

PENERAPAN ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM UNTUK PREDIKSI NILAI TUKAR RUPIAH

Sanggam Andreas Harahap^{*1)}, Sukmawati Nur Endah^{*2)}

****Departemen Ilmu Komputer/Informatika, Fakultas Sains dan Matematika,
Universitas Diponegoro**

¹⁾andreassanggam@yahoo.com, ²⁾sukmawati020578@gmail.com

ABSTRAK

Salah satu indikator penting dalam perekonomian suatu negara adalah nilai tukar dari mata uang, dimana majunya suatu negara dapat ditentukan oleh kekuatan nilai mata uang negara tersebut. Nilai tukar yang berdasarkan pada kekuatan pasar akan selalu berubah disetiap kali nilai-nilai salah satu dari dua komponen mata uang berubah. Dengan mampu meramalkan perubahan nilai tukar mata uang tersebut maka dapat ditentukan harga yang tepat untuk menukarkan mata uang para pemilik modal ke dalam bentuk mata uang lain. Proses peramalan/ prediksi dapat dilakukan dengan menggunakan arsitektur jaringan adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS) terhadap data kurs. Data kurs yang digunakan merupakan data kurs nilai jual pada jenis kurs Dolar Amerika, Dolar Singapura dan Euro sebanyak 110 data untuk tiap-tiap jenis kursnya dari periode 1 Agustus 2017 hingga 9 Januari 2018. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kombinasi terbaik parameter untuk kurs Dolar Amerika adalah laju pembelajaran sebesar 0,1; maksimal epoch sebesar 10000; jumlah data pelatihan sebanyak 80%; target error sebesar 0,001 dengan perolehan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 0,41. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kombinasi terbaik parameter untuk kurs Dolar Singapura adalah laju pembelajaran sebesar 0,2; maksimal epoch sebesar 10000; jumlah data pelatihan sebanyak 80%; target error sebesar 0,001 dengan perolehan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 0,12. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kombinasi terbaik parameter untuk kurs Euro adalah laju pembelajaran sebesar 0,5; maksimal epoch sebesar 10000; jumlah data pelatihan sebanyak 80%; target error sebesar 0,001 dengan perolehan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 0,38. Tingkat akurasi untuk prediki kurs Rupiah terhadap Dolar Amerika sebesar 99,58%, terhadap Dolar Singapura sebesar 99,87% dan terhadap Euro sebesar 99,62%.

Kata kunci : *Kurs, Prediksi, ANFIS, parameter, arsitektur, jaringan, MAPE, akurasi*

ABSTRACT

One important indicator in the economy of a country is the exchange rate of the currency, in which the advance of a country can be determined by the strength of the country's currency value. The exchange rate based on market power will always change every time the values of one of the two currency components change. By being able to forecast changes in the exchange rate of currency then it can be determined the right price to exchange the currency of the owners of capital into other currencies. Forecasting / prediction process can be done by using adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS) network architecture against exchange rate data. The exchange rate data is the data of the selling rate on US Dollar, Singapore Dollar and Euro exchange rates of 110 data for each exchange rate from 1 August 2017 to 9 January 2018. The test results show that the best combination of

parameters for US Dollar exchange rate is the learning rate of 0.1; maximum epoch of 10000; the amount of training data is 80%; target error of 0.001 with the value of Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 0.41. The test results show that the best combination of parameters for Singapore Dollar exchange rate is the learning rate of 0.2; maximum epoch of 10000; the amount of training data is 80%; target error of 0.001 with the value of Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 0.12. The test results show that the best combination of parameters for the Euro exchange rate is the learning rate of 0.5; maximum epoch of 10000; the amount of training data is 80%; target error of 0.001 with the value of Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 0.38. The accuracy rate for the prediction of the Rupiah exchange rate against the US Dollar amounted to 99.58%, against the Singapore Dollar of 99.87% and the Euro by 99.62%.

Keyword : exchange rate, prediction, ANFIS, parameter, architecture, network, MAPE, accuracy

1. PENDAHULUAN

Salah satu indikator penting dalam perekonomian suatu negara adalah nilai tukar dari mata uang, dimana majunya suatu negara dapat ditentukan oleh kekuatan nilai mata uang negara tersebut. Ditinjau dari konteks, hampir semua negara di dunia melakukan transaksi keuangan internasional. Pasar valuta asing (*foreign exchange*) merupakan salah satu bentuk transaksi perdagangan dan keuangan internasional dimana dilibatkannya mata uang asing (*foreign currencies*) dalam prosesnya. Permasalahan yang muncul disini adalah perubahan nilai tukar mata uang tersebut mengakibatkan sulitnya menentukan harga yang tepat untuk menukarkan mata uang para pemilik modal ke dalam bentuk mata uang lain demi memperoleh keuntungan dari perbedaan kekuatan mata uang di setiap negara.

