Perbandingan Metode *Fuzzy Time Series* Cheng dan Metode Box-Jenkins untuk Memprediksi IHSG

Mey Lista Tauryawati dan M.Isa.Irawan
Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)
Jl. Arif Rahman Hakim, Surabaya 60111
e-mail: mii@its.ac.id

***Abstrak*—Proses peramalan sangat penting pada data *time series* karena diperlukan dalam proses pengambilan keputusan. Pada bidang finansial peramalan dapat digunakan untuk memantau pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) yang akan datang. Perkembangan metode peramalan data *time series* yang cukup pesat mengakibatkan terdapat banyak pilihan metode yang dapat digunakan untuk meramalkan data sehingga perlu membandingkan metode yang satu dengan metode lainnya untuk mendapatkan hasil ramalan dengan akurasi yang tinggi. Pada tugas akhir ini dilakukan perbandingan peramalan untuk memperoleh metode yang terbaik diantara metode *Fuzzy Time Series* Cheng dan metode Box-Jenkins dalam memprediksi IHSG dengan akurasi yang tinggi berdasarkan MAE, MSE dan MAPE. Diantara kedua metode peramalan diperoleh metode yang terbaik adalah *Fuzzy Time Series* Cheng.**

***Kata Kunci*—Metode Peramalan, *Fuzzy Time Series* Cheng, Box-Jenkins, IHSG, MAE, MSE, MAPE**

I. PENDAHULUAN

IHSG atau yang biasa disebut Indeks Harga Saham Gabungan merupakan indikator pergerakan harga saham di Bursa Efek Indonesia. Perhitungan IHSG dilakukan setiap hari yaitu setelah penutupan perdagangan setiap harinya sehingga data Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dapat digolongkan menjadi data runtut waktu (*time series*). Untuk memproses data *time series* para peneliti mengadopsi berbagai metode analisis data *time series* yang bertujuan untuk menemukan keteraturan atau pola yang dapat digunakan dalam peramalan kejadian mendatang.

Proses peramalan sangat penting pada data *time series* karena diperlukan dalam proses pengambilan keputusan. Pada bidang finansial peramalan dapat digunakan untuk memantau pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) yang akan datang. Dengan dilakukan peramalan akan memberikan dasar yang lebih baik untuk perencanaan dan pengambilan keputusan bagi para investor.

Perkembangan metode peramalan data *time series* yang cukup pesat mengakibatkan terdapat banyak pilihan metode yang dapat digunakan untuk meramalkan data sesuai dengan kebutuhan sehingga perlu membandingkan metode yang satu dengan metode lainnya untuk mendapatkan hasil ramalan dengan akurasi yang tinggi [1]. Pada tugas akhir ini dilakukan perbandingan metode peramalan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) yang merupakan data *time series*. Sebelumnya sudah ada jurnal mengenai perbandingan metode pemulusan eksponensial tunggal dengan *fuzzy time series* untuk memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). *Fuzzy time series* yang digunakan pada jurnal tersebut adalah *fuzzy time series* dengan metode Cheng dan metode Chen. Metode Cheng yang menerapkan peramalan adaptif memiliki ukuran kesalahan peramalan lebih kecil. Hal ini yang menjadi alasan untuk membandingkan metode Cheng dengan metode lain dalam proses peramalan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Metode yang akan dibandingkan dengan metode *fuzzy time series* Cheng adalah metode Box-Jenkins atau biasa disebut dengan ARIMA. Sehingga pada penulisan tugas akhir ini mengkaji mengenai perbandingan peramalan dengan hasil akurasi yang tinggi untuk memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) antara metode *fuzzy time series Cheng* dan metode Box-Jenkins.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. *Time Series*

Data runtun waktu (*time series*) adalah jenis data yang dikumpulkan menurut urutan waktu dalam suatu rentang waktu tertentu. Analisis data runtun waktu merupakan salah satu prosedur statistika yang diterapkan untuk meramalkan struktur probabilitas keadaan yang akan datang dalam rangka pengambilan keputusan.

B. *Fuzzy Time Series*

Fuzzy time series adalah metode peramalan data yang menggunakan prinsip-prinsip *fuzzy* sebagai dasarnya. Sistem peramalan dengan *fuzzy times series* menangkap pola dari data yang telah lalu kemudian digunakan untuk memproyeksikan data yang akan datang. Himpunan *fuzzy* dapat diartikan sebagai suatu kelas bilangan dengan batasan samar. Nilai-nilai yang digunakan dalam peramalan *fuzzy time series* adalah himpunan *fuzzy* dari bilangan-bilangan real atas himpunan semesta yang sudah ditentukan. Himpunan *fuzzy* digunakan untuk menggantikan data historis yang akan diramalkan.

