

**IMPLEMENTASI *ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM*  
(ANFIS) DAN ARIMA UNTUK PERAMALAN *TIME SERIES***

**(Skripsi)**

**Oleh**

**Desy Nur Istiqomah**



**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG  
2021**

## ABSTRAK

### IMPLEMENTASI *ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM* (ANFIS) DAN ARIMA UNTUK PERAMALAN *TIME SERIES*

Oleh

**Desy Nur Istiqomah**

Analisis deret waktu adalah salah satu bahasan dalam ilmu statistika untuk melakukan peramalan. ARIMA adalah suatu metode peramalan yang biasanya baik digunakan untuk melakukan peramalan jangka pendek namun metode tersebut memiliki keterbatasan dalam memodelkan data deret waktu nonlinear. Salah satu model yang digunakan untuk peramalan data deret waktu nonlinear dan telah dikembangkan dengan mengkombinasikan kedua teknik disebut sistem *hybird*, yaitu *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) suatu gabungan antara konsep *Backpropagation Neural Network* dengan konsep logika *fuzzy*. Peramalan analisis deret waktu dengan menggunakan metode ARIMA dan ANFIS dapat dilakukan untuk melihat kesejahteraan masyarakat khususnya di sektor pertanian dengan melihat nilai tukar petani.

Tujuan dari penelitian ini yaitu mengkaji dan menduga metode ARIMA dan ANFIS pada data nilai tukar petani provinsi Lampung dengan menggunakan aplikasi *R-Studio* dan *Matlab*. Selanjutnya, mendapatkan model ANFIS yang sesuai dengan model ARIMA untuk peramalan *time series* data nilai tukar petani (NTP) provinsi Lampung.

Kriteria pemilihan model terbaik berdasarkan pada nilai RMSE dan MAPE pada data NTP. Hasil dari analisis menunjukkan bahwa metode ANFIS memberikan tingkat keakuratan yang lebih baik untuk meramalkan nilai tukar petani provinsi Lampung dibandingkan dengan metode ARIMA.

**Kata kunci:** data *time series*, nilai tukar petani, ARIMA, ANFIS, MAPE, RMSE, peramalan.

## **ABSTRACT**

### **IMPLEMENTATION OF ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS) AND ARIMA FOR TIME SERIES FORECASTING**

**By**

**Desy Nur Istiqomah**

Time series analysis is one of the topics in statistics for forecasting. ARIMA is a forecasting method that is usually good for short-term forecasting, but this method has limitations in modeling nonlinear time series data. One of the models used for forecasting nonlinear time series data and has been developed by combining the two techniques are called a hybrid system, namely the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) which combines the concept of Backpropagation Neural Network with the concept of fuzzy logic. Forecasting time series analysis using the ARIMA and ANFIS methods can be done to see the welfare of the community, especially in the agricultural sector by looking at the exchange rate of farmers.

The purpose of this study is to examine and predict the ARIMA and ANFIS methods on the exchange rate data of farmers in Lampung province using the R-Studio and Matlab applications. Next, get the ANFIS model that matches the ARIMA model for forecasting time series data on farmers' exchange rates (NTP) in Lampung province.

The criteria for selecting the best model are based on the RMSE and MAPE values in the NTP data. The results of the analysis show that the ANFIS method provides a better level of accuracy for forecasting the exchange rate of farmers in Lampung province compared to the ARIMA method.

**Keywords: time series data, farmer's exchange rate, ARIMA, ANFIS, MAPE, RMSE, forecasting.**

**IMPLEMENTASI *ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM*  
(ANFIS) DAN ARIMA UNTUK PERAMALAN *TIME SERIES***

Oleh

**DESY NUR ISTIQOMAH**

Skripsi

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar  
SARJANA MATEMATIKA**

Pada

**Jurusan Matematika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG  
2021**

Judul Skripsi

: **IMPLEMENTASI *ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)* DAN *ARIMA* UNTUK PERAMALAN *TIME SERIES***

Nama Mahasiswa

: **Desy Nur Istiqomah**

Nomor Pokok Mahasiswa

: **1717031045**

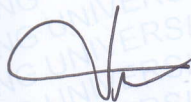
Jurusan

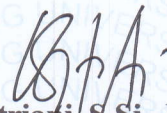
: **Matematika**

Fakultas

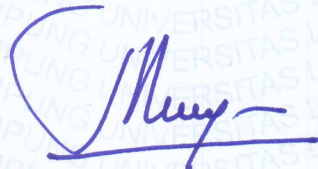
: **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



  
**Drs. Nusyirwan, M.Si.**  
NIP. 196610101992051001

  
**Dr. Fitriani, S.Si., M.Sc.**  
NIP. 198406272006042001

2. Ketua Jurusan Matematika

  
**Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.**  
NIP. 197403162005011001

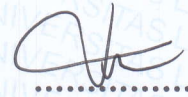


**MENGESAHKAN**

1. Tim Penguji:

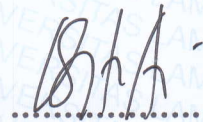
Ketua

: **Drs. Nusyirwan, M. Si.**



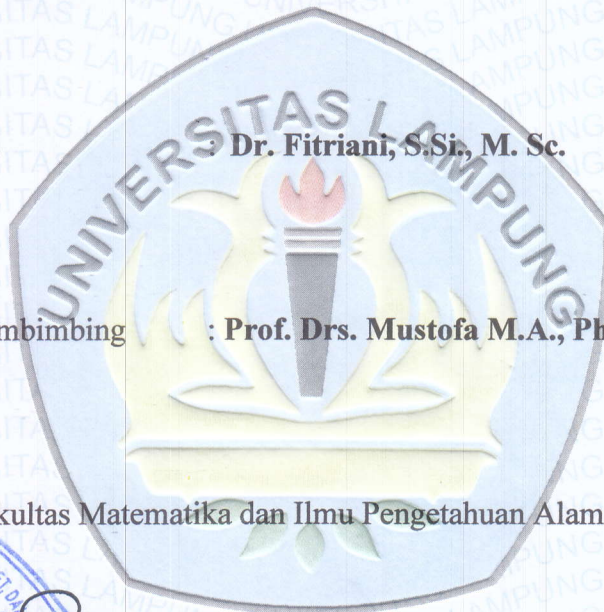
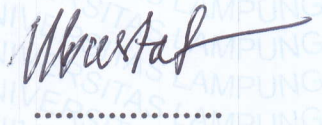
Sekretaris

: **Dr. Fitriani, S.Si., M. Sc.**



Penguji  
Bukan Pembimbing

: **Prof. Drs. Mustofa M.A., Ph.D.**



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



**Dr. Eng. Supto Dwi Yuwono, M. T**  
NIP. 197407052000031001

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: **3 September 2021**

## PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : **Desy Nur Istiqomah**

Nomor Pokok Mahasiswa : **1717031045**

Jurusan : **Matematika**

Judul : **IMPLEMENTASI ADAPTIVE NEURO-FUZZY  
INFERENCE SYSTEM (ANFIS) DAN ARIMA  
UNTUK PERAMALAN TIME SERIES**

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri dan semua tulisan yang tertuang dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah karya penulisan ilmiah Universitas Lampung.

Bandar Lampung, 3 September 2021  
Penulis,



**Desy Nur Istiqomah**  
**NPM. 1717031045**

## **RIWAYAT HIDUP**

Penulis bernama lengkap Desy Nur Istiqomah lahir di Seputih Mataram, Lampung Tengah pada 03 Desember 1998. Penulis merupakan anak kedua dari dua bersaudara pasangan Bapak Supriyono dan Ibu Miskiyah.

Penulis menempuh pendidikan taman kanak-kanak (TK) di TK 02 GPM pada tahun 2004 sampai dengan 2006. Kemudian melanjutkan pendidikan Sekolah Dasar di SDS 02 Gula Putih Mataram pada tahun pada tahun 2006 sampai dengan 2011. Penulis melanjutkan pendidikan Sekolah Menengah Pertama di SMP Gula Putih Mataram pada tahun 2011 sampai dengan 2014. Kemudian menempuh pendidikan Sekolah Menengah Atas di SMAS Sugar Group Companies pada tahun 2014 sampai dengan 2017.

Pada tahun 2017 penulis melanjutkan pendidikan Strata Satu (S1) di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Universitas Lampung (UNILA) melalui jalur SBMPTN. Selama menjadi mahasiswa penulis pernah bergabung menjadi Staff MedInfo BEM FMIPA Unila 2018.

Pada bulan Januari sampai dengan Februari 2020 penulis melakukan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Rawajitu Utara, Kecamatan Rawajitu, Mesuji. Pada bulan Juli sampai dengan Agustus 2020, penulis melaksanakan Kerja Praktik (KP) di Badan Kependudukan dan Keluarga Berencana Nasional (BKKBN) Provinsi Lampung pada tanggal 6 Juli 2020 sampai 14 Agustus 2020.



