Penerapan Metode ARIMA Ensembel pada Peramalan (Studi Kasus: Inflasi di Indonesia)

Application of ARIMA Ensemble Method in forecasting (Case Study: Inflation in Indonesia)

Hasniah[1], Sri Wahyuningsih[2], dan Desi Yuniarti[3]
[1]Mahasiswa Program Studi Statistika FMIPA Universitas Mulawarman
[2,3]Dosen Program Studi Statistika FMIPA Universitas Mulawarman
Email: niahasni159@yahoo.com

Abstract

ARIMA ensemble is a method of combination forecast results from multiple ARIMA models. ARIMA method as individuals and ARIMA ensemble as a combination model to forecasting of national inflation in Indonesia. Ensemble method used to combine the forecast result in this study were averaging and stacking. The data used in this study is the nasional monthly inflation of Indonesian from January 2010 to December 2014. The results showed that for forecasting the next twelve months ensemble averaging method produces the smalles RMSE values and obtained models $z_t = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{2} z_t^{(i)}$ *where* $z_t^{(1)}$ *is ARIMA models (2,0,2)and* z_t^2 *is ARIMA models (2,0,3). Based on ARIMA ensemble averaging model the monthly inflation forecasting national Indonesia next twelve months forwards experience of fluctuation where highest inflation in January 2015, that is 1,13% and smallest in March 2015, that is equal to -0,13%.*

Keywords: ARIMA, ARIMA ensemble, inflation

Pendahuluan

Sejalan dengan semakin kompleksnya dunia usaha, maka kebutuhan untuk memahami masa depan yang didasarkan pada kerangka pikir yang rasional semakin berkembang pesat. Oleh karena itu, peramalan mempunyai posisi yang sangat strategis dalam proses administrasi usaha, terutama berkaitan dengan proses pengambilan keputusan (Salamah dkk, 2003).

Peramalan merupakan suatu teknik untuk memperkirakan suatu nilai pada masa yang akan datang dengan memperhatikan data masa lalu maupun data masa saat ini. Peranan peramalan menjelajah ke dalam banyak bidang seperti ekonomi, keuangan, pemasaran, produksi, riset operasional, administrasi negara, meteorologi, geofisika, kependudukan, dan pendidikan (Aswi dan Sukarna, 2006).

Pemerintah membutuhkan peramalan tentang kondisi ekonomi negara di masa-masa yang akan datang berdasarkan pengetahuan akan tren yang ada atau perlu untuk menemukan suatu kebijakan nasional yang dapat mensejahterakan rakyatnya. Dalam kegiatan bisnis, peramalan akan permintaan produk di masa-masa yang akan datang merupakan hal yang sangat penting berkaitan dengan perencanaan produksi, penjadwalan, penyediaan sumber daya, ataupun logistik ke daerah-daerah pemasaran. Begitu juga dengan yang dilakukan oleh para ahli meteorologi, khususnya dalam membuat ramalan untuk beberapa hari ke depan berkaitan dengan kondisi-kondisi alam di suatu wilayah, misal suhu, curah hujan dan kecepatan angin (Salamah dkk, 2003).

Ada dua hal pokok yang harus diperhatikan dalam proses pembuatan peramalan yang akurat dan bermanfaat. Pertama adalah pengumpulan data yang relevan yang berupa informasi yang dapat menghasilkan peramalan yang akurat. Kedua adalah pemilihan teknik peramalan yang tepat yang akan memanfaatkan informasi data yang diperoleh seoptimal mungkin (Salamah dkk, 2003).

Menurut Aswi dan Sukarna (2006) metode peramalan dapat dibagi dalam dua kategori utama, yaitu metode kualitatif dan metode kuantitatif.Metode kualitatif lebih banyak menuntut analisis yang didasarkan pada pemikiran intuitif, perkiraan logis dan informasi atau pengetahuan yang telah diperoleh peneliti sebelumnya.Sedangkan pada metode kuantitatif dibutuhkan informasi masa lalu yang dikuantitatifkan dalam bentuk data numerik.Metode peramalan secara kuantitatif mendasarkan ramalannya pada metode statistika dan matematika. Terdapat dua jenis model peramalan kuantitatif, yaitu model deret waktu (*time series*) dan model regresi (*regression*).

Model regresi memasukkan dan menguji variabel (*variable*) yang diduga mempengaruhi variabel terikat (*dependent variable*) dengan tujuan menemukan bentuk hubungan tersebut dan menggunakannya untuk menaksir nilai variabel terikat dari variabel bebas (*independent variables*).Model deret waktu berupaya untuk meramalkan kondisi masa yang akan datang

dengan menggunakan data historis dan mengekstrapolasikan pola tersebut ke masa depan. Metode yang dapat digunakan untuk peramalan antara lain metode rata-rata bergerak atau MA (*Moving Average*), metode penghalusan eksponensial (*Exponential Smoothing*), metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Dalam penelitian ini metode yang digunakan untuk peramalan adalah metode ARIMA (Aswi dan Sukarna, 2006).

