

## Pemodelan Data Komoditas Pangan di Jawa Tengah Menggunakan ANFIS

Tarno<sup>1\*</sup>, Agus Rusgiyono<sup>1</sup>, Sugito<sup>1</sup>

Departemen Statistika Fakultas Sains dan Matematika Universitas Diponegoro<sup>1</sup>

\*Email: tarno@live.undip.ac.id

**Abstrak**—Swasembada pangan merupakan cita-cita yang harus diwujudkan oleh setiap pemerintah daerah termasuk provinsi Jawa Tengah. Dengan terwujudnya swasembada pangan, maka kebutuhan pangan secara mandiri dan tidak tergantung pihak lain akan terpenuhi. Akan tetapi melihat kendala keterbatasan lahan dan berbagai faktor lainnya seperti perubahan iklim yang ekstrim, terbatasnya sarana prasarana dan kemampuan petani, swasembada pangansangat sulit dipenuhi. Agar cita-cita tersebut tidak salah arah, dipandang perlu untuk membuat model matematika yang akurat sebagai dasar perencanaan swasembada pangan di Jawa Tengah. Terkait dengan situasi tersebut, penelitian ini mengembangkan model prediksi untuk data produksi padi guna mendukung ketahanan dan keamanan pangan di Jawa Tengah. Model matematika yang dikembangkan adalah *adaptive neuro fuzzy inference system* (ANFIS) untuk data produksi padi di Jawa Tengah. Model ANFIS menggabungkan sistem fuzzy dan *Neural Networks* (NN). Sistem fuzzy merupakan aproksimator universal mampu mengklasifikasikan data yang mengandung ketidakpastian yang tinggi, sedangkan NN memiliki kemampuan pembelajaran yang baik terhadap data. Prosedur pembentukan arsitektur ANFIS didasarkan pada Lagrange Multiplier (LM)-*test*, yang meliputi pemilihan input, penentuan jumlah fungsi keanggotaan dan pembangkitan aturan (*rules*) fuzzy. Kajian empiris mengambil studi kasus data bulanan produksi padi tahun 1990 sampai dengan tahun 2014 di Kabupaten Grobogan. Performa prediksi model ANFIS diukur berdasarkan nilai *mean absolute percentage error* (MAPE) dan *root of mean squares error* (RMSE).

Kata kunci: ANFIS, LM-test, Pemodelan, Produksi padi

### PENDAHULUAN

Pemenuhan kebutuhan pangan secara mandiri dan tidak tergantung pihak lain merupakan dambaan setiap masyarakat, pemerintah daerah maupun pemerintah pusat. Swasembada pangan merupakan cita-cita yang harus diwujudkan bagi setiap negara termasuk Indonesia. Jawa Tengah merupakan salah satu provinsi penyumbang komoditas pangan yang sangat besar di Indonesia. Swasembada beras di Jawa Tengah harus segera dapat diwujudkan, akan tetapi melihat kendala keterbatasan lahan dan berbagai faktor lainnya seperti perubahan iklim yang ekstrim, terbatasnya sarana prasarana dan kemampuan petani, swasembada beras menjadi sangat sulit untuk diwujudkan ke depannya.

Agar swasembada beras di provinsi Jawa Tengah tidak salah arah dan segera dapat direalisasikan, perlu dibuat perencanaan yang matang terkait kebijakan tentang swasembada beras tersebut. Salah satu cara yang dapat ditempuh adalah dengan membuat model prediksi yang dapat dijadikan dasar perencanaan swasembada beras di Jawa Tengah. Terkait dengan situasi tersebut, pada penelitian ini dikembangkan model

matematika guna mendukung ketahanan dan keamanan pangan di Jawa Tengah.

Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini mengkonstruksikan model *adaptive neuro fuzzy inference system* (ANFIS) yang digunakan untuk prediksi data produksi padi di Jawa Tengah. Data produksi padi merupakan data runtun waktu yang biasanya bersifat musiman dan nonlinear. Model ANFIS menggabungkan antara *fuzzy inference system* (FIS) dan *Neural Networks* (NN). Tujuan penggabungan dua metode ini adalah untuk memperoleh model yang akurat. *Fuzzy system* mempunyai keunggulan sebagai aproksimator universal yang mampu mengelompokkan data yang memuat ketidakpastian yang tinggi, sementara NN memiliki kemampuan pembelajaran yang unggul terhadap data [1].