## **PERSEMBAHAN**

*Alhamdulillah hirobbil'amin,  
Puji dan syukur tiada hentinya terpanjatkan kepada Allah SWT atas ridhonya  
sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.*

*Saya persembahkan karya ini untuk:*

### ***Kedua Orang Tua***

*Terima kasih atas segala dukungan yang diberikan dalam tiap hal di hidupku,  
dan doa yang tak hentinya diberikan padaku..*

### ***Kakak tercinta***

*Terimakasih selalu memberikan doa dan dukungan terus menerus kepadaku.*

### ***Sahabat tercinta***

*Terimakasih atas keceriaan, doa dan semangat yang telah diberikan.*

*Kepada dosen-dosen Pembimbing dan Pembahas yang telah sangat sabar dalam  
membimbing dan memberikan masukan, ide-ide yang membangun sehingga dapat  
menyelesaikan skripsi ini.*

***Almamater kebanggaan, Universitas***

***Lampung***

## **KATA INSPIRASI**

***TALK LESS. DO MORE.***

*(Amy Poehler)*

***Kunci dasar kesuksesan adalah tindakan***

*(Pablo Picasso)*

***Hiduplah seakan-akan kau akan mati besok. Belajarlh seakan-akan kau akan hidup selamanya.***

*(Mahatma Gandhi)*

***Janganlah kamu berduka cita, sesungguhnya Allah selalu bersama kita."***

*(QS. At-Taubah 40)*

## SANWACANA

Puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa yang telah memberikan karunia serta kasih-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul **“Implementasi *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) dan ARIMA Untuk Peramalan *Time Series*”**. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Matematika (S.Mat.) pada Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

Dalam kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Drs. Nusyirwan, M.Si., selaku pembimbing utama atas kesediaan waktu, pemikiran dalam memberikan evaluasi, arahan, dan saran yang membangun dalam proses penyusunan skripsi ini.
2. Ibu Dr. Fitriani, S.Si., M.Sc., selaku pembimbing kedua atas kesediaan waktu, saran, dan arahan selama proses penyusunan skripsi ini.
3. Bapak Prof. Drs. Mustofa M.A., Ph.D., selaku dosen penguji atas kesediaan waktu, saran, dan masukan yang membangun selama proses penyusunan skripsi ini.
4. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Kepala Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
5. Bapak Dr. Eng. Suropto Dwi Yuwono, M.T., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

6. Para Dosen dan Staf Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
7. Bapak, Mamak dan Kakak yang selalu mendoakan, mendukung, dan memotivasi penulis dalam menyelesaikan perkuliahan.
8. Gea Fany Tirtalarasati, S.T.P yang selalu mendukung dan menemani saya sejak pertama masuk kuliah.
9. Nana, Ginda, Renda, Karina, Poltak, dan Firman serta teman-teman lainnya yang menemani selama masa perkuliahan dan memberikan semangat serta ambisi kepada penulis selama proses penyusunan skripsi.
10. Ravina, Syifa, Ulin, Nadhira, Ferina, dan Prita yang selalu memberikan doa, dukungan dan motivasi.
11. Tiara, Rayi, Zumroh, Nurul, Pandu, Dio, Handoko, Ridhwan, dan Diky yang telah memberikan semangat.
12. Teman-teman mahasiswa jurusan matematika angkatan 2017.
13. Kepada seluruh teman-teman dan pihak yang tidak dapat penulis sebutkan namanya satu-persatu.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih terdapat kekurangan, untuk itu diharapkan kritik, saran dan semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi pihak yang memerlukan. Aamiin

Bandar Lampung, 3 September 2021  
Penulis,

Desy Nur Istiqomah



## DAFTAR ISI

Halaman

<b>DAFTAR TABEL .....</b>	<b>iii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>iv</b>
<b>I. PENDAHULUAN .....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang dan Masalah .....	1
1.2 Tujuan Penelitian .....	3
1.3 Manfaat Penelitian .....	3
<b>II. TINJAUAN PUSTAKA.....</b>	<b>4</b>
2.1 Peramalan .....	4
2.2 Analisis Deret Waktu ( <i>Time Series</i> ) .....	5
2.3 Stasioneritas .....	5
2.4 <i>White Noise</i> .....	7
2.5 Fungsi Autokorelasi (ACF) .....	7
2.6 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF) .....	8
2.7 <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA) .....	8
2.7.1 Model <i>Autoregressive</i> (AR).....	9
2.7.2 Model <i>Moving Average</i> (MA) .....	9
2.7.3 Model <i>Autoregressive Moving Average</i> (ARMA).....	10
2.7.4 Model <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA) .....	11
2.8 Proses Pemodelan <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA) .	11
2.8.1 Identifikasi model .....	12
2.8.2 Estimasi parameter.....	13
2.8.3 Uji signifikansi parameter.....	13
2.8.4 Pemeriksaan diagnostik .....	14
2.8.5 Peramalan.....	15

2.9 Ukuran Kebaikan Model ( <i>Measure of Accuracy</i> ).....	15
2.9.1 MAPE ( <i>Mean Absolut Percentage Error</i> ).....	15
2.9.2 MAD ( <i>Mean Absolute Deviation</i> ).....	16
2.9.3 MSD ( <i>Mean Squared Deviation</i> ).....	16
2.9.4 RMSE ( <i>Root Mean Square Error</i> ).....	16
2.10 Teori Himpunan <i>Fuzzy</i> .....	17
2.10.1 Fungsi Keanggotaan .....	17
2.11 Sistem Inferensi <i>Fuzzy</i> ( <i>Fuzzy Inference System</i> ).....	20
2.12 <i>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System</i> (ANFIS) .....	21
2.13 Nilai Tukar Petani.....	24
<b>III. METODOLOGI PENELITIAN .....</b>	<b>25</b>
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian.....	25
3.2 Data Penelitian.....	25
3.3 Metode Penelitian .....	25
<b>VI. HASIL DAN PEMBAHASAN.....</b>	<b>27</b>
4.1 Analisis Deskriptif .....	27
4.2 Pemodelan dengan ARIMA.....	28
4.3 Plot data ACF dan PACF setelah transformasi .....	30
4.4 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter model ARIMA.....	32
4.5 Uji asumsi residual .....	34
4.6 Peramalan ARIMA .....	36
4.7 Peramalan Nilai Tukar Petani di Lampung Menggunakan Metode ANFIS	37
4.8 Perbandingan Hasil Ramalan Metode ARIMA dan ANFIS.....	57
<b>V. KESIMPULAN.....</b>	<b>60</b>
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>61</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>	<b>63</b>

## DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Identifikasi Order Model ARIMA dengan Pola Grafik ACF dan PACF.....	12
2. Statistika Deskriptif Nilai Tukar Petani Provinsi Lampung Tahun 2016-2020 .....	27
3. Uji stasioner data penelitian tingkat level .....	29
4. Uji stasioner data penelitian tingkat <i>1st difference</i> .....	29
5. Uji stasioner data penelitian tingkat <i>2nd difference</i> .....	30
6. Nilai autokorelasi setelah <i>differencing</i> ke-2.....	31
7. Nilai partial autokorelasi setelah <i>differencing</i> ke-2 .....	32
8. Estimasi Model ARIMA .....	33
9. Nilai <i>P-value</i> dari uji <i>L-Jung-Box</i> .....	35
10. Hasil <i>Kolmogorov Smirnov Test</i> .....	35
11. Peramalan dengan model ARIMA (1,2,1) .....	36
12. Kriteria kebaikan model ARIMA(1,2,1).....	37
13. Parameter nonlinear fungsi <i>Gaussian</i> .....	38
14. Parameter nonlinear fungsi <i>Trapezoidal</i> .....	39
15. Parameter nonlinear fungsi <i>Generalized Bell</i> .....	39
16. Persamaan fungsi <i>Gaussian</i> .....	40
17. Persamaan Fungsi <i>Trapezoidal</i> .....	41
18. Persamaan Fungsi <i>Generalized Bell</i> .....	42
19. Hasil Perhitungan Pada Lapisan 1 Fungsi <i>Gaussian</i> .....	43
20. Hasil Perhitungan Pada Lapisan 1 Fungsi <i>Trapezoidal</i> .....	43
21. Hasil Perhitungan Pada Lapisan 1 Fungsi <i>Generalized Bell</i> .....	44
22. Operasi Logika <i>Fuzzy</i> Pada Lapisan 2 .....	45
23. Hasil Perhitungan Pada Lapisan 2 Fungsi <i>Gaussian</i> .....	46
24. Hasil Perhitungan Pada Lapisan 2 Fungsi <i>Trapezoidal</i> .....	46
25. Hasil Perhitungan Pada Lapisan 2 Fungsi <i>Generalized Bell</i> .....	47
26. Hasil Perhitungan Lapisan ke-3 Fungsi Keanggotaan <i>Gaussian</i> .....	48
27. Hasil Perhitungan Lapisan ke-3 Fungsi Keanggotaan <i>Trapezoidal</i> .....	48
28. Hasil perhitungan pada Lapisan ke-3 Fungsi Keanggotaan <i>Generalized Bell</i> .....	49
29. Nilai Parameter Linear Fungsi <i>Gaussian</i> .....	50
30. Nilai Parameter Linear Fungsi <i>Trapezoidal</i> .....	50
31. Nilai Parameter Linear Fungsi <i>Generalized Bell</i> .....	50

