

Prosedur *Triangular Fuzzy Number* Simetris Berdasarkan Standar Deviasi Data Pada Model *Autoregressive*

(Studi Kasus: Prediksi Nilai Tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika)

Riswan Efendi^{*}, Sirda Yeni, Ari Pani Desvina, Rahmadeni

Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi,
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru 28293
^{*}riswan.efendi@uin-suska.ac.id; sirdayeni23@gmail.com;

Abstrak

Beberapa prosedur pembentukan *triangular fuzzy number* dalam prediksi data *time series* sudah diperkenalkan. Namun pembentukan tersebut belum mencapai standar yang diharapkan, sehingga tidak mudah untuk diikuti dan diaplikasikan pada data prediksi atau tujuan lainnya. Dimotivasi oleh keadaan tersebut, maka kami tertarik untuk membentuk sebuah prosedur baru *triangular fuzzy number* (TFN) simetris berdasarkan standar deviasi data. Selanjutnya TFN data tersebut akan digunakan untuk membangun model *autoregressive* pada peramalan nilai tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa akurasi model *autoregressive single point* lebih besar dari TFN simetris. Dengan kata lain, prosedur baru TFN yang disarankan dapat dijadikan sebagai salah satu persiapan data input untuk meningkatkan akurasi hasil peramalan. Menariknya, melalui model *autoregressive TFN* simetris ini dapat ditentukan tiga peramalan secara serentak yaitu nilai tukar terendah, medium dan tertinggi.

Kata kunci: Model *Autoregressive*, Nilai tukar, *Triangular Fuzzy Number*, Peramalan, Standar Deviasi

Abstract

Some procedures have been introduced for symmetrical *triangular fuzzy numbers* in *time series* data predictions. However, these procedures are not yet reached the expected standard, so it is not easy to follow and applied to predictive data or other purposes. Based on these conditions, we are interested in establishing a new symmetrical *triangular fuzzy number* (TFN) procedure based on standard deviation data. Furthermore, the TFN data will be used to build an *autoregressive* model for forecasting the exchange rate of the Rupiah toward the US Dollar. The results indicate that the accuracy of the *single point autoregressive model* is greater than the symmetrical TFN. In other words, the proposed TFN procedure can be used as an alternative for input data in improving the model accuracy. Interestingly, through this symmetrical TFN *autoregressive* model, three predictions can be determined simultaneously, such as the lowest, medium and highest exchange rates.

Keywords: *Autoregressive Model*, Exchange Rate, *Triangular Fuzzy Number*, Forecasting, Standard Deviation

1. Pendahuluan

Peramalan memegang peranan yang penting dalam kehidupan, suatu kejadian yang belum diketahui dapat diprediksi dengan menggunakan data-data historis dari kejadian tersebut. Model *time series* sering digunakan dalam melakukan peramalan terhadap data-data historis, sebagai contoh dalam mengamati kecepatan angin, tekanan darah dalam tubuh dan transaksi bursa saham baik domestik maupun internasional, kebutuhan listrik, nilai tukar dan lain sebagainya [7]. Metode penelitian yang telah dilakukan pada data *time series* statistik yaitu dengan menggunakan berbagai model seperti, *exponential smoothing*, *autoregressive* (AR), *moving average* (MA) dan *autoregressive moving average* (ARMA) [6]. Beberapa model *time series* yang di terapkan dalam penelitian seperti *fuzzy time series non-stasioner* [5] dan ARIMA Box-Jenkins [4]. Selain itu model peramalan lain adalah model peramalan yang didasarkan pada kecerdasan buatan seperti jaringan syaraf (*neural network*), *hybrid*, *wavelet*, maupun *fuzzy system* [5].

Metode yang sering digunakan dalam berbagai penelitian banyak mengaplikasikan data dengan input data *single point* (titik tunggal). Dalam membangun model peramalan, data *single point* (titik tunggal) masih berlaku dan digunakan sebagai input. Namun, data *single point* tidak dijamin sebagai input yang dapat digunakan untuk data peramalan. Oleh karena itu, memvalidasi data *single point* untuk mencapai akurasi yang lebih baik dalam membangun model peramalan harus dipertimbangkan. Sebagai ilustrasi, jika data nilai tukar rupiah diamati

lebih dari dua kali (beberapa pengamatan) sehari. Peneliti akan menggunakan data rata-rata untuk mewakili pengamatan sehari-hari secara umum. Maka akan ada kemungkinan ketika standar deviasi (*volatilitas*) dari data rata-rata sangat besar karena berbagai alasan seperti, kesalahan manusia, kesalahan mesin, alat ukur tidak berfungsi dengan baik, atau masalah politik lainnya terjadi selama prosedur pengumpulan data. Jika data *single point* digunakan dalam membangun model peramalan, akhirnya masalah standar deviasi yang besar dapat berkontribusi untuk meningkatkan kesalahan peramalan secara tidak langsung[2].

