

## PEMODELAN HYBRID ARIMA-ANFIS UNTUK DATA PRODUKSI TANAMAN HORTIKULTURA DI JAWA TENGAH

Tarno, Agus Rusgiyono, Budi Warsito, Sudarno, Dwi Ispriyanti

Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro, Indonesia

e-mail: [tarno.stat@gmail.com](mailto:tarno.stat@gmail.com)

DOI: 10.14710/medstat.11.1.65-78

### Article Info:

Received: 24 June 2018

Accepted: 12 August 2018

Available Online: 20 August 2018

### Keywords:

*Time Series, Potato production, hybrid, ANFIS, ARIMA, LM-test*

**Abstract:** The research purpose is modeling adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS) combined with autoregressive integrated moving average (ARIMA) for time series data. The main topic is application of Lagrange Multiplier (LM) *test* for input selection, determining the number of membership function and generating rules in ANFIS. Based on partial autocorrelation (PACF) plot, the lag inputs which are thought have an effect to data are evaluated by using LM-test. Procedure of LM test is applied to determine the optimal number of membership functions. Based on the result, a number of rule-bases are generated. The best model is applied for forecasting potato production data in Central Java. The case study of this research is modeling monthly data of potato production from January 2004 up to December 2016. From empirical study, ANFIS optimal was obtained with lag-1 and lag-11 as inputs with two membership functions and two fuzzy rules. The hybrid method based on ARIMA and ANFIS is also implemented. The result of the prediction with a hybrid method is compared to the ANFIS and ARIMA. Based on the value of Mean Absolute Percentage Error (MAPE), hybrid model ARIMA-ANFIS has a good performance as a model of ANFIS and ARIMA individually.

## 1. PENDAHULUAN

Data runtun waktu yang dipengaruhi oleh ketidakpastian, kejegan autokorelasi dan perilaku *leptokurtic* biasanya bersifat *non-stationer* dan *non-linear* (Tsay (2005); Samanta (2011)). *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan salah satu model yang paling populer yang diterapkan untuk prediksi data runtun waktu (Box *et al.* (1994); Wei (2006)). Model *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) diusulkan oleh Engle (1982) dan model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) yang dikembangkan oleh Bollerslev (1986) merupakan model varians yang populer. Model ARIMA-GARCH telah banyak diterapkan pada

penelitian terkait dengan prediksi data runtun waktu nonlinear Fahimifard *et al.* (2009). Model tersebut masih mempunyai beberapa kelemahan ketika digunakan untuk prediksi data non-linear, karena runtun waktu tersebut tidak cocok dengan fenomena teoritis yang dan juga tidak dapat menangkap etakpastian data. Penggunaan model linear pada data non-linear dapat mengakibatkan *cointegration errors* dalam runtun waktu.

Pada beberapa tahun terakhir, model alternatif telah dikembangkan untuk menganalisis data runtun waktu nonlinear antara lain *Neural Networks* (NN) oleh Fausset (1994); Haykin (1999)), fuzzy system dan hibridanya (Jang *et al.*, 1997). ANFIS yang menggabungkan antara NN dan fuzzy system telah diimplementasikan dalam berbagai bidang penelitian runtun waktu antara lain aplikasi ANFIS berdasarkan *singular spectrum analysis* untuk prediksi *chaotic time series* oleh Abdollahzade *et al.* (2015); prediksi *chaotic time series* menggunakan ANFIS oleh Behmanesh *et al.* (2014); prediksi runtun waktu fuzzy oleh Cheng *et al.* (2016); pengembangan pendekatan baru untuk prediksi kenaikan harga minyak (Mombeini *et al.*, 2014); *computational intelligence* untuk prediksi *chaotic time series*; pemodelan temperatur minimum oleh Daneshmand *et al.* (2015); prediksi return saham oleh Wei *et al.* (2011); prediksi volatilitas finansial oleh Luna and Ballini (2012); prediksi nilai tukar valuta asing oleh Fahimifard *et al.* (2009); dan prediksi fluktuasi tinggi danau menggunakan model *ensembles ANN* dan ANFIS (Talebizadeh, 2011). Sebagian besar penelitian tersebut menyimpulkan bahwa ANFIS lebih baik dari metode yang lain.

Semua model ANFIS yang telah diusulkan oleh peneliti sebelumnya tidak ada yang menerapkan LM-test untuk pemilihan model optimal. Sampai saat ini, tidak terdapat peneliti yang menggunakan inferensi statistik berbasis LM test untuk pemilihan model optimal dalam ANFIS. Oleh karena itu dalam penelitian ini difokuskan pada pengembangan model ANFIS menggunakan LM-test untuk pemilihan variabel input, penentuan jumlah keanggotaan (klaster) dan penentuan aturan fuzzy. Prosedur ini dikembangkan berdasarkan LM-test untuk pemilihan model NN yang diusulkan oleh White tahun 1989 (Anders dan Korn, 1999). Akhirnya, model ANFIS ini serta hibridanya diaplikasikan untuk prediksi data produksi kentang di Jawa Tengah.

Tulisan ini disusun sebagai berikut; Bagian 2 membahas tentang arsitektur ANFIS dan estimasi parameter konsekuen; Bagian 3 membahas prosedur yang diusulkan untuk pemilihan model dengan menggunakan inferensi berbasis LM-test dan aplikasi prosedur pemodelannya; serta kesimpulan disajikan pada Bagian 4.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Model ARIMA Box-Jenkins

*Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan metode yang dikenalkan oleh Box-Jenkins (lihat Box *et al.* (1994)). Sampai saat ini, ARIMA merupakan salah satu model yang paling populer untuk prediksi data runtun waktu univariat. Model-model stasioner non musiman terdiri dari *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA) dan *Autoregressive Moving Average* (ARMA). Apabila komponen musiman dimasukkan ke dalam model ARIMA, maka model menjadi *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA). Metode Box-Jenkins untuk pemodelan ARIMA terdiri dari beberapa tahapan, yaitu identifikasi, estimasi parameter, verifikasi model dan *forecasting*.

