

**PEMODELAN *LOGISTIC SMOOTH TRANSITION AUTOREGRESSIVE*
(LSTAR) DENGAN METODE *NONLINEAR LEAST SQUARE* (NLS)
UNTUK MERAMALKAN TINGKAT INFLASI DI INDONESIA**

Skripsi

Oleh

SUND GRACE YUNI HUTAGALUNG



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2023**

**PEMODELAN *LOGISTIC SMOOTH TRANSITION AUTOREGRESSIVE*
(LSTAR) DENGAN METODE *NONLINEAR LEAST SQUARE* (NLS)
UNTUK MERAMALKAN TINGKAT INFLASI DI INDONESIA**

Oleh

Sund Grace Yuni Hutagalung

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
2023**

ABSTRACT

LOGISTIC SMOOTH TRANSITION AUTOREGRESSIVE (LSTAR) MODELING WITH NONLINEAR LEAST SQUARE (NLS) METHOD TO FORECAST INFLATION RATE IN INDONESIA

By

SUND GRACE YUNI HUTAGALUNG

A time series is a series of observational data taken and organized in the same time interval. In some cases time series require nonlinear modeling. LSTAR is one of the time series methods that can be used for nonlinear time series modeling. In this study, the LSTAR method is applied to forecast the inflation rate in Indonesia using the Nonlinear Least Square estimation method. Model building is done on inflation data by using lag $p=1$ and lag $p=13$. Based on the analysis results, the LSTAR(13,1) model is obtained, as following:

$$\begin{aligned}\hat{Y}_t = & 2.9863928 - 0.1763146Y_{t-1} + 0.1477540Y_{t-2} + 0.0790596Y_{t-3} - \\ & 0.1949471Y_{t-4} - 0.3023761Y_{t-5} - 0.1904588Y_{t-6} + 0.1639410Y_{t-7} - \\ & 0.0251816Y_{t-8} - 0.0022138Y_{t-9} + 0.0585488Y_{t-10} + 0.0275204Y_{t-11} + \\ & 0.6712446Y_{t-12} \left(1 - \frac{1}{1+e^{-100(Y_{t-1}-0.0117484)}} \right) - 10.118217 \left(\frac{1}{1+e^{-100(Y_{t-1}-0.0117484)}} \right)\end{aligned}$$

The results of modeling the value of inflation in Indonesia are close to the original data as indicated by a fairly good Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 10.7%.

Kata Kunci: Forecasting, Nonlinear Least Square, Logistic Smooth Transition Autoregressive, Mean Absolute Percentage Error.

ABSTRAK

PEMODELAN *LOGISTIC SMOOTH TRANSITION AUTOREGRESSIVE* (LSTAR) DENGAN METODE *NONLINEAR LEAST SQUARE* (NLS) UNTUK MERAMALKAN TINGKAT INFLASI DI INDONESIA

Oleh

SUND GRACE YUNI HUTAGALUNG

Deret waktu merupakan serangkaian data pengamatan yang diambil serta disusun dalam interval waktu yang sama. Dalam beberapa kasus deret waktu diperlukan pemodelan yang bersifat nonlinear. LSTAR adalah salah satu metode deret waktu yang dapat digunakan untuk pemodelan deret waktu nonlinear. Dalam penelitian ini metode LSTAR diterapkan untuk meramalkan tingkat inflasi di Indonesia dengan menggunakan metode estimasi *Nonlinear Least Square*. Pembentukan model dilakukan terhadap data inflasi dengan menggunakan lag $p=1$ dan lag $p=13$. Berdasarkan hasil analisis diperoleh model LSTAR(13,1) sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \hat{Y}_t = & 2.9863928 - 0.1763146Y_{t-1} + 0.1477540Y_{t-2} + 0.0790596Y_{t-3} - \\ & 0.1949471Y_{t-4} - 0.3023761Y_{t-5} - 0.1904588Y_{t-6} + 0.1639410Y_{t-7} - \\ & 0.0251816Y_{t-8} - 0.0022138Y_{t-9} + 0.0585488Y_{t-10} + 0.0275204Y_{t-11} + \\ & 0.6712446Y_{t-12} \left(1 - \frac{1}{1+e^{-100(Y_{t-1}-0.0117484)}} \right) - 10.118217 \left(\frac{1}{1+e^{-100(Y_{t-1}-0.0117484)}} \right) \end{aligned}$$

Hasil pemodelan nilai inflasi di Indonesia mendekati data aslinya yang ditunjukkan dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang cukup baik yaitu 10,7%.

Kata Kunci: Peramalan, *Nonlinear Least Square*, *Logistic Smooth Transition Autoregressive*, *Mean Absolute Percentage Error*.

Judul Skripsi : **PEMODELAN LOGISTIC SMOOTH
TRANSITION AUTOREGRESSIVE (LSTAR)
DENGAN METODE NONLINEAR LEAST
SQUARE (NLS) UNTUK MERAMALKAN
TINGKAT INFLASI DI INDONESIA**

Nama Mahasiswa : **SUND GRACE YUNI HUTAGALUNG**

Nomor Pokok Mahasiswa : **1917031078**

Program Studi : **Matematika**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.
NIP. 197407262000032001

Pandri Ferdias, S.Si., M.Sc.
NIP. 198706122019031007

2. Ketua Jurusan Matematika

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

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

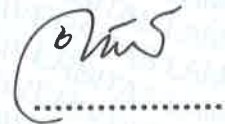
Ketua : **Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.**



Sekretaris : **Pandri Ferdias, S.Si., M.Sc.**



Penguji
Bukan Pembimbing : **Drs. Eri Setiawan, M.Si**



2. **Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.
NIP. 197110012005011002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 14 April 2023

PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : **Sund Grace Yuni Hutagalung**
Nomor Pokok Mahasiswa : **1917031078**
Jurusan : **Matematika**
Judul Skripsi : **PEMODELAN *LOGISTIC SMOOTH TRANSITION AUTOREGRESSIVE (LSTAR)* DENGAN METODE *NONLINEAR LEAST SQUARE (NLS)* UNTUK MERAMALKAN TINGKAT INFLASI DI INDONESIA**

Dengan ini menyatakan bahwa penelitian ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri dan 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, 1 Mei 2023
Yang menyatakan



Sund Grace Yuni Hutagalung
NPM. 1917031078

RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan pada tanggal 03 Juni 2001 di Bekasi. Terlahir dari keluarga pasangan Bapak Dasma Torang Eliston Hutagalung dan Ibu Osmida Sianipar yang merupakan anak kedua dari tiga bersaudara.

Penulis menyelesaikan pendidikan di Taman Kanak-kanak Santa Lusia Bekasi pada tahun 2007. Pendidikan Sekolah Dasar di SD Santa Lusia Bekasi pada tahun 2013. Pendidikan Sekolah Menengah Pertama di SMP Santa Lusia Bekasi pada tahun 2016. Pendidikan Sekolah Menengah Atas di SMA Negeri 6 Bekasi pada tahun 2019. Kemudian penulis melanjutkan Pendidikan S1 Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Universitas Lampung pada tahun 2019 melalui jalur SBMPTN.