Mengevaluasi input data nilai tukar akan lebih *logic* jika data disajikan dalam bentuk acak fuzzy. Potensi teori fuzzy dalam meningkatkan model peramalan dapat ditemukan dalam berbagai aplikasi karena kelebihan yang terkenal dalam menjembatani kesenjangan antara data numerik (informasi kuantitatif) dan pernyataan linguistik (informasi kualitatif) [2]. Input data dalam bentuk fuzzy telah dilakukan dalam beberapa penelitian menggunakan Triangular fuzzy number simetris dengan sebaran bilangan bulat $k=1,2,3,\dots,n$ [3] dan data *low-high* [2]. Dalam aplikasi lain [2] menekankan pentingnya menyesuaikan penyebaran kiri kanan dari angka fuzzy segitiga (TFN) dalam data beban listrik tahunan Taiwan.

Motivasi utama dari jurnal ini adalah model peramalan dengan modifikasi input data menggunakan prosedur TFN dengansebarannya bersarkan standar deviasi data. Kontribusi utama makalah ini yaitu untuk membangun model peramalan Aurogressive dengan prosedur TFN simetris pada data nilai tukar Rupiah terhadap Dollar. Selain itu, pengaruh prosedur TFN terhadap akurasi peramalanakan dilihat dengan memandingkan masing-masing nilai error data training dan data Testing.

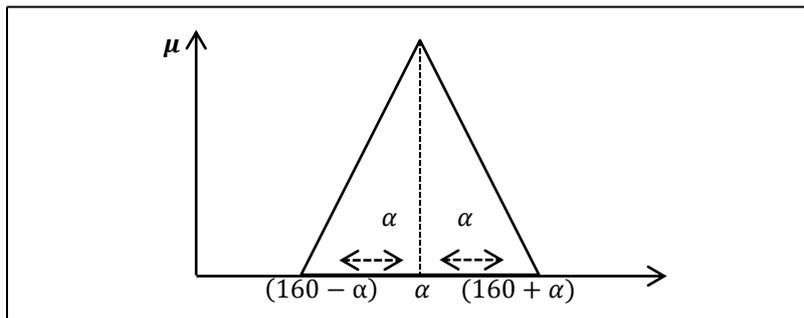
2. Landasan Teori

2.1. Triangular Fuzzy Number

TFN dilambangkan dengan $M = (m, \alpha, \beta)$ yang memiliki fungsi keanggotaan[2]

$$\begin{cases} 0, & \text{untuk } x, m - \alpha \\ 1 - \frac{m - x}{\alpha}, & \text{untuk } m - \alpha < x, m \\ 1, & \text{untuk } x = m \\ 1 - \frac{m - x}{\beta}, & \text{untuk } m < x < m + \beta \\ 0, & \text{untuk } x > m + \beta \end{cases} \quad (1)$$

Titik m , dengan nilai keanggotaan 1 disebut nilai rata-rata dan α, β adalah sisi kiri dan sisi kanan sebaran masing-masing m . Sebuah TFN dikatakan simetris jika kedua sebarannya sama, yaitu jika $\alpha = \beta$ dan terkadang dilambangkan dengan $M = m, \alpha$. Berdasarkan Definisi 1, dapat dijelaskan dengan ilustrasi yaitu ada kemungkinan terjadi bahwa beberapa data atau angka tidak dapat ditentukan secara tepat atau akurat karena kesalahan dari teknik pengukuran atau instrumen dan lain-lain. Misalnya, jika tinggi seseorang tercatat sebagai 160 cm, akan tetapi ada kemungkinan itu bukanlah tinggi badan yang akurat. Kenyataannya, tingginya sebenarnya sekitar 160 cm dan mungkin sedikit lebih atau kurang dari 160 cm. Dengan demikian ketinggian seseorang dapat ditulis lebih tepat sebagai angka fuzzy segitiga $(160 - \alpha, 160, 160 + \alpha)$, di mana α adalah sebaran kiri dan kanan. Secara umum, simetri TFN "a" dapat ditulis sebagai $(a - \alpha, a, a + \alpha)$, di mana α adalah sebaran kiri dan kanan masing-masing. Atau $(a - \alpha, a, a + \alpha)$ dapat ditulis sebagai (a, α) . Untuk lebih jelasnya bentuk TFN simetris dapat juga disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Bentuk Triangular Fuzzy Number Simetris

