

ANALISIS DATA RUNTUN WAKTU DENGAN METODE *ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM* (ANFIS)

Arsyil Hendra Saputra¹, Tarno², Budi Warsito²

¹ Mahasiswa Jurusan Statistika FSM Universitas Diponegoro

² Staf Pengajar Jurusan Statistika FSM Universitas Diponegoro

Abstract

One popular method of time series analysis is ARIMA. The ARIMA method requires some assumptions; residual of model must be white noise, normal distribution and constant variance. The ARIMA model tends to be better for time series data which is linear. Whereas for the nonlinear time series data have been widely studied by nonlinear methods, one of that is *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* or ANFIS. The ANFIS method is a method that combines techniques *Neural Network* and *Fuzzy Logic*. In this thesis discussed the ANFIS method specifically for the analysis of time series data that have characteristics such as stationary, stationary with outlier, non stationary and non stationary with outlier, and the data of Indonesian palm oil prices is used as a case study. The ANFIS results which were obtained are compared with the results of ARIMA method by the value of RMSE. Based on the analysis and discussion, it is obtained that the results of ANFIS method are better than the results of ARIMA method.

Keywords : ANFIS, ARIMA, time series data, non stasionary, outlier

1. Pendahuluan

Analisis data runtun waktu (*time series*) merupakan salah satu bahasan penting dalam ilmu statistika. Model runtun waktu konvensional yang umum digunakan untuk peramalan data runtun waktu seperti ARIMA (Box dan Jenkins, 1976), ARCH (Engle, 1982) dan GARCH (Bollerslev, 1986). Namun, seiring waktu ternyata teknik ini memiliki keterbatasan kemampuan dalam pemodelan data runtun waktu, terutama pada data runtun waktu nonlinier.

Salah satu metode yang digunakan dalam peramalan data runtun waktu nonlinier adalah *Neural Network* (McCulloch & Pitts, 1943) dan *Fuzzy Logic* (Zadeh, 1965). Walaupun teknik *neural network* dan *fuzzy logic* dapat memecahkan masalah kompleks, akan tetapi tetap pula memiliki keterbatasan. *Fuzzy logic* tidak memiliki kemampuan untuk belajar dan beradaptasi. Sebaliknya *neural network* memiliki kemampuan untuk belajar dan beradaptasi namun tidak memiliki kemampuan penalaran seperti yang dimiliki pada *fuzzy logic*. Oleh karena itu dikembangkan metode yang mengkombinasikan kedua teknik itu yaitu biasa disebut sistem *hybrid*, salah satunya adalah *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* atau ANFIS (Jang, 1993). ANFIS merupakan metode yang menggunakan jaringan syaraf tiruan (*neural network*) untuk mengimplementasikan sistem inferensi *fuzzy* (*fuzzy inference system*). Dengan kata lain ANFIS adalah penggabungan mekanisme sistem inferensi *fuzzy* yang digambarkan dalam arsitektur jaringan syaraf tiruan.

Dalam tulisan ini dibahas secara khusus mengenai metode ANFIS untuk analisis data runtun waktu yang mempunyai karakteristik antara lain stasioner, stasioner dengan *outlier*, nonstasioner dan nonstasioner dengan *outlier*, dan digunakan data harga minyak

kelapa sawit Indonesia sebagai studi kasus. Hasil ANFIS yang diperoleh kemudian dibandingkan dengan hasil metode ARIMA berdasarkan nilai RMSE.