Secara umum, model ARIMA(p,d,q) dapat ditulis sebagai (lihat Box *et al.* (1994), Makridakis *et al.* (1998), and Wei (2006))

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B)a_t \quad (1)$$

dengan  $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ ,

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q,$$

dengan  $B$  adalah operator backward shift,  $p$  dan  $q$  masing-masing menyatakan order dari autoregressive dan moving average dan  $d$  menyatakan order dari difference. Sedangkan model SARIMA(P,D,Q)<sup>S</sup> dapat dinyatakan sebagai

$$\Phi_p(B^S)(1-B^S)^D Z_t = \Theta_q(B^S)a_t \quad (2)$$

dengan  $\Phi_p(B^S) = 1 - \Phi_1 B^S - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_p B^{pS}$

$$\Theta_q(B^S) = 1 - \Theta_1 B^S - \Theta_2 B^{2S} - \dots - \Theta_q B^{qS},$$

dengan  $B$  merupakan operator backward shift,  $P$  dan  $Q$  masing-masing menyatakan order musiman dari autoregressive dan moving average,  $D$  menyatakan order musiman dari difference dan  $S$  menyatakan periodisitas musiman.

Berdasarkan persamaan (1) dan (2) dapat dirumuskan model *multiplicative*, *additive* atau subset ARIMA non-musiman dan model ARIMA musiman.

#### A. Model ARIMA *Multiplicative*

Secara umum, model SARIMA multiplicative dapat ditulis sebagai:

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_q(B^S)a_t \quad (3)$$

Persamaan (3) biasa dikenal sebagai model SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)<sup>S</sup>. Model SARIMA multiplicative tereduksi menjadi model ARIMA(p,d,q) ketika tidak ada efek musiman, serta menjadi ARMA(p,q) ketika runtun waktu tersebut stasioner.

#### B. Model ARIMA *Additive*

Model SARIMA additive yang digeneralisasi dapat ditulis sebagai:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p - \Phi_1 B^S - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_p B^{pS})(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q - \Theta_1 B^S - \Theta_2 B^{2S} - \dots - \Theta_q B^{qS})a_t \quad (4)$$

Model ini merupakan jumlahan antara model non-musiman dan musiman tanpa parameter multiplicative.

#### C. Model Subset ARIMA

Model Subset ARIMA merupakan bagian dari model ARIMA tergeneralisasi, sehingga tidak dapat dinyatakan dalam bentuk umum. Model subset ARIMA ini merupakan himpunan bagian dari model ARIMA. Sebagai contoh subset ARIMA([1,5],0,[1,12]) dapat ditulis sebagai:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_5 B^5)Z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_{12} B^{12})a_t .$$

Dengan demikian model subset ARIMA merupakan model ARIMA dengan beberapa parameternya sama dengan nol.

## 2.2. Arsitektur ANFIS

Menurut Jang *et al.* (1997), model ANFIS jumlah *hidden layer* pada NN disesuaikan dengan sistem fuzzy yang dikelompokkan ke dalam beberapa bagian yaitu: fuzzyfikasi (lapisan-1), sistem inferensi fuzzy (lapisan-2 dan lapisan-3), defuzzyfikasi (lapisan-4) dan agregasi (lapisan-5). Secara umum, arsitektur ANFIS untuk pemodelan data runtun waktu dengan  $p$  variabel input  $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}$  dan satu variabel output  $Z_t$  dengan mengasumsikan aturan dasar Sugeno order satu dengan  $m$  aturan sebagai berikut:

If  $Z_{t-1}$  is  $A_{11}$  and  $Z_{t-2}$  is  $A_{21} \dots$  and  $Z_{t-p}$  is  $A_{p1}$  then

$$Z_t^{(1)} = \theta_{11}Z_{t-1} + \theta_{12}Z_{t-2} + \dots + \theta_{1p}Z_{t-p} + \theta_{10};$$

If  $Z_{t-1}$  is  $A_{12}$  and  $Z_{t-2}$  is  $A_{22} \dots$  and  $Z_{t-p}$  is  $A_{p2}$  then

$$Z_t^{(2)} = \theta_{21}Z_{t-1} + \theta_{22}Z_{t-2} + \dots + \theta_{2p}Z_{t-p} + \theta_{20};$$

⋮

If  $Z_{t-1}$  is  $A_{1m}$  and  $Z_{t-2}$  is  $A_{2m} \dots$  and  $Z_{t-p}$  is  $A_{pm}$  then

$$Z_t^{(m)} = \theta_{m1}Z_{t-1} + \theta_{m2}Z_{t-2} + \dots + \theta_{mp}Z_{t-p} + \theta_{m0};$$

dengan  $Z_{t-k}$  is  $A_{kj}$  merupakan bagian premis, dan  $Z_t^{(j)} = \theta_{j0} + \sum_{k=1}^p \theta_{jk} Z_{t-k}$  sebagai bagian konsekuen;  $\theta_{jk}, \theta_{j0}$ : parameter linear;  $A_{kj}$ : parameter nonlinear;  $j = 1, 2, \dots, m$ ;  $k = 1, 2, \dots, p$ . Jika *firing strength* untuk  $m$  nilai  $Z_t^{(1)}, Z_t^{(2)}, \dots, Z_t^{(m)}$  adalah  $w_1, w_2, \dots, w_m$  maka output  $Z_t$  dapat ditentukan sebagai:

$$Z_t = \frac{w_1 Z_t^{(1)} + w_2 Z_t^{(2)} + \dots + w_m Z_t^{(m)}}{w_1 + w_2 + \dots + w_m} \quad (5)$$

Arsitektur dasar ANFIS dapat dideskripsikan secara singkat sebagai berikut.