C. *Metode Fuzzy Time Series Cheng*

Metode Cheng mempunyai cara yang sedikit berbeda dalam penentuan interval, menggunakan FLR dengan memasukan semua hubungan (*all relationship*) dan memberikan bobot berdasarkan pada urutan dan perulangan FLR yang sama [2].

Metode ini juga menerapkan peramalan adaptif dalam memodifikasi peramalan. Tahapan-tahapan peramalan pada data time series menggunakan *fuzzy time series* Cheng adalah sebagai berikut [2]:

1. Mendefinisikan semesta pembicaraan (*universe of discourse*) kemudian membaginya menjadi beberapa interval dengan jarak yang sama. Bila ada jumlah data dalam suatu interval lebih besar dari nilai rata-rata dari banyaknya data pada tiap interval, maka pada interval tersebut dapat dibagi lagi menjadi interval yang lebih kecil dengan membagi 2.
2. Mendefinisikan himpunan *fuzzy* pada semesta pembicaraan dan melakukan fuzzifikasi pada data historis yang diamati.
   Misal A_1, A_2, ...A_k adalah himpunan fuzzy yang mempunyai nilai linguistik dari suatu variabel linguistik.
   Pendefinisian himpunan fuzzy A_1, A_2, ...A_k.
   $A_1 = a_{11}/u_1 + a_{12}/u_2 + \ldots + a_{1m}/u_m$
   $A_2 = a_{21}/u_1 + a_{22}/u_2 + \ldots + a_{2m}/u_m$
   .
   $A_k = a_{k1}/u_1 + a_{k2}/u_2 + \ldots + a_{km}/u_m$
   dimana a_{ij} mempunyai range [0,1], $1 \le i \le k$ dan $1 \le j \le m$. Nilai dari a_{ij} menandakan derajat keanggotaan dari uj dalam himpunan fuzzy A_i.
3. Menetapkan relasi *fuzzy logic* berdasarkan data historis.
   Pada data yang telah difuzzifikasi dua himpunan *fuzzy* yang berurutan $A_i(t-1)$ dan $A_j(t)$ dapat dinyatakan sebagai FLR $A_i \rightarrow A_j$.
4. Mengklasifikasi relasi *fuzzy logic* dengan *all relationship*. FLR yang memiliki LHS yang sama dapat dikelompokkan menjadi *group* FLR. Misalnya $A_i \rightarrow A_j$, $A_i \rightarrow A_k$, $A_i \rightarrow A_m$ dapat dikelompokkan menjadi $A_i \rightarrow A_j$, A_k, A_m. Semua *group* FLR dengan LHS yang sama dapat dinyatakan dalam bentuk matrik
5. Menetapkan bobot pada kelompok relasi *fuzzy logic*.
   Misal terdapat suatu urutan FLR yang sama,
   (t=1) A1 → A1 , diberikan bobot 1
   (t=2) A2 → A1 , diberikan bobot 1
   (t=3) A1 → A1 , diberikan bobot 2
   (t=4) A1 → A1 , diberikan bobot 3
   (t=5) A1 → A1 , diberikan bobot 4
   dimana t menyatakan waktu.
6. Kemudian mentransfer bobot tersebut ke dalam matriks pembobotan yang telah dinormalisasi $(W_n(t))$ yang persamaannya ditulis berikut.
   $$W_n(t) = [W'1, W'2, \ldots, W'k] = \left[\frac{w_1}{\sum_{h=1}^{i} w_h}, \frac{w_2}{\sum_{h=1}^{i} w_h}, \ldots, \frac{w_k}{\sum_{h=1}^{i} w_h}\right]$$
7. Menghitung hasil peramalan. Untuk menghasilkan nilai peramalan, matriks pembobotan ($W(t)$) yang telah dinormalisasi menjadi $W_n(t)$ tersebut kemudian dikalikan dengan matriks defuzifikasi yaitu L_{df}. $L_{df} = [m_1, m_2, \ldots, m_k]$ dimana m_k adalah nilai tengah dari tiap-tiap interval. Cara untuk menghitung peramalannya adalah
   $$Ft = L_{df(t-1)} W_n(t-1)$$
8. Memodifikasi peramalan dengan melakukan peramalan adaptif dengan rumus:
   Peramalan adaptif $(t) = X_{t-1} + h * (F_t - X_{t-1})$
   dengan X_{t-1} adalah nilai data aktual pada waktu $t-1$, Ft adalah hasil peramalan, peramalan adaptif (t) adalah hasil modifikasi peramalan pada waktu (t) dan h adalah parameter pembobotan dengan berkisar dari nilai 0.001–1.