Penelitian terkait masalah prediksi sebelumnya telah dilakukan, diantaranya penelitian estimasi tingkat BI rate berdasarkan faktor nilai tukar kurs (USD/RP) JUB, inflasi, IHSG dan PDB menggunakan ANFIS [1]. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode ANFIS mampu melakukan training atas

data dan memodelkan perilaku hubungan antara input dengan output secara baik.

Penelitian yang dilakukan membuktikan bahwa metode ANFIS dapat digunakan sebagai metode prediksi dengan tingkat error yang relatif kecil. Agar dapat dipetakan dalam sebuah arsitektur perlu dilakukan identifikasi penentuan pola inputan data. Penentuan pola inputan akan berdasarkan pada hasil pengolahan menggunakan aplikasi SPSS yang dimana mendukung dalam pembentukan jaringan ANFIS yang dibangun. Sehingga penulis mengimplementasikan metode ANFIS untuk memprediksi besarnya kurs Rupiah terhadap Dollar Amerika, kurs Euro dan Dollar Singapura.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 MODEL *MOVING AVERAGE* (MA) DAN *AUTOREGRESI* (*AUTOREGRESSION*)

Autoregressive (AR) merupakan suatu observasi pada waktu t dinyatakan sebagai fungsi linier terhadap p waktu sebelumnya ditambah dengan sebuah residual acak yang independen dan berdistribusi normal dengan rata-rata 0,

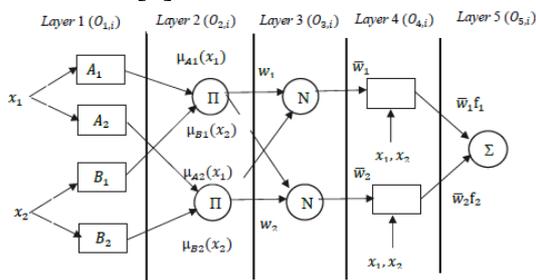
model *autoregressive* orde p atau lebih ringkas ditulis model AR (p). *Moving average* (MA) digunakan untuk menjelaskan suatu fenomena bahwa suatu observasi pada waktu t dinyatakan sebagai kombinasi linier dari sejumlah error acak t . Bentuk umum model moving average orde q atau lebih ringkas ditulis model MA(q). Penentuan orde p dan q pada suatu data runtun waktu dilakukan dengan mengidentifikasi plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari data yang sudah stasioner [6].

2.2 FUZZY DAN SISTEM INFERENSI FUZZY

Sistem inferensi fuzzy (FIS) adalah sebuah *framework* komputasi populer berdasarkan pada konsep teori himpunan *fuzzy*, aturan *if - then fuzzy*, dan penalaran *fuzzy*. Sistem inferensi fuzzy menggunakan metode Sugeno memiliki karakteristik yaitu konsekuen tidak merupakan himpunan *fuzzy*, namun merupakan suatu persamaan linier dengan variabel-variabel sesuai dengan variabel inputnya. Untuk membentuk FIS dengan *subtractive clustering* dapat digunakan model Sugeno orde pertama dengan dua buah *input* dan satu buah *output*.

2.3 ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)

Arsitektur ANFIS untuk model Sugeno orde pertama dapat dilihat pada Gambar 2 [2].



Gambar 1. Arsitektur ANFIS model Sugeno
 Sebelum diestimasi nilai pada layer 1 digunakan *Fuzzy C-Means* (FCM) untuk melakukan *clustering*, tahapan clustering dengan FCM diuraikan pada pembahasan selanjutnya. Hasil dari proses tersebut menghasilkan nilai deviasi standar (a) dan mean (c) yang selanjutnya diinisialisasi sebagai parameter premis. Selanjutnya, fungsi dari setiap lapis diestimasi sebagai berikut [2] :

1. *Layer* 1 merupakan lapisan pertama setelah x_1 dan x_2 dimasukkan yang kemudian diakumulasikan terhadap derajat keanggotaan pada label linguistik terkait. Setiap node ke i di dalam layer ini merupakan node adaptif dengan fungsi tersendiri.

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x_i) \text{ untuk tiap } i = 1, 2, \dots \quad (1)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_i}(x_i) \text{ untuk tiap } i = 1, 2, \dots \quad (2)$$

Fungsi keanggotaan untuk A_i dan B_i dapat diparameterkan menggunakan fungsi Gbell :

$$\mu_{A_i}(x_i) = \frac{1}{1 + \left[\frac{x_i - c_i}{a_i} \right]^{2b}} \dots \dots \dots \quad (3)$$

2. Pada *layer* 2 setiap node adalah node tetap berlabel Π dengan akumulasi dari sinyal masuk.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x_i) * \mu_{B_i}(x_i), i = 1, 2, \dots \quad (4)$$