Lapisan-1: Setiap titik pada lapisan-1 bersifat adaptif dengan satu fungsi aktifasi. Output lapisan ini merupakan derajat keanggotaan variabel input yang memenuhi fungsi keanggotaan  $\mu_{A_{11}}(Z_{t-1}), \mu_{A_{12}}(Z_{t-1}), \dots, \mu_{A_{1m}}(Z_{t-1}), \mu_{A_{21}}(Z_{t-2}), \mu_{A_{22}}(Z_{t-2}), \dots, \mu_{A_{2m}}(Z_{t-2}), \dots, \mu_{A_{p1}}(Z_{t-p}), \mu_{A_{p2}}(Z_{t-p}), \dots, \mu_{A_{pm}}(Z_{t-p})$ . Salah satu contoh fungsi keanggotaan adalah *Gaussian membership function (gaussmf)*,

$$\mu_{A_{kj}}(Z_{t-k}) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{Z_{t-k} - c_{jk}}{a_{jk}}\right)^2\right), \quad j = 1, 2, \dots, m, \quad k = 1, 2, \dots, p;$$

dengan  $c_{jk}$ : parameter lokasi dan  $a_{jk}$ : parameter skala.

Parameter ini disebut sebagai parameter premis.

Lapisan-2: Setiap titik pada lapisan-2 merupakan titik tetap yang outputnya merupakan perkalian dari derajat keanggotaan signal yang masuk. Secara umum

menggunakan operasi fuzzy AND. Output setiap titik menyatakan *firing strength*  $w_j$  dari aturan ke- $j$ ,

$$w_j = \prod_{k=1}^p \mu_{A_{kj}}(Z_{t-k}), j = 1, 2, \dots, m.$$

Lapisan-3: Setiap titik lapisan ke-3 merupakan titik tetap, yang menghitung rasio *firing strength* aturan ke- $j$  relatif terhadap jumlahan *firing strength* semua aturan yaitu:

$$\bar{w}_j = \frac{w_j}{\sum_{j=1}^m w_j}.$$

Hasilnya merupakan *normalized firing strength*.

Lapisan-4: Setiap titik lapisan ke-4 merupakan titik adaptif. Output setiap titiknya adalah  $\bar{w}_j Z_t^{(j)} = \bar{w}_j (\theta_{j1} Z_{t-1} + \theta_{j2} Z_{t-2} + \dots + \theta_{jp} Z_{t-p} + \theta_{j0})$ . Dalam hal ini  $\bar{w}_j$  merupakan *normalized firing strength* lapisan ke-3 dan  $\{\theta_{jk}\}$  merupakan kumpulan parameter titik ini. Parameter-parameter dalam lapisan ini disebut parameter konsekuen (*forward parameters*).

Lapisan 5: Output dari lapisan ke-5 merupakan output dari keseluruhan jaringan.

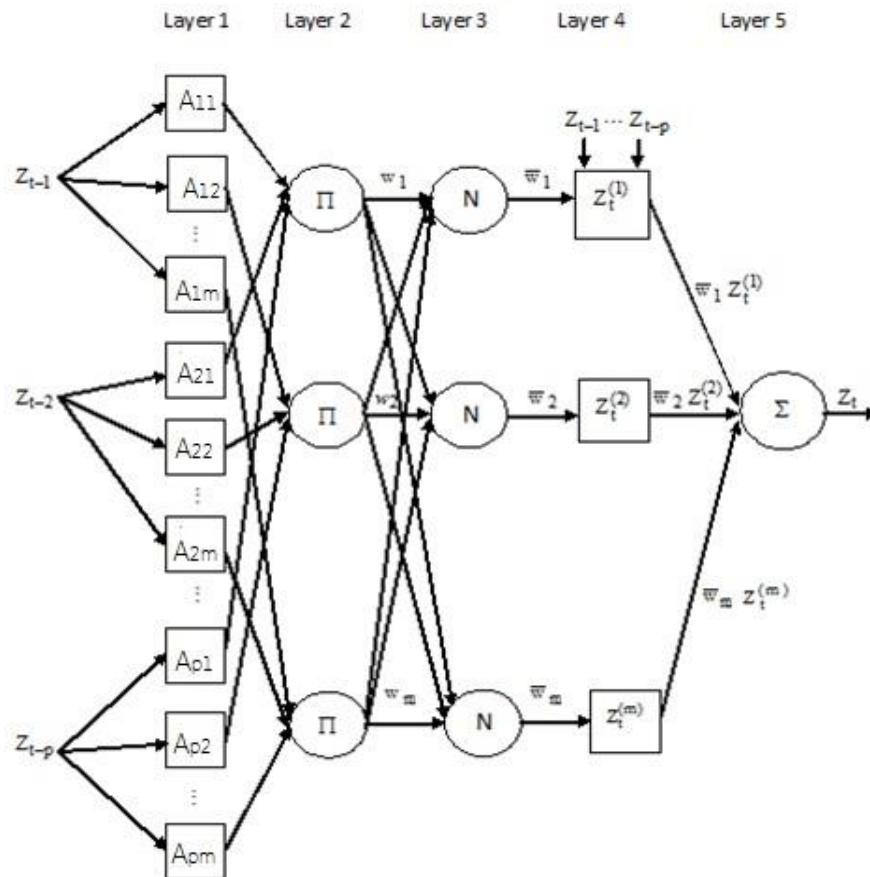
Output keseluruhan jaringan ANFIS diberikan oleh:

$$Z_t = \bar{w}_1 (\theta_{11} Z_{t-1} + \theta_{12} Z_{t-2} + \dots + \theta_{1p} Z_{t-p} + \theta_{10}) + \bar{w}_2 (\theta_{21} Z_{t-1} + \theta_{22} Z_{t-2} + \dots + \theta_{2p} Z_{t-p} + \theta_{20}) + \dots + \bar{w}_m (\theta_{m1} Z_{t-1} + \theta_{m2} Z_{t-2} + \dots + \theta_{mp} Z_{t-p} + \theta_{m0}).$$

Model umum ANFIS diberikan oleh persamaan (6) berikut.