32. Persamaan <i>Defuzzikasi</i> Dengan Fungsi <i>Gaussian</i> .....	51
33. Persamaan <i>Defuzzikasi</i> Dengan Fungsi <i>Trapezoidal</i> .....	51
34. Persamaan <i>Defuzzikasi</i> Dengan Fungsi <i>Generalized bell</i> .....	51
35. Hasil Perhitungan Pada Lapisan 4 Fungsi <i>Gaussian</i> .....	52
36. Hasil Perhitungan Pada Lapisan 4 Fungsi <i>Trapezoidal</i> .....	52
37. Hasil Perhitungan Pada Lapisan 4 Fungsi <i>Generalized Bell</i> .....	53
38. Hasil Perhitungan Pada Lapisan 5.....	54
39. Hasil Perbandingan Keباikan Ramalan <i>In Sample</i> dan <i>Out Sample</i> Model ANFIS .....	54
40. Hasil Pemilihan Model ANFIS Terbaik Untuk Peramalan Nilai ..... Tukar Petani .....	57
41. Perbandingan kriteria model ARIMA dan model ANFIS.....	57
42. Peramalan <i>out-sample</i> oleh model ARIMA dan ANFIS.....	58



## DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Grafik Fungsi Gaussian.....	18
2. Grafik Fungsi <i>Trapezoidal</i> .....	18
3. Grafik Fungsi <i>Generalized Bell</i> .....	19
4. Gambar Fungsi <i>Triangular</i> .....	19
5. Grafik Keanggotaan <i>Pi</i> .....	20
6. Sistem Inferensi <i>Fuzzy</i> .....	21
7. Struktur ANFIS .....	22
8. Plot Deret Waktu Nilai Tukar Petani Provinsi Lampung Tahun 2016-2020..	27
9. Plot ACF nilai tukar petani setelah proses <i>differencing</i> ke-2.....	30
10. Plot PACF nilai tukar petani setelah <i>2nd differencing</i> .....	31
11. Residuals ARIMA (1,2,1) .....	34
12. Peramalan dengan model ARIMA (1,2,1) .....	36
13. Struktur ANFIS dengan 1 <i>Input</i> .....	38
14. Data <i>In Sample</i> Model ANFIS .....	55
15. Perbandingan Ramalan <i>Out Sample</i> Model ANFIS (a) Fungsi <i>Gaussian</i> (b) Fungsi <i>Trapezoidal</i> (c) Fungsi <i>Generalized Bell</i> .....	56

## I. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang dan Masalah

Analisis deret waktu (*time series*) adalah salah satu bahasan dalam ilmu statistika. Model analisis deret waktu yang sering digunakan untuk melakukan peramalan adalah ARIMA (Box dan Jenkins, 1976), ARCH (Engle, 1982) dan GARCH (Bollerslev, 1986). Menurut Wei (2006), ARIMA adalah suatu metode peramalan yang biasanya baik digunakan untuk melakukan peramalan jangka pendek. Dengan seiringnya waktu metode-metode tersebut memiliki keterbatasan dalam memodelkan data deret waktu, terutama pada data deret waktu nonlinear.

Salah satu model yang digunakan untuk peramalan data deret waktu nonlinear adalah *neural network* (McCulloch & Pitts, 1943) dan *fuzzy logic* (Zadeh, 1965). Teknik neural network dan *fuzzy logic* dapat memecahkan masalah kompleks, tetapi kedua nya memiliki keterbatasan. Dari keterbatasan keduanya maka dikembangkan suatu metode yang mengkombinasikan kedua teknik itu disebut sistem *hybird*, yaitu *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) suatu gabungan antara konsep *Backpropagation Neural Network* dengan konsep logika *fuzzy* (Jang, 1993). ANFIS adalah metode yang menggunakan jaringan syaraf tiruan untuk mengimplementasikan sistem inferensi *fuzzy*. Dengan begitu, ANFIS adalah penggabungan mekanisme sistem inferensi *fuzzy* yang digambarkan dalam arsitektur jaringan syaraf tiruan. ANFIS adalah suatu metode yang biasanya digunakan untuk meramalkan dengan tingkat akurasi yang cukup baik (Singla dkk., 2011).

ANFIS terdiri dari 5 lapisan dan setiap lapisannya mempunyai perlakuan berbeda. Pada metode ini, proses pelatihan pada jaringan neural yang terdapat beberapa lapisan dengan sejumlah pasangan data berguna untuk memperbarui parameter-parameter sistem inferensi fuzzy (Fariza, 2007). Menurut Duda (2001), jaringan syaraf tiruan lebih memudahkan dalam pengklasifikasian suatu objek berdasarkan sekumpulan fitur yang menjadi masukan sistem, karena dengan memasukkan pelatihan data tersebut dapat membedakan satu objek dengan yang lainnya.

Peramalan analisis deret waktu dengan menggunakan metode ARIMA dan ANFIS dapat dilakukan untuk melihat kesejahteraan masyarakat khususnya di sektor pertanian. Indonesia sebagai negara agraris harus mementingkan pembangunan sektor pertanian karena sebagian besar masyarakat menggantungkan hidupnya dari hasil pertanian. Dalam pembangunan pertanian ada hal-hal yang harus dikembangkan yaitu peningkatan pendapatan petani dan peningkatan daya saing produk pertanian.

Nilai tukar petani adalah salah satu alat ukur daya beli petani untuk mengukur tingkat kesejahteraan petani. Nilai tukar petani juga dijadikan sebagian acuan untuk menentukan kebijakan pertanian. Semakin tinggi NTP, maka semakin sejahtera tingkat kehidupan petani sehingga membawa dampak yang baik untuk pertumbuhan ekonomi. Jika NTP menurun maka kesejahteraan petani menurun dan pendapatannya berkurang.

Berdasarkan uraian yang telah dijelaskan, penelitian ini akan dilakukan peramalan terhadap data nilai tukar petani provinsi Lampung pada tahun 2016-2020 dengan menggunakan aplikasi *R-Studio* dan *Matlab*. Hasil pemodelan ANFIS menggunakan *input* dari pendekatan ARIMA, lalu hasil pemodelan ANFIS dibandingkan dengan ARIMA untuk meramalkan data *time series* nilai tukar petani. Penelitian ini diharapkan mampu memberikan informasi mengenai nilai tukar petani untuk melihat kesejahteraan petani dan mendapatkan model terbaik dari metode yang digunakan.

## 1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah :

1. mengkaji dan menduga metode ARIMA dan ANFIS pada data nilai tukar petani dengan menggunakan aplikasi *R-Studio* dan *Matlab*,
2. mendapatkan model ANFIS yang sesuai dengan model ARIMA untuk peramalan *time series*.

## 1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah:

1. dapat menduga data *time series* dengan menggunakan metode ANFIS,
2. mendapatkan model terbaik untuk meramalkan data nilai tukar petani dengan menggunakan metode ARIMA dan metode ANFIS.



## II. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Peramalan

Peramalan adalah memperkirakan besarnya atau jumlah sesuatu pada waktu yang akan datang berdasarkan data pada masa lampau yang dianalisis secara alamiah khususnya menggunakan metode statistika (Sudjana, 1986).

Peramalan adalah salah satu metode statistik yang berperan penting dalam pengambilan keputusan. Peramalan berfungsi untuk memperkirakan apa yang akan terjadi pada masa depan berdasarkan data masa lalu. Salah satu metode yang digunakan dalam peramalan adalah metode *time series*. Pendugaan masa depan dilakukan berdasarkan informasi masa lalu dari suatu variabel atau kesalahan masa lalu ini dinamakan deret berkala atau *time series* (Makridakis dkk., 1999).

Menurut Makridakis dkk., (1999), ada dua metode atau teknik peramalan yang dapat digunakan yaitu:

1. Teknik peramalan kualitatif yaitu lebih menitik beratkan pada pendapat dan intuisi manusia dalam proses peramalan, sehingga data historis yang ada menjadi tidak begitu penting
2. Teknik peramalan kuantitatif yaitu teknik yang mengandalkan pada data historis yang dimiliki.