D. *Metode Box-Jenkins (ARIMA)*

Metode Box-Jenkins atau yang biasa disebut dengan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Dalam menyelesaikan pemasalahan dari suatu data time series dengan menggunakan AR murni/ARIMA (p,0,0), MA murni/ ARIMA (0,0,q), ARMA/ARIMA (p,0,q) ataupun ARIMA (p,d,q) melalui beberapa tahapan yaitu identifikasi, estimasi parameter, uji diagnostik dan penerapan peramalan.

a. Identifikasi

Identifikasi terhadap deret waktu dilakukan dengan membuat plot *time series* dari data deret waktu tersebut, sehingga dapat diketahui kestasioneran dari data. Apabila data sudah stasioner maka dapat ditentukan orde p dan q dari model ARIMA pada suatu data runtut waktu dengan cara mengidentifikasi plot Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF) dari data yang sudah stasioner.

1. *Autoregressive Model* (AR)
   Bentuk umum model *autoregressive* dengan ordo p (AR(p)) atau model ARIMA (p,0,0) dinyatakan sebagai berikut:
   $$X_t = \mu' + \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \ldots + \varphi_p X_{t-p} + e_t$$
   dimana: μ' = suatu konstanta
   φ_p = parameter autoregresif ke-p
   e_t = nilai kesalahan pada saat t
2. *Moving Average Model* (MA)
   Bentuk umum model *moving average* ordo q (MA(q)) atau ARIMA (0,0,q) dinyatakan sebagai berikut:
   $$X_t = \mu' + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \ldots - \theta_q e_{t-k}$$
   dimana: μ' = suatu konstanta
   θ_q = parameter-parameter moving average
   e_{t-k} = nilai kesalahan pada saat $t-k$
3. Model campuran
   Bentuk persamaan untuk model ARIMA ditunjukkan pada persamaan berikut.
   $$\emptyset_p(B)(1-B)^d X_t = \theta_0 + \theta_q(B) e_t$$
   dimana B adalah operator beda. Fungsi orde (*p*) untuk operator dari AR yang telah stationer:
   $$\emptyset_p(B) = (1 - \emptyset_1 B - \cdots - \emptyset_p B^p)$$
   dan fungsi orde (*q*) untuk operator MA yang telah stationer ialah
   $$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \cdots - \theta_q B^q)$$
   Model ini dinotasikan dengan ARIMA (p,d,q)

b. Penaksiran Parameter

Setelah mempunyai model tentatif ARIMA maka dilakukan estimasi model tentatif persamaan tersebut. Pada tahap estimasi ini akan diuji kelayakan model dengan cara mencari model terbaik. Model terbaik didasarkan pada tingkat signifikansi variabel independen termasuk konstanta melalui uji-t. Misalkan ϕ adalah parameter pada ARIMA *Box-Jenkins* dan $\hat{\phi}$ adalah nilai taksirannya. Hipotesis dari uji signifikansi parameter adalah sebagai berikut..

H_0: $\emptyset = 0$

H_1 : $\emptyset \neq 0$

Statistik Uji

$$t = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})}$$

Daerah penolakan : tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{\alpha/2,df}$ dimana df adalah jumlah data dikurangi parameter

c. Uji Diagnostik

Pengujian diagnostik dilakukan setelah pengujian signifikansi estimasi parameter untuk membuktikan kecukupan model. Untuk mendapatkan model peramalan yang baik, maka residual harus berupa variabel random yang *white noise* (residual independen dan identik). Uji yang digunakan untuk asumsi *white noise* adalah uji *Ljung-Box.* Pengujian asumsi *white noise* disajikan sebagai berikut.

Hipotesis:

H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_k = 0$

H_1 : $\rho_j \neq 0$, j = 1,2,3,... k

Statistik Uji

$$Q = n(n+2)\sum_{j=1}^{k}\frac{\hat{\rho}_j^2}{n-j}, n > k$$

Kriteria Pengujian:

Dengan menggunakan $\alpha = 0.05$, jika $Q < \chi^2_{(\alpha;k-p-q)}$, maka H_0 diterima artinya residual *white noise*.

Uji asumsi kenormalan residual yang digunakan adalah dengan menggunakan uji *Kolmogorof-Smirnov*. Hipotesis dari uji kenormalan data adalah sebagai berikut:

H_0: $F(x) = F_0(x)$ (residual berdistribusi normal)

H_1: $F(x) \neq F_0(x)$ (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik Uji:

$$D = Sup|S(x) - F_0(x)|$$

dimana:

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

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

D = nilai *supremum* semua x dari $|S(x) - F_0(x)|$

Daerah kritis: Tolak Ho apabila $D > D_{\alpha,n}$ dengan n adalah ukuran sampel dan $D_{\alpha,n}$ adalah tabel D untuk uji *Kolmogorof Smirnov.*

Apabila model tentatif memenuhi uji kelayakan model maka selanjutnya dilakukan overfitting terhadap semua kemungkinan model untuk menentukan model yang terbaik sehingga dapat dilakukan penerapan peramalan.