$$\begin{aligned} Z_t = & \theta_{11} (\bar{w}_1 Z_{t-1}) + \theta_{12} (\bar{w}_1 Z_{t-2}) + \dots + \theta_{1p} (\bar{w}_1 Z_{t-p}) + \theta_{10} \bar{w}_1 + \\ & \theta_{21} (\bar{w}_2 Z_{t-1}) + \theta_{22} (\bar{w}_2 Z_{t-2}) + \dots + \theta_{2p} (\bar{w}_2 Z_{t-p}) + \theta_{20} \bar{w}_2 + \dots + \\ & \theta_{m1} (\bar{w}_m Z_{t-1}) + \theta_{m2} (\bar{w}_m Z_{t-2}) + \dots + \theta_{mp} (\bar{w}_m Z_{t-p}) + \theta_{m0} \bar{w}_m + \varepsilon_t. \end{aligned} \quad (6)$$

Arsitektur dasar dari ANFIS diberikan seperti Gambar 1.



**Gambar 1** Arsitektur dasar ANFIS untuk model runtun waktu.

### 3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini meliputi pemodelan data runtun waktu produksi tanaman hortikultura di Provinsi Jawa Tengah dengan ARIMA, ANFIS dan hybrid ARIMA-ANFIS. Data yang digunakan sebagai studi kasus adalah data bulanan produksi kentang di Jawa Tengah dari Januari 2004 sampai dengan November 2014. Data skunder produksi kentang diperoleh dari BPS Provinsi Jawa Tengah. Studi empiris dilakukan dalam tiga bagian yaitu: (1) mengkonstruksikan model ARIMA; (2) mengkonstruksikan model ANFIS; dan (3) mengkonstruksikan model *hybrid* ARIMA-ANFIS.

#### 3.1. Pemodelan ARIMA

Tahapan pemodelan ARIMA meliputi empat langkah yaitu:

- (1) identifikasi order model
- (2) pendugaan parameter model
- (3) verifikasi model
- (4) *forecasting*

#### 3.2. Pemodelan ANFIS

Metode yang diusulkan dalam pemodelan ANFIS adalah pemilihan model optimal berbasis LM-test. Tahapan pemilihan model ANFIS meliputi: pemilihan input, pemilihan jumlah keanggotaan, dan pembentukan aturan fuzzy.

(1) Pemilihan input

Untuk kasus pemilihan variabel input digunakan prinsip *overfitting* dengan banyaknya kluster minimum yaitu dua kluster. Secara umum, jika diberikan sebanyak  $p$  variabel input  $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}$  dengan banyaknya kluster adalah  $m$ , maka *restricted model* untuk kasus autoregressive adalah:

$$Z_t = \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^p \theta_{jk} (\bar{w}_j Z_{t-k}) + \sum_{j=1}^m \theta_{j0} \bar{w}_j + \varepsilon_t$$

dengan mengasumsikan  $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ . *Unrestricted model* untuk kasus penambahan satu input adalah:

$$Z_t = \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^{p+1} \theta_{jk} (\bar{w}_j Z_{t-k}) + \sum_{j=1}^m \theta_{j0} \bar{w}_j + \nu_t$$

dengan mengasumsikan  $\nu_t \sim N(0, \sigma_\nu^2)$ .

Pengujian terhadap penambahan satu variabel lag input dapat dirumuskan hipotesis nol:

$$H_0 : \theta_{1(p+1)} = \theta_{2(p+1)} = \dots = \theta_{m(p+1)} = 0$$

dengan prosedur pengujian hipotesis berbasis LM-test sebagai berikut:

Langkah 1: Pendugaan parameter –parameter *restricted model*:

$$\hat{\theta}_{11}, \hat{\theta}_{12}, \dots, \hat{\theta}_{1p}, \hat{\theta}_{10}, \hat{\theta}_{21}, \hat{\theta}_{22}, \dots, \hat{\theta}_{2p}, \hat{\theta}_{20}, \dots, \hat{\theta}_{m1}, \hat{\theta}_{m2}, \dots, \hat{\theta}_{mp}, \hat{\theta}_{m0}$$

Langkah 2: Penentuan estimasi residual

$$\hat{\varepsilon}_t = Z_t - \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^p \hat{\theta}_{jk} (\bar{w}_j Z_{t-k}) - \sum_{j=1}^m \hat{\theta}_{j0} \bar{w}_j$$

Langkah 3: Pendugaan model regresi antara residual  $\hat{\varepsilon}_t$  dengan suatu konstanta,  $(\bar{w}_1 Z_{t-1}), (\bar{w}_1 Z_{t-2}), \dots, (\bar{w}_1 Z_{t-p}), (\bar{w}_1 Z_{t-p-1}), \bar{w}_1, (\bar{w}_2 Z_{t-1}), (\bar{w}_2 Z_{t-2}), \dots, (\bar{w}_2 Z_{t-p}), (\bar{w}_2 Z_{t-p-1}), \bar{w}_2, \dots, (\bar{w}_m Z_{t-1}), (\bar{w}_m Z_{t-2}), \dots, (\bar{w}_m Z_{t-p}), (\bar{w}_m Z_{t-p-1}), \bar{w}_m$  (yang diketahui sebagai *auxiliary regression*) dan hitung nilai  $LM = n^* R_{\hat{\varepsilon}}^2$ . Telah ditunjukkan bahwa statistik  $LM = n^* R_{\hat{\varepsilon}}^2 \sim \chi_m^2$ .

Langkah-4: Pengambilan kesimpulan terhadap hasil pengujian hipotesis. Jika nilai  $LM = n^* R_{\hat{\varepsilon}}^2 > \chi_{(m, \alpha)}^2$  maka  $H_0$  ditolak yang berarti bahwa penambahan satu variabel input baru dapat dilakukan.

(2) Penentuan jumlah fungsi keanggotaan

Berdasarkan model dengan input optimal yang dikonstruksikan pada langkah (1) dilanjutkan dengan pengujian penambahan jumlah fungsi keanggotaan. Metode LM-test seperti langkah (1) diterapkan untuk pengujian penambahan jumlah keanggotaan fuzzy dengan *unrestricted model* yang disesuaikan.

