

**PERBANDINGAN MODEL *LOGISTIC SMOOTH TRANSITION
AUTOREGRESSIVE (LSTAR)* DAN *EXPONENTIAL SMOOTH
TRANSITION AUTOREGRESSIVE (ESTAR)* DALAM MEMPREDIKSI
NILAI TUKAR PETANI PROVINSI LAMPUNG TAHUN**

(Skripsi)

Oleh

CHYNTIA TAURINNA KRISANTI



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024**

ABSTRACT

COMPARISON OF LOGISTIC SMOOTH TRANSITION AUTOREGRESSIVE (LSTAR) AND EXPONENTIAL SMOOTH TRANSITION AUTOREGRESSIVE (ESTAR) MODELS IN PREDICTING THE EXCHANGE RATE OF LAMPUNG PROVINCE FARMERS IN 2024

By

CHYNTIA TAURINNA KRISANTI

There are many time series forecasting techniques, one of which is Smooth Transition Autoregressive (STAR). STAR is an extension of the autoregressive model for nonlinear time series data. The STAR model consists of the Logistic STAR (LSTAR) model and the Exponential STAR (ESTAR) model. The aim of this research is to compare which model is more suitable for predicting farmer exchange rates in Lampung Province, Indonesia. The results of this research show that the ESTAR model outperforms the LSTAR model based on a smaller AIC.

Keywords: Forecasting, Nonlinear, LSTAR, ESTAR

ABSTRAK

PERBANDINGAN MODEL *LOGISTIC SMOOTH TRANSITION AUTOREGRESSIVE* (LSTAR) DAN *EXPONENTIAL SMOOTH TRANSITION AUTOREGRESSIVE* (ESTAR) DALAM MEMPREDIKSI NILAI TUKAR PETANI PROVINSI LAMPUNG TAHUN

Oleh

CHYNTIA TAURINNA KRISANTI

Ada banyak teknik peramalan deret waktu, salah satunya adalah *Smooth Transition Autoregressive* (STAR). STAR merupakan perluasan dari model *autoregressive* untuk data deret waktu nonlinear. Model STAR terdiri dari model *Logistic STAR* (LSTAR) dan model *Exponential STAR* (ESTAR). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan model mana yang lebih sesuai untuk memprediksi nilai tukar petani di Provinsi Lampung, Indonesia. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa model ESTAR mengungguli model LSTAR berdasarkan nilai AIC yang lebih kecil.

Kata Kunci : Peramalan, Nonlinear, LSTAR, ESTAR

**PERBANDINGAN MODEL *LOGISTIC SMOOTH TRANSITION
AUTOREGRESSIVE (LSTAR)* DAN *EXPONENTIAL SMOOTH
TRANSITION AUTOREGRESSIVE (ESTAR)* DALAM MEMPREDIKSI
NILAI TUKAR PETANI PROVINSI LAMPUNG TAHUN**

Oleh

Chyntia Taurinna Krisanti

Skripsi

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

Pada

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



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024**

Judul Skripsi: **PERBANDINGAN MODEL LOGISTIC SMOOTH TRANSITION AUTOREGRESSIVE (LSTAR) DAN EXPONENTIAL SMOOTH TRANSITION AUTOREGRESSIVE (ESTAR) DALAM MEMREDIKSI NILAI TUKAR PERTANI PROVINSI LAMPUNG TAHUN 2024**

Nama Mahasiswa: **Chyntia Taurinna Krisanti**

Nomor Pokok Mahasiswa: **2017031079**

Jurusan: **Matematika**

Fakultas: **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



1. Komisi Pembimbing

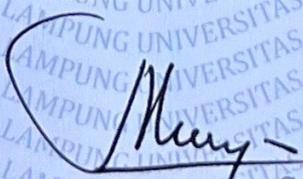

Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D.

NIP. 196501251990032001


Dr. Agus Sutrisno, S.Si., M.Si.

NIP. 197008311999031002

2. Ketua Jurusan Matematika


Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.

NIP. 197403162005011001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua

: **Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D.**



Sekretaris

: **Dr. Agus Sutrisno, S.Si., M.Si.**



Penguji

Bukan Pembimbing

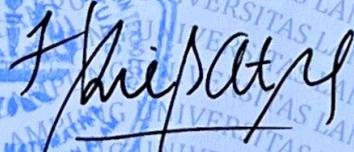
: **Drs. Nusyirwan, M.Si.**



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.

NIP. 197110012005011002



Tanggal Lulus Ujian Skripsi: **11 Juli 2024**



PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : **Chyntia Taurinna Krisanti**
Nomor Pokok Mahasiswa : **2017031079**
Jurusan : **Matematika**
Judul Skripsi : **PERBANDINGAN MODEL *LOGISTIC SMOOTH TRANSITION AUTOREGRESSIVE (LSTAR)* DAN *EXPONENTIAL SMOOTH TRANSITION AUTOREGRESSIVE (ESTAR)* DALAM MEMPREDIKSI NILAI TUKAR PERTANI PROVINSI LAMPUNG TAHUN 2024**

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri. Apabila kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini merupakan hasil salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 11 Juli 2024
Yang menyatakan,



Chyntia Taurinna Krisanti
NPM. 2017031079

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama lengkap Chyntia Taurinna Krisanti, anak kedua dari dua bersaudara yang dilahirkan di Bandar Lampung pada tanggal 01 Mei 2002 oleh pasangan Bapak Djunianto dan Ibu Hengna Oktarina

Penulis menempuh pendidikan di TK Immanuel Bandar Lampung yang diselesaikan pada tahun 2008, kemudian melanjutkan sekolah di SD Immanuel Bandar Lampung yang diselesaikan pada tahun 2014, kemudian melanjutkan sekolah di SMP Immanuel Bandar Lampung yang diselesaikan pada tahun 2017, dan kemudian melanjutkan sekolah di SMA Fransiskus Bandar Lampung yang di selesaikan pada tahun 2020.