Model runtun waktu yang berbasis NN, *fuzzy system* dan gabungannya telah dikembangkan untuk mengkaji data runtun waktu nonstasioner dan nonlinear [2, 3]. Metode ANFIS merupakan metode *hybrid* yang menggabungkan antara NN dan FIS [1]. Contoh-contoh penelitian tentang pengembangan dan penerapan metode ANFIS untuk kajian data runtun waktu antara lain:

analisis perdagangan finansial dan pemodelan saham [4, 5, 6, 7]; prediksi pengeluaran industri-industri besar [8]; pemodelan volatilitas keuangan [9, 10, 11] dan prediksi nilai kurs valuta asing [12, 13, 14]; penggunaan listrik [15]. Riset-riset tersebut menyimpulkan bahwa performa ANFIS lebih unggul dibandingkan dengan model ARIMA.

Isu utama dari penelitian ini adalah pengembangan dan penerapan prosedur pemilihan arsitektur ANFIS optimal berbasis Lagrange Multiplier (LM)-test, khususnya untuk pemilihan input, penentuan jumlah fungsi keanggotaan (*cluster*) dan pembangkitan aturan fuzzy. Dasar pengembangan prosedur ini adalah prosedur pemilihan model NN optimal [16]. Dalam penelitian-penelitian sebelumnya prosedur pemilihan input seringkali didasarkan pada *preprocessing* dengan model ARIMA.

ARSITEKTUR ANFIS

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

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,

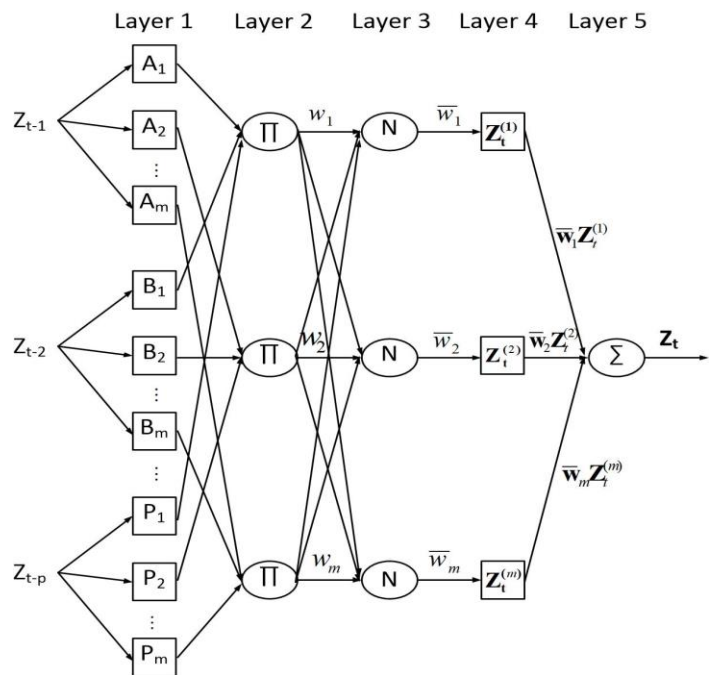
dan  $Z_t^{(j)} = \theta_{j0} + \sum_{k=1}^p \theta_{jk}Z_{t-k}$  sebagai bagian

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:

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

Arsitektur dasar ANFIS untuk pemodelan data runtun waktu diberikan seperti Gambar 1, yang dapat dideskripsikan sebagai berikut.