3. Pada *layer* 3 setiap node adalah node tetap berlabel N . Node N menghitung rasio dari kuat penyulutan aturan ke i terhadap jumlah semua kuat penyulutan dari semua aturan.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2, \dots \quad (5)$$

4. Untuk mengestimasi nilai pada layer 4 dilibatkan *pembelajaran hybrid* dengan menggunakan *Recursive Least-Squares Estimator* (RLSE) yang diuraikan pada pembahasan selanjutnya. Diestimasi nilai parameter konsekuen untuk digunakan pada *layer* 4. Pada *layer* 4 setiap node pada lapis ini adalah node

adaptif yang diakumulasikan dengan parameter konsekuen dengan fungsi node:

$$o_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad (6)$$

5. Pada *layer* 5 node tunggal pada lapisan ini adalah node tetap berlabel Σ yang menghitung keluaran sebagai penjumlahan semua sinyal yang datang dalam keluaran jaringan.

$$o_{5,i} = y_t = \sum_i \bar{w}_i f_i \dots \dots \dots (7)$$

2.4 FUZZY C-MEANS

Fuzzy C-Means (FCM) adalah suatu teknik pengklasteran data yang mana keberadaan tiap data dalam suatu cluster ditentukan oleh nilai keanggotaan. Konsep FCM pertama kali adalah menentukan pusat *cluster* yang akan menandai lokasi rata-rata untuk tiap cluster. Tahapan proses FCM adalah sebagai berikut [8]:

1. Matriks U berukuran $n * m$, dengan n = jumlah data yang akan diklaster, dan m = jumlah variabel (kriteria).

$$U = \begin{bmatrix} \mu_{11}(x_1) & \mu_{12}(x_2) & \dots & \mu_{1c}(x_c) \\ \mu_{21}(x_1) & \mu_{22}(x_2) & \dots & \mu_{2c}(x_c) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{n1}(x_1) & \mu_{n2}(x_2) & \dots & \mu_{nc}(x_c) \end{bmatrix} \dots \dots \dots (8)$$

(Matriks partisi awal biasanya dipilih secara acak dengan bilangan desimal antara 0 dan 1)

2. Jumlah *cluster* yang dibentuk c adalah ≥ 2 . Lalu hitung pusat *cluster* v_{kj} untuk setiap *cluster*.

$$v_{kj} = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^w \cdot x_{ij}}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^w} \dots \dots \dots (9)$$

3. Pangkat pembobot (w) > 1 lalu menghitung fungsi objektif p^t , dengan rumus :

$$p^t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c \sum_{j=1}^m [(x_{ij} - v_{kj})^2] ((\mu_{ik})^w) \dots \dots \dots (10)$$

4. Perbaiki derajat keanggotaan (μ_{ik}) setiap data pada setiap *cluster* (perbaiki matriks partisi), sebagai berikut :

$$\mu_{ik} = \frac{[\sum_{j=1}^m (x_{ij} - v_{kj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c [\sum_{j=1}^m (x_{ij} - v_{kj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}} \dots \dots (11)$$

5. Menentukan kondisi berhenti, yaitu perubahan fungsi objektif pada iterasi sekarang dengan iterasi sebelumnya sebagai berikut :

$$\Delta = \|p^t - p^{t-1}\| \dots \dots \dots (12)$$

Apabila $\Delta \leq \xi$ maka iterasi dihentikan, namun apabila $\Delta > \xi$ maka naikkan iterasi ($t=t+1$) dan kembali hitung pusat *cluster*. Selanjutnya terhadap hasil pada setiap *cluster* dievaluasi nilai parameter premisnya berupa *mean* (c) dan standar deviasi (a).

$$c = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} \dots \dots \dots (13)$$

$$a = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - c)^2}{n-1}} \dots \dots \dots (14)$$

2.5 PROSEDUR PEMBELAJARAN HYBRID

Algoritma hibrida akan mengatur parameter-parameter konsekuen p_i , q_i , dan r_i secara maju (*forward*) dan akan mengatur parameter-parameter premis $\{a, b, \text{ dan } c\}$ secara mundur (*backward*). Pada langkah maju, *input* jaringan akan merambat maju sampai pada lapisan ke empat, dimana parameter konsekuen akan diidentifikasi dengan menggunakan metode *Least-Square Estimator* (LSE) rekursif. Sedangkan pada langkah mundur, *error* sinyal akan merambat mundur dan parameter-parameter premis akan diperbaiki dengan menggunakan *metode gradient descent*.