Pada tahun 2020 penulis diterima sebagai mahasiswa S1 Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung melalui jalur Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SBMPTN). Selama menjadi mahasiswa penulis pernah bergabung menjadi anggota bidang keilmuan Himpunan Mahasiswa Matematika (HIMATIKA) tahun 2021-2022, anggota bidang Kestari UKM Buddha Unila Tahun 2021-2022, Bendahara Umum UKM Buddha Unila Tahun 2023, dan anggota bidang Rohmani UKM Buddha Unila Tahun 2024. Pada bulan Januari sampai dengan Februari 2023, penulis melaksanakan Kerja Praktik (KP) di Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Lampung. Pada bulan Juni sampai dengan Agustus 2023, penulis melaksanakan program Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Gedung Dalom, Kecamatan Way Lima, Kabupaten Pesawaran, Lampung.

KATA INSPIRASI

*“selo yathā ekaghano vātena na samīrati
evaṃ nindāpasamsāsu na samiñjanti paṇḍitā”*

(Bagaikan batu karang yang tak tergoncangkan oleh badai, demikian pula para bijaksana tidak akan terpengaruh oleh celaan maupun pujian)

(Dhammapada VI : 81)

PERSEMBAHAN

Namo Sanghyang Adi Buddhaya. Namo Buddhaya.

Puji syukur kita panjatkan kepada Sang Tri Ratna, atas segala bimbingan dan petunjuk-Nya. Dengan mempraktikkan ajaran-Nya kita dapat hidup dengan penuh cinta kasih dan dapat hidup berdampingan secara rukun dan damai di dunia ini.

Skripsi ini saya persembahkan untuk diri saya sendiri yang telah berjuang dan berusaha bahwa saya bisa menyelesaikan skripsi ini. Terimakasih atas segala perjuangannya.

Saya persembahkan juga skripsi ini kepada kedua orang tua serta kakak saya yang selalu berjuang dan berkorban untuk diri saya. Terimakasih atas semua kepercayaan, doa dan dukungannya baik moril maupun materil yang telah kalian berikan.

Serta teman-teman yang telah berbagi keluh kesah serta suka dan duka selama perkuliahan ini. Terimakasih atas kebersamaannya.

SANWACANA

Terpujilah Sanghyang Adi Buddha Tuhan Yang Maha Esa, Sang Tri Ratna, serta Boddhisatva-Mahasatva karena berkat pancaran cinta kasih yang tanpa batas serta dukungan karma baik dan juga lindungan Tiratana, akhirnya penulis mampu menyelesaikan penulisan skripsi dengan judul “Perbandingan Model *Logistic Smooth Transition Autoregressive* (LSTAR) dan *Exponential Smooth Transition Autoregressive* (ESTAR) dalam Memprediksi Nilai Tukar Petani Provinsi Lampung Tahun 2024”.

Penulis menyadari bahwa dalam penyelesaian skripsi ini, tidak lepas dari dukungan dan bimbingan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan terima kasih kepada:

1. Ibu Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D., selaku dosen pembimbing utama atas kesediaan waktu, pemikiran dalam memberikan bimbingan, evaluasi, arahan, dan saran yang membangun kepada penulis selama proses penyusunan skripsi ini.
2. Bapak Dr. Agus Sutrisno, S.Si., M.Si., selaku dosen pembimbing dua serta dosen pembimbing akademik yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan saran serta kemudahan dalam penyusunan skripsi ini.
3. Bapak Drs. Nusyirwan, M.Si., selaku dosen penguji yang telah memberikan evaluasi, arahan, dan saran bagi perbaikan skripsi penulis.
4. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
5. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

6. Seluruh dosen dan staff Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
7. Papa Djunianto, Mama Hengna Oktarina, Ce Sasha, dan seluruh keluarga besar yang selalu memberikan doa, dukungan, kasih sayang dan pengorbanan kepada penulis.
8. Adel, Afra, Monik, Niken, Naomi, Yulian, Bidari, Fegy, Nufus, Siska, Happy, Grace, Meta, Dopo, Magnum, Coso, Jane Elisabeth, dan Aldi Herlian yang telah mendengarkan keluh kesah serta suka dan duka penulis selama penulisan skripsi ini.
9. Teman-teman mahasiswa jurusan matematika angkatan 2020 serta seluruh pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan, akan tetapi penulis berharap semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi semua pihak.

Terimakasih banyak untuk segala bentuk doa dan dukungannya, semoga Tuhan Yang Maha Esa membalas kebaikan kalian semua.

Sabbe Satta Bhavantu Sukkhitatta

Semoga Semua Makhluk Hidup Berbahagia

Sadhu.... Sadhu....Sadhu....

Bandar Lampung, 11 Juli 2024

Penulis,

Chyntia Taurinna Krisanti

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR GAMBAR	xvi
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang dan Masalah	1
1.2 Tujuan Penelitian	3
1.3 Manfaat Penelitian	3
II. TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1 Data Deret Waktu	4
2.2 Stasioneritas	4
2.3 Stasioneritas dalam Varian	5
2.4 Stasioneritas dalam Rata-rata	5
2.5 Pembedaan (<i>Differencing</i>)	6
2.6 Fungsi Autokorelasi dan Fungsi Autokorelasi Parsial	7
2.6.1 Fungsi Autokorelasi (ACF)	7
2.6.2 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)	8
2.7 Model Deret Waktu <i>Box-Jenkins</i>	9
2.7.1 Model <i>Autoregressive</i> (AR)	9
2.7.2 Model <i>Moving Average</i> (MA)	10
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 Identifikasi Model	12
2.9 Estimasi Parameter Model ARIMA	12
2.9.1 Uji Signifikansi Parameter	12
2.10 <i>Akaike's Information Criterion</i> (AIC)	13
2.11 Pemeriksaan Diagnostik	14
2.11.1 Uji <i>White Noise</i>	14