Selama menjadi mahasiswa penulis aktif di organisasi yaitu : anggota Generasi Muda Penerus Himatika (GEMATIKA) pada periode 2019. Pada periode 2020, penulis menjadi anggota bidang Kaderisasi dan Kepemimpinan Himpunan Mahasiswa Matematika (HIMATIKA). Kemudian pada periode 2021 menjadi anggota Divisi 3 Pelayanan dan Doa di Unit Kegiatan Mahasiswa Kristen (UKM Kristen).

Sebagai bentuk aplikasi bidang ilmu di dunia kerja, penulis telah melaksanakan Kerja Praktik (KP) selama empat puluh hari di PT Telkom Lampung pada bulan Januari sampai Februari 2022. Dan sebagai bentuk aplikasi bidang ilmu kepada masyarakat, penulis telah melakukan Kuliah Kerja Nyata (KKN) selama 40 hari di Desa Pempen, Kecamatan Gunung Pelindung, Kabupaten Lampung Timur.

PERSEMBAHAN

Puji dan syukur kepada Tuhan Yesus Kristus untuk segala berkat kasih karunia-Nya, sehingga aku masih diberi kesempatan untuk menyelesaikan studi ini. Karya tulis yang sederhana ini kupersembahkan untuk kedua orangtua ku. Trimakasih untuk segala perjuangan cinta kasihnya serta pengorbanan yang sangat luar biasa selama hidupku, semoga kelak aku dapat membahagiakan dan membanggakan kalian. Untuk kakak dan adik ku tercinta yang selalu memberikan semangat dan motivasi dalam pengerjaan skripsi ini. Untuk almamaterku Universitas Lampung tempatku menimba ilmu. Terima kasih untuk pengalaman dan kenangan yang sangat berharga.

KATA INSPIRASI

"Ora et Labora (Bekerja dan Berdoa)"

"Berdoalah, desak Tuhan sesukamu. Jika doa itu tersulam dari bahan yang tulus. Jangankan sepotong hati manusia, konon surga bisa di tukar."

(Danyangarv)

"Orang yang menabur dengan mencururkan air mata, akan menuai dengan bersorak-sorai."

(Mazmur 126:5)

"Untuk segala sesuatu ada masanya, untuk apa pun dibawah langit ada waktunya"

(Pengkhotbah 3:1)

"Apapun hasilnya, baik atau buruk yang terpenting adalah kamu sudah memberikan yang terbaik. Berterimakasihlah pada dirimu sendiri karena sudah berhasil melewati semuanya hingga akhirnya kamu bisa sampai di titik ini."

(Sund Grace)

SANWACANA

Puji syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yesus Kristus, atas segala berkat, kasih dan karunia-Nya yang melimpah sehingga penulis mampu menyelesaikan skripsi yang berjudul **“Pemodelan Logistic Smooth Transition Autoregressive (LSTAR) Dengan Metode Nonlinear Least Square (NLS) Untuk Meramalkan Tingkat Inflasi di Indonesia”**. Skripsi ini sebagai salah satu syarat untuk mendapatkan gelar Sarjana Matematika pada jurusan Matematika FMIPA Unila.

Tidak sedikit kendala yang dihadapi penulis dalam pelaksanaan serta dalam proses penulisan skripsi ini tapi berkat penyertaan Tuhan Yesus Kristus juga bantuan dan semangat melalui orang-orang terkasih yang dipercaya membantu penulis. Menyadari bahwa dalam menyusun penulisan skripsi ini tidak terlepas dari bimbingan, bantuan, dan kerjasama dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si., selalu dosen pembimbing utama yang senantiasa membimbing, memberikan waktu serta pemikiran dan memberikan arahan serta saran kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
2. Bapak Pandri Ferdias, S.Si., M.Sc., selaku dosen pembimbing kedua yang telah memberikan waktu, arahan serta nasihat yang membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
3. Drs. Eri Setiawan, M.Si., selaku dosen pembahas pada ujian skripsi dan dosen pembimbing akademik. Terima kasih telah memberikan saran, pengarahan, nasihat serta bantuan yang sangat berharga pada seminar proposal dan hasil penelitian terdahulu. Dan terima kasih untuk bimbingan,

motivasi dan memberikan perhatian penuh kepada penulis dari awal menjadi mahasiswa.

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 FMIPA Universitas Lampung.
6. Seluruh dosen, staff dan karyawan Jurusan Matematika FMIPA Universitas Lampung.
7. Untuk Bapak Eliston Hutagalung dan Mama Osmida Sianipar yang selalu memberikan semangat, dukungan serta doa kepada penulis. Terima kasih untuk segalanya dan semoga saya dapat selalu membanggakan kalian.
8. Kakak dan adikku Margareth Natalia Hutagalung dan Argatha Advelida Hutagalung yang juga memberikan doa dan perhatian serta semangat yang tak terhingga kepada penulis.
9. Untuk Alm Ua Nina terimakasih sudah menguatkan saya dalam penyusunan skripsi ini walau hanya datang lewat mimpi, *I love you in every universe*. Semoga kita bisa bertemu kembali Ua.
10. Agung Suryadi Simbolon yang selalu membantu, menyemangati, dan mendoakan setiap proses penyusunan skripsi ini. Terima kasih untuk selalu ada dalam masa perkuliahan penulis. Saya sangat bersyukur bisa mengenal engkau.
11. Sahabat-sahabat ku tercinta, Dinda Ayu, Nabilla Yolanda, Fadhilah Gustriandini, Citra Puspa, Putri Aisyah, dan Zidny Ilma yang selalu memberikan semangat, membantu serta memberikan keceriaan dalam masa perkuliahan hingga penyusunan skripsi ini.
12. Teman-teman Divisi 3 UKM Kristen periode 2021. Terima kasih atas segala pengalaman dan kebersamaan selama perkuliahan dan pelayanan ini.
13. Teman-teman Kosan GPI, Demsiana, Yolanda dan Owen. Terima kasih atas segala bantuan selama di perantauan dan sangat menyenangkan bisa mengenal kalian, semoga kita bisa bertemu di kemudian hari.

14. Teman-teman Matematika 2019 atas kebersamaan serta keceriaan yang telah diberikan kepada penulis selama menempuh pendidikan di Universitas Lampung.
15. Seluruh pihak yang telah membantu dalam penyusunan skripsi ini yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Akhir kata, Semoga Tuhan Yesus Kristus membalas kasih sayang kepada semua pihak yang telah membantu penulis. Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan, akan tetapi penulis berharap semoga karya kecil ini dapat memberikan informasi yang bermanfaat.