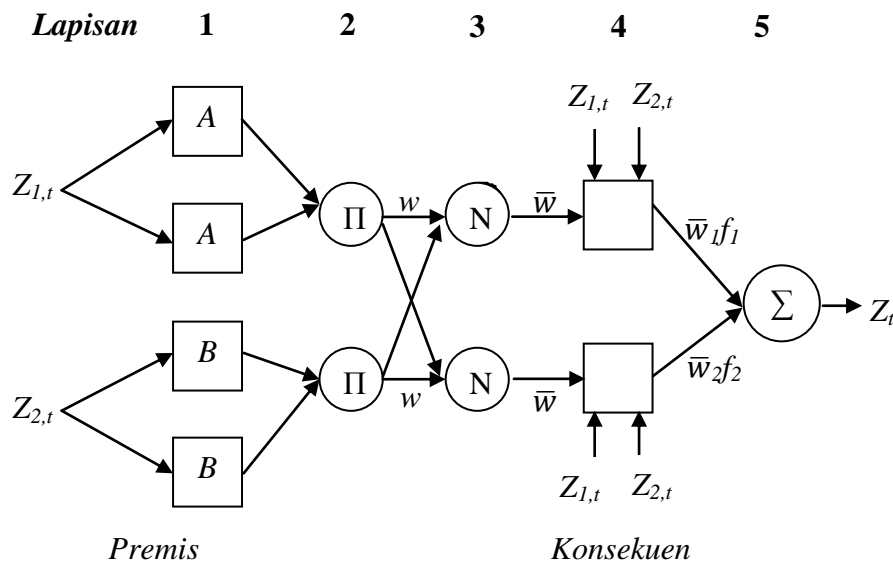
2. ANFIS: Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* atau *Adaptive Network-based Fuzzy Inference System*) adalah arsitektur yang secara fungsional sama dengan *fuzzy rule base* model Sugeno. Arsitektur ANFIS juga sama dengan jaringan syaraf dengan fungsi radial dengan sedikit batasan tertentu. Bisa dikatakan bahwa ANFIS adalah suatu metode yang mana dalam melakukan penyetelan aturan digunakan algoritma pembelajaran terhadap sekumpulan data. Pada ANFIS juga memungkinkan aturan-aturan untuk beradaptasi.

Misalkan input terdiri atas $Z_{1,t}$ dan $Z_{2,t}$ dan sebuah output Z_t dengan aturan model Sugeno orde 1. Orde satu dipilih dengan pertimbangan kesederhanaan dan kemudahan perhitungan. Model Sugeno orde satu dengan dua aturan *fuzzy if-then* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Aturan 1 : } & \underbrace{\text{If } Z_{1,t} \text{ is } A_1 \text{ and } Z_{2,t} \text{ is } B_1}_{\text{Premis}} \text{ then } \underbrace{f_1 = p_1 \cdot Z_{1,t} + q_1 \cdot Z_{2,t} + r_1}_{\text{Konsekuen}} \\ \text{Aturan 2 : } & \underbrace{\text{If } Z_{1,t} \text{ is } A_2 \text{ and } Z_{2,t} \text{ is } B_2}_{\text{Premis}} \text{ then } \underbrace{f_2 = p_2 \cdot Z_{1,t} + q_2 \cdot Z_{2,t} + r_2}_{\text{Konsekuen}} \end{aligned}$$

dengan A_i dan B_i adalah nilai-nilai keanggotaan merupakan label linguistik (seperti “kecil” atau “besar”), p_i , q_i , dan r_i adalah parameter konsekuen.



Gambar 1. Arsitektur jaringan ANFIS

(Jang, Sun, dan Mizutani, 1997)

Lapisan 1:

Lapisan ini merupakan lapisan fuzzifikasi. Pada lapisan ini tiap neuron adaptif terhadap parameter suatu aktivasi. Output dari tiap neuron berupa derajat keanggotaan yang diberikan oleh fungsi keanggotaan input. Misalkan fungsi keanggotaan *Generalized Bell* diberikan sebagai:

$$\mu(Z) = \frac{1}{1 + \left| \frac{Z - c}{a} \right|^{2b}}$$

Dengan Z adalah input, dalam hal ini $Z = \{Z_{1,t}, Z_{2,t}\}$ dan $\{a, b, \text{ dan } c\}$ adalah parameter-parameter, biasanya $b=1$. Jika nilai parameter-parameter ini berubah, maka bentuk kurva yang terjadi akan ikut berubah. Parameter-parameter ini biasanya disebut dengan nama **parameter premis**.

