PENERAPAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) ENSEMBLE DALAM PERAMALAN LAJU INFLASI DI INDONESIA

(Skripsi)

Oleh

NUURUL QOLBIYATI



JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2022

ABSTRACT

APPLICATION OF AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) ENSEMBLE METHOD IN FORECASTING INFLATION RATE IN INDONESIA

By

Nuurul Qolbiyati

ARIMA ensemble is a method of combination forecast result from multiple ARIMA models. Ensemble method used to combine the forecast result in this study were averaging and stacking. The data used in this study is the monthly inflation of Indonesian from January 2009 to December 2021. The results showed that for forecasting the next six months ensemble averaging method produces the smaller RMSE values and obtained models $Z_t = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 z_t^{(i)}$ where $z_t^{(1)}$ is ARIMA models (2,1,1) dan $z_t^{(2)}$ ARIMA models (0,1,2). Based on ARIMA ensemble averaging model the monthly inflation forecasting Indonesia in the next six months will continue to increase.

Kata Kunci: ARIMA, ARIMA ensemble, inflation

ABSTRAK

PENERAPAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) ENSEMBLE DALAM PERAMALAN LAJU INFLASI DI INDONESIA

Oleh

Nuurul Qolbiyati

ARIMA *ensemble* merupakan metode kombinasi hasil peramalan dari beberapa model ARIMA. Metode *ensemble* yang digunakan untuk menggabungkan hasil peramalan dalam penelitian ini adalah *averaging* dan *stacking*. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah inflasi bulanan Indonesia dari bulan Januari 2009 hingga Desember 2021. Hasil penelitian menunjukkan menunjukkan bahwa peramalan enam bulan mendatang metode *ensemble averaging* menghasilkan nilai RMSE terkecil dan diperoleh model $Z_t = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 z_t^{(i)}$ dimana $z_t^{(1)}$ model ARIMA (2,1,1) dan $z_t^{(2)}$ model ARIMA (0,1,2). Berdasarkan ARIMA *ensemble averaging* model perkiraan inflasi bulanan Indonesia enam bulan mendatang mengalami kenaikan terus menerus.

Kata Kunci: ARIMA, ARIMA ensemble, inflasi

PENERAPAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) ENSEMBLE DALAM PERAMALAN LAJU INFLASI DI INDONESIA

Oleh

NUURUL QOLBIYATI

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar SARJANA MATEMATIKA

Pada Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung



JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2022

Judul Skripsi

: PENERAPAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA) ENSEMBLE DALAM PERAMALAN LAJU

INFLASI DI INDONESIA

Nama Mahasiswa

: Nuurul Qolbiyati

Nomor Pokok Mahasiswa

: 1617031076

Jurusan

Matematika

Fakultas

Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing

Drs. Nusyirwan, S.Si., M.Si.

NIP. 19661010 199203 1 028

Amanio, S.Si. M.Si.

NIP 19730314 200012 1 002

Mengetahui
 Ketua Jurusan Matematika

Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si. NIP. 19740316 200501 1 001

MENGESAHKAN

Tim Penguji

Ketua

: Drs. Nusyirwan, S.Si., M.Si.

Sekretaris

Penguji

Bukan Pembimbing

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

akultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Dr. Eng. Suripto Dwi Yuwono, M.T. NIP. 19740705 200002 1 001

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Saya yang bertandatngan di bawah ini:

Nama : Nuurul Qolbiyati

Nomor Pokok Mahasiswa : 1617031076

Jurusan : Matematika

Judul : Penerapan Metode Autoregressive Integrated

Moving Average (ARIMA) Ensemble Dalam

Peramalan Laju Inflasi di Indonesia

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, 25 Juli 2022

Nuurul Qolbiyati NPM 1617031076

RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan pada tanggal 11 November 1998 di Kota Bandar Lampung, sebagai anak pertama dari dua bersaudara pasangan Bapak Sugito dan Ibu Kinem, kakak dari Fajar Hidayat.

Pendidikan Sekolah Dasar (SD) di SDN Driyorejo 02 Jawa Timur pada tahun 2004 sampai dengan tahun 2010. Selanjutnya penulis melanjutkan pendidikan tingkat pertama di SMPN 1 Kawedanan Jawa Timur pada tahun 2010 sampai dengan 2013, dan Sekolah Menengah Kejuruan di SMKN Takeran Jawa Timur pada tahun 2013 sampai dengan 2016.

Pada tahun 2016, penulis terdaftar sebagai mahasiswa Jurusan Matematika FMIPA Unila melalui jalur SNMPTN. Selama menjadi mahasiswa, penulis ikut serta serta dalam organisasi Himpunan Mahasiswa Jurusan Matematika (HIMATIKA) FMIPA Unila. Pada tanggal 3 Januari 2019 sampai dengan 9 Februari 2019, penulis melakukan Praktek Kerja Lapangan (PKL) di Kantor Pertanahan Kota Bandar Lampung. Pada 1 Juli 2019 sampai 9 Agustus 2019, penulis melakukan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Sidoharjo, Kelumbayan Barat, Tanggamus, Lampung.