(3) Pembentukan aturan ANFIS

Aturan fuzzy yang diimplementasikan pada penelitian ini merupakan aturan yang paling sederhana yaitu: apabila ada  $p$  variabel input dan  $m$  fungsi keanggotaan fuzzy,



banyaknya aturan yang dibentuk sejumlah  $m$  dari  $p^m$  aturan fuzzy yang dapat dibangkitkan.

### 3.3. Pemodelan hybrid ARIMA-ANFIS

Tahapan pemodelan ini meliputi dua langkah utama yaitu: pemodelan ARIMA dilanjutkan dengan pemodelan ANFIS. Secara rinci mengikutilangkah-langkah berikut.

- (1) Pendugaan model ARIMA
- (2) Penentuan nilai residual berdasarkan model yang diduga pada langkah (1).
- (3) Data residual yang diperoleh pada langkah (2) dibentuk data runtun waktu yang baru untuk dimodelkan dengan ANFIS.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil yang telah dicapai dari penelitian ini mencakup pemodelan data runtun waktu produksi tanaman hortikultura di Jawa Tengah dengan ARIMA, ANFIS dan hybrid ARIMA-ANFIS. Data yang digunakan sebagai studi kasus adalah data bulanan produksi tanaman hortikultura, dalam penelitian tahun terakhir ini diterapkan pada produksi kentang di Jawa Tengah dari Januari 2004 sampai dengan November 2014. Dalam kasus ini data produksi kentang dilakukan pendugaan model menggunakan ARIMA, ANFIS dan gabungannya. Pemilihan model ANFIS optimal menggunakan inferensi berbasis LM test. Hasil prediksi menggunakan model ANFIS, hibryd ARIMA-ANFIS juga dibandingkan dengan hasil dari model ARIMA. Ukuran keakuratan kedua model didasarkan pada nilai *root mean squares error* (RMSE).

### 4.1. Hasil Pendugaan Model ARIMA

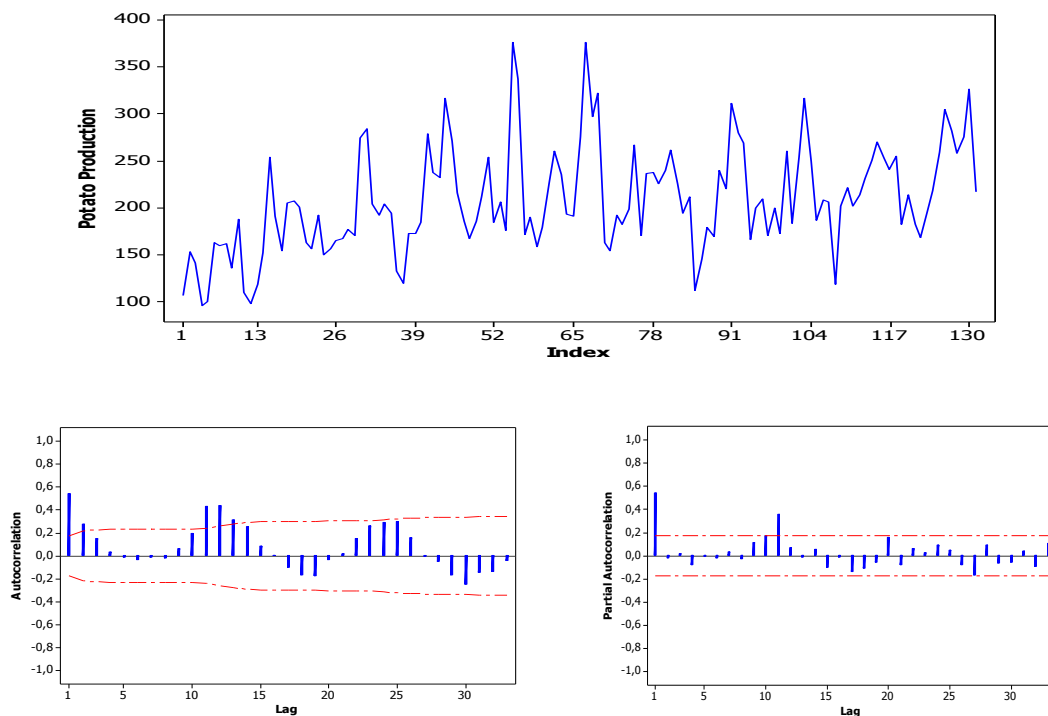
Pemodelan ARIMA untuk data produksi kentang dilakukan dengan tahapan sebagai berikut.

- (i) Identifikasi model  
Model ARIMA diidentifikasi dengan membuat plot data runtun waktu, plot fungsi autokorelasi (ACF) dan plot fungsi autokorelasi parsial (PACF). Plot runtun waktu, ACF dan PACF diilustrasikan seperti Gambar 2. Dari Gambar 2. memberikan kesan kuat bahwa lag-1, lag-11 dan lag-12 mempunyai hubungan linear yang kuat terhadap data, sementara lag-2 tidak menunjukkan adanya pengaruh yang kuat terhadap data.
- (ii) Pendugaan parameter model  
Dugaan model berdasarkan data bulanan produksi kentang dari tahun 2004 sampai dengan 2014 yang telah diidentifikasi sebagai ARIMA ([1,11],0,0). Hasil uji hipotesis untuk model rata-rata disajikan pada Tabel 1. Dari hasil pegujian hipotesis dapat dijelaskan bahwa suku konstan, lag-1 dan lag-11 berpengaruh secara signifikan terhadap data.