E. *Nilai Ketepatan Metode Peramalan*

Ukuran ketepatan peramalan dipandang sebagai kriteria penolakan untuk memilih suatu metode peramalan sehingga dapat digunakan untuk menentukan metode yang lebih baik dalam membandingkan beberapa metode [3].

Jika X_i merupakan data aktual untuk periode i dan F_i merupakan ramalan atau (nilai kecocokan/*fitted value*) untuk periode yang sama, maka kesalahan didefinisikan sebagai :

$$e_i = X_i - F_i$$

Jika terdapat nilai pengamatan dan ramalan untuk n periode waktu, maka akan terdapat n buah galat dan beberapa kriteria yang digunakan untuk menguji ketepatan ramalan diantaranya adalah sebagai berikut[3].

1. Nilai Tengah Galat Absolut (*Mean Absolute Error*)
$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^{n}|e_i|}{n}$$
2. Nilai Tengah Galat Kuadrat (*Mean Squared Error*)
$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^{n}e_i^2}{n}$$
3. Galat Persentase (*Percentage Error*)
$$\text{PE}_i = \left[\frac{X_i - F_i}{X_i}\right] \times 100$$
4. Nilai Tengah Galat Persentase (*Mean Percentage Error*)
$$\text{MPE} = \frac{\sum_{i=1}^{n}\text{PEi}}{n}$$
5. Nilai Tengah Galat Persentase Absolut (*Mean Absolute Percentage Error*)
$$\text{MAPE} = \frac{\sum_{i=1}^{n}|\text{PEi}|}{n}$$

III. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data IHSG diambil melalui www.idx.co.id pada periode 30 September 2013 sampai 17 Januari 2014 dan diperoleh sebanyak 72 data. Untuk memperoleh nilai ketepatan model, data IHSG pada periode 1 Januari 2014 sampai 17 Januari 2014 digunakan sebagai data pengujian.

Langkah-langkah analisis yang digunakan sebagai berikut.

1. Studi literatur terhadap materi yang terkait dengan pelaksanaan tugas akhir yang akan dilakukan, mengenai pemahaman metode Box-Jenkins dan metode *fuzzy time series* Cheng serta aplikasi kedua metode untuk memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG).
2. Pengumpulan data Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) yang diambil melalui www.idx.co.id.
3. Permodelan peramalan dengan metode Box-Jenkins dan metode *fuzzy time series* Cheng.
4. Membandingkan hasil dan ketepatan peramalan dari metode Box-Jenkins dan metode *fuzzy time series* Cheng.

IV. ANALISA DAN PEMBAHASAN

A. *Metode Fuzzy Time Series Cheng*

Langkah awal Mendefinisikan semesta pembicaraan (*universe of discourse*) kemudian membaginya menjadi beberapa interval dengan jarak yang sama. Bila ada jumlah data dalam suatu interval lebih besar dari nilai rata-rata dari banyaknya data pada tiap interval, maka pada interval tersebut dapat dibagi lagi menjadi interval yang lebih kecil dengan membagi 2. Pada data observasi IHSG didefinisikan U=[4125,4595].

Tabel 1.
Jumlah Data pada Setiap Interval

Linguistic interval	*Occurrence*
U_1 = [4125, 4192]	6
U_2 = [4192, 4259]	18
U_3 = [4259, 4326]	8
U_4 = [4326, 4394]	13
U_5 = [4394, 4461]	11
U_6 = [4461, 4528]	8
U_7 = [4528, 4595]	8

Tabel 2.
Jumlah Data setelah Proses Pembagian

Linguistic interval	*Dividing condition*	*Occurrence*
U_1 = [4125, 4192]	*First*	6
U_2 = [4192, 4226]	*Second*	10
U_3 = [4226, 4259]	*Second*	8
U_4 = [4259, 4326]	*First*	8
U_5 = [4326, 4360]	*Second*	6
U_6 = [4360, 4394]	*Second*	7
U_7 = [4394, 4428]	*Second*	5
U_8 = [4428, 4461]	*Second*	6
U_9 = [4461, 4528]	*First*	8
U_{10} = [4528, 4595]	*First*	8

Langkah selanjutnya adalah mendefinisikan himpunan *fuzzy* pada semesta pembicaraan dan melakukan fuzzifikasi pada data historis yang diamati.