PERSEMBAHAN

Alhamdulillah, puji syukur kehadirat Allah SWT yang maha pengasih lagi Maha Penyayang. Berkat rahmat serta hidayahnya, penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Tak lupa sholawat serta salam kepada junjungan nabi besar Muhammad SAW yang kita nantikan safaatnya di yaumil akhir kelak, aamiin.

Skripsi ini penulis persembahkan kepada Keluarga yang terus memberikan doa, cinta dan kasih sayang tanpa henti untuk penulis. Tiada kemudahan yang penulis dapatkan tanpa pinta mereka kepada Allah SWT. Serta bimbingan yang membawa penulis terus berbenah diri, demi menjadi pribadi yang lebih baik.

Untuk sahabat-sahabatku, terimakasih telah memeberikan kebahagiaan, keceriaan, dan semangat dengan cara-cara yang unik. Terimakasih sudah membuat hari-hari penulis berasa begitu berwarna.

Kata Inspirasi

"With every difficulty there is relief" (Quran 94:5)

"But perhaps you hate a thing and it is good for you and perhaps you love a thing and it is bad for you and Allah knows while you know not" (Quran 2:216)

"Indeed, Allah will not change the condition of a people until they change what is in themselves"

(Quran 13:11)

"The best of people are those that bring most benefit to the rest of mankind"
(H.R. Thabrani)

SANWACANA

Alhamdulillah puji syukur kepada Allah SWT yang telah melimpahkan segala rahmat dan hidayah-Nya sehingga skripsi ini dapat terselesaikan. Shalawat serta salam semoga selalu tercurah kepada junjungan alam Nabi Muhammad SAW, penuntun jalan bagi seluruh umat manusia. Skripsi yang berjudul "Penerapan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) *Ensemble* dalam Peramalan Laju Inflasi di Indonesia" adalah salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Matematika di Universitas Lampung.

Penulis menyadari bahwa terselesainya skripsi ini tidak akan terwujud tanpa bantuan dan doa dari mereka yang senantiasa mendukung penulis. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan terimakasih kepada:

- 1. Bapak Drs. Nusyirwan, S.Si., M.Si., selaku dosen pembimbing satu yang telah membimbing, mengarahkan, dan memotivasi penulis.
- 2. Bapak Amanti, S.Si., M.Si., selaku dosen pembimbing kedua yang telah memberikan pengarahan dalam proses penyusunan skripsi ini.
- 3. Ibu Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si., selaku dosen penguji atas saran dan kritik yang diberikan untuk skripsi ini.
- 4. Bapak Prof. Drs. Mustofa, M.A., Ph.D., selaku dosen pembimbing akademik yang telah membimbing penulis sealam mengikuti perkuliahan.

- 5. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
- Bapak Dr. Eng. Suripto Dwi Yuwono, M.T., selaku Dekan Fakultas
 Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung
- 7. Bapak, Emak, dan Adikku tercinta yang selalu mendoakan, memberi dukungan, dan kasih sayang yang tulus kepada penulis.
- 8. Wawan Setiawan, yang selalu mendoakan, memberikan semangat dan motivasi bagi penulis.
- Sahabat-sahabat penulis (Laras, Rista, Levia, Azkia, Stacia, Dian, Intan, Mona, Desfan, Irfan, Sam, Mei, Ami, Dhara, Ayu, Larasati, Elly, Desi, Anggun) yang selalu memberikan dukungan dan pengalaman indah.
- Teman-teman Jurusan Matematika angkatan 2016, serta Keluarga HIMATIKA.
- 11. Seluruh pihak yang telah memotivasi, membantu, dan mendoakan penulis yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Bandar Lampung, 25 Juli 2022 Penulis

Nuurul Qolbiyati

DAFTAR ISI

Halaman **DAFTAR TABEL** DAFTAR GAMBAR I. **PENDAHULUAN** II. TINJAUAN PUSTAKA 2.2 Analisis Deret Waktu4 2.6 Uji Augmented Dicky-Fuller (ADF)8 2.7 Auto Correlation (AC) dan Partial Auto Correlation (PAC)9 2.8 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)11 2.8.1 Model *Autoregressive* (AR)11 2.8.2 Model *Moving Average* (MA)12 2.8.3 Model Autoregressive Moving Average (ARMA)12 2.8.4 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) ... 13 2.9 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Ensemble 13 III. METODOLOGI PENELITIAN 3.1 Waktu dan Tempat Penelitian20

IV.	HASIL DAN PEMBAHASAN	
	4.1 Uji Stasioneritas Data	23
	4.1.1 Stasioneritas Data dengan <i>Box-Cox</i>	
	4.1.2 Stasioneritas Data dengan ADF	
	4.2 Identifikasi Model ARIMA	
	4.3 Estimasi Parameter Model	30
	4.4 Evaluasi Parameter Model	
	4.4.1 Uji Asumsi White Noise	
	4.4.2 Uji Normalitas Residual	
	4.4.3 Uji ADF Residual	
	4.5 Pemilihan Model ARIMA Terbaik	
	4.6 Peramalan ARIMA Ensemble	
	4.6.1 Ensemble Averaging	38
	4.6.2 Ensemble Stacking	
V.	KESIMPULAN	
DAI	FTAR PUSTAKA	