## 2.2 Analisis Deret Waktu (*Time Series*)

Analisis deret waktu adalah suatu rangkaian kegiatan dalam melakukan pengamatan terhadap variabel yang akan diamati secara berurutan berdasarkan urutan waktu kejadiannya dalam interval waktu tertentu secara konstan. Setiap pengamatan yang dilakukan dapat dinyatakan dalam bentuk variabel bebas  $Z_t$  yang didapatkan berdasarkan indeks waktu tertentu  $t_i$  dengan  $i = 1, 2, \dots, n$  sehingga penulisan dari data time series adalah  $Z_{t1}, Z_{t2}, \dots, Z_{tn}$  (Wei, 2006).

Menurut Supranto (2000), analisis deret waktu adalah data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu untuk menggambarkan perkembangan suatu kegiatan, yang memungkinkan untuk mengetahui perkembangan suatu atau beberapa kejadian serta hubungan/pengaruh terhadap kejadian lainnya. Dalam data deret waktu hal yang harus diperhatikan untuk menganalisisnya adalah dengan kestasioneran data, autokorelasi, dan fungsi autokorelasi parsial.

## 2.3 Stasioneritas

Stasioneritas adalah tidak terdapat perubahan yang drastis pada data. Fluktuasi data berada disekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variasi dari fluktuasi tersebut (Makridakis dkk., 1999). Suatu data dapat dikatakan stasioner jika rata-rata dan variasinya konstan, tidak ada unsur *trend* dalam data, dan tidak ada unsur musiman. Ciri-ciri data yang stasioner dalam *mean* yaitu apabila diplot akan sering melewati sumbu *horizontal* dan nilai autokorelasinya akan menurun mendekati nol setelah *lag* kedua atau ketiga. Dengan kata lain data deret waktu yang stasioner adalah data yang tidak mengalami kenaikan atau penurunan yang signifikan atau secara matematis dapat dikatakan bahwa data yang dimiliki berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata atau berada di antara dua standar galat (Soejoeti, 1987).

Stasioner dibagi menjadi dua, yaitu :

1. Stasioner dalam *mean* (rata-rata)

Stasioner dalam *mean* (rata-rata) yaitu fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut. Dari bentuk plot data dapat diketahui bahwa data tersebut stasioner atau tidak stasioner. Apabila dilihat dari plot ACF, maka nilai-nilai autokorelasi dari data stasioner akan turun menuju nol sesudah *time lag* (selisih waktu) kedua atau ketiga.

Apabila data tidak stasioner dalam rata-rata maka dapat dilakukan *differencing* atau pembedaan, yaitu deret asli diganti dengan selisih. Jumlah *differencing* disimbolkan dengan  $d$ . Berikut ini persamaan untuk nilai *differencing* sama dengan 1 ( $d=1$ ):

$$Y'_t = Y_t - Y_{t-1}, \quad (2.1)$$

Dan untuk  $d=2$ , sebagai berikut:

$$Y''_t = Y'_t - Y'_{t-1}. \quad (2.2)$$

dengan,

$Y_t$  : data periode ke- $t$ ,

$Y_{t-1}$  : data periode ke  $t-1$ ,

$Y'_t$  : data hasil differencing pertama pada periode ke  $t$ ,

$Y'_{t-1}$  : data hasil differencing pertama pada periode ke  $t-1$ ,

$Y''_t$  : data hasil differencing kedua pada periode ke  $t$ .

2. Stasioner dalam variansi

Stasioner dalam variansi adalah apabila struktur data dari waktu ke waktu mempunyai fluktuasi data yang tetap atau konstan dan tidak berubah-ubah. Secara visual dapat dibantu dengan menggunakan plot *time series*, yaitu dengan melihat fluktuasi data dari waktu ke waktu. Apabila tidak stasioner dalam ragam maka perlu dilakukan perhitungan dengan metode *Box-Cox* sehingga data tersebut stasioner dalam ragam (Wei, 2006).

Transformasi *Box-Cox* adalah transformasi pangkat pangkat tunggal  $\lambda$  dengan fungsi transformasi sebagai berikut:

$$T(Y_t) = \frac{X_t^{\lambda-1}}{\lambda}, \quad (2.3)$$

Dengan  $\lambda$  menyatakan parameter transformasi.

## 2.4 *White Noise*

Menurut Wei (2006), sebuah proses  $\{\alpha_t\}$  disebut proses *white-noise* adalah jika urutan variabel acak yang tidak berkorelasi dari suatu distribusi tetap dengan *mean* konstan  $E(\alpha_t) = \mu_\alpha$ , biasanya diasumsikan 0, varian konstan  $Var(\alpha_t) = \sigma_\alpha^2$  dan  $\gamma_k = cov(a_1, a_{1+k}) = 0$  untuk semua  $k \neq 0$ .

## 2.5 Fungsi Autokorelasi (ACF)

Menurut Wei (2006), suatu proses stasioner ( $Y_t$ ), diperoleh rata-rata  $E(Y_t) = \mu$  dan  $Var(Y_t) = E(Y_t - \mu) = \sigma^2$ , yang konstan dan kovarian  $Cov(Y_t, Y_{t+k})$ , yang fungsinya hanya pada selisih waktu  $|t - (t + k)|$ . Oleh karena itu, hasil tersebut dapat ditulis sebagai kovariansi antara  $Y_t$  dan  $Y_{t+k}$  sebagai berikut:

$$\rho_k = \frac{cov(Y_t, Y_{t+k})}{\sqrt{var(Y_t)}\sqrt{var(Y_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}, \quad (2.4)$$

Dengan notasi  $Var(Y_t) = Var(Y_{t+k}) = \gamma_0$ . Sebagai fungsi dari  $k$ ,  $\gamma_k$  disebut dengan fungsi autokovarian dan  $\rho_k$  disebut dengan fungsi *autokorelasi* (ACF) dalam *time series*, karena mereka menggambarkan kovarian dan korelasi antara  $Y_t$  dan  $Y_{t+k}$  dari proses yang sama, hanya terpisahkan pada *lag* ke- $k$ .

Fungsi *autokorelasi* adalah fungsi yang menunjukkan derajat korelasi antara nilai *observasi* pada waktu  $t$  dengan nilai *observasi* pada waktu sebelumnya. Diagram ACF dapat digunakan sebagai alat untuk mengidentifikasi stasioneritas data.



## 2.6 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Fungsi *Autokorelasi Parsial* (PACF) pada *lag*- $k$  adalah korelasi di antara  $Y_t$  dan  $Y_{t+k}$  setelah dependensi linear antara  $Y_t$  dan  $Y_{t+k}$  variabel antara  $Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots, Y_{t+k-1}$  dihapus (Rosadi, 2011).

Fungsi *autokorelasi parsial* merupakan fungsi yang menunjukkan nilai korelasi parsial antara *observasi* pada waktu  $t$  dengan nilai *observasi* pada waktu sebelumnya. Jika pengaruh dari *lag* dianggap terpisah, PACF digunakan untuk mengukur tingkat keamatan antara  $Y_t$  dan  $Y_{t+k}$ .

## 2.7 *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Menurut Wei (2006), ARIMA adalah suatu metode peramalan yang biasanya baik digunakan untuk melakukan peramalan jangka pendek. Metode ini sering disebut dengan metode runtun waktu Box-Jenkins dengan model yang dapat digunakan untuk peramalan data deret waktu yang bersifat non stasioner. Model ARIMA dapat menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat karena menggunakan data masa lalu dan sekarang dari variabel dependen.

Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan metode yang sepenuhnya mengabaikan variabel independen dalam membuat peramalan. Beberapa model yang cukup populer untuk melakukan analisis terhadap data deret waktu adalah *Autoregresif* (AR), *Moving Average* (MA), *Autoregressive-Moving Average* (ARMA), dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) (Makridakis dkk., 1999).

### 2.7.1 Model *Autoregressive* (AR)

Model *autoregressive* (AR) merupakan model yang digunakan untuk menjelaskan bahwa variabel dependen dipengaruhi oleh variabel dependen itu sendiri pada periode sebelumnya. Menurut Makridakis dkk., (1999) *autoregressive* adalah suatu bentuk regresi tetapi bukan yang menghubungkan variabel tak bebas, melainkan menghubungkan nilai-nilai sebelumnya pada *time lag* (selang waktu) yang bermacam-macam. Jadi suatu model *autoregressive* akan menyatakan suatu ramalan sebagai fungsi nilai-nilai sebelumnya dari *time series* tertentu. Model *autoregressive* memiliki bentuk sebagai berikut:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + e_t, \quad (2.5)$$

dengan,

$Y_t$  = *series* yang stasioner,

$Y_{t-1}, Y_{t-2}$  = nilai lampau data yang bersangkutan,

$\beta_0, \beta_1, \beta_2$  = konstanta dan koefisien model,

$e_t$  = kesalahan peramalan (galat),

atau

$$(1 - \beta_1 B - \beta_2 B^2 - \dots - \beta_p B^p) Y_t = \beta_0 + e_t. \quad (2.6)$$

Agar model menjadi stasioner, maka jumlah koefisien model *autoregressive* harus kurang dari 1.