**Tabel 1** Nilai dugaan parameter model ARIMA([1,11],0,0)

Variabel	Koefisien	Standard Error	t-statistic	Sig.
C	200,431	22,658	8,846	0,00
AR(1)	0,459	0,0598	7,671	0,00
AR(11)	0,419	0,0576	7,279	0,00

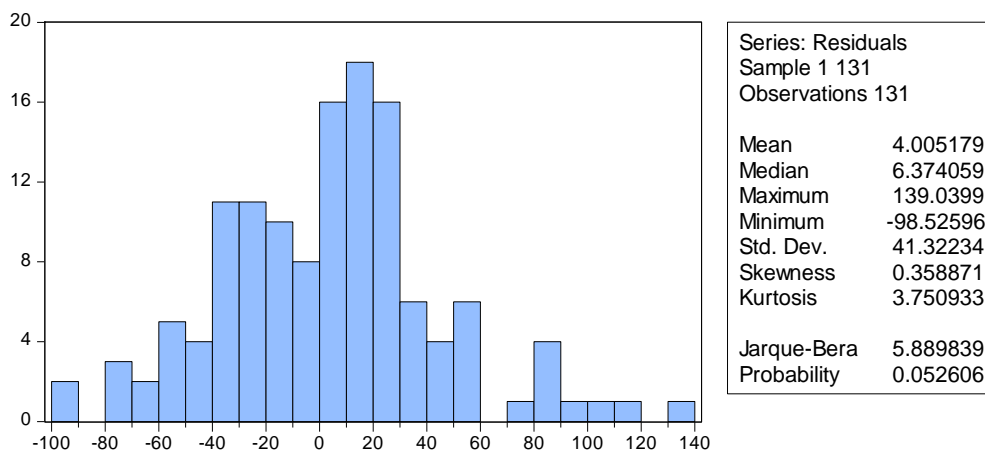




**Gambar 2** (a) Plot data produksi kentang, (b) Plot ACF dan (c) Plot PACF

(iii) Verifikasi model

Analisis residual dari model yang diestimasi pada langkah sebelumnya menunjukkan bahwa residual telah memenuhi uji white noise. Berdasarkan uji Durbin Watson diperoleh statistik  $DW=2,129$  sehingga residual memenuhi asumsi independen. Residual berdistribusi normal dengan rata-rata nol dan varian konstan (Gambar 3).



**Gambar 3** Uji normalitas residual

Menurut hasil pengujian adanya efek heteroskedastisitas dengan LM-test, dapat disimpulkan bahwa residual tidak memuat efek ARCH (lihat Tabel 2).

**Tabel 2** Uji efek ARCH untuk residual

Variabel	Koefisien	Standard Error	t-statistic	Prob.
C	1826,027	296,480	6,159	0,000
RESID(-1)^2	-0,079	0,088	-0,899	0,370

Estimasi modelnya dapat dituliskan seperti Persamaan (7).

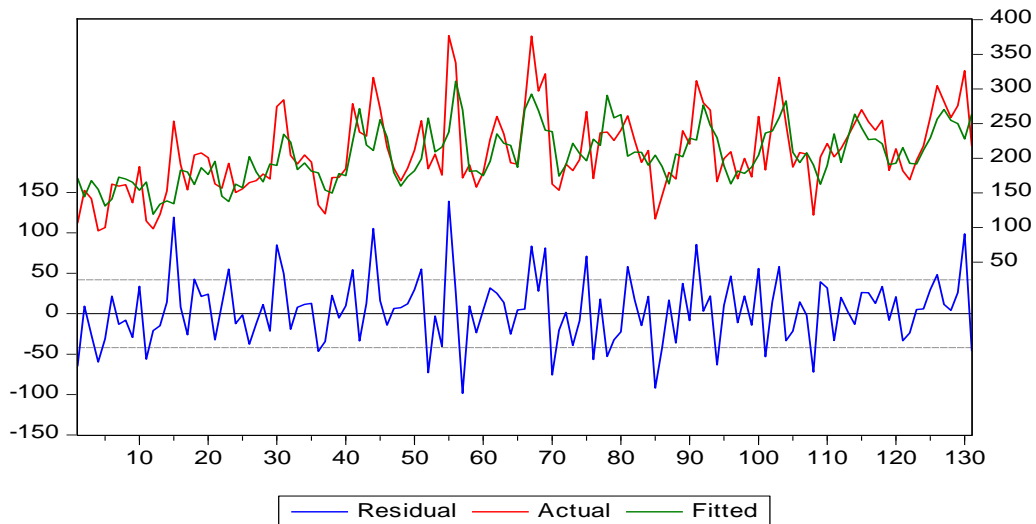
$$Z_t = 200,431 + 0,459Z_{t-1} + 0,419Z_{t-11} + a_t \quad (7)$$

dengan  $a_t \sim N(0, \sigma^2)$ .

Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa Persamaan (7) dapat ditetapkan sebagai model yang dapat digunakan untuk prediksi.

(iv) Prediksi

Hasil prediksi model (7) untuk data *in sample* menghasilkan nilai RMSE, AIC dan SIC berturut-turut sebesar 41,7; 18,0 dan 18,07. Secara visual hasil prediksi dengan ARIMA ditunjukkan seperti Gambar 4.



**Gambar 4** Plot data produksi kengeng dan prediksi dengan ARIMA([1,11],0,0)

#### 4.2. Hasil Pendugaan Model ANFIS

Inferensi dengan LM test digunakan untuk menentukan model ANFIS optimal. Prosedur inferensi menggunakan LM-test meliputi: (i) Pemilihan input ANFIS; (ii) Penentuan jumlah kluster atau fungsi keanggotaan; dan (iii) Penentuan aturan. Prosedur ini diterapkan untuk pemodelan data produksi kengeng di Jawa Tengah yang diamati secara bulanan dari tahun 2004 sampai dengan tahun 2014.

Prosedur pemilihan input menghasilkan lag-1, lag-11 dan lag-12 secara individual mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap data, sedangkan lag-2 tidak berpengaruh secara signifikan terhadap data. Sedangkan untuk menguji pengaruh lag-1, lag-11 dan lag-12 secara bersama-sama terhadap data maka dikonstruksikan model ANFIS dengan mengkombinasikan ketiga input tersebut. Kombinasi input yang dilibatkan adalah: kombinasi lag-1 dan lag-2; lag-1 dan lag-11; kombinasi lag-1 dan lag-12. Berdasarkan hasil pengujian diperoleh model optimal dengan kombinasi lag-1 dan lag-11 sebagai input ANFIS optimal dengan dua fungsi keanggotaan gauss (gaussmf).