Metode ARIMA dikembangkan oleh George E. P. Box dan Gwilym M. Jenkins, metode ARIMA juga sering disebut metode Box Jenkins. Metode ARIMA terdiri dari beberapa aspek, yaitu aspek *Autoregressive* (AR), Moving *Average* (MA), *Autoregressive Moving Average* (ARMA) dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), setelah model ARIMA diperoleh akan dilakukan peramalan. Kemudian hasil peramalan tersebut digabungkan dan diperoleh hasil peramalan yang baru (Aswi dan Sukarna, 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. Metode penggabungan multi-model tersebut sering disebut sebagai pendekatan ensembel.Dasar ide dari pendekatan ensembel multi-model digunakan karena masing-masing model memiliki kemampuan yang berbeda-beda dalam menangkap perbedaan pola pada data (Palmer dan Leutbecher, 2008).

ARIMA ensembel merupakan metode penggabungan hasil ramalan dari beberapa model ARIMA. Pembentukan ARIMA ensembel terdiri dari dua langkah. Pertama, menciptakan anggota ensembel dari beberapa model ARIMA selanjutnya menggabungkan hasil ramalan anggota ensembel dari model ARIMA yang terbentuk dengan menggunakan averaging dan stacking sehingga didapatkan model dan hasil ramalan ARIMA ensembel (Palmer dan Leutbecher, 2008).

Model ARIMA ensembel memiliki kualitas yang baik, yaitu mampu menghasilkan peramalan yang lebih baik daripada model ARIMA tunggal.Hasil peramalan model ARIMA ensembel bersifat lebih konsisten dan lebih dapat dipercaya keandalannya dalam peramalan (Subagyo dkk, 2012).

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang menjadi acuan dalam penelitian ini, diantaranya yaitu penelitian Mega Silfiani (2012) yang meramalkan inflasi di Indonesia tahun 2012 dengan menggunakan metode ensembel dan Ria Faulina (2014) yang meramalkan curah hujan di Kota Batu, Malang, Jawa Timur dengan menggunakan metode perbandingan akurasi ARIMA ensembel.

Berdasarkan uraian di atas maka penulis mengajukan tugas akhir mengenai ARIMA ensembel dengan judul: "Penerapan Metode ARIMA Ensembel pada Peramalan (Studi Kasus: Inflasi di Indonesia).

Metode ARIMA Box-Jenkins

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) telah dipelajari secara mendalam oleh George Box dan Gwilym Jenkins (1976), dan nama mereka sering disinonimkan dengan proses ARIMA yang diterapkan untuk analisis deret waktu, peramalan dan pengendalian. Box dan Jenkins secara efektif telah berhasil mencapai kesepakatan mengenai informasi relevan yang diperlukan untuk memahami dan menggunakan model-model ARIMA untuk deret waktu satu variabel (*univariate*). Model ARIMA terdiri dari dua aspek, yaitu aspek *autoregressive* dan *moving average* (rata-rata bergerak). Secara umum, model ARIMA ini dituliskan dengan notasi ARIMA (p, d, q), dimana p menyatakan orde dari proses *autoregressive* (AR), d menyatakan pembedaan (*differencing*), dan q menyatakan orde dari proses *moving average* (MA). Model umum untuk ARIMA (p, d, q) adalah:

$$1 - \phi_p(B) - \ldots - \phi_p(1-B)^d Z_t = (1 - \theta_1 B - \ldots - \theta_p B^q)a_t \quad (1)$$

Dasar dari pendekatan Box dan Jenkins terdiri dari empat tahap yaitu identifikasi, penaksiran (estimasi) parameter, pemeriksaan diagnostik (*diagnostic checking*) dan peramalan (*forecasting*) (Aswi dan Sukarna, 2006).

Menurut Widarjono (2007) model Box-Jenkins merupakan salah satu teknik peramalan model deret waktu yang hanya berdasarkan perilaku data variabel yang diamati (*let the data speak for themselves*). Analisis ini berbeda dengan model struktural baik model kausal maupun simultan dimana persamaan model tersebut menunjukkan hubungan antara variabel-variabel ekonomi.Alasan utama penggunaan teknik Box-Jenkins karena gerakan variabel-variabel ekonomi yang diteliti seperti pergerakan nilai tukar, harga saham, inflasi seringkali sulit dijelaskan oleh teori-teori ekonomi.