### 2.7.2 Model *Moving Average* (MA)

Menurut Makridakis dkk., (1999), *moving average* (MA) adalah nilai deret waktu pada waktu  $t$  yang dipengaruhi oleh elemen kesalahan saat ini dan elemen kesalahan terbobot pada masa lalu. Model *moving average* disebut juga model rata-rata bergerak yang memiliki bentuk sebagai berikut:

$$Y_t = \alpha_0 + e_t - \alpha_1 e_{t-1} - \alpha_2 e_{t-2} - \dots - \alpha_q e_{t-q}, \quad (2.7)$$

dengan,

- $Y_t$  = nilai series yang stasioner,  
 $e_t, e_{t-1}, e_{t-2}$  = kesalahan peramalan masa lalu,  
 $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2$  = konstanta dan koefisien model,  
 $q$  = banyaknya periode.

Dari Persamaan 2.7 dapat dilihat bahwa  $Y_t$  adalah *error* rata-rata tertimbang sebanyak  $q$  periode ke belakang. Jumlah kesalahan yang diterapkan pada persamaan ini menunjukkan tingkat model rata-rata bergerak. Agar model tersebut stasioner maka diperlukan suatu kondisi yang disebut *interbility condition* yaitu jumlah koefisien model yang selalu semakin kecil.

### 2.7.3 Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) merupakan suatu kombinasi dari model AR dan MA (Palit & Popovic, 2005). Bentuk umum model ARMA ( $p, q$ ) yaitu:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + \beta_p Y_{t-p} + e_t - \alpha_1 e_{t-1} + \dots + \alpha_q e_{t-q}, \quad (2.8)$$

dengan,

- $Y_t$  = nilai series yang stasioner,  
 $Y_{t-1}, Y_{t-p}$  = nilai lampau series yang bersangkutan,  
 $e_t, e_{t-1}, e_{t-p}$  = kesalahan masa lampau,  
 $\beta_0 \& \beta_1, \beta_p, \alpha_1, \alpha_q$  = konstanta dan koefisien model,  
 $p, q$  = banyaknya periode.

Syarat perlu agar model ini stasioner adalah:

$$\beta_1 + \beta_2 + \dots + \beta_p < 1. \quad (2.9)$$

#### 2.7.4 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model ARIMA adalah model ARMA yang telah stasioner setelah dilakukan *differencing* dengan orde  $d$  (Box, Jenkins & Reinsel, 2008). *Differencing* (pembedaan) adalah bagian dari upaya integrasi model AR dan MA. Secara umum model ARIMA ( $p, d, q$ ) atau disebut ARIMA nonseasonal dapat ditulis sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = (1 - \theta_q(B))a_t, \quad (2.10)$$

Apabila dalam suatu deret waktu mengandung pola musiman, maka peramalan dapat dilakukan dengan menggunakan model *seasonal* ARIMA. Secara model *multiplicative seasonal* ARIMA ditulis sebagai berikut

$$\Phi_P(B^s)\phi_p(B)(1 - B)^d(1 - B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t, \quad (2.11)$$

dengan,

- $\phi_p(B)$  : koefisien komponen AR orde  $p$ ,
- $\theta_q(B)$  : koefisien komponen MA orde  $q$ ,
- $\Phi_P(B^s)$  : koefisien komponen AR periode musiman  $s$  orde  $P$ ,
- $\Theta_Q(B^s)$  : koefisien komponen MA periode musiman  $s$  orde  $Q$ ,
- $(1 - B)^d$  : *differencing* orde  $d$ ,
- $(1 - B^s)^D$  : *differencing* musiman  $s$  dengan orde  $d$ ,
- $B$  : operator *backshift*,
- $a_t$  : barisan *white noise* ( $a_t \sim WN(0, \sigma^2)$ )
- $D$  : banyaknya *differencing*.

### 2.8 Proses Pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model AR, MA dan ARMA yang dibahas sebelumnya menggunakan asumsi bahwa data deret waktu yang dianalisis sudah stasioner rata-rata dan ragam. Model ARIMA terdiri dari tiga langkah dasar yaitu identifikasi model, tahap estimasi dan uji kesesuaian model.

### 2.8.1 Identifikasi model

Menurut Makridakis dkk., (1999), hal pertama yang dilakukan pada tahap ini adalah melihat apakah *time series* bersifat stasioner atau nonstasioner dengan aspek-aspek AR dan MA dari model ARIMA pada data *time series* adalah stasioner.

Kestasioneran data *time series* dapat dilihat dari plot ACF yaitu koefisien autokorelasinya menurun menuju nol dengan cepat, biasanya setelah *lag* ke-2 atau ke-3. Jika data tidak stasioner maka dilakukan *differencing* (pembedaan), orde *differencing* sampai deret menjadi stasioner dapat digunakan untuk menentukan nilai  $d$  pada ARIMA( $p, d, q$ ).

Model AR dan MA dari data time series dapat dilihat dengan grafik ACF dan PACF.

1. Jika terdapat *lag* autokorelasi sebanyak  $q$  yang berbeda dari nol secara signifikan maka prosesnya adalah MA ( $q$ ).
2. Jika terdapat *lag* autokorelasi parsial sebanyak  $p$  yang berbeda dari nol secara signifikan maka prosesnya adalah AR ( $p$ ). Secara umum, jika terdapat *lag* autokorelasi parsial sebanyak  $p$  yang berbeda dari nol secara signifikan, terdapat *lag* autokorelasi sebanyak  $q$  yang berbeda dari nol secara signifikan dan  $d$  pembeda maka prosesnya adalah ARIMA ( $p, d, q$ ).

Berikut adalah identifikasi order model AR dan MA dengan plot ACF dan PACF, yaitu:

Tabel 1. Identifikasi Order Model ARIMA dengan Pola Grafik ACF dan PACF

No	Model	ACF	PACF
1.	AR ( $p$ )	Menurun secara bertahap menuju ke-0	Menuju 0 setelah <i>lag</i> ke- $p$
2.	MA( $q$ )	Menuju ke-0 setelah <i>lag</i> ke- $q$	Menurun secara bertahap menuju ke-0
3.	ARMA ( $p, q$ )	Menurun secara bertahap menuju ke-0	Menurun secara bertahap menuju ke-0

Dari Tabel 1 dapat dijelaskan bahwa:

1. Jika plot ACF menurun secara bertahap menuju ke-0 dan plot PACF menuju ke-0 setelah  $lag-p$ , maka dugaan modelnya adalah AR ( $p$ ).
2. Jika plot ACF menuju ke-0 setelah  $lag-q$  dan plot PACF menurun secara bertahap menuju ke-0, maka dugaan modelnya adalah MA ( $q$ ).
3. Jika plot ACF dan plot PACF menurun secara bertahap menuju ke-0, maka dugaan modelnya adalah ARMA ( $p,q$ ).

### 2.8.2 Estimasi parameter

Salah satu metode yang digunakan untuk mengestimasi parameter model adalah *maximum likelihood* yaitu untuk menduga model ARIMA. Pada fungsi *likelihood* nilai-nilai parameter yang memaksimalkan nilai fungsi *likelihood* disebut *maximum likelihood*. Penurunan fungsi *likelihood* pada suatu model *time series*, dapat dilihat dengan mempertimbangkan model ARMA (Hamilton & Elizabeth, 1994).

### 2.8.3 Uji signifikansi parameter

Setelah berhasil melakukan estimasi nilai-nilai parameter dari model ARIMA yang ditetapkan sementara untuk mengetahui apakah parameternya signifikan atau tidak maka akan dilakukan uji signifikansi parameter.

Uji signifikan parameter model pada parameter *autoregressive*, yaitu:

$H_0: \phi = 0$  (parameter  $\phi$  tidak signifikan dalam model)

$H_1: \phi \neq 0$  (parameter  $\phi$  signifikan dalam model)

Taraf signifikansi  $\alpha = 0,05$

Statistik uji = uji  $t$

$$t_{hitung} = \frac{\phi}{SE(\phi)}, \quad (2.12)$$

Kriteria keputusan: tolak  $H_0$  jika  $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}}$ .

derajat bebas  $db = T-p$ , dengan  $T$  adalah banyaknya data dan  $p$  adalah banyaknya parameter dalam model.

Pada parameter *moving average* digunakan hipotesis:

$H_0: \theta = 0$  (parameter  $\theta$  tidak signifikan dalam model)

$H_0: \theta = 0$  (parameter  $\theta$  signifikan dalam model)

Statistik uji yang digunakan adalah

$$t_{hitung} = \frac{\theta}{SE(\theta)}, \quad (2.13)$$

Kriteria keputusan: tolak  $H_0$  jika  $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}}$ .