Bandar Lampung, 1 Mei 2023
Penulis

Sund Grace Yuni Hutagalung

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL	xix
DAFTAR GAMBAR	iv
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang dan Masalah	1
1.2 Tujuan Penelitian	4
1.3 Manfaat Penelitian	4
II. TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Data Deret Waktu	5
2.2 Stationeritas	5
2.2.1 Transformasi Box-Cox	6
2.2.2 Uji Augmented Dickey Fuller	7
2.3 Pembedaan (<i>Differencing</i>)	8
2.4 Model Deret Waktu Autoregressive (AR)	8
2.5 Identifikasi Model	9
2.5.1 Fungsi Autokorelasi (ACF)	9
2.5.2 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)	10
2.6 Uji Signifikansi Parameter	12
2.7 Pemilihan Model Terbaik	12
2.8 Model <i>Smooth Transition Autoregressive</i> (STAR)	13
2.9 Model <i>Logistic Smooth Transition Autoregressive</i> (LSTAR)	14
2.10 Estimasi Parameter Model LSTAR	14
2.11 Pemeriksaan Diagnostik	15
2.11.1 Uji Autokorelasi Residual	15

2.11.2 Uji Heteroskedastisitas Residual	15
2.12 Evaluasi Peramalan.....	18
2.13 Peramalan	18
2.14 Inflasi	19
III. METODOLOGI PENELITIAN	20
3.1 Waktu dan Tempat.....	20
3.2 Data Penelitian.....	20
3.3 Metode Penelitian	20
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	24
4.1 Estimasi <i>Nonlinear Least Square</i> (NLS) Pada Model LSTAR.....	24
4.1.1 Metode <i>Nonlinear Least Square Estimator</i> (NLSE)	25
4.1.2 <i>Nonlinear Least Square</i> dengan Iterasi <i>Gauss-Newton</i>	26
4.1.3 Sifat-sifat Penduga Dari Parameter	29
4.2 Penerapan Model LSTAR Pada Data Inflasi di Indonesia	32
4.2.1 Deskriptif Data Deret Waktu	32
4.2.2 Identifikasi Plot Data Pengamatan	33
4.2.3 Pemeriksaan Kestationeran Data	33
4.2.4 Identifikasi Model <i>Box Jenkins</i>	35
4.2.5 Estimasi Parameter Model <i>Box Jenkins</i>	37
4.2.6 Estimasi Parameter dan Model LSTAR	37
4.2.7 Pemeriksaan Diagnostik	39
4.2.7.1 Uji Autokorelasi Residual	39
4.2.7.2 Uji Heteroskedastisitas Residual.....	40
4.2.8 Peramalan	41
V. KESIMPULAN	43
DAFTAR PUSTAKA	43
LAMPIRAN	

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Nilai λ dan transformasinya	6
2. Pola ACF dan PACF	11
3. Kriteria Peramalan MAPE	18
4. Statistik Deskriptif Data Penutupan Nilai Inflasi di Indonesia	31
5. Uji Stationeritas Augmented Dickey Fuller	34
6. Estimasi Parameter Model <i>Box-Jenkins</i>	36
7. Estimasi Parameter Model LSTAR.....	37
8. Hasil Uji <i>Ljung-Box</i>	38
9. Hasil Uji <i>Lagrange Multiplier</i>	39
10. Peramalan Data Nilai Inflasi Indonesia 12 Bulan Kedepan.....	40

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Diagram Alir LSTAR.....	22
2. Plot Deret Waktu Inflasi Indonesia.....	32
3. Plot Uji Stationeritas Terhadap Variansi.....	33
4. Plot Stationeritas Transformasi.....	33
5. Plot ACF Data Nilai Inflasi di Indonesia.....	35
6. Plot PACF Data Nilai Inflasi di Indonesia.....	35
7. Peramalan Nilai Inflasi di Indonesia 12 Bulan Kedepan.....	41
8. Plot Data Nilai Inflasi di Indonesia Tahun 2003-2023.....	41

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Peramalan adalah teknik untuk menduga kejadian di masa depan dengan cara memperhatikan informasi tentang kejadian masa lampau dan masa kini secara berurutan (Makridakis dan Hibbon, 1999). Proses peramalan sangat penting untuk pengambilan keputusan pada data deret waktu. Metode untuk memprediksi data deret waktu sampai saat ini sudah sangat banyak berkembang, sehingga tersedia banyak metode yang dapat digunakan untuk memprediksi data deret waktu sesuai kebutuhan yang diperlukan.

Deret waktu (*time series*) merupakan beberapa data pengamatan yang diambil serta disusun secara beruntun dan harus dalam interval waktu yang sama (Cryer, 1986). Data deret waktu digunakan sebagai acuan untuk periode selanjutnya yang berguna untuk perencanaan (Fauziah dkk, 2016). Metode deret waktu juga merupakan metode dalam peramalan yang menggunakan analisis pola hubungan antara variabel yang akan di perkirakan menggunakan variabel waktu. Model deret waktu ada 2 jenis yaitu linear dan nonlinear. Model deret waktu linear tidak dapat digunakan untuk menerangkan data yang membentuk pola non linear.

Beragam peramalan pada data deret waktu, beragam metode yang ada, dan metode yang paling sering digunakan adalah *exponential smoothing*, *autoregressive* (AR), *moving average* (MA), *autoregressive integrated moving average* (ARIMA). Beberapa peramalan tersebut sering dipakai untuk meramalkan data-data deret waktu yang membentuk pola linear dan menunjukkan

hasil yang kurang memuaskan ketika yang dianalisis merupakan data yang berfluktuasi secara ekstrim. Beberapa data ekstrim yang digunakan di data deret waktu mengakibatkan hasil peramalan yang dilakukan seringkali tidak dapat memberikan hasil yang sebenarnya atau bias. Pada akhirnya model ARIMA hanya dapat diterapkan pada model-model data deret waktu linier sehingga tidak dapat memberikan hasil yang baik ketika data yang dianalisis merupakan suatu data deret waktu nonlinier. Data inflasi, merupakan salah satu data yang cenderung membentuk pola data yang nonlinier sehingga model deret waktu nonlinear dapat diterapkan pada data inflasi tersebut.

Banyak model yang digunakan untuk model yang nonlinier, diantaranya *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (ARCH)*, *Generalized Conditional Heteroskedasticity (GARCH)*, *Smooth Transition Autoregressive (STAR)* dan *Self Exciting Threshold Autoregressive (SETAR)*. Pada tahun 2011 telah dilakukan penelitian SETAR untuk pemodelan deret waktu yang nonlinier oleh Li (2011). Model STAR digunakan sebagai pemodelan nonlinier yang populer pada bidang ekonomi, seperti produksi industri oleh Terasvirta dan Anderson (1992) yang disitasi oleh Dijk, Terasvirta dan Franses (2002) dan suku bunga oleh Van Dijk, dkk (1999) .

Model *Logistic Smooth Transition Autoregressive (LSTAR)* merupakan model deret waktu yang dapat diterapkan pada data model nonlinier. LSTAR banyak dikembangkan pada data-data bidang ekonomi dan data keuangan seperti saham dan inflasi. Data inflasi cocok menggunakan model LSTAR karena sudah dilakukan penghalusan didalamnya sehingga didapatkan hasil yang lebih baik (Putri dkk, 2017). Pada tahun 2011 dilakukan penelitian untuk memodelkan data nilai tukar dan melakukan peramalan menggunakan model deret waktu nonlinier LSTAR (Lin dkk, 2011)

Menurut Bank Indonesia, inflasi dapat diartikan sebagai proses peningkatan harga barang dan jasa secara umum dan terus menerus selama periode waktu tertentu.