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
2.1 Transformasi Parameter <i>Box-Cox</i>	8
2.2 Hipotesis Parameter Model AR dan MA	16
3.1 Inflasi Bulanan Indonesia dari Januari 2099 hingga Desember 20	2121
4.1 Hasil Uji ADF	27
4.2 Hasil ARIMA (2,1,2)	30
4.3 Hasil ARIMA (2,1,1)	31
4.4 Hasil ARIMA (2,1,0)	31
4.5 Hasil ARIMA (1,1,0)	32
4.6 Hasil ARIMA (1,1,1)	32
4.7 Hasil ARIMA (1,1,2)	33
4.8 Hasil ARIMA (0,1,2)	33
4.9 Hasil ARIMA (0,1,1)	34
4.10 Hasil Ljung-Box Residual	35
4.11 Hasil Kolmogorov-Smirnov Residual	35
4.12 Hasil ADF Residual	36
4.13 Nilai AIC, AICc, dan BIC	37
4.14 Hasil Peramalan <i>Ensemble Averaging</i>	38
4.15 Hasil Peramalan <i>Ensemble Stacking</i>	39

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
2.1 Pola Horizontal	4
2.2 Pola Trend	5
2.3 Pola Musiman	5
2.4 Pola Siklis	5
4.1 Plot Data Inflasi Bulanan Indonesia	23
4.2 Plot <i>Box-Cox</i> Data Inflasi Bulanan Indonesia	24
4.3 Plot <i>Box-Cox</i> data yang telah di transformasi	25
4.4 Plot Trend Analysis	26
4.5 Plot <i>Trend Analysis</i> yang telah di transformasi	26
4.6 Grafik ACF Data Inflasi Bulanan Indonesia	28
4.7 Grafik PACF Data Inflasi Bulanan Indonesia	29

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Data deret waktu adalah sekumpulan data berupa angka yang didapat dalam suatu periode waktu tertentu. Data deret waktu biasanya berupa data tahunan, semesteran, triwulan, bulanan, mingguan, harian dan seterusnya. Analisis deret waktu dapat menemukan bentuk atau pola variasi data dimasa lampau dan menggunakan pengetahuan ini untuk melakukan peramalan terhadap sifat-sifat dari data di masa yang akan datang (Rosadi, 2011).

Suatu peramalan bertujuan untuk menetapkan kapan suatu peristiwa akan terjadi, sehingga tindakan yang tepat dapat dilakukan. Metode deret waktu yang telah dikembangkan dan dapat digunakan untuk peramalan antara lain metode rata-rata bergerak (*Moving Average*), metode penghalusan eksponensial (*Exponential Smoothing*), metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) (Aswi dan Sukarana, 2006).

Perkembangan pemodelan di bidang peramalan deret waktu menunjukkan bahwa akurasi peramalan akan meningkat jika dihasilkan dari penggabungan beberapa model dengan kombinasi linier daripada memilih satu model yang terbaik. Model

penggabungan multi-model tersebut sering disebut sebagai pendekatan *ensemble*. Dasar ide dari pendekatan *ensemble* multi-model digunakan karena masing-masing model memiliki kemampuan yang berbeda-beda dalam menangkap perbedaan pola pada data (Palmer dan Leutbecher, 2008).

Salah satu data yang dikategorikan sebagai data jangka panjang adalah data inflasi di Indonesia. Inflasi merupakan suatu proses kenaikan harga-harga yang berlaku dalam perekonomian. Kenaikan tersebut biasanya berlaku atas kebanyakan barang, tetapi tingkat kenaikannya berbeda. Berdasarkan hal tersebut, maka pada penelitian ini akan dilakukan peramalan inflasi di Indonesia pada masa yang akan datang dengan metode ARIMA *Ensemble*.

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui tahap-tahapan analisis deret waktu dengan menggunakan metode ARIMA *Ensemble* yang nantinya akan didapatkan model terbaik dan juga hasil ramalan laju angka inflasi di Indonesia pada masa yang akan datang.

1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah untuk melihat perkembangan laju angka inflasi di Indonesia dan sebagai referensi dalam melakukan pemodelan dan peramalan data deret waktu untuk penelitian selanjutnya.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Peramalan atau Forecasting

Peramalan adalah perkiraan dari nilai atau kondisi di masa yang akan datang. Asumsi yang umum dipakai dalam peramalan adalah pola masa lampau akan berlanjut ke yang akan datang. Peramalan merupakan prediksi nilai-nilai sebuah peubah kepada nilai yang diketahui dari peubah tersebut. Meramal juga dapat didasarkan pada keahlian penilaian, yang pada gilirannya didasarkan pada data historis dan pengalaman (Makridakis, 1999).

Peramalan dapat diartikan sebagai penggunaan data masa lalu sebuah kumpulan variabel untuk mengestimasi nilai di masa yang akan datang. Untuk membuat peramalan dimulai dengan mengeksplorasi data dari waktu yang lalu dengan mengembangkan data tersebut. Peranan peramalan sangat penting baik tidaknya hasil suatu penelitian dalam bidang ekonomi, usaha, dan lain-lain sangat ditentukan oleh ketepatan peramalan yang dibuat. Oleh karena itu, ketepatan dari peramalan tersebut merupakan hal yang sangat penting. Walaupun demikian, perlu disadari bahwa suatu ramalan selalu ada unsur kesalahannya. Sehingga yang perlu diperhatikan adalah usaha untuk memperkecil kemungkinan kesalahan tersebut (Makridakis, 1999).