Peramalan Ensembel

Peramalan ensembel menurut Palmer dan Leutbecher (2008), mempunyai arti sebagai suatu metode prediksi numerik yang digunakan untuk membangkitkan kumpulan sampel dari suatu keadaan mendatang.Ensembel ini mempunyai arti kumpulan dari beberapa model, sehingga dapat disimpulkan bahwa peramalan dengan menggunakan konsep ensembel adalah peramalan yang didasarkan pada kumpulan dari beberapa model.Peramalan ensembel sendiri merupakan suatu bentuk analisis iteratif yang meliputi

prediksi numerik ganda yang dilakukan dengan memberikan kondisi awal yang sedikit berbeda untuk masing-masing model. Apabila diilustrasikan secara sederhana, peramalan ensembel berawal dari proses perumusan awal secara deterministik yang terdiri dari banyak kumpulan variabel (misalnya variabel kecepatan angin, temperatur udara, kelembaban, curah hujan dan lain sebagainya).

Model peramalan ensembel memiliki pengertian sebagai suatu model yang terdiri dari dua atau lebih model tunggal yang diverifikasi dalam waktu yang bersamaan. Model peramalan ensembel untuk pertama kali diperkenalkan pada tahun 1992 oleh *European Center for Medium-Range Weather Forecasts* (ECMWF) di Eropa dan *National Centers for Environmental Prediction* (NCEP) di Amerika Serikat. Kini model peramalan ensembel ini telah banyak diadopsi oleh banyak pusat operasional cuaca/iklim di seluruh dunia.Model peramalan ensembel dibentuk dengan mengombinasikan model tunggal.*Output* model ensembel bersifat lebih konsisten dan lebih dapat dipercaya keandalannya dalam sistem peramalan. Model ensembel ini sudah sering digunakan dalam bidang iklim dan sains atmosfer, dimana hasil *output* model ini secara operasional memiliki kualitas yang baik. Tujuan utama dari penggunaan model peramalan ensembel adalah untuk mengatasi kelemahan akurasi dari *output* model tunggal (Subagyo, dkk 2012).

Menurut Bai, dkk (2010) sejumlah penelitian empiris dan teori telah menunjukkan bahwa model ensembel seringkali mendapatkan ketepatan yang lebih tinggi dibandingkan dengan model tunggal. Selain itu, generalisasi dari ensembel biasanya jauh lebih kuat daripada model tunggal.Jadi, tujuan pembelajaran ensembel adalah untuk mengelola satu kelebihan dan kelemahan model, sehingga mengarah ke kemungkinan hasil yang terbaik (Bai dkk, 2010).

***Autoregressive Integrated Moving AverageEnsemble* (ARIMA Ensembel)**

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

a. *Averaging*

Jika k adalah banyaknya anggota ensembel solusi dari pendekatan ensembel dengan *averaging* adalah

$$\hat{Z}_t = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} \hat{Z}_t^{(i)}, \text{i} = 1,2,...\text{k} \qquad (2)$$

dimana $\hat{Z}_t^{(i)}$ adalah nilai yang diramalkan ke-t dari anggota ensembel ke-i.

b. *Stacking*

Menurut Silfiani (2012) *stacking* merupakan metode untuk membentuk kombinasi linier dari prediktor untuk meningkatkan akurasi peramalan.*Stacking* didapatkan dari meminimumkan kuadrat terkecil dari fungsi G dengan syarat non-negatif untuk memperoleh koefisien dari kombinasi.

$$G = \sum_{t=1}^{n}\left[Z_t - \sum_{t=1}^{k} c_i \hat{Z}_t^i\right], \text{c}_\text{i} > 0 \qquad (3)$$

$$\sum_{t=1}^{n} G^2 = \sum_{t=1}^{n} (Z_t - \hat{c}_1\hat{Z}_t^1 - \hat{c}_2\hat{Z}_t^2 - ... - \hat{c}_2\hat{Z}_t^k)^2$$

Nilai minimum diperoleh dengan mencari turunan $\sum_{t=1}^{n} G^2$ terhadap $\hat{c}_i$ dan kemudian menyamakan tiap turunan itu dengan nol.

Pemilihan Model Terbaik

Pada pemodelan deret waktu, ada kemungkinan terdapat beberapa model yang sesuai yaitu semua parameternya signifikan, sisa memenuhi asumsi *white noise* serta berdistribusi normal. Untuk menentukan model yang terbaik dari beberapa model yang memenuhi syarat tersebut dapat digunakan beberapa kriteria yaitu kriteria *Mean Square Error* (MSE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE).Model terbaik dipilih yang nilai kriterianya terkecil (Aswi dan Sukarna, 2006).

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

RMSE merupakan akar dari nilai MSE yang sudah dicari sebelumnya. RMSE digunakan untuk mencari keakuratan hasil peramalan dengan data history dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{N}(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{N}} \qquad (4)$$

Semakin kecil nilai RMSE yang dihasilkan semakin bagus pula hasil peramalan yang dilakukan (Aswi dan Sukarna, 2006).

