakan adalah data produksi kedelai dari tahun 2005-2015. Data tersebut disampaikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Data deret waktu produksi kedelai Provinsi Sumatera Utara.

Tahun	Produksi Kedelai (Ton)		
	Januari-April	Mei-Agustus	September-Desember
2005	7.481	4504	3808
2006	2.808	2739	1495
2007	1.532	1406	1407
2008	4.630	3814	3203
2009	6.643	5759	1804
2010	3.258	4312	1869
2011	3.533	3402	4491
2012	1.654	2.656	1109
2013	1.787	768	674
2014	1.901	1.202	2602
2015	2.590	1.404	2555

Sumber data : BPS Provinsi Sumatera Utara

Penelitian ini menggunakan metode analisis deskriptif dan kuantitatif. Metode analisis deskriptif digunakan untuk menjelaskan dan menggambarkan produksi kedelai secara umum. Analisis deskriptif menggunakan metode pertumbuhan dengan tujuan untuk menganalisis apakah produksi kedelai Provinsi Sumatera Utara mengalami kenaikan atau penurunan. Persamaan penentuan analisis pertumbuhan dinyatakan dalam persamaan matematika (1).

$$P_t = P_0 (1+r)^n \dots \dots \dots (1)$$

Analisis kuantitatif digunakan untuk meramalkan produksi kedelai pada tahun-tahun selanjutnya. Analisis kuantitatif menggunakan model ARIMA dijelaskan secara lengkap pada metode selanjutnya. *Autoregresif Integrated Moving Average* (ARIMA) sering juga disebut metode runtun waktu *Box-Jenkins* yang menggunakan data deret waktu (Hirata et al., 2015; Sena dan Nagwani, 2015). Untuk peramalan dan prediksi jangka pendek, ARIMA mempunyai validitas dan ketepatan yang sangat baik, namun kekurangan ARIMA adalah tidak cocok untuk peramalan jangka panjang karena validitasnya kurang baik dan cenderung datar (*flat*) dan konstan (BPS, 2012).

Model ARIMA dibagi ke dalam 3 kelompok yaitu model *autoregressive* (AR), *moving average* (MA), dan model campuran ARIMA (*autoregressive moving average*) yang mempunyai karakteristik dari dua model pertama (Sena dan Nagwani, 2015).

Pertama, model *Autoregressive Model* (AR) yang merupakan model *autoregressive* mendasarkan pada asumsi data pada periode sekarang dipengaruhi oleh data periode sebelumnya. Bentuk umum model matematika *autoregressive* dengan ordo p (AR(p)) atau model ARIMA ($p,0,0$) dinyatakan dalam persamaan matematika (2).

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + \epsilon_t \dots \dots \dots (2)$$

Dimana,

- X_t : data pada periode ke-t
- ϕ_p : parameter *autoregressive* ke-p
- ϵ_t : nilai kesalahan pada saat t,

Kedua, model *moving average* (MA) yang merupakan bentuk umum model *moving average* ordo q (MA(q)) atau ARIMA (0,0, q) dinyatakan dalam persamaan matematika (3).

$$X_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \dots \dots \dots (3)$$

Dimana,

- X_t : data pada periode ke- t
- θ_q : parameter *moving average*
- ε_{t-q} : nilai kesalahan pada saat $t-q$

Ketiga, model *autoregressive moving average* (campuran) terdiri dari dua proses yang berbeda yaitu proses ARMA dan proses ARIMA. Model umum untuk proses ARMA adalah campuran dari ordo p (AR(p)) dan *moving average* ordo q (MA(q)) murni yang dinyatakan dalam persamaan matematika (4).

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{(t-1)} - \theta_2 \varepsilon_{(t-2)} - \dots - \theta_q \varepsilon_{(t-q)} \dots \dots \dots (4)$$

Dimana,

- X_t : data pada periode ke- t
- ϕ_p : parameter *autoregressive* ke- p
- θ_q : parameter *moving average*
- ε_t : nilai kesalahan pada saat t ,

Sedangkan untuk model campuran proses ARIMA hampir sama seperti model ARMA, hanya saja model ARIMA didasarkan pada asumsi data pada periode sekarang yang dipengaruhi oleh data periode sebelumnya dan nilai residual data periode sebelumnya. Jika kondisi data non-stasioneritas ditambahkan pada campuran proses ARMA, maka model umum ARIMA (p,d,q) terpenuhi. Persamaan untuk kasus sederhana ARIMA (1,1,1) dinyatakan dalam persamaan matematika (5).

$$(1 - \phi_1 B) X_t = \mu' + (1 - \theta_1 B) \varepsilon_t \dots \dots \dots (5)$$

AR(1) MA(1)

Model ARIMA *box-jenkins* terdiri dari tiga tahapan, yaitu tahap identifikasi struktur model, tahap estimasi parameter dan kalibrasi, dan tahap pengujian dan validasi model (Sena dan Nagwani, 2015).