2.2. Model Autoregressive

AR(p) adalah model linier yang paling dasar untuk proses stasioner. Model ini dapat diartikan sebagai proses hasil regresi dengan dirinya sendiri[1]. Secara matematis dapat dituliskan :

$$Y_t = a + b_1 Y_{t-1} + b_2 Y_{t-2} + \dots + b_p Y_{t-p} + e_t; \quad (2)$$

Pada Pers. (2) Y_t merupakan hasil penjumlahan dari komponen konstanta (a), $b_1 Y_{t-1}$ merupakan komponen data pada satu periode sebelumnya dikalikan dengan koefisien autoregresinya, $b_2 Y_{t-2}$ merupakan komponen data pada dua periode sebelumnya dikalikan dengan koefisien autoregresinya, $b_p Y_{t-p}$ merupakan komponen data pada p periode sebelumnya dikalikan dengan koefisien autoregresinya. e_t merupakan komponen residu atau *error* modelnya pada periode tersebut. Model Autoregresi yang digunakan penulis dalam penelitian khususnya adalah model Autoregressive tingkat 1 (AR(1)). Model autoregresi tingkat 1 atau proses AR(1), secara matematis didefinisikan:

$$Y_t = a + b_1 Y_{t-1} + e_t \quad (3)$$

Pada Pers. (3) Y_t merupakan hasil penjumlahan dari komponen konstanta (a), $b_1 Y_{t-1}$ merupakan komponen data pada satu periode sebelumnya dikalikan dengan koefisien autoregresinya. e_t merupakan komponen residu atau *error* modelnya pada periode tersebut. Sedangkan untuk model autoregresi 2 atau AR (2) hanya menambahkan b_2 untuk koefisien AR ke-2 pada data periode Y_{t-2} demikian untuk AR (3), AR(4) dan seterusnya.

2.3. Tahap-tahap Pembentukan Model Peramalan Box-Jenkins

Menurut Box-Jenkins, ada 4 tahap penting yang harus dilakukan dalam membangun model peramalan *time series* yaitu:

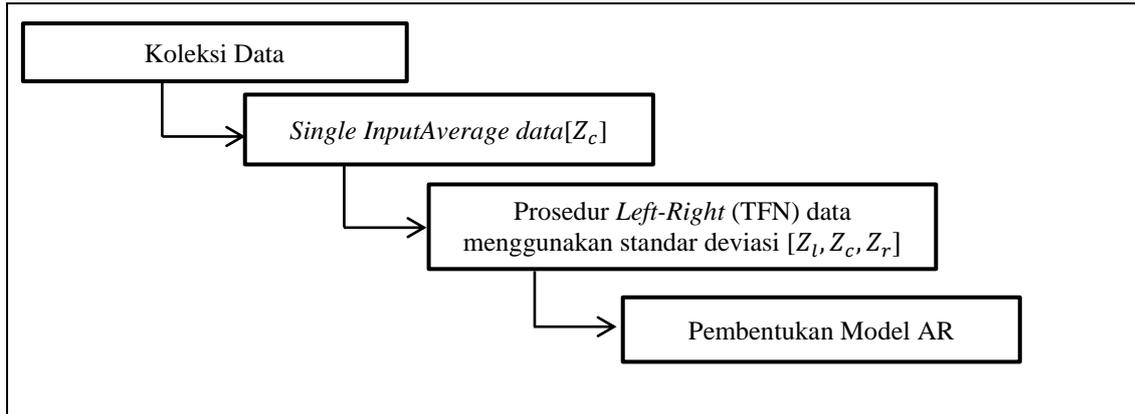
- Tahap 1: Identifikasi kestasioneran data,
- Tahap 2: Menentukan parameter model,
- Tahap 3: Verifikasi model,
- Tahap 4: Peramalan.