Lapisan 2:

Lapisan ini berupa neuron tetap (diberi simbol Π) merupakan hasil kali dari semua masukan, sebagai berikut:

$$w_i = \mu_{A_i} \cdot \mu_{B_i}$$

Biasanya digunakan operator *AND*. Hasil perhitungan ini disebut *firing strength* dari sebuah aturan. Tiap neuron merepresentasikan aturan ke- i .

Lapisan 3:

Tiap neuron pada lapisan ini berupa neuron tetap (diberi simbol N) merupakan hasil perhitungan rasio dari *firing strength* ke- i (w_i) terhadap jumlah dari keseluruhan *firing strength* pada lapisan kedua, sebagai berikut:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2.$$

Hasil perhitungan ini disebut *normalized firing strength*.

Lapisan 4:

Lapisan ini berupa neuron yang merupakan neuron adaptif terhadap suatu output, sebagai berikut:

$$\bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i Z_{1,t} + q_i Z_{2,t} + r_i)$$

dengan \bar{w}_i adalah *normalized firing strength* pada lapisan ketiga dan $p_i, q_i, \text{ dan } r_i$ adalah parameter-parameter pada neuron tersebut. Parameter-parameter ini biasa disebut **parameter konsekuen**.

Lapisan 5:

Lapisan ini berupa neuron tunggal (diberi simbol Σ) merupakan hasil penjumlahan seluruh output dari lapisan keempat, sebagai berikut:

$$\sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}$$

(Kusumadewi, 2006)

Pada saat parameter premis ditemukan keluaran keseluruhan akan merupakan kombinasi linier dari konsekuen parameter, yaitu:

$$\begin{aligned} f &= \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \\ &= \bar{w}_1 (p_1 Z_{1,t} + q_1 Z_{2,t} + r_1) + \bar{w}_2 (p_2 Z_{1,t} + q_2 Z_{2,t} + r_2) \\ &= (\bar{w}_1 Z_{1,t}) p_1 + (\bar{w}_1 Z_{2,t}) q_1 + (\bar{w}_1) r_1 + (\bar{w}_2 Z_{1,t}) p_2 + (\bar{w}_2 Z_{2,t}) q_2 + (\bar{w}_2) r_2 \end{aligned}$$

adalah linier terhadap parameter $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2, \text{ dan } r_2$.

Algoritma hibrida akan mengatur parameter-parameter konsekuen p_i , q_i , dan r_i secara maju (*forward*) dan akan mengatur parameter-parameter premis a , b , dan c secara mundur (*backward*).

Tabel 1. Prosedur pembelajaran *Hybrid* metode ANFIS

	Arah Maju	Arah Mundur
Parameter Premis	Tetap	<i>Gradient descent</i>
Parameter Konsekuen	<i>Least-squares estimator</i>	Tetap
Sinyal	Keluaran neuron	Sinyal eror

(Jang, Sun, dan Mizutani, 1997)

3. Analisis dan Pembahasan

Analisis pada Data Stasioner

Berdasarkan analisis ARIMA pada data stasioner diperoleh sebagai berikut:

Tabel 2. Ringkasan analisis ARIMA pada data stasioner

Pengujian	Hasil
Model	ARIMA(1,0,0)
Uji Parameter	ϕ_1 Signifikan
White Noise	Terpenuhi
Uji Normalitas	Terpenuhi
Uji ARCH-LM	Terpenuhi
Uji Linier	Linier
RMSE in-sample	0.956105
RMSE out-sample	1.173916

Tabel 3. Ringkasan analisis ANFIS pada data stasioner

Model Terbaik	Hasil
Input	Z_{t-1}
Jumlah Klaster	7
Fungsi Keanggotaan	<i>Gbellmf</i>
RMSE Train	0.79745
RMSE Check	1.0489

Dari tabel 2 dan 3 dapat terlihat bahwa eror RMSE yang dihasilkan ANFIS lebih kecil daripada ARIMA, artinya dapat disimpulkan bahwa hasil analisis ANFIS lebih baik dari ARIMA.