2.6 RECURSIVE LEAST-SQUARES ESTIMATOR (RLSE)

Recursive Least-Squares Estimator (RLSE) merupakan sebuah metode yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi parameter yang linear terhadap suatu jaringan. Apabila terdapat m elemen pada

vektor *output* y (y berukuran $m \times 1$), dan n parameter θ (θ merupakan vektor parameter konsekuen berukuran $n \times 1$), dengan baris ke- i pada matriks $[A : y]$ (A yang merupakan representasi dari matriks $[\bar{w}_1x_1 \ \bar{w}_1x_2 \ \bar{w}_1 \ \bar{w}_2x_1 \ \bar{w}_2x_2 \ \bar{w}_2]$) dinotasikan sebagai $[a_i^T : y]$ dan apabila $m = n$, maka dapat ditentukan nilai θ dari persamaan 15 [3].

$$A\theta = y \dots\dots\dots(15)$$

Namun apabila $m > n$, maka dituliskan sebagai berikut :

$$A^T A \hat{\theta} = A^T y \dots\dots\dots(16)$$

jika $A^T A$ adalah nonsingular, θ bersifat unik, dengan mengasumsikan jumlah baris dari pasangan A dan y adalah k , dan dengan membuang (^) pada $\hat{\theta}$, maka diperoleh :

$$\theta_k = (A^T A)^{-1} A^T y \dots\dots\dots(17)$$

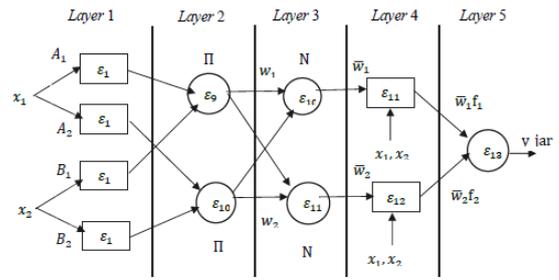
Pada LSE, dapat ditambahkan suatu pasangan data $[a^T : y]$, sehingga terdapat banyak $(m+1)$ pasangan data. Dari sini dapat dihitung kembali LSE θ_{k+1} dengan bantuan θ_k . Menurut Jang [2], karena jumlah parameter ada sebanyak n , maka matriks $n \times n$ dapat diselesaikan menggunakan metode *invers*, sebagai berikut :

$$P_n = (A^T A_n)^{-1} \dots\dots\dots(18)$$

$$\theta_n = P_n A_n^T y_n \dots\dots\dots(19)$$

2.7 MODEL PROPAGASI ERROR (GRADIENT DESCENT)

Jaringan adaptif tersebut dilatih untuk didapatkan nilai parameter a dan c . Untuk melakukan perbaikan terhadap a dan c tersebut, digunakan model propagasi *error* dengan konsep *gradient descent*. *Gradient descent* merupakan sebuah metode penurunan *gradient* dalam masalah optimasi yang mana arah penurunan yang lurus ditentukan berdasarkan pada *gradient* dari sebuah fungsi objektif [3].



Gambar 2. Propogasi Error Arsitektur ANFIS

1. Error pada layer 5

Apabila terdapat jaringan adaptif seperti pada Gambar 2, yang hanya memiliki 1 neuron pada *layer output* (neuron 13), maka propogasi *error* yang menuju pada *layer 5* dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$\epsilon_{13} = -2(y - yt) \dots\dots\dots(20)$$

2. Error pada layer 4

Propogasi *error* yang menuju pada *layer 4* yaitu neuron 11 dan 12 memiliki nilai propogasi *error* yang sama dengan neuron 13.

$$\epsilon_{11} = \epsilon_{13} \dots\dots\dots(21)$$

$$\epsilon_{12} = \epsilon_{13} \dots\dots\dots(22)$$

3. Error pada layer 3

Propogasi *error* yang menuju pada *layer 3* yaitu neuron 9 dan 10 dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$\epsilon_9 = \epsilon_{11}f_1 \dots\dots\dots(23)$$

$$\epsilon_{10} = \epsilon_{12}f_2 \dots\dots\dots(24)$$

4. Error pada layer 2

Propogasi *error* yang menuju pada *layer 2* yaitu neuron 7 dan 8 dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$\epsilon_7 = \frac{w_2}{(w_1+w_2)^2} (\epsilon_9 - \epsilon_{10}) \dots\dots\dots(25)$$

$$\epsilon_8 = \frac{w_1}{(w_1+w_2)^2} (\epsilon_{10} - \epsilon_9) \dots\dots\dots(26)$$