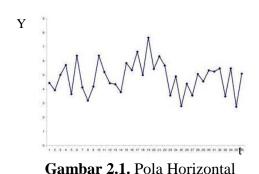
2.2 Analisis Deret Waktu

Analisis data deret waktu adalah analisa yang menerangkan dan mengukur berbagai perubahan atau perkembangan data selama satu periode. Analisis deret waktu dilakukan untuk memperoleh pola data deret waktu dengan menggunakan data masa lalu yang akan digunakan untuk meramalkan suatu nilai pada masa yang akan datang.

Menurut Hanke & Wichern (2005), pola data deret waktu dapat dibedakan menjadi empat jenis, yaitu:

1. Pola Horizontal

Pola data horizontal terjadi saat data observasi berfluktuasi di sekitaran suatu nilai konstan atau *mean* yang membentuk garis horizontal. Data ini disebut juga dengan data stasioner.



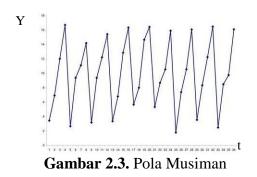
2. Pola *Trend*

Pola data *trend* terjadi apabila data pengamatan mengalami kenaikan atau penurunan selama periode jangka panjang. Suatu data pengamatan yang mempunyai *trend* disebut data nonstasioner.



3. Pola Musiman

Pola data musiman terjadi apabila suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman. Pola data musiman dapat mempunyai pola musim yang berulang dari peride ke periode berikutnya. Misalnya pola yang berulang setiap bulan, tahun, bulan, atau minggu tertentu.



4. Pola Siklis

Pola data siklis terjadi apabila deret data dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang, seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis.



2.3 Stasioneritas

Menurut Wei (2006), stasioner berarti tidak terdapat perubahan drastis pada data, yaitu mean dan variannya konstan dari waktu ke waktu. Stasioneritas dibagi menjadi dua yaitu:

1. Stasioner dalam rata-rata

Stasioner dalam rata-rata adalah fluktasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak bergantung pada waktu dan ragam dari fluktasi tersebut. Dari bentuk plot data seringkali dapat diketahui bahwa data tersebut stasioner atau tidak stasioner. Apabila data tidak stasioner dalam rata-rata maka dapat dilakukan proses pembedaan, yaitu pengurangan antar data sehingga data tersebut stasioner dalam rata-rata.

2. Stasioner dalam ragam

Sebuah data *time series* dikatakan stasioner dalam ragam apabila struktur dari waktu ke waktu mempunyai fluktasi data yang tetap atau konstan dan tidak berubah-ubah. Secara visual untuk melihat hal tersebut dapat dibantu dengan menggunakan *time series plot*, yaitu dengan melihat fluktasi data dari waktu ke waktu. Apabila tidak stasioner dalam ragam maka perlu dilakukan perhitungan dengan metode *Box-Cox transformation* sehingga data tersebut stasioner dalam ragam.

2.4 Differencing

Menurut Pankratz (1991), ketika data tidak mempunyai rata-rata yang konstan, kita dapat membuat data dengan rata-rata konstan dengan cara pembedaan data, artinya kita menghitung perubahan pada data secara berturut-turut. Pembedaan pertama atau d=1 dirumuskan:

$$W_t = x_t - x_{t-1} (2.1)$$

Jika pembedaan pertama d=1 belum membuat deret data memiliki rata-rata yang konstan, maka dilakukan pembedaan dua atau d=2 yang berarti menghitung pembedaan pertama dari pembedaan pertama. Definisikan W'_t sebagai pembedaan pertama dari X_t sehingga rumus untuk pembedaan kedua d=2 sebagai berikut :

$$W_t = x_t - x_{t-1}$$

$$W'_t = (x_t - x_{t-1}) - (x_{t-1} - x_{t-2})$$
 (2.2)

2.5 Transformasi Box-Cox

Menurut Pankratz (1991), untuk menstasionerkan ragam dalam suatu data deret waktu digunakan transformasi *Box-Cox*. Transformasi log dan akar kuadrat merupakan anggota dari keluarga *power transformation* yang disebut *Box-Cox Transformation*.

Dengan transformasi ini didefinisikan deret baru x'_t sebagai

$$x'_{t} = \frac{x_{t}^{\lambda} - 1}{\lambda} \tag{2.3}$$

dimana $\lambda \in R$, $\lambda \neq 0$. Jika $\lambda = 1/2$ maka disebut transformasi akar kuadrat karena $x_t^{1/2}$ adalah akar kuadrat dari x_t .

Tabel 2.1 Transformasi Parameter Box-Cox

λ (lambda)	Transformasi
-1.00	$\frac{1}{x_t}$
-0.50	$\frac{1}{\sqrt{x_t}}$
0.00	$\ln x_t$
0.50	$\sqrt{x_t}$
1.00	x_t (Tidak ada transformasi)

2.6 Uji Augmented Dicky-Fuller (ADF)

Menurut Wei (2006), uji ADF adalah salah satu uji yang sangat populer yang dikenalkan oleh David Dickey dan Whyne Fuller. Dalam uji ini dibentuk persamaan regresi dari data aktual pada periode ke-t dan ket-1. Dalam uji akar unit digunakan model berikut:

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + \varepsilon_t \tag{2.4}$$

Jika koefisien regresi dari Y_{t-1} $\rho=1$, maka diseimpulkan bahwa Y_t tidak stasioner. Dengan demikian Y_t dapat disebut mempunyai akar unit yang artinya data tidak stasioner.