Analisis pada Data Stasioner dengan *Outlier*

Berdasarkan analisis ARIMA pada data stasioner dengan *outlier* diperoleh sebagai berikut:

Tabel 4. Ringkasan analisis ARIMA pada data stasioner dengan *outlier*

Pengujian	Hasil
Model	ARIMA(1,0,0)
Uji Parameter	ϕ_1 Signifikan
White Noise	Terpenuhi

Uji Normalitas	Tidak Terpenuhi
Uji ARCH-LM	Tidak Terpenuhi
Uji Linier	Tidak Linier
RMSE in-sample	1.290333
RMSE out-sample	1.197439

Tabel 5. Ringkasan analisis ANFIS pada data stasioner dengan *outlier*

Model Terbaik	Hasil
Input	Z_{t-1}
Jumlah Klaster	2
Fungsi Keanggotaan	<i>Gaussmf</i>
RMSE Train	1.0263
RMSE Check	1.0333

Dari tabel 4 dan 5 dapat terlihat bahwa eror RMSE yang dihasilkan ANFIS lebih kecil daripada ARIMA. Selain itu beberapa asumsi pada model ARIMA tidak terpenuhi. Artinya dapat disimpulkan bahwa hasil analisis ANFIS lebih baik dari ARIMA.

Analisis pada Data Nonstasioner

Berdasarkan analisis ARIMA pada data nonstasioner diperoleh sebagai berikut:

Tabel 6. Ringkasan analisis ARIMA pada data nonstasioner

Pengujian	Hasil
Model	ARIMA(1,1,0)
Uji Parameter	ϕ_1 Signifikan
White Noise	Terpenuhi
Uji Normalitas	Terpenuhi
Uji ARCH-LM	Terpenuhi
Uji Linier	Linier
RMSE in-sample	0.946993
RMSE out-sample	0.969744

Tabel 7. Ringkasan analisis ANFIS pada data nonstasioner

Model Terbaik	Hasil
Input	Z_{t-1}, Z_{t-2}
Jumlah Klaster	[3 3]
Fungsi Keanggotaan	<i>Pimf</i>
RMSE Train	0.89922
RMSE Check	0.85301

Dari tabel 6 dan 7 dapat terlihat bahwa eror RMSE yang dihasilkan ANFIS lebih kecil daripada ARIMA. Artinya dapat disimpulkan bahwa hasil analisis ANFIS lebih baik dari ARIMA.

Analisis pada Data Nonstasioner dengan *Outlier*

Berdasarkan analisis ARIMA pada data nonstasioner dengan *outlier* diperoleh sebagai berikut:

Tabel 8. Ringkasan analisis ARIMA pada data nonstasioner dengan *outlier*

Pengujian Model	Hasil
Model	ARIMA(1,0,0)
Uji Parameter	ϕ_1 Signifikan
White Noise	Terpenuhi

Uji Normalitas	Tidak Terpenuhi
Uji ARCH-LM	Tidak Terpenuhi
Uji Linier	Tidak Linier
RMSE in-sample	2.560204
RMSE out-sample	0.989939

Tabel 9. Ringkasan analisis ANFIS pada data nontasioner dengan outlier

Model Terbaik	Hasil
Input	Z_{t-1}, Z_{t-2}
Jumlah Klaster	[4 4]
Fungsi Keanggotaan	<i>Gaussmf</i>
RMSE Train	1.82
RMSE Check	0.93037