Derajat bebas (db) =  $T-q$ , dengan  $T$  adalah banyaknya data dan  $q$  adalah banyaknya parameter dalam model.

#### 2.8.4 Pemeriksaan diagnostik

Setelah melakukan estimasi nilai-nilai parameter dari model ARIMA yang ditetapkan sementara, selanjutnya dilakukan pemeriksaan diagnostik untuk membuktikan bahwa model tersebut cukup memadai dan menentukan model mana yang terbaik digunakan untuk peramalan (Makridakis dkk., 1999).

Pemeriksaan diagnostik ini dapat dilakukan dengan mengamati apakah residual dari model terestimasi merupakan proses *white noise* atau tidak (Nachrowi & Hardius, 2006).

Asumsi *white-noise* adalah residual bersifat acak dan berdistribusi normal. Uji yang dilakukan adalah uji *Ljung-Box* untuk apakah residual bersifat acak dan Uji *Kolmogorov-Smirnov* untuk melihat apakah residual berdistribusi normal. Jika model tidak memenuhi kedua uji tersebut maka model tersebut tidak layak, maka langkah selanjutnya adalah ulangi langkah mulai identifikasi model sampai mendapatkan model yang layak atau baik.



### 2.8.5 Peramalan

Menurut Gujarati (2004), peramalan dengan menggunakan MA dapat dijelaskan dengan cara sebagai berikut:

Misalkan  $H_t$  adalah himpunan time series yang lalu ( $\Delta X_{t-1}, \Delta X_{t-2}, \Delta X_{t-3}, \dots$ ), maka

$$\begin{aligned} X_t'' &= X_t' - X_{t-1}' \\ &= X_t - X_{t-1} - X_{t-1} - \Delta X_{t-2} \\ &= X_t - 2X_{t-1} + X_{t-2} \\ \Delta X_t'' &= \theta_1 \varepsilon_{t-1} \end{aligned} \quad (2.14)$$

Kemudian  $X_t''$  dapat diperoleh dari  $\Delta X_t'' = X_t'' - X_{t-1}''$ . Jika semua tahap telah dilakukan dan diperoleh model, maka model ini dapat dilakukan untuk peramalan data pada periode selanjutnya.

## 2.9 Ukuran Keباikan Model (*Measure of Accuracy*)

Metode yang digunakan untuk mengukur kebaikan model adalah tingkat kesalahan prediksi paling kecil. Beberapa ukuran kebaikan model yang melibatkan  $\sum_{X=1}^n (Y_x - \hat{Y}_x)$  yaitu: MAPE (*Mean Absolut Percentage Error*), MAD (*Mean Absolute Deviation*), MSD (*Mean Squared Deviation*), RMSE (*Root Mean Square Error*)

### 2.9.1 MAPE (*Mean Absolut Percentage Error*)

Persentase kesalahan absolute rata-rata atau MAPE memberikan petunjuk seberapa besar kesalahan peramalan dibandingkan dengan nilai sebenarnya.

$$MAPE = \left( \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \bar{Y}_t}{Y_t} \right| \right) \times 100, \quad (2.15)$$

### 2.9.2 MAD (*Mean Absolute Deviation*)

Simpangan absolute rata-rata atau MAD mengukur akurasi peramalan dengan merata-ratakan nilai absolute kesalahan ramalan. Kesalahan diukur dalam unit yang sama seperti data aslinya.

$$MAD = \left( \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \right) \quad (2.16)$$

### 2.9.3 MSD (*Mean Squared Deviation*)

MSD menggunakan penyebut  $n$  tanpa memperhatikan derajat bebas model. MSD juga digunakan bila ingin membandingkan ketepatan ramalan antara metode peramalan yang berbeda.

$$MSD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left( (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \right) \quad (2.17)$$

Secara umum, semakin kecil nilai suatu kesalahan maka akan semakin baik model yang digunakan untuk prediksi. Namun untuk membandingkan antara metode peramalan yang berbeda, ukuran yang lebih tepat adalah MSD dan MAD.

### 2.9.4 RMSE (*Root Mean Square Error*)

Menurut Goel (2011), RMSE merupakan besarnya tingkat kesalahan hasil prediksi, dimana semakin kecil (mendekati 0) nilai RMSE, maka hasil prediksi akan semakin akurat. Nilai RMSE dapat ditulis sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (2.18)$$

## 2.10 Teori Himpunan *Fuzzy*

Teori himpunan *fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Zadeh (1965). Himpunan *fuzzy* adalah suatu kelas objek dengan rangkaian nilai keanggotaan. Himpunan tersebut ditandai dengan fungsi keanggotaan yang memberikan nilai keanggotaan pada setiap objek dengan rentang nilai antar nol dan satu (Jang dkk., 1997).

Teori *fuzzy* adalah suatu perluasan dari teori himpunan klasik. Suatu nilai yang menunjukkan seberapa besar tingkat keanggotaan suatu elemen ( $x$ ) dalam suatu himpunan ( $A$ ) sering disebut dengan nilai keanggotaan atau derajat keanggotaan, dinotasikan dengan  $\mu_A(x)$ . Nilai keanggotaan tersebut dipetakan ke dalam suatu kurva yang disebut fungsi keanggotaan (*membership function*) (Kusumadewi & Hartati, 2006).

### 2.10.1 Fungsi Keanggotaan

Fungsi keanggotaan adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik *input* kedalam nilai keanggotaannya. Untuk mendapatkan nilai keanggotaannya adalah dengan melalui pendekan fungsi. Beberapa fungsi keanggotaan yang biasa digunakan sebagai berikut:

#### 1. Fungsi Keanggotaan *Gaussian*

Rumus umum dari persamaan fungsi *Gaussian* adalah:

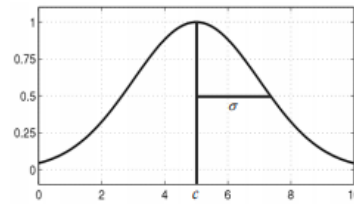
$$f(x; \sigma, c) = e^{\frac{-(x-c)^2}{2\sigma^2}}, \quad (2.19)$$

dengan,

parameter  $c$  : nilai rata-rata,

$\sigma$  : standar deviasi.

Grafik fungsi keanggotaan *Gaussian* dapat dilihat pada gambar berikut:



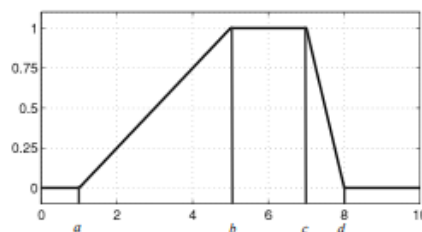
Gambar 1. Grafik Fungsi *Gaussian*

## 2. Fungsi Keanggotaan *Trapezoidal*

Rumus umum dari persamaan fungsi *Trapezoidal* adalah:

$$f(x: a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & ; x < a, \\ \frac{x-a}{b-a} & ; a \leq x < b, \\ 1 & ; b \leq x \leq c, \\ \frac{d-x}{d-c} & ; c < x \leq d, \\ 0 & ; d < x, \end{cases} \quad (2.20)$$

dengan nilai  $a \neq b \neq c \neq d$ . Grafik fungsi keanggotaan *Trapezoidal* dapat dilihat pada gambar berikut:



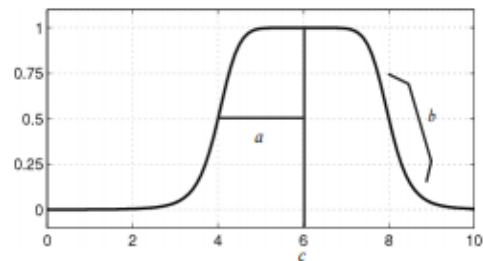
Gambar 2. Grafik Fungsi *Trapezoidal*

## 3. Fungsi keanggotaan *Generalized Bell*

Rumus umum dari persamaan *Generalized Bell* adalah:

$$f(x: a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (2.21)$$

Grafik fungsi keanggotaan *Generalized Bell* dapat dilihat pada gambar berikut:



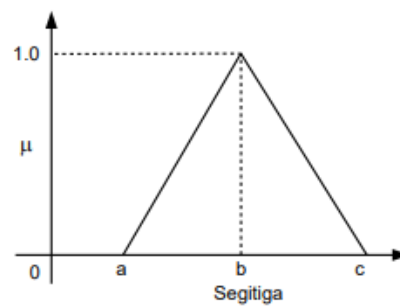
Gambar 3. Grafik Fungsi *Generalized Bell*