Pada definisi lain juga mengatakan bahwa inflasi merupakan suatu proses terjadinya peningkatan harga konsumen dan jasa atau berkurangnya nilai mata uang. Angka inflasi didapat dari perubahan indeks harga konsumen.

Inflasi sendiri memiliki dampak positif dan negatif tergantung pada seberapa besar atau kecilnya nilai inflasi. Apabila yang terjadi merupakan inflasi ringan (kecil), itu merupakan pengaruh yang positif dalam arti dapat mendorong perekonomian negara untuk menjadi lebih baik, yaitu dapat membuat orang semakin semangat untuk bekerja, menabung dan melakukan investasi. Sebaliknya, jika yang terjadi inflasi parah(besar) itu memiliki pengaruh yang negatif dalam arti membuat keadaan ekonomi negara menjadi kacau dan tidak terkendali.

Inflasi harus diketahui secara lebih rinci karena sangat berpengaruh terhadap perekonomian. Peramalan nilai inflasi juga memberikan deskripsi bagaimana keadaan perekonomian pada masa depan, sehingga dapat membantu pengambilan keputusan untuk stabilitas ekonomi di masa mendatang. Banyaknya berita mengenai akan terjadinya resesi ditahun 2023 dengan meningkatnya suku bunga, nilai inflasi dll yang menyebabkan penurunan perekonomian, meningkatnya angka pengangguran hingga kebangkrutan ekonomi serta pentingnya untuk mengetahui prediksi dari nilai infasi,

Berdasarkan uraian di atas, maka peneliti akan mengkaji model *LSTAR* dengan metode *Nonlinear Least Square* untuk meramalan tingkat inflasi di Indonesia.

1.2 Tujuan Penelitian

Penelitian ini memiliki tujuan sebagai berikut:

1. Menerapkan pemodelan *Logistic Smooth Transition Autoregressive* (LSTAR) dengan metode *Nonlinear Least Square* (NLS) pada peramalan tingkat inflasi di Indonesia
2. Mengetahui model terbaik dalam meramalkan tingkat inflasi di Indonesia dengan pemodelan LSTAR menggunakan metode NLS.

1.3 Manfaat Penelitian

Penelitian ini memiliki manfaat sebagai berikut:

1. Menambah pengetahuan tentang peramalan data deret waktu dengan menggunakan pemodelan *Logistic Smooth Transition Autoregressive* (LSTAR) dengan metode *Nonlinear Least Square* (NLS).
2. Mengaplikasikan model LSTAR dengan metode NLS pada tingkat inflasi di Indonesia.
3. Melakukan peramalan dengan model LSTAR pada data tingkat inflasi di Indonesia pada periode-periode berikutnya.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Data Deret Waktu

Data deret waktu merupakan serangkaian data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu yang digunakan untuk menggambarkan perkembangan suatu kegiatan atau sekumpulan hasil observasi yang diatur dan disusun dalam interval waktu yang sama (Wei, 2006), misalnya perkembangan produksi, harga saham, jumlah inflasi, dll.

Pada definisi lain dapat diartikan sebagai sekelompok hasil pengamatan yang didapatkan pada waktu yang berbeda dengan selang waktu yang sama dengan barisan datanya saling bebas satu sama lain. Data deret waktu juga memiliki bermacam pola seperti pola musiman, pola tak musiman, pola stasioner, dan pola tidak stasioner.

Analisis deret waktu memiliki tujuan untuk menemukan model yang sama dengan deret waktu yang diamati yang selanjutnya akan digunakan sebagai acuan peramalan deret waktu pada masa yang akan datang. (Makridakis dkk, 1999).

2.2 Stationeritas

Data deret waktu memiliki syarat yaitu data yang digunakan harus dalam keadaan stationer. Pengujian stationarities data merupakan hal yang penting dalam

menganalisis data urut waktu (Ariefianto, 2012). Stationeritas sendiri ada 2 jenis yaitu stationeritas terhadap rata-rata dan stationeritas terhadap varians.

Suatu data dapat dikatakan stasioner jika nilai rata-rata dan variansinya konsisten dan apabila tidak terjadi kenaikan atau penurunan secara tajam pada data. Kestationeritas data dalam varian dapat diuji menggunakan transformasi Box Cox plot sedangkan untuk kestationeran data dalam rata-rata dapat diuji dengan menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF).

2.2.1 Transformasi Box-Cox

Transformasi Box-Cox merupakan metode untuk menstationerkan data yang tidak stationer dalam varians. Berikut merupakan transformasi Box-Cox dalam matematis (Yuniarti, 2012).

$$T(Z_t) = \begin{cases} \frac{Z_t^{(\lambda)} - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \ln Z_t, & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

dengan;

λ = parameter transformasi

Setiap nilai λ mempunyai rumus transformasi yang berbeda-beda. Transformasi harus dilakukan jika belum memperoleh nilai $\lambda = 1$ yang memiliki arti bahwa data tersebut sudah stationer dalam varians. Berikut nilai λ dan transformasinya.

Tabel 1. Nilai λ dan transformasinya

λ	Transformasi
-1	$1/Z_t$
-0,5	$1/\sqrt{Z_t}$
0	$\ln Z_t$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t

Sumber: Aswi dan Sukarna (2006).

2.2.2 Uji Augmented Dickey Fuller

Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) merupakan uji yang digunakan untuk mendeteksi apakah data yang akan di uji dalam keadaan stationer atau sebaliknya. Uji ini digunakan dengan cara menguji hipotesis nol (H_0) yang menyatakan bahwa unit *root* ada dalam model autoregresif.

Persamaan ADF sebagai berikut:

$$\Delta Y_t = \phi Y_{t-1} + \sum_{j=1}^{p-1} \alpha_j^* \Delta Y_{t-j} + \varepsilon_t \quad (2.2)$$

dengan:

ΔY_t = bentuk dari first difference

Y_{t-1} = Nilai variabel pada waktu ke t-1

ϕ = parameter

α_j^* = suatu konstanta

p = panjang lag yang digunakan

ε_t = residual pada waktu ke-t

Pada model ini hipotesis yang diuji sebagai berikut:

$H_0: \phi \geq 1$ (data tidak stationer)

$H_1: \phi < 1$ (data stationer)

Dengan taraf signifikansi: $\alpha = 5\%$

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi} - 1}{sd(\hat{\phi})} \quad (2.3)$$

dengan:

$\hat{\phi}$ = Koefisien autoregresif (AR)

$sd(\hat{\phi})$ = Simpangan baku dari $\hat{\phi}$

T = Ukuran sampel

Kriteria pengujian:

Daerah penolakan H_0 apabila nilai p-value < nilai α yang berarti data yang sedang diamati telah stationer.

2.3 Pembedaan (*Differencing*)

Pembedaan (*Differencing*) merupakan proses menghitung perubahan atau selisih suatu data aktual pada data ke n yang di kurangi dengan data sebelumnya.