2.11.2 Uji Normalitas.....	15
2.11.3 Uji Heteroskedastisitas.....	16
2.11.4 Uji Nonlinearitas.....	17
2.12 Model <i>Smooth Transition Autoregressive</i> (STAR).....	18
2.13 Model <i>Logistic Smooth Transition Autoregressive</i> (LSTAR).....	19
2.14 Model <i>Exponential Smooth Transition Autoregressive</i> (ESTAR).....	20
2.15 Estimasi Parameter Model LSTAR dan ESTAR.....	20
2.16 Nilai Tukar Petani.....	21
III. METODOLOGI PENELITIAN.....	23
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian.....	23
3.2 Data Penelitian.....	23
3.3 Metode Penelitian.....	23
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN.....	25
4.1 Analisis Deskriptif.....	25
4.2 Identifikasi Plot Data Pengamatan.....	26
4.3 Pemeriksaan Kestasioneran Data.....	26
4.4 Identifikasi Model <i>Box-Jenkins</i>	29
4.5 Estimasi Parameter Model <i>Box-Jenkins</i>	30
4.6 Pemeriksaan Diagnostik.....	31
4.6.1 Uji <i>White Noise</i>	31
4.6.2 Uji Normalitas.....	33
4.6.3 Uji Heteroskedastisitas.....	34
4.6.4 Uji Nonlinearitas.....	35
4.7 Estimasi Parameter Model LSTAR.....	36
4.8 Estimasi Parameter Model ESTAR.....	38
4.9 Peramalan ESTAR.....	40
V. KESIMPULAN.....	42
DAFTAR PUSTAKA.....	43
LAMPIRAN.....	46

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Nilai λ dan Fungsi Transformasi	5
2. Statistik Deskriptif Data Nilai Tukar Petani Provinsi Lampung.....	25
3. Uji Stasioneritas Box-Cox	27
4. Uji Stasioneritas ADF	27
5. Uji Stasioneritas ADF setelah <i>differencing</i> satu kali	28
6. Nilai AIC setiap model	31
7. Hasil Uji <i>Ljung-Box</i>	32
8. Hasil Uji <i>Kolmogorov-Smirnov</i>	33
9. Hasil Uji <i>Lagrange Multiplier</i>	34
10. Hasil Uji Nonlinearitas Terasvirta	35
11. Estimasi Parameter Model LSTAR (17,1)	37
12. Estimasi Parameter Model ESTAR (17,1).....	38
13. Peramalan ESTAR NTP Provinsi Lampung Tahun 2024 8 bulan ke-depan	40

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Plot Data Nilai Tukar Petani Provinsi Lampung	26
2. Plot Uji Stasioner ADF setelah <i>differencing</i> satu kali	28
3. Plot ACF Data Nilai Tukar Petani Provinsi Lampung.....	29
4. Plot PACF Data Nilai Tukar Petani Provinsi Lampung	30
5. Peramalan ESTAR NTP Provinsi Lampung Tahun 2024 8 bulan ke-depan	41

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Peramalan (*forecasting*) merupakan alat bantu yang sangat penting dalam perencanaan yang efektif dan efisien khususnya dalam bidang ekonomi dan organisasi bisnis dalam setiap pengambilan keputusan yang sangat signifikan (Oktafiani, *et al.*, 2012). Peramalan sering dibagi menjadi tiga kategori: jangka pendek, jangka menengah, dan jangka panjang. Peramalan jangka pendek mencakup prediksi untuk beberapa periode waktu ke depan, seperti hari, minggu, atau bulan. Peramalan jangka menengah mencakup perkiraan untuk satu hingga dua tahun ke depan. Sementara itu, peramalan jangka panjang mencakup beberapa tahun ke depan (Granger & Jeon, 2007; Aksan & Khalilah, 2020).

Terdapat banyak teknik peramalan (*forecasting*) runtun waktu, salah satunya adalah *Smooth Transition Autoregressive* (STAR). STAR merupakan perluasan dari model autoregressive untuk data runtun waktu yang nonlinear. Menurut Terasvirta (1994), model STAR terdiri dari model *logistic* STAR (LSTAR) dan model *eksponential* STAR (ESTAR). Model STAR adalah model nonlinear yang dapat diterapkan pada data yang mengikuti model nonlinear, dan sangat populer dalam terapan bidang ekonomi.

Percepatan pemulihan ekonomi dan peningkatan produktivitas melalui pengembangan ekonomi kerakyatan serta penguatan unit-unit usaha dan lembaga-lembaga ekonomi merupakan salah satu tujuan strategis pembangunan. Sektor pertanian memegang peran penting dalam perekonomian Indonesia. Pertanian dianggap sebagai sektor yang memiliki kemampuan unik untuk menggabungkan pertumbuhan dan pemerataan (*growth with equity*) atau menghasilkan pertumbuhan yang berkualitas. Indonesia adalah salah satu negara yang terletak di wilayah tropis, sehingga memiliki potensi pertanian yang sangat besar, terutama untuk tanaman yang cocok di daerah tropis. Sektor pertanian di Indonesia memiliki berbagai jenis tanaman yang beragam, hal ini didukung kondisi iklim tropis yang berbeda. Di bidang tanaman pangan, Indonesia memiliki tanaman unggulan seperti padi, kedelai, kacang tanah, ubi kayu, dan berbagai jenis varietas lainnya.

Nilai Tukar Petani (NTP) merupakan hubungan antara hasil yang dijual petani dengan barang dan jasa yang dibeli petani (Rachmat, 2013). Secara konseptual, Nilai Tukar Petani (NTP) mengukur kemampuan petani dalam menukar komoditas pertanian yang mereka hasilkan dengan barang atau jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga petani serta kebutuhan produksi pertanian mereka. NTP disajikan dalam bentuk indeks yang dinyatakan sebagai persentase. Jika nilai NTP pada suatu waktu tertentu lebih dari 100 persen, ini berarti kemampuan tukar petani pada saat itu lebih baik dibandingkan dengan tahun dasar, dan sebaliknya jika nilainya kurang dari 100 persen, berarti kemampuan tukar petani pada saat itu lebih buruk dibandingkan dengan tahun dasar.