Bila persamaan (2.4) sisi kanan dan sisi kiri dikurangi maka persamaannya menjadi:

$$Y_{t} - Y_{t-1} = \rho Y_{t-1} - Y_{t-1} + \varepsilon_{t}$$

$$\Delta Y_{t} = (\rho - 1)Y_{t-1} + \varepsilon_{t}$$
(2.5)

Atau dapat ditulis dengan:

$$\Delta Y_t = bY_t + \varepsilon_t \tag{2.6}$$

dimana:

 ΔY_t = hasil *difference* data pada periode ke- t

 Y_t = data aktual periode ke- t

 Y_{t-1} = data aktual periode ke- t-1

b = koefisien regresi

 $\varepsilon_t = error$

Pada tahap ini sudah dilakukan pembedaan untuk mengatasi masalah data tidak stasioner dan kemudian akan diuji kembali. Dari persamaan diperoleh hipotesis:

 $H_0: \rho = 0$ (terdapat akar unit atau deret waktu tidak stasioner)

 $H_0: \rho \neq 0$ (tidak terdapat akar unit atau deret waktu stasioner)

2.7 Auto Correlation (AC) dan Partial Auto Correlation (PAC)

Korelogram memberikan nilai autokorelasi dan autokorelasi parsial. Autokorelasi sama halnya dengan koefisien korelasi, hanya saja koefisien ini menunjukkan keeratan hubungan antara nilai variabel yang sama namun pada periode waktu yang berbeda, sedangkan autokorelasi parsial mengukur hubungan antara nilai

yang sekarang dengan nilai yang sebelumnya (untuk *lag* tertentu), sedangkan pengaruh *lag* lainnya dianggap tetap.

Adapun nilai autokorelasi untuk lag 1,2,3, ..., k dapat dicari dengan persamaan berikut:

$$\gamma_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=k}^n (Y_t - \bar{Y})^2}$$
(2.7)

dimana:

 γ_k = autokorelasi pada lag ke- k

 Y_t = data pengamatan ke- t

 Y_{t-k} = data pengamatan ke- t-1

 \overline{Y} = rata-rata data

Nilai autokorelasi parsial *lag* ke- *k* digunakan persamaan berikut:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \tag{2.8}$$

dimana:

 γ_k = autokorelasi populasi k

 γ_0 = autokorelasi populasi 0

ACF dan PACF perlu dilakukan pengujian untuk menentukan secara statistik nilai ACF atau PACF berbeda secara signifikan dari nol atau tidak, sehingga perlu dilakukan kesalahan perhitungan dengan rumus sebagai berikut:

$$SE_k = \frac{1}{\sqrt{n}} \tag{2.9}$$

dimana:

 SE_k = standar *error*

n = banyaknya data, k < n

ACF dan PACF dapat disimpulkan tidak berbeda secara signifikan apabila berada pada rentang nilai $\left(-Z\alpha_{/2}\right)$ SE sampai dengan $\left(Z\alpha_{/2}\right)$ SE.

2.8 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA dipelajari secara mendalam oleh George Box dan Gwilym Jenkins, maka dari itu metode ini sering disebut metode *Box-Jenkins* Model ARIMA berbeda dengan model peramalan lainnya, karena model ini tidak mensyaratkan suatu pola tertentu agar model dapat bekerja dengan baik. Model ARIMA akan bekerja dengan baik apabila data deret berkala yang digunakan bersifat dependen atau berhubungan satu sama lain secara statistik (Widarjono, 2009).

2.8.1 Model Autoregressive (AR)

Model *autoregressive* merupakan regresi deret Y_t terhadap amatan waktu sebelumnya Y_{t-k} dari dirinya sendiri, untuk k=1,2,...,p. Banyaknya nilai sebelumnya yang digunakan oleh model (sebanyak p) menentukan tingkat model. Bentuk umum model *autoregressive* (p) adalah:

$$Y_t = \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$
 (2.10)

dengan:

 Y_t = nilai variabel pada waktu ke- t

 Y_{t-p} = nilai variabel pada waktu ke- t-p

 α_i = koefisien autoregressive, i = 1, 2, ..., p

 ε_t = nilai galat pada waktu ke- t

p = orde AR

2.8.2 Model Moving Average (MA)

Model *moving average* merupakan model yang regresinya melibatkan selisih nilai variabel sekarag dengan nilai variabel sebelumnya. Bentuk umum model *moving* average (q) adalah:

$$Y_t = \varepsilon_t - \beta_1 \varepsilon_{t-1} - \beta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \beta_a \varepsilon_{t-a}$$
 (2.11)

dimana:

 Y_t = nilai variabel pada waktu ke- t

 β_i = koefisien moving average, i = 1, 2, ..., p

 ε_t = nilai galat pada waktu ke- t

 ε_{t-q} = nilai galat pada waktu ke- t-q

q = orde MA

2.8.3 Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model $Autoregressive\ Moving\ Average\$ merupakan suatu model yang terdiri dari penggabungan antara AR dan MA. Nilai Y_t tidak hanya dipengaruhi oleh nilai

peubah, tetapi juga oleh galat peubah pada periode sebelumnya. Bentuk umum model *autoregressive moving average* (p,q) adalah:

$$Y_t = \alpha_1 Y_{t-1} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \beta_1 \varepsilon_{t-1} - \beta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \beta_q \varepsilon_{t-q}$$
 (2.12)

2.8.4 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model AR, MA, dan ARMA menggunakan asumsi bahwa data deret waktu yang dihasilkan sudah bersifat stasioner. Pada kenyataannya, data deret waktu lebih banyak bersifat tidak stasioner. Jika data tidak stasioner, maka metode yang digunakan untuk membuat data stasioner adalah *differencing* untuk data yang tidak stasioner dalam rata-rata dan proses transformasi untuk data yang tidak stasioner dalam ragam. Bentuk umum model *autoregressive integrated moving* average(p, d, q) adalah:

$$\alpha_p(B)(1-B)^d Y_t = \beta_0 + \beta_q(B)\varepsilon_t \tag{2.13}$$

2.9 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Ensemble

ARIMA *ensemble* merupakan penggabungan hasil ramalan beberapa model ARIMA. Pembentukan ARIMA *ensemble* terdiri dari dua langkah. Pertama, menciptakan anggota *ensemble* dari beberapa model ARIMA selanjutnya menggabungkan hasil ramalan anggota *ensemble* dari ARIMA yang terbentuk dengan menggunakan *averaging* sehingga di dapatkan hasil ramalan ARIMA *ensemble* (Silfiani, 2012).

2.9.1 Ensemble Averaging

Menggunakan metode *ensemble averaging* yaitu diperoleh dengan menghitung rata-rata dari *output* anggota ensembel. Jika *k* adalah banyaknya anggota *ensemble* solusi dari pendekatan *ensemble* dengan *averaging* adalah:

$$Z_t = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k z_t^{(i)}, i = 1, 2, \dots, k$$
 (2.14)

dimana $z_t^{(i)}$ adalah nilai yang diramalkan ke-t dari anggota $\emph{ensemble}$ ke-i.

2.9.2 Ensemble Stacking

Stacking merupakan metode untuk membentuk kombinasi linier dari prediktor untuk meningkatkan akurasi peramalan. Stacking diperoleh dari mencari nilai bobot untuk setiap model yang menjadi anggota ensembel, kemudian hasil dari pembobotan tersebut digunakan untuk menggabungkan ramalan anggota ensembel.

$$G = \sum_{t=1}^{m} [Z_t - \sum_{k=1}^{N} c_k z_t^k]^2, c_k > 0$$
 (2.15)

Menurut Maruddani dan Purbowati (2009), *Mean Variance Efficient Portofolio* (MVEP) didefinisikan sebagai portofolio yang memiliki varian minimum diantara keseluruhan kemungkinan portofolio yang dapat dibentuk. Jika diasumsikan preferensi preferensi investor terhadap risiko adalah *risk averse* (menghindari resiko), maka portofolio yang memiliki MVEP adalah portofolio yang memiliki varian minimum dari *mean return* nya.

Hal tersebut sama dengan mengoptimalisasi bobot $c = [c_1, ..., c_N]^T$ berdasarkan maksimum *mean return* dari varian yang diberikan.

Dengan menganalogikan metode MVEP, maka dapat dibentuk bobot optimal dari masing-masing nilai ramalan dengan rumus sebagai berikut:

$$c = \frac{\sum^{-1} 1_N}{1_N^T \sum^{-1} 1_N} \tag{2.16}$$

dimana:

 $\Sigma^{-1}=$ invers matriks varian kovarian nilai ramalan dari model yang akan digabungkan

 1_N = vektor yang semua elemennya sama dengan 1 dengan dimensi Nx1

2.10 Pemeriksan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik yang akan dilakukan meliputi uji signifikansi parameter dan uji kesesuaian model. Uji kesesuaian model terdiri dari asumsi *whitte noise* dan berdistribusi normal. Pengujian ini dilakukan untuk memeriksa kesesuaian antara hasil estimasi model dengan data yang ada.

2.10.1 Uji Signifikansi Parameter

Menurut Wei (2006), uji signifikansi parameter dilakukan setelah diperoleh nilai estimasi dari beberapa parameter yang terdapat dalam uji model. Uji signifikansi parameter dilakukan dengan menggunakan signifikansi level 5%. Secara sistematis dapat dilakukan dengan tahap sebagai berikut:

Tabel 2.2 Hipotesis Parameter Model AR dan MA

Keterangan	Parameter AR	Parameter MA	
Hipotosis	H ₀ : parameter tidak signifikan	<i>H</i> ₀ : parameter tidak signifikan	
Hipotesis	H_1 : parameter signifikan	H ₁ : parameter signifikan	
Statistik Uji	$t = \frac{\alpha}{SE(\alpha)}$	$t = \frac{\beta}{SE(\beta)}$	

Keterangan:

 α = nilai taksiran dari parameter AR

 β = nilai taksiran dari parameter MA

 $SE = standar \ error$

Jika ditetapkan taraf signifikan 5%, maka daerah penolakannya adalah H_0 tidak diterima jika $|t|>t\alpha_{/2,df}$ atau p-value<5%.