Metode ini digunakan apabila ada keraguan apakah data yang sedang di uji merupakan data stationer atau tidak. Jika dalam grafik *Autocorrelation Function* (ACF) menunjukkan terjadinya penurunan nilai autokorelasi secara perlahan sampai pada lag terakhir maka diperlukan metode pembedaan (*differencing*) Pembedaan dimodelkan sebagai berikut:

$$\nabla Z_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.4)$$

dengan:

∇ = Pembedaan (*differencing*)

Z_t = Data ke-n

2.4 Model Deret Waktu Autoregressive (AR)

Model Autoregressive (AR) merupakan bentuk regresi dari deret y_t terhadap pengamatan waktu sebelumnya y_{t+k} dari dirinya sendiri, dengan $k= 1,2,\dots,p$.

Bentuk umum model *Autoregressive* order p atau AR (p) adalah :

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.5)$$

dengan:

y_t = Nilai variabel pada waktu ke-t, $t = 1, 2, 3, \dots, n$

ϕ_i = Parameter AR tingkat ke-i, $i = 1, 2, 3, \dots, p$

y_{t-1} = Nilai masa lalu dari time series yang bersangkutan pada waktu ke t-1, t-2
t-3, ..., t-p

p = Order AR

ε_t = Nilai order pada waktu ke-t

2.5 Identifikasi Model

2.5.1 Fungsi Autokorelasi (ACF)

Fungsi Autokorelasi merupakan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} dari proses yang sama dan dipisahkan oleh waktu *lag* k. Suatu proses dikatakan stationer jika *autocovariance* dan *autocorrelation function* (ACF) memiliki nilai meannya adalah $E(Z_t) = \mu$ dan nilai variansinya adalah $Var(Z_t) = \sigma^2$ selalu konstan.

Diagram ACF dapat digunakan sebagai alat / acuan untuk mengidentifikasi kestasioneran data. Jika diagram ACF menurun secara lambat atau turun secara linier maka dapat diartikan bahwa data yang di uji belum stationer dalam rata-rata. Persamaan dari kovarians antara Z_t dan Z_{t+k} adalah

$$\gamma_k = \text{Cov}(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu) \quad (2.6)$$

dan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} adalah

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{var}(Z_t)} \sqrt{\text{var}(Z_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (2.7)$$

dengan;

- γ_k = Autokovarian pada lag-k
- ρ_k = Autokorelasi pada lag-k
- t = Waktu pengamatan ($t=1,2,3,\dots$)

Dimana $\text{Var}(X_t) = \text{Var}(X_{t+k}) = \gamma_0$ (Wei, 1990). Berdasarkan fungsi dari k, γ_k adalah *autocovariance function* dan P_k adalah *autocorrelation function* (ACF) dalam analisis *time series* (Wei, 2006).

Dalam proses stationer, *autocovariance function* (γ_k) dan *autocorrelation function* (ρ_k) memiliki sifat-sifat sebagai berikut: (Aswi dkk, 2006)

- a. $\gamma_0 = \text{Var}(Z_t)$; $\rho_0 = 1$
- b. $|\gamma_k| \leq \gamma_0$; $|\rho_k| \leq 1$
- c. $\gamma_k = \gamma_{-k}$ dan $\rho_k = \rho_{-k}$ untuk semua k.

2.5.2 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Fungsi autokorelasi parsial merupakan suatu fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi parsial antara pengamatan pada waktu ke t (dinotasikan Z_t) dengan pengamatan pada waktu-waktu sebelumnya ($Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k}$).

PACF digunakan untuk mengukur tingkatan keeratan hubungan antara X_t dan X_{t+k} setelah dihilangkan pengaruh dependensi linier dalam variabel $X_{t+1}, X_{t+2}, \dots, X_{t+k-1}$, sehingga fungsi pada PACF dapat dinyatakan sebagai berikut: (Wei, 2006)

$$P_k = \frac{\text{Cov}[(Z_t - \hat{Z}_t), (Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})]}{\sqrt{\text{Var}(Z_t - \hat{Z}_t)} \sqrt{\text{Var}(Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})}} \quad (2.7)$$

Hipotesis untuk menguji koefisien PACF:

$H_0 : \phi_{kk} = 0$ (Fungsi autokorelasi parsial)

$H_1 : \phi_{kk} \neq 0$ (Fungsi autokorelasi)

Statistik uji yang digunakan:

$$t = \frac{\phi_{kk}}{SE(\phi_{kk})} \quad (2.8)$$

dengan:

ϕ_{kk} = fungsi PACF

$$SE\phi_{kk} = \frac{1}{n}$$

Kriteria Penolakan: H_0 ditolak apabila $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, df}$.

dengan:

df = n-1

n = banyaknya data

Langkah-langkah yang digunakan untuk membangun suatu model sebagai berikut:

1. Mendeteksi masalah stationer yang terjadi pada data yang akan di uji. Jika data yang digunakan tidak stationer maka diperlukan langkah berikutnya yaitu proses differensiasi untuk mendapatkan data yang stationer.
2. Mengidentifikasi model pada grafik ACF dan PACF. Secara grafis model ACF dan PACF memiliki ketentuan sebagai berikut:

Tabel 2. Pola ACF dan PACF

Model	Pola ACF	Pola PACF
AR(p)	Menurun secara bertahap atau bergelombang	Menurun drastis menuju nol setelah lag q
MA(q)	Menurun drastis menuju nol setelah lag q	Menurun secara bertahap atau bergelombang
ARMA(p,q)	Menurun secara bertahap atau bergelombang	Menurun secara bertahap atau bergelombang

2.6 Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi parameter digunakan untuk menguji kelayakan parameter model dan untuk mengetahui apakah parameter AR(p) signifikan atau tidak.

Model dapat dikatakan layak digunakan apabila parameter yang akan digunakan tersebut signifikan dalam mempengaruhi model data.

Tahap dari uji signifikansi parameter adalah

1. Hipotesis

$H_0 : \beta = 0$ (Parameter tidak signifikan)

$H_1 : \beta \neq 0$ (Parameter signifikan)

2. Statistik Uji

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}}{s.e(\hat{\beta})} \quad (2.9)$$

Dengan kriteria keputusan yaitu jika $|t_{hitung}| > t\left(\frac{\alpha}{2}, n - p\right)$, dengan p adalah jumlah parameter dalam model atau jika nilai p-value $< \alpha$ maka tolak H_0 yang berarti parameter dalam model tersebut signifikan.

2.7 Pemilihan Model Terbaik

Model terbaik dapat dipilih berdasarkan nilai *Akaike Info Criterion* (AIC) yang memiliki definisi yaitu metode yang digunakan dalam model time series untuk menguji keakuratan dan mengidentifikasi model dari suatu kumpulan data.

AIC merupakan salah satu uji yang digunakan dalam memilih model terbaik dengan mempertimbangkan banyaknya parameter dalam model.

Menurut Dijk (1999) AIC dapat dirumuskan sebagai berikut:

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

$$AIC(M) = n \ln \sum_{t=1}^T \hat{a}_t^2 + 2M \quad (2.10)$$

dengan;

T = Ukuran sampel

\hat{a}_t^2 = Residual dari estimasi model

M = Banyaknya parameter model ($M = p + 1$)

Semakin kecil nilai AIC yang didapatkan maka model tersebut semakin baik (Awad, 1995).