Tabel 3.
Himpunan *Fuzzy* untuk 10 Variabel Linguistik

Fuzzy Set for 10 linguistic variables
A_1 = $1/u_1$+ $0.5/u_2$+ $0/u_3$+ $0/u_4$+ $0/u_5$+ $0/u_6$+ $0/u_7$+ $0/u_8$+ $0/u_9$+ $0/u_{10}$
A_2 = $0.5/u_1$+$1/u_2$+ $0.5/u_3$+ $0/u_4$+ $0/u_5$+ $0/u_6$+ $0/u_7$+ $0/u_8$+ $0/u_9$+ $0/u_{10}$
A_3 = $0/u_1$+ $0.5/u_2$+ $1/u_3$+ $0.5/u_4$+ $0/u_5$+ $0/u_6$+ $0/u_7$+ $0/u_8$+ $0/u_9$+ $0/u_{10}$
A_4 = $0/u_1$+ $0/u_2$+ $0.5/u_3$+ $1/u_4$+ $0.5/u_5$+ $0/u_6$+ $0/u_7$+ $0/u_8$+ $0/u_9$+ $0/u_{10}$
A_5 = $0/u_1$+ $0/u_2$+ $0/u_3$+ $0.5/u_4$+ $1/u_5$+ $0.5/u_6$+ $0/u_7$+ $0/u_8$+ $0/u_9$+ $0/u_{10}$
A_6 = $0/u_1$+$0/u_2$+ $0/u_3$+ $0/u_4$+ $0.5/u_5$+ $1/u_6$+ $0.5/u_7$+ $0/u_8$+ $0/u_9$+ $0/u_{10}$
A_7 = $0/u_1$+ $0/u_2$+ $0/u_3$+ $0/u_4$+ $0/u_5$+ $0.5/u_6$+ $1/u_7$+ $0.5/u_8$+ $0/u_9$+ $0/u_{10}$
A_8 = $0/u_1$+ $0/u_2$+ $0/u_3$+ $0/u_4$+ $0/u_5$+ $0/u_6$+ $0.5/u_7$+ $1/u_8$+ $0.5/u_9$+ $0/u_{10}$
A_9 = $0/u_1$+ $0/u_2$+ $0/u_3$+ $0/u_4$+ $0/u_5$+ $0/u_6$+ $0/u_7$+ $0.5/u_8$+ $1/u_9$+ $0.5/u_{10}$
A_{10} = $0/u_1$+ $0/u_2$+ $0/u_3$+ $0/u_4$+ $0/u_5$+ $0/u_6$+ $0/u_7$+ $0/u_8$+ $0.5/u_9$+ $1/u_{10}$

Tabel 4.
Fuzzifikasi

Date	IHSG	*Linguistic value*
9/30/2013	4316.18	A_4
10/1/2013	4345.90	A_5
10/2/2013	4387.60	A_6
10/3/2013	4418.64	A_7
…	…	…
…	…	…
1/15/2014	4441.59	A_8
1/16/2014	4412.49	A_7
1/17/2014	4412.23	A_7

Berdasarkan tabel fuzzifikasi dapat ditetapkan relasi *fuzzy logic* dan mengklasifikasi relasi *fuzzy logic* dengan *all relationship* untuk menetapkan bobot pada kelompok relasi *fuzzy logic* dan ditransfer ke dalam matriks pembobotan yang dinormalisasi $(W_n(t))$. Pada tabel fuzzifikasi, relasi *fuzzy logic* terlihat sebagai berikut :

$A_4 \rightarrow A_5$, $A_5 \rightarrow A_6$, $A_6 \rightarrow A_7$, …, $A_8 \rightarrow A_7$, $A_7 \rightarrow A_7$.

Tabel 5.
Bobot pada Kelompok Relasi *Fuzzy Logic*

X(t-1)	*X(t)*									
	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7	A_8	A_9	A_{10}
A_1	2	4	0	0	0	0	0	0	0	0
A_2	4	2	2	2	0	0	0	0	0	0
A_3	0	3	3	1	0	1	0	0	0	0
A_4	0	1	1	2	3	1	0	0	0	0
A_5	0	0	2	1	1	2	0	0	0	0
A_6	0	0	0	1	1	1	2	2	0	0
A_7	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0
A_8	0	0	0	0	0	1	2	1	2	0
A_9	0	0	0	0	0	0	0	2	4	2
A_{10}	0	0	0	0	0	0	0	0	2	6