3. Hasil dan Analisis

3.1. Persiapan Data

Prosedur persiapan input data dalam penelitian ini yaitu memodifikasi input data *single point* menjadi bentuk TFN menggunakan prosedur penyebaran left-right yang simetris. Untuk mencapai prosedur simetri left-right (LRS) haruslah konsisten untuk membangun model yang diinginkan. Pada penelitian ini penulis mengusulkan persiapan input data dengan sebaran TFN simetris menggunakan standard deviasi data sebagai berikut :

$$Z_t^{left} - Std.Dev, Z_t^{Center}, Z_t^{Right} + Std.Dev. \quad (4)$$



Gambar 2. Persiapan Input Data Menggunakan Prosedur TFN

Pada Gambar 2 prosedur persiapan input data diatas akan diaplikasikan pada data nilai tukar Rupiah kurs jual dan kurs beli terhadap Dollar Amerika. Dari hasil perhitungan dengan bantuan *Microsoft excel* diperoleh standar deviasi data kurs jual sebesar 99,58446 dan standar deviasi data kurs beli sebesar 98,53135. Berikut bentuk persiapan data yaitu dengan metransformasikan data nilai tukar Rupiah kurs jual dan kurs beli terhadap Dollar dari bentuk *single point* ke bentuk TFN simetris

Tabel 1. Transformasi Data *Single point* ke TFN Simetris

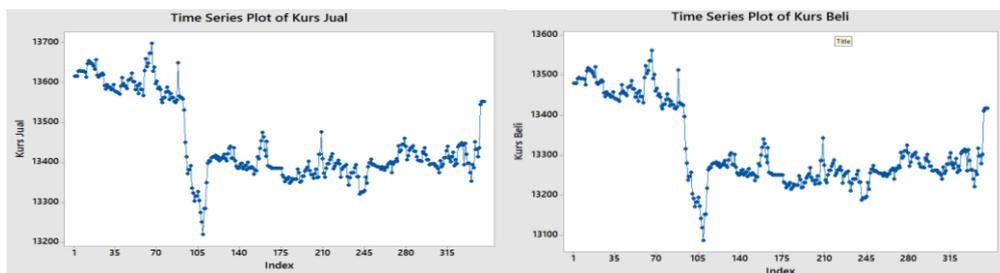
Hari (t)	Kurs Jual			Kurs Beli		
	Z_t^{Right}	Z_t^{Center}	Z_t^{Left}	Z_t^{Right}	Z_t^{Center}	Z_t^{Left}
1	13516.42	13616	13715.58	13381.47	13480	13578.53
2	13516.42	13616	13715.58	13381.47	13480	13578.53
3	13516.42	13616	13715.58	13381.47	13480	13578.53
...
346	13452.42	13552	13651.58	13319.47	13418	13516.53

3.2. Peramalan Model AR(1)

Pembentukan model peramalan nilai tukar rupiah terhadap dollar sesuai dengan metode *time series* Box Jenkins dilakukan dengan empat tahap, yaitu :

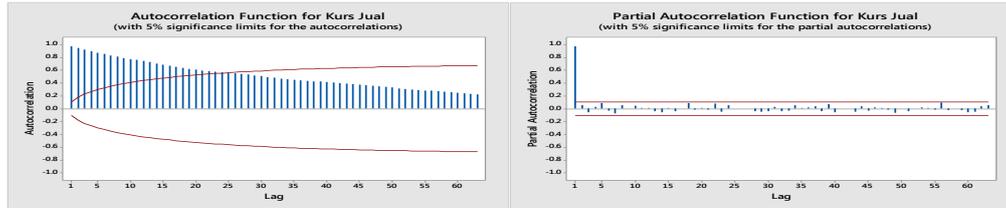
Tahap 1. Identifikasi Kestasioneran Data

Identifikasi kestasioneran data meliputi identifikasi secara visual (kasat mata) dilihat dari plot data aktual kemudian dilanjutkan dengan menggunakan pasangan *autocorrelation function* (ACF) dan *partialautocorrelation function* (PACF). Berikut adalah plot data actual, ACF dan PACF nilai tukar Rupiah terhadap Dollar (kurs jual dan kurs beli) :