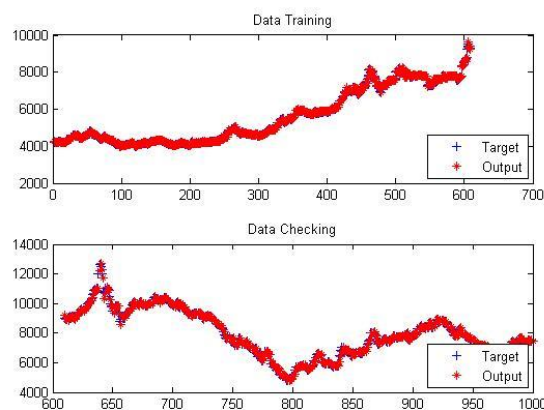
Dari tabel 8 dan 9 dapat terlihat bahwa eror RMSE yang dihasilkan ANFIS lebih kecil daripada ARIMA. Selain itu beberapa asumsi pada model ARIMA tidak terpenuhi, artinya dapat disimpulkan bahwa hasil analisis ANFIS lebih baik dari ARIMA.

Data Harga Minyak Kelapa Sawit Indonesia

Berdasarkan analisis ARIMA pada data harga minyak kelapa sawit Indonesia diperoleh sebagai berikut:

Tabel 10. Ringkasan analisis ARIMA pada data harga minyak kelapa sawit Indonesia

Pengujian	Hasil
Model	ARIMA([1,3,8],1,0)
Uji Parameter	ϕ_1, ϕ_3, ϕ_8 Signifikan
White Noise	Terpenuhi
Uji Normalitas	Tidak terpenuhi
Uji ARCH-LM	Tidak terpenuhi
Uji Linieritas	Nonlinier
RMSE in-sample	71.3010
RMSE out-sample	170.2851



Gambar 30. Perbandingan target dan output ANFIS pada data harga minyak kelapa sawit Indonesia

Tabel 11. Ringkasan analisis ANFIS pada data harga minyak kelapa sawit Indonesia

Model	Hasil
-------	-------

Input	Z_{t-1}, Z_{t-2}
Jumlah Klaster Terbaik	[2 2]
Jenis Fungsi Keanggotaan	<i>Gaussmf</i>
RMSE Train	70.8643
RMSE Check	160.7257

Dari tabel 10 dan 11 dapat terlihat bahwa eror RMSE yang dihasilkan ANFIS baik *in-sample* dan *out-sample* lebih kecil daripada ARIMA. Selain itu beberapa asumsi pada model ARIMA tidak terpenuhi, artinya dapat disimpulkan bahwa hasil analisis ANFIS lebih baik dari ARIMA.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan identifikasi permasalahan dan pembahasan pada bab sebelumnya didapat kesimpulan sebagai berikut :

1. Hasil analisis menunjukkan metode ANFIS cenderung lebih baik untuk menganalisis data runtun waktu yang nonlinier dibandingkan dengan metode ARIMA.
2. Analisis data runtun waktu pada empat data simulasi yang berbeda karakteristik yaitu stasioner, stasioner dengan *outlier*, nonstasioner, dan nonstasioner dengan *outlier* menggunakan metode ANFIS menunjukkan hasil lebih baik daripada analisis metode ARIMA berdasarkan nilai RMSE yang diperoleh.
3. Analisis data harga minyak kelapa sawit Indonesia menggunakan ANFIS menunjukkan hasil lebih baik daripada ARIMA berdasarkan nilai RMSE yang diperoleh.

5. Daftar Pustaka

- Jang, JSR. 1993. *ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System*. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics Volume 23. Hal 665-685.
- Jang, JSR., CT Sun, dan E Mizutani. 1997. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*. London: Prentice-Hall, Inc.
- Kusumadewi, S dan Hartati S. 2006. *Neuro Fuzzy: Integrasi Sistem Fuzzy & Jaringan Syaraf*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Soejoeti, Z. 1987. *Buku Materi Pokok Analisis Runtun Waktu*. Jakarta: Penerbit Karunika, Universitas Terbuka.
- Suhartono. 2008. *Analisis Data Statistik dengan R*. Surabaya: Jurusan Statistika ITS.
- Wei, WWS. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. USA: Pearson Education, Inc.