2.8 Model Smooth Transition Autoregressive (STAR)

Menurut Pfeifer dan Deutsch (1980), model STAR merupakan model yang dapat dikategorikan berdasarkan lag yang berpengaruh secara linier baik dalam lokasi maupun waktu. Model STAR mempunyai struktur yang lebih sederhana daripada model-model non linier yang lain. Spesifikasi model, pendugaan pada model STAR juga hampir sama dengan metode *Box-Jenkins* atau biasa disebut ARIMA. Menurut Terasvirta (1994) model STAR(p, d) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Y_t = \phi_1' \mathbf{X}_t (1 - G(Y_{t-d}; \gamma, c)) + \phi_2' \mathbf{X}_t G(Y_{t-d}; \gamma, c) + \varepsilon_t \quad (2.11)$$

dengan:

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

\mathbf{X}_t = $(1 \ Y_{t-1} \ \dots \ Y_{t-p})^T$

Y_t = Variabel yang diamati pada waktu ke- t

ϕ_i = $(\phi_{i,0}, \phi_{i,1}, \dots, \phi_{i,p})'$, $i = 1, 2$ (Parameter pada *low* dan *high*)

Y_{t-d} = Variabel transisi pada model AR(p) dengan $1 \leq d \leq p$

γ = Parameter pemulusan (*smoothing*)

c = Parameter lokasi (*threshold*)

$G(Y_{t-d}; \gamma, c)$ = Fungsi transisi

ε_t = Nilai residu saat waktu ke- t

2.9 Model Logistic Smooth Transition Autoregressive (LSTAR)

Model LSTAR merupakan model yang mempunyai transisi logistik dari model STAR. Fungsi transisi logistik dapat ditulis sebagai berikut:

$$G(Y_{t-d}; \gamma, c) = \frac{1}{1 + \exp(-\gamma(Y_{t-d} - c))}, \gamma > 0 \quad (2.12)$$

Dimana ketika $\gamma \rightarrow 0$ maka $G(Y_{t-d}; \gamma, c) = \frac{1}{2}$.

Menurut Luukkonen, Saikkonen dan Terasvirta (1998), fungsi transisi pada model (2.12) dapat diganti dengan ekspansi Taylor orde tiga di sekitar $\gamma = 0$.

$$\begin{aligned} T_3(y_{t-d}; \gamma, c) &= G(y_{t-d}; 0, c) + \gamma \left. \frac{\partial G(y_{t-d}; \gamma, c)}{\partial \gamma} \right|_{\gamma=0} + \frac{1}{2} \gamma^2 \left. \frac{\partial^2 G(y_{t-d}; \gamma, c)}{\partial \gamma^2} \right|_{\gamma=0} + \\ &\quad \frac{1}{6} \gamma^3 \left. \frac{\partial^3 G(y_{t-d}; \gamma, c)}{\partial \gamma^3} \right|_{\gamma=0} + R_3(y_{t-d}; \gamma, c) \\ &= \frac{1}{2} + \frac{1}{4} \gamma (y_{t-d} - c) + \frac{1}{48} \gamma^3 (y_{t-d} - c)^3 + R_3(y_{t-d}; \gamma, c) \end{aligned} \quad (2.13)$$

Dengan $R_3(y_{t-d}; \gamma, c)$ merupakan fungsi sisa.

Dengan mensubstitusikan $T_3(y_{t-d}; \gamma, c)$ untuk $G(Y_{t-d}; \gamma, c)$ pada persamaan (2.11) maka diperoleh model LSTAR sebagai berikut:

$$Y_t = \beta_{0,0} + \beta'_0 \tilde{X}_t + \beta'_1 \tilde{X}_t y_{t-d} + \beta'_2 \tilde{X}_t y_{t-d}^2 + \beta'_3 \tilde{X}_t y_{t-d}^3 + e_t \quad (2.14)$$

Dengan:

$$e_t = \varepsilon_t + (\phi_2 - \phi_1)' x_t R_3(y_{t-d}; \gamma, c)$$

$\beta_{0,0}$ dan β_i dengan $i = 0, 1, 2, 3$ merupakan fungsi parameter ϕ_1, ϕ_2, γ dan c

Uji statistik untuk hipotesis nol ini diuji dengan uji Langrange Multiplier (LM), dengan hipotesis nol dinotasikan menjadi LM_3 berdistribusi chi-squared (X^2) dimana derajat kebebasan sebesar $3p$.

2.10 Estimasi Parameter Model LSTAR

Untuk mengestimasi parameter dari model LSTAR menurut metode *Nonlinear Least Square* (NLS). NLS merupakan metode yang digunakan untuk menduga parameter dari suatu fungsi nonlinear. Dasar metode ini yaitu dengan cara mencari nilai dengan meminimumkan fungsi residual *sum square error* (SSE). Adapun bentuk umum dari persamaan model statistik nonlinear yaitu

$$y = f(\mathbf{X}, \boldsymbol{\beta}) + e \quad (2.15)$$

Dengan y merupakan variabel dependen, \mathbf{X} merupakan variabel independen, $\boldsymbol{\beta}$ merupakan parameter regresi dan e merupakan komponen galat. Karena $f(\mathbf{X}, \boldsymbol{\beta})$ merupakan fungsi nonlinear dalam parameter $\boldsymbol{\beta}$ dan ada dua cara untuk menghasilkan nilai parameter $\boldsymbol{\beta}$ pada model statistika nonlinear yaitu metode *nonlinear least square* dan *maximum likelihood* (Aziz, 2010).

Proses dalam mencari nilai parameter pada metode NLS ini dilakukan dengan menggunakan metode *Gauss-Newton* untuk estimasi secara iterasi.

2.11 Pemeriksaan Diagnostik

2.11.1 Uji Autokorelasi Residual

Dalam pengujian ini digunakan metode *White Noise* yang berarti tidak ada korelasi antara residual dengan mean nol dan varian konstan ($\sigma^2 a$), uji *White Noise* dapat dilakukan dengan menggunakan statistik uji *Ljung Box Pierce*.

Hipotesis:

$H_0 : P_1 = P_2 = \dots = P_k = 0$ (Tidak ada korelasi antar lag)

$H_1 : \text{Minimal ada satu } P_k \neq 0 ; k = 1, 2, \dots, k$ (Terdapat korelasi antar lag)

Statistik uji:

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^k \frac{\hat{P}_k^2}{n - k} \quad (2.16)$$

dengan;

\hat{P}_k^2 = estimasi taksiran ACF residual

n = banyaknya data

k = banyaknya lag yang di uji

Kriteria pengujian:

Daerah penolakan H_0 apabila $Q_{hitung} > X(\alpha, df)$ tabel, dengan derajat kebebasan k dikurangi banyaknya parameter pada model yang berarti tidak ada korelasi antar lag (Wei, 2006)

2.11.2 Uji Heteroskedastisitas Residual

Uji Heteroskedastisitas digunakan untuk mencari apakah ada penyimpangan asumsi klasik heteroskedastisitas yaitu dengan adanya ketidaksamaan varian dari residual untuk semua pengamatan. Jika terdapat kesamaan pada residual pengamatan yang dibandingkan dengan pengamatan lain, maka dapat dikatakan tidak terjadi heteroskedastisitas dan sebaliknya jika tidak terdapat kesamaan pada residual pengamatan yang dibandingkan dengan pengamatan lain, maka dapat dikatakan bahwa terjadi heteroskedastisitas pada data tersebut.