Inflasi

Inflasi adalah ciri yang pada umumnya dirasakan dan ditandai dengan adanya suasana harga barang yang tinggi secara mayoritas, dimana seolah-olah kita kehilangan keseimbangan antara daya beli dibandingkan dengan pendapatan sampai pada periode tertentu, biasanya dirasakan masyarakat secara keseluruhan.Harga barang-barang yang tinggi tersebut justru adalah barang yang diperlukan sehari-hari.Orang mengalami kesulitan untuk mempertahankan keseimbangan *budget* yang semula telah disusun agar biaya-biaya pengeluaran tertutup oleh pendapatan yang biasa diterima.

Inflasi bukan suatu gejala yang khusus berkaitan dengan ekonomi luar negeri.Namun merupakan gejala umum yang dapat terjadi di dalam tubuh perekonomian nasional suatu negara maupun secara internasional.Yang menyebabkan kesulitan adalah laju inflasi berupa kenaikan harga yang kontinyu yang seolah-olah tak ada henti-hentinya (*inflation rate*).

Metode perhitungan laju inflasi yang dipergunakan adalah metode "*point to point*", yaitu dengan membandingkan IHK dari periode sebelumnya. Laju inflasi bulanan dihitung dengan metode "*month to month* (mtm)" yaitu dengan membandingkan IHK bulan berjalan dengan IHK bulan sebelumnya.Untuk laju inflasi setahun dihitung dengan metode "*year on year* (yoy)" yaitu dengan menghitung IHK bulan Desember tahun berjalan dengan membandingkan IHK bulan Desember tahun sebelumnya.

Rumus inflasi secara umum:

$$\text{Lajuinflasiperiode}n = \frac{\text{IHK}_{\text{periode n}} - IHK_{periode\text{n-1}}}{\text{IHK}_{\text{periode n-1}}} \quad (5)$$

n adalah bulan/tahun tertentu

(Maulina, 2014)

Metodologi Penelitian

Dalam melakukan suatu teknik analisis terlebih dahulu mengetahui langkah-langkah untuk menganalisis data inflasi nasional Indonesia. Berikut adalah tahap-tahap teknik analisis dalam penelitian ini:

1. Analisis statistik deskriptif untuk menggambarkan dan menjelaskan keseluruhan data inflasi nasional Indonesia yang digunakan.
2. Tahap identifikasi model

   Memeriksa stasioneritas data baik dalam variansi maupun rata-rata melalui *Box-Cox plot* dan uji ADF. Jika data tidak stasioner dalam variansi maka perlu ditransformasi Box-Cox, dan jika data tidak stasioner dalam rata-rata maka perlu di*differencing*.Penentuan orde ARIMA dilakukan setelah data sudah stasioner dalam variansi dan rata-rata.
3. Tahap Penaksiran Parameter

   Setelah orde ARIMA (p,d,q) diperoleh langkah selanjutnya adalah menaksir parameter. Analisis ini menggunakan metode *least square* untuk penaksiran model ARIMA.
4. Tahap Pemeriksaan Diagnostik.

   Pemeriksaan diagnostik dibagi dalam dua tahap, yaitu tahap uji signifikansi parameter dan uji kesesuaian model.Pengujian signifikansi parameter betujuan untuk menguji apakah parameter AR dan MA dapat digunakan.Sedangkan dalam uji kesesuaian model meliputi uji asumsi *white noise* dengan uji *Ljung-Box* dan pengujian distribusi normal dengan uji *Kolmogorov-Smirnov*.
5. Peramalan
6. Menggabungkan hasil peramalan dari model ARIMA dengan menggunakan metode *averaging* dan *stacking*. Nilai peramalan yang didapatkan dari model ARIMA kemudian digabungkan melalui *averaging* dan *stacking*.Penggabungan peramalan melalui *averaging* yaitu dengan merata-ratakan hasil peramalan setiap periode.Sedangkan penggabungan dengan *stacking* didapatkan dari meregresikan nilai taksiran data awal, kemudian hasil taksiran parameter *stacking* digunakan untuk menggabungkan ramalan anggota ensembel.
7. Perbandingan ketepatan peramalan berdasarkan RMSE
8. Mendapatkan hasil peramalan ensembel

Hasil dan Pembahasan

Analisis Statistik Deskriptif

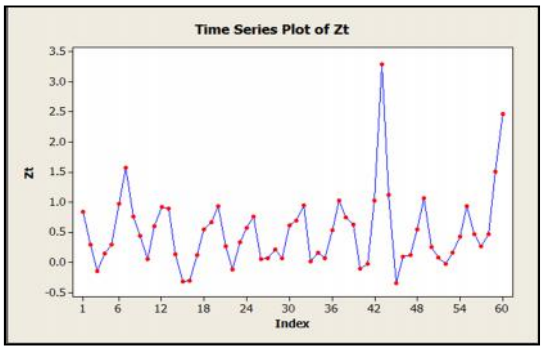
Sebelum melakukan peramalan inflasi nasional Indonesia akan dicari nilai-nilai statistik deskriptif. Nilai-nilai statistik deskriptif dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Analisis Statistik Deskriptif Inflasi Nasional Indonesia