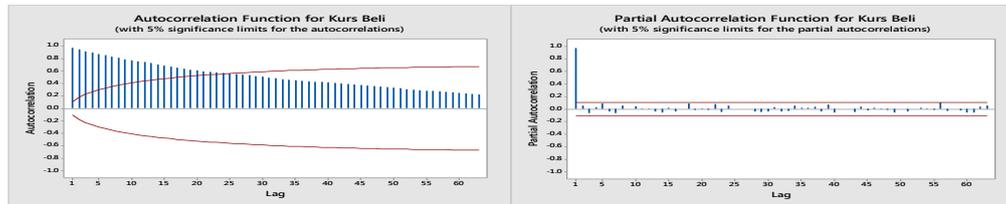


Gambar 3. Grafik Kurs Jual dan Kurs Beli

Berdasarkan Gambar 3 menunjukkan bahwa terjadi kestabilan nilai tukar rupiah terhadap Dolar Amerika pada periode 1 sampai periode 90 kemudian turun cukup tajam pada periode 105 dan kembali stabil hingga akhir periode. Secara kasat mata pola data seperti ini diasumsikan cenderung sudah stasioner. Selanjutnya untuk dapat memperjelas kestasioneran data dapat dilihat pola pasangan ACF dan PACF, seperti pada gambar berikut :



Gambar 4. Plot ACF dan PACF Kurs Jual



Gambar 5. Plot ACF dan PACF Kurs Beli

Berdasarkan Gambar 4 dan 5 dapat dijelaskan bahwa lag-lag pada ACF kurs jual dan kurs beli turun secara bertahap menuju ke-0. Selanjutnya grafik pasangan PACF menunjukkan bahwa lag-lag pada PACF kurs jual dan kurs beli turun secara eksponensial ke-0 setelah lag ke-1, hal ini berarti data stasioner pada model AR(1).

Tahap 2. Menentukan Parameter

Menentukan parameter pada model yaitu dengan menggunakan metode kuadrat terkecil, pengolahan data menggunakan bantuan *software* Minitab. Berikut ini disajikan parameter model AR(1) dari data single point dan TFN dalam tabel berikut :

Tabel 2. Estimasi Parameter

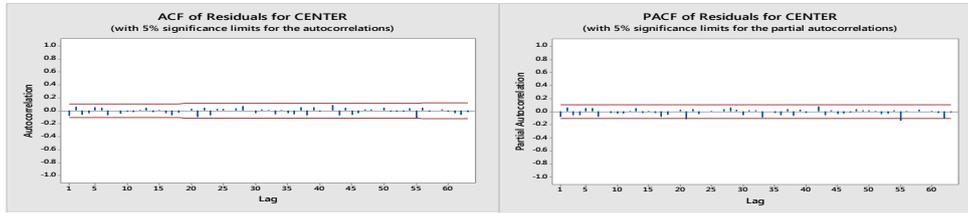
	Model AR(1)		Parameter	Koefisien	SE Koefisien	P-Value
Kurs jual	Single Point		φ_1	0.9835	0.0113	0.000
			Konstanta	222.281	1.173	0.000
	TFN	Left	φ_1	0.9835	0.0113	0.000
		Right	φ_1	0.9835	0.0113	0.000
Kurs beli	Single point		φ_1	0.9835	0.0113	0.000
			Konstanta	220.037	1.162	0.000
	TFN	Left	φ_1	0.9835	0.0113	0.000
		Right	φ_1	0.9835	0.0113	0.000
			Konstanta	221.661	1.162	0.000
			Konstanta	223.924	1.173	0.000

Selanjutnya setelah parameter model AR(1) diperoleh, maka akan dilakukan uji statistik terhadap parameter dan konstanta menggunakan uji signifikan dengan membandingkan nilai *P-value* terhadap level toleransi 0,05. Jika *P-value* < 0,05 signifikan dan sebaliknya. Berdasarkan hasil tabel diatas di peroleh nilai *P-value* kurs jual dan kurs beli dari data *single point* dan TFN sebesar $0,000 < 0,05$, Artinya Parameter pada model AR(1) untuk *single point* dan TFN adalah signifikan.

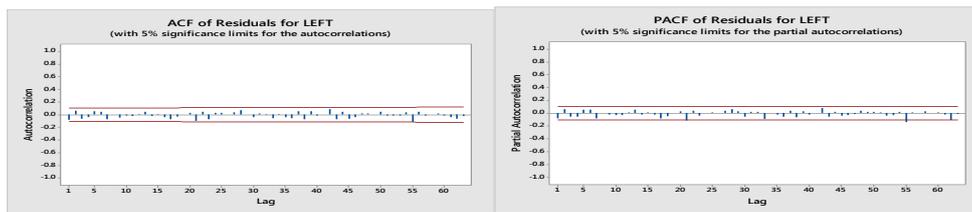
Tahap 3. Verifikasi Model

Selanjutnya dilakukan uji independensi residual dengan melihat pasangan ACF dan PACF residual model. Berikut adalah pasangan ACF dan PACF residual model AR(1) :