Pada penelitian kali ini, data akan diuji menggunakan metode *Lagrange Multiplier* (LM). LM ini dapat diperoleh dari (Lee dkk, 1993)

1. Menghitung residual (\hat{a}_t) dan jumlah kuadrat residual pada model AR

$$SSR_0 = \sum_{t=1}^T \hat{a}_t^2$$

2. Menduga regresi bantuan (*auxiliary regression*) \hat{a}_t^2 terhadap $(1, \tilde{X}_t)$ dan $\tilde{X}_t s_t^i$; $i = 1, 2, 3, \dots$

3. Menghitung jumlah residual kuadrat dari regresi bantuan

$$SSR_1 = \sum_{t=1}^T \hat{e}_t^2$$

Dengan hipotesis sebagai berikut

$H_0 : \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_p = 0$ (Tidak ada efek ARCH/GARCH dalam residual sampai lag ke-p)

$H_1 : \text{minimal ada satu nilai } \alpha_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, p$ (Ada efek ARCH /GARCH dalam residual sampai lag ke-p)

Dengan taraf signifikansi : α

Statistik uji:

$$LM_3 = T \frac{(SSE_0 - SSE_1)}{SSE_0} \quad (2.17)$$

dengan:

SSE_0 = Jumlah kuadrat residual pada model AR(p)

SSE_1 = Jumlah kuadrat residual pada model regresi bantu.

Kriteria pengujian:

Daerah penolakan H_0 apabila statistika $LM < X_{3(p+1)}^2$ yang berarti model tersebut ada efek ARCH/GARCH dalam residual sampai lag ke-p.

2.12 Evaluasi Peramalan

Evaluasi peramalan dipilih berdasarkan nilai *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* yang digunakan sebagai alat pengukuran kesalahan pada peramalan melalui akurasi. Evaluasi peramalan juga memiliki tujuan untuk mengevaluasi apakah hasil peramalan pada model deret waktu memiliki kualitas yang sangat baik atau buruk. MAPE sendiri dirumuskan sebagai berikut:

(B.Putro dkk, 2018)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \left(\frac{P_t - \hat{P}_t}{P_t} \times 100\% \right) \right| \quad (2.18)$$

dengan:

P_t = data periode ke-t

\hat{P}_t = peramalan periode ke-t

n = banyaknya data yang diramalkan

Peramalan yang baik bisa dilihat dari tabel kriteria pengujian.

Tabel 3. Kriteria Peramalan MAPE

Nilai MAPE	Ketepatan Peramalan
<10%	Sangat Baik
10% - 20%	Baik
20% - 50%	Cukup Baik
>50%	Buruk

2.13 Peramalan

Menurut Heizer dan Render (2015) peramalan (*forecasting*) merupakan suatu seni dan ilmu pengetahuan dalam memprediksi peristiwa pada masa mendatang.

Peramalan juga pada umumnya digunakan untuk memperkirakan beberapa kebutuhan dimasa datang yang meliputi kebutuhan dalam ukuran kuantitas, waktu, dan lokasi yang diperlukan untuk memenuhi permintaan barang ataupun jasa (Phumchusri dan Udom, 2014). Dalam menentukan peramalan digunakan beberapa langkah yaitu mengumpulkan data, mengevaluasi dan menganalisis data yang sesuai, memilih dan menguji metode peramalan, melakukan peramalan dan memantau keakuratan peramalan. Meskipun peramalan yang akurat tidak pernah mungkin bisa dilakukan, tetapi peramalan dapat mengurangi ketidakpastian pada masa yang akan datang (Russell dan Taylor, 2011).

2.14 Inflasi

Inflasi merupakan kenaikan harga-harga secara umum dan terus menerus dalam jangka waktu yang cukup lama. Kenaikan harga dari satu atau dua barang saja belum dapat diartikan sebagai inflasi kecuali jika kenaikan tersebut berdampak untuk sebagian besar dari harga barang yang lain.

Inflasi sendiri memiliki dua dampak pada perekonomian yaitu positif dan negatif. Jika perekonomian negara tiba-tiba mengalami kemunduran maka Bank Indonesia bisa mengeluarkan kebijakan moneter yang ekspansif yaitu dengan cara menurunkan tingkat suku bunga. Menurunnya tingkat suku bunga merupakan cerminan dari ketidakstabilan perekonomian negara yang memiliki dampak pada meningkatnya harga barang dan jasa yang dapat mengakibatkan tingginya angka kemiskinan di Indonesia.

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat

Penelitian ini dilakukan pada semester ganjil tahun akademik 2022/2023 bertempat di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung

3.2 Data Penelitian

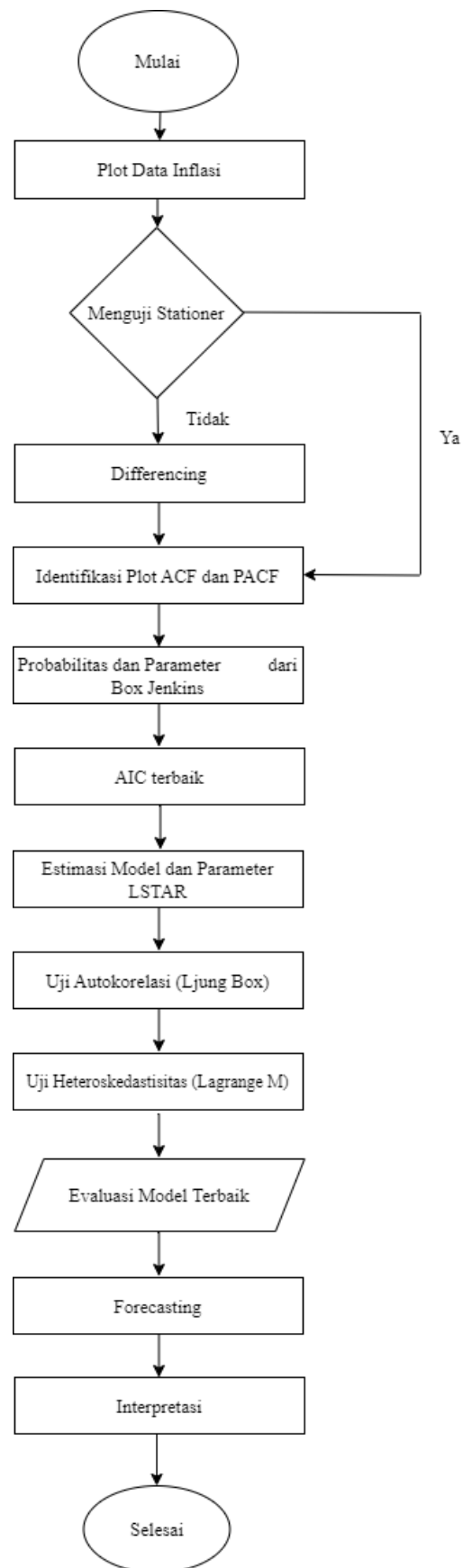
Data yang digunakan merupakan data *time series* sekunder yang di ambil dari <https://www.bi.go.id/id/statistik/indikator/data-inflasi.aspx> untuk data bulanan inflasi di Indonesia periode 1 Januari 2003 sampai 31 Desember 2022.