Berdasarkan uraian diatas, maka pada penelitian ini penulis tertarik untuk mengimplementasikan metode *Logistic Smooth Transition Autoregressive* (LSTAR) dan *Exponential Smooth Transition Autoregressive* (ESTAR) pada data nilai tukar petani Provinsi Lampung.

1.2 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penelitian ini adalah:

1. Membentuk model *Logistic Smooth Transition Autoregressive* (LSTAR) dan *Exponential Smooth Transition Autoregressive* (ESTAR) yang sesuai untuk meramalkan nilai tukar petani Provinsi Lampung tahun 2024
2. Menentukan model terbaik antara *Logistic Smooth Transition Autoregressive* (LSTAR) dan *Exponential Smooth Transition Autoregressive* (ESTAR) untuk memprediksi nilai tukar petani Provinsi Lampung tahun 2024
3. Mengetahui hasil dari peramalan nilai tukar petani Provinsi Lampung tahun 2024

1.3 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Dapat mengaplikasikan model *Logistic Smooth Transition Autoregressive* (LSTAR) dan *Exponential Smooth Transition Autoregressive* (ESTAR) untuk menganalisis data nilai tukar petani
2. Dapat mengetahui model terbaik antara *Logistic Smooth Transition Autoregressive* (LSTAR) dan *Exponential Smooth Transition Autoregressive* (ESTAR) pada data nilai tukar petani
3. Dapat memperoleh hasil peramalan dengan *Logistic Smooth Transition Autoregressive* (LSTAR) dan *Exponential Smooth Transition Autoregressive* (ESTAR) pada data nilai tukar petani dengan mencari galat terkecil

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Data Deret Waktu

Data deret waktu merupakan jenis data yang dikumpulkan berdasarkan urutan waktu selama periode tertentu. Jika waktu dianggap bersifat diskrit (meskipun dapat juga dimodelkan sebagai kontinu), frekuensi pengumpulannya selalu sama.

Dalam kasus diskrit, frekuensi dapat berupa detik, menit, jam, hari, minggu, bulan atau tahun (Montgomery, 2008).

2.2 Stasioneritas

Menurut Soejati (1987), runtun waktu $\{X_t ; t = 1, 2, \dots, n\}$ dikatakan stasioner jika memenuhi sifat-sifat berikut:

- a. $E(X_t) = \mu$, konstan untuk setiap t
- b. $Var(X_t) = \sigma^2$, konstan untuk setiap t
- c. $Cov(X_t, X_{t+k}) = \gamma_k$, konstan untuk setiap t

dan γ_k adalah autokovarian pada lag k .

2.3 Stasioneritas dalam Varian

Menurut Rosadi (2012), transformasi yang biasa digunakan untuk stasioneritas dalam varian adalah Transformasi *Box-Cox* dengan rumus sebagai berikut:

Tabel 1. Nilai λ dan Fungsi Transformasi

Nilai λ	Transformasi
-1	$\frac{1}{X_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{X_t}}$
0	$\ln t$
0,5	$\sqrt{X_t}$
2	X_t^2

2.4 Stasioneritas dalam Rata-rata

Menurut Wei (2006), dijelaskan bahwa proses stasioner mempunyai nilai $|\phi| < 1$. Selanjutnya dilakukan pengujian hipotesis dengan langkah-langkah sebagai berikut:

Hipotesis:

$$H_0: |\phi| = 1 \text{ (data tidak stasioner)}$$

$$H_1: |\phi| < 1 \text{ (data stasioner)}$$

Taraf signifikansi: α

Statistik Uji :

$$DF = \frac{\hat{\phi} - 1}{SE(\hat{\phi})} \quad (2.1)$$

dengan $\hat{\phi}$ adalah estimator OLS dari ϕ

Kriteria Penolakan:

H_0 ditolak jika nilai statistik uji $DF <$ nilai tabel distribusi kumulatif empiris dari T untuk $|\phi| = 1$ atau $p\text{-value} < \alpha$.

2.5 Pembedaan (*Differencing*)

Proses *differencing* atau pembedaan diterapkan jika data tidak stasioner terhadap rata-rata. Jumlah *differencing* yang dilakukan disimbolkan dengan d . Bentuk *differencing* pertama ($d=1$) adalah sebagai berikut:

$$X'_t = X_t - X_{t-1} \quad (2.2)$$

dan $d = 2$ adalah sebagai berikut:

$$X''_t = X'_t - X'_{t-1} \quad (2.3)$$

dengan:

X_t = data pada periode ke-t

X_{t-1} = data pada periode ke t-1

X_t^1 = data hasil *differencing* pertama periode ke t

X_{t-1}^1 = data hasil *differencing* pertama periode ke t-1

X_t'' = data hasil *differencing* kedua periode ke t

2.6 Fungsi Autokorelasi dan Fungsi Autokorelasi Parsial

Dalam metode deret waktu, alat utama untuk mengidentifikasi model data yang akan diramalkan adalah fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (PACF).

2.6.1 Fungsi Autokorelasi (ACF)

Autokorelasi adalah ukuran sejauh mana nilai deret waktu pada suatu titik waktu t berkorelasi dengan nilai deret waktu pada titik waktu lain $t + k$, dimana k adalah jajak waktu atau lag. Jika data tidak menunjukkan autokorelasi, maka dapat dikatakan bahwa data tersebut acak atau tidak memiliki pola. Menurut Machmudin dan Brodjol (2012), *Autocorrelation Function* (ACF) merupakan suatu hubungan linear antara pengamatan Z_t dengan pengamatan Z_{t-k} .