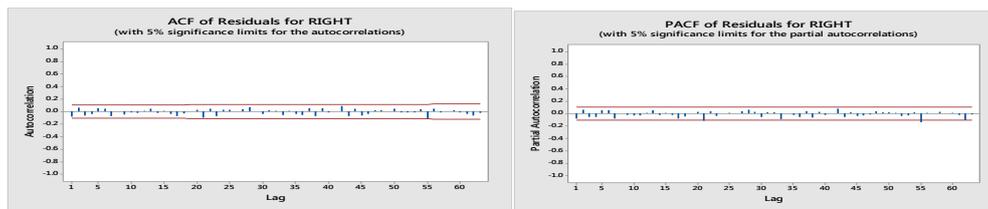
a. Independensi residual



Gambar 6. Plot Residual ACF dan Residual PACF Data *Single Point*



Gambar 7. Plot Residual ACF dan Residual PACF Data *Left*



Gambar 8. Plot Residual ACF dan Residual PACF Data *Right*

Berdasarkan plot pada Gambar 6,7 dan 8 dapat dilihat bahwa lag-lag dari ACF dan PACF berarti bahwa tidak adanya korelasi residual yang signifikan antar lag sehingga model layak digunakan dalam peramalan. Uji independensi selanjutnya dilakukan dengan membandingkan nilai *P-value* pada output proses *Ljung-Box-Pierce* dengan level toleransi (α). Berikutakan disajikan Output Uji Proses *Ljung-Box-Pierce* :

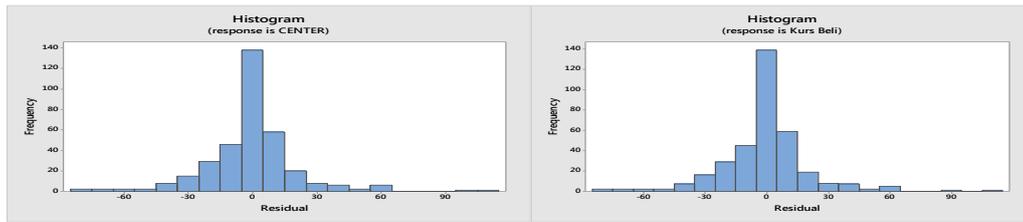
Tabel 3. Nilai *P-value Ljung-Box-Pierce*

Lag	<i>P-value AR(1)</i>					
	<i>Single point</i>		<i>Left</i>		<i>Right</i>	
	Kurs jual	Kurs Beli	Kurs Jual	Kurs Beli	Kurs Jual	Kurs Beli
Lag 12	0.396	0.394	0.396	0.394	0.396	0.394
Lag 24	0.517	0.520	0.512	0.520	0.512	0.520
Lag 36	0.764	0.761	0.764	0.761	0.764	0.761
Lag 48	0.691	0.682	0.691	0.682	0.691	0.682

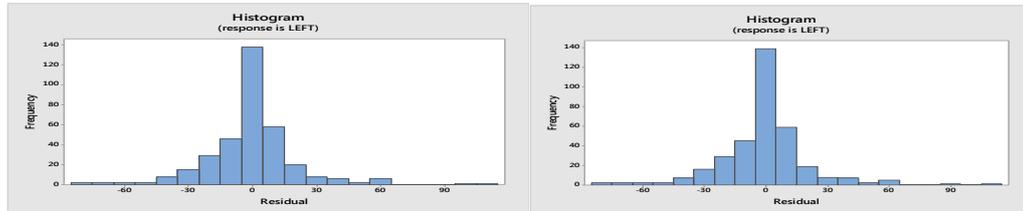
Berdasarkan Tabel 3 diatas untuk model AR(1) *single point* dan TFN pada lag 12 residual model memenuhi proses random karena nilai *P-value* kurs jual ($0,396 > 0,05$) dan *P-Value* kurs beli ($0,394 > 0,05$). Begitu pula pada lag 24, 36 dan 48 nilai *P-value* $> \alpha$ ($0,05$). Sehingga dapat disimpulkan bahwa kedua model telah memenuhi proses random.