#### 4. Fungsi Keanggotaan *Triangular*

Rumus umum dari persamaan *Triangular* adalah

$$tri(x, a, b, c) = \max\left(\min\left(\frac{(x-a)}{(b-a)}, \frac{(c-x)}{(c-b)}\right), 0\right), \quad (2.22)$$

dengan nilai  $a \neq b \neq c$ . Grafik fungsi keanggotaan *Triangular* dapat dilihat pada gambar berikut:



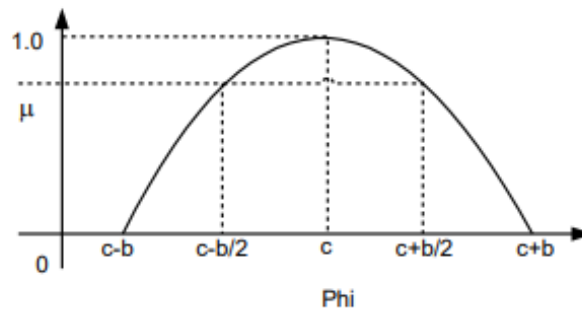
Gambar 4. Gambar Fungsi *Triangular*

### 5. Fungsi Keanggotaan $Pi$

Rumus umum dari persamaan  $Pi$  adalah

$$pi(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & ; x < a, \\ 2 \left( \frac{x-a}{b-a} \right)^2 & ; a \leq x < (a+b)/2, \\ 1 - 2 \left( \frac{x-b}{b-a} \right)^2 & ; (a+b)/2 \leq x < b, \\ 1 & ; b \leq x \leq c, \\ 1 - 2 \left( \frac{x-c}{d-c} \right)^2 & ; c < x \leq (c+d)/2, \\ 2 \left( \frac{x-d}{d-c} \right)^2 & ; (c+d)/2 < x \leq d, \\ 0 & ; d < x, \end{cases} \quad (2.23)$$

dengan nilai  $a \neq b \neq c \neq d$ . Grafik fungsi keanggotaan  $Pi$  dapat dilihat pada gambar berikut:



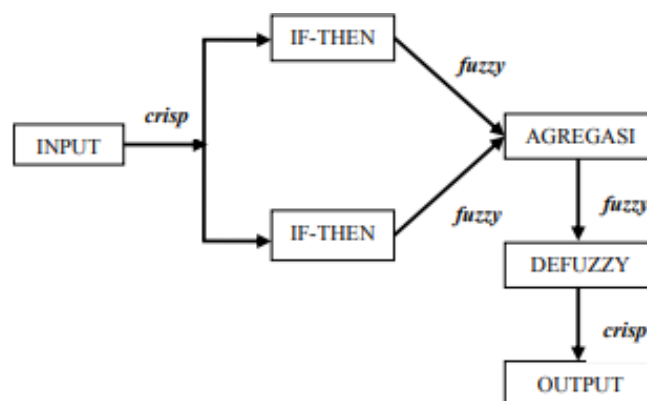
Gambar 5. Grafik Keanggotaan  $Pi$

### 2.11 Sistem Inferensi Fuzzy (*Fuzzy Inference System*)

Sistem inferensi *fuzzy* adalah suatu kerangka komputasi yang didasarkan pada teori himpunan *fuzzy*. Aturan *fuzzy* berbentuk *if-then* dan penalaran *fuzzy*. Sistem *fuzzy* menerima *input crisp*, lalu input dikirimkan ke basis pengetahuan yang berisi  $n$  aturan *fuzzy* dalam bentuk *if-then*. *Fire strength* akan dicari dalam setiap aturan. Jika jumlah aturan lebih dari satu, maka akan dilakukan agregasi dari semua aturan. Pada hasil agregasi akan dilakukan *defuzzy* untuk mendapatkan

nilai *crisp* sebagai sistem keluaran (*output system*) (Kusumadewi & Hartati, 2006).

Ada beberapa metode yang sering digunakan dalam sistem inferensi *fuzzy* adalah metode Tsukamoto dan metode Sugeno. Metode Tsukamoto adalah didasarkan pada konsep penalaran monoton (monoton naik ataupun monoton turun). Nilai *crisp* pada daerah konsekuen dapat diperoleh secara langsung berdasarkan *fire strength*. Sedangkan metode Sugeno adalah memiliki karakteristik yang konsekuen tetapi bukan merupakan himpunan *fuzzy*, melainkan suatu persamaan linier dengan variabel yang sesuai dengan variabel *input*.



Gambar 6. Sistem Inferensi *Fuzzy*

### 2.11 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) adalah arsitektur yang secara fungsional sama dengan *fuzzy rule base* model Sugeno. Arsitektur dari ANFIS sama dengan jaringan syaraf dengan fungsi radial dengan batasan tertentu.

Misalkan ada *input*  $x_1, x_2$  dan satu *output*  $y$ . Ada 2 aturan pada basis model Sugeno yaitu:

Jika  $x_1 = A_1$  dan  $x_2 = B_1$ , maka  $y_1 = c_{11}x_1 + c_{12}x_2 + c_{10}$ ,

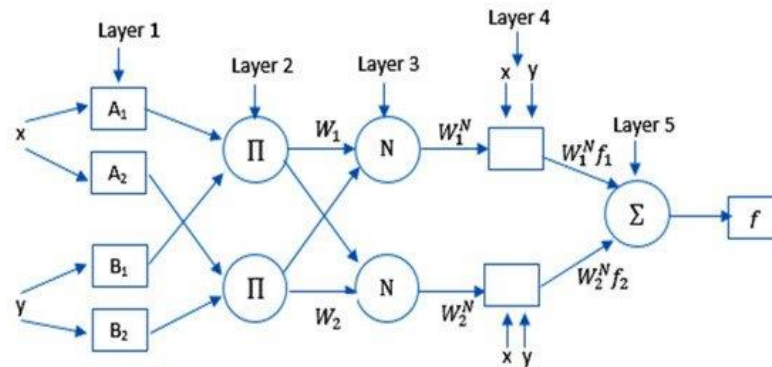
Jika  $x_1 = A_2$  dan  $x_2 = B_2$ , maka  $y_2 = c_{21}x_1 + c_{22}x_2 + c_{20}$ .



Jika  $a$  predikat untuk kedua aturan adalah  $w_1$  dan  $w_2$ , maka dapat dihitung rata-rata terbobot adalah:

$$y = \frac{w_1 y_1 + w_2 y_2}{w_1 + w_2} = \bar{w}_1 y_1 + \bar{w}_2 y_2, \quad (2.24)$$

Arsitektur jaringan dari ANFIS terdiri dari 5 lapisan (tahapan) yang dapat dilihat pada gambar berikut (Kusumadewi & Hartati, 2006).



Gambar 7. Struktur ANFIS

Pada Gambar 7 menunjukkan bahwa ada 2 macam *node* yaitu adaptif bersimbol persegi dan *node* bersimbol lingkaran. *Output* dari setiap lapisan (*layer*) dinotasikan dengan  $O_{j,i}$  dengan  $i$  adalah banyaknya aturan dan  $j$  banyaknya lapisan.

Adapun 5 lapisan yang memproses *input*, antara lain:

1. Lapisan Fuzzifikasi (*layer 1*)

Setiap neuron  $i$  pada lapisan pertama adaptif terhadap parameter suatu fungsi aktifasi. *Output* dari setiap neuron berupa derajat keanggotaan yang diberikan oleh fungsi keanggotaan *input*. Pada tahap ini digunakan parameter nonlinier pada fungsi keanggotaan yang digunakan. Parameter pada lapisan ini sering disebut dengan *premise parameters*. Misalkan  $x_1 = X_1$  dan  $x_2 = X_2$ , maka fungsi *node* dapat dituliskan dengan persamaan:

$$\begin{aligned} O_{1,1t} &= \mu_{A1}(Z_{t-1}), \\ O_{1,2t} &= \mu_{A2}(Z_{t-1}), \\ O_{1,3t} &= \mu_{B1}(Z_{t-2}), \end{aligned} \quad (2.25)$$

$$O_{1,4t} = \mu_{B1}(Z_{t-2}).$$

dengan  $O_{1,1}$  merupakan derajat keanggotaan himpunan fuzzy  $A(A_1A_2B_1B_2)$ .