Menurut Wei (2006), koefisien autokorelasi untuk lag- k dari data runtun waktu dinyatakan sebagai berikut:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (X_t - \bar{X})(X_{t+k} - \bar{X})}{\sum_{t=1}^{n-k} (X_t - \bar{X})^2} \quad (2.4)$$

dengan:

ρ_k = estimasi dari autokorelasi pada lag k

X_t = nilai deret waktu pada waktu t

\bar{X} = rata-rata nilai deret waktu

n = jumlah total observasi dalam deret waktu

t = waktu pengamatan, $t = 1, 2, 3, \dots$

k = lag atau jarak waktu

2.6.2 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Menurut Machmudin dan Brodjol (2012), *Partial Autocorrelation Function* (PACF) digunakan untuk menunjukkan besarnya hubungan antar nilai variabel yang sama, dengan menganggap pengaruh dari semua kelambatan waktu yang lain adalah konstan. Lag pada *Autocorrelation Function* dan *Partial Autocorrelation Function* hanya 10% yang termasuk pada lag awal karena pada 10% lag awal akan menghasilkan model MA dan AR yang lebih akurat (Andalita dan Irhamah, 2015).

Berikut notasi yang digunakan untuk *Partial Autocorrelation Function* (PACF):

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \rho_{k-j}} \quad (2.5)$$

dengan:

ϕ_{kk} = nilai PACF pada lag k

ρ_k = nilai ACF pada lag k

$\sum_{j=1}^{k-1} \rho_{k-j}$ = jumlah dari nilai ACF pada lag-lag sebelumnya

2.7 Model Deret Waktu *Box-Jenkins*

Menurut Box dan Jenkins (1976), adapun macam-macam model time series diantaranya model *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), dan *Autoregressive Moving Average* (ARMA).

2.7.1 Model *Autoregressive* (AR)

Model *Autoregressive* (AR) merupakan salah satu teknik dalam analisis deret waktu yang digunakan untuk meramalkan nilai-nilai di masa depan dari suatu deret waktu dengan mempertimbangkan nilai-nilai di masa lalu. Model ini berlandaskan pada asumsi bahwa nilai-nilai dalam deret waktu dipengaruhi oleh nilai-nilai sebelumnya dalam rangkaian waktu. Dengan demikian, model *Autoregressive* menyatakan suatu ramalan sebagai fungsi dari nilai-nilai sebelumnya dalam suatu deret waktu tertentu (Makridakis, 1999). Model *Autoregressive* (AR) dengan order p dinotasikan dengan $AR(p)$. Bentuk umum dari model runtun waktu untuk *Autoregressive* dinyatakan oleh:

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.6)$$

Keterangan:

y_t = nilai deret waktu pada waktu ke- t , $t = 1, 2, \dots, n$,

$y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}$ = nilai deret waktu pada waktu sebelumnya (lag 1 hingga p)

ϕ_p = koefisien AR untuk masing-masing lag 1 hingga p

ε_t = nilai *error* pada waktu ke- t

p = order AR

2.7.2 Model *Moving Average* (MA)

Model *Moving Average* (MA) adalah teknik dalam analisis deret waktu yang memprediksi nilai masa depan dengan memanfaatkan kesalahan ramalan dari periode sebelumnya. Tidak seperti model *Autoregressive* (AR) yang bergantung pada nilai masa lalu dalam deret waktu, model MA fokus pada rata-rata kesalahan (residual) dari ramalan yang sudah dilakukan. Model ini mengasumsikan bahwa nilai masa depan dipengaruhi oleh kesalahan ramalan yang terjadi pada periode sebelumnya. Bentuk umum dari proses *Moving Average* order q atau MA(q) didefinisikan sebagai berikut (Montgomery, *et al.*, 2008):

$$y_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q\varepsilon_{t-q} \quad (2.7)$$

Keterangan:

- y_t = nilai deret waktu pada waktu t
- θ_0 = suatu konstanta
- θ_1 = koefisien MA untuk lag 1
- ε_t = kesalahan acak (*white noise*) pada waktu t
- ε_{t-j} = kesalahan acak pada waktu sebelumnya

2.7.3 Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

Model ARMA adalah gabungan antara model *autoregressive* (AR) dan model *moving average* (MA). Model ini berfungsi untuk memprediksi nilai di masa depan dari deret waktu dengan mempertimbangkan pengaruh dari nilai-nilai masa lalu dalam deret waktu itu (komponen AR) serta pengaruh dari kesalahan ramalan sebelumnya

(komponen MA). Metode ARMA ini juga sering disebut sebagai metode *Box-Jenkins* karena dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1976 (Lutkepohl, 2005). Model ARMA dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.8)$$

Keterangan:

- y_t = nilai deret waktu pada waktu t
- $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ = koefisien AR untuk lag 1 hingga p
- $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ = koefisien MA untuk lag 1 hingga q
- ε_t = kesalahan acak atau residual pada waktu ke t
- $\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-q}$ = kesalahan acak pada waktu sebelumnya (lag 1 hingga q)

2.7.4 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model ARIMA digunakan pada data yang sudah stasioner atau data yang telah melalui proses *differencing* sehingga menjadi stasioner. Model ini menggabungkan model ARMA dengan proses *differencing*. Secara umum model ARIMA(p, d, q) untuk suatu data deret waktu Z_t adalah sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_q(B)a_t \quad (2.9)$$

dengan:

- $\phi_p(B)$ = parameter *autoregressive* (AR)
- $(1 - B)^d$ = pembedaan ke- d

Z_t	= nilai deret waktu pada waktu ke-t
$\theta_q(B)$	= parameter <i>moving average</i> (MA)
a_t	= galat pada waktu ke-t

2.8 Identifikasi Model

Pada tahap identifikasi model, langkah pertama adalah mendeteksi kestasioneran data. Jika data tidak stasioner, maka diferensiasi akan dilakukan untuk membuat data menjadi stasioner. Setelah itu, identifikasi model dilakukan dengan menganalisis grafik Fungsi Autokorelasi (ACF) dan Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF).