Tabel 6.
Bobot Ternormalisasi

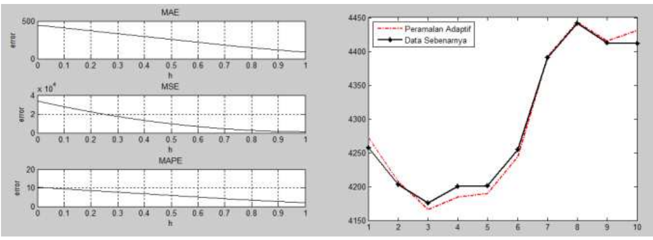
X(t-1)	*X(t)*									
	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7	A_8	A_9	A_{10}
A_1	1/3	2/3	0	0	0	0	0	0	0	0
A_2	2/5	1/5	1/5	1/5	0	0	0	0	0	0
A_3	0	3/8	3/8	1/8	0	1/8	0	0	0	0
A_4	0	1/8	1/8	¼	3/8	1/8	0	0	0	0
A_5	0	0	1/3	1/6	1/6	1/3	0	0	0	0
A_6	0	0	0	1/7	1/7	1/7	2/7	2/7	0	0
A_7	0	0	0	0	1/4	1/4	1/4	1/4	0	0
A_8	0	0	0	0	0	1/6	1/3	1/6	1/3	0
A_9	0	0	0	0	0	0	0	1/4	1/2	1/4
A_{10}	0	0	0	0	0	0	0	0	1/4	3/4

Untuk menghasilkan nilai peramalan, matriks bobot $(W(t))$ yang telah dinormalisasi menjadi $(W_n(t))$ tersebut kemudian dikalikan dengan matriks defuzifikasi L_{df}.

Tabel 7.
Nilai Peramalan

Data Pengujian	Nilai Peramalan	Nilai Error
4327.27	*	*
4257.66	4312.41	-54.75
4202.81	4253	-50.19
4175.81	4212.2	-36.39
4200.59	4192	8.59
4201.22	4212.2	-10.98
4254.97	4212.2	42.77
4390.77	4253	137.77
4441.59	4389.1	52.49
4412.49	4438.7	-26.21
4412.23	4393.9	18.33

Dari peramalan diperoleh peramalan adaptif yang terbaik dengan nilai h = 1 dan memiliki nilai MAE = 92,9806, MSE = 1214,7 dan MAPE = 2,1779.

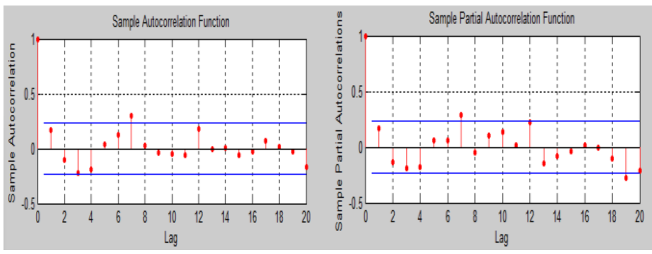


Gambar 1. Error dan nilai peramalan pada data pengujian

B. *Metode Box-Jenkins (ARIMA)*

Syarat utama suatu data dapat diramalkan dengan metode Box-Jenkins (ARIMA) adalah data harus stationer.

Data yang telah stationer dapat dilakukan pendugaan model dengan melihat plot ACF dan PACF nya. Plot ACF dan PACF ditunjukkan pada Gambar 2 sebagai berikut.



Gambar 2. ACF dan PACF Data IHSG Terdifferencing

Terlihat pada Gambar 2 plot PACF *cuts off* pada lag ke-7, dugaan model sementara untuk data IHSG adalah ARIMA([7],1,0). Setelah didapatkan dugaan model sementara, selanjutkan dilakukan estimasi parameter tanpa konstanta .

Tabel 8.
Estimasi Parameter

Model yang diduga	Parameter	Estimasi	SE	t-value
ARIMA([7],1,0)	AR[7]=Ø7	0,414736	0,120941	3,42925

Pengujian parameter dilakukan dengan uji-t, akan ditunjukkan untuk model ARIMA([7],1,0).

Hipotesis:

H_0 : Ø7 = 0 (parameter model tidak signifikan)

H_1 : Ø7 ≠ 0 (parameter model signifikan)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{Ø7}{st.(Ø7)} = \frac{0{,}414736}{0{,}120941} = 3{,}42925$$

$$t_{tabel} = t_{0{,}025;70} = 1{,}994$$

dengan $\alpha = 0.05$, karena $|t_{hitung}| > t_{0{,}025;59}$ maka H_0 ditolak artinya parameter model signifikan.