5. Error pada layer 1

Propogasi *error* yang menuju pada *layer 1* yaitu neuron 3, 4, 5 dan 6 dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$\epsilon_3 = \epsilon_7 \mu_{B1}(x_2) \dots\dots\dots(27)$$

$$\epsilon_4 = \epsilon_8 \mu_{B2}(x_2) \dots\dots\dots(28)$$

$$\epsilon_5 = \epsilon_7 \mu_{A1}(x_1) \dots\dots\dots(29)$$

$$\epsilon_6 = \epsilon_8 \mu_{A2}(x_1) \dots\dots\dots(30)$$

Error akan digunakan untuk mencari informasi *error* pada parameter premis a (a_{11} dan a_{12} untuk A_1 dan A_2 ; a_{21} dan a_{22} untuk B_1 dan B_2), dan parameter premis c (c_{11} dan c_{12} untuk A_1 dan A_2 ; c_{21} dan c_{22} untuk B_1 dan B_2) sebagai berikut :

$$\varepsilon_{aik} = (\varepsilon_3) \frac{2(x_i - c_{ik})^2}{a_{ik}^i \left(1 + \left(\frac{x_i - c_{ik}}{a_{ik}}\right)^2\right)^2} \dots\dots\dots (31)$$

$$\varepsilon_{cik} = (\varepsilon_3) \frac{2(x_i - c_{11})}{a_{ik}^i \left(1 + \left(\frac{x_i - c_{ik}}{a_{ik}}\right)^2\right)^2} \dots\dots\dots (32)$$

Dari propogansi *error* tersebut dapat ditentukan perubahan nilai parameter a_{ij} dan c_{ij} (Δa_{ij} dan Δc_{ij}) sebagai berikut :

$$\Delta a_{ij} = \eta \varepsilon_{aij} x_i \dots\dots\dots (34)$$

$$\Delta c_{ij} = \eta \varepsilon_{cij} x_i \dots\dots\dots (33)$$

dengan η adalah laju pembelajaran yang terletak pada interval [0, 1]. Sehingga nilai a_{ij} dan c_{ij} yang baru adalah :

$$a_{ij} = a_{ij}(\text{lama}) + \Delta a_{ij} \dots\dots\dots (36)$$

$$c_{ij} = c_{ij}(\text{lama}) + \Delta c_{ij} \dots\dots\dots (37)$$

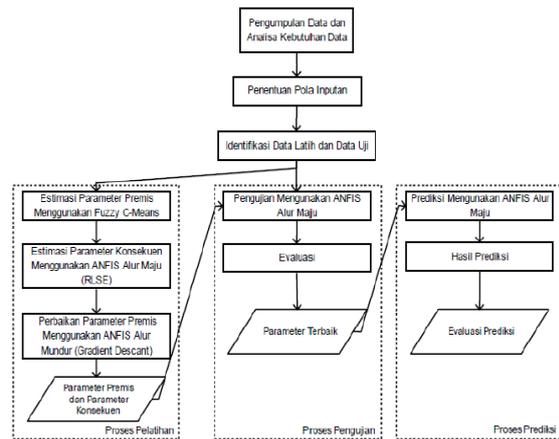
2.8 MEAN ABSOLUTE PERCENTAGE ERROR (MAPE)

MAPE merupakan salah satu metode analitis untuk menghitung *error* [7]. Rumus untuk mengestimasi nilai MAPE dapat dilihat pada persamaan 38.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^S |y_t - y| / y_t \% \dots\dots\dots (38)$$

3. METODOLOGI PENELITIAN

Pada penerapan *adaptive neuro-fuzzy inference system* untuk prediksi nilai tukar Rupiah, diperlukan suatu langkah penyelesaian masalah yang sistematis hingga menghasilkan hasil akhir yang tepat. Gambar blok proses berikut adalah alur langkah penyelesaian pada penelitian ini.



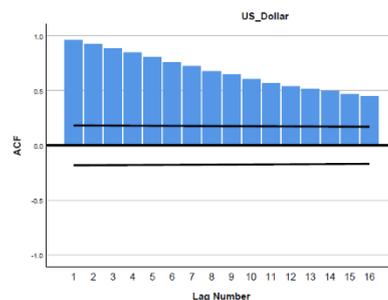
Gambar 3. Alur Penyelesaian Masalah

3.1 PENGUMPULAN DATA DAN ANALISA KEBUTUHAN

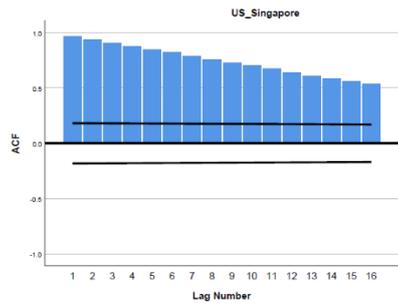
Data yang digunakan sebagai masukan menggunakan nilai dari kurs mata uang, dimana variabel yang dijadikan sebagai data masukan adalah nilai kurs jual terhadap Rupiah. Pengumpulan data diperoleh dari *database website* resmi Bank Indonesia yaitu *www.bi.go.id*.