Tahap pertama yang dilakukan adalah identifikasi struktur model dengan menentukan kestasioneran data. Data yang stasioner dapat juga disebut sebagai data yang tidak mengandung *trend*. Sena dan Nagwani (2015) menyatakan bahwa kestasioneran data dapat dilihat dari uji *Augmented Dicky Fuller* (ADF) melalui pengamatan pola ACF (*auto-correlation function*) dan PACF (*partial auto-correlation function*). ACF dilakukan untuk mengukur korelasi antara suatu variabel series dengan variabel series yang lain pada beberapa lag sebelumnya. Sementara itu, PACF untuk mengukur tambahan korelasi antara suatu series Y dan nilai lag dari series tersebut yang tidak memperhitungkan lag dari series yang lebih rendah (Muslim, 2014). Data dengan rata-ratanya tidak stasioner dapat ditransformasi (distasionerkan) dengan metode pembedaan atau *differencing*, menghitung perubahan atau selisih nilai observasi. Jika belum stasioner maka perlu dilakukan *differencing* sesuai dengan direfensiasi derajat berapa data tersebut mencapai kestasioneran (*first order differencing*, *second order differencing* dan seterusnya)

Selanjutnya, tahap kedua adalah melakukan estimasi dan kalibrasi model yang terdiri dari dua cara mendasar untuk melakukan estimasi model, yaitu (BPS, 2012):

1. Cara coba-coba (*trial and error*), pengujian terhadap beberapa nilai yang berbeda dan memilih diantara nilai-nilai tersebut yang memiliki jumlah kuadrat nilai sisa (galat) (*sum of squared residuals*) yang minimum.
2. Perbaikan secara iteratif (pengulangan), Memilih nilai taksiran awal dan membiarkan program komputer untuk memperhalus penaksiran tersebut secara iteratif (berulang).

Tahapan terakhir adalah pengujian dan validasi model terbaik yang dilakukan dengan syarat model yang diperoleh dapat dikatakan baik jika nilai *error*-nya bersifat random, artinya sudah tidak mempunyai pola tertentu. Tahapan ini dilakukan uji diagnostik dalam upaya untuk memastikan apakah model yang diestimasi sudah baik atau belum. Untuk menentukan model yang terbaik dapat digunakan *standard error estimasi* yang dinyatakan dalam persamaan matematika (6).

$$S = \left[\frac{SSE}{n-n_p} \right]^{1/2} = \left[\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n-n_p} \right]^{1/2} \dots\dots\dots (6)$$

Dimana,

SSE : standard error

Y_t : nilai sebenarnya waktu ke-t

\hat{Y}_t : nilai dugaan pada waktu ke-t

Model dikatakan terbaik jika model tersebut memiliki nilai *standard error estimate* (S) yang paling kecil. Penerapan model ARIMA terbaik akan digunakan untuk meramal produksi kedelai Sumatera Utara pada 4 (empat) tahun mendatang yaitu tahun 2016-2019. Perangkat lunak yang digunakan dalam

membantu menganalisis model ARIMA adalah Minitab versi 18.

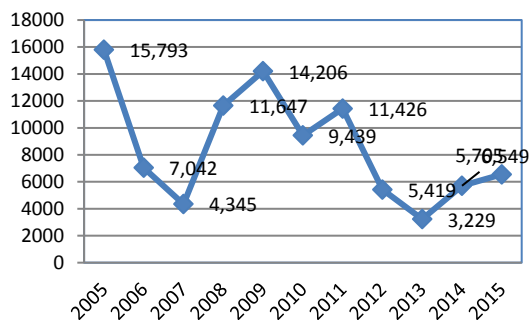
HASIL DAN PEMBAHASAN

Kajian ini akan membahas mengenai peramalan produksi kedelai di Provinsi Sumatera Utara dengan menggunakan data *time series* produksi kedelai antara tahun 2005-2015. Model ARIMA diimplementasikan untuk meramal dan memprediksi produksi kedelai di masa yang akan datang. Seluruh data diambil dari hasil survey pertanian dari Dinas Tanaman Pangan dan Hortikultura Provinsi Sumatera Utara yang dipublikasikan oleh Badan Pusat Statistik Provinsi Sumatera Utara dalam Statistik Tanaman Padi dan Palawija Sumatera Utara Tahun 2015 (BPS,2016).