Model ANFIS optimal dengan menggunakan prosedur LM-test dapat dituliskan sebagai:

$$Z_t = 0,189\bar{w}_{1,t}Z_{t-1} + 0,357\bar{w}_{1,t}Z_{t-11} + 119,340\bar{w}_{1,t} + 0,376\bar{w}_{2,t}Z_{t-1} + 0,184\bar{w}_{2,t}Z_{t-11} + 83,929\bar{w}_{2,t}$$

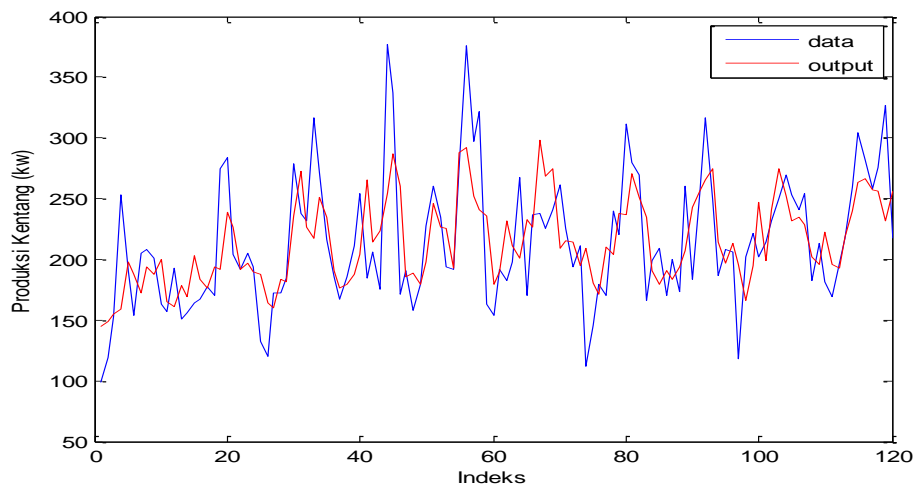
dengan

$$\bar{w}_{1,t} = \frac{w_{1,t}}{w_{1,t} + w_{2,t}},$$

$$\bar{w}_{2,t} = \frac{w_{2,t}}{w_{1,t} + w_{2,t}},$$

$$w_{1,t} = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\left(\frac{Z_{t-1} - 251,655}{42,597}\right)^2\right] + \left[\left(\frac{Z_{t-11} - 241,573}{43,378}\right)^2\right]\right\},$$

$$w_{2,t} = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\left(\frac{Z_{t-1} - 186,793}{45,773}\right)^2\right] + \left[\left(\frac{Z_{t-11} - 178,766}{46,080}\right)^2\right]\right\}.$$



**Gambar 5** Plot data *in sample* dan hasil prediksi produksi kentang dengan ANFIS

Prediksi produksi kentang berdasarkan data bulanan dari Januari 2004 sampai dengan Nopember 2014 diperoleh hasil seperti ditunjukkan pada Gambar 5. Nilai RMSE, AIC dan BIC dengan ANFIS masing-masing sebesar 40,99; 8,92 dan 8,95.

#### 4.3. Hasil Pendugaan model hybrid ARIMA-ANFIS

Metode yang digunakan untuk kajian empiris terhadap data produksi kentang merupakan gabungan metode ARIMA dan ANFIS. Pada tahap ini data dianalisis melalui dua tahapan utama yaitu: tahapan pemodelan ARIMA dan tahapan pemodelan ANFIS. Pada pembahasan sebelumnya telah dihasilkan model ARIMA([1,11],0,0). Berdasarkan model ini ditentukan residual, kemudian runtun waktu residual tersebut dimodelkan menggunakan ANFIS. Arsitektur model ANFIS yang dihasilkan terdiri dari 2 input, 2 fungsi keaggotaan dan 2 aturan fuzzy.

Model yang diduga dapat dituliskan sebagai:

$$Z_t = X_t + Y_t + a_t$$

dengan  $X_t$ : dugaan model ARIMA,  $Y_t$ : dugaan model ANFIS dan  $a_t$  merupakan residual,  $a_t \sim N(0, \sigma^2)$ .

Berdasarkan kajian empiris diperoleh dugaan model *hybrid* ARIMA-ANFIS:

$$Z_t = X_t + Y_t;$$

dengan

$$X_t = 200,431 + 0,459X_{t-1} + 0,419X_{t-11},$$

$$Y_t = 0,214\bar{w}_{1,t}Y_{t-1} - 0,416\bar{w}_{1,t}Y_{t-2} - 29,670\bar{w}_{1,t} + 0,414\bar{w}_{2,t}Y_{t-1}$$

$$- 0,610\bar{w}_{2,t}Y_{t-2} + 48,199\bar{w}_{2,t}$$

dan

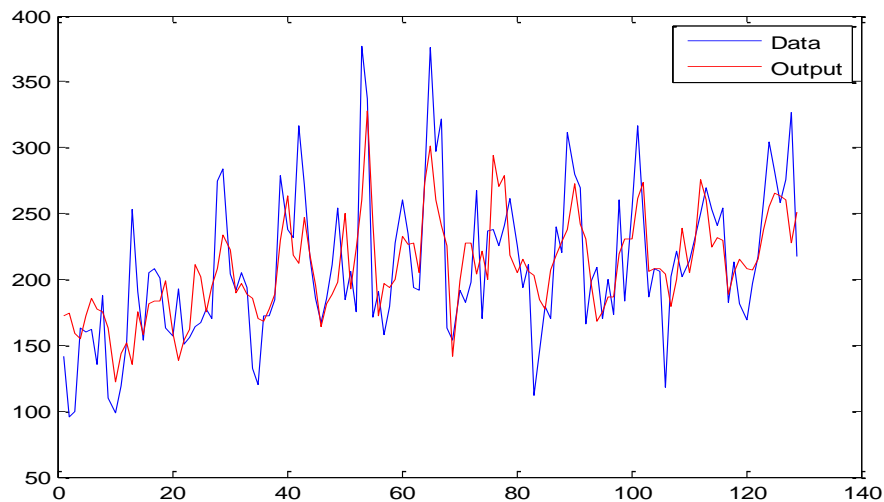
$$\bar{w}_{1,t} = \frac{w_{1,t}}{w_{1,t} + w_{2,t}},$$