GAMBAR 1. ARSITEKTUR DASAR ANFIS UNTUK PEMODELAN DATA RUNTUN WAKTU

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  $\mu_{A_{kj}}(Z_{t-k})$ . Salah satu contoh type fungsi keanggotaan adalah *Gaussian membership function (gaussmf)*,

$$\mu_{A_{kj}}(Z_{t-k}) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{Z_{t-k} - c_{kj}}{a_{kj}}\right)^2\right),$$

$j = 1, 2, \dots, m, k = 1, 2, \dots, p$ ;

dengan  $c_{kj}$ : parameter lokasi dan  $a_{kj}$ : parameter skala. Parameter ini disebut 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:

$$\bar{w}_j = w_j / \sum_{j=1}^m w_j. \text{ Hasilnya merupakan } \textit{normalized firing strength}.$$

Lapisan-4: Setiap titik lapisan ke-4 merupakan titik adaptif. Output setiap titiknya adalah

$$\bar{w}_j Z_t^{(j)} = \bar{w}_j (\theta_{j1} Z_{t-1} + \theta_{j2} Z_{t-2} + \dots + \theta_{jp} Z_{t-p} + \theta_{j0})$$

dengan  $\bar{w}_j$  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 persamaan (2).

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

### PROSEDUR LM-TEST UNTUK PEMILIHAN MODEL ANFIS

Pemilihan model ANFIS optimal meliputi pemilihan variabel input, penentuan jumlah keanggotaan (*cluster*) dan pembentukan aturan fuzzy.

#### 3.1 PEMILIHAN INPUT

Prosedur pemilihan input mengacu pada konsep *overfitting*, yaitu mengkonstruksikan model dimulai dari input tunggal dengan jumlah keanggotaan fuzzy minimal 2 *cluster*. Variabel lag yang diduga berpengaruh terhadap data diseleksi berdasarkan prosedur LM-test. Jika diberikan satu variabel input  $Z_{t-1}$

dengan 2 fungsi keanggotaan, maka *restricted model* untuk kasus *autoregressive* adalah:

$$Z_t = \theta_{11} (\bar{w}_1 Z_{t-1}) + \theta_{10} \bar{w}_1 + \theta_{21} (\bar{w}_2 Z_{t-1}) + \theta_{20} \bar{w}_2 + \varepsilon_t$$

dengan  $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ .

*Unrestricted model* untuk kasus penambahan satu input adalah:

$$Z_t = \theta_{11} (\bar{w}_1 Z_{t-1}) + \theta_{12} (\bar{w}_1 Z_{t-2}) + \theta_{10} \bar{w}_1 + \theta_{21} (\bar{w}_2 Z_{t-1}) + \theta_{22} (\bar{w}_2 Z_{t-2}) + \nu_t$$

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

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

$$H_0 : \theta_{12} = \theta_{22} = 0$$

Langkah-langkah pengujian hypotesis adalah sebagai berikut.

Langkah 1: Lakukan estimasi parameter-parameter *restricted model*:

$$\hat{\theta}_{11}, \hat{\theta}_{10}, \hat{\theta}_{21}, \hat{\theta}_{20}$$

Langkah 2: Tentukan estimasi residual

$$\hat{\varepsilon}_t = Z_t - \hat{\theta}_{11} (\bar{w}_1 Z_{t-1}) - \hat{\theta}_{10} \bar{w}_1 - \hat{\theta}_{21} (\bar{w}_2 Z_{t-1}) - \hat{\theta}_{20} \bar{w}_2$$

Langkah 3: Regresikan residual  $\hat{\varepsilon}_t$  dengan

$$(\bar{w}_1 Z_{t-1}), (\bar{w}_1 Z_{t-2}), \bar{w}_1, (\bar{w}_2 Z_{t-1}), (\bar{w}_2 Z_{t-2}),$$

$\bar{w}_2$  dan hitung nilai  $LM = n * R_{\hat{\varepsilon}}^2$ . Menurut Engle

(1982) statistik LM berdistribusi  $\chi^2$  dengan

derajat bebas 2.

Langkah-4: Tentukan kesimpulan terhadap hasil pengujian hipotesis

$$\text{Jika nilai } LM = n * R_{\hat{\varepsilon}}^2 > \chi_{(2, \alpha)}^2 \text{ maka } H_0$$

ditolak yang berarti bahwa penambahan

satu variabel input baru dapat

dilakukan.

Langkah-langkah tersebut diulangi untuk

penambahan semua variabel input  $Z_{t-k}$  yang

diduga mempunyai kontribusi terhadap  $Z_t$ .