2.10.2 Uji White Noise

Uji asumsi *white noise* yaitu tidak adanya autokorelasi residual dengan residual data sebelumnya dan mengikuti distribusi normal. Statistik uji yang digunakan dalam pengujian asumsi residual *white noise* adalah statistik uji <u>Ljung-Box</u>.

Rumusan hipotesis yang digunakan yaitu:

 H_0 = residual tidak berautokorelasi

 H_1 = residual berautokorelasi

Taraf signifikansi yang digunakan sebesar 5%.

Rumus Ljung-Box dinyatakan sebagai berikut:

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{K} (n-k)^{-1} \hat{\rho}_k^2$$
 (2.17)

dimana:

n = banyaknya observasi dalam runtun waktu

K = banyaknya lag yang diuji

k = selisih lag

 $\hat{\rho}_k$ = nilai koefisien autokorelasi pada *lag*-k

Kriteria keputusan yang digunakan yaitu tolak H_0 jika $H_0 > x_{(\alpha,db)}^2$. Tidak tolak H_0 jika $H_0 > x_{(\alpha,db)}^2$ dengan tabel derajat bebas (db) = K - p atau p - value < 5%.

2.10.3 Uji Normalitas

Uji kenormalan residual digunakan untuk memeriksa apakah suatu residual α_t mempunyai distribusi normal atau tidak. Rumusan hipotesis yang digunakan yaitu:

 H_0 : residual α_t berdistribusi normal

 H_1 : residual α_t tidak berdistribusi normal

Uji Kolmogorov-Smirnov digunakan untuk membandingkan kesesuaian dari distribusi sampel dengan suatu distribusi pembanding. Uji Kolmogorov-Smirnov dapat digunakan sebagai uji kenormalan jika distribusi pembanding yang diambil adalah distribusi normal. Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji Kolmogorov-Smirnov dengan formula sebagai berikut:

$$D = KS = \max |F_0(X) - S_n(X)| \tag{2.18}$$

dengan $F_0(X)$ adalah fungsi distribusi komulatif pembanding dan $S_n(X)$ adalah fungsi distribusi komulatif observasi (Wanto, 2016).

2.11 Kriteria Informasi

Kriteria informasi digunakan sebagai acuan dalam pemilihan model terbaik.

Dalam penelitian ini kriteria pemilihan model terbaik yang digunakan adalah *Akaike's Information Criterion* (AIC). Prosedur AIC digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik model sementara dibandingkan dengan model sebenarnya dengan melihat perbedaan antara nilai ekspetasi dari model sebenarnya dengan model sementara.

$$AIC = n \ln |\widehat{\Sigma}_p| + 2pr^2 \tag{2.19}$$

dimana:

n = jumlah observasi

r = dimensi dari vektor proses x_t

p = lag yang digunakan

 $|\widehat{\Sigma}_p|$ = determinan dari kovarian

Nilai AIC digunakan untuk penyeleksian model autoregresif yang *fit*, sehingga model yang memiliki nilai AIC terkecil merupakan model terbaik untuk memprediksi nilai secara simultan (Akaike, 1973).

2.12 Ketepatan Model Peramalan

Menurut Makridakis (1999), ketepatan peramalan dihitung dengan menggunakan rataan kuadrat dari jumlah kesalahan pada model peramalan. Secara sistematis RMSE dapat dituliskan sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} \left(Y_t - \hat{Y}_t \right)^2}$$
 (2.20)

dimana:

n = banyaknya data yang diamati

 \hat{Y}_t = peramalan ke- t

 Y_t = data ke- t

III. METODOLOGI PENELTIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung semester genap tahun akademik 2021/2022.

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari http://www.bi.go.id/ tentang inflasi bulanan Indonesia dari bulan Januari 2009 hingga Desember 2021.

Tabel 3.1 Inflasi Bulanan Indonesia dari Januari 2009 hingga Desember 2021.

Bulan/Tahun	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015
Januari	9,17 %	3,72 %	7,02 %	3,65 %	4,57 %	8,22 %	6,96 %
Februari	8,6 %	3,81 %	6,84 %	3,56 %	5,31 %	7,75 %	6,29 %
Maret	7,92 %	3,43 %	6,65 %	3,97 %	5,9 %	7,32 %	6,38 %
April	7,31 %	3,91 %	6,16 %	4,5 %	5,57 %	7,25 %	6,79 %
Mei	6,04 %	4,16 %	5,98 %	4,45 %	5,47 %	7,32 %	7,15 %
Juni	3,65 %	5,05 %	5,54 %	4,53 %	5,9 %	6,7 %	7,26 %
Juli	2,71 %	6,22 %	4,61 %	4,56 %	8,61 %	4,53 %	7,26 %
Agustus	2,75 %	6,44 %	4,79 %	4,58 %	8,79 %	3,99 %	7,18 %
September	2,83 %	5,8 %	4,61 %	4,31 %	8,4 %	4,53 %	6,83 %
Oktober	2,57 %	5,67 %	4,42 %	4,61 %	8,32 %	4,83 %	6,25 %
November	2,41 %	6,33 %	4,15 %	4,32 %	8,37 %	6,23 %	4,89 %
Desember	2,78 %	6,96 %	3,79 %	4,3 %	8,38 %	8,36 %	3,35 %