b. Uji Kenormalan Residual

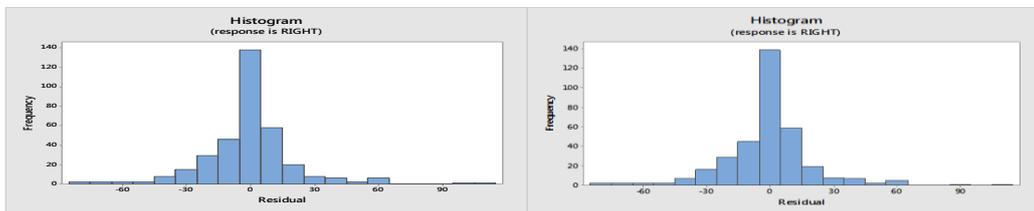
Selain menggunakan uji independensi, pada penelitian juga akan dilakukan uji kenormalan residual dengan melihat histogram residual pada model berikut:



Gambar 9. Histogram Residual Data Single Point



Gambar 10. Histogram Residual Data Left

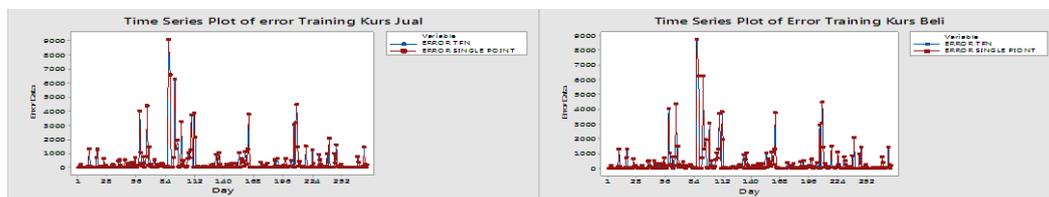


Gambar 11. Histogram Residual Data Right

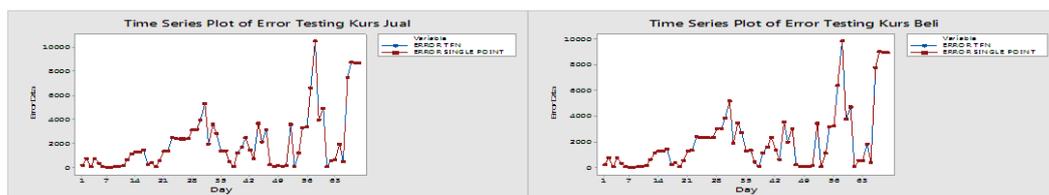
Gambar 9,10 dan 11 diatas dapat dilihat bahwa histogram residual dari input data *single point* dan TFN kurs jual dan kurs beli sudah berbentuk seperti kurva normal, hal ini berarti residual sudah memenuhi asumsi kenormalan. Berdasarkan uji yang telah dilakukan pada model AR(1), model telah memenuhi syarat uji independensi dan uji kenormalan residual sehingga kedua model dapat digunakan sebagai model untuk peramalan.

Tahap 4. Peramalan

Proses yang dilakukan pada tahap ini adalah peramalan pada data *training*, *testing* dan peramalan data nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika pada tahun 2017. Dalam penelitian ini data *actual* berjumlah 346 data, adapun data pada periode *training* dengan mengambil 80% dari data *actual* dengan jumlah 277, sedangkan 20% dari data *actual* dengan jumlah 69 data digunakan sebagai data *testing*. Dari hasil perhitungan peramalan data *training* dan *testing* di peroleh error data kurs jual dan kurs beli *single point* dan TFN akan disajikan pada gambar berikut :

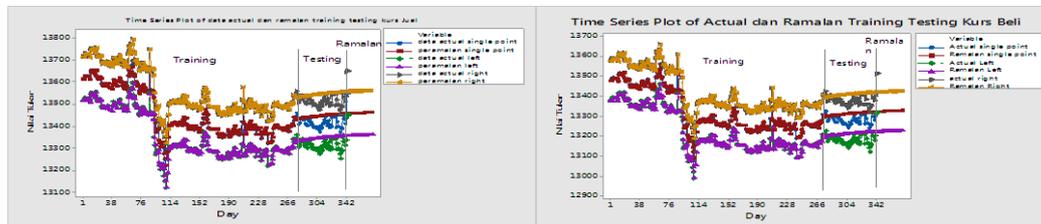


Gambar 12. Plot Error Data Training TFN dan Single Point Kurs Jual dan Kurs Beli



Gambar 13. Plot Error Data Testing TFN dan Single Point Kurs Jual dan Kurs Beli

Berdasarkan hasil plot error data pada Gambar 12 dan 13 terlihat bahwa pada data training dan testing pada kurs jual dan kurs beli garis error data TFN lebih rendah di bandingkan garis error *single point*. Artinya input data TFN simetris pada kurs jual dan kurs beli ini lebih baik digunakan dibandingkan input data *single point* sehingga dapat meningkatkan akurasi peramalan. Untuk melihat hasil ramalan TFN dari kurs jual dan kurs beli untuk periode 31 hari berikutnya akan disajikan pada gambar berikut :