#### 3.2 PENENTUAN JUMLAH FUNGSI KEANGGOTAAN FUZZY

Jika diberikan duavariabel input  $Z_{t-1}$  dan

$Z_{t-2}$  dengan 2 fungsi keanggotaan (*cluster*),

maka *restricted model* untuk kasus

*autoregressive* adalah:

$$Z_t = \theta_{11} (\bar{w}_1 Z_{t-1}) + \theta_{12} (\bar{w}_1 Z_{t-2}) + \theta_{10} \bar{w}_1 + \theta_{21} (\bar{w}_2 Z_{t-1}) + \theta_{22} (\bar{w}_2 Z_{t-2}) + \varepsilon_t$$

dengan  $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ .

*Unrestricted model* untuk kasus penambahan satu fungsi keanggotaan (*cluster*) adalah:

$$Z_t = \theta_{11} (\bar{w}_1 Z_{t-1}) + \theta_{12} (\bar{w}_1 Z_{t-2}) + \theta_{10} \bar{w}_1 + \theta_{21} (\bar{w}_2 Z_{t-1}) + \theta_{22} (\bar{w}_2 Z_{t-2}) + \theta_{31} (\bar{w}_3 Z_{t-1}) + \theta_{32} (\bar{w}_3 Z_{t-2}) + \theta_{30} \bar{w}_3 + \nu_t$$

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

Pengujian terhadap penambahan satu fungsi keanggotaan (*cluster*) dapat dirumuskan hipotesis nol:

$$H_0 : \theta_{31} = \theta_{32} = 0$$

dengan prosedur pengujian sebagai berikut.

Langkah 1: Lakukan estimasi parameter-parameter *restricted model*:

$$\hat{\theta}_{11}, \hat{\theta}_{12}, \hat{\theta}_{10}, \hat{\theta}_{21}, \hat{\theta}_{22}, \hat{\theta}_{20}$$

Langkah 2: Tentukan estimasi residual

$$\hat{\varepsilon}_t = Z_t - \hat{\theta}_{11}(\bar{w}_1 Z_{t-1}) - \hat{\theta}_{12}(\bar{w}_1 Z_{t-2}) - \hat{\theta}_{10} \bar{w}_1 - \hat{\theta}_{21}(\bar{w}_2 Z_{t-1}) - \hat{\theta}_{22}(\bar{w}_2 Z_{t-2}) - \hat{\theta}_{20} \bar{w}_2$$

Langkah 3: Regresikan residual  $\hat{\varepsilon}_t$  dengan

$(\bar{w}_1 Z_{t-1}), (\bar{w}_1 Z_{t-2}), \bar{w}_1, (\bar{w}_2 Z_{t-1}), (\bar{w}_2 Z_{t-2}), \bar{w}_2, (\bar{w}_3 Z_{t-1}), (\bar{w}_3 Z_{t-2}), \bar{w}_3$  dan hitung nilai

$LM = n^* R_{\hat{\varepsilon}}^2$ . Menurut Engle (1982) statistik LM berdistribusi  $\chi^2$  dengan derajat bebas 2.

Langkah-4: Tentukan kesimpulan terhadap hasil pengujian hipotesis

Jika nilai  $LM = n^* R_{\hat{\varepsilon}}^2 > \chi_{(2, \alpha)}^2$  maka  $H_0$  ditolak yang berarti bahwa penambahan satu fungsi keanggotaan (*cluster*) dapat dilakukan.

Langkah-langkah tersebut diulangi dengan melibatkan variabel input optimal dengan jumlah fungsi keanggotaan (*cluster*) yang lebih besar.

### 3.3 PEMBENTUKAN ATURAN FUZZY

Pembentukan aturan fuzzy didasarkan pada banyaknya variabel input dan jumlah keanggotaan (*cluster*) optimal. Untuk kasus ini, jika diberikan input  $Z_{t-1}$  dengan fungsi keanggotaan  $A_{11}$  dan  $A_{21}$ ; input  $Z_{t-3}$  dengan fungsi keanggotaan  $A_{21}$  dan  $A_{22}$ ; aturan dasar fuzzy Sugeno order satu:

R1: Jika  $Z_{t-1}$  adalah  $A_{11}$  dan  $Z_{t-3}$  adalah  $A_{21}$  maka  $Z_t^{(1)} = \theta_{11} Z_{t-1} + \theta_{12} Z_{t-3} + \theta_{10}$ ;

R2: Jika  $Z_{t-1}$  adalah  $A_{21}$  dan  $Z_{t-3}$  adalah  $A_{22}$  maka  $Z_t^{(2)} = \theta_{21} Z_{t-1} + \theta_{22} Z_{t-2} + \theta_{20}$ ;

maka output  $Z_t$  dapat ditentukan sebagai:

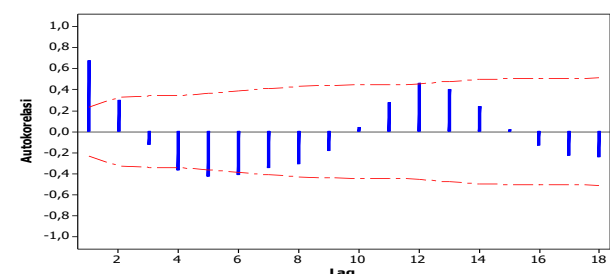
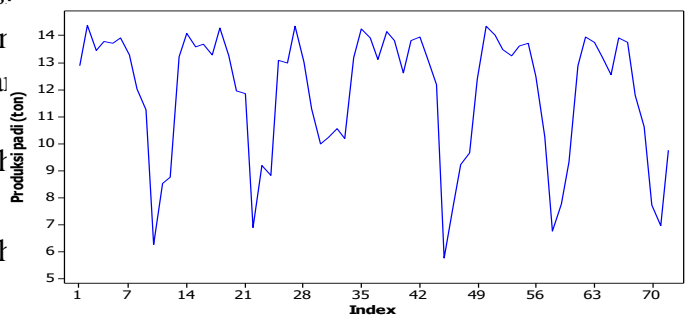
$$Z_t = \frac{w_1 Z_t^{(1)} + w_2 Z_t^{(2)}}{w_1 + w_2}$$

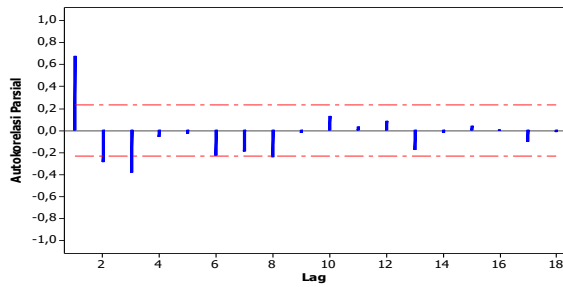
### HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini dibahas tentang pemodelan ANFIS untuk data bulanan dari Januari 2009 sampai dengan Desember 2014 produksi padi Kabupaten Grobogan Provinsi Jawa Tengah.

Data diambil dari Badan Pusat Statistik (BPS) Jawa Tengah. Dalam kajian ini data dilakukan transformasi logaritma. Plot data runtun waktu, autokorelasi dan autokorelasi parsial diberikan pada Gambar 2. Berdasarkan plot data runtun waktu dan plot autokorelasi (ACF) pada Gambar 2 menunjukkan bahwa data memiliki pola stasioner. Plot autokorelasi parsial (PACF) memberi kesan kuat bahwa nilai korelasi untuk lag-1, lag-2 dan lag-3 lebih besar dari dua kali *standard error* ( $\hat{\phi}_{kk}$ ), sehingga lag-lag tersebut diduga mempunyai hubungan linear yang kuat terhadap data. Variabel-variabel lag-1( $Z_{t-1}$ ), lag-2( $Z_{t-2}$ ) dan lag-3( $Z_{t-3}$ ) dapat diidentifikasi sebagai variabel input untuk ANFIS. Prosedur pemilihan input dilakukan melalui pengujian hipotesis terhadap lag-1, lag-2 dan lag-3 dengan memilih 2 fungsi keanggotaan (*cluster*).