N	Mean	Med	Mod	Max	Min
60	0,52	0,44	0,07	3,29	-0,35

Berdasarkan Tabel 1, dapat dilihat bahwa terdapat 60 data, dimana data inflasi nasional Indonesia tahun 2010-2014 mempunyai rata-rata (*mean*) sebesar 0,52%. Kemudian modus atau angka inflasi yang paling sering terjadi adalah 0,07% dengan angka inflasi paling tinggi adalah 3,29% dan angka inflasi paling rendah adalah -0,35% atau bisa dikatakan secara nasional Indonesia mengalami deflasi sebesar 0,35%. Sebelum melakukan peramalan terlebih dahulu dilakukan pemodelan dengan metode ARIMA yang terdiri dari tiga tahap, yaitu identifikasi model data, uji signifikansi parameter dan uji kesesuaian model yaitu uji kenormalan residual dan uji *white noise*.

Berdasarkan Gambar 1 terlihat bahwa pergerakan data inflasi nasional Indonesia mengalami fluktuasi. Inflasi nasional Indonesia tertinggi yaitu pada bulan Juli tahun 2013, yaitu sebesar 3,29% dan terendah pada bulan September tahun 2013, yaitu sebesar -0,35%.

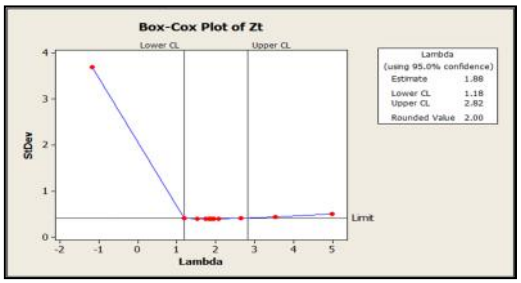


Gambar 1.*Time Series Plot* Data Inflasi Nasional Indonesia

Kenaikan harga Bahan Bakar Minyak (BBM) bersubsidi pada bulan Juni 2013 membawa dampak naiknya angka inflasi di bulan Juli 2013. Kepala Badan Pusat Statisik, Suryamin, mengatakan deflasi di bulan September 2013 disebabkan oleh efek kenaikan harga BBM bersubsidi dan nonsubsidi yang telah berakhir. Selain itu, kenaikan tarif angkutan umum kota dan provinsi yang terjadi menjelang Hari Raya Idul Fitri lalu telah kembali ke harga normal.

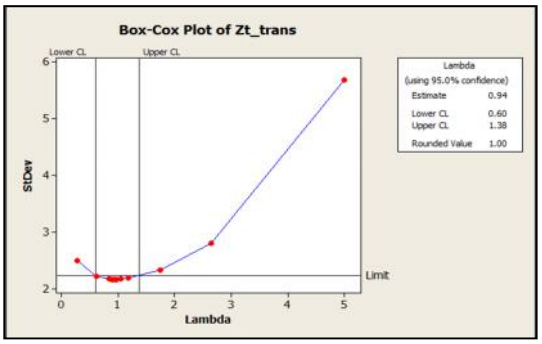
Tahap Identifikasi Model

Tahap awal untuk melakukan identifikasi model adalah menentukan apakah deret waktu yang akan digunakan untuk peramalan sudah stasioner atau tidak, baik dalam variansi maupun rata-rata. Untuk mengetahui data telah stasioner dalam variansi, dapat dilihat dari transformasi Box-Cox. Pengecekan stasioneritas dalam variansi menggunakan transformasi Box-Cox tidak bisa dilakukan pada data yang mengandung angka nol atau lebih kecil dari nol, sedangkan sebagian besar data inflasi bulanan nasional Indonesia mengandung angka yang lebih kecil dari nol. Sehingga data inflasi bulanan nasional Indonesia harus ditransformasi dengan cara data maksimum dikurang data masing-masing periode lalu ditambahkan dengan konstanta sebesar 0,1 (tergantung peneliti). Kemudian pengecekan stasioneritas dalam variansi dapat dilakukan seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Plot Transformasi Box-Cox

Berdasarkan Gambar 2 diperoleh nilai ^{a} sama dengan 2. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa data inflasi nasional Indonesia belum stasioner dalam variansi. Oleh karena itu, untuk menstasionerkannya akan dilakukan transformasi Box-Cox terhadap data awal dengan cara data dipangkatkan dengan 2 setiap periode. Kemudian, kembali dilakukan pengecekan kestasioneran dalam variansi yang dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Plot Transformasi Box-Cox dari Data Transformasi

Berdasarkan Gambar 3 data setelah ditransformasi diperoleh nilai ^{a} sama dengan 1. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa data inflasi nasional Indonesia yang telah ditransformasi ini telah stasioner dalam variansi.Karena data telah stasioner dalam variansi maka dapat dilanjutkan pada tahap selanjutnya yaitu melakukan pengecekan apakah data telah stasioner dalam rata-rata.Pengecekan dilakukan dengan menggunakan uji akar unit atau uji *Augmented*Dickey-Fuller seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Uji ADF