$$\bar{w}_{2,t} = \frac{w_{2,t}}{w_{1,t} + w_{2,t}},$$

$$w_{1,t} = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\left(\frac{Y_{t-1} - 20,895}{27,719}\right)^2\right] + \left[\left(\frac{Y_{t-2} + 10,589}{28,066}\right)^2\right]\right\},$$

$$w_{2,t} = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\left(\frac{Y_{t-1} + 11,430}{29,015}\right)^2\right] + \left[\left(\frac{Y_{t-2} - 17,683}{27,822}\right)^2\right]\right\}.$$

Performa model hybrid untuk prediksi data *in-sample* ditunjukkan seperti Gambar 6. Nilai RMSE dengan model hybrid adalah sebesar 39,99.



**Gambar 6** Plot data dan hasil prediksi data *in-sample* dengan model hybrid ARIMA-ANFIS

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil kajian empiris dengan data *in-sample* produksi tanaman hortikultura khususnya produksi kentang di Jawa Tengah, pendugaan model ANFIS berbasis LM test dapat bekerja dengan baik. Hasil prediksi produksi tanaman produksi kentang di Jawa Tengah dengan ARIMA, ANFIS dan *hybrid* ARIMA-ANFIS memberikan nilai RMSE berturut-turut sebesar 41,7; 40,99 dan 39,99. Prediksi dengan *hybrid* ARIMA-ANFIS memberikan nilai RMSE sedikit lebih kecil dibandingkan dengan model ARIMA dan ANFIS.

## DAFTAR PUSTAKA

- Abdollahzade, M., Miranian, A., Hossein, H., dan Iranmanesh, H. 2015. A New Hybrid Enhanced Local Linear Neuro-Fuzzy Model Based on the Optimized Singular Spectrum Analysis and its Application for Nonlinear and Chaotic Time Series Forecasting. *Information Sciences*, 295 pp. 107-125.
- Anders, U. dan Korn, O. 1999. Model Selection in Neural Networks. *Neural Networks*, 12, 309-323.
- Behmanesh, M., Mohammadi, M., dan Naeini, V.S. 2014. Chaotic Time Series Prediction using Improved ANFIS with Imperialist Competitive Learning Algorithm, *International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)*, Volume 4 - Issue 4, pp. 25-33.
- Bollerslev, T. 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity, *Journal of Econometrics*, 31, 307-327
- Box, G.E.P., Jenkins, G.M. dan Reinsel, G.C. 1994. *Time Series Analysis, Forecasting and Control*, 3<sup>rd</sup> edition. Englewood Cliffs: Prentice Hall.
- Cheng, S.-H., Chen, S.-M., dan Jian, W.-S. 2016. Fuzzy Time Series Forecasting Based on Fuzzy Logical Relationships and Similarity Measures, *Information Sciences*, 327, pp. 272-287.
- Daneshmand, H., Tavousi, T., Khosravi, M., dan Tavakoli, S. 2015. Modeling Minimum Temperature Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Based on Spectral Analysis of Climate Indices: A Case Study in Iran. *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*, 14, pp. 33-40.
- Engle, R.F. 1982. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of Variance United Kingdom Potato Production, *Econometrica*, Vol. 50, No.4. pp. 987-1007.
- Fahimifard, S.M., Homayounifar, M., Sabouhi, M. dan Moghaddamnia, A.R. 2009. Comparison of ANFIS, ANN, GARCH and ARIMA Techniques to Exchange Rate Forecasting. *Journal of Applied Sciences* 9, pp. 3641-3651.
- Fausset, L. 1994. *Fundamental of Neural Networks: Architectures, Algorithms and Applications*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.
- Haykin, 1999. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Second Edition. Prentice Hall International, Inc.
- Jang, J.S.R., Sun, C.T., dan Mizutani, E. 1997. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A*

*computational Approach to Learning and Machine Intelligent*. Prentice Hall International.

- Luna, I. dan Ballini, R. 2012. Adaptive Fuzzy System to Forecast Financial Time Series Volatility, *Journal of Fuzzy and Intelligent Systems*, 23, pp. 27-38.
- Mombeini, H., Yazdani-Chamzini, A. 2014. Developing A New Approach for Forecasting the Trends of Oil Price, *The Business Management Review*, Vol. 4, No. 3, pp. 120-132.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C. dan Hyndman, R. J. 1998. *Forecasting: Methods and Applications*. John Wiley and Sons Inc., New York.
- Samanta, B. 2011. Prediction of Chaotic Time Series Using Computational Intelligence. *Expert Systems with Applications*, 38, 11406-11411.
- Tsay, R.S. 2005. *Analysis of Financial Time Series*, second Edition. Wiley Interscience. John Wiley and Sons. Inc. Publication, USA.
- Talebizadeh, M. and Moridnejad, A. 2011. Uncertainty Analysis for the Forecast of Lake Level Fluctuations Using Ensembles of ANN and ANFIS Models. *Expert Systems with Applications*, 38, 4126-4135.
- Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*, Second Edition. Pearson Education Inc. Boston.
- Wei, L.Y., Chen, T.L. dan Ho, T.H. 2011. A Hybrid Model Based on Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System to Forecast Taiwan Stock Market. *Systems with Applications*, 38, pp. 13625-13630.