Pengujian dimaksudkan untuk mengevaluasi apakah lag-lag yang bersangkutan baik secara individual maupun bersama-sama mempunyai kontribusi yang signifikan terhadap  $Z_t$ . Pemodelan ANFIS antara variabel  $Z_{t-1}$  terhadap  $Z_t$  dengan 2 fungsi keanggotaan adalah signifikan. Demikian juga variabel  $Z_{t-3}$  mempunyai kontribusi yang signifikan terhadap  $Z_t$ , namun untuk variabel  $Z_{t-2}$  tidak berpengaruh secara signifikan.





GAMBAR 2. PLOT DATA RUNTUN WAKTU PRODUKSI PADI, ACF DAN PACF

Untuk mengidentifikasi apakah lag-1 dan lag-3 secara bersama-sama mempunyai kontribusi terhadap  $Z_t$ , dalam konteks model ANFIS dilakukan pengujian hipotesis menggunakan prosedur *LM-test* dengan melibatkan kombinasi kedua variabel tersebut. Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, diperoleh variabel input lag-1 dan lag-3 dengan 2 fungsi keanggotaan berpengaruh secara signifikan terhadap data. Aturan fuzzy yang terlibat dalam pemodelan ANFIS terdiri dari 2 aturan dasar Sugeno order satu.

Berdasarkan kajian empiris terhadap data produksi padi di Kabupaten Grobogan dari tahun 1990 sampai dengan 2014 diperoleh model ANFIS optimal yang melibatkan dua input lag-1 dan lag-3 dengan 2 fungsi keanggotaan dan 2 aturan fuzzy. Estimasi model ANFIS yang dihasilkan dapat ditulis seperti Persamaan (2).

$$Z_t = 0,11\bar{w}_{1,t}Z_{t-1} - 1,34\bar{w}_{1,t}Z_{t-3} + 23,81\bar{w}_{1,t} + 1,30\bar{w}_{2,t}Z_{t-1} - 0,12\bar{w}_{2,t}Z_{t-3} - 2,62\bar{w}_{2,t} \quad (2)$$

dengan

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

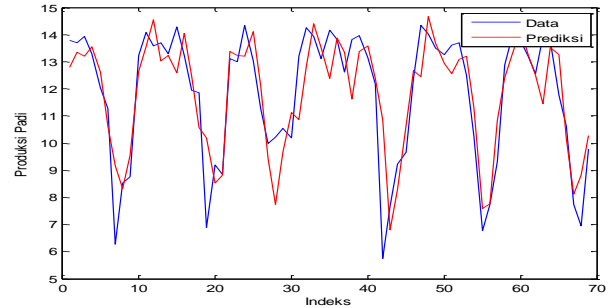
$$\bar{w}_{2,t} = \frac{w_{2,t}}{w_{1,t} + w_{2,t}}$$

$$w_{1,t} = \exp \left[ -\frac{1}{2} \left\{ \left( \frac{Z_{t-1} - 8,99}{2,22} \right)^2 + \left( \frac{Z_{t-3} - 11,38}{1,64} \right)^2 \right\} \right]$$

$$w_{2,t} = \exp \left[ -\frac{1}{2} \left\{ \left( \frac{Z_{t-1} - 13,33}{1,81} \right)^2 + \left( \frac{Z_{t-3} - 12,68}{2,59} \right)^2 \right\} \right]$$

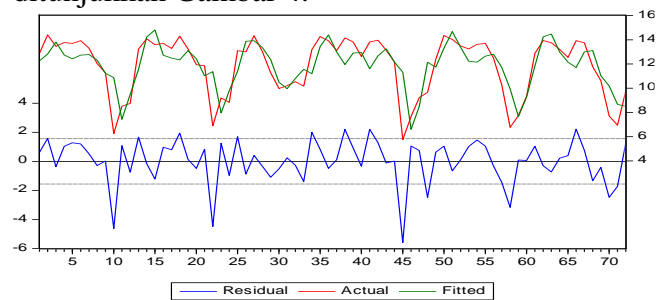
Performa model ANFIS untuk prediksi data *in sample* ditunjukkan seperti Gambar 3. Nilai *mean absolute percentage error* (MAPE) dan

*root of mean squares error* (RMSE) dengan ANFIS diperoleh masing-masing sebesar 9,2% dan 1,29.