1. Produksi kedelai Sumatera Utara 2005-2015

Produksi kedelai selama tahun 2005-2015 di Sumatera Utara cenderung mengalami perlambatan pertumbuhan (Gambar 2), meskipun grafik tersebut menunjukkan pola fluktuatif. Pola fluktuasi terjadi pada tahun 2005-2007 yang mengalami penurunan produksi dan dilanjutkan kenaikan produksi pada tahun 2007-2009. Tahun 2009-2015 secara umum mengalami penurunan produksi yang cukup signifikan. Sehingga, dalam analisis pertumbuhan produksi kedelai Provinsi Sumatera Utara selama satu dekade terakhir cenderung mengalami penurunan sebesar 8,34 persen per tahun. Hal ini menunjukkan bahwa produksi kedelai Provinsi Sumatera Utara perlu mendapatkan perhatian khusus oleh pemerintah daerah terkait dengan stabilitas pangan. Data faktual

ini sesuai dengan hasil penelitian dan ramalan Maretha (2008), yang melakukan peramalan produksi dan konsumsi kedelai secara nasional pada tahun 2008 dengan menggunakan model ARIMA dan menyatakan bahwa pada tahun 2015 belum terwujud swasembada kedelai nasional karena masih mengalami defisit/kesenjangan antara produksi dan konsumsi sebesar 37,2 %.

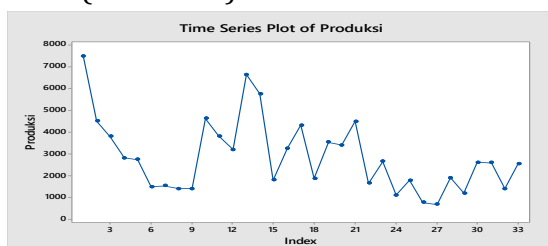


Gambar 2. Produksi Kedelai Sumatera Utara Tahun 2005-2015 (Ton)

2. Analisis Autoregresif Integrated Moving Average (ARIMA)

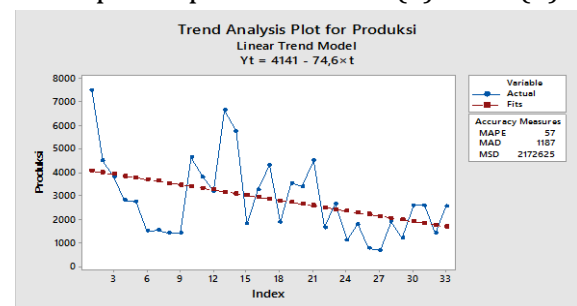
a. Tahap Identifikasi struktur model

Untuk melakukan analisis ARIMA, tahapan pertama yang harus dilakukan adalah identifikasi struktur model yang memungkinkan bisa terjadi. Persyaratan data yang akan dianalisis dengan ARIMA adalah data harus stasioner. Pada analisis plot series diketahui bahwa produksi kedelai menunjukkan data yang fluktuatif sehingga perlu dilakukan analisis pola trend untuk menentukan apakah data tersebut stasioner atau tidak (Gambar 3).