Uji ADF		Nilai Kritis τ Mc. Kinnon
τ	*P-value*	
-7,0366	0,0000	-2,9126

Hipotesis

$H_0 : \gamma = 0$atau data tidak stasioner

$H_1 : \gamma \neq 0$atau data stasioner

Taraf signifikansi

α = 5%

Statistik uji

$$^{2} = \left| \frac{¥}{SE(¥)} \right| = 7{,}0366$$

Daerah kritik

Menolak H_0 jika nilai τ lebih besar daripada nilai kritis τ Mc. Kinnon atau nilai *p-value*<α

Keputusan

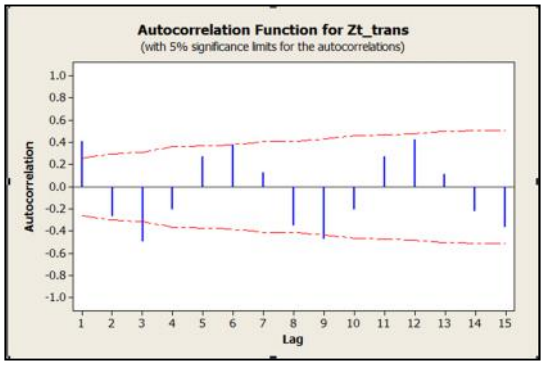
Karena nilai $\tau = 7{,}0366$> absolut nilai kritis τ Mc. Kinnon = 2,9126 atau *p-value* = 0,000 < 0,05, maka dapat diputuskan bahwa menolak H_0

Kesimpulan

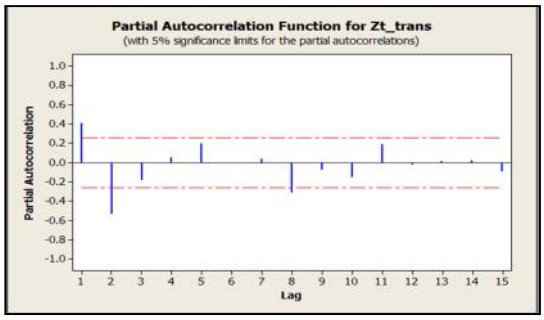
Data stasioner

Didapat pada pengujian ADF bahwa data inflasi nasional Indonesia telah stasioner, selanjutnya dapat dilakukan identifikasi dengan model ARIMA (p,d,q) yang sesuai dengan data inflasi nasional Indonesia menggunakan grafik ACF dan grafik PACF.

Pendugaan model awal untuk data inflasi nasional dilakukan dengan melihat grafik *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF).



Gambar 4. Grafik ACF Data Inflasi Nasional Indonesia



Gambar 5. Grafik PACF Data Inflasi Nasional Indonesia

Berdasarkan Gambar 4 dan 5 dapat dilihat bahwa nilai ACF signifikan pada *lag* 1 dan 3 atau *cut off lag* 1 dan 3 maka orde untuk *moving average* (q) adalah 0, 1 dan 3 dan nilai PACF signifikan pada *lag* 1 dan 2 atau *cut off lag* 1 dan 2 maka orde *autoregressive* (p) adalah 0, 1 dan 2. Dengan demikian dugaan model ARIMA pada data inflasi nasional Indonesia adalah ARIMA (0,0,1), ARIMA (0,0,2), ARIMA (0,0,3), ARIMA (1,0,0), ARIMA (2,0,0), ARIMA (2,0,1), ARIMA (2,0,2), ARIMA (2,0,3),ARIMA (1,0,1), ARIMA (1,0,2), dan ARIMA (1,0,3).

Pemeriksaan Diagnostik Model ARIMA

1. Uji Signifikansi Parameter

Setelah menduga model ARIMA maka dilanjutkan ke tahap estimasi parameter dan uji signifikansi parameter.

Tabel 3. Estimasi Parameter ¤ dan ¯ dan Uji Signifikansi untuk Model ARIMA

Model	Parameter	*P-value*	Signifikansi
ARIMA (0,0,1)	-0,6898	0,000	Ya
ARIMA (0,0,2)	-0,8125	0,000	Ya
	-0,3584	0,006	Ya
ARIMA (0,0,3)	-0,4912	0,000	Ya
	0,1707	0,276	Tidak
	0,4561	0,001	Ya
ARIMA (1,0,0)	0,4775	0,000	Ya
ARIMA (2,0,0)	0,7198	0,000	Ya
	0,6254	0,000	Ya
ARIMA (2,0,1)	0,8776	0,000	Ya
	0,7115	0,000	Ya
	0,2432	0,258	Tidak
ARIMA (2,0,2)	0,9230	0,000	Ya
	-0,9198	0,000	Ya
	0,4455	0,007	Ya
	-0,4640	0,005	Ya
ARIMA (2,0,3)	0,9934	0,000	Ya
	-0,0012	0,000	Ya
	0,5115	0,000	Ya
	-0,4720	0,002	Ya
	-0,4390	0,001	Ya
ARIMA (1,0,1)	0,1242	0,550	Tidak
	-0,6038	0,000	Ya
ARIMA (1,0,2)	0,7028	0,000	Ya
	0,2033	0,116	Tidak
	0,7280	0,000	Ya
	0,5752	0,002	Ya
ARIMA (1,0,3)	0,0289	0,868	Tidak
	0,4432	0,000	Ya
	0,4877	0,001	Ya