2.9 Estimasi Parameter Model ARIMA

Terdapat beberapa metode estimasi parameter yang digunakan untuk pemodelan *Box-Jenkins*, diantaranya adalah metode *Least Square*. Metode *Least Square* dilakukan dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat *error* (Cryer & Cham, 2008).

2.9.1 Uji Signifikansi Parameter

Agresti (2006) mengatakan bahwa signifikan parameter di dalam suatu model menentukan apakah parameter berpengaruh atau tidak di dalam model. Parameter signifikan dalam model apabila tolak H_0 .

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})} \quad (2.10)$$

dengan:

$\hat{\theta}$ = nilai estimasi dari parameter yang ingin diuji

$SE(\hat{\theta})$ = standar *error* dari estimasi parameter dugaan.

Kriteria keputusan dari uji signifikansi adalah tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}; df=n-p}$ atau $p - value < \alpha$, α yang digunakan adalah 0,05.

2.10 Akaike's Information Criterion (AIC)

Model terbaik dapat dipilih berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) (Wei, 1993), dapat dituliskan sebagai berikut:

$$AIC(M) = n \ln(\hat{\sigma}^2) + 2M \quad (2.11)$$

dengan:

n = jumlah observasi atau data sampel

$\hat{\sigma}^2$ = varians residual atau error dari model

M = Jumlah parameter pada model

2.11 Pemeriksaan Diagnostik

Setelah memperoleh model yang signifikan, langkah berikutnya adalah memeriksa apakah asumsi-asumsi model tersebut telah terpenuhi. Asumsi yang perlu diperiksa meliputi residual *white noise*, normalitas, heteroskedastisitas, dan nonlinearitas.

2.11.1 Uji *White Noise*

Model dikatakan bersifat *white noise* jika residual dari model tersebut memenuhi asumsi identik (variansi residual homogen) dan independen (residual tidak berkorelasi satu sama lain). Pengujian untuk memastikan asumsi *white noise* dilakukan dengan menggunakan uji *Ljung-Box*.

Hipotesis:

$$H_0: \rho_k = 0 \text{ (tidak ada autokorelasi antar residu)}$$

$$H_1: \rho_k \neq 0 \text{ (terdapat autokorelasi antar residu)}$$

Statistik Uji:

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_k^2}{n - k} \quad (2.12)$$

Daerah Penolakan:

$$H_0 \text{ ditolak apabila } Q > \chi^2(\alpha; k - p) \text{ atau } p - \text{value} < \alpha$$

dengan:

$$Q = \text{statistik uji } Ljung\text{-}Box$$

- n = jumlah observasi atau data sampel
 k = lag ke- k
 m = jumlah lag yang diuji
 ρ_k = autokorelasi pada lag ke- k
 p dan q = order dari ARMA (p, q)

2.11.2 Uji Normalitas

Uji ini digunakan mengetahui data berdistribusi normal atau tidak. Salah satu uji normalitas adalah uji statistik *Kolmogorov Smirnov* (Snell dan Sprent, 1995).

Hipotesis:

H_0 = Residual berdistribusi normal

$H_1 \neq$ Residual tidak berdistribusi normal

Statistik uji:

$$D = \max|S(x) - F_0(x)| \quad (2.13)$$

dimana:

$S(x)$ = fungsi peluang kumulatif yang dihitung dari data sampel

$F_0(x)$ = fungsi peluang kumulatif distribusi normal atau fungsi distribusi yang dihipotesiskan.

Kriteria uji:

Dengan $\alpha = 0,05$, tolak H_0 jika $p - value < \alpha$ atau $D > D_{\alpha, n}$ dengan n adalah ukuran sampel dan $D_{\alpha, n}$ adalah tabel D untuk uji Kolmogorof-Smirnov.

2.11.3 Uji Heteroskedastisitas

Uji heteroskedastisitas digunakan untuk memeriksa apakah data menunjukkan ketidakkonsistenan dalam tingkat keragamannya, yang berarti terjadi ketidakhomogenan pada kesalahannya. Hal ini biasanya terjadi ketika variansi gangguan tidak memiliki varian yang sama pada setiap observasi. Dari permasalahan tersebut, maka dapat dilakukan pengujian menggunakan uji ARCH *Lagrange Multiplier* (LM) (William, 1993). Hipotesis yang disusun untuk pengujian ini adalah:

H_0 : Tidak terjadi heteroskedastisitas (Homoskedastisitas)

H_1 : Terjadi heteroskedastisitas

Statistik uji:

$$\chi^2 = nR^2 \quad (2.14)$$

dengan:

n = jumlah observasi dalam sampel

R^2 = koefisien determinasi dari regresi bantu (*auxiliary regression*)

dimana:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^T (\hat{X}_i - \bar{X})^2}{\sum_{i=1}^T (X_i - \bar{X})^2} \quad (2.15)$$

dengan:

\hat{X}_i = prediksi dari variabel dependen pada regresi bantu

X = rata-rata dari variabel dependen

Kriteria uji:

Dengan $\alpha = 0,05$, tolak H_0 jika $p - value < \alpha$ atau $X^2_{statistic} > X^2_{(\alpha,r)}$

2.11.4 Uji Nonlinearitas

Deteksi nonlinearitas dilakukan untuk mengidentifikasi apakah terdapat hubungan nonlinear antara Y_t dengan input yang akan digunakan dalam pemodelan. Uji *Terasvirta* merupakan salah satu uji deteksi nonlinearitas yang dikembangkan dari model *neural network* dan termasuk dalam kelompok uji tipe *Lagrange Multiplier* (LM) dengan ekspansi Taylor (Suhartono, 2008).