3.2 PENENTUAN POLA INPUTAN DATA

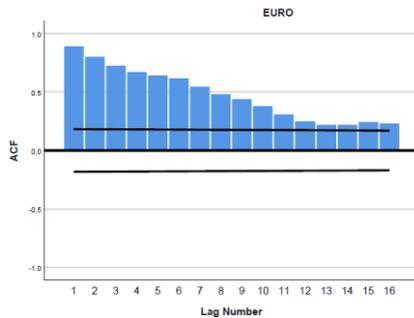
Untuk menentukan pola inputan, terhadap data yang akan diprediksi diproses dengan menggunakan bantuan aplikasi SPSS. Data tersebut dilakukan pengujian stasioner dengan melihat grafik ACF hasil output dari SPSS. Pada Gambar 4 diperoleh hasil grafik ACF untuk kurs Dolar Amerika, pada Gambar 5 diperoleh hasil grafik ACF untuk kurs Dolar Singapura dan pada Gambar 6 diperoleh hasil grafik ACF untuk kurs Euro.



Gambar 4. Grafik ACF kurs Dolar Amerika



Gambar 5. Grafik ACF kurs Dolar Singapura



Gambar 6. Grafik ACF kurs Euro

Grafik tersebut juga menunjukkan bahwa pada lag pertama hingga seterusnya berada diluar garis *Bartlett*. Sehingga, data tersebut dapat dikelompokkan sebagai data stasioner. Dalam istilah statistik, data stasioner termasuk dalam kategori data berjenis *moving average* (autoregresi dengan orde tak terhingga). Dengan kata lain, data *time series* tersebut berpengaruh secara signifikan sehingga penentuan pola data input dalam proses prediksi dapat menggunakan periode waktu tertentu berapapun dari periode waktu masing-masing datanya .

3.3 IDENTIFIKASI DATA LATIH DAN DATA UJI

Proses identifikasi penentuan data latih dan data uji dilakukan dengan membagi data menjadi data pelatihan dan data pengujian. Terhadap data pelatihan digunakan untuk proses pembangunan model berupa penentuan parameter/perbaikan parameter, sementara terhadap data pengujian digunakan untuk validasi model berupa pengujian keakurataan dari parameter hasil pelatihan.

3.4 PELATIHAN

Pada proses pelatihan terdapat tiga tahap yang dilakukan, yaitu estimasi parameter premis menggunakan *Fuzzy C-Means*, estimasi parameter konsekuen menggunakan ANFIS alur maju dan perbaikan parameter premis menggunakan ANFIS alur mundur. Proses pelatihan ini menggunakan data *input* pola data latih hasil proses identifikasi data latih dan data uji. Sebelum memulai proses pelatihan, terlebih dahulu diinialisasikan parameter awal jaringan ANFIS, yaitu laju pembelajaran (μ), toleransi MAPE, maksimal *epoch* dan jumlah data pelatihan. Selanjutnya masuk ke tahap proses pembentukan parameter premis awal dengan menggunakan FCM sesuai dengan kriteria parameter awal yang sudah ditentukan. Apabila parameter premis pada tahap FCM telah diperoleh, maka pelatihan dilanjutkan dengan menggunakan pelatihan alur maju guna memperoleh parameter konsekuen yang kemudian dilanjutkan dengan proses perbaikan parameter pada tahap pelatihan alur mundur.

3.5 PENGUJIAN

Pada tahapan pengujian digunakan data pola uji dan dari lapisan pertama hingga kelima jaringan ANFIS terhadap parameter premis baru yang telah dibentuk pada tahap evaluasi propagasi *error* dan parameter konsekuen pada tahap pelatihan. Pada nilai hasil keluaran jaringan tahapan pengujian masing-masing nilainya dibandingkan dengan data target pengujian (x_i) yang kemudian dikalkulasikan *error ratenya* dengan menggunakan MAPE (persamaan 2.54).

$$MAPE = \frac{1}{34} \sum_{i=1}^S \frac{|13601.41 - 13612|}{13601.41}$$

$$= 0.15207\%$$

Hasilnya, terhadap keseluruhan data hasil pengujian diperoleh *error rate* yang nilainya lebih kecil dari 10% dan ditafsirkan sebagai perkiraan sangat baik.

3.6 PREDIKSI

Terhadap hasil prediksi akan membandingkan nilai hasil keluaran jaringan dengan data aktual besaran nilai kurs jual Dolar Amerika pada periode yang sama dengan hasil prediksi. Dengan menggunakan MAPE, dievaluasi besaran *error rate* yang dihasilkan. Pada periode prediksi yang sama, diperoleh data aktual besaran nilai kurs jual Dolar Amerika sebesar 13456 dimana terhadap data hasil prediksi sebesar 13519. Sehingga, diperoleh hasil evaluasi hasil prediksi sebagai berikut :

$$MAPE = \frac{|13519 - 13456|}{13456} \% \\ = 0.46 \%$$

Sehingga diperoleh hasil evaluasi *error* sebesar 0.46 % yang dimana nilai hasil penafsiran tersebut yang nilai MAPE < 10% termasuk dalam perkiraan yang sangat baik.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 RENCANA PENGUJIAN

Rencana pengujian yang dilakukan melibatkan kombinasi variasi parameter yang digunakan. Sehingga, hasil terbaik dari setiap skenario dilihat nilai persentase MAPE pengujian terendah yang kemudian digunakan pada skenario selanjutnya.