Selanjutnya akan dilakukan uji diagnostik yang meliputi uji asumsi *white noise* menggunakan Uji Ljung-Box dan distribusi normal dengan uji Kolmogorov Smirnov. Untuk uji asumsi *white noise* dengan menggunakan $\alpha = 0.05$, jika $Q < \chi^2_{(\alpha;k-p-q)}$, maka residual *white noise* atau jika *p-value* lebih besar dari 5% maka residual *white noise* .

Tabel 9.
Uji Asumsi *White Noise* ARIMA([7],1,0)

Lag	p-value	chi-square	Q-stat	Keterangan
6	0,0985	9,4877	7,8178	*White Noise*
12	0,3228	18,.307	11,4603	*White Noise*
18	0,6072	26,2962	13,2962	*White Noise*

Tabel 10.
Uji Kolmogorov-Smirnov

Model yang Diduga	p-value	D-Stat
ARIMA([7],1,0)	0,6245	0,0550

Pengujian asumsi residual berdistribusi normal menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov.

Hipotesis :

H_0: $F(x) = F_0(x)$ (residual berdistribusi normal)

H_1: $F(x) \neq F_0(x)$ (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji untuk ARIMA([7],1,0):

$$D = \sup_x |S(x) - F_0(x)| = 0{,}0550$$

$$D_{0.05;72} = 0{,}1602$$

dengan $\alpha = 5\%$, karena $D < D_{0.05;72}$ maka gagal tolak H_0, sehingga residual model ARIMA([7],1,0) berdistribusi normal.

Tahapan selanjutnya adalah dilakukan *overfitting* yang ditunjukkan pada Tabel 12. Dari hasil *overfitting* diperoleh bahwa model yang memenuhi adalah ARIMA(0,1,[7]), ARIMA([19],1,[7]) dan ARIMA([7],1,0). Suatu hasil peramalan dapat dikatakan baik jika nilai dari model peramalannya dekat dengan data aktual serta memiliki tingkat kesalahan yang paling kecil. Untuk kriteria pemilihan model terbaik dipilih berdasarkan nilai MSE,MAE, dan MAPE yang terkecil.

Tabel 11.
Hasil Uji Semua Kemungkinan Model

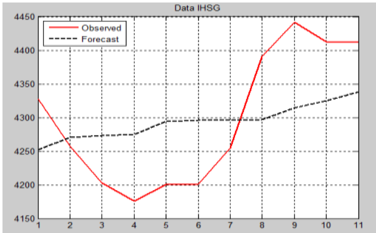
ARIMA	Parameter Signifikan	Uji Residual (*White Noise*)	Uji Normal
([7],1,[7])	×	√	√
(0,1,[7])	√	√	√
([7][19],1,0)	×	√	√
([19],1,0)	×	×	√
([7][19],1,[7])	×	√	√
([19],1,[7])	√	√	√
([7],1,0)	√	√	√

Tabel 12.
Nilai Ketepatan Model

ARIMA	MAE	MSE	MAPE
([7],1,0)	882,8	77.320	20,5041
(0,1,[7])	896,02	82.302	20,7902
([19],1,[7])	868,87	78.146	20,1827

Berdasarkan perhitungan pada Tabel 13 diperoleh model yang memiliki nilai ketetapan yang lebih kecil dibanding model lainnya adalah ARIMA ([19],1,[7]) sehingga model

ARIMA([19],1,[7]) adalah model yang paling baik pada data observasi.

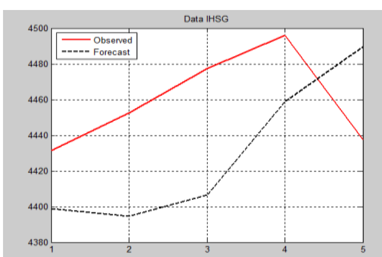


Gambar 3. Peramalan Data Pengujian dengan ARIMA([19],1,[7])

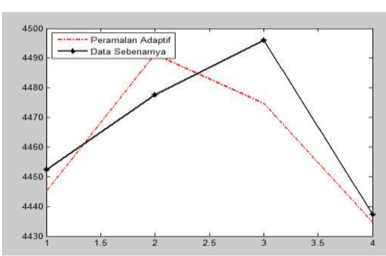
C. Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Cheng dan Metode Box-Jenkins

Dari hasil peramalan dengan menggunakan metode *fuzzy time series* Cheng diperoleh nilai MAE=92,9806, MSE=1214,7, dan MAPE=2,1779. Metode Box-Jenkins dengan model ARIMA([19],1,[7]) diperoleh nilai MAE=868,87, MSE=78.146, dan MAPE=20,1827. Hal tersebut menunjukkan bahwa metode *fuzzy time series* Cheng memiliki nilai ketetapan yang lebih kecil dari metode Box-Jenkins. Selain nilai ketetapan pada data pengujian untuk mengetahui metode yang lebih baik dilakukan peramalan jangka pendek dan peramalan jangka panjang. Untuk peramalan jangka pendek ditetapkan 5 periode ke depan setelah terpilihnya model dari masing-masing metode yaitu dari data pada tanggal 20 sampai 24 Januari 2014.