Hipotesis:

$H_0: f(X)$ adalah fungsi linear dalam X (model linear)

$H_1: f(X)$ adalah fungsi nonlinear dalam X (model nonlinear)

Statistik uji:

$$F = \frac{(SSR_0 - SSR_1)/(k_1 - k_0)}{SSR_1/(n - k_1)} \quad (2.16)$$

dengan:

SSR_0 = jumlah kuadrat residual dari model terbatas (linear)

SSR_1 = jumlah kuadrat residual dari model tidak terbatas (nonlinear)

k_0 = jumlah parameter dari model terbatas

k_1 = jumlah parameter dari model tidak terbatas

n = jumlah data

Kriteria keputusan yaitu jika $F_{hitung} > F_{(m, (N-p-1-m))}$ atau $p - value < \alpha$ maka tolak H_0 yang berarti $f(x)$ merupakan fungsi nonlinear dalam x .

2.12 Model *Smooth Transition Autoregressive* (STAR)

Menurut Terasvirta (1994) model STAR(p, d) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Y_t = \phi_1' X_t (1 - G(Y_{t-d}, \gamma, c)) + \phi_2' X_t G(Y_{t-d}, \gamma, c) + \varepsilon_t \quad (2.17)$$

dengan:

STAR(p, d) = Model STAR dengan orde p dan variabel transisi

Y_t = nilai yang diprediksi pada waktu ke- t

ϕ_1 dan ϕ_2 = parameter model

X_t = vektor regresor pada waktu t

$G(Y_{t-d}; \gamma, c)$ = fungsi transisi yang bergantung pada Y_{t-d} , parameter kehalusan γ , dan parameter ambang c

ε_t = nilai error term atau residu pada waktu ke- t

2.13 Model *Logistic Smooth Transition Autoregressive* (LSTAR)

Model *Logistic Smooth Transition Autoregressive* (LSTAR) merupakan model yang memiliki fungsi transisi logistik dari model *Smooth Transition Autoregressive* (STAR). Dimana fungsi transisi logistiknya dapat ditulis sebagai berikut (Terasvirta, 1994):

$$G(s_t; \gamma; c) = \frac{1}{1 + \exp(-\gamma(s_t - c))}, \gamma > 0 \quad (2.18)$$

dimana s_t dengan parameter *delay* l ($l > 0$) merupakan bilangan integer positif. Sedangkan parameter c merupakan *threshold* dan γ menunjukkan derajat kecepatan dan kehalusan transisi.

Bentuk sederhana dari model LSTAR dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Y_t = \phi_1' X_t \left(1 - \left(\frac{1}{1 + \exp(-\gamma(s_t - c))} \right) \right) + \phi_2' X_t \left(1 - \left(\frac{1}{1 + \exp(-\gamma(s_t - c))} \right) \right) + \varepsilon_t \quad (2.19)$$

dimana Y_t merupakan proses yang stasioner dengan ϕ_1' , ϕ_2' dan γ merupakan parameter yang tidak diketahui. Parameter γ menunjukkan derajat kecepatan dan kehalusan transisi dan s_t merupakan fungsi transisi ketika $lag\ l \geq 1$. *Delay* 1 merupakan bilangan integer positif $l = 1$.

dengan:

Y_t = nilai pada waktu t

ϕ_1' dan ϕ_2' = parameter model

X_t = vektor variabel penjelas pada waktu t

S_t = variabel transisi pada waktu t

- γ = parameter kehalusan
 c = parameter ambang
 ε_t = kesalahan (*error term*) pada waktu t

2.14 Model *Exponential Smooth Transition Autoregressive* (ESTAR)

Model *Exponential Smooth Transition Autoregressive* (ESTAR) merupakan model yang memiliki fungsi transisi ekpsonensial dari model *Smooth Transition Autoregressive* (STAR). Spesifikasi model ESTAR adalah sebagai berikut:

$$Z_t = \phi_1' X_t (1 - (1 - \exp(-\gamma(s_t - c)^2)) + \phi_2' X_t (1 - (1 - \exp(-\gamma(s_t - c)^2)) + \varepsilon_t \quad (2.20)$$

dengan:

- Z_t = nilai pada waktu t
 ϕ_1' dan ϕ_2' = parameter model
 X_t = vektor variabel penjelas pada waktu t
 S_t = variabel transisi pada waktu t
 γ = parameter kehalusan
 c = parameter ambang
 ε_t = kesalahan (*error term*) pada waktu t

dimana ketika $\gamma \rightarrow 0$ maka $G(y_{t-d}; \gamma, c) = 1$

2.15 Estimasi Parameter Model LSTAR dan ESTAR

Dijk (1999) menggunakan metode *Nonlinear Least Square* (NLS) untuk mengestimasi parameter. Estimasi parameter dengan metode ini dilakukan dengan

meminimumkan jumlah kuadrat residual yang dapat dituliskan persamaannya sebagai berikut:

$$\hat{\theta} = \min \sum_{i=1}^T (Y_t - F(Y_t, \theta))^2 \quad (2.21)$$

dengan:

$$F(Y_t, \theta) = \phi_1' Y_t (1 - G(Y_{t-d}; \gamma, c)) + \phi_2' Y_t (1 - G(Y_{t-d}; \gamma, c)) \quad (2.22)$$

Proses dalam mencari nilai parameter pada model NLS ini dilakukan dengan menggunakan metode *least square* pada γ dan c .

2.16 Nilai Tukar Petani

Pembangunan pertanian difokuskan pada peningkatan kesejahteraan petani. Salah satu cara untuk mengukur tingkat kesejahteraan petani adalah dengan menghitung Nilai Tukar Petani (NTP). NTP merupakan hubungan antara hasil yang dijual petani dengan barang dan jasa yang dibeli petani (Rachmat, 2013). Dengan kata lain, NTP mengukur kemampuan petani untuk menukar produk pertanian yang mereka hasilkan dengan barang atau jasa yang dibutuhkan untuk konsumsi rumah tangga dan produksi barang pertanian. NTP disajikan dalam bentuk indeks dengan tahun tertentu sebagai tahun dasar.