Gambar 3. Plot Series Produksi Kedelai Sumatera Utara

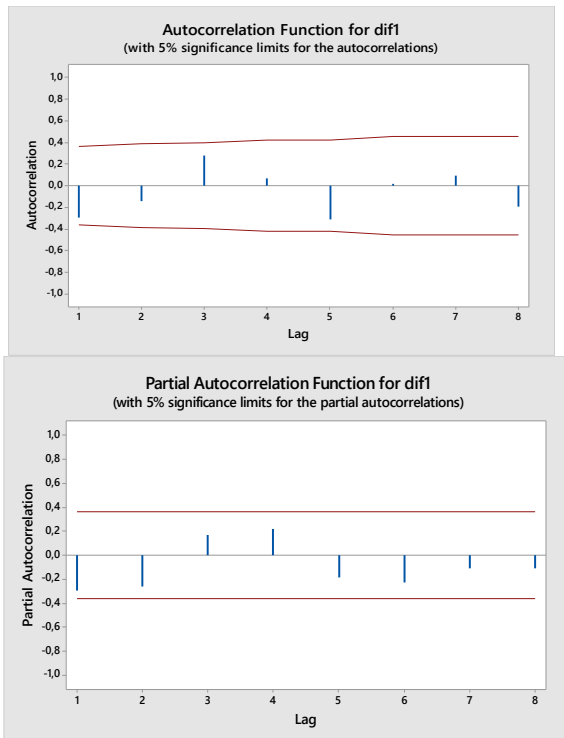
Untuk memperjelas kestasioneran data, analisis *trend* disajikan pada Gambar 4 yang menunjukkan bahwa produksi kedelai Sumatera Utara mengalami pola *trend* yang menurun, sehingga data produksi kedelai Sumatera Utara dapat dikategorikan sebagai data yang tidak stasioner. Untuk mengatasi permasalahan data yang tidak stasioner tersebut, maka dilakukan *differencing*. Hasil *differencing* selanjutnya diuji kembali dengan uji *autocorrelation function* (ACF) dan *partial autocorrelation function* (PACF) seperti ditampilkan pada Gambar 5(a) dan 5(b).



Gambar 4. Plot trend Produksi Kedelai Sumatera Utara

First order differencing dilakukan untuk melihat apakah data sudah stasioner atau belum dengan menggunakan uji ACF dan PACF. Gambar 5. Menunjukkan bahwa hasil *differencing* sudah menghasilkan data yang stasioner, sehingga tidak perlu dilakukan kembali *differencing* selanjutnya (*second order differencing*). Hal ini ditunjukkan pada grafik plot pasangan ACF dan PACF dimana lag tidak keluar dari border/batas. Hasil uji ACF dan PACF menunjukkan bahwa data sudah stasioner pada *mean* dan *varian*

sehingga dapat dilakukan tahapan selanjutnya yaitu estimasi dan kalibrasi model. Berdasarkan hasil identifikasi maka model sementara yang dihasilkan pada *differencing* adalah ARIMA (0,1,1), (1,1,0) dan (1,1,1).



Gambar 5. (a) Grafik ACF dan (b) Grafik PACF setelah dilakukan *differencing*

b. Tahap Estimasi dan kalibrasi model

Tabel 2. Estimasi Produksi Kedelai dengan Model ARIMA (1,1,1), ARIMA (1,1,10) dan ARIMA (0,1,1)

Model/Parameter	Variabel	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	MSE
ARIMA (1,10)	AR (1)	-0,339	0,173	-1,96	0,059	2477477
	Constant	-190	278	-0,68	0,500	
ARIMA (0,1,1)	MA (1)	0,439	0,163	2,70	0,011	2328872
	Constant	-122	152	-0,80	0,430	
ARIMA (1,1,1)	AR (1)	-0,010	0,419	-0,02	0,980	2409934
	MA (1)	0,430	0,379	1,14	0,265	
	Constant	-123	156	-0,79	0,437	

Sumber: Data penelitian diolah, keterangan : Coef: koefisien, SE Coef :Standard Error koefisien, T-value : nilai T, P-value : nilai P dan MSE : measurment standard error.

Selain dari p-value, pemilihan model terbaik juga dapat dilakukan dari nilai MSE yang terkecil. Dalam Tabel 2

Setelah diperoleh model sementara, selanjutnya dilakukan estimasi parameter dari model sementara dan kalibrasi (*checking*) untuk menguji kesesuaian model tersebut dengan cara membandingkan nilai *p-value* dengan level toleransi (α). Hasil estimasi model ditampilkan pada Tabel 2. Level toleransi yang digunakan dalam kajian ini adalah 5% dengan hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

H_0 : Parameter tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter signifikan dalam model

Kriteria penerimaan H_0 , jika *p-value* lebih besar dari α dan penolakan H_0 , jika *p-value* lebih kecil dari α . Parameter dikatakan signifikan dalam model dengan kriteria penolakan H_0 . Estimasi dari ketiga model, hanya model ARIMA (0,1,1) yang mempunyai *p-value* yang nilainya lebih kecil dari signifikansi 5%, sehingga hanya model inilah yang dipilih menjadi model terbaik dalam peramalan produksi kedelai Sumatera Utara.

terlihat jelas bahwa nilai MSE terkecil adalah model ARIMA (0,1,1). Andani (2008) menyatakan bahwa produksi

pertanian terutama padi dalam model peramalannya menggunakan ARIMA secara signifikan memperlihatkan validasi yang sangat baik antara nilai ramalan dan nilai aktual. Peramalan produksi kedelai di Sumatera Utara juga menunjukkan validasi yang cukup baik.