3.3 Metode Penelitian

Langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Melakukan plot data tingkat inflasi di Indonesia.
2. Memeriksa kestasioneran data terhadap varian dengan menggunakan uji Box-Cox dan untuk kestasioneran data terhadap rata-rata menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Jika data yang digunakan sudah stationer terhadap varian dan rata-rata maka selanjutnya menentukan model *Box Jenkins* yang akan digunakan.

3. Mengidentifikasi model *Box Jenkins* dengan cara melihat plot ACF dan PACF.
4. Mengestimasi parameter model *Box Jenkins* terbaik dengan cara melihat nilai probabilitas dari koefisien parameter serta melihat model terbaik yaitu model yang memiliki nilai AIC terkecil.
5. Melakukan pemeriksaan diagnostic pada residual model *Box Jenkins*.
6. Melakukan uji nonlinieritas.
7. Membentuk model dan mengestimasi parameter model LSTAR.
8. Mengevaluasi model STAR yaitu LSTAR dengan menggunakan uji perbandingan untuk mencari model terbaik yaitu model yang memiliki nilai AIC terkecil.
9. Melakukan peramalan menggunakan model LSTAR terbaik pada data tingkat inflasi di Indonesia.



Gambar 1. Diagram Alir LSTAR

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Model LSTAR yang terbaik untuk data nilai Inflasi di Indonesia adalah model LSTAR (13,1). Dengan persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\hat{Y}_t = & 2.9863928 - 0.1763146Y_{t-1} + 0.1477540Y_{t-2} + 0.0790596Y_{t-3} - \\ & 0.1949471Y_{t-4} - 0.3023761Y_{t-5} - 0.1904588Y_{t-6} + \\ & 0.1639410Y_{t-7} - 0.0251816Y_{t-8} - 0.0022138Y_{t-9} + \\ & 0.0585488 Y_{t-10} + 0.0275204Y_{t-11} + 0.6712446Y_{t-12} \left(1 - \right. \\ & \left. \frac{1}{1+e^{-100(Y_{t-1}-0.0117484)}} \right) - 10.118217 \left(\frac{1}{1+e^{-100(Y_{t-1}-0.0117484)}} \right)\end{aligned}$$

2. Hasil peramalan ragam nilai Inflasi di Indonesia dengan menggunakan model LSTAR(13,1) mengalami kenaikan dan penurunan dari bulan ke-1 sebesar 0.04866509 sampai dengan bulan ke 12 sebesar 0.04508490 yang disebabkan meningkatnya harga barang dan jasa dan faktor-faktor lainnya seperti: cuaca yang tidak dapat diprediksi, pergerakan harga emas global dan kelangkaan pada beberapa kebutuhan rumah tangga.

DAFTAR PUSTAKA

- Ariefianto, D.M. 2012. *Ekonometrika: Esensi dan Aplikasi dengan menggunakan EViews*. Erlangga, Jakarta.
- Aswi & Sukarna. 2006. *Analisis Deret Waktu: Teori dan Aplikasi*. Andira Publisher, Makasar.
- Awad, M.A. 1995. Properties of the Akaike Information Criterion. *J.Pergamon*. **36**: 457-464.
- B. Putro, M., T. Furqon, & S. H. Wijoyo. 2018. Prediksi Jumlah Kebutuhan Pemakaian Air Menggunakan Metode Exponential Smoothing (Studi Kasus : PDAM Kota Malang. *Jurnal Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*. **11**(2): 4679–4686.
- Cryer, J.D. 1986. *Times Series Analysis*. PWS-Kens Publishing Company, Boston.
- Dijk, V. 1999. *Smooth Transition Models: Extensions and Outliers Robust Inference*. Tinberg Institute, Amsterdam.
- Dijk, D., Teräsvirta, T., & Franses, P.H. 2002. Smooth Transition Autoregressive Models A Survey of Recent Developments. *Econometric Institute Research Report*. **21**(1): 1-47.
- Fauziah, N., Wahyuningsih, S., & Nasution, Y.N. 2016. *Peramalan Menggunakan Fuzzy Time Series Chen Studi Kasus: Curah Hujan Kota Samarinda*. Ed ke-4. Semarang.
- Heizer, J. & Render, B. 2015. *Manajemen Operasi*. Salemba Empat, Jakarta.
- Lee, T.H., White, H & Granger, C. 1993. Testing for Neglected Nonlinearity in Time Series Model. *Journals of Econometrics*. **56**(3): 269-290
- Li, J. 2009. Bootstrap Prediction Intervals for SETAR models. *Int. J. Forecast.* **27**(2): 320-332

- Lin, J.B., Liang, C & Yeh, M. 2011. Examining Nonlinear Dynamics of Exchange Rates and Forecasting Performance Based On the Exchange Rate Parity Of Four Asian Economies. *Jpn. World Econ.* **23**(2): 79-85.
- Makridakis, S & M. Hibbon. 2000. The M3-Competition : Result, Conclusion and Implication. *International Journal of Forecasting.* **16**(1): 451-476.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan.* Erlangga, Jakarta.
- Odelia, M., Maruddani, D & Yasin, H. 2020. Peramalan Harga Saham Dengan Metode Logistik Smooth Transition Autoregressive (LSTAR). *Jurnal Gaussian.* **9**(4): 391 – 401.
- Phumchusri, N & Udom, P. 2014. A comparison study between time series model and ARIMA model for sales forecasting of distributor in plastic industry. *IOSR Journal of Engineering.* **4**(6), 32-38.
- Pfeifer, P.E & Deutsch, S.J. 1980. A Three Stage Iterative Procedure for Space Time Modelling. *Technometrics.* **22** (1): 35-47.
- Putri, G.A.M.A., Hendayanti, N.P.N & Nurhidayati, M. 2017. Pemodelan Data Deret Waktu dengan Autoregressive Integrated Moving Average dan Logistic Smoothing Transition Autoregressive. *J. Varian.* **1**:54-63
- Russel, R.S. & Taylor, B.W. 2011. *Operations Management Creating Value Along The Supply Chain Seventh Edition.* John Wiley and Sons, New York.
- Setiawan, A. 2017. *Analisis Data Statistik.* Tisara Grafika, Salatiga.
- Terasvirta, T & Anderson, H. 1992. *Characterizing Nonlinearities in Business Cycles Using Smooth Transition Autoregressive Models.* *Journal of Applied Econometrics.* **7** : 119-136.
- 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 Second Edition.* Pearson Education, New York.
- Yuniarti, D. 2012. Peramalan Jumlah Penumpang yang Melalui Bandar Udara Temindung Samarinda Tahun 2012 dengan Metode ARIMA Box-Jenkins. *J Eksponensial.* **3**: 25-32