Tabel 3.1 Lanjutan

Bulan/Tahun	2016	2017	2018	2019	2020	2021
Januari	4,14 %	3,49 %	3,25 %	2,82 %	2,68 %	1,55 %
Februari	4,42 %	3,83 %	3,18 %	2,57 %	2,98 %	1,38 %
Maret	4,45 %	3,61 %	3,4 %	2,48 %	2,96 %	1,37 %
April	3,6 %	4,17 %	3,41 %	2,83 %	2,67 %	1,42 %
Mei	3,33 %	4,33 %	3,23 %	3,32 %	2,19 %	1,68 %
Juni	3,45 %	4,37 %	3,12 %	3,28 %	1,96 %	1,33 %
Juli	3,21 %	3,88 %	3,18 %	3,32 %	1,54 %	1,52 %
Agustus	2,79 %	3,82 %	3,2 %	3,49 %	1,32 %	1,59 %
September	3,07 %	3,72 %	2,88 %	3,39 %	1,42 %	1,6 %
Oktober	3,31 %	3,58 %	3,16 %	3,13 %	1,44 %	1,66 %
November	3,58 %	3,3 %	3,23 %	3 %	1,59 %	1,75 %
Desember	3,02 %	3,61 %	3,13 %	2,72 %	1,68 %	1,87 %

3.3 Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan studi literatur secara sistematis yang diperoleh dari buku-buku maupun media lain untuk mendapatkan informasi demi mendukung penulisan proposal penelitian ini.

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

- Membuat plot data inflasi bulanan Indonesia periode Januari 2009 hingga Desember 2021.
- 2. Memeriksa stasioneritas data baik dalam ragam maupun rata-rata melalui uji *Box-Cox* dan kemudian dilakukan uji akar unit ADF untuk memastikan bahwa data benaar-benar sudah stasioner.
- 3. Mengidentifikasi model dengan plot ACF dan PACF untuk mendapatkan nilai AR(p) dan MA(q).
- 4. Mengestimasi parameter model untuk melihat apakah parameter dugaan yang didapat signifikan terhadap model atau tidak.
- 5. Melakukan evaluasi model umtuk melihat apakah model ARIMA sudah memenuhi uji asumsi *white noise* dan uji asumsi normalitas.
- 6. Peramalan dengan menggunakan *ensemble averaging* dan *ensemble stacking* dalam model ARIMA.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan pembahasan pada bab sebelumnya, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

 Model ARIMA ensembel yang sesuai untuk peramalan inflasi bulanan di Indonesia periode Januari hingga Juni tahun 2022 adalah model ARIMA ensemble averaging. Adapun modelnya sebagai berikut:

$$Z_t = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{2} z_t^{(i)}$$
 , $i = 1,2$

dimana i = model ARIMA(2,1,1) dan ARIMA(0,1,2)

2. Berdasarkan model ARIMA ensembel yang diperoleh, diketahui hasil ramalan inflasi bulanan Indonesia periode Januari hingga Juni tahun 2022 berturut-turut yaitu 1,92%, 1,94%, 1,95%, 1,97%, 1,99%, 2%. Dimana diperoleh hasil ramalan yang mengalami kenaikan secara terus menerus.

DAFTAR PUSTAKA

- Akaike, H. 1973. Canonical Correlations Analysis of Time Series and the Use of an Information Criterion of Advances and Case Studies in System Identification, eds. New York: Academic Press
- Aswi & Sukarna. 2006. Analisis Deret Waktu. Andira Publisher, Makassar.
- Hanke, J.E. & Wichern, D.W. 2005. *Business Forecasting*. 8th Edition. Pearson Prentice Hall, New Jersey.
- Makridakis. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Ed. Ke-2. Terjemahan Untung Sus Andriyanto. Erlangga, Jakarta.
- Maruddani, D.A.I., & Purbowati, A. 2009. Pengukuran *Value At Risk* pada Aset Tunggal dan Portofolio dengan Simulasi *Monte Carlo*. Media Statistika. Vol 2, No 2.
- Palmer T.N. & Leutbecher M. 2008. Ensemble Forecasting Journal of Computational Physics 227 (2008) 3515-3539.
- Pankratz, A. 1991. Forecasting with Dynamic Regression Models. Willey Intersciences Publication, Canada.
- Rosadi, D. 2011. Ekonometrika dan Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews. Andi Offest, Yogyakarta.
- Silfiani, M. 2012. Aplikasi Metode Ensembel untuk Peramalan Inflasi di Indonesia. Jurnal Sains dan Seni, Vol. 1, No. 1, September 2012.

- Wanto, K. 2016. Analisis Intervensi Data Deret Waktu untuk Peramalan Pendapatan Domestik Bruto Indonesia. Skripsi. Jurusan Matematika FMIPA UNJ, Jakarta.
- Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. 2nd Edition. Pearson Education Hall, New Jersey.
- Widarjono, A. 2009. *Ekonometrika: Pengantar Teori dan Aplikasi*. Ekonisia UII, Yogyakarta.