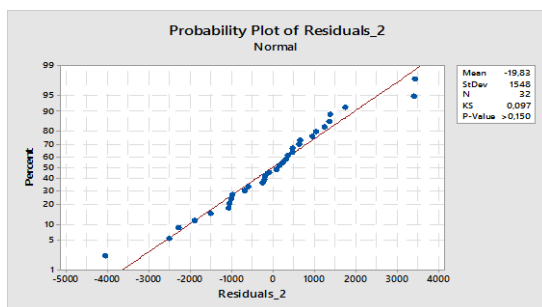
c. Tahap pengujian dan validasi model

Setelah diketahui bahwa model terbaik adalah ARIMA (0,1,1), maka perlu dilakukan verifikasi model. Untuk melakukan verifikasi model, maka dilakukan uji normalitas residual dan uji independensi (*white noise*). Pengujian kenormalan residual dilakukan dengan Uji *Kolmogorov-Smirnov* (Gambar 6) dengan menggunakan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Berdasarkan data olahan pada Tabel 2 pengujian kenormalan residual diketahui mempunyai nilai p (p -value) melebihi nilai α (level toleransi) sebesar 5%. Sehingga hipotesis H_0 diterima yang berarti bahwa residual model telah terdistribusi secara normal.



Gambar 7: Hasil pengujian residual model ARIMA (0,1,1)

Untuk pengujian independensi residual dan homogenitas dari residual (*varians homogen*) dilakukan menggunakan metode *Ljung-Box* dengan menggunakan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : Tidak ada korelasi residual antar lag

H_1 : Ada korelasi residual antar lag

Berdasarkan nilai *Chi-Square* pada pengujian *white noise* model ARIMA (0,1,1) beserta nilai statistik yang ditampilkan pada Tabel 3, memperlihatkan bahwa hasil uji homogenitas menunjukkan nilai P (p -value) lebih besar dari nilai α (level toleransi) sebesar 5%. Sehingga hipotesis H_0 diterima yang berarti bahwa varian pada model telah homogen dan independen.

Tabel 3. Pengujian Ljung-Box ARIMA (0,1,1)

Lag	Chi-Square	p-value	Kesimpulan
6	10,25	0,419	White Noise
12	17,14	0,756	White Noise

d. Aplikasi model ramalan produksi kedelai

Model terbaik yang diperoleh dari hasil analisis adalah model ARIMA (0,1,1) akan digunakan untuk peramalan produksi kedelai Sumatera Utara pada tahun 2016-2019 yang dapat dituliskan dalam bentuk umum model persamaan matematika (7).

$$Z_t = -122 + Z_{t-1} - 0,439a_{t-1} + a_t \dots \dots \dots (7)$$

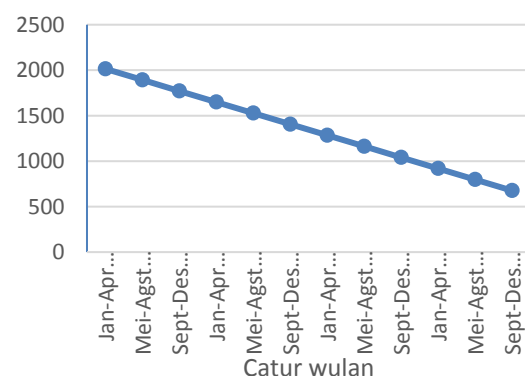
Berdasarkan model ARIMA (0,1,1) tersebut, maka dapat dilakukan peramalan produksi kedelai untuk empat tahun mendatang. Hasil peramalan dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Peramalan Produksi Kedelai dengan ARIMA (0,1,1)