4.2 HASIL PENGUJIAN

Hasil dan analisa pengujian untuk setiap skenarionya dianalisa dan ditentukan parameter terbaiknya untuk dimodelkan dalam arsitektur ANFIS terbaik.

4.3 SKENARIO 1

Hasil skenario 1 pengujian pada masing-masing data jenis kurs dengan variasi parameter laju pembelajaran dari 0,1 hingga 0,9 dengan interval 0,1. Pada Dolar Amerika nilai parameter laju pembelajaran sebesar 0,1 dihasilkan nilai MAPE terendah sebesar 0,1312. Pada Dolar Singapura dengan nilai parameter laju pembelajaran sebesar 0,2 dihasilkan nilai MAPE terendah sebesar 0,1690 dan pada Euro dengan nilai parameter laju pembelajaran sebesar 0,5 dihasilkan nilai MAPE terendah sebesar 0,3632.

4.4 SKENARIO 2

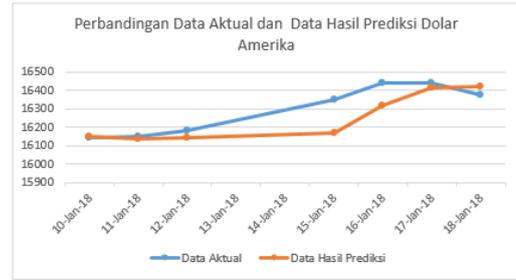
Hasil skenario 2 pengujian dengan menggunakan kombinasi nilai parameter maksimal *epoch* 1, 100, 500, 1000, 5000 dan 10000. Dengan nilai maksimal *epoch* sebesar 10000 dihasilkan nilai MAPE pengujian pada Dolar Amerika terendah sebesar 0,1533, MAPE pengujian pada Dolar Singapura terendah sebesar 0,1745 dan MAPE pengujian pada Euro terendah sebesar 0,3642.

4.5 SKENARIO 3

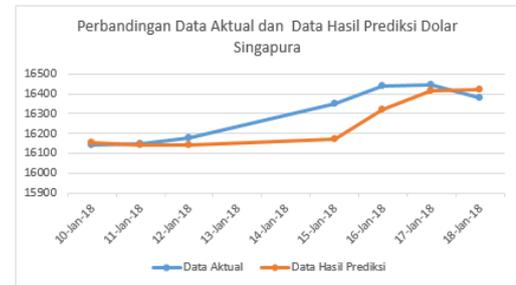
Hasil skenario 3 pengujian dengan menggunakan kombinasi nilai parameter jumlah data pelatihan dari 10% sampai dengan 90% dengan interval 10%. Pada Dolar Amerika dengan nilai parameter jumlah data pelatihan sebesar 80% dihasilkan nilai MAPE pengujian terendah sebesar 0,1094. Pada Dolar Singapura dengan nilai parameter jumlah data pelatihan sebesar 80% dihasilkan nilai MAPE pengujian terendah sebesar 0,1615 dan pada Euro dengan nilai parameter jumlah data pelatihan sebesar 80% dihasilkan nilai MAPE pengujian terendah sebesar 0,1094.

4.6 SKENARIO 4

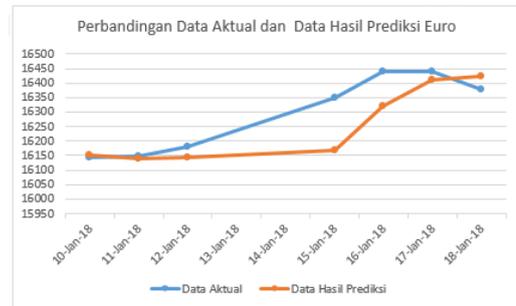
Terhadap skenario 4 parameter yang digunakan merupakan kombinasi parameter terbaik yang dihasilkan pada skenario sebelumnya. Sehingga, terhadap data hasil prediksi keluaran jaringan akan dibandingkan dengan data kurs aktual dan diakumulasikan tingkat akurasinya. Penentuan nilai akurasi menggunakan selisih nilai persentase dengan nilai MAPE yang dihasilkan. Berdasarkan pada Gambar 7, dapat dilihat bahwa perbandingan data kurs Dolar Amerika hasil prediksi keluaran jaringan dan data aktual memiliki rata-rata akurasi sebesar 99,59%, hal ini menunjukkan bahwa semua hasil prediksi dengan ketentuan skenario parameter sebelumnya menghasilkan jaringan ANFIS yang optimal untuk jenis kurs Dolar Amerika. Berdasarkan hasil pada Gambar 8, dapat dilihat bahwa perbandingan data kurs Dolar Singapura hasil prediksi keluaran jaringan dan data aktual memiliki rata-rata akurasi sebesar 99,87%, hal ini menunjukkan bahwa semua hasil prediksi dengan ketentuan skenario parameter sebelumnya menghasilkan jaringan ANFIS yang optimal untuk jenis kurs Dolar Singapura. Berdasarkan pada Gambar 9, dapat dilihat bahwa perbandingan data kurs Euro hasil prediksi keluaran jaringan dan data aktual memiliki rata-rata akurasi sebesar 99,62%, hal ini menunjukkan bahwa semua hasil prediksi dengan ketentuan skenario parameter sebelumnya menghasilkan jaringan ANFIS yang optimal untuk jenis kurs Euro.