Berdasarkan pengujian signifikansi parameter dapat diperoleh kesimpulan bahwa model parameter yang signifikan berbeda dengan nol untuk data inflasi nasional Indonesia adalah ARIMA (0,0,1), ARIMA (0,0,2), ARIMA (1,0,0), ARIMA (2,0,0), ARIMA (2,0,2) dan ARIMA (2,0,3).

2. Uji Kesesuaian Model

Uji kesesuaian model meliputi kecukupan model (uji apakah residual *white noise*) dan uji asumsi distribusi normal.

Tabel 4. Pengujian *White Noise*

Model	Lag	*P-value*	*White Noise*
ARIMA (0,0,1)	12	0,000	Tidak
	24	0,000	Tidak
	36	0,000	Tidak
	48	0,000	Tidak
ARIMA (0,0,2)	12	0,000	Tidak
	24	0,000	Tidak
	36	0,000	Tidak
	48	0,000	Tidak
ARIMA (1,0,0)	12	0,000	Tidak
	24	0,000	Tidak
	36	0,000	Tidak
	48	0,000	Tidak
ARIMA (2,0,0)	12	0,015	Tidak
	24	0,000	Tidak
	36	0,002	Tidak
	48	0,001	Tidak
ARIMA (2,0,2)	12	0,112	Ya
	24	0,353	Ya
	36	0,642	Ya
	48	0,284	Ya
ARIMA (2,0,3)	12	0,126	Ya
	24	0,053	Ya
	36	0,255	Ya
	48	0,129	Ya

Dari hasil pengujian pada Tabel 4, dapat disimpulkan bahwa model ARIMA (0,0,1), ARIMA (0,0,2), ARIMA (1,0,0) dan ARIMA (2,0,0) tidak memenuhi syarat *white noise*. Sedangkan model ARIMA (2,0,2) dan ARIMA (2,0,3) telah memenuhi syarat *white noise*.

Tabel 5. Hasil Pengujian Kenormalan Residual

Model	Uji *Kolmogorov-Smirnov*	
	P-value	Kenormalan Residual
ARIMA(2,0,2)	0,150	Ya
ARIMA(2,0,3)	0,118	Ya

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 5, maka dapat disimpulkan bahwa residual model ARIMA (2,0,2) dan ARIMA (2,0,3) telah memenuhi asumsi berdistribusi normal.

Peramalan Menggunakan Model ARIMA

Karena parameter dari kedua model yang diperoleh telah signifikan serta memenuhi asumsi *white noise* dan residual berdistribusi normal, maka nilai estimasi parameter dapat disubtitusikan pada model ARIMA. Dengan mensubtitusikan nilai-nilai estimasi parameter pada Tabel 2, maka diperoleh hasil ramalan inflasi nasional Indonesia tahun 2015 adalah sebagai berikut:

Tabel 5. Hasil Peramalan Model ARIMA (2,0,2) dan ARIMA (2,0,3)

Periode	ARIMA (2,0,2)	ARIMA (2,0,3)
Januari	0,95	1,30
Februari	0,03	0,49
Maret	-0,30	0,05
April	0,10	0,02
Mei	0,91	0,42
Juni	1,30	0,93
Juli	0,73	0,96
Agustus	0,05	0,47
September	-0,14	0,04
Okteober	0,24	0,02
Nopember	0,87	0,44
Desember	1,07	0,94

Peramalan Ensembel

Nilai peramalan yang didapatkan dari model ARIMA kemudian digabungkan melalui *averaging* dan *stacking*.

1. Penggabungan dengan Menggunakan *Averaging*

Penggabungan hasil peramalan melalui *averaging* diperoleh dengan merata-ratakan hasil peramalan dari kedua model ARIMA setiap periode, yaitu model ARIMA (2,0,2) dan model ARIMA (2,0,3). Hasil ramalan ensembel inflasi nasional Indonesia tahun 2015 dengan menggunakan *averaging*adalah sebagai berikut:

Tabel 6. Hasil Peramalan Ensembel Inflasi Nasional Indonesia Periode Januari 2015 sampai dengan Desember 2015 dengan Menggunakan *Averaging*

Periode	Inflasi (%)
Januari	1,13
Februari	0,26
Maret	-0,13
April	0,06
Mei	0,67
Juni	1,12
Juli	0,85
Agustus	0,26
September	-0,05
Oktober	0,13
November	0,66
Desember	1,01

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{N}(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{N}}$$

$$= \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{12}(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{12}}$$

$$= \sqrt{\frac{(0-1{,}13)^2 + ... + (0-1{,}01)^2}{12}}$$

$$= 0{,}67$$

Berdasarkan hasil ramalan ensemble, inflasi nasional Indonesia dengan menggunakan *averaging* diperoleh nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) yaitu sebesar 0,67.