Periode	Forecast	Lower	Upper
Jan-April 2016	2014,46	-977,23	5006,14
Mei-Agustus 2016	1892,77	-1537,16	5322,69
Sept-Des 2016	1771,08	-2047,12	5589,27
Jan-April 2017	1649,38	-2521,08	5819,85
Mei-Agustus 2017	1527,69	-2967,53	6022,91
Sept-Des 2017	1406,00	-3392,04	6204,05
Jan-April 2018	1284,31	-3798,54	6367,17
Mei-Agustus 2018	1162,62	-4189,91	6515,16
Sept-Des 2018	1040,93	-4568,33	6650,19
Jan-April 2019	919,24	-4935,50	6773,98
Mei-Agustus 2019	797,55	-5292,79	6887,89
Sept-Des 2019	675,86	-5641,29	6993,01

Model ARIMA (0,1,1) mempunyai koefisien -122 yang mempunyai arti

bahwa jika produksi satu tahun sebelumnya (t-1) meningkat satu ton, maka produksi pada tahun ke t akan bertambah sebesar 0,163 ton/tahun dikurangi dengan nilai konstanta sebesar 122 ton/tahun. Sehingga hal ini mengisyaratkan bahwa produksi kedelai setiap tahunnya akan berkurang sebesar 122 ton/tahun. Hal ini sesuai dengan analisis geometri pertumbuhan pada analisis deskriptif yang menyatakan bahwa terjadi pengurangan produksi kedelai sebesar 8,34 persen per tahun. Penurunan produksi kedelai di Sumatera Utara dalam beberapa tahun ke depan diduga karena terpengaruh oleh faktor-faktor produksi kedelai yang tidak mendukung seperti benih yang tidak unggul, ancaman hama penyakit tanaman, dan penggunaan pupuk yang tidak tepat serta intensifikasi pengolahan lahan pertanian yang tidak tepat (Wijayanti, 2014). Penurunan produksi kedelai ditunjukkan pada pola *trend* peramalan produksi kedelai Sumatera Utara empat tahun kedepan (2016-2019) pada Gambar 8.



Gambar 8. Hasil ramalan menggunakan Model ARIMA produksi kedelai Sumatera Utara 4 tahun kedepan

Jika dibandingkan dengan penelitian Adillah (2014) yang melakukan peramalan produksi kedelai

secara nasional tahun 2013-2020, maka kondisi Sumatera Utara berbeda dengan ramalan produksi secara nasional. Adillah (2014) menyatakan bahwa pertumbuhan produksi kedelai nasional sebesar 6,8 persen per tahun, meskipun terjadi defisit produksi dan konsumsi sebesar 0,98 persen per tahun.

e. Strategi peningkatan produksi

Hasil ramalan produksi kedelai Sumatera utara tahun 2016-2019 menunjukkan bahwa tingkat keberlanjutan hasil (*product sustainability*) sangat rendah. Sehingga, sistem produksi kedelai Sumatera Utara harus diperbaiki. Tastra et al., (2012) menyatakan bahwa faktor yang berpengaruh terhadap sistem produksi kedelai nasional adalah turunnya tarif impor kedelai yang memicu harga kedelai di tingkat petani. Kondisi inilah yang menyebabkan kestabilan harga kedelai dalam negeri menjadi fluktuatif yang menyebabkan kurang berminatnya petani melakukan pengembangan budidaya kedelai di Sumatera Utara. Muslim (2010) menyatakan bahwa ketergantungan Indonesia pada kedelai impor mempengaruhi kemampuan swasembada kedelai, sehingga perhatian pemerintah mengenai perkembangan pertanian kedelai dinilai masih rendah.

Menurunnya produksi kedelai, baik data aktual dan data hasil ramalan dalam kajian ini dapat dijadikan referensi pemerintah daerah dalam mengambil kebijakan dalam pengembangan produksi kedelai di Sumatera Utara. Kebijakan-kebijakan tersebut dapat diterapkan dalam berbagai pendekatan antara lain dalam bentuk insentif kepada petani kedelai,

subsidi pupuk, antisipasi fluktuatif harga kedelai di tingkat petani dengan pembentukan kelembagaan ditingkat petani, dan juga penggunaan teknologi informasi sebagai sarana memantau fluktuatif harga kedelai juga perlu mendapatkan perhatian pemerintah. Tastra et al., (2012) merumuskan strategi peningkatan sistem produksi kedelai dalam beberapa langkah yaitu, penerapan subsidi harga yang adil dan wajar, pengembangan subsistem jabalsim (penyebaran varietas unggul) kedelai, perluasan areal, improvisasi inovasi teknologi terapan tanam kedelai dengan teknologi mekanis tepat guna, dan teknologi pengolahan hasil panen. Sedangkan Maretha (2008) merumuskan empat strategi untuk meningkatkan produksi kedelai dengan cara memberlakukan tarif impor kedelai lebih dari 20%, meningkatkan kerja sama dan peran serta masyarakat dalam penelitian dan pengembangan kedelai, meningkatkan penyajian benih unggul, perbaikan genetis, dan teknologi budidaya, pascapanen dan pengolahan (*diversifikasi produk*), dan terakhir keamanan dan higienitas kedelai yang dikonsumsi masyarakat.