GAMBAR 3. PREDIKSI DENGAN MODEL ANFIS UNTUK DATA *IN SAMPLE*

Untuk prediksi dengan menggunakan model ARIMA([1,3],0,0) memberikan nilai RMSE sebesar 1,537 dan MAPE sebesar 11,5%. Hasil prediksi dengan ARIMA([1,3],0,0) ditunjukkan Gambar 4.



GAMBAR 4. PREDIKSI DENGAN MODEL ARIMA([1,3],0,0) UNTUK DATA *IN SAMPLE*

Nilai MAPE dan RMSE dengan model ANFIS hasilnya lebih kecil dibandingkan nilai MAPE dan RMSE model ARIMA. Sehingga model ANFIS mempunyai performa prediksi yang lebih baik dari pada model ARIMA.

#### SIMPULAN DAN SARAN

Dari hasil kajian empiris, disimpulkan bahwa prosedur pemilihan model ANFIS optimal berbasis *LM-test* dapat bekerja dengan baik untuk prediksi data produksi padi di Kabupaten Grobogan. Berdasarkan nilai MAPE dan RMSE, performa ANFIS lebih baik dibandingkan ARIMA.

#### DAFTAR PUSTAKA

J. -S. R. Jang, ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System, IEEE Transactions on Systems, Man, and

- Cybernetics, Vol. 23, No.3, 1993, pp.665-685.
- J.-S.R., Jang, C.-T. Sun, E. Mizutani, Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A computational Approach to Learning and Machine Intelligent. Prentice Hall International, 1997.
- J. Jantzen, Neurofuzzy Modeling, Technical report no. 98-H-874, Technical University of Denmark, Denmark, 1998.
- L. Y. Wei, T. L. Chen & T. H. Ho, A hybrid model based on adaptive-networkbased fuzzy inference system to forecast Taiwan stock market. Expert Systems with Applications, 38, 2011, pp.13625-13631.
- A. Kablan, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Financial Trading using Intraday Seasonality Observation Model, World Academy of Science, Engineering and Technology 58, 2009.
- F. K. Wang, K. K. Chang and C. W. Tzeng, Using adaptive sales. Expert Systems with Applications, 38, 2011, pp.10587-10593.
- M.A. Boyacioglu and D. Ayci, An Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) for the prediction of stock market return: The case of the Istanbul Stock Exchange. Expert Systems with Applications, 37, 2010, pp.7908-7912.
- L. Y. Wei, C. H. Cheng & H. H. Wu, Fusion ANFIS Model Based on AR for Forecasting EPS of Leading Industries. International Journal of Innovative Computing Information and Control, 7, 2011, pp.5445-5458.
- J-C. Hung, A Fuzzy Asymmetric GARCH model applied to stock markets, Information Sciences 179, 2009, pp.3930-3943.
- L.S. Maciel, A Hybrid Fuzzy GJR-GARCH Modeling Approach for Stock Market Volatility Forecasting, Rev. Bras. Financas, Rio de Janeiro, Vol. 10, No.3, 2012, pp.337-367.
- L. S. Maciel., F. Gomide, R. Ballini, An Evolving Fuzzy-GARCH Approach for Financial Volatility and Forecasting, 2012, pp. 1-16.
- M.N.Y. Alakhras, Neural Network-based Fuzzy Inference System for Exchange Rate Prediction, Journal of Computer Science (Special Issue), Science Publications, 2005, pp. 112-120.
- M. Alizadeh, R. Rada, A.K.G. Balagh, M.M.S. Esfahani, Forecasting Exchange Rates: A Neuro-Fuzzy Approach, IFSA-EUSFLAT, 2009, pp.1745-1750.
- S. M. Fahimifard, M. Homayounifar, M. Sabouhi and A.R. Moghaddamnia, Comparison of ANFIS, ANN, GARCH and ARIMA Techniques to Exchange Rate Forecasting, Journal of Applied Sciences 9 (20), 2009, pp.3641-3651.
- R. Abiyev, V. H. Abiyev and C. Ardil., Electricity Consumption Prediction Model using Neuro-Fuzzy System, World Academy of Science, Engineering and Technology 8, 2005.
- U. Ander and O. Korn, Model selection in Neural Networks. Neural Networks, 12, 1999, 309-323.