2. Penggabungan dengan Menggunakan *Stacking*

Penggabungan dengan *stacking* didapatkan dari meregresikan nilai taksiran data awal, kemudian hasil taksiran parameter *stacking* digunakan untuk menggabungkan hasil peramalan dari kedua model ARIMA. Hasil ramalan ensembel inflasi nasional Indonesia tahun 2015 dengan menggunakan *stacking* adalah sebagai berikut:

Tabel 7. Hasil Peramalan Ensembel Inflasi Nasional Indonesia Periode Januari 2015 sampai dengan Desember 2015 dengan Menggunakan *Stacking*

Periode	Inflasi (%)
Januari	20,41
Februari	4,72
Maret	-2,27
April	1,09
Mei	12,06
Juni	20,23
Juli	15,33
Agustus	4,72
September	-0,91
Oktober	2,36
Nopember	11,88
Desember	18,23

Berdasarkan hasil ramalan ensemble, inflasi nasional Indonesia dengan menggunakan *stacking* diperoleh nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) yaitu sebesar 12,03.

Berdasarkan hasil perhitungan RMSE maka dapat diperoleh kesimpulan bahwa model yang paling sesuai untuk metode ensembel dari ARIMA adalah model dari penggabungan ARIMA *averaging* karena menghasilkan nilai RMSE terkecil, yaitu 0,67.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{N}(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{N}}$$

$$= \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{12}(Z_t - \hat{Z}_t)^2}{12}}$$

$$= \sqrt{\frac{(0-20{,}41)^2 + ... + (0-18{,}23)^2}{12}}$$

$$= 12{,}03$$

Kesimpulan

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, maka kesimpulan yang dapat diambil adalah sebagai berikut:

1. Model ARIMA ensembel yang sesuai untuk peramalan inflasi nasional di Indonesia adalah model ARIMA ensembel *averaging*. Adapun modelnya sebagai berikut:

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

   dimana

   i = model ARIMA (2,0,2) dan ARIMA (2,0,3)
2. Berdasarkan model ARIMA ensembel yang diperoleh, diketahui hasil ramalan inflasi nasional *month to month* (mtm) di Indonesia periode Januari sampai dengan Desember 2015 berturut-turut yaitu 1,13%, 0,26%, -0,13%, 0,06%, 0,67%, 1,12%, 0,85%, 0,26%, -0,05%, 0,13%, 0,66%, 1,01%. Dimana diperoleh hasil ramalan yang mengalami fluktuasi, yaitu tertinggi pada bulan Januari sebesar 1,13% dan terendah pada bulan Maret sebesar -0,13%.

Daftar Pustaka

Aswi dan Sukarna. 2006. *Analisis Deret Waktu*. Makassar: Andira Publisher.

Bai, Yaohui, Sun, Jiancheng, Luo Jianguo, Zhang, Xiaobin. 2010. Forecasting Financial Time Series with Ensemble Learning. *International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication System (ISPACS 2010)*, Desember 6-8, 2010.

Faulina, Ria. 2014. Perbandingan Akurasi *Ensemble ARIMA* dalam Peramalan Curah Hujan di Kota Batu, Malang, Jawa Timur. *Jurnal Matematika, Sains, dan Teknologi*, Volume 15, No. 2, September 2014, 75-83.

Leutbecher M, Palmer T.N. 2008. Ensemble Forecasting.*Journal of Computational Physics* 227 (2008) 3515-3539.

Maulina, Rizka. 2014. *Indeks Harga Konsumen dan Inflasi Kalimantan Timur 2013*. Kalimantan Timur: BPS.

Salamah, Suhartono, Wulandari. 2003. *Analisis Time Series*.Buku Ajar. Surabaya: ITS.

Silfiani, Mega. 2012. Aplikasi Metode Ensembel untuk Peramalan Inflasi di Indonesia.*Jurnal Sains dan Seni*, Vol.1, No.1, September 2012.

Subagyo S, Yunus, Koesmaryono, Yonny, Aldrian, Edvin, Wigena, Aji Hamin. 2012. Model Sistem Prediksi Ensembel Total Hujan Bulanan dengan Nilai Pembobot (Kasus Wilayah Kabupaten Indramayu). *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*, Vol. 13, No. 3 Tahun 2012.

Widarjono, Agus. 2007. *Ekonometrika Teori dan Aplikasi untuk Ekonomi dan Bisnis. Edisi Kedua*. Yogyakarta: Ekonisia.