SIMPULAN

Kajian tentang penerapan ARIMA untuk peramalan produksi kedelai Sumatera Utara telah dilakukan. Hasil kajian menyimpulkan bahwa model ARIMA yang terbaik untuk peramalan produksi kedelai adalah ARIMA (0,1,1). Perkiraan produksi kedelai pada subround Januari-April 2016 sebesar 2.014 ton, subround Mei-Agustus 2016 sebesar 1.892 ton dan *subround* September-Desember 2016 sebesar

1.771 ton. Hasil kajian ini diharapkan dapat menjadi acuan pengambilan kebijakan oleh pemerintah dalam rangka peningkatan produksi kedelai indonesia, khususnya Sumatera Utara.

DAFTAR PUSTAKA

- Adillah, R., 2014., Analisis produksi dan konsumsi kedelai nasional., *Institut Pertanian Bogor., Bogor., Tesis.*
- Andani, A., 2008., Analisis prakiraan produksi dan konsumsi beras Indonesia., *AGRISEP (8) 1: 1-18.*
- BPS., 2012., *Analisis data deret berkala., modul diklat fungsional statistisi ahli.*, Badan Pusat Statistik., Jakarta.
- BPS., 2016. *Statistik tanaman padi dan palawija Sumatera Utara 2015.*, Badan Pusat Statistik Provinsi Sumatera Utara., Medan.
- Hirata, T., Kuremoto, T., Obayashi, M., Mabu, S., dan Kobayashi, K., 2015., Time Series Prediction using DBN and ARIMA., *International Conference on Computer Application Technologie (ICCAT): 24-29. DOI 10.1109/CCATS.2015.15.*
- Kharista, A., Permanasari, A.E., dan Hidayah, I., 2015., The Performance of GM (1,1) and ARIMA for Forecasting of Foreign Tourists Visit to Indonesia., *International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITA): 33-37., DOI: 10.1109/ISITIA.2015.7219949.*
- Komalasari W.B. 2008. Prediksi Penawaran dan Permintaan Kedelai dengan Analisis Deret Waktu. *Jurnal Informatika Pertanian Volume 17 No.2, 2008: 1195-1208.*
- Maretha, D. 2008., Peramalan Produksi dan Konsumsi Kedelai Nasional Serta Implikasinya Terhadap Strategi Pencapaian Swasembada Kedelai Nasional., *Institut Pertanian Bogor., Bogor., Skripsi.*
- Mehrmolaei, S., dan Keyvanpour, M.R., 2016., Time series forecasting using improved ARIMA. Artificial Intelligence and Robotics (IRANOPEN): 92-97. DOI: 10.1109/RIOS.2016.7529496.
- Muslim, A., 2014., Peramalan harga paritas kedelai model ANFIS. *Widyariset. (17)1:13-24.*
- Sena, D., dan Nagwani, N.K., 2015., Application of Time Series Based Prediction Model to Forecast Per Capita Disposable Income., IEEE International Advance Computing Conference (IACC): 454-457., DOI: 10.1109/IADCC.2015.7154749.
- Tastra, I.K., Ginting, E., dan Fatah, G.S.A., 2012., Menuju swasembada kedelai melalui penerapan kebijakan strategis., *Iptek Tanaman Pertanian (7)1:47-57.*
- Wijayanti, C.D., 2014., Analisis Peramalan Produksi Kedelai dan Konsumsi serta Faktor-faktor yang Mempengaruhi Produksi dalam Pencapaian Swasembada Kedelai., *Institut Pertanian Bogor., Bogor., Skripsi.*
- Xingmei, X., Liying, C., Jing, Z., dan Fengyan, S., 2015., Study and Application of Grain Yield Forecasting Model., 4th International Conference on Computer Science and Network Technology (ICCSNT):652-656. DOI: 10.1109/ICCSNT.2015.7490829