Pada peramalan jangka pendek dengan model ARIMA([19],1,[7]) didapatkan nilai MAE=251,1388, MSE=13.591, dan MAPE=5,6309.



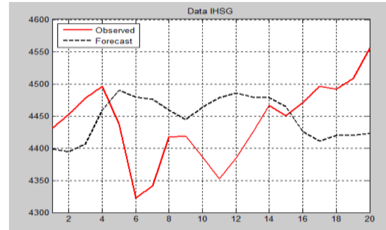
Gambar 4. Peramalan Jangka Pendek dengan ARIMA([19],1,[7])



Gambar 5. Peramalan Jangka Pendek dengan *Fuzzy Time Series* Cheng

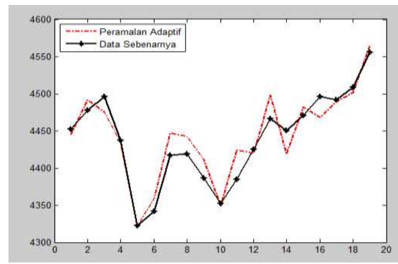
Pada peramalan jangka pendek dengan *fuzzy time series* Cheng yang ditunjukkan pada Gambar 5 didapatkan nilai MAE=44,8960, MSE=699,92, dan MAPE=1,0022. Dari perbandingan nilai ketetapan peramalan jangka pendek pada masing-masing metode diperoleh metode *fuzzy time series* Cheng lebih akurat dibandingkan metode Box-Jenkins.

Peramalan jangka panjang ditetapkan 20 periode ke depan yaitu dari data pada tanggal 20 Januari 2014 sampai 17 Februari 2014.



Gambar 6. Peramalan Jangka Panjang dengan ARIMA([19],1,[7])

Peramalan jangka panjang dengan ARIMA([19],1,[7]) pada Gambar 6 didapatkan nilai MAE=1.416,9, MSE=133.780 dan MAPE=32,0134. Metode *Fuzzy Time Series* Cheng yang ditunjukkan pada Gambar 7 didapatkan nilai MAE=311,09, MSE=7.732,1, dan MAPE=7,0092. Sehingga didapatkan metode *Fuzzy Time Series* Cheng lebih akurat daripada metode Box-Jenkins.



Gambar 7. Peramalan Jangka Panjang dengan *Fuzzy Time Series* Cheng

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut.

1. Dari perhitungan nilai MAE, MSE, dan MAPE pada data metode yang paling sesuai pada metode Box-Jenkins untuk memprediksi IHSG adalah ARIMA([19],1,[7]).
2. Peramalan dengan metode *fuzzy times series* Cheng pada data pengujian dipilih h=1 karena menghasilkan nilai MAE, MSE, MAPE terkecil dengan h adalah nilai parameter berkisar antara 0,001-1.
3. Nilai ketepatan metode *fuzzy times series* Cheng adalah MAE=92,9806, MSE=1214,7 dan MAPE=2,1779 sedangkan metode Box-Jenkins untuk ARIMA([19],1,[7]) diperoleh nilai MAE=868,87, MSE=78.146 dan MAPE=20,1827. Dan pada peramalan jangka pendek dan jangka panjang didapatkan bahwa metode *fuzzy times series* Cheng memiliki ukuran kesalahan yang lebih kecil dari metode Box-Jenkins maka pada tugas akhir ini disimpulkan bahwa metode *fuzzy times series* Cheng adalah metode yang lebih baik untuk memprediksi IHSG daripada metode Box-Jenkins.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Fahmi,Taufan.,Sudarno,dan Wulandari, Yuciana. (2013). "*Perbandingan Metode Pemulusan Eksponensial Tunggal dan Fuzzy Time Series untuk Memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan*". Tugas Akhir. Jurusan Statistika FSM Universitas Diponegoro.Semarang.

[2] Cheng *et al.*2008."*Fuzzy-Time Series Based on Adaptive Expectation Model for TAIEX forecasting*". Expert System Application Vol. 34. Hal. 1126-1132.

[3] Makridakis,S.,Wheelwright,S.C dan McGee,V.E.(1999). "*Metode dan Aplikasi Peramalan* (Terjemahan Ir. Hari Suminto)".Binarupa Aksara. Jakarta