Secara umum ada tiga macam pengertian NTP yaitu:

1. $NTP > 100$, berarti petani mengalami peningkatan dalam perdagangan, karena tingkat harga yang mereka terima naik lebih cepat dibandingkan dengan tingkat harga yang mereka bayar dari tahun dasar, atau tingkat harga yang mereka terima turun lebih lambat daripada tingkat harga yang mereka bayar dari tahun dasar.

2. $NTP = 100$, berarti petani tidak mengalami perubahan dalam hal perdagangan, karena perubahan harga yang diterima petani sama dengan perubahan harga yang dibayar petani dari tahun dasar.
3. $NTP < 100$, berarti petani mengalami mengalami penurunan dalam perdagangan, karena harga yang mereka bayar naik lebih cepat dibandingkan dengan harga yang mereka terima dari tahun dasar, atau harga yang mereka bayar turun lebih lambat daripada harga yang mereka terima dari tahun dasar.

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada semester ganjil Tahun Ajaran 2023/2024 yang bertempat di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data time series sekunder yang diambil dari <https://lampung.bps.go.id> untuk data bulanan Nilai Tukar Petani Provinsi Lampung periode Januari 2009 – April 2024.

3.3 Metode Penelitian

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

1. Melakukan plot data nilai tukar petani Provinsi Lampung
2. Memeriksa kestasioneran data terhadap ragam dengan menggunakan transformasi *Box-Cox* dan untuk kestasioneran data terhadap rata-rata menggunakan uji

Augmented Dickey Fuller (ADF). Jika data yang digunakan belum stasioner terhadap ragam maka data akan di transformasi, dan apabila belum stasioner terhadap rata-rata maka dilakukan proses *differencing*. Jika sudah stasioner terhadap ragam dan rata-rata, selanjutnya menentukan model Box-Jenkins yang akan digunakan.

3. Mengestimasi parameter model Box-Jenkins terbaik dengan melihat nilai AIC. Model terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC terkecil
4. Melakukan diagnosis model *Box-Jenkins* dengan cara:
 - a. Melakukan uji autokorelasi
 - b. Melakukan uji normalitas
 - c. Melakukan uji heteroskedastisitas
 - d. Melakukan uji nonlinearitas terasvirta
5. Mengidentifikasi model LSTAR dan ESTAR dengan cara melihat plot PACF
6. Mengestimasi parameter model LSTAR dan ESTAR dengan melihat nilai AIC terkecil
7. Melakukan peramalan menggunakan model ESTAR terbaik pada data nilai tukar petani Provinsi Lampung untuk periode-periode selanjutnya,

V. KESIMPULAN

Dari hasil dan pembahasan pada bab sebelumnya, diperoleh kesimpulan dari penelitian ini sebagai berikut:

Dengan AIC untuk ESTAR sebesar 1044 dan untuk LSTAR sebesar 1045, kita dapat menyimpulkan bahwa model ESTAR lebih baik daripada model LSTAR dalam hal keseimbangan antara kecocokan model dengan data dan kompleksitas model. Oleh karena itu, berdasarkan nilai AIC, metode ESTAR adalah pilihan yang lebih baik dibandingkan dengan metode LSTAR dalam analisis ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A. 2006. *An Introduction to Categorical Data Analysis*. 2nd Edition. John Wiley & Sons, Inc., New York.
- Andalita, I. & Irhamah. 2015. Peramalan jumlah penumpang kereta api kelas ekonomi kertajaya menggunakan ARIMA dan ANFIS. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. **2**(4): 311-316.
- Box, G. E. P. & Jenkins, G. M. 1976. *Time Series Analysis, Forecasting, and Control*. Holden-Day, San Fransisco.
- Cryer, D. J., & Chan, K.-S. 2008. *Time Series Analysis*. Springer Science+Business Media, Iowa.
- Granger, C.W.J., & Jeon, Y. 2007. Long-term Forecasting and Evaluation. *International Journal of Forecasting*. **23**(4): 539-551.
- Lutkepohl, H. 2005. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Springer, Berlin.
- Machmudin, A. & Brodjol, S. S. U. 2012. Peramalan Temperatur Udara di Kota Surabaya Dengan Menggunakan ARIMA dan Artificial Neural Network. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. **1**(1): 118-123.

- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. 1992. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Erlangga, Jakarta.
- Montgomery, D.C. 2008. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. John Wiley & Sons, Inc., New Jersey.
- Nurfadila, K., & Aksan, I. 2020. Aplikasi Metode Arima Box-Jenkins Untuk Meramalkan Penggunaan Harian Data Seluler. *Journal of Mathematics: Theory and Applications*. 5-10.
- Oktafiani, E., Andriyani, F., & Noeryati. 2012. Aplikasi Pemulusan Eksponensial Dari Brown Dan Dari Holt Untuk Data Yang Memuat Trend. Prosiding Seminar Nasional Aplikasi Sains & Teknologi (SNAST) Periode III Yogyakarta.
- Rachmat, M. 2013. Nilai tukar petani: Konsep, Pengukuran dan Relevansinya sebagai Indikator Kesejahteraan Petani. In *Forum Penelitian Agro Ekonomi*. **31**(2): 111.
- Rosadi, D. 2012. *Ekonometrika & Analisis Runtun Waktu Terapan dengan EViews*. Andi, Yogyakarta
- Snell, J. & Sprent, P. 1995 *Applied Nonparametric Statistical Methods.*, *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (Statistics in Society)*.
- Soejoeti, Z. 1987. *Analisis Runtun Waktu*. Universitas Terbuka, Karunia Jakarta
- Suhartono. 2008. *Analisis Data Statistik dengan R*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya

Terasvirta, T. 1994. Specification, Estimation, and Evaluation of Smooth Transition Autoregressive Models. *Journal of the American Statistical Association*. **89**(425): 208-218.

Wei, W. W. S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. Addison-Wesley Publishing Company-Inc, USA.

William, H. G. 1993. *Econometric Analysis*. Pearson Education, Inc., New Jersey.