Gambar. 14 Plot Prediksi Data Training, Testing dan Hasil Ramalan TFN Kurs Jual dan Kurs Beli

Berdasarkan Gambar 14 terlihat bahwa peramalan pada data *training* kurs jual dan kurs beli mengikuti pola data *actual*, hal itu dikarenakan peramalan pada data *training* menggunakan unsur data actual nilai tukar Rupiah terhadap Dollar. Sedangkan *forecasting* (peramalan) pada data *testing* kurs jual dan kurs beli menunjukkan bahwa nilai tukar Rupiah terhadap Dollar pada data hari ke 278 pada peramalannya ada yang mengikuti pola data *actual* dan ada yang tidak mengikuti pola data *actual*, hal ini dikarenakan tidak adanya unsur data *actual* yang digunakan dalam peramalan, tetapi menggunakan data hasil peramalan *training*. Selanjutnya untuk pola *forecasting* (peramalan) nilai tukar Rupiah (kurs jual dan kurs beli) terhadap Dollar Amerika mengalami peningkatan untuk periode 31 hari kedepannya yaitu pada bulan Januari 2018.

4. Kesimpulan

Pada penelitian ini, prosedur baru dalam membentuk TFN simetris telah dibahas dengan menggunakan pendekatan baru yaitu standar deviasi data. Prosedur ini, jika dibandingkan dengan prosedur-prosedur TFN sebelumnya [2-4] jauh lebih mudah untuk diikuti karena cukup jelas dalam mempertimbangkan sisi-sisi *left* dan *right* TFN nya.

Berdasarkan hasil yang diperoleh pada Bagian 3 maka dapat disimpulkan bahwa modifikasi input data *single point* ke TFN simetris pada prediksi nilai tukar Rupiah terhadap Dollar Amerika dapat meningkatkan akurasi peramalan yaitu dengan menghasilkan error data TFN simetris lebih kecil error data *single point*. Selain itu hasil peramalan TFN simetris dapat memprediksi tiga jenis data secara bersamaan yaitu peramalan nilai tukar terendah, medium dan tertinggi. Pada hasil ramalan nilai tukar Rupiah terhadap Dollar mengalami peningkatan untuk periode 31 hari kedepannya yaitu bulan Januari 2018.

Daftar Pustaka

- [1] Aritonang, R. Peramalan Bisnis. Edisi ke 2. Jakarta: Ghalia Indonesia. 2009; 3-4.
- [2] Efendi, R., Arbaiy, N., Deris, M. A new Procedure in Stock Market Forecasting Based on Fuzzy Random Auto-regression Time Series Model. *Information Sciences*. 441. 2018; 113-132.
- [3] Efendi, R., Samsudin, N., Arbaiy, N., Deris, M. Maximum-Minimum Temperature Prediction Using Fuzzy Random Auto-Regression Time Series Model. *Proceeding of International Symposium on Computational and Business Intelligence*. 2017; 57-60.
- [4] Efendi, R., Deris, M., Ismail, Z. Implementation of Fuzzy Time Series In Forecasting Of The Stationary Data. *International Journal of computing intelligence and application*. 2016; 15(2): 1-10.
- [5] Gunaryati, Suhendra. Perbandingan Antara Metode Statistika Dan Metode Neural Network Pada Model Peramalan Indeks Harga Perdagangan Besar. *Jurnal Teknologi dan Rekayasa Universitas Gunadarma*. 2015; 20(1).
- [6] Ridho, Yani. Peramalan Nilai Tukar (Kurs) Rupiah Terhadap Dolar Tahun 2017 dengan Menggunakan Metode Arima Box-Jenkins. *Artikel Seminar Nasional Integrasi Matematika dan Nilai Islami Universitas Islam Lamongan*. 2017.
- [7] Rozak, A. Metode Autoregressive Fuzzy Time Series Untuk Peramalan. *Jurnal Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu pengetahuan Alam*. Institut Teknologi Sepuluh November. 2012.