Fungsi keanggotaan untuk A dapat dirumuskan sebagai berikut (misalkan fungsi keanggotaan yang digunakan adalah jenis *Gaussian*)

$$\mu_A(x_t) = e^{-\frac{(x_t-c)^2}{2\sigma^2}}. \quad (2.26)$$

2. Lapisan Produk atau operasi *fuzzy* (*layer 2*)

Setiap *node* pada lapisan 2 ini adalah *node* tetap berlabel  $\Pi$  dengan nilai *output* berasal dari *input*. Oleh karena itu, *output* yang dihasilkan dari lapisan 2 dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} O_{2,it} &= w_{1t} = \mu_{A1}(Z_{t-1})\mu_{B1}(Z_{t-2}), \\ O_{2,it} &= w_{2t} = \mu_{A2}(Z_{t-1})\mu_{B2}(Z_{t-2}). \end{aligned} \quad (2.27)$$

3. Lapisan Normalisasi (*layer 3*)

*Node* pada lapisan 3 merupakan *node* tetap berlabel N. *Output* yang dihasilkan oleh lapisan 3 dapat dituliskan dalam persamaan berikut ini:

$$O_{3,it} = w_{it}^* = \frac{w_{it}}{w_{it}+w_{2t}} \quad ; \quad i = 1,2. \quad (2.28)$$

dengan,

$w_{it}^*$  : nilai derajat pengaktifan ternormalisasi.

4. Lapisan *Defuzzikasi* (*layer 4*)

Setiap *node* pada lapisan 4 adalah *node* adaptif dengan fungsi *node* sebagai berikut:

$$\begin{aligned} O_{4,1t} &= w_{1t}^*Z_t^{(1)} = w_{1t}^*(\alpha_1Z_{t-1} + \beta_1Z_{t-2} + \gamma_1), \\ O_{4,2t} &= w_{2t}^*Z_t^{(2)} = w_{2t}^*(\alpha_2Z_{t-1} + \beta_2Z_{t-2} + \gamma_2). \end{aligned} \quad (2.29)$$

dimana,  $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$  adalah himpunan parameter dari *node* dan disebut parameter konsekuen.

5. Lapisan Total *Output* (*layer 5*)

Tiap-tiap neuron pada layer 5 merupakan *node* tetap yang berupa jumlahan dari semua masukan yang dirumuskan sebagai berikut:

$$O_{5t} = \hat{Z}_t = w_{1t}^* Z_t^{(1)} + w_{2t}^* Z_t^{(2)}. \quad (2.30)$$

## 2.12 Nilai Tukar Petani

Nilai tukar petani adalah indikator *proxy* kesejahteraan petani. Nilai tukar petani adalah perbandingan antara indeks harga yang diterima oleh petani ( $I_t$ ) dengan indeks harga yang dibayar petani ( $I_b$ ). Jika nilai NTP  $> 100$  maka petani mengalami surplus, NTP = 100 maka petani mengalami impas, dan NTP  $< 100$  maka petani mengalami defisit (BPS, 2020)

### **III. METODOLOGI PENELITIAN**

#### **3.1 Waktu dan Tempat Penelitian**

Penelitian ini dilakukan pada Semester Ganjil tahun akademik 2020/2021 dengan melakukan penelitian secara studi pustaka di Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung.

#### **3.2 Data Penelitian**

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data nilai tukar petani yang didapatkan pada *website* Badan Pusat Statistika (BPS) dan diolah dengan menggunakan program *R-Studio* dan *Matlab*.

#### **3.3 Metode Penelitian**

Langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

a. Langkah-langkah yang dilakukan untuk mencari model ARIMA:

1. Memasukkan data nilai tukar petani tahun 2016-2020 kedalam aplikasi *R-Studio*.
2. Melakukan identifikasi model dengan metode ARIMA.
3. Meramalkan data dengan menggunakan metode ARIMA berdasarkan prosedur *Box-Jenkins*.

4. Memeriksa diagnostik model ARIMA.
  5. Memilih model yang terbaik dengan melihat MAPE dan RMSE.
  6. Menentukan variabel masukan berdasarkan orde  $p$  yang signifikan pada PACF berdasarkan data yang telah stasioner pada model ARIMA.
- b. Langkah-langkah yang dilakukan untuk model ANFIS dengan metode Sugeno:
1. Menentukan jumlah fungsi keanggotaan yang sesuai untuk masing-masing keanggotaan.
  2. Menentukan jenis keanggotaan *fuzzy*.
  3. Melakukan iterasi sampai dengan nilai parameter konvergen dengan error yang minimum.
  4. Melakukan peramalan dari masing-masing kombinasi jenis *input* dan jenis fungsi keanggotaan.
  5. Menganalisis hasil peramalan ANFIS.
  6. Memilih model yang terbaik berdasarkan kriteria nilai kebaikan MAPE dan RMSE.

## V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, maka didapat kesimpulan bahwa dapat mengkaji dan menduga metode ARIMA dan ANFIS pada data nilai tukar petani dengan menggunakan aplikasi *R-Studio* dan *Matlab*. Menduga metode ARIMA dengan aplikasi *R-studio* dapat menghasilkan nilai kriteria terbaik yaitu nilai MAPE dan RMSE berturut-turut sebesar 0.6685951 dan 0.923861, sedangkan untuk model ANFIS dengan menggunakan aplikasi *matlab* dapat menghasilkan nilai terbaik MAPE sebesar 1.1414 dan nilai RMSE sebesar 0.0157.

Oleh karena itu, mendapatkan model ANFIS yang sesuai dengan model ARIMA untuk peramalan *time series*, maka hasil pemodelan peramalan nilai tukar petani menggunakan ARIMA terbaik yaitu (1,2,1) dengan persamaan sebagai berikut:

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

$$\phi_1(B) (1 - B)^2 Z_t = (1 - \theta_1(B))a_t,$$

$$\phi_1(B)(1 - 2B + B^2)Z_t = \alpha_t,$$

$$Z_t - 2BZ_t + B^2Z_t = \alpha_t - \theta_1\alpha_{t-1},$$

$$Z_t - 2Z_{t-1} + Z_{t-2} = \alpha_t - \theta_1\alpha_{t-1},$$

$$Z_t = 2Z_{t-1} + Z_{t-2} + \alpha_t - \theta_1\alpha_{t-1},$$

$$Z_t = 2Z_{t-1} + Z_{t-2} + \alpha_t + 1.000\alpha_{t-1}.$$

Model ARIMA (1,2,1) menunjukkan bahwa nilai tukar petani pada waktu- $t$  dipengaruhi oleh nilai tukar petani pada waktu ke  $(t-1)$ ,  $(t-2)$ , dan  $(t-3)$ .

## DAFTAR PUSTAKA

- BPS. 2020. Nilai Tukar Petani. <https://www.bps.go.id/subject/22/nilai-tukar-petani.html#subjekViewTab1>. Diakses pada 20 November 2020.
- Box, G. E., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. 2008. *Time Series Analysis Forecasting and Control Fourth Edition*. John Wiley & Sons, New Jersey.
- Gujarati, D.N. 2003. *Basic Econometrics*. Ed. ke-4. McGraw-Hill, New York.
- Goel, A. 2011. *ANN-Based Approach For Predicting Rating Curve of an Indian River*. *International Scholarly Research Network ISRN Civil Engineering*: **11**(70): 1-4.
- Hamilton, R., & Ellizabet, G. 1994. *Learning and Instruction*. Allyn and Bacon, New York.
- Hani'ah, U., Riza, A., & Endang, S. 2016. Implementasi Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (Anfis) untuk Peramalan Pemakaian Air di Perusahaan Daerah Air Minum Tirta Moedal Semarang. *Scientific Journal of Informatics*. **3**(1): 76-87.
- Jang, J.S.R., Sun, C.T., & Mizutani, E. 1997. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. Prentice Hall, London.
- Kusumadewi, S., & Hartati, S. 2006. *Neuro-Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*. Graha Ilmu, Yogyakarta.

- Makridakis, S., Wright, S.C.W., & McGee, V. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Ed. ke-2. Terjemahan Ir. Suminto. Binaputra Aksara, Jakarta.
- Nachrowi, D, N., & Hardius, U. 2006. *Pendekatan Populer dan Praktis Ekonometrika Untuk Analisis Ekonomi dan Keuangan*. Lembaga Penerbit Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia, Jakarta.
- Palit, A, K., & Popovic, D. 2005. *Computational Intelligence in Time Series Forecasting*. Springer, London.
- Rosadi, Dedi. 2011. *Analisis Ekonometrika dan Runtun Waktu Terapan dengan R*. Andi Offset, Yogyakarta.
- Soejoeti, Z. 1987. *Analisis Runtun Waktu*. Karunia Jakarta, Jakarta.
- Terasvirta, T., Lin, C.F, dan Granger, C.W.J. 1993. *Power of The Neural Network Linierity Test*. *J. of Time Series Analysis*. **14**(2):209-220
- Sudjana. 1986. *Metode Statistika*. Ed ke-5. Tarsito, Bandung.
- Supranto, J. 2000. *Statistik Teori dan Aplikasi*. Ed. ke-6. Erlangga, Jakarta.
- Wei, W. W. S. 2006. *Time Series Analysis*. New York: Addison Wesley
- Zadeh, L.A. 1965. *Fuzzy Set. Information and Control*. **8**: 338-353.