Gambar 7. Grafik Perbandingan Data Aktual dan Data Hasil Prediksi Dolar Amerika



Gambar 8. Grafik Perbandingan Data Aktual dan Data Hasil Prediksi Dolar Singapura



Gambar 9. Grafik Perbandingan Data Aktual dan Data Hasil Prediksi Euro

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari pengembangan penelitian mengenai Penerapan *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah adalah sebagai berikut:

1. Hasil skenario yang telah dilakukan menunjukkan bahwa parameter maksimal *epoch* cukup signifikan mempengaruhi besaran nilai MAPE yang dihasilkan. Sehingga, dapat dinyatakan bahwa terhadap besaran nilai parameter maksimal *epoch*

berbanding terbalik dengan nilai MAPE yang dihasilkan.

2. *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* telah berhasil diterapkan untuk memprediksi nilai tukar Rupiah terhadap kurs Dolar Amerika dan memperoleh arsitektur terbaik dengan kombinasi parameter terbaik yaitu laju pembelajaran sebesar 0,1; parameter maksimal *epoch* sebesar 10000; jumlah data pelatihan 80% dengan tingkat akurasi yang dihasilkan sebesar 99,58%.
3. *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* telah berhasil diterapkan untuk memprediksi nilai tukar Rupiah terhadap kurs Dolar Singapura dan memperoleh arsitektur terbaik dengan kombinasi parameter terbaik yaitu laju pembelajaran sebesar 0,2; parameter maksimal *epoch* sebesar 10000; jumlah data pelatihan 80% dengan tingkat akurasi yang dihasilkan sebesar 99,87%.
4. *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* telah berhasil diterapkan untuk memprediksi nilai tukar Rupiah terhadap kurs Euro dan memperoleh arsitektur terbaik dengan kombinasi parameter terbaik yaitu laju pembelajaran sebesar 0,5; parameter maksimal *epoch* sebesar 10000; jumlah data pelatihan 80% dengan tingkat akurasi yang dihasilkan sebesar 99,62%.

5.2 Saran

1. Menambah data-data dari jenis kurs yang berbeda agar aplikasi tidak hanya terbatas pada prediksi kurs Dolar Amerika, Dolar Singapura dan Euro saja, tetapi dapat memprediksi data kurs lainnya.

2. Menambahkan proses normalisasi data sebelum tahapan *preprocessing* agar menghasilkan hasil *error* yang konvergen pada iterasinya dengan menggunakan metode yang sudah ada.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Kahfi dan A. Akhirson, "Estimasi Tingkat BI Rate Berdasarkan Faktor Nilai Tukar (Kurs USD/RP) JUB, INFLASI, IHSG DAN PDB MENGGUNAKAN METODE ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)," *Proceeding PESAT (Psikologi, Ekonomi, Sastra, Arsitektur & Teknik Sipil)*, vol. 5, 2013.
- [2] J.-S. R. Jang , C.-T. Sun dan E. Mizutani, *Neuro Fuzzy and Soft Computing*, Massachusetts: Prentice Hall, Inc., 1997.
- [3] R. Jang dan Jyh-Shing, "ANFIS : Adaptive Neuro Fuzzy Inference System," *IEEE Transactions On Systems, Man and Cybernetics*, vol. 23 No.3, 1993.
- [4] S. Kusumadewi, *Artificial Intelligence (teknik dan aplikasinya)*, Yogyakarta : Graha Ilmu, 2003.
- [5] R. Narsalita dan S. , "Peramalan Indeks Harga Saham Perusahaan Finansial LQ45 Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Vector Autoregressive (VAR)," *JURNAL SAINS DAN SENI ITS*, vol. 4, 2015.
- [6] W. W. S. Wei, *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*, 2nd ed. penyunt., Philadelphia: Pearson Education, 2006.

- [7] P. W. Batey dan P. Friedrich, Regional Competition, Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg GmbH, 2000.
- [8] Zimmermann, Fuzzy Sets Theory and Its Application, Yogyakarta: Graha